

**PERBANDINGAN ALGORITMA K-MEANS DAN K-MEDOIDS DALAM
PENGELOMPOKKAN BANK UMUM SYARIAH DI INDONESIA
DENGAN DAVIES BOULDIN INDEKS, CALINSKI
HARABASZ INDEKS & KOEFISIEN SILHOUTTE**

***Comparison of K-Means and K-Medoids Algorithms in Clustering
Islamic Commercial Banks in Indonesia Using Davies-Bouldin Index,
Calinski-Harabasz Index, and Silhouette Coefficient***

Dhea Aryona Putri¹, Gusmanely.Z²

Universitas Jambi

¹Author Address: dheaaryona1012@gmail.com, gusmanelyz@unja.ac.id

Abstrak: Rasio keuangan merupakan alat yang sering digunakan dalam menganalisis kinerja keuangan sebuah bank. Masih terdapat kesenjangan dalam aspek keuangan pada bank umum syariah di Indonesia, yang terlihat pada salah satu rasio yang menggambarkan kinerja keuangan bank. Rasio Return On Assets (ROA) pada tahun 2022 menunjukkan kesenjangan yang cukup signifikan. Hal ini mengindikasikan bahwa kinerja bank umum syariah masih belum baik dan optimal. Dalam penelitian ini, bank umum syariah di Indonesia akan dikelompokkan. Proses identifikasi rasio keuangan setiap bank umum syariah di Indonesia dilakukan dengan analisis kluster menggunakan metode K-Means dan K-Medoids. Kedua metode tersebut memiliki perbedaan, sehingga diperlukan validasi untuk menilai hasil pengelompokan menggunakan tiga metode validasi, yaitu Davies-Bouldin Index, Calinski-Harabasz Index, dan Silhouette Coefficient. Tujuannya adalah untuk mengetahui struktur kluster terbaik dari hasil pengelompokan tersebut. Berdasarkan tiga metode validasi kluster yang digunakan, yaitu DBI, CHI, dan Silhouette Coefficient, dalam perbandingan antara algoritma K-Means dan K-Medoids, disimpulkan bahwa algoritma K-Means memberikan hasil terbaik dalam mengelompokkan bank umum syariah.

Kata Kunci: Rasio Keuangan, K-Means, K-Medoids, Davies Bouldin Indeks, Calinski Harabasz Indeks, Silhouette Coefficient.

Abstract: Financial ratios are a tool that is often used in examining the financial performance of a bank. There is still a gap in the finances regarding Islamic commercial banks in Indonesia, as seen in one of the ratios that describes the financial performance of a bank. The Return On Assets ratio in 2022 will have a very different gap. This means that the performance of shariah commercial banks is still not good and optimal. In this research, sharia commercial banks in Indonesia will be grouped. The process of identifying the financial ratios of each Islamic commercial bank in Indonesia is carried out using cluster analysis, namely the K-Means and K-Medoids methods. The two methods used are different, so validation needs to be carried out to assess the grouping results using three validations, namely the Davies Bouldin Index, Calinski Harabasz Index, and Silhouette Coefficient, to produce the best cluster structure from the resulting grouping can be known. Based on the 3 validation clusters used, namely DBI, CHI, and Silhouette Coefficient, in a comparison of the two K-Means and K-Medoids algorithms, it was concluded that the K-Means algorithm had the best results in grouping Islamic commercial banks.

Keywords: Financial Ratios, K-Means, K-Medoids, Davies Bouldin Indeks, Calinski Harabasz Indeks, Silhouette Coefficient.

PENDAHULUAN

Kinerja keuangan adalah analisis yang dilakukan untuk mengetahui sejauh mana suatu perusahaan telah mematuhi aturan pelaksanaan keuangan dengan benar dan tepat. Perangkat yang dipakai untuk menggambarkan kondisi keuangan suatu perusahaan dan menunjukkan prestasi kerjanya selama periode waktu tertentu adalah rasio keuangan. Kinerja Keuangan adalah gambaran untuk melihat tentang keadaan keuangan suatu perusahaan (Fahmi, 2012).

Bank umum syariah yaitu adalah sekelompok bank yang masih terjadi kesenjangan atau ketimpangan pada masing-masing anggota yang termasuk pada kelompok bank tersebut. penurunan harga komoditas dan mineral menyebabkan kesulitan pembiayaan bagi industri perbankan syariah. Ini ditunjukkan oleh penurunan Return On Assets (ROA) sektor perbankan syariah. Bank umum syariah memiliki nilai aset (ROA) yang terus menurun hingga mencapai puncaknya yaitu ketika ROA mencapai 0,79% (Infobank, 2019). Rasio Return on Assets (ROA), yang biasanya disebut sebagai rentabilitas ekonomi, menilai kinerja suatu perusahaan dalam menghasilkan laba (Kasmir, 2012).

