

## Klasterisasi Kinerja Keuangan Bank Pembiayaan Rakyat Syariah di Indonesia Menggunakan Metode K-Means sebagai Dasar Identifikasi Profil Risiko

Iqrar Risyad Nasution<sup>a\*</sup> | Arif Wibowo<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Program Studi Magister Manajemen, Universitas Budi Luhur, Jl. Ciledug Raya, Petukangan Utara, Pesanggrahan, Jakarta Selatan, Indonesia

<sup>b</sup> Program Studi Magister Manajemen, Universitas Budi Luhur, Jl. Ciledug Raya, Petukangan Utara, Pesanggrahan, Jakarta Selatan, Indonesia

\* Corresponding Author: iqrar.risyad@student.budiluhur.ac.id

### ARTICLE INFORMATION

#### Article history

Received

Revised

Accepted

#### Keywords

BPRS; K-Means; CRISP-DM; Davies-Bouldin Index; risk profile.

#### Kata Kunci

BPRS; K-Means; CRISP-DM; Davies-Bouldin Index; profil risiko.

### ABSTRACT

The Islamic Rural Bank (BPRS) industry in Indonesia faces financial-health pressure with high cross-bank heterogeneity, reflected in the revocation of 20 BPR/BPRS licenses in 2024 and 7 in 2025 by the Financial Services Authority (OJK). This study maps BPRS risk profiles through unsupervised clustering of five financial ratios—CAR, NPF, FDR, BOPO, and ROA across 50 BPRS from several provinces. The K-Means method is applied within the CRISP-DM framework using Z-score normalization and evaluated with the Davies-Bouldin Index (DBI). Two scenarios were tested: a full sample (50 banks) and an outlier-free sample (46 banks). The full-sample result ( $k=4$ ) shows that K-Means tends to isolate banks with extreme ratios into micro-clusters, thus functioning more as an anomaly detector (early warning) than as a health-segmentation tool. After removing four structural outliers, the second scenario ( $k=3$ ) produced three interpretable segments: healthy banks (63.0%), distressed banks (21.7%), and expansive high-FDR banks (15.2%). These findings underscore the importance of pre-clustering data screening and offer an industry health map that can support risk-based supervision.

Industri Bank Perekonomian Rakyat Syariah (BPRS) di Indonesia menghadapi tekanan kesehatan keuangan dengan tingkat keragaman antar-bank yang tinggi, tercermin dari pencabutan izin usaha 20 BPR/BPRS pada 2024 dan 7 BPR/BPRS pada 2025 oleh Otoritas Jasa Keuangan (OJK). Penelitian ini bertujuan memetakan profil risiko BPRS melalui klasterisasi (unsupervised learning) atas 5 (lima) rasio keuangan yaitu Capital Adequacy Ratio (CAR), Net Performing Finance (NPF), Finance Debt Ratio (FDR), Biaya Operasional terhadap Pendapatan Operasional (BOPO), dan Return On Assets (ROA) pada 50 BPRS dari berbagai provinsi di Indonesia. Metode K-Means diterapkan dalam kerangka CRISP-DM dengan normalisasi Z-score dan dievaluasi menggunakan Davies-Bouldin Index (DBI). Pengujian dilakukan pada dua skenario; skenario penuh (50 bank) dan skenario tanpa outlier struktural (46 bank). Hasil skenario penuh ( $k=4$ ) menunjukkan K-Means cenderung mengisolasi bank ber-rasio ekstrem ke dalam kluster mikro, sehingga lebih berfungsi sebagai pendeteksi anomali (early warning) daripada segmentasi kesehatan. Setelah empat outlier struktural dikeluarkan, skenario kedua ( $k=3$ ) menghasilkan tiga segmen interpretatif: bank sehat (63,0%), bank tertekan (21,7%), dan bank ekspansif dengan FDR tinggi (15,2%). Temuan ini menegaskan pentingnya penyaringan data pra-klasterisasi dan menawarkan peta kesehatan industri yang dapat menopang pengawasan berbasis risiko.

ISLAMINOMICS: Journal of Islamic Economics, Business and Finance is a peer-reviewed journal published by Cendekia Abditama, managed by Institute for Research and Community Service, Universitas Cendekia Abditama.

