

Transformasi Penilaian Kelayakan Pinjaman Berbasis Profile Matching (PM) sebagai Upaya Meningkatkan Efisiensi Operasional Koperasi BUMDes

Agus Wantoro^{1*}, Naufal Sinatria², Fauzan Fuadi³, Yeni Martalena⁴, Husein Fadhilah⁵

¹ Fakultas Teknologi dan Informatika, Teknik Komputer, Universitas Aisyah Pringsewu, Indonesia

^{2,3,4} Fakultas Sosial dan Bisnis, Akuntansi, Universitas Aisyah Pringsewu, Indonesia

Email: ^{1*}aguswantoro@aisyahuniversity.ac.id, ²naufalsinatria@aisyahuniversity.ac.id, ³fauzanfuadi@aisyahuniversity.ac.id, ⁴yennymarthalena.YM@gmail.com, ⁵huseinfadilah195@gmail.com,
Email Penulis Korespondensi: aguswantoro@aisyahuniversity.ac.id

Abstrak– Pengambilan keputusan pemberian pinjaman kepada nasabah BUMDes yang masih dilakukan secara manual, memungkinkan hasil keputusan yang diambil bersifat subjektif, berakibat pada hasil keputusan yang tidak akurat. Keputusan pemberian pinjaman yang tidak akurat berpotensi meningkatkan jumlah pinjaman macet yang terjadi. Artikel ini menyajikan model Sistem Pendukung Keputusan (SPK) penilaian kelayakan pemberian pinjaman dengan menggunakan metode Profile Matching (PM), dengan mengacu pada kriteria 5C (*Character, Capacity, Capital, Collateral dan Condition*). Akurasi kinerja metode PM diuji dengan 30 sampel data pinjaman macet dan pinjaman lancar nasabah sebuah BUMDes, menggunakan teknik Confusion Matrix. Hasil uji menunjukkan nilai Accuracy 90, Precision 95% dan Recall sebesar 87,5%. Nilai akurasi tersebut tergolong dalam *Excellent Classification* berdasarkan kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Metode PM terbukti efektif dan objektif dalam proses pengambilan keputusan penentuan kelayakan peminjam di BUMDES. Pendekatan ini memungkinkan penilaian untuk fokus pada pemenuhan kriteria utama (Core Factor) yang telah ditetapkan, mengurangi bias subjektif, dan memberikan peringkat yang jelas berdasarkan perhitungan matematis sederhana. Hal ini membantu BUMDes menyalurkan modal usaha kepada pihak yang paling kompeten dan berisiko rendah, sehingga meningkatkan kesehatan finansial.

Kata Kunci: Peminjaman; Profile Matching; Confusion Matrix; BUMDes;

1 PENDAHULUAN

BUMDes (Badan Usaha Milik Desa) semakin dimendorong untuk berperan sebagai lembaga pembiayaan lokal yang mendukung pembangunan ekonomi desa dan inklusi keuangan (Raudah & Alwan Maulana, 2023). Dalam praktiknya, BUMDes memberikan berbagai jenis pinjaman mikro kepada warga desa untuk modal usaha, konsumsi produktif, atau kegiatan sosial-ekonomi lain (Muzayyin Maq et al., 2024). Proses penentuan kelayakan pemohon sering kali masih dilakukan secara manual atau semi-manual oleh pengurus, mengandalkan penilaian subjektif, dokumen fisik, dan pengalaman petugas (Safaruddin et al., 2024). Ketiadaan prosedur penilaian yang baku dan otomatis dapat menimbulkan risiko kesalahan penilaian, inkonsistensi, dan potensi pinjaman macet.

Kelayakan pinjaman adalah proses penilaian yang bertujuan menentukan apakah seorang peminjam layak menerima fasilitas pembiayaan berdasarkan lima kriteria (5C) berupa kriteria finansial dan non-finansial (penghasilan, kemampuan membayar, jaminan, karakter) (Hendrayanti & Budiyo, 2023). Pada koperasi simpan pinjam dan BUMDes, proses ini dijalankan secara manual atau semi-manual oleh petugas sehingga rentan terhadap subjektivitas, inkonsistensi keputusan, dan waktu proses yang lama (Karyana, 2023). Tekanan untuk memperluas inklusi keuangan, sekaligus menjaga kualitas portofolio, mendorong adopsi sistem penilaian yang lebih objektif dan cepat seperti model credit scoring dan sistem pendukung keputusan (SPK). Otoritas Jasa Keuangan (OJK) dan literatur praktis juga menekankan pentingnya pemanfaatan credit scoring dan data alternatif untuk meningkatkan akses dan kualitas pembiayaan UMKM atau perorangan (Albertus Makur & Sri Astutik, 2023).

