

Perbandingan Nilai K Metode Davies-Boulding dan Elbow pada Pengelompokan Kinerja Dosen dalam Mengajar

Rosmini, Sinawati

Jurusan Sistem Informasi
 STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati
 Tarakan, Kalimantan Utara, Indonesia
 rosmini@ppkia.ac.id, sinawati@ppkia.ac.id

Abstract- Assessing lecturers' teaching performance is essential to maintaining the quality of higher education. Yet, current evaluation approaches are often limited in providing objective performance categorization. This study employs the K-Means clustering algorithm to classify lecturers' performance based on evaluation scores across four categories: Excellent, Good, Poor, and Very Poor. A critical step in clustering is determining the optimal number of clusters (K). To address this, the study compares two evaluation techniques: the Elbow method and the Davies-Bouldin Index (DBI). Using RapidMiner, the Elbow method indicated $K = 4$ as the optimal solution, reflected by a clear elbow point in the WCSS curve, while DBI suggested $K = 10$ with the lowest index value of 0.77. However, the latter was considered less practical for categorization purposes due to the excessive number of clusters. The final K-Means implementation produced four clusters, with 11 lecturers grouped in cluster_0 and cluster_1, one lecturer in cluster_2, and three lecturers in cluster_3. These findings provide a practical framework for supporting decision-making and continuous evaluation of lecturer performance.

Keywords: K-Means, Davies-Boulding Index, Elbow, Lecturer Performance, Data Mining

Abstrak- Penilaian kinerja dosen dalam mengajar merupakan aspek yang penting dalam menjamin kualitas Pendidikan Tinggi, namun pendekatan evaluasi yang digunakan belum optimal dalam mengelompokkan performa dosen secara objektif. Penelitian ini menggunakan metode *Clustering* K-Means, untuk menghasilkan pengelompokan data yang maksimal, perlu penentuan jumlah cluster (K) yang tepat. Penelitian ini memandangkan efektivitas jumlah cluster (K) menggunakan dua metode evaluasi yaitu Elbow dan *Davies-Boulding Indeks* (DBI) untuk mendapatkan jumlah cluster (K) yang optimal atau ideal dalam pengelompokan penilaian kinerja dosen. Data yang digunakan mencakup total skor penilaian dari kategori Sangat Baik (SB), Baik (B), Kurang (K) dan Sangat Kurang (SK) dari sejumlah dosen. Hasil pengujian menggunakan Rapid Miner menunjukkan bahwa pemilihan nilai K yang optimal yaitu dengan Metode Elbow hal ini ditunjukkan oleh nilai titik siku (elbow) pada nilai grafik WCSS yang mengindikasikan penurunan variansi yang signifikan hingga $K=4$ inilah jumlah cluster yang paling optimal di Elbow. Sedangkan DBI nilai terendah berada di $K=10$ (0.77), untuk nilai tersebut tidak sesuai dengan tujuan penelitian karena jumlah cluster terlalu banyak untuk kategorisasi penilaian kinerja dosen. Untuk penerapan algoritma K-Means didapatkan hasil cluster _0 dan cluster_1 terdapat 11 dosen, cluster 2 terdapat 1 dosen dan cluster_3 terdapat 3 dosen. Hasil data tersebut bisa dijadikan acuan dalam proses pengembalian keputusan maupun untuk melakukan evaluasi.

Kata Kunci: K-Means, Davies-Boulding Index, Elbow, Kinerja Dosen, Data Mining

1. Pendahuluan

Penilaian kinerja dosen dalam mengajar merupakan komponen strategis dalam menjaga dan meningkatkan kualitas Pendidikan. Penilaian ini berperan dalam mengembangkan kompetensi dosen, memperkuat penyampaian ilmu pengetahuan serta menjamin mutu pengajaran secara berkelanjutan. Pada Umumnya, penilaian terhadap kinerja dosen dilakukan melalui kuesioner yang diisi oleh mahasiswa yang merupakan

Vol.16 no.2 | Desember 2025

EXPLORE : ISSN: 2087-2062, Online ISSN: 2686-181X / DOI: <http://dx.doi.org/10.36448/jsit.v16i2.4474>



