

OPTIMISASI PEMBAYARAN TIKET BUS DI JABODETABEK MELALUI PENGELOMPOKAN TRANSAKSI DIGITAL MENGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS

Muhammad Hafizh Fakhriza, Raditya Danar Dana

Program Studi Manajemen Informatika,
STMIK IKMI Cirebon, Jl. Perjuangan No. 10B, Karyamulya Cirebon, Indonesia
Fakhriza02@gmail.com

ABSTRAK

Dalam era globalisasi, banyak hal mengalami modernisasi, termasuk sarana transportasi yang semakin berkembang. Salah satu transportasi umum yang banyak digunakan adalah *Bus Trans Jabodetabek* atau *busway*. Pembangunan ekonomi membutuhkan kendaraan yang cukup dan memadai, sehingga PT Transjabodetabek membuat kebijakan pembelian kartu uang elektronik dan penghilangan layanan loket isi ulang uang tunai di seluruh halte *busway*. Namun, belum ada pengelompokan model pembayaran tiket bus yang dapat menjadi dasar penentuan kelanjutan kerjasama dengan *platform* atau *vendor bank* yang bersangkutan. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode analisa data *Knowledge Discovery in Database* (KDD) dengan jumlah data transaksi sebanyak 11.916 pada tahun 2023 dari Dinas Perhubungan Jabodetabek. Hasil dari penelitian ini menggunakan analisis *clustering* dengan metode *K-Means* yang dapat membantu mengidentifikasi permasalahan yang ada. Uang elektronik atau *e-money* dianggap sebagai alternatif pembayaran *non-tunai* yang lebih efektif dan umumnya disimpan dalam dompet digital. Dalam penelitian ini, menghasilkan *Davies Bouldin Index* dari $K = 2$ sampai dengan $K = 5$, maka hasil cluster yang paling optimum adalah $K = 4$ dengan hasil *Davies Bouldin Index* sebesar 0.160.

Kata kunci: Transportasi, Bus, Davies Bouldin Index, Clustering, K-Means.

1. PENDAHULUAN

Transportasi publik, atau disebut juga transportasi umum, adalah layanan angkutan penumpang yang tersedia untuk masyarakat umum. Transportasi umum dapat diakses dengan mudah oleh semua orang, berbeda dengan taksi yang memerlukan pemesanan mandiri. Istilah "*bus*" sendiri mulai digunakan ketika kendaraan bermotor mulai menggantikan kuda sebagai media transportasi pada tahun 1905 [1]. Dalam rangka memenuhi kebutuhan transportasi, dinas perhubungan menyediakan berbagai jenis fasilitas transportasi, termasuk jalur darat, laut, dan udara, untuk memastikan ketersediaan jasa transportasi yang memadai bagi masyarakat [2]. Teknologi informasi berkembang pesat saat ini dan sebagian besar transaksi keuangan dilakukan secara elektronik. Internet, layanan perbankan *online*, kartu debit, dan pembayaran *online* telah memperkuat hal tersebut. Uang tidak lagi berbentuk fisik, melainkan dapat menjadi sebuah bentuk abstrak yaitu *e-money* (Sistem Uang Elektronik) [3]. Pembayaran tanpa uang tunai dapat dilakukan dengan transfer antar *bank* atau melalui jaringan internal bank, serta menggunakan alat pembayaran berbasis kartu seperti ATM, debit, dan kredit. Selain itu, beberapa negara telah mengembangkan *Electronic Money* sebagai bentuk pembayaran yang lebih praktis [4].

Sebuah penelitian sebelumnya oleh Narwati (2012) [5] berjudul "Pengelompokan Mahasiswa Menggunakan Algoritma *K-Means*" membahas tentang pengelompokan mahasiswa berdasarkan data akademik menggunakan teknik *Clustering Algoritma*

K-Means. Penelitian ini menggunakan data nilai tes mahasiswa saat masuk dan Indeks Prestasi Kumulatif mahasiswa sebagai variabel. Hasil penelitian menunjukkan pola prestasi mahasiswa yang *cluster*-nya tetap, naik atau menurun, serta dapat dilihat dari program studi dan asal sekolahnya. Penelitian berjudul "Penerapan Algoritma *K-Means* dalam Pengelompokan Data Penduduk Miskin Menurut Provinsi" oleh Irmanita Nasution, Agus Perdana Windarto, M. Fauzan [6] pada tahun 2020 berhasil mengelompokkan provinsi berdasarkan tingkat kemiskinan menjadi 8 *cluster* tinggi dan 26 *cluster* rendah. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan masukan kepada pemerintah untuk memberikan perhatian lebih pada provinsi yang termasuk dalam kategori tinggi kemiskinan.