Berdasarkan tinjauan literatur dan praktik lapangan, permasalahan utama yang muncul pada proses penentuan kelayakan pinjaman di BUMDes yaitu terdapat subjektivitas dan inkonsistensi keputusan karena setiap petugas dapat menilai dengan kriteria atau bobot berbeda. Selain itu, sering terjadi lambatnya proses verifikasi dokumen manual dan perhitungan yang membutuhkan waktu cukup lama. Keterbatasan kapasitas teknis dan data yang terstruktur untuk melakukan scoring yang andal terutama bagi Calon Peminjam (CP) tanpa riwayat pinjaman formal. Risiko keuangan jika tidak ada model penilaian risiko yang konsisten, yang berdampak pada sustainability BUMDes (Raudah & Alwan Maulana, 2023).

Penelitian ini penting dilakukan dengan mengembangkan sistem pendukung keputusan (SPK) berbasis metode yang transparan dan mudah diimplementasikan relevan untuk meningkatkan kecepatan dan konsistensi keputusan pemberian pinjaman. Mengurangi risiko pinjaman macet melalui penilaian yang lebih objektif. Memperkuat kapasitas BUMDes sebagai lembaga inklusi keuangan yang andal di tingkat desa sesuai arahan regulator dan program pembangunan ekonomi daerah.

Studi-studi terbaru di Indonesia dan lembaga mikro menunjukkan beberapa tren penting. Profile Matching (PM) banyak digunakan pada SPK untuk penilaian kelayakan pinjaman pada koperasi, BPR/BPRS, dan lembaga mikro karena mudah diimplementasikan, transparan, dan cukup efektif bila kriteria dan bobot ditentukan dengan baik (Primasari et al.,

2018). Beberapa studi aplikatif melaporkan bahwa PM dapat mempercepat keputusan dan memberikan hasil yang konsisten dibandingkan penilaian manual (Widia Ramadhani et al., 2025).

Pendekatan inovatif pada credit scoring menggunakan data alternatif dan berbagai metode berkembang pesat termasuk di Indonesia (Fahlepi, 2020), namun memerlukan data digital dan kerangka regulasi yang lebih kuat, oleh karena itu untuk konteks BUMDes yang sumber dayanya terbatas (Raudah & Alwan Maulana, 2023), metode sederhana seperti PM masih praktis dan relevan. Meskipun banyak penelitian penerapan PM pada penilaian pinjaman, ada beberapa celah yang relevan untuk penelitian di BUMDes seperti spesifikasi kriteria dan bobot kontekstual, belum ada panduan baku yang mengadaptasi kriteria PM secara spesifik untuk seleksi CP.

Berdasarkan gap di atas, tujuan penelitian ini yaitu (a) merancang dan mengimplementasikan sistem pendukung keputusan penentuan kelayakan pinjaman BUMDes berbasis metode Profile Matching (PM) yang disesuaikan dengan karakteristik 5C. (b) Menentukan dan menjustifikasi kriteria serta bobot PM yang relevan untuk BUMDes (melalui literatur, wawancara dengan pengurus BUMDes, dan analisis data historis). (c) Membandingkan kinerja PM dengan data status pinjaman

2 METODE PENELITIAN

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif dengan model pengambilan keputusan Simple Additive Weighting (PM). Metode PM dipilih karena:

- mampu memberikan hasil keputusan yang objektif, terukur, dan transparan,
- mudah diimplementasikan pada sistem berbasis komputer,
- sesuai untuk konteks BUMDes yang memiliki sumber daya terbatas namun membutuhkan kecepatan dan konsistensi dalam penilaian kelayakan pinjaman.