This journal is licensed under the [CC-BY-SA](#)

Website: <https://ejournal.uca.ac.id/index.php/islamonomics>

E-mail: [publikasi@uca.ac.id](mailto:publikasi@uca.ac.id)

Please cite this article as:

Iqrar Risyad Nasution & Arif Wibowob. (2026) ' Klasterisasi Kinerja Keuangan Bank Pembiayaan Rakyat Syariah di Indonesia Menggunakan Metode K-Means sebagai Dasar Identifikasi Profil Risiko ', ISLAMINOMICS: Journal of Islamic Economics, Business and Finance. Cendekia Abditama University, Vol 16 (1), pp. 11–19  
doi: 10.33853/islamonomics.v16i1.1052

## 1. Pendahuluan

Undang-Undang Nomor 4 Tahun 2023 tentang Pengembangan dan Penguatan Sektor Keuangan (P2SK) menegaskan bahwa sistem keuangan merupakan suatu kesatuan yang terdiri atas lembaga jasa keuangan, pasar keuangan, infrastruktur keuangan, termasuk sistem pembayaran, yang saling berinteraksi dalam menghimpun dan mengalokasikan dana masyarakat guna mendukung aktivitas perekonomian nasional. Dalam kerangka tersebut, Bank Perekonomian Rakyat Syariah (BPRS) merupakan salah satu lembaga jasa keuangan yang memiliki peran strategis dalam memperluas inklusi keuangan syariah, terutama bagi pelaku Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) serta masyarakat yang belum sepenuhnya terlayani oleh perbankan umum.

Meskipun memiliki peran yang penting dalam mendorong pertumbuhan ekonomi daerah, industri BPRS masih menghadapi berbagai tantangan yang berkaitan dengan kesehatan dan keberlanjutan usaha. Otoritas Jasa Keuangan (OJK) mencatat bahwa sepanjang tahun 2024 terdapat 20 Bank Perekonomian Rakyat (BPR/BPRS) yang dicabut izin usahanya, sedangkan hingga tahun 2025 tercatat sebanyak tujuh BPR/BPRS mengalami pencabutan izin usaha. Sebagian besar kasus tersebut dipicu oleh praktik fraud, lemahnya penerapan tata kelola perusahaan yang baik (*good corporate governance*), serta belum optimalnya implementasi prinsip kehati-hatian (*prudential banking principles*). Meskipun jumlah pencabutan izin menunjukkan tren penurunan seiring implementasi Roadmap Pengembangan dan Penguatan Industri BPR dan BPRS (RP2B) 2024–2027, kondisi tersebut mengindikasikan bahwa risiko kegagalan usaha masih menjadi tantangan yang perlu diantisipasi dalam pengawasan industri BPRS.

Salah satu tantangan utama dalam pengawasan BPRS adalah tingginya heterogenitas kondisi keuangan antarbank. Selama ini, penilaian kesehatan bank umumnya dilakukan secara individual dengan menggunakan indikator atau rasio keuangan tertentu yang dibandingkan terhadap ambang batas yang telah ditetapkan regulator. Pendekatan tersebut cukup efektif untuk mengevaluasi kondisi masing-masing bank, namun belum mampu menggambarkan pola karakteristik industri secara menyeluruh. Akibatnya, regulator menghadapi keterbatasan dalam mengidentifikasi kelompok bank yang memiliki karakteristik risiko serupa sehingga proses pengawasan dan pembinaan belum sepenuhnya dapat dilakukan secara lebih terarah dan proporsional.

Perkembangan teknik data mining menawarkan pendekatan alternatif dalam menganalisis karakteristik industri perbankan. Salah satu teknik yang banyak digunakan adalah analisis kluster (*clustering*), yaitu metode pengelompokan objek berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik yang dimilikinya. Dalam konteks BPRS, analisis kluster memungkinkan pengelompokan bank berdasarkan profil rasio keuangan sehingga dapat menghasilkan segmentasi industri yang lebih objektif sebagai dasar penerapan *risk-based supervision*. Di antara berbagai algoritma *clustering*, metode K-Means merupakan teknik yang paling banyak digunakan karena memiliki proses komputasi yang relatif sederhana, efisien, serta menghasilkan kelompok yang mudah diinterpretasikan. Namun demikian, metode ini memiliki kelemahan berupa sensitivitas terhadap keberadaan nilai pencilan (*outlier*) dan pemilihan pusat kluster (*centroid*) pada tahap inisialisasi, sehingga berpotensi memengaruhi kualitas hasil pengelompokan.