Penelitian ini bertujuan untuk menyelesaikan masalah-masalah terkait dengan *clustering* pada transaksi pembayaran tiket bus. Tujuannya adalah untuk menerapkan *K-Means Clustering* dengan melakukan *preprocessing* data agar diperoleh data yang bebas dari *missing value* dan *polynomial*, menentukan jumlah *cluster* yang optimal dalam algoritma *K-Means* untuk memastikan pengelompokan data dilakukan dengan tepat dan efisien, dan mengukur *performance cluster* yang optimal dengan *Davies Bouldin Index* untuk mengevaluasi keefektifan penggunaan metode *clustering* yang digunakan. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk memberikan solusi yang tepat dalam mengatasi masalah *clustering* pada transaksi pembayaran tiket bus.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data Mining adalah proses otomatis yang dilakukan saat mencari data dalam ruang penyimpanan yang sangat besar, dengan tujuan untuk mengidentifikasi pola-pola tertentu menggunakan teknik *clustering* seperti klasifikasi hubungan atau pengelompokan [7].

2.2 Algoritma K-Means

Algoritma *K-Means* merupakan sebuah metode pengelompokan data *nonhierarki* yang bertujuan untuk mempartisi data ke dalam dua atau lebih kelompok [8]. dengan cara mengelompokkan data berdasarkan titik pusat kluster terdekat menggunakan algoritma klusterisasi. Dalam pengelompokan ini, tujuan utama dari *K-Means* adalah untuk memaksimalkan kemiripan data yang berada dalam satu *cluster* [9].

2.3 Clustering

Clustering merupakan suatu pembentukan kelompok data dari himpunan data yang tidak diketahui kelompok atau kelasnya, serta proses menentukan keanggotaan data dalam setiap cluster [10]. Dalam *cluster*, data dalam suatu himpunan akan dibagi ke dalam beberapa kelompok yang memiliki tingkat kesamaan data yang lebih tinggi dibandingkan dengan data dalam kelompok lain [11].

2.4 Knowledge Discovery in Database

Knowledge Discovery in Database (KDD) merupakan suatu proses analisis terstruktur yang bertujuan untuk mendapatkan informasi baru, akurat, bermanfaat, dan menemukan pola dari data yang besar dan kompleks [12]. Tujuan dari KDD adalah untuk menentukan informasi berguna dan pola-pola yang terdapat dalam data [13].

2.5 RapidMiner

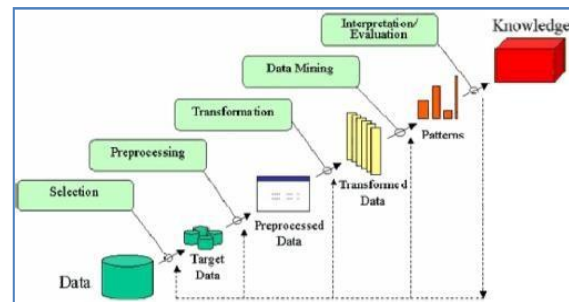
RapidMiner merupakan sebuah platform perangkat lunak ilmu data yang dikembangkan oleh perusahaan yang sama, yang menyediakan lingkungan terpadu untuk *machine learning*, *deep learning*, *text mining*, dan *predictive analytics* [14]. *RapidMiner* adalah sebuah *software* analisis data yang dapat berdiri sendiri, serta berfungsi sebagai mesin *data mining* yang dapat diintegrasikan pada produknya sendiri [15].

2.6 Davies Bouldin Index

Davies Bouldin Index (DBI) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur validitas atau jumlah *cluster* paling optimal pada suatu metode pengelompokan. Metode ini menghitung jumlah kedekatan data terhadap titik pusat *cluster* [16]. *Davies Bouldin Index* (DBI) dapat digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap jumlah *cluster* dari suatu pengujian data [17].

3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, digunakan metode *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang memiliki beberapa tahapan dan proses yang harus dilakukan. Tahapan-tahapan tersebut mencakup *Selection*, *Preprocessing*, *Transformation*, *Data Mining*, serta *Evaluation*. Dalam proses dilakukan identifikasi dan ekstraksi informasi penting yang terdapat dalam data yang diolah. Setiap tahapan dalam proses ini memiliki peran penting dalam menghasilkan hasil yang akurat dan bermakna dari data yang diolah.