Pendekatan ini difokuskan untuk membangun Sistem Pendukung Keputusan (SPK) yang dapat menilai dan merekomendasikan kelayakan pinjaman nasabah berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan

2.2 Objek Penelitian

Objek penelitian adalah proses penilaian kelayakan pinjaman nasabah di BUMDes. Lokasi penelitian dapat ditentukan pada salah satu BUMDes aktif di wilayah tertentu (BUMDes “X”) yang telah memiliki data historis peminjam minimal 1 tahun. Unit analisis dalam penelitian ini adalah data calon nasabah yang mengajukan pinjaman dengan kriteria yaitu (karakter, pendapatan, usaha, jaminan, kondisi usaha)

2.3 Variabel dan Kriteria

Kriteria ditetapkan berdasarkan teori analisis 5C (*Character, Capacity, Capital, Collateral, Condition*) serta adaptasi terhadap konteks BUMDes. Penggunaan kriteria 5C mampu melakukan seleksi secara objektif (Tharp et al., 2020). Tabel 1 menampilkan kriteria 5C yang dipertimbangkan dalam penilaian Calon Peminjam (CP)

Tabel 1. Kriteria dan jenis

No	Kriteria	Deskripsi	Jenis
1	Karakter	Catatan diri dari calon peminjam (CP). Jika karakter CP baik, maka semakin besar kesempatan untuk mendapatkan penilaian	Utama
2	Penghasilan	Rata-rata penghasilan calon nasabah dalam satu bulan.	Utama
3	Status Usaha	Merupakan status kepemilikan usaha	Pendukung
4	Jaminan	Agunan yang dimiliki CP. Semakin besar agunan, maka semakin besar penilaian terhadap CP untuk mendapatkan pinjaman	Pendukung
5	Kondisi Usaha	Kondisi usaha yang dimiliki CP. Semakin baik kondisi usaha, semakin besar kesempatan CP untuk mendapatkan pinjaman	Utama

2.4 Profile Matching (PM)

Metode profile matching adalah sebuah mekanisme pengambilan keputusan dengan cara membandingkan kompetensi atau profil ideal suatu posisi dengan profil individu yang dinilai, untuk mengukur perbedaan (gap) kompetensi (Herowati; et al., 2020). Semakin kecil gap yang dihasilkan, semakin besar bobot nilainya, yang menunjukkan peluang lebih besar untuk mendapatkan pinjaman (Yolanda et al., 2023)

Adapun Langkah-langkah tahapan metode Profil Matching sebagai berikut:

1. Menentukan nilai target
2. Pemetaan Gap Profil. Gap merupakan perbedaan/selisih nilai masingmasing aspek dengan nilai target. Berikut ini rumus pemetaan Gap profil menggunakan persamaan: $Gap = (Nilai\ Calon\ Peminjam - Nilai\ Target)$

3. Pembobotan gap. etelah melakukan perhitungan gap pada masingmasing peserta pelatihan, selanjutnya setiap profil peserta pelatihan diberi bobot nilai berdasarkan patokan pada tabel berikut:
4. Perhitungan dan pengelompokan Core Factor (CF) dan Secondary Factor (SF). Setelah menentukan bobot nilai gap, kemudian dikelompokan menjadi dua kelompok yaitu CF (Faktor Utama) dan SF (Faktor Pendukung). CF yaitu merupakan kriteria (utama) yang paling penting atau paling dipertimbangkan oleh suatu penilaian yang diharapkan dapat memperoleh hasil yang optimal. CF merupakan factor yang tidak terlalu dipertimbangkan dalam penentuan kelyakan calon peminjam. Perhitungan CF dan SF menggunakan persamaan: $NCF = \frac{\text{Kriteria Utama}}{\text{Jumlah Kriteria Utama}}$, sedangkan persamaan untuk menghitung CF yaitu $NSF = \frac{\text{Kriteria Kedua}}{\text{Jumlah Kriteria Kedua}}$
5. Perhitungan Nilai Total. Nilai Total diperoleh dari prosentase core factor dan secondary factor yang berpengaruh terhadap hasil tiap-tiap profil menggunakan persamaan $N = (x)\% * NCF + (x)\% * NSF$. Prosentase CF (60%) dan SF (40%).

2.5 Alternatif (Ai)

Merupakan objek-objek yang berbeda yang memiliki kesempatan yang sama untuk dipilih oleh pengambil keputusan. Alternatif ini merupakan pilihan-pilihan yang akan dinilai berdasarkan kriteria tertentu untuk membantu menghasilkan keputusan terbaik (Dewi et al., 2020). Data ini diambil dari penelitian yang dilakukan (Aripuspa et al., 2022). Data alternatif atau calon peminjam ditampilkan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Data Alternatif