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

yang paling umum digunakan dalam perguruan tinggi. Namun, pemanfaatan data hasil angket tersebut masih terbatas pada agregasi skor, belum menyentuh tahap analisa lanjutan seperti pengelompokan pola kinerja secara sistematis atau belum memanfaatkan Teknik *clustering*, padahal Teknik tersebut terbukti memberikan wawasan lebih mendalam dalam analisis kinerja dosen.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan yaitu berbasis data mining, khususnya metode *clustering* menjadi Solusi potensial untuk menyajikan wawasan yang lebih mendalam dari data kinerja dosen[2]. Metode K-Means merupakan salah satu algoritma *clustering* yang popular karena kemampuannya dalam mengelompokkan data ke dalam cluster homogen dengan efisiensi tinggi, baik dari segi waktu komputasi maupun kualitas *clustering*[3], [4]. Keberhasilan ini sangat dipengaruhi oleh pemilihan jurusan cluster (K) yang tepat. Dua pendekatan yang banyak digunakan dalam menentukan nilai K adalah Metode Elbow dan *Davies-Boulding Index* (DBI). Elbow bersifat visual dan cenderung subjektif [5], [6] sedangkan DBI bersifat kuantitatif dan objektif [7], [8]. Meski banyak digunakan di berbagai bidang.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kedua metode yaitu Elbow dan DBI dalam menentukan jumlah cluster yang optimal untuk mengelompokan penilaian kinerja dosen berdasarkan data kuesioner mahasiswa di STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati. Hasil yang diharapkan dapat mendukung pengembangan sistem berbasis teknologi yang lebih adaptif dan objektif.

Penelitian terdahulu dilakukan oleh Muhammad Raqib Syakhurd pada tahun 2023 membahas evaluasi jumlah cluster pada Algoritma K-Means++ menggunakan Silhouette dan Elbow, serta validasi hasil clustering menggunakan *Davies-Boulding Index* (DBI) pada kasus pengelompokan gizi balita. K-Means++ diterapkan untuk menentukan titik centroid awal dengan lebih akurat, kemudian jumlah cluster dianalisis menggunakan metode Silhouette dan Elbow. Validasi cluster dilakukan menggunakan DBI. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah cluster terbaik adalah K=2 yang diperoleh dari perhitungan metode Silhouette karena memiliki nilai DBI terkecil dibandingkan dengan hasil dari metode Elbow. [9].

Penelitian terdahulu lainnya dilakukan oleh Putri Vania dkk pada tahun 2023 membahas perbandingan Metode Elbow dan Silhouette dalam menentukan jumlah cluster optimal pada *clustering* produksi padi dengan algoritma K-Means menggunakan data hasil produksi serta lahan padi di Jawa Barat pada tahun 2020, 2021 dan 2022. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode silhouette memiliki jumlah cluster dibandingkan dengan elbow hal ini dibuktikan dengan nilai DBI yang diperoleh pada silhouette sebesar 0,27 sedangkan elbow 0,39[10].

Penelitian terdahulu lainnya dilakukan oleh Muhammad Sholeh, dkk membahas perbandingan evaluasi metode *Davies-Boulding Index*, Elbow dan silhouette pada model *clustering* dengan menggunakan algoritma k-means. Pada penelitian ini dilakukan pengelompokan berdasarkan hasil survei tentang ulasan destinasi wisata yang terdiri dari 10 kategori data yang digunakan dari

database tripadvisor. Hasil penelitian ini memberikan rekomendasi banyak pengelompokan yaitu 2 cluster dan masing-masing kelompok diberi kategori puas dan tidak puas, hasil tersebut didapatkan berdasarkan evaluasi kinerja hasil *clustering* dengan menggunakan Teknik Davies Boulding, Elbow dan Silhouette [11].

2. Metodologi

Metodologi penelitian adalah metode sistematis yang digunakan mendapatkan data yang relevan dengan sasaran dan manfaat penelitian. Dalam metodologi terdapat prosedur, teknik, instrument dan rancangan penelitian yang digunakan, referensi data yang digunakan serta teknik pengumpulan dan analisis data yang dilakukan.

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari kuesioner mahasiswa mengenai kinerja dosen dalam proses belajar mengajar. Jenis data digunakan data primer yaitu hasil jawaban langsung dari mahasiswa.