Berdasarkan hal tersebut, pada penelitian ini akan dilakukan pengelompokkan bank umum syariah di Indonesia dalam mengatasi permasalahan bank yang mengalami risiko kegagalan atau kebangkrutan, pengelompokkan ini merupakan salah satu konsep dalam ilmu matematika bidang statistika yang dikenal dengan analisis cluster. Penelitian ini akan dilakukan pengelompokkan bank umum syariah

berdasarkan rasio keuangan. Metode yang tepat digunakan adalah analisis cluster yaitu menggunakan metode k-means dan k-medoids. Dua metode yang digunakan berbeda sehingga perlu dilakukan validasi untuk menilai pengelompokkan yang dihasilkan. Davies Bouldien Indeks, Calinski Harabasz Indeks dan Koefisien Silhoutte merupakan metode yang termasuk kedalam kategori validasi cluster internal. DBI merupakan fungsi rasio dari jumlah distribusi sampel di dalam kelompok sampel untuk pemisahan antar kelompok. Calinski Harabasz Index untuk menilai model clustering atau disebut sebagai Variance Ratio Criterion, menggambarkan rasio antara jumlah dispersi antar cluster dan dalam cluster untuk keseluruhan cluster. Koefisien Silhoutte adalah ukuran seberapa mirip data point dalam suatu cluster (kohesi) dengan data point di luar cluster tersebut. Rasio keuangan yang dilakukan pada penelitian ini diantaranya Return On Assets, Return On Equity, Net Operation Margin, Non Performing Financing, Financing to Deposit Ratio, Biaya Operasional Pendapatan Operasional, Capital Adequacy Rasio, dan Net Imbalan.

LANDASAN TEORI (JIKA DIPERLUKAN)

Rasio Keuangan

Pemeriksaan kesehatan keuangan harus dilakukan guna menilai performa dan keuangan entitas usaha. Rasio keuangan adalah alat yang sering digunakan dalam pemeriksaan ini. Rasio menggambarkan hubungan atau perbandingan matematis antara dua jumlah. Dengan memanfaatkan rasio ini, kita dapat menilai seberapa baik atau buruk kondisi entitas usaha. Entitas usaha dapata

mengevaluasi tingkat kesehatan melalui rasio keuangan (Rahayu, 2021).

K-Means Cluster

K-means dapat mereduksi jarak nilai tengah antara tiap data dan *cluster* melalui *partitioning* secara *iteratif*. Dalam algoritma *k-means*, semua data harus masuk ke dalam *cluster* khusus pada satu langkah proses, sebelum dapat beralih ke *cluster* lain pada langkah berikutnya dari proses sebelumnya (Novia, et al., 2023)

Menurut Mukrodin, et al (2023) algoritma yang sering dipakai dalam metode *k-means* adalah seperti berikut:

1. Tentukan banyaknya *cluster k* yang dihasilkan secara keseluruhan.
2. Membangkitkan (*k*) titik awal *centroid* secara acak. *Centroid* pertama atau awal dipilih secara random dari objek yang digunakan. Untuk mengetahui titik pusat *cluster* ke- *i*, dapat menggunakan formula dibawah ini:

$$v = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} ; i = 1, 2, 3, \dots, n$$

Dimana:

v : *centroid* pada *cluster*

x_i : objek ke- *i*

n : banyak objek

3. Kalkulasikan jarak setiap objek dari setiap *centroid* dalam setiap *cluster*. Jarak dihitung menggunakan persamaan *Euclidean*.
4. Melakukan proses alokasi. (Letakkan semua objek ke titik pusat paling dekat. Kemudian, berdasarkan *cluster* yang terbentuk, tentukan titik pusat baru.
5. Kerjakan secara berulang, dan setelah tiap putaran, tentukan

posisi *centroid* baru dengan menggunakan persamaan (1).

6. Lakukan kembali tahap ke-3, iterasi diberhentikan jika alokasi objek sesuai dengan langkah sebelumnya. Jika tidak, kembali ke langkah ke-2.

K-Medoids Cluster

Tahap pertama dari metode ini adalah menentukan *medoids*, atau mencari titik yang paling mewakili dalam dataset dengan menghitung jarak di antara semua kombinasi *medoid* yang memungkinkan, sehingga jarak didalam *cluster* kecil dan jarak antar *cluster* besar (Hutasuhut, Okprana, & Damanik, 2022).