No	Alternatif	Karakter (C1)	Penghasilan (C2)	Status Usaha (C3)	Jaminan (C4)	Kondisi Usaha (C5)
1	Calon Peminjam 1	Kurang Baik	900.000	Kerjasama	BPKB Motor	Kurang
2	Calon Peminjam 2	Baik	1.000.000	Karyawan mandiri	BPKB Motor	Cukup
3	Calon Peminjam 3	Baik	2.000.000	Karyawan mandiri	BPKB Motor	Baik
4	Calon Peminjam 4	Kurang Baik	950.000	Milik keluarga	BPKB Motor	Baik
5	Calon Peminjam 5	Baik	2.000.000	Milik sendiri	BPKB Mobil	Sangat Baik
6	Calon Peminjam 6	Kurang Baik	800.000	Milik Keluarga	BPKB Motor	Kurang
7	Calon Peminjam 7	Kurang Baik	850.000	Kerjasama	BPKB Motor	Cukup
8	Calon Peminjam 8	Baik	1.200.000	Karyawan mandiri	BPKB Motor	Baik
9	Calon Peminjam 9	Baik	2.500.000	Milik sendiri	Akta Tanah	Sangat Baik
10	Calon Peminjam 10	Baik	9.000.000	Karyawan Mandiri	BPKB Motor	Baik
11	Calon Peminjam 11	Kurang Baik	950.000	Milik Keluarga	BPKB Motor	Kurang
12	Calon Peminjam 12	Baik	5.500.000	Karyawan Mandiri	Akta Tanah	Baik
13	Calon Peminjam 13	Baik	2.000.000	Karyawan Mandiri	BPKB Motor	Baik
14	Calon Peminjam 14	Baik	3.500.000	Karyawan Mandiri	BPKB Motor	Baik
15	Calon Peminjam 15	Kurang Baik	850.000	Milik Keluarga	BPKB Motor	Kurang
16	Calon Peminjam 16	Baik	2.000.000	Milik Sendiri	BPKB Motor	Baik
17	Calon Peminjam 17	Baik	6.000.000	Milik Sendiri	BPKB Motor	Sangat Baik
18	Calon Peminjam 18	Baik	2.500.000	Milik Sendiri	BPKB Motor	Baik
19	Calon Peminjam 19	Kurang Baik	800.000	Kerjasama	BPKB Motor	Cukup
20	Calon Peminjam 20	Baik	2.500.000	Karyawan Mandiri	BPKB Motor	Baik
21	Calon Peminjam 21	Baik	1.200.000	Milik keluarga	BPKB Motor	Baik
22	Calon Peminjam 22	Baik	3.000.000	Milik Sendiri	BPKB Mobil	Baik
23	Calon Peminjam 23	KurangBaik	950.000	Milik Keluarga	BPKB Motor	Kurang
24	Calon Peminjam 24	Baik	3.000.000	Milik Sendiri	BPKB Motor	Baik
25	Calon Peminjam 25	Baik	1.500.000	Karyawan Mandiri	BPKB Motor	Baik
26	Calon Peminjam 26	Baik	1.200.000	Karyawan Mandiri	BPKB Motor	Cukup
27	Calon Peminjam 27	Kurang Baik	900.000	Milik Keluarga	BPKB Motor	Kurang
28	Calon Peminjam 28	Baik	3.000.000	Karyawan Mandiri	Akta Tanah	Baik
29	Calon Peminjam 29	Baik	2.000.000	Milik Sendiri	BPKB Motor	Baik
30	Calon Peminjam 30	Baik	1.000.000	Karyawan Mandiri	BPKB Motor	Baik

2.6 Kriteria dan Kategori

Kriteria yang digunakan untuk menentukan kelayakan calon peminjam menggunakan 5C (*The Five Cos of Credit*) yang terdiri dari (*Character, Capacity, Capital, Collateral, Condition*). Kriteria dan kategori untuk menentukan kelayakan calon peminjam ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Kriteria dan Kategori

Kode (Ci)	Kriteria	Kategori	Skor
C1	Character	Baik	2
	(Kepribadian)	Kurang	1

Kode (Ci)	Kriteria	Kategori	Skor
C2	Capacity (Penghasilan)	>5.000.000	4
		3.000.000 – 4.900.000	3
		1.000.000 – 2.900.000	2
		<1.000.000	1
C3	Capital (Status Usaha)	Milik Sendiri	4
		Usaha Keluarga	3
		Kerjasama	2
		Karyawan	1
C4	Collateral (Jaminan)	Akte Tanah	2
		BPKB Motor	1
C5	Condition (Kondisi Usaha)	Sangat Baik	4
		Baik	3
		Cukup	2
		Kurang	1