Gambar 1. Tahapan Knowledge Discovery in Database

3.1. Selection

Tahap *selection* memasukkan operator *Read Excel* dalam membaca data *Excel* yang akan memakai *Rapidminer* versi 9.10. Selanjutnya menggunakan operator *Select Attributes*, yang berfungsi untuk memilih atribut mana yang ingin digunakan. Pada tahap ini, parameter harus diubah menjadi *subset* untuk memilih atribut yang akan digunakan menggunakan 3 *Attribute*, yaitu harga, terminal, dan tipe Kartu.

3.2. Preprocessing

Tahap *Preprocessing* yaitu tahap penting dalam menganalisis dataset yang digunakan, untuk melihat data yang digunakan terjadi *missing value*, dengan memperbaiki kesalahan yang ada pada data, membuang duplikasi data, dan memeriksa data-data yang tidak konsisten., maka dari itu dilakukannya pengecekan *missing value*, pada *tools* hasil statistik.

3.3. Transformation

Tahap *Transformation*, tahap yang dilakukan untuk perubahan data dalam proses *transformation* menggunakan Operator *Nominal to Numerical* dan Operator *Normalize* yang berfungsi untuk mengubah data yang berawal dari *polynomial* menjadi *numeric* agar data yang digunakan bisa diproses dalam pengimplementasian *clustering*. Data yang akan di *numerical* yaitu Terminal, dan Tipe Kartu. Hasil *Transformation* berada pada tabel 1 :

Tabel 1. Transformation

Terminal	Transformation	Tipe Kartu	Transformation
Badan Pengelola TJ 11	0	Mobile Banking	0
Badan Pengelola TJ 24	0.022	e-Money Mandiri	1
Badan Pengelola TJ 24	0.022	e-Money Mandiri	1
Badan Pengelola TJ 24	0.022	e-Money Mandiri	1
Badan Pengelola TJ 75	0.044	Flazz BCA	2
Badan Pengelola TJ 75	0.044	e-Money Mandiri	1
Badan Pengelola TJ 07	0.067	e-Money Mandiri	1
Badan Pengelola TJ 53	0.089	TapCash BNI	3
Badan Pengelola TJ 75	0.044	BRIZZI	4
...	...	...	...
Badan Pengelola TJ 53	0.089	Flazz BCA	2

3.4. Data Mining

Tahap *Data Mining*, dilakukan penggunaan operator *Clustering K-Means* dengan parameter jumlah maksimal putaran sebanyak 10 kali, serta menggunakan tipe *measure Numerical Measures* dengan menggunakan *Euclidean Distance* dan *max optimum steps*. Pengaturan parameter ini bertujuan untuk memastikan bahwa hasil *clustering* yang dihasilkan optimal dan efektif dalam pengelompokan data yang diolah.

3.5. Evaluation

Tahap *Evaluation*, untuk mengevaluasi kinerja dari *Cluster* dan menggunakan *Operator Cluster Distance Performance*, untuk mendapatkan jumlah *Cluster Optimal*, *Davies Bouldin Index*, serta *K* terbaik untuk mendapatkan hasil pengelompokan yang *maximal* dalam *clustering* dari data yang diolah pada tahap-tahap sebelumnya.

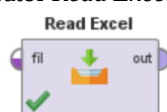
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Preprocessing data Transaksi Tiket Bus

Hasil dari preprocessing data yang digunakan dalam penelitian transaksi tiket bus di wilayah jabodetabek yaitu sebagai berikut:

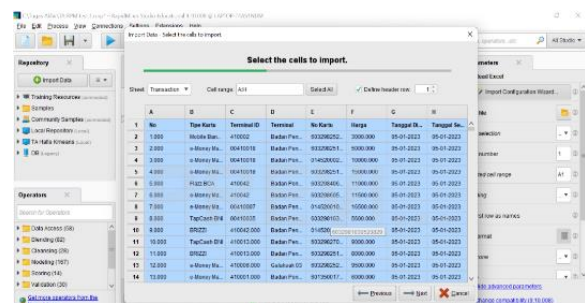
4.2. Data Selection

Tahap yang pertama yaitu memasukkan operator *Read Excel* yang berfungsi untuk membaca data Excel yang akan dioperasikan. Data yang berupa file Excel kemudian di *import* kedalam *RapidMiner* menggunakan operator *Read Excel*.



Gambar 2. Read Excel

Data yang berhasil di *import* menggunakan *Read Excel*, selanjutnya akan muncul *preview data* yang menampilkan data digunakan dalam proses *data mining*.