Menurut Han, et al (2012) Adapun algoritma dari *k-medoids clustering* yaitu seperti berikut:

1. Menghitung banyaknya *cluster (k)*
2. Membangkitkan *centroid cluster (k)* secara random.
3. Mengukur jarak antara objek *non-medoid* dan *medoid* di setiap *cluster*. Ini dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan *euclidean*, yang kemudian mengelompokkan setiap objek *non-medoid* ke dalam *medoid* terdekatnya. Setelah itu, hitung jumlah jarak.
4. Sebagai kandidat untuk *medoid* baru, buat langkah pengulangan *medoid* berdasarkan objek *non-medoid* di dalam *cluster* yang telah di bentuk .
5. Mengukur jarak antara objek *non-medoid* dan *medoid* baru, menempatkan masing-masing objek *non-medoid* ke kandidat *medoid* yang paling dekat, dan kemudian menghitung jarak total.
6. Menghitung perbedaan jarak total (d_{total}) dengan menggunakan rumus seperti berikut:

$$d_{total} = Total \text{ Jarak Baru} - Total \text{ Jarak Lama}$$

Nilai total jarak didapatkan dengan persamaan:

$$Total \text{ Jarak} = \sum_{i=1}^n d_{(i,j)}$$

7. Apabila ditemukan nilai $d_{total} < 0$, sehingga *medoid* calon baru itu adalah *medoid* baru dan apabila didapatkan $d_{total} > 0$ sehingga proses iterasi berakhir. Jika tidak, ulangi langkah-

langkah 4 hingga 7 sampai tidak ada perubahan pada *medoid* atau $d_{total} > 0$.

Elbow Method

Elbow Method menetapkan jumlah *cluster* yang benar dan menghasilkan perbandingan persentase antara jumlah *cluster*. Metode ini menghasilkan grafik penurunan yang drastis. Jika nilai dari masing-masing *cluster* membentuk sudut pada grafik dengan nilai dari *cluster* kedua, atau jika nilai dari *cluster* pertama mengalami penurunan terbesar, maka nilai total dari kelompok tersebut benar. *Sum of Square Error* (SSE) dari setiap nilai *cluster* dihitung untuk mendapatkan perbandingan (Rangkuti, et al., 2022).

Davies Bouldin Indeks

Davies Bouldin Index (DBI) digunakan untuk menilai pengelompokan yang terbaik, dimana tujuan dari pengelompokan suatu objek adalah untuk memiliki pusat sampel terjauh dan konsentrasi tertinggi di setiap *cluster*. DBI adalah metode evaluasi alternatif yang menghitung rasio rata-rata ukuran dan pemisahan untuk semua nilai *cluster*. Untuk setiap *cluster*, ditemukan *cluster* alternatif yang memaksimalkan rasio jumlah ukuran *cluster* dibagi dengan jarak antar *cluster* (Garner, 2015). Hasil perolehan DBI yang semakin mendekati angka nol menunjukkan hasil *cluster* yang diperoleh lebih baik. Nilai DBI dapat dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

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

Berikut adalah persamaan untuk menghitung nilai $R_{i,j}$.

$$R_{i,j} = \frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{i,j}}$$

Nilai SSW_i , SSW_j , dan $SSB_{i,j}$ dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$SSW_i = \frac{1}{m_i} \sum_{n=1}^{m_i} d(x_i, c_j)$$

$$SSW_j = \frac{1}{m_j} \sum_{n=1}^{m_j} d(x_i, c_j)$$

$$SSB_{i,j} = d(c_i, c_j)$$

Calinski Harabasz Indeks

Calinski-Harabasz (CH) menyediakan evaluasi hasil *cluster* melalui perbandingan nilai jumlah kuadrat antar *cluster* (SSB) sebagai pemisahan dan nilai jumlah kuadrat dalam *cluster* (SSW) sebagai kekompakan, dikalikan dengan nilai normalisasi, yaitu perbedaan total data dengan total *cluster* dibagi banyaknya *cluster* dikurangi satu. Untuk hasil *cluster* yang lebih baik, indeks *cluster* Calinski-Harabasz harus lebih tinggi (Baarsch dan Celebi, 2012). Adapun persamaan *Calinski Harabasz Index* yaitu adalah sebagai berikut:

$$CH = \frac{SSB}{SSW} \times \frac{n - k}{k - 1}$$

Nilai SSW dan SSB di peroleh dari persamaan berikut:

$$SSW = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in c_i} d^2(m_i, x)$$

$$SSB = \sum_{i=1}^k n_i (d^2(m_i, M))$$

$$M = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

Keterangan:

CH : Calinski Harabasz Index
n : jumlah objek yang digunakan
k : jumlah *cluster*
 x_i : objek ke- i
 c_i : *cluster* ke- i
 m_i : pusat *cluster* ke- i
 n_i : banyaknya anggota *cluster* ke- i
M : *centroid global*

Koefisien Silhouette

Indeks *Silhouette* (SI) merupakan teknik validasi *cluster* yang digunakan untuk validasi data, baik itu satu *cluster* tunggal dari beberapa *cluster* atau keseluruhan *cluster*. SI menunjukkan ukuran seberapa dekat setiap titik dalam satu *cluster* dengan titik-titik di *cluster* tetangganya, dan

dengan demikian memberikan cara untuk menilai www.ojk.go.id. Informasi yang parameter seperti jumlah *cluster* secara visual dipergunakan ialah data statistik. Nilai koefisien *Silhouette cluster* berkisar antara -1 publikasi keuangan mengenai kinerja dan 1. *Cluster* mendekati 1 dianggap baik (Jollyta, keuangan Bank Umum Syariah (BUS) et al., 2021). Koefisien *Silhouette* dapat dihitung yang tercatat pada otoritas jasa dengan rumus berikut: keuangan pada tahun 2022, indikator kinerja keuangan tersebut meliputi rasio *Return On Assets*, *Return On Equity*, *Net Operation Margin*, *Non Performing Financing*, *Financing to Deposit Ratio*, Biaya Operasional Pendapatan Operasional, *Capital Adequacy Rasio*, dan Net Imbalan.