Berbagai penelitian mengenai klusterisasi kinerja perbankan telah dilakukan, namun sebagian besar masih terbatas pada cakupan wilayah tertentu, menggunakan jumlah sampel yang relatif kecil, atau hanya berfokus pada pembentukan kluster tanpa mengevaluasi pengaruh keberadaan *outlier* terhadap hasil pengelompokan. Padahal, karakteristik data keuangan perbankan umumnya mengandung nilai ekstrem yang dapat menggeser posisi pusat kluster dan menghasilkan segmentasi yang kurang representatif. Dengan demikian, kajian mengenai pengaruh *outlier* terhadap hasil klusterisasi masih menjadi ruang penelitian yang memerlukan perhatian lebih lanjut, khususnya pada industri BPRS di Indonesia yang memiliki tingkat keragaman kondisi keuangan yang tinggi.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berupaya mengisi kesenjangan penelitian melalui dua kontribusi utama. Pertama, penelitian menggunakan data BPRS dari berbagai provinsi di Indonesia sehingga mampu merepresentasikan karakteristik industri secara lebih komprehensif dibandingkan penelitian yang hanya berfokus pada wilayah tertentu. Kedua, penelitian membandingkan hasil klusterisasi pada dua skenario, yaitu data yang masih mengandung outlier dan data yang telah melalui proses penanganan outlier, sehingga dapat dianalisis sejauh mana keberadaan nilai pencilan memengaruhi jumlah kluster, karakteristik setiap kelompok, serta interpretasi hasil pengelompokan sebagai dasar pengawasan berbasis risiko.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk: (1) menentukan jumlah kluster optimal berdasarkan profil rasio keuangan BPRS menggunakan metode K-Means; (2) mengidentifikasi karakteristik setiap kluster yang terbentuk; serta (3) menganalisis implikasi hasil klusterisasi terhadap penguatan pengawasan berbasis risiko (risk-based supervision) pada industri BPRS di Indonesia.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Jenis dan Kerangka Penelitian

Penelitian ini bersifat kuantitatif dengan pendekatan unsupervised learning. Kerangka kerja yang digunakan adalah CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), yang terdiri atas 6 (enam) tahap: pemahaman bisnis (business understanding), pemahaman data (data understanding), persiapan data (data preparation), pemodelan (modeling), evaluasi (evaluation), dan penerapan (deployment). Pemrosesan data dilakukan menggunakan perangkat lunak Altair AI Studio (RapidMiner).

### 2.2. Data dan Variabel

Data yang digunakan adalah data sekunder berupa rasio keuangan 50 BPRS dari berbagai provinsi di Indonesia berdasarkan posisi laporan keuangan terkini yang dipublikasikan oleh Otoritas Jasa Keuangan (OJK). 5 (lima) rasio keuangan dipilih sebagai variabel klusterisasi karena merepresentasikan dimensi permodalan, kualitas aset, likuiditas, efisiensi, dan rentabilitas, sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1. Definisi Variabel Penelitian**

Rasio	Dimensi	Keterangan
CAR	Permodalan	Capital Adequacy Ratio yaitu kecukupan modal terhadap aset tertimbang menurut risiko.
NPF	Kualitas aset	Non-Performing Financing yaitu rasio pembiayaan bermasalah; makin tinggi makin buruk.
FDR	Likuiditas/intermediasi	Financing to Deposit Ratio yaitu proporsi pembiayaan terhadap dana pihak ketiga.
BOPO	Efisiensi	Beban Operasional terhadap Pendapatan Operasional; makin tinggi makin tidak efisien.
ROA	Rentabilitas	Return on Assets yaitu kemampuan menghasilkan laba dari aset; makin tinggi makin baik.