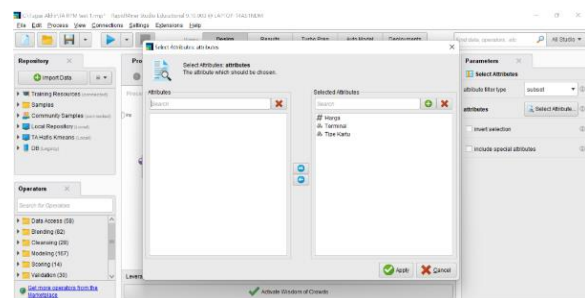


Gambar 3 Hasil Proses data Read Excel



Gambar 4. Select Attributes

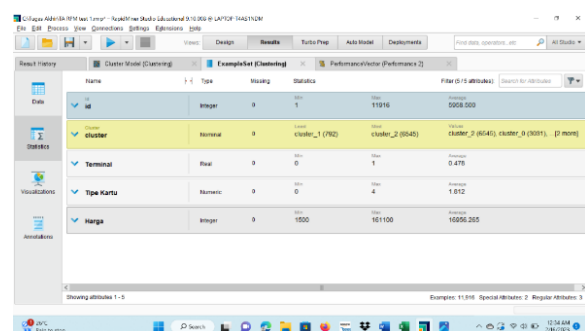
Tahap selanjutnya yaitu memasukkan operator *Select Attributes* yang berfungsi untuk memilih atau atribut mana yang ingin digunakan, kemudian parameter ubah ke subset untuk memilih atribut yang ingin digunakan. Atribut yang akan digunakan adalah Harga, Terminal, dan Tipe Kartu.



Gambar 5. Hasil Proses Select Attributes

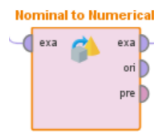
4.3. Data Cleaning

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang sudah lengkap. Setelah dilakukan pengecekan pada hasil statistik data ini tidak terdapat *missing value*.



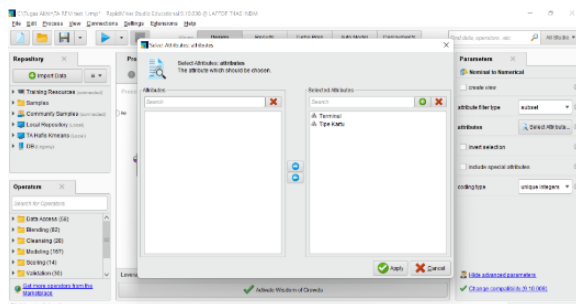
Gambar 6. Proses pengecekan Missing Value

4.4. Preprocessing Transformasi Data



Gambar 7. Nominal to Numerical

Pada proses ini memiliki 2 tahapan. Tahapan yang pertama yaitu menggunakan operator *Nominal to Numerical* yang berfungsi untuk mengubah data yang berawal dari *polynominal* menjadi *numeric* atau menjadi angka agar data yang digunakan dan atribut dipilih bisa dibaca oleh *rapidminer*. Data yang akan di *numerical* yaitu Terminal, dan Tipe Kartu.

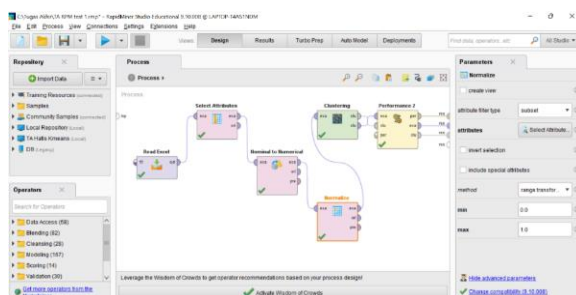


Gambar 8. Hasil pemilihan atribut Nominal to Numerical

Row No.	Id	cluster	Terminal	Tipe Kartu
1	1	cluster_1	0	0
2	2	cluster_1	0.250	0.022
3	3	cluster_1	0.250	0.022
4	4	cluster_2	0.250	0.022
5	5	cluster_1	0.080	0.044
6	6	cluster_1	0.250	0.044
7	7	cluster_2	0.250	0.067
8	8	cluster_1	0.750	0.089
9	9	cluster_1	1	0.044
10	10	cluster_1	0.750	0.111
11	11	cluster_1	1	0.111
12	12	cluster_1	0.250	0.133
13	13	cluster_1	0.250	0.155

Gambar 9. Hasil Proses Nominal to Numerical

Tahap yang kedua adalah menggunakan operator *Normalize* untuk melakukan normalisasi. Operator ini berfungsi untuk memperkecil jarak atribut yang ingin kita pakai Tipe Kartu dan Terminal antara 0-1. Operator ini dilakukan besarnya jarak antar selisih Tipe Kartu dan Terminal.