$$a_i^j = \frac{i}{m_j - 1} \sum d(x_i^j, x_r^j)$$

Dimana:

$d(x_i^j, x_r^j)$: jarak data/objek ke i dengan data/objek ke r dalam satu *cluster* j

m_j : banyaknya data/objek dalam *cluster* ke j

$$b_j^i = \min_{n=1, \dots, k, n \neq j} \left\{ \frac{i}{m_n} \sum d(x_i^j, x_r^n) \right\}$$

Setelah memperoleh nilai koefisien a dan b langkah selanjutnya adalah menggunakan nilai tersebut untuk menghitung nilai SI dengan menggunakan persamaan berikut:

$$SI_i^j = \frac{b_i^j - a_i^j}{\max\{a_i^j, b_i^j\}}$$

Persamaannya dapat ditulis juga sebagai berikut:

$$SI_i^j = \begin{cases} 1 - \frac{a_i^j}{b_i^j}, & \text{jika } a_i^j < b_i^j \\ 0, & \text{jika } a_i^j = b_i^j \\ \frac{b_i^j}{a_i^j} - 1, & \text{jika } a_i^j > b_i^j \end{cases}$$

Dimana:

SI_i^j : koefisien *silhouette* pada objek ke i

a_i^j : jarak rata-rata objek ke i ke semua objek pada suatu *cluster*

b_i^j : jarak minimum objek ke i ke semua objek pada suatu *cluster* dimana i bukan anggota *cluster*

selanjutnya menghitung nilai SI Global, dengan persamaan sebagai berikut:

$$SI = \frac{1}{k} \sum SI_i^j$$

Dimana:

k : banyak data/objek

METODOLOGI

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari situs

www.ojk.go.id. Informasi yang dipergunakan ialah data statistik publikasi keuangan mengenai kinerja keuangan Bank Umum Syariah (BUS) yang tercatat pada otoritas jasa keuangan pada tahun 2022, indikator kinerja keuangan tersebut meliputi rasio *Return On Assets*, *Return On Equity*, *Net Operation Margin*, *Non Performing Financing*, *Financing to Deposit Ratio*, Biaya Operasional Pendapatan Operasional, *Capital Adequacy Rasio*, dan Net Imbalan. Objek yang digunakan dalam penelitian ini, termasuk semua Bank Umum Syariah yang terdaftar di Otoritas Jasa Keuangan, yang berjumlah sebanyak 13 bank.

Tahapan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

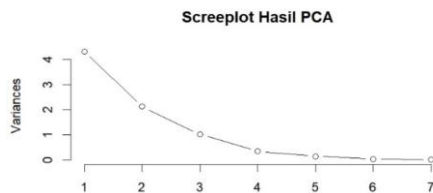
1. Perumusan Masalah
2. Melakukan pengujian asumsi
3. Menentukan ukuran jarak kesamaan antar objek
4. Melakukan pengelompokan *K-Means* dan *K-Medoids*
5. Interpretasi *cluster*
6. Validasi *cluster*
7. Penarikan kesimpulan

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini didapat dari situs web Otoritas Jasa Keuangan yaitu rasio keuangan pada laporan publikasi keuangan tiap Bank Umum Syariah di Indonesia pada Tahun 2022.

Sebelum melakukan pengelompokkan, akan dilakukan pengujian asumsi terlebih dahulu. Adapun asumsi-asumsi yang diperiksa adalah sampel mewakili pouplulasi atau sampel representatif. Hasil evaluasi KMO dengan menggunakan aplikasi *R* untuk 8 variabel menghasilkan nilai sebesar 0,57 yang artinya bahwa

representatif. Setelah itu dilanjutkan dengan periksa apakah antar variabel memiliki korelasi, pada data yang digunakan terdapat korelasi antar variabel sehingga akan diatasi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Analisis faktor menggunakan PCA ditentukan berdasarkan metode *scree plot*. Pada Gambar 1 dengan *software R* terlihat bahwa *scree plot* mulai mendatar pada ekstraksi variabel-variabel awal menjadi 2 faktor.