1. Preprocessing

Pada tahap ini dimana data mentah diubah menjadi bentuk yang mudah dimengerti. Tahap ini melibatkan proses data termasuk menghapus atau mengganti nilai null [12]. Proses memberishkan atau menghapus data dari data yang tidak relevan seperti data duplikat, nilai yang kosong dan outlier [13]. Pada penelitian ini, proses preprocessing dilakukan data hasil penilaian mahasiswa terhadap 26 dosen. Berdasarkan pemeriksaan terhadap data mentah, seluruh nilai pada keenam indikator ($P_1=P_6$) terisi lengkap sehingga tidak ditemukan nilai kosong (*missing value*). Selain itu, tidak terdapat data duplikat maupun nilai yang berada diluar rentang penilaian yang tetapkan. Dengan demikian, tidak ada data yang dihapus atau dimodifikasi pada tahap preprocessing ini. Dengan demikian, tabel 2 yang digunakan dalam proses clustering meruapakan data akhir setelah processing, yaitu hasil konversi dari data mentah berbasis frekuensi responden menjadi nilai numerik yang siap digunakan untuk algoritma K-Means.

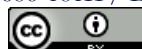
B. Clustering

Clustering metode pengelompokan data yang memiliki kemiripan data yang sama ke dalam satu cluster tertentu menjadi beberapa subset. [14]. Teknik ini pada dasarnya untuk mengelompokan data berdasarkan keterkaitannya dengan melihat kemiripan, sehingga data yang mirip ditempatkan dalam kategori yang sama, sedangkan data yang tidak memiliki kemiripan ditempatkan pada kategori lain[10].

C. K-Means

Metode K-Means adalah algoritma yang digunakan untuk proses *clustering*. Algoritma ini memiliki sifat non hirarki, dimana proses pengelompokan datanya dilakukan dengan membagi data menjadi sejumlah cluster berdasarkan kesamaan karakteristik atau kemiripan data, sedangkan data yang mempunyai kemiripan yang berbeda akan ditempatkan kedalam kelompok lainnya [15]. Langkah-langkah yang terdapat pada Algoritma K-Means yaitu: [16]

1. Tentukan jumlah cluster K yang akan dibentuk.



2. Tentukan secara random nilai k sebuah data *centroid*, kemudian hitung jarak antar data ke

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - c_{ij})^2}$$

3. Tempatkan setiap data pada cluster dengan pusat terdekat berdasarkan perhitungan jarak tertentu
 4. Setelah semua data dialokasikan, hitung Kembali posisi pusat cluster baru
 5. Ulangi proses penentuan pusat cluster dan pengelompokan data hingga posisi centroid tidak mengalami perubahan lagi (konvergen)

D. Davies-Boulding Index

Davies-Bouldin Index adalah metode evaluasi untuk menilai kualitas hasil pengelompokan pada algoritma K-Means. Perhitungan DBI mengacu pada perbandingan jarak antar kelompok dan kehomogen kelompok. Apabila nilai DBI yang diperoleh sangat kecil, maka kualitas kelompok yang terbentuk sangat baik[17]. Tahap pertama perhitungan dimulai dengan mencari rasio atau perbandingan jarak rata-rata dalam kelompok (Sum of Square Within) menggunakan persamaan jarak Euclidean Distance. Rasio ini dapat dilihat pada persamaan(2) : [17], [18]

$$R_{ij} = \frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{ij}}$$

Selanjutnya nilai rasio tersebut digunakan untuk dalam persamaan (3) berikut untuk mendapatkan nilai DBI:

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j})$$

E. Elbow

Metode Elbow adalah salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk penentuan jumlah *cluster* pada proses *clustering*. Tekni ini membantu untuk memaksimalkan atau menentukan jumlah *cluster* yang paling optimal untuk proses pengelomokan lebih representatif. Prinsip kerjanya yaitu dengan mengevaluasi tingkat kohesi dan pemisah *cluster*. Kohesi menunjukkan titik kedekatan data dalam suatu cluster, sedangkan pemisahan menggambarkan sejauh mana perbedaan antar *cluster*. [10]. Kedua ukuran tersebut dihitung menggunakan nilai *sum of squares error* (SSE), lalu setelah itu divisualisasikan dalam bentuk grafik untuk memudahkan identifikasi titik optimasl (elbow point). Didapat dilihat pada persamaan (4) :

$$SSE = \sum_{k=1}^k \sum_{x_i} |x_i - c_k|^2$$

Keterangan :

K = Klaster ke-C

X_i = Jarak data pada obyek ke-i

centroid menggunakan persamaan Euclidean distance pada persamaan (1)

C_k = Pusat klister ke-i

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari hasil kuesioner yang disi oleh mahasiswa STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati di akhir semester dalam penilaian deosen berdasarkan proses mengajar pada tahun ajaran akademik 2024 Genap Tarakanita Rahmawati di akhir semester dalam penilaian deosen berdasarkan proses mengajar pada tahun ajaran akademik 2024 Genap. Adapun varibel penilaian yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1 Variabel Penilaian