Gambar 10. Normalize

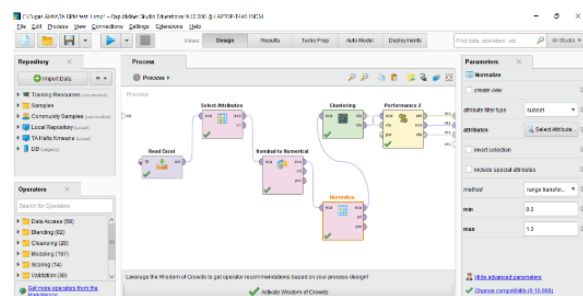
Hasil dari operator *Normalize* menggunakan *method* yang digunakan yaitu *range transformation* karena dapat merubah jarak yang kita inginkan. Oleh karena itu penelitian ini mengubah jarak Tipe Kartu dan Terminal range minimal 0.0 dan maksimal 1.0.

Row No.	Id	cluster	Tipe Kartu	Terminal
1	1	cluster_1	0	0
2	2	cluster_1	0.250	0.022
3	3	cluster_1	0.250	0.022
4	4	cluster_2	0.250	0.022
5	5	cluster_1	0.080	0.044
6	6	cluster_1	0.250	0.044
7	7	cluster_2	0.250	0.067
8	8	cluster_1	0.750	0.089
9	9	cluster_1	1	0.044
10	10	cluster_1	0.750	0.111
11	11	cluster_1	1	0.111
12	12	cluster_1	0.250	0.133
13	13	cluster_1	0.250	0.155

Gambar 11. Hasil Proses Normalize

4.5. Data Mining

Pada tahap ini adalah metode yang digunakan dalam proses data mining ini adalah pengelompokan dengan menggunakan algoritma *K-Means*.



Gambar 12. Hasil Proses Clustering

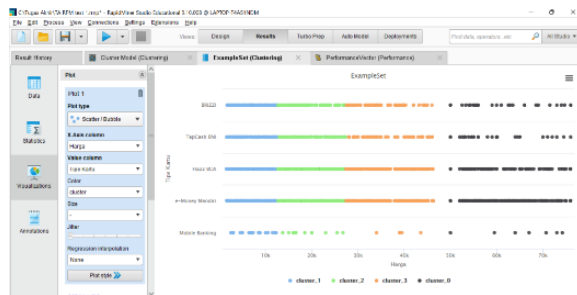
Langkah selanjutnya adalah melakukan proses *clustering* menggunakan *Rapidminer studio* dengan menggunakan algoritma *K-Means*. Tahap selanjutnya memasukan operator *clustering K-Means*, dan operator *cluster distance performance*.

Row No.	Id	cluster	CardType	Terminal	Balance
1	1	cluster_0	0	0	4500
2	2	cluster_0	0.250	0.022	15400
3	3	cluster_0	0.500	0.022	40820
4	4	cluster_0	0.750	0.022	158000
5	5	cluster_0	1	0.044	67000
6	6	cluster_0	0.250	0.044	3000
7	7	cluster_0	0.500	0.067	28500
8	8	cluster_0	0.250	0.089	56650
9	9	cluster_0	0	0.044	17400
10	10	cluster_0	0	0.111	54500
11	11	cluster_0	1	0.111	4500
12	12	cluster_0	0	0.133	95500
13	13	cluster_0	0.500	0.155	50000

Gambar 13. Hasil operator Clustering menggunakan algoritma K-Means

Hasil operator *Clustering K-Means* diketahui $K=4$ 0.160, maksimal 10 kali putaran tipe *measure = Numerical Measures* yang menggunakan parameter *Euclidean Distance* dan *max optimum steps = 100*. Diperoleh 4 *cluster* yaitu *cluster 0* sebanyak 791 *items* dan *cluster 1* sebanyak 6545 *items*, *Cluster 2* 3032 *items*, *Cluster 3* 1548 *items*.

4.6. Hasil Penentuan Jumlah Cluster Optimal



Gambar 14. Hasil Visualizations Cluster

Berdasarkan gambar diatas Hasil *cluster* menjelaskan bahwa *cluster 1* adalah *cluster* dengan harga yang paling rendah atau bisa diartikan dengan harga tiket bus yang paling terendah di terminal yang didominasi model pembayaran *BRIZZI* dan *Mobile Banking* *cluster 2* menjelaskan dengan harga yang sedang atau bisa diartikan dengan harga tiket bus yang sedang di terminal yang didominasi model pembayaran *Flazz BCA* dan *Mobile Banking*, sedangkan *cluster 3* menjelaskan bahwa harga yang rata-rata atau bisa diartikan dengan harga tiket bus yang bisa dibilang rata-rata antara sedang dan paling tinggi di terminal yang didominasi mode pembayaran *Flazz BCA* dan *e-Money Mandiri*, dan *cluster 0* menjelaskan bahwa harga yang paling tinggi atau bisa diartikan dengan harga tiket bus yang paling tinggi di terminal yang didominasi model pembayaran menggunakan *Flazz BCA* dan *e-Money Mandiri*.