Gambar 1. Screeplot Hasil PCA

Adapun data hasil analisis komponen utama dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Hasil Analisis Komponen Utama

Objek	V_1	V_2
Bank Aceh	-0,307	0,3596
Bank NTB Syariah	-0,289	-0,0088
Bank Victoria Syariah	-1,405	-0,9190
Bank Jabar Banten	-0,777	-0,2120
Bank Syariah Indonesia	-0,414	0,7169
Bank Mega Syariah	-0,670	0,3528
Bank Panin Dubai Syariah	-0,625	0,1470
Bank KB Bukopin Syariah	-0,724	-0,6321
Bank BCA Syariah	-0,795	-0,5701
Bank BTPN	2,9237	3,8818

Syariah		
BPRS	-1,035	0,5923
Bank Aladin Syariah	5,8545	-2,4804

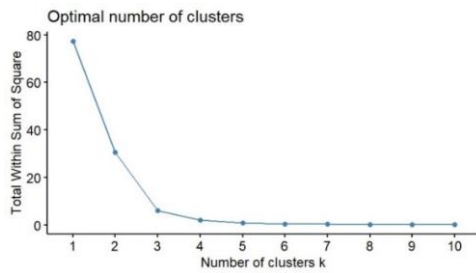
Berdasarkan data baru yang diperoleh menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA), maka selanjutnya akan dilakukan kembali pengecekan asumsi-asumsi terhadap data baru. Hasil pengujian sampel representatif dengan menggunakan *software R* menghasilkan nilai KMO sebesar 0,5 menunjukkan bahwa sampel representatif. Untuk asumsi selanjutnya yaitu dilakukan pengecekan korelasi antar variabel, Adapun korelasi tiap variabel hasil dari komponen utama dengan menggunakan *software R* dapat dilihat pada matriks korelasi berikut:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 1,900114 \times 10^{-16} \\ 1,900114 \times 10^{-16} & 1 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan hasil yang diperoleh menggunakan matriks R bahwa nilai korelasi antar variabel yang dihasilkan sangat dekat dengan 0 atau nilai yang dihasilkan lebih kecil dari 0,5. Artinya, asumsi-asumsi yang diperlukan untuk melakukan analisis *cluster* sudah terpenuhi sehingga sudah bisa dilakukan pengelompokkan dengan menggunakan metode *k-means* dan *k-medoids*.

Metode Elbow

Penentuan banyaknya *cluster* yang optimal untuk metode *k-means* dan *k-medoids* akan dicari dengan menggunakan *elbow method*, dimana pada hasil diperoleh $k = 3$ tampak bahwa garis menunjukkan penurunan yang signifikan dan membnetuk siku serta nilai *Sum of Square Error* sebesar 69,6%.



Gambar 1. Grafik Elbow

Pengelompokkan dengan Algoritma K-Means

Berdasarkan proses dari algoritma *k-means* yang telah dilakukan, diperoleh hasil iterasi terakhir yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Iterasi K-Means

Objek	C1	C2	C3	Kedekatan	Cluster yang diikuti
1	4,780219096	6,785446	0,690901	0,690901	3
2	5,032647301	6,62937	0,526196	0,526196	3
3	6,92556899	7,685831	1,456685	1,456685	3
4	6,464449863	7,425677	0,997698	0,997698	3
5	5,518965883	7,009106	0,087148	0,087148	3
6	4,600294062	7,037612	0,927275	0,927275	3
7	5,036913973	7,113295	0,496973	0,496973	3
8	5,152568161	6,992801	0,323977	0,323977	3
9	5,804216674	6,834116	0,509968	0,509968	3
10	5,800962638	6,918695	0,442717	0,442717	3
11	0	7,004926	5,470479	0	1
12	5,147530514	7,544183	0,757918	0,757918	3
13	7,004926349	0	7,056422	0	2

Berdasarkan perhitungan yang dilakukan diperoleh hasil pengelompokkan dari 13 objek penelitian dengan 3 *cluster* menggunakan algoritma *k-means* disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Anggota Cluster Algoritma K-Means

Variabel	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
V1	2,9237618	5,8545042	-0,798024173
V2	3,881893597	-2,480475627	-0,127401634
Rata-rata	3,4028277	1,68701429	-0,9254258

Dengan mempertimbangkan analisis karakteristik dari setiap *cluster* yang telah dihasilkan, dapat disimpulkan bahwa:

- a) *Cluster 1* adalah *cluster* yang memiliki rasio keuangan yang dianggap “tinggi”. Akibatnya bank umum syariah yang tergabung ke dalam *cluster 1*

adalah bank yang mengalami risiko kegagalan tinggi.

- b) *Cluster 2* adalah *cluster* yang memiliki rasio keuangan yang dianggap “Menengah”. Akibatnya bank umum syariah yang tergabung ke dalam *cluster 2* adalah bank dengan yang mengalami risiko kegagalan menengah.

- c) *Cluster 3* adalah *cluster* yang memiliki rasio keuangan yang dianggap “rendah”. Akibatnya bank umum syariah yang tergabung ke dalam *cluster 3* merupakan bank yang mengalami risiko kegagalan rendah.

Pengelompokkan dengan Algoritma K-Medoids

Berdasarkan proses dari algoritma *k-medoids* yang telah dilakukan, diperoleh hasil iterasi terakhir yang tampak pada Tabel 5.