Variabel	Keterangan
P1	Penguasaan terhadap materi kuliah
P2	Kemampuan dalam menjelaskan materi kuliah
P3	Metode yang digunakan dalam mengajar
P4	Kualitas Penyajian materi kuliah (gambar, animasi, video dll)
P5	Kedisiplinan Dosen
P6	Keramahan Dosen

Data hasil kuesioner penilaian kinerja dosen dalam proses pembelajaran yang telah melalui tahap *preprocessing* seperti pada tabel 2. Tabel ini merupakan data akhir setalah *preprocessing* yaitu hasil konversi data mentah berupa frekuensi penilaian (SB, B, K, SK) menjadi skor rata-rata untuk setiap indikator P1-P6.

Tabel 2 Data Penilaian Dosen oleh Mahasiswa

Alternatif	P1	P2	P3	P4	P5	P6
DN01	3,5	3,4	3,2	3,3	3,2	3,6
DN02	3,4	3,3	3,0	3,5	3,6	3,9
DN03	3,7	3,5	3,6	3,7	3,8	3,9
DN04	2,4	2,4	2,7	2,9	3,3	3,4
DN05	3,9	3,9	3,8	3,8	3,9	4,0
DN06	3,7	3,5	3,5	3,5	3,5	3,4
DN07	3,8	3,7	3,8	3,6	3,9	3,9
DN08	3,8	3,7	3,8	3,6	3,9	3,9
DN09	3,6	3,3	3,6	3,5	3,4	3,8
DN10	3,3	2,8	3,0	3,2	3,4	3,4
DN11	3,8	3,6	3,5	3,6	3,7	3,8
DN12	3,8	3,6	3,5	3,6	3,7	3,8



Alternatif	P1	P2	P3	P4	P5	P6
DN13	3,8	3,3	3,4	3,4	3,7	4,0
DN14	3,9	3,9	3,5	3,9	3,8	3,6
DN15	3,7	3,7	3,5	3,7	3,7	3,9
DN16	3,8	3,7	3,6	3,5	3,9	3,9
DN17	3,7	3,5	3,4	3,7	3,7	3,9
DN18	3,8	3,4	3,4	3,3	3,8	3,8
DN19	3,4	3,1	3,1	3,1	3,4	3,5
DN20	3,6	3,5	3,3	3,5	3,4	3,6
DN21	3,9	3,9	3,8	3,8	3,8	3,6
DN22	3,3	3,6	3,2	3,0	3,7	3,6
DN23	3,7	3,6	3,4	3,5	3,6	3,6
DN24	3,7	3,6	3,4	3,5	3,6	3,6
DN25	3,2	3,0	3,2	3,4	3,4	3,0
DN26	3,8	3,3	3,5	3,5	3,5	3,5

Berikut Langkah-langkah implementasi ke RapidMiner :

1. Persiapan Data

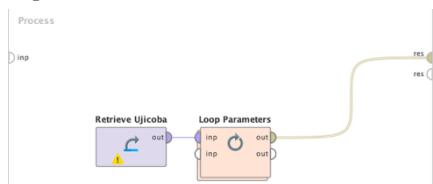
Pada tahap ini pemanfaatan tools RapidMiner dilakukan dengan metode K-Means. Proses dimulai dengan membuat *New Process* sebagai lembar kerja di RapidMiner, kemudian dilakukan impor data uji yang dalam format .xls atau .xlsx. Model pengimporan data dari file Microsoft Excel tersebut dapat dilihat pada gambar 1



Gambar 1. Import Kumpulan Data

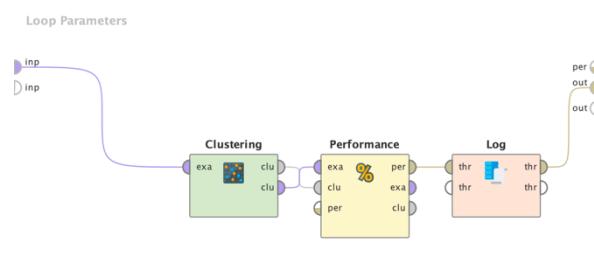
2. Penentuan Cluster

Pada tahapan untuk menentukan jumlah *cluster* awal menggunakan metode DBI dan Elbow. Dimana pada tahap ini dilakukan untuk mengetahui *cluster* terbaik yang dapat digunakan untuk ke proses ke metode K-Means. Pada tahap ini tambahkan operator Loop Parameter guna untuk mencoba banyak nilai *cluster* secara otomatis dan bisa membandingkan hasil performa antara metode DBI dan Elbow untuk menemukan cluster terbaik dapat dilihat pada gambar 2