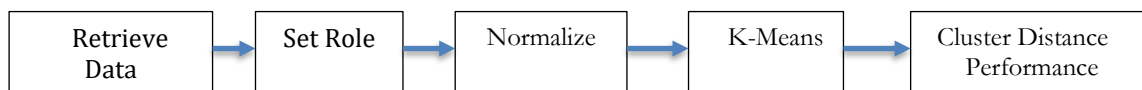
Sumber: diolah dari laporan publikasi OJK.

Please cite this article as:

Iqrar Risyad Nasution & Arif Wibowob. (2026) ' Klusterisasi Kinerja Keuangan Bank Pembiayaan Rakyat Syariah di Indonesia Menggunakan Metode K-Means sebagai Dasar Identifikasi Profil Risiko ', ISLAMINOMICS: Journal of Islamic Economics, Business and Finance. Cendekia Abditama University, Vol 16 (1), pp. 11-19  
doi: 10.33853/islamonomics.v16i1.1052

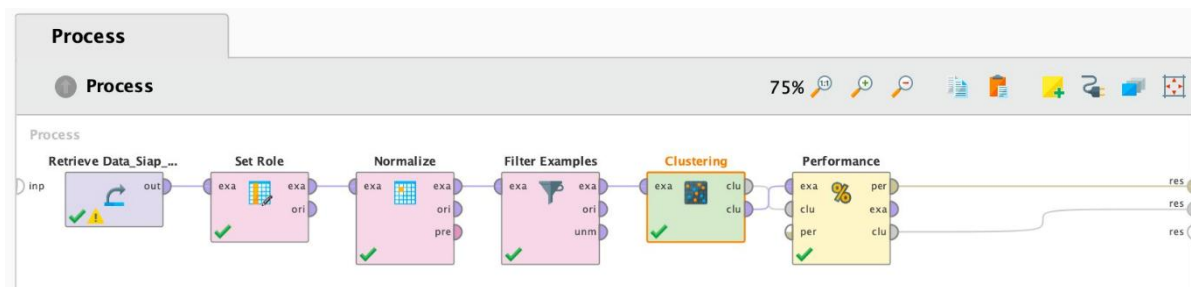
### 2.3. Tahapan Pemrosesan

Alur pemrosesan di *Rapid Miner* disusun sebagai berikut:



Keterangan :

- Set Role (atribut Nama\_BPRS ditetapkan sebagai id)
- Kelima rasio memiliki skala yang sangat berbeda (misalnya BOPO dalam ratusan persen sementara ROA dalam satuan persen kecil),
- Normalisasi Z-score wajib dilakukan agar tidak ada variabel yang mendominasi perhitungan jarak Euclidean.
- Parameter K-Means ditetapkan: ukuran jarak Euclidean,
- Opsi determine good start values aktif, dan local random seed = 1992 untuk menjamin reproduktibilitas.
- Pengujian dilakukan untuk k = 2, 3, 4, dan 5.



Gambar 1. Rangkaian proses klusterisasi (CRISP-DM) di Altair AI Studio

Gambar 1 menampilkan rangkaian operator pada skenario tanpa outlier; operator Filter Examples disisipkan sebelum K-Means untuk mengeluarkan 4 (empat) BPRS ber-rasio ekstrem. Untuk menguji sensitivitas hasil terhadap penciran (outlier), klusterisasi dijalankan pada dua skenario: a) Skenario 1; seluruh 50 BPRS; dan b) Skenario 2; setelah 4 BPRS dengan rasio ekstrem dikeluarkan dari sampel. Identifikasi outlier dilakukan berdasarkan nilai rasio yang berada jauh di luar sebaran wajar industri perbankan.