Tabel 2. Hasil pengelompokan *cluster 0*

No	Tipe Kartu	Terminal	Cluster
1	e-Money Mandiri	Galaksak 07	Cluster_0
2	BRIZZI	Badan Pengelola TJ 28	Cluster_0
3	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 28	Cluster_0
4	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 09	Cluster_0
5	Tapcash BNI	Badan Pengelola TJ 54	Cluster_0
6	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 54	Cluster_0
7	Mobile Banking	Badan Pengelola TJ 26	Cluster_0
...	...	...	...
11,012	Flazz BCA	Badan Pengelola TJ 56	Cluster_0

Pada Tabel 2 merupakan pengelompokan *cluster 0* dari setiap pembagian dataset *cluster*.

Tabel 3. Hasil pengelompokan *cluster 1*

No	Tipe Kartu	Terminal	Cluster
1	Mobile Banking	Badan Pengelola TJ 11	Cluster_1
2	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 24	Cluster_1
3	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 24	Cluster_1
4	Flazz BCA	Badan Pengelola TJ 75	Cluster_1
5	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 75	Cluster_1
6	Tapcash BNI	Badan Pengelola TJ 53	Cluster_1
7	BRIZZI	Badan Pengelola TJ 75	Cluster_1
...	...	...	...
11,916	Flazz BCA	Badan Pengelola TJ 55	Cluster_1

Pada Tabel 3 merupakan pengelompokan *cluster 1* dari setiap pembagian dataset *cluster*.

Tabel 4. Hasil pengelompokan *cluster 2*

No	Tipe Kartu	Terminal	Cluster
1	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 24	Cluster_2
2	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 07	Cluster_2
3	Mobile Banking	Badan Pengelola TJ 38	Cluster_2
4	Tapcash BNI	Badan Pengelola TJ 41	Cluster_2
5	Flazz BCA	Badan Pengelola TJ 41	Cluster_2
6	Tapcash BNI	Badan Pengelola TJ 66	Cluster_2
7	BRIZZI	Badan Pengelola TJ 66	Cluster_2
...	...	...	...
11,915	Flazz BCA	Badan Pengelola TJ 55	Cluster_2

Pada Tabel 4 merupakan pengelompokan *cluster 2* dari setiap pembagian dataset *cluster*.

Tabel 5. Hasil pengelompokan *cluster 3*

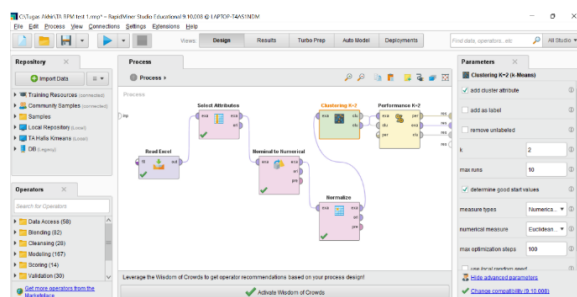
No	Tipe Kartu	Terminal	Cluster
1	BRIZZI	Badan Pengelola TJ 48	Cluster_3
2	BRIZZI	Badan Pengelola TJ 01	Cluster_3
3	e-Money Mandiri	Galaksak 06	Cluster_3
4	Mobile Banking	Badan Pengelola TJ 29	Cluster_3

No	Typo Kartu	Terminal	Cluster
5	Flazz BCA	Badan Pengelola TJ 40	Cluster_3
6	BRIZZI	Badan Pengelola TJ 41	Cluster_3
7	Tapcash BNI	Badan Pengelola TJ 66	Cluster_3
...	...	...	...
11,904	e-Money Mandiri	Badan Pengelola TJ 66	Cluster_3

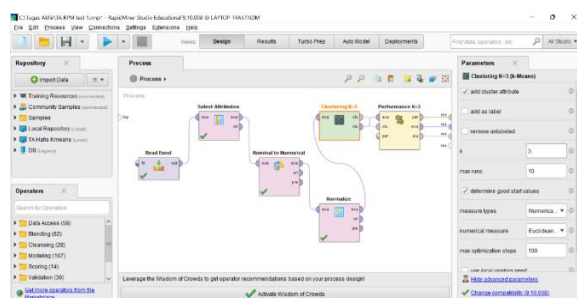
Pada Tabel 5 merupakan pengelompokan *cluster* 3 dari setiap pembagian dataset *cluster*.