Gambar 2. Process Loop Parameters

Pada loop parameter dimasukkan lagi operator K-Means untuk menjalankan *clustering* K-Means berulang kali sesuai nilai K yang sudah diatur pada operator Loop Parameter yaitu K=2 sampai 10, selanjutnya tambahkan operator *Clustering Distance Performance* untuk mengukur kualitas hasil *cluster*, menghitung metrik evaluasi *cluster* dengan metode DBI dan Elbow (SSE/WCSS), berikutnya tambahkan operator log untuk menyimpan nilai hasil evaluasi dari DBI dan WCSS yang nanti hasilnya dapat bisa dilakukan perbandingan *cluster* terbaik, proses tersebut dapat dilihat pada gambar 3



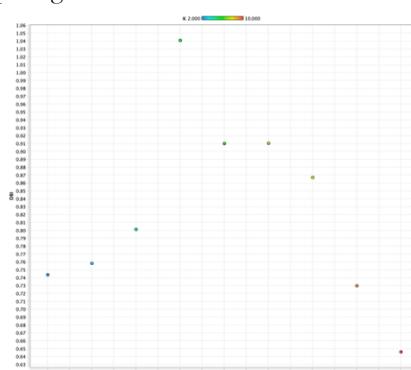
Gambar 3. Process penentuan *cluster* menggunakan metode DBI dan Elbow

Berikut beberapa nilai *cluster* (K) dari 2 sampai 10 menggunakan metode DBI dan Elbow, dapat dilihat pada gambar 4

K ↑	DBI	Elbow
2	0.744	0.218
3	0.758	0.151
4	0.801	0.102
5	1.041	0.084
6	0.910	0.072
7	0.910	0.060
8	0.867	0.054
9	0.730	0.044
10	0.646	0.035

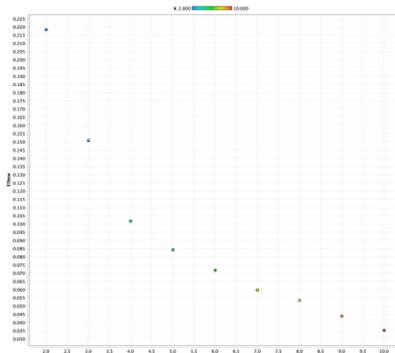
Gambar 4. Perbandingan nilai K pada metode DBI dan Elbow

Berikut gambar plot view untuk metode DBI, dapat dilihat pada gambar 5



Gambar 5. Plot View metode DBI

Pada gambar diatas bahwa nilai DBI mengalami variasi pada setiap jumlah *cluster* (K). Nilai DBI relative rendah pada K=2 dan K=3, sedikit meningkat pada K=4, kemudian naik lebih tinggi pada K=5 sampai 7 yang menandakan kualitas *cluster* kurang baik. Setelah itu, nilai DBI kembali menurun hingga mencapai titik terendah pada K=10. Berikut gambar plot view untuk metode Elbow, dapat dilihat pada gambar 6



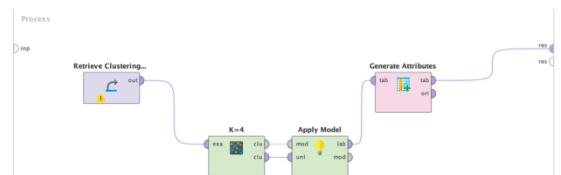
Gambar 6. Plot View metode Elbow

Pada gambar diatas terlihat bahwa nilai error menurun secara konsisten seiring bertambahnya jumlah *cluster* dari K=2 hingga K=10. Penurunan paling tajam terjadi pada K=2 sampai K=4, kemudian setelah K=4 penurunannya semakin landai. Hal ini menandakan adanya titik siku (elbow point) pada K=4.

Maka, berdasarkan analisis plot view DBI dan Elbow dapat disimpulkan bahwa jumlah *cluster* optimal adalah K=4 karena pada titik ini metode Elbow memperlihatkan adanya elbow point. Sementara itu, meskipun pada K=10 nilai DBI memang paling rendah tapi menyebabkan overfitting atau pembentukan *cluster* yang terlalu banyak dan kurang representative.