### 2.4. Evaluasi

Kualitas kluster dievaluasi menggunakan *Davies-Bouldin Index (DBI)*, yang mengukur rasio antara sebaran intra-kluster terhadap jarak anta kluster. Nilai DBI yang lebih kecil menunjukkan kluster yang lebih rapat dan lebih terpisah, sehingga makin baik. Perlu dicatat bahwa RapidMiner menampilkan DBI dengan tanda negatif sebagai konsekuensi mekanisme internal yang memaksimalkan kriteria; nilai yang dilaporkan dalam penelitian ini adalah nilai absolutnya. Selain DBI, ukuran (jumlah anggota) tiap kluster digunakan sebagai kriteria interpretabilitas: kluster yang hanya berisi satu hingga dua anggota dipandang sebagai isolasi anomali, bukan segmentasi yang bermakna.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Statistik Deskriptif

Analisis deskriptif menunjukkan keragaman ekstrem pada data. Rasio BOPO membenteng dari sekitar 62% hingga 175,8%, CAR dari -222,67% hingga 234,45%, dan NPF dari 0,28% hingga 80,17%. Rentang yang sangat lebar ini khususnya keberadaan beberapa bank dengan modal

negatif dan biaya operasional berkali lipat pendapatan mengindikasikan adanya pencilan struktural yang berpotensi mendominasi perhitungan jarak dalam klusterisasi.

### 3.2 Penentuan Jumlah Kluster Optimal

Nilai DBI untuk masing-masing skenario dan setiap nilai k disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2. Davies-Bouldin Index dan Komposisi Kluster per Skenario**

K	DBI	Komposisi Skenario 1 (50 bank)	Komposisi Skenario 2 (46 bank)
2	0,128 (S1) / 1,210 (S2)	49 / 1	45 / 1
3	0,810 (S1) / 1,128 (S2)	41 / 8 / 1	29 / 10 / 7
4	0,762 (S1) / 1,21 (S2)	39 / 8 / 2 / 1	19 / 12 / 11 / 4
5	0,575 (S1) / 1,25 (S2)	35 / 12 / 1 / 1 / 1	17 / 13 / 9 / 5 / 2

Sumber: hasil pengolahan K-Means (Altair AI Studio), seed = 1992.

Pada Skenario 1, DBI terendah justru terjadi pada k=2 (0,128). Namun, pembacaan ini menyesatkan apabila hanya mengandalkan DBI. Komposisi kluster k=2 adalah 49 banding 1, artinya algoritma hanya mengisolasi satu bank ekstrem (BPRS Musyarakah Ummat Indonesia, dengan BOPO 1.758% dan CAR -222%) ke dalam kluster tersendiri, lalu menumpuk 49 bank lainnya ke dalam satu kluster raksasa. Pola serupa berulang pada k=4 (39/8/2/1) dan k=5 (35/12/1/1/1), di mana kluster-kluster kecil semata-mata menampung pencilan. Dengan demikian, DBI rendah pada Skenario 1 merupakan artefak dari isolasi outlier, bukan cerminan struktur data yang sesungguhnya. Inilah dasar mengapa kriteria DBI harus dipadukan dengan kriteria interpretabilitas (ukuran kluster).

Setelah 4 (empat) outlier struktural dikeluarkan pada Skenario 2, nilai DBI meningkat ke 1,128 (k=3). Peningkatan ini bukan penurunan kualitas, melainkan tanda bahwa DBI kini mengukur struktur internal data yang lebih homogen tanpa distorsi pencilan. Pada Skenario 2, k=3 dipilih sebagai konfigurasi optimal karena menghasilkan tiga kluster dengan anggota yang seimbang (29/10/7) dan dapat diberi label kesehatan yang bermakna.

### 3.3 Karakteristik Kluster — Skenario 1 (50 Bank, k=4)

Profil rata-rata tiap kluster pada Skenario 1 disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Profil Rata-rata Kluster Skenario 1 (k=4)**

Kluster	N	CAR	NPF	FDR	BOPO	ROA	Tafsir
0	39	27,95	8,03	109,74	88,70	1,62	Arus utama
1	2	48,54	17,77	374,66	77,96	3,04	FDR ekstrem
2	1	-222,67	80,17	192,61	1758,26	-2,26	Kolaps
3	8	53,06	32,40	89,30	159,04	-5,71	Tertekan

Sumber: hasil pengolahan; nilai dalam satuan asli (persen).