4.7. Performance Cluster

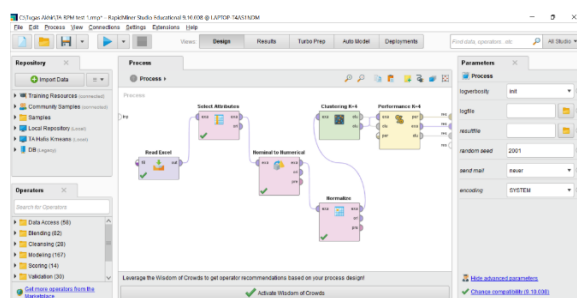
Untuk menghasilkan nilai *cluster* (k) yang paling optimal menggunakan operator *Performance* untuk mengetahui hasil *Davies Bouldin Index*. Nilai *cluster* (k) yang paling optimal adalah yang nilai *Davies Bouldin Index* nya mendekati 0, dan sudah dilakukan 5 kali percobaan maksimal 10 kali putaran untuk mengetahui hasil *Davies Bouldin Index* yang mendekati 0.



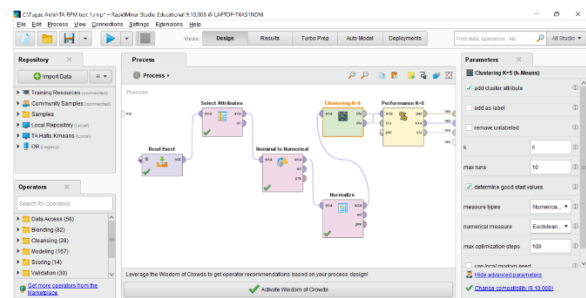
Gambar 15. Hasil Model Performance K=2



Gambar 16. Hasil Model Performance K=3

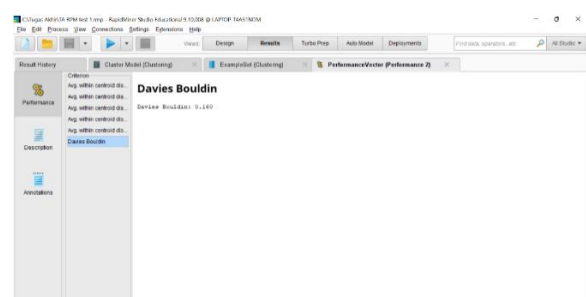


Gambar 17. Hasil Model Performance K=4



Gambar 18. Hasil Model Performance K=5

Untuk mengetahui hasil *Davies Bouldin Index* yang paling optimal dilakukan beberapa kali percobaan, melakukan 5 kali percobaan untuk mengetahui nilai *Davies Bouldin Index* yang paling optimal yaitu, 0.160 pada *cluster* k=4.



Gambar 19. Hasil Davies Bouldin Index yang paling optimal

Tabel 6. Hasil Davies Bouldin Index

No	Cluster	Davies Bouldin Index
1	K2	0.167
2	K3	0.170
3	K4	0.160
4	K5	0.165

Berdasarkan Tabel diatas menunjukan hasil *cluster* yang optimal yaitu K=4 dengan nilai *Davies Bouldin Index* nya 0.160 yang mendekati 0.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan pada penelitian ini, berdasarkan data yang sudah diolah kemudian menggunakan *Rapidminer* dengan menggunakan metode algoritma *K-Means*. Berdasarkan hasil diatas menjelaskan bahwa kesimpulan sebagai berikut: Hasil model yang dihasilkan dengan hasil dari *Davies Bouldin Index* menunjukan dari K = 2 memperoleh 0.167, K = 3 mendapatkan hasil *DBI* 0.170, K = 4 mendapatkan 0.160, K = 5 mendapatkan 0.165, maka hasil *cluster* yang paling optimum adalah K = 4 mendapatkan hasil *DBI* 0.160. Nilai *Cluster* (K) yang paling optimum adalah K = 4 dengan nilai *Davies Bouldin Index* nya adalah 0.160, nilai optimum yang terbaik yang paling mendekati nilai 0.