Tabel 4. Hasil Iterasi K-Medoids

Objek	C1	C2	C3	Kedekatan	Cluster yang diikuti
1	0	0,351288	4,780219	0	1
2	0,351288052	0	5,032647	0	2
3	2,145562879	1,911111	6,925569	1,911111	2
4	1,684920028	1,450905	6,46445	1,450905	2
5	0,73971345	0,53531	5,518966	0,53531	2
6	0,372985568	0,719129	4,600294	0,372986	1
7	0,362253885	0,512897	5,036914	0,362254	1
8	0,382425065	0,363436	5,152568	0,363436	2
9	1,075802723	0,77467	5,804217	0,77467	2
10	1,049673672	0,768526	5,800963	0,768526	2
11	4,780219096	5,032647	0	0	3
12	0,763864378	0,946928	5,147531	0,763864	1
13	6,785446006	6,62937	7,004926	6,62937	2
Total				13,93243	

Selanjutnya menghitung selisih total jarak dari iterasi pertama dan iterasi kedua adalah sebagai berikut:

$$d_{total} = \text{Total Jarak Baru} - \text{Total Jarak Lama} \\ = 13,93243 - 11,66071 \\ = 2,271726$$

Karena $d_{total} > 0$, sebagai hasilnya iterasi berakhir dan *cluster* mengikuti hasil dari iterasi pertama. Dengan demikian dari 13 objek penelitian, terbentuk 3 *cluster* dengan anggota untuk setiap *cluster* ditunjukkan dalam Tabel 6.

Tabel 5. Anggota Cluster Algoritma K-Medoids

Cluster	Jumlah Anggota	Bank
1	8	Bank Aceh, NTB Syariah, Jabar Banten Syariah, BSI, Mega Syariah, Panin Dubai Syariah, BPRS, Aladin Syariah
2	4	Muamalat Indonesia, Victoria Syariah, KB Bukopin Syariah, BCA Syariah
3	1	BTPN Syariah

Setelah diperoleh hasil pengelompokkan maka diperlukan sebuah interpretasi dan memberikan karakteristik di setiap *cluster* yang terbentuk. Adapun untuk menggambarkan isi dari masing-masing *cluster* tersebut dilakukan perhitungan rata-rata di setiap variabel pada *cluster* yang terbentuk. Nilai rata-rata untuk masing-masing variabel di setiap *cluster* ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 6. Nilai Rata-Rata Tiap Variabel Cluster K-Medoids

Variabel	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
V1	0,216627	-0,88535	2,9237618
V2	-0,06436	-0,84175	3,881893597
Rata-rata	0,0761335	-0,86355	3,4028277

Dengan mempertimbangkan analisis karakteristik dari setiap *cluster* yang telah dihasilkan, dapat disimpulkan bahwa:

- Cluster 1* adalah *cluster* dengan rasio keuangan yang dianggap “menengah”. Akibatnya bank umum syariah yang tergabung ke dalam *cluster 1* adalah bank yang mengalami risiko kegagalan menengah.
- Cluster 2* adalah *cluster* dengan rasio keuangan yang dianggap “rendah”. Akibatnya bank umum syariah yang tergabung ke dalam *cluster 2* adalah bank yang mengalami risiko kegagalan rendah.
- Cluster 3* adalah *cluster* dengan rasio keuangan yang dianggap “tinggi”. Akibatnya bank umum syariah yang tergabung ke dalam *cluster 3* adalah bank yang

mengalami risiko kegagalan tinggi.

Davies Bouldin Indeks

Berikut merupakan hasil perhitungan validasi *cluster* menggunakan *Davies Bouldin Indeks* yaitu adalah sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil Evaluasi Cluster Menggunakan Davies Bouldin Index

N o.	Algoritma	Davies Bouldin Indeks
1	<i>K-Means</i>	0,110955
2	<i>K-Medoids</i>	0,75588

Seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 8, hasil evaluasi kelompok manual menggunakan indeks *Davies Bouldin* menunjukkan nilai terendah atau hampir nol pada hasil kelompok manual menggunakan algoritma *k-means* dengan nilai 0,110955. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa hasil kelompok dengan algoritma *k-means* adalah yang terbaik.