3. Pengelompokan menggunakan K-Means

Berdasarkan hasil analisa pembentukan *cluster* (K), didapatkan *cluster* optimal yaitu K=4 pada metode Elbow. Sehingga data akan dikelompokan menjadi 3 *cluster*. Langkah selanjutnya menerapkan algoritma K-Means pada penilaian kinerja dosen berdasarkan proses mengajar dengan K=4. Berikut proses penerapan K-Means menggunakan RapidMiner, dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7. Proses Clustering dengan Aplikasi RapidMiner

Pada gambar diatas digunakan beberapa operator untuk proses *clustering* berikut penjelasan masing operator yang digunakan diatas :

a. *Retrieve Clustering* (Retrieve)

Operator ini digunakan untuk mengambil dataset yang sudah disiapkan di repository RapidMiner. Operator ini merupakan langkah awal untuk memasukkan data ke dalam proses analisis

b. K-Means (K=4)

Operator ini melakukan proses *clustering* dengan algoritma K-Means dan jumlah *cluster* yang digunakan yaitu K=4, output operator ini berupa model *cluster* yang membagi data ke dalam 4 kelompok sesuai kemiripan atribut.

c. *Apply Model*

Operator ini berfungsi untuk mengaplikasikan model *clustering* (yang dihasilkan dari K-Means) dengan jumlah *cluster* yang telah ditentukan, yaitu K=4 ke dalam dataset. Hasil penerapannya model ini ditunjukkan pada kolom *cluster* dimana setiap data sudah diberi label sesuai kelompoknya, seperti *cluster_0*, *cluster_1*, *cluster_2*, *cluster_3*.

d. *Generate Attributes*

Operator ini digunakan untuk menambahkan atribut baru yang memberikan interpretasi lebih mudah dipahami dari hasil *clustering* tersebut. Seperti penambahan kolom keterangan pada tabel hasil yang mengklasifikasikan setiap data ke dalam kategori "Sangat Baik", "Baik", "Kurang", "Sangat Kurang".

Berikut hasil pengelompokan keseluruhan data menggunakan algoritma K-Means yang diterapkan pada aplikasi RapidMiner, dapat dilihat pada gambar 8

Row No.	Nama	cluster	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Keterangan...
1	DN01	cluster_1	3.529	3.353	3.176	3.294	3.176	3.588	Baik
2	DN02	cluster_1	3.444	3.333	3	3.444	3.556	3.889	Baik
3	DN03	cluster_0	3.654	3.500	3.577	3.654	3.769	3.808	Sangat Baik
4	DN04	cluster_2	2.436	2.400	2.673	2.909	3.327	3.364	Kurang
5	DN05	cluster_0	3.947	3.868	3.763	3.789	3.921	4	Sangat Baik
6	DN06	cluster_1	3.667	3.533	3.533	3.533	3.467	3.400	Baik
7	DN07	cluster_0	3.842	3.737	3.789	3.632	3.895	3.895	Sangat Baik
8	DN08	cluster_0	3.842	3.737	3.789	3.632	3.895	3.895	Sangat Baik
9	DN09	cluster_1	3.625	3.250	3.625	3.500	3.375	3.750	Baik
10	DN10	cluster_3	3.120	2.840	3.040	3.240	3.440	3.360	Sangat Kurang
11	DN11	cluster_0	3.793	3.586	3.517	3.621	3.724	3.793	Sangat Baik
12	DN12	cluster_0	3.793	3.586	3.517	3.621	3.724	3.793	Sangat Baik
13	DN13	cluster_1	3.783	3.304	3.391	3.391	3.652	4	Baik
14	DN14	cluster_0	3.875	3.875	3.500	3.875	3.750	3.625	Sangat Baik
15	DN15	cluster_0	3.667	3.667	3.533	3.713	3.667	3.867	Sangat Baik
16	DN16	cluster_0	3.826	3.696	3.565	3.478	3.870	3.913	Sangat Baik
17	DN17	cluster_0	3.741	3.519	3.444	3.704	3.704	3.889	Sangat Baik
18	DN18	cluster_1	3.786	3.537	3.357	3.286	3.786	3.786	Baik
19	DN19	cluster_3	3.429	3.071	3.071	3.071	3.429	3.500	Sangat Kurang
20	DN20	cluster_1	3.571	3.500	3.286	3.500	3.429	3.571	Baik
21	DN21	cluster_0	3.923	3.923	3.846	3.769	3.769	3.615	Sangat Baik
22	DN22	cluster_1	3.133	3.556	3.222	3	3.667	3.556	Baik
23	DN23	cluster_1	3.692	3.615	3.385	3.462	3.615	3.615	Baik
24	DN24	cluster_1	3.692	3.615	3.385	3.462	3.615	3.615	Baik
25	DN25	cluster_3	3.200	3	3.200	3.400	3.400	3	Sangat Kurang
26	DN26	cluster_1	3.750	3.250	3.500	3.500	3.500	3.500	Baik