Pada penelitian selanjutnya ada beberapa saran yang dapat disampaikan yaitu sebagai berikut: Melakukan pengukuran performa *cluster* dengan cara yang berbeda, yaitu *elbow*. Dilakukan proses analisis

cluster dengan menggunakan metode yang berbeda, yaitu Fuzzy C Means

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Dewantoro, P. D. Kusuma, and ..., "Pengelompokan Data Bus Di Indonesia Dengan K-mean Clustering," *eProceedings* ..., vol. 6, no. 1, pp. 1455–1462, 2019, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/8639%0Ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/download/8639/8506>
- [2] B. Vanessa and K. Prabantari, "Analisis Hubungan Kualitas Pelayanan Terhadap Tingkat Kepuasan Pelanggan Transportasi Transjakarta," *J. Transaksi*, vol. 12, no. 1, pp. 25–39, 2020.
- [3] TEMA 11, "PENGUNAAN T-CASH DALAM TRANSAKSI PEMBAYARAN ELEKTRONIK PERSPEKTIF HUKUM ISLAM," *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2018, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cirp.2016.06.001%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.powtec.2016.12.055%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2019.02.006%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.matlet.2019.04.024%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.matlet.2019.127252%0Ahttp://dx.doi.org>
- [4] W. E. M. Rini Rahmahdian, M. S. Fajri Muharja, and Adila Adisti, "Sosialisasi Sistem Pembayaran Non Tunai," *Bul. Ilm. Nagari Membangun*, vol. 3, no. 3, pp. 189–198, 2020.
- [5] M. Faroz, "Metode K-Means Clustering Dalam Merancang Strategi Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru Pada STIE Sereho Lahat," *J. Inform. Glob.*, vol. 12, no. 2, pp. 128–133, 2022.
- [6] I. Nasution, A. P. Windarto, and M. Fauzan, "Penerapan Algoritma K-Means Dalam Pengelompokan Data Penduduk Miskin Menurut Provinsi," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 76–83, 2020, doi: 10.47065/bits.v2i2.492.
- [7] R. Muliono and Z. Sembiring, "Data Mining Clustering Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Klasterisasi Tingkat Tridarma Pengajaran Dosen," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 4, no. 2, pp. 2502–714, 2019.
- [8] H. Annur, "Penerapan Data Mining Menentukan Strategi Penjualan Variasi Mobil Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. Inform. Upgris*, vol. 5, no. 1, 2019, doi: 10.26877/jiu.v5i1.3091.
- [9] D. D. Darmansah and N. W. Wardani, "Analisis Pesebaran Penularan Virus Corona di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Metode K-Means Clustering," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 105–117, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i1.590.
- [10] H. Priyatman, F. Sajid, and D. Haldivany, "Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering untuk Memprediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 5, no. 1, p. 62, 2019, doi: 10.26418/jp.v5i1.29611.
- [11] A. Setiadi and E. D. Sikumbang, "K-Means Clustering Dalam Penerimaan Karyawan Baru," *INFORMATICS Educ. Prof. J. Informatics*, vol. 4, no. 2, p. 103, 2020, doi: 10.51211/itbi.v4i2.1304.
- [12] A. BASTIAN, "Penerapan Algoritma K-Means Clustering Analysis Pada Penyakit Menular Manusia (Studi Kasus Kabupaten Majalengka)," *J. Sist. Inf.*, vol. 14, no. 1, pp. 28–34, 2018, doi: 10.21609/jsi.v14i1.566.
- [13] M. Kadafi, "Penerapan Algoritma FP-GROWTH untuk Menemukan Pola Peminjaman Buku Perpustakaan UIN Raden Fatah Palembang," *Matics*, vol. 10, no. 2, p. 52, 2019, doi: 10.18860/mat.v10i2.5628.
- [14] R. Nofitri and N. Irawati, "Analisis Data Hasil Keuntungan Menggunakan Software Rapidminer," *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 199–204, 2019, doi: 10.33330/jurteksi.v5i2.365.
- [15] R. Amelia and D. P. Utomo, "Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerepakan Algoritma Fp. Growth (Studi Kasus: Pt. Adam Dani Lestari)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 416–423, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1622.
- [16] E. Muningsih, I. Maryani, and V. R. Handayani, "Penerapan Metode K-Means dan Optimasi Jumlah Cluster dengan Index Davies Bouldin untuk Clustering Propinsi Berdasarkan Potensi Desa," *J. Sains dan Manaj.*, vol. 9, no. 1, pp. 95–100, 2021, [Online]. Available: www.bps.go.id
- [17] D. Jollyta, S. Efendi, M. Zarlis, and H. Mawengkang, "Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS) Optimasi Cluster Pada Data Stunting: Teknik Evaluasi Cluster Sum of Square Error dan Davies Bouldin Index," no. September, pp. 918–926, 2019.