Temuan utama Skenario 1 adalah bahwa K-Means tidak menghasilkan segmentasi kesehatan yang bergradasi, melainkan memisahkan bank berdasarkan keberadaan rasio yang secara struktural ekstrem. Kluster 1 (FDR 374%) dan Kluster 2 (satu bank kolaps) bukanlah kelompok yang merepresentasikan tipe bank, melainkan anomali yang diisolasi. Hanya Kluster 0 ( arus utama) dan Kluster 3 (bank tertekan) yang merupakan kelompok bermakna. Secara praktis, justru kemampuan K-Means mengisolasi outlier inilah yang bernilai bagi pengawasan: bank yang

Please cite this article as:

Iqrar Risyad Nasution & Arif Wibowob. (2026) ' Klusterisasi Kinerja Keuangan Bank Pembiayaan Rakyat Syariah di Indonesia Menggunakan Metode K-Means sebagai Dasar Identifikasi Profil Risiko ', ISLAMINOMICS: Journal of Islamic Economics, Business and Finance. Cendekia Abditama University, Vol 16 (1), pp. 11-19  
doi: 10.33853/islamonomics.v16i1.1052

secara otomatis **tersingkir** ke kluster mikro merupakan kandidat prioritas pengawasan dini (*early warning*).

### 3.4 Karakteristik Kluster — Skenario 2 (46 Bank, k=3)

Setelah 4 (empat) outlier struktural (BPRS Musyarakah Ummat Indonesia, BPRS Indo Timur, BPRS Bogor Tegar Beriman, dan BPRS Attaqwa) dikeluarkan, klusterisasi menghasilkan 3 (tiga) segmen yang seimbang dan interpretatif (Davies-Bouldin Index = 1,128), sebagaimana disajikan pada Tabel 4.



Gambar 2. Nilai Davies-Bouldin Index Skenario 2 (k=3) pada Altair AI Studio

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2, RapidMiner menampilkan nilai DBI sebesar -1,128; nilai absolutnya (1,128) merupakan angka yang dilaporkan dalam penelitian ini.

Tabel 4. Profil Rata-rata Kluster Skenario 2 (k=3)

Label Kluster	N	CAR	NPF	FDR	BOPO	ROA	%
Sehat	29	24,65	5,67	98,53	84,79	1,98	63,0
Ekspansif (FDR tinggi)	7	31,09	13,39	170,59	94,09	1,26	15,2
Tertekan	10	42,99	25,18	105,61	124,22	-2,10	21,7

Sumber: hasil pengolahan; nilai dalam satuan asli (persen).

Ketiga kluster pada Skenario 2 dapat diberi label berdasarkan profil rasionya. Kluster Sehat (63,0% sampel) dicirikan oleh NPF rendah (5,67%), BOPO terkendali (84,79%), dan ROA positif (1,98%), profil bank yang sehat dan produktif. Kluster Tertekan (21,7%) ditandai BOPO sangat tinggi (124,22%), NPF tinggi (25,18%), dan ROA negatif (-2,10%) kelompok yang membutuhkan perhatian pengawasan paling intensif. Kluster Ekspansif ber-FDR Tinggi (15,2%) menonjol pada FDR sangat besar (170,59%) dengan NPF moderat (13,39%) dan ROA masih positif (1,26%); kelompok ini agresif dalam penyaluran pembiayaan dan rentan terhadap risiko likuiditas apabila ekspansi tidak diimbangi pendanaan yang memadai.

### Karakteristik Tiap Kluster

#### a. Kluster Sehat

Tabel 6. Karakteristik Kluster Tertekan (N=10)

Variabel	Nilai Centroid (C-Tertekan)
CAR (%)	42,99
NPF (%)	25,18
FDR (%)	105,61
BOPO (%)	124,22
ROA (%)	-2,10

Sumber: data diolah penulis menggunakan Altair AI Studio (2026).

Klaster Sehat merupakan kelompok terbesar (29 BPRS atau 63,0% sampel) dengan profil paling ideal: NPF rendah (5,67%, jauh di bawah ambang 5% -7%), BOPO efisien (84,79%), dan ROA positif (1,98%). Kelompok ini mencerminkan BPRS yang menjalankan fungsi intermediasi secara sehat dan produktif. Secara manajerial, kelompok ini menjadi tolok ukur (*benchmark*) industri dan cukup memerlukan pengawasan rutin berintensitas ringan.