Calinski Harabasz Indeks

Adapun hasil perhitungan validasi *cluster* menggunakan *Davies Bouldin Indeks* yaitu adalah sebagai berikut:

$$CH_k = \frac{SSB}{SSW} \times \frac{n-k}{k-1}$$

$$CH_3 = \frac{SSB}{SSW} \times \frac{13-3}{3-1}$$

$$= \frac{SSB}{SSW} \times \frac{10}{2}$$

$$= \frac{SSB}{SSW} \times 5$$

Tabel 9. Hasil Evaluasi Cluster Menggunakan Calinski Harabasz Index

N o.	Algoritma	Calinski Harabasz Index
1	<i>K-Means</i>	0,09372
2	<i>K-Medoids</i>	0,1328

Seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 9, hasil evaluasi kelompok manual menggunakan indeks *Calinski Harabasz* menunjukkan nilai tertinggi pada hasil kelompok manual menggunakan algoritma *k-medoids* dengan nilai 0,1328. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa hasil kelompok dengan algoritma *k-medoids* adalah yang terbaik

Koefisien Silhoutte

Adapun hasil perhitungan validasi *cluster* menggunakan Koefisien *Silhoutte* yaitu adalah sebagai berikut:

Tabel 10. Hasil Evaluasi Cluster Menggunakan Koefisien Silhoutte

No.	Algoritma	Koefisien Silhoutte
1	<i>K-Means</i>	0,8516
2	<i>K-Medoids</i>	0,2193

Seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 10, hasil evaluasi kelompok manual menggunakan Koefisien *Silhoutte* menunjukkan nilai yang mendekati angka satu pada hasil kelompok manual menggunakan algoritma *k-means* dengan nilai 0,8516. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa hasil kelompok dengan algoritma *k-means* adalah yang terbaik.

Perbandingan Hasil Pengelompokkan

Setelah dilakukan evaluasi dengan menggunakan metode *Davies Bouldin Indeks*, *Calinski Harabasz Indeks*, dan Koefisien *Silhoutte* pada pengelompokkan algoritma *k-means* dan *k-medoids*. Adapun hasil dari evaluasi tersebut yaitu terlihat pada tabel berikut:

Tabel 11. Hasil Validasi Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids

Validasi	Algoritma K-Means	Algoritma K-Medoids

<i>Davies Bouldin Indeks</i>	0,1109	0,7558
<i>Calinski Harabasz Indeks</i>	0,0937	0,1328
Koefisien Silhoutte	0,8516	0,2193

Dengan mempertimbangkan hasil analisis yang dilakukan, dapat dilihat bahwa Tabel 12 merupakan kolom algoritma *k-means* dan *k-medoids* yang bernilai 1 atau 0. Nilai 1 berarti algoritma tersebut lebih baik dari yang lain.

Tabel 12. Ringkasan Hasil Perbandingan

Validasi	Algoritma K-Means	Algoritma K-Medoids
<i>Davies Bouldin Indeks</i>	1	0
<i>Calinski Harabasz Indeks</i>	0	1
Koefisien Silhoutte	1	0
Total	2	1

Tabel 12 menunjukkan nilai uji validitas algoritma *k-means* dan *k-medoids* menggunakan *Davies Bouldin Indeks*, *Calinski Harabasz Indeks*, dan Koefisien *Silhoutte*. Berdasarkan ketiga parameter tersebut dapat disimpulkan bahwa algoritma *k-means* mendapatkan nilai total test yang lebih baik dibandingkan algoritma *k-medoids* dalam melakukan *clustering* pada data dan objek yang digunakan pada penelitian ini.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Ada beberapa kesimpulan yang dapat dibuat berdasarkan hasil pengelompokkan, yang diuraikan dalam bagian hasil dari penelitian ini yaitu:

1. *Cluster* terbentuk dari pengelompokkan Bank Umum Syariah di Indonesia berdasarkan rasio keuangan dengan menggunakan algoritma *k-means* menghasilkan sebanyak 3 *cluster* dan algoritma *k-medoids* menghasilkan sebanyak 3 *cluster*.
 - a. Pada algoritma *k-means* menghasilkan **cluster 1** yang beranggotakan Bank BTPN Syariah dengan rasio keuangan yang dikategorikan tinggi. **Cluster 2** beranggotakan Bank Aladin Syariah yang memiliki kategori rasio keuangan menengah. **Cluster 3** beranggotakan 11 bank umum syariah yaitu Bank Aceh, Bank NTB Syariah, Bank Muamalat Indonesia, Bank Victoria Syariah, Bank Jabar Banten Syariah, Bank Syariah Indonesia, Bank Panin Dubai Syariah, Bank KB Bukopin Syariah, Bank BCA Syariah, Bank Mega Syariah, dan BPR S dengan kategori rasio keuangan rendah.
 - b. Pada algoritma *k-medoids* menghasilkan **cluster 1** yang beranggotakan 8 bank umum syariah yaitu Bank Aceh, Bank NTB Syariah, Bank Jabar Banten Syariah, Bank Syariah Indonesia, Bank Mega Syariah, Bank Panin Dubai Syariah, BPRS, dan Bank Aladin Syariah dengan rasio keuangan yang
- dikategorikan menengah.
- Cluster 2** beranggotakan 4 bank umum syariah yaitu Bank Muamalat Indonesia, Bank Victoria Syariah, Bank KB Bukopin Syariah, dan Bank BCA Syariah yang memiliki kategori rasio keuangan rendah. **Cluster 3** beranggotakan Bank BTPN Syariah dengan kategori rasio keuangan tinggi.
2. Hasil pengelompokkan terbaik dengan menggunakan evaluasi *Davies Bouldin Index* dan Koefisien *Silhouette* adalah hasil *cluster* dengan menggunakan algoritma *k-means*. Sedangkan, pada *Calinski Harabasz Index* hasil *cluster* terbaik dengan menggunakan algoritma *k-medoids*.
 - a. Nilai *davies bouldin indeks* terbaik sebesar 0,07245 diperoleh dari pengelompokkan yang dilakukan dengan algoritma *k-means* dan *k-medoids*. Dengan membagi tiga belas bank umum syariah yang ada di Indonesia menjadi tiga kelompok berdasarkan tingkat rasio keuangan yaitu tinggi, menengah, dan rendah. Algoritma *k-means* dapat digunakan untuk menghasilkan hasil terbaik.
 - b. Nilai *calinski harabasz indeks* terbaik sebesar 0,1328 diperoleh dari pengelompokkan yang dilakukan dengan algoritma *k-means* dan *k-medoids*. Dengan membagi tiga belas bank umum syariah yang ada di Indonesia menjadi tiga kelompok berdasarkan tingkat rasio keuangan yaitu