Selanjutnya kami melakukan analisis untuk menentukan ambang batas nilai kelayakan terhadap CP. Nilai akhir yang lebih besar dari ambang batas, maka akan direkomendasikan untuk diberikan pinjaman, sedangkan nilai akhir yang kurang dari ambang batas akan ditolak. Nilai ambang batas kelayakan CP ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Kelayakan

Nilai Akhir	Keterangan
≥ 0.9	Diterima
< 0.9	Ditolak

2.7 Confusion Matrix (CM)

Confusion matrix adalah tabel evaluasi performa model klasifikasi yang membandingkan hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya (aktual) (Ohsaki et al., 2017). CM dapat digunakan untuk melihat seberapa akurat model tersebut, dengan mengkategorikan prediksi menjadi empat jenis yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), yang kemudian digunakan untuk menghitung variabel Accuracy, Precision, dan recall (Dütsch & Gediga, 2019). Model Confusion Matrix ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Model Confusion Matrix

Aktual	Prediksi		
	Positif	Positif	Negatif
	Positif	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Negatif	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Berdasarkan Tabel 1 model Confusion Matrix, TP merupakan jumlah data dari kelas 1 yang benar diprediksi sebagai kelas 1, TN merupakan jumlah data dari kelas 2 yang benar diprediksi sebagai kelas 2, FN merupakan data dari kelas 1 yang benar diprediksi sebagai kelas 2, dan FP merupakan data dari kelas 2 yang dibenar N diprediksi sebagai kelas 1. Untuk mengevaluasi kinerja sistem, maka menggunakan tiga indikator yaitu Accuracy, Precision, dan Recall menggunakan persamaan (1-3)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Profile Matching

Tahap pertama dalam PM yaitu menentukan Nilai Target (NT) untuk setiap kriteria. NT ini merupakan nilai yang ditetapkan oleh pengambil keputusan (Martinez-Gil et al., 2018). Calon nasabah yang memiliki kriteria sesuai nilai target akan disetujui untuk melakukan pinjaman, jika kurang sesuai maka akan direkomendasikan untuk ditolak. Nilai target untuk setiap kriteria ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai target

Karakter (C1)	Penghasilan (C2)	Status Usaha (C3)	Jaminan (C4)	Kondisi Usaha (C5)
2	3	4	2	4

Selanjutnya kami melakukan konversi nilai calon nasabah kedalam nilai skala 1-4. Hasil nilai konversi dijadikan skor dalam Table 7.

Tabel 7. Nilai konversi

No	Alternatif	Karakter (C1)	Penghasilan (C2)	Status Usaha (C3)	Jaminan (C4)	Kondisi Usaha (C5)
1	Calon Peminjam 1	1	1	1	1	1
2	Calon Peminjam 2	2	1	3	1	2
3	Calon Peminjam 3	2	2	3	1	3
4	Calon Peminjam 4	1	1	2	1	3
5	Calon Peminjam 5	2	2	4	1	4
6	Calon Peminjam 6	1	1	2	1	1
7	Calon Peminjam 7	1	1	1	1	2
8	Calon Peminjam 8	2	1	3	1	3
9	Calon Peminjam 9	2	2	4	2	4
10	Calon Peminjam 10	2	4	3	1	3
11	Calon Peminjam 11	1	1	2	1	1
12	Calon Peminjam 12	2	4	3	2	3
13	Calon Peminjam 13	2	2	3	1	3
14	Calon Peminjam 14	2	3	3	1	3
15	Calon Peminjam 15	1	1	2	1	1
16	Calon Peminjam 16	2	2	4	1	3
17	Calon Peminjam 17	2	4	4	1	4
18	Calon Peminjam 18	2	2	4	1	3
19	Calon Peminjam 19	1	1	1	1	2
20	Calon Peminjam 20	2	2	3	1	3
21	Calon Peminjam 21	2	1	2	1	3
22	Calon Peminjam 22	2	3	4	1	3
23	Calon Peminjam 23	1	1	2	1	1
24	Calon Peminjam 24	2	3	4	1	3
25	Calon Peminjam 25	2	1	3	1	3
26	Calon Peminjam 26	2	1	3	1	2
27	Calon Peminjam 27	1	1	2	1	1
28	Calon Peminjam 28	2	3	3	2	3
29	Calon Peminjam 29	2	2	4	1	3
30	Calon Peminjam 30	2	1	3	1	3

Selanjutnya menghitung nilai nilai gap. Nilai GAP didapatkan hasil pengurangan nilai calon peminjam yang dikurangi dengan nilai target. Nilai gap untuk setiap calon peminjam ditampilkan dalam Tabel 8.

Tabel 8. Nilai GAP

No	Alternatif	Karakter (C1)	Penghasilan (C2)	Status Usaha (C3)	Jaminan (C4)	Kondisi Usaha (C5)
1	Calon Peminjam 1	-1	-2	-3	-1	-3
2	Calon Peminjam 2	1	-2	-1	-1	-2
3	Calon Peminjam 3	0	-1	-1	-1	-1
4	Calon Peminjam 4	0	-2	-2	-1	-1
5	Calon Peminjam 5	-1	-1	0	-1	0
6	Calon Peminjam 6	-1	-2	-2	-1	-3
7	Calon Peminjam 7	0	-2	-3	-1	-2
8	Calon Peminjam 8	-1	-2	-1	-1	-1
9	Calon Peminjam 9	0	-1	0	0	0
10	Calon Peminjam 10	0	1	-1	-1	-1
11	Calon Peminjam 11	-1	-2	-2	-1	-3
12	Calon Peminjam 12	-1	1	-1	0	-1
13	Calon Peminjam 13	-1	-1	-1	-1	-1
14	Calon Peminjam 14	0	0	-1	-1	-1

No	Alternatif	Karakter (C1)	Penghasilan (C2)	Status Usaha (C3)	Jaminan (C4)	Kondisi Usaha (C5)
15	Calon Peminjam 15	-1	-2	-2	-1	-3
16	Calon Peminjam 16	-1	-1	0	-1	-1
17	Calon Peminjam 17	-1	1	0	-1	0
18	Calon Peminjam 18	0	-1	0	-1	-1
19	Calon Peminjam 19	-1	-2	-3	-1	-2
20	Calon Peminjam 20	-1	-1	-1	-1	-1
21	Calon Peminjam 21	-1	-2	-2	-1	-1
22	Calon Peminjam 22	0	0	0	-1	-1
23	Calon Peminjam 23	-1	-2	-2	-1	-3
24	Calon Peminjam 24	-1	0	0	-1	-1
25	Calon Peminjam 25	-1	-2	-1	-1	-1
26	Calon Peminjam 26	0	-2	-1	-1	-2
27	Calon Peminjam 27	-1	-2	-2	-1	-3
28	Calon Peminjam 28	-1	0	-1	0	-1
29	Calon Peminjam 29	-1	-1	0	-1	-1
30	Calon Peminjam 30	0	-2	-1	-1	-1

Selanjutnya memberikan bobot untuk setiap GAP berdasarkan Tabel 3. Bobot GAP ditampilkan dalam Tabel 9.

Tabel 9. Bobot GAP

No	Alternatif	Karakter (C1)	Penghasilan (C2)	Status Usaha (C3)	Jaminan (C4)	Kondisi Usaha (C5)
1	Calon Peminjam 1	0,5	0,33	0,25	0,5	0,25
2	Calon Peminjam 2	1	0,33	0,75	0,5	0,5
3	Calon Peminjam 3	1	0,67	0,75	0,5	0,75
4	Calon Peminjam 4	0,5	0,33	0,5	0,5	0,75
5	Calon Peminjam 5	1	0,67	1	0,5	1
6	Calon Peminjam 6	0,5	0,33	0,5	0,5	0,25
7	Calon Peminjam 7	0,5	0,33	0,25	0,5	0,5
8	Calon Peminjam 8	1	0,33	0,75	0,5	0,75
9	Calon Peminjam 9	1	0,67	1	1	1
10	Calon Peminjam 10	1	1,33	0,75	0,5	0,75
11	Calon Peminjam 11	0,5	0,33	0,5	0,5	0,25
12	Calon Peminjam 12	1	1,33	0,75	1	0,75
13	Calon Peminjam 13	1	0,67	0,75	0,5	0,75
14	Calon Peminjam 14	1	1,00	0,75	0,5	0,75
15	Calon Peminjam 15	0,5	0,33	0,5	0,5	0,25
16	Calon Peminjam 16	1	0,67	1	0,5	0,75
17	Calon Peminjam 17	1	1,33	1	0,5	1
18	Calon Peminjam 18	1	0,67	1	0,5	0,75
19	Calon Peminjam 19	0,5	0,33	0,25	0,5	0,5
20	Calon Peminjam 20	1	0,67	0,75	0,5	0,75
21	Calon Peminjam 21	1	0,33	0,5	0,5	0,75
22	Calon Peminjam 22	1	1,00	1	0,5	0,75
23	Calon Peminjam 23	0,5	0,33	0,5	0,5	0,25
24	Calon Peminjam 24	1	1,00	1	0,5	0,75
25	Calon Peminjam 25	1	0,33	0,75	0,5	0,75
26	Calon Peminjam 26	1	0,33	0,75	0,5	0,5
27	Calon Peminjam 27	0,5	0,33	0,5	0,5	0,25
28	Calon Peminjam 28	1	1,00	0,75	1	0,75
29	Calon Peminjam 29	1	0,67	1	0,5	0,75
30	Calon Peminjam 30	1	0,33	0,75	0,5	0,75

Selanjutnya kami melakukan perhitungan NCF dan NSF. Hasil perhitungan NCF dan NSF ditampilkan dalam Tabel 10.

Tabel 10. Nilai NCF dan NSF

No	Alternatif	NCF	NSF
1	Calon Peminjam 1	0,3611	0,375
2	Calon Peminjam 2	0,6111	0,625

No	Alternatif	NCF	NSF
3	Calon Peminjam 3	0,8056	0,625
4	Calon Peminjam 4	0,5278	0,5
5	Calon Peminjam 5	0,8889	0,75
6	Calon Peminjam 6	0,3611	0,5
7	Calon Peminjam 7	0,4444	0,375
8	Calon Peminjam 8	0,6944	0,625
9	Calon Peminjam 9	0,8889	1
10	Calon Peminjam 10	1,0278	0,625
11	Calon Peminjam 11	0,3611	0,5
12	Calon Peminjam 12	1,0278	0,875
13	Calon Peminjam 13	0,8056	0,625
14	Calon Peminjam 14	0,9167	0,625
15	Calon Peminjam 15	0,3611	0,5
16	Calon Peminjam 16	0,8056	0,75
17	Calon Peminjam 17	1,1111	0,75
18	Calon Peminjam 18	0,8056	0,75
19	Calon Peminjam 19	0,4444	0,375
20	Calon Peminjam 20	0,8056	0,625
21	Calon Peminjam 21	0,6944	0,5
22	Calon Peminjam 22	0,9167	0,75
23	Calon Peminjam 23	0,3611	0,5
24	Calon Peminjam 24	0,9167	0,75
25	Calon Peminjam 25	0,6944	0,625
26	Calon Peminjam 26	0,6111	0,625
27	Calon Peminjam 27	0,3611	0,5
28	Calon Peminjam 28	0,9167	0,875
29	Calon Peminjam 29	0,8056	0,75
30	Calon Peminjam 30	0,6944	0,625

Selanjutnya menghitung nilai akhir. Jika nilai akhir $\geq 0,9$, maka calon peminjam direkomendasikan untuk disetujui untuk melakukan pinjaman, jika $< 0,9$ maka direkomendasikan untuk ditolak. Nilai akhir setiap calon peminjam ditampilkan dalam Tabel 9.

Tabel 9. Nilai akhir

No	Alternatif	Total	Keterangan
1	Calon Peminjam 1	0,7361	Ditolak
2	Calon Peminjam 2	1,2361	Disetujui
3	Calon Peminjam 3	1,4306	Disetujui
4	Calon Peminjam 4	1,0278	Disetujui
5	Calon Peminjam 5	1,6389	Disetujui
6	Calon Peminjam 6	0,8611	Ditolak
7	Calon Peminjam 7	0,8194	Ditolak
8	Calon Peminjam 8	1,3194	Disetujui
9	Calon Peminjam 9	1,8889	Disetujui
10	Calon Peminjam 10	1,6528	Disetujui
11	Calon Peminjam 11	0,8611	Ditolak
12	Calon Peminjam 12	1,9028	Disetujui
13	Calon Peminjam 13	1,4306	Disetujui
14	Calon Peminjam 14	1,5417	Disetujui
15	Calon Peminjam 15	0,8611	Ditolak
16	Calon Peminjam 16	1,5556	Disetujui
17	Calon Peminjam 17	1,8611	Disetujui
18	Calon Peminjam 18	1,5556	Disetujui
19	Calon Peminjam 19	0,8194	Ditolak
20	Calon Peminjam 20	1,4306	Disetujui
21	Calon Peminjam 21	1,1944	Disetujui
22	Calon Peminjam 22	1,6667	Disetujui
23	Calon Peminjam 23	0,8611	Ditolak
24	Calon Peminjam 24	1,6667	Disetujui
25	Calon Peminjam 25	1,3194	Disetujui
26	Calon Peminjam 26	1,2361	Disetujui