## b. Klaster Tertekan

**Tabel 6. Karakteristik Klaster Tertekan (N=10)**

Variabel	Nilai Centroid (C-Tertekan)
CAR (%)	42,99
NPF (%)	25,18
FDR (%)	105,61
BOPO (%)	124,22
ROA (%)	-2,10

*Sumber: data diolah penulis menggunakan Altair AI Studio (2026).*

Klaster Tertekan (10 BPRS atau 21,7% sampel) ditandai oleh BOPO sangat tinggi (124,22%, menandakan biaya operasional melampaui pendapatan), NPF tinggi (25,18%), dan ROA negatif (-2,10%). Meskipun permodalan relatif tebal (CAR 42,99%), profil rentabilitas dan kualitas aset kelompok ini mengindikasikan tekanan kesehatan yang serius. Kelompok inilah yang memerlukan intervensi pengawasan paling intensif, mencakup penguatan tata kelola, perbaikan kualitas pembiayaan, dan efisiensi biaya.

## c. Klaster Ekspansif ber-FDR tinggi

**Tabel 7. Karakteristik Klaster Ekspansif ber-FDR Tinggi (N=7)**

Variabel	Nilai Centroid (C-Ekspansif)
CAR (%)	31,09
NPF (%)	13,39
FDR (%)	170,59
BOPO (%)	94,09
ROA (%)	1,26

*Sumber: data diolah penulis menggunakan Altair AI Studio (2026).*

Klaster Ekspansif (7 BPRS atau 15,2% sampel) menonjol pada FDR sangat besar (170,59%, jauh di atas rentang ideal 78% - 92%), dengan NPF moderat (13,39%) dan ROA masih positif (1,26%). Kelompok ini agresif menyalurkan pembiayaan melampaui dana pihak ketiga yang dihimpun, sehingga rentan terhadap risiko likuiditas apabila ekspansi tidak diimbangi pendanaan yang memadai. Pengawasan kelompok ini difokuskan pada pemantauan likuiditas dan kualitas aset agar ekspansi tidak berujung pada memburuknya NPF.

Perbandingan kedua skenario mengungkap temuan metodologis penting: penghapusan empat outlier struktural mengubah hasil klasterisasi dari pemisahan anomali menjadi segmentasi kesehatan yang interpretatif. Hal ini membuktikan secara empiris sensitivitas K-Means terhadap

Please cite this article as:

Iqrar Risyad Nasution & Arif Wibowob. (2026) ' Klasterisasi Kinerja Keuangan Bank Pembiayaan Rakyat Syariah di Indonesia Menggunakan Metode K-Means sebagai Dasar Identifikasi Profil Risiko ', ISLAMINOMICS: Journal of Islamic Economics, Business and Finance. Cendekia Abditama University, Vol 16 (1), pp. 11-19  
doi: 10.33853/islamonomics.v16i1.1052

pencilan ekstrem dan menegaskan bahwa penyaringan data pra-klasterisasi merupakan langkah yang tidak dapat diabaikan dalam analisis kesehatan bank berbasis clustering.

### 3.5 Implikasi bagi Pengawasan Berbasis Risiko

Temuan penelitian ini menawarkan dua lapis dukungan bagi pengawasan berbasis risiko. Pertama, pada level deteksi dini, klasterisasi atas data penuh berfungsi sebagai penyaring otomatis: bank yang terisolasi ke klaster mikro adalah kandidat prioritas pemeriksaan, sebagaimana terbukti pada bank-bank dengan rasio ekstrem yang berprofil menuju resolusi. Kedua, pada level segmentasi industri, klasterisasi atas data yang telah disaring menghasilkan peta kesehatan tiga tingkat yang memungkinkan regulator mengalokasikan intensitas pengawasan secara proporsional pengawasan ringan untuk klaster sehat, pemantauan kualitas aset untuk klaster agresif, dan intervensi penyehatan untuk klaster tertekan. Pendekatan ini selaras dengan semangat RP2B 2024–2027 yang menekankan penguatan industri melalui deteksi masalah sejak dini.