Gambar 8. Hasil Clustering dengan Aplikasi RapidMiner

Setelah algoritma K-Means diterapkan dengan jumlah cluster (K=4), diperoleh empat kelompok dengan karakteristik nilai yang berbeda. Setiap cluster memiliki pola nilai P1-P6 yang unik dan menggambarkan tingkat kinerja dosen berdasarkan penilaian mahasiswa. Berikut karakteristik dari masing-masing cluster :

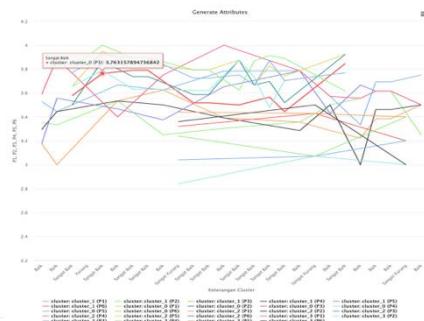
1) Cluster_0 : Sangat Baik

- Nilai rata-rata tinggi dengan rentang nilai 3.6 – 4.0



- Seluruh indikator konsisten tinggi
 - Dosen menguasai materi, penyampaian baik, disiplin, media sangat baik
- 2) Cluster_1 : Baik
- Nilai rata-rata berada direntang nilai 3.0 - 3.4
 - Indikator yang paling sering rendah : P3 (metode mengajar) dan P4 (media)
- 3) Cluster_2 : Kurang
- Nilai kisaran 2.2 – 2.9
 - Lemah terutama di P2 (penjelasan) dan P3 (metode mengajar)
- 4) Cluster_3 : Kurang Baik
- Nilai kisaran 0.8 – 1.8
 - Semua indikator rendah
 - Dosen dalam kategori ini perlu membinaan khusus

Proses *run* dianggap berhasil apabila hasil clustering dapat ditampilkan pada *Data View*, yang menandakan bahwa eksekusi berjalan dengan baik seperti ditunjukkan pada gambar diatas. Pada bagian visualisasi, terlihat garis yang menunjukkan jumlah *cluster* untuk setiap dosen. Melalui visualisasi tersebut dapat diketahui kelompok mana saja yang termasuk ke dalam *cluster* 0,1,2 maupun 3. Visualisasi dapat dilihat pada gambar 9



Gambar 9. Hasil Visualisasi dengan Aplikasi RapidMiner

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisa menggunakan metode *Davies-Boulding Index* (DBI) dan Elbow Method, diperoleh hasil bahwa *cluster* (K) yang paling optimal adalah K=4. Hal ini ditunjukkan oleh nilai titik siku (elbow) pada nilai grafik WCSS yang mengindikasikan penurunan variansi yang signifikan hingga K=4. Selanjutnya, penerapan algoritma K-Means dengan jumlah K=4 menghasilkan pembagian data ke dalam empat kelompok atau *cluster* dengan karakteristik yang berbeda. Pada *cluster_0* dan *cluster_1* terdapat 11 dosen, *cluster_2* terdapat 1 dosen dan *cluster_3* terdapat 3 dosen. Hal ini menunjukkan bahwa metode K-Means berhasil memisahkan data sesuai tingkat kualitas atau kinerjanya. Hasil tersebut dapat digunakan sebagai acuan dalam pengambilan keputusan atau evaluasi lebih lanjut.

5. Daftar Pustaka

- [1] S. Abudalfa and M. Salem, "An Analysis of Course Evaluation Questionnaire on UCAS Students' Academic Performance by Using Data Clustering," 2023, pp. 231–240. doi: 10.1007/978-3-031-08954-1_21.
- [2] A. F. I and N. E. D, "Analysis of Elbow, Silhouette, Davies–Bouldin, Calinski–Harabasz, and Rand Index Evaluation on K Means Algorithm for Classifying Flood Affected Areas in Jakarta".
- [3] S. Wang, Y. Sun, and Z. Bao, "On the efficiency of K-means clustering," Proceedings of the VLDB Endowment, vol. 14, no. 2, pp. 163–175, Oct. 2020, doi: 10.14778/3425879.3425887.
- [4] A. Ashabi, S. Bin Sahibuddin, and M. Salkhordeh Haghghi, "The Systematic Review of K-Means Clustering Algorithm," in 2020 The 9th International Conference on Networks, Communication and Computing, New York, NY, USA: ACM, Dec. 2020, pp. 13–18. doi: 10.1145/3447654.3447657.
- [5] C. Shi, B. Wei, S. Wei, W. Wang, H. Liu, and J. Liu, "A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm," EURASIP J Wirel Commun Netw, vol. 2021, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1186/s13638-021-01910-w.
- [6] E. Schubert, "Stop using the elbow criterion for k-means and how to choose the number of clusters instead," Dec. 2022, doi: 10.1145/3606274.3606278.
- [7] F. Ros, R. Riad, and S. Guillaume, "PDBI: A partitioning Davies-Bouldin index for clustering evaluation," Neurocomputing, vol. 528, pp. 178–199, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.neucom.2023.01.043.
- [8] I. F. Ashari, E. Dwi Nugroho, R. Baraku, I. Novri Yanda, and R. Liwardana, "Analysis of Elbow, Silhouette, Davies–Bouldin, Calinski–Harabasz, and Rand–Index Evaluation on K–Means Algorithm for Classifying Flood–Affected Areas in Jakarta," Journal of Applied Informatics and Computing, vol. 7, no. 1, pp. 89–97, Jul. 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i1.4947.
- [9] Muhammad Raqib Syahkur, D. Hartama, and S. Solikhun, "Evaluasi Jumlah Cluster pada Algoritma K-Means++ Menggunakan Silhouette dan Elbow dengan Validasi Nilai DBI dalam Mengelompokkan Gizi Balita," JST (Jurnal Sains dan Teknologi), vol. 13, no. 3, pp. 487–496, Oct. 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v13i3.86419.
- [10] P. Vania and B. Nurina Sari, "Perbandingan Metode Elbow dan Silhouette untuk Penentuan Jumlah Klaster yang Optimal pada Clustering Produksi Padi menggunakan Algoritma K-Means," Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan, vol. 9, no. 21, pp. 547–558, 2023, doi: 10.5281/zenodo.10081332.
- [11] M. Sholeh and K. Aeni, "STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi) Perbandingan Evaluasi Metode Davies Bouldin, Elbow Dan



- Silhouette Pada Model Clustering Dengan Menggunakan Algoritma K Means.” [Online]. Available: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Trave>
- [12] A. Putri Riani, A. Voutama, and T. Ridwan, “Volume 6 ; Nomor 1,” Januari, pp. 164–172, 2023, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsk/index>
- [13] R. Ramdani, N. Suarna, I. Ali, and D. I. Efendi, “Penerapan Algoritma K-Means Dalam Analisis Data Kependudukan Untuk Optimalisasi Pengelompokan Di Desa Pasawahan,” Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, vol. 13, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i1.5639.
- [14] S. Haviyola and M. Jajuli, “Pengelompokan Prestasi Siswa Guna Kualifikasi Beasiswa Berdasarkan Data Nilai Menggunakan Algoritma K-Means.”
- [15] N. A. Maori, “Metode Elbow Dalam Optimasi Jumlah Cluster Pada K-Means Clustering,” Jurnal SIMETRIS, vol. 14, 2023.
- [16] R. Mubarak, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, “Algoritma K-Means Clustering Penggunaan Bandwidth Internet (Studi Kasus di Pemerintah Daerah Kabupaten Padang Pariaman),” Explore: Jurnal Sistem Informasi dan Telematika, vol. 14, no. 1, p. 37, Jul. 2023, doi: 10.36448/jsit.v14i1.3037.
- [17] N. A. Y. -, L. E. B. -, G. C. H. R. -, M. F. Z. -, A. -, and F. R. -, “Analisis Perbandingan K-Means Dan Dbscan Dalam Pengelompokan Data Travel Review Ratings Menggunakan Evaluasi Silhouette Index Dan Davies-Bouldin Index,” Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6884.
- [18] L. Bima and A. Prasetya, “Computer Based Information System Journal Clustering Dalam Menentukan Tindak Lanjut Hasil Annual Check Mental Health Dengan Algoritma K-Means,” Cbis Journal, vol. 13, no. 01, 2025, [Online]. Available: <http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/cbishttp://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/cbis>