No	Alternatif	Total	Keterangan
27	Calon Peminjam 27	0,8611	Ditolak
28	Calon Peminjam 28	1,7917	Disetujui
29	Calon Peminjam 29	1,5556	Disetujui
30	Calon Peminjam 30	1,3194	Disetujui

3.2 Evaluasi

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai kinerja sistem pendukung keputusan terhadap hasil akhir berdasarkan nilai sesungguhnya. Hasil evaluasi sistem terhadap status pinjaman calon peminjam ditampilkan dalam Tabel 12.

Tabel 11. Evaluasi sistem berdasarkan status pinjaman

No	Alternatif	Total	Sistem	Status Pinjaman	Validasi
1	Calon Peminjam 1	0,7361	Ditolak	Macet	Sesuai
2	Calon Peminjam 2	1,2361	Disetujui	Lancar	Sesuai
3	Calon Peminjam 3	1,4306	Disetujui	Lancar	Sesuai
4	Calon Peminjam 4	1,0278	Disetujui	Macet	Tidak
5	Calon Peminjam 5	1,6389	Disetujui	Lancar	Sesuai
6	Calon Peminjam 6	0,8611	Ditolak	Macet	Sesuai
7	Calon Peminjam 7	0,8194	Ditolak	Macet	Sesuai
8	Calon Peminjam 8	1,3194	Disetujui	Lancar	Sesuai
9	Calon Peminjam 9	1,8889	Disetujui	Lancar	Sesuai
10	Calon Peminjam 10	1,6528	Disetujui	Lancar	Sesuai
11	Calon Peminjam 11	0,8611	Ditolak	Macet	Sesuai
12	Calon Peminjam 12	1,9028	Disetujui	Lancar	Sesuai
13	Calon Peminjam 13	1,4306	Disetujui	Lancar	Sesuai
14	Calon Peminjam 14	1,5417	Disetujui	Lancar	Sesuai
15	Calon Peminjam 15	0,8611	Ditolak	Macet	Sesuai
16	Calon Peminjam 16	1,5556	Disetujui	Lancar	Sesuai
17	Calon Peminjam 17	1,8611	Disetujui	Lancar	Sesuai
18	Calon Peminjam 18	1,5556	Disetujui	Lancar	Sesuai
19	Calon Peminjam 19	0,8194	Ditolak	Lancar	Tidak
20	Calon Peminjam 20	1,4306	Disetujui	Lancar	Sesuai
21	Calon Peminjam 21	1,1944	Disetujui	Lancar	Sesuai
22	Calon Peminjam 22	1,6667	Disetujui	Lancar	Sesuai
23	Calon Peminjam 23	0,8611	Ditolak	Macet	Sesuai
24	Calon Peminjam 24	1,6667	Disetujui	Lancar	Sesuai
25	Calon Peminjam 25	1,3194	Disetujui	Lancar	Sesuai
26	Calon Peminjam 26	1,2361	Disetujui	Lancar	Sesuai
27	Calon Peminjam 27	0,8611	Ditolak	Lancar	Tidak
28	Calon Peminjam 28	1,7917	Disetujui	Lancar	Sesuai
29	Calon Peminjam 29	1,5556	Disetujui	Lancar	Sesuai
30	Calon Peminjam 30	1,3194	Disetujui	Lancar	Sesuai

Selanjutnya kami melakukan evaluasi kinerja yang dihitung menggunakan table Confusion Matrix. Hasil keputusan oleh sistem (Tabel 9), kemudian akan dihitung menggunakan Confusion Matrix. Berdasarkan penjelasan pada Confusion Matrix, Kelas 1 diartikan sebagai pinjaman lancar sedangkan Kelas 2 diartikan sebagai pinjaman macet. TP (True Positive) merupakan jumlah data dari pinjaman lancar yang benar diprediksi sebagai pinjaman lancar (pinjaman yang diterima), TN (True Negative) merupakan jumlah