tinggi, menengah, dan rendah. Algoritma *k-medoids* dapat digunakan untuk menghasilkan hasil terbaik.

- c. Nilai koefisien *silhoutte* terbaik sebesar 0,8516 diperoleh dari pengelompokan yang dilakukan dengan dengan algoritma *k-means* dan *k-medoids*. Dengan membagi tiga belas bank umum syariah yang ada di Indonesia menjadi tiga kelompok berdasarkan Tingkat rasio keuangan yaitu tinggi, menengah, dan rendah. Algoritma *k-means* dapat digunakan untuk menghasilkan hasil terbaik.
- d. Berdasarkan 3 validasi *cluster* yang digunakan yaitu *Davies Bouldin Indeks*, *Calinski Harabsz Indeks*, dan Koefisien *Silhoutte* pada perbandingan dua algoritma *K-Means* dan *K-Medoids* pada data dan objek yang digunakan diperoleh kesimpulan bahwa algoritma *K-Means* merupakan algoritma yang terbaik pada pengelompokan bank umum syariah.

Saran

Rekomendasi berikut dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya:

1. Pada penelitian ini penulis hanya mengkaji *clustering* menggunakan metode non-hierarki, yaitu pada metode *k-means* dan *k-medoids*. Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya yang ingin melakukan *clustering* dapat menggunakan metode non-

hierarki lainnya atau metode hierarki.

2. Selain itu, validasi *cluster* yang dapat digunakan pada data dan objek yang digunakan pada penelitian ini menggunakan validasi *cluster* internal yaitu *davies bouldin indeks*, *calinski harabsz indeks*, dan koefisien *silhoutte*. Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya dengan data yang berbeda bisa menggunakan atau menambahkan validasi *cluster* internal lainnya atau menggunakan validasi *cluster* eksternal.

DAFTAR PUSTAKA

- Fahmi, I. (2012). *Pengantar Manajemen Keuangan, Edisi Pertama*. Bandung: Alfabeta.
- Garner, H. (2015). *Clojure for Data Science: Statistics, Big Data, and Machine Learning for Clojure Programmers*. Birmingham: Packt Publishing.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques Third Edition*. Waltham: Morgan Kauffman.
- Hutasuhut, R. N., Okprana, H., & Damanik, B. E. (2022). Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Penerima Program Bidikmisi Menggunakan Algoritma K-Medoids. *Jurnal Seminar*, Vol. 2, No. 11, 667-672.
- Jollyta, D., Siddik, M., Mawengkang, H., & Efendi, S. (2021). *Teknik Evaluasi Cluster Solusi Menggunakan Phyton dan Rapidminer*. Yogyakarta: Deepublish.
- Kasmir. (2012). *Analisis Laporan Keuangan*. Jakarta: Raja

Grafindo Persada.

- Mukrodin, Taufiq, R., & Ermi, D. S. (2023). Data Mining Clustering Data Obat-obatan Menggunakan Algoritma K-Means Pada RSUD An Ni'mah Wangon. *Jurnal Informatika Universitas Muhammadiyah Tangerang*, Vol. 7, No. 2, 165-172.
- Novia, E. A., Rahayu, W. I., & Prianto, C. (2020). *Sistem Perbandingan Algoritma K-Means dan Naive Bayes untuk Memprediksi Prioritas Pembayaran Tagihan Rumah Sakit Berdasarkan Tingkat Kepentingan*. Bandung: Kreatif Industri Nusantara.
- Rahayu. (2021). *Kinerja Keuangan Perusahaan*. Jakarta: Nas Media Pustaka.
- Rangkuti, Y. M., Pangabean, M. J., Karo, I. M., & Fahillah, W. N. (2022). *Sistem Informasi Geografis (SIG) Berdasarkan Clustering: Kasus Penyebaran Covid-19 di Kota Medan*. Yogyakarta: Jejak Pustaka.