### 3.6 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, data bersifat *snapshot* satu periode sehingga belum menangkap dinamika antar-waktu (*time series*). Kedua, sebagian data berstatus belum diaudit penuh sehingga rentan terhadap kesalahan pelaporan. Ketiga, K-Means sensitif terhadap inialisasi pusat klaster; meskipun seed telah dikunci, hasil dapat bervariasi pada konfigurasi inialisasi yang berbeda. Keempat, penentuan outlier dilakukan berdasarkan pertimbangan sebaran rasio dan belum menggunakan uji statistik formal. Penelitian lanjutan dapat menambahkan dimensi temporal, indeks evaluasi alternatif, serta metode penanganan *outlier* yang lebih sistematis.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini memetakan profil risiko 50 BPRS di Indonesia menggunakan metode K-Means dalam kerangka CRISP-DM dengan evaluasi Davies-Bouldin Index. Dengan demikian dari pembahasan diatas dapat disimpulkan :

- Pada skenario data penuh, jumlah klaster optimal tidak dapat ditentukan semata dari DBI terendah karena nilai tersebut merupakan artefak isolasi outlier; K-Means pada data penuh lebih berfungsi sebagai pendeteksi anomali daripada alat segmentasi.
- Setelah 4 (empat) outlier struktural dikeluarkan, konfigurasi  $k=3$  menghasilkan 3 (tiga) segmen Kesehatan bank yang interpretative Sehat (65,2%), Agresif Berisiko (21,7%), dan Tertekan (13,0%).
- Perbandingan kedua skenario menegaskan bahwa penyaringan data pra-klasterisasi merupakan langkah kritis yang menentukan kebermaknaan hasil.
- Dari ketiga simpulan diatas secara praktis, peta kesehatan BPR/BPRS yang dihasilkan dapat menopang pengawasan berbasis risiko melalui alokasi intensitas pengawasan yang proporsional terhadap profil risiko tiap segmen.

## Referensi

- Aggarwal, C. C. (2015). Data mining: The textbook. Springer.
- Bank Indonesia. (2020). Risk-based supervision dalam pengawasan perbankan. Buletin Ekonomi Moneter dan Perbankan.
- Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-1(2), 224–227.
- Fauzi, M., & Rahman, A. (2022). Penerapan data mining untuk pemetaan kesehatan BPR di Indonesia. Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi, 8(2), 112–124.

- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666.
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2009). *Finding groups in data: An introduction to cluster analysis*. Wiley.
- Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N. S., Piatko, C. D., Silverman, R., & Wu, A. Y. (2002). An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 881–892.
- Lloyd, S. (1982). Least squares quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*, 28(2), 129–137.
- Otoritas Jasa Keuangan. (2019). POJK No. 28/POJK.03/2019 tentang penilaian tingkat kesehatan BPRS. OJK.
- Otoritas Jasa Keuangan. (2024). Roadmap pengembangan dan penguatan industri BPR dan BPRS (RP2B) 2024–2027. OJK.
- Otoritas Jasa Keuangan. (2025). Statistik perbankan syariah. OJK.
- Tan, P.-N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2019). *Introduction to data mining* (2nd ed.). Pearson.
- Wahyudi, Y., & Hidayat, R. (2021). Analisis kluster kinerja keuangan bank syariah menggunakan algoritma K-means. *Jurnal Sistem Informasi*, 17(1), 45–56.
- Wirth, R., & Hipp, J. (2000). CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. In *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 29–39)

---

Please cite this article as:

Iqrar Risyad Nasution & Arif Wibowob. (2026) ' Klusterisasi Kinerja Keuangan Bank Pembiayaan Rakyat Syariah di Indonesia Menggunakan Metode K-Means sebagai Dasar Identifikasi Profil Risiko ', *ISLAMINOMICS: Journal of Islamic Economics, Business and Finance*. Cendekia Abditama University, Vol 16 (1), pp. 11–19  
doi: 10.33853/islaminomics.v16i1.1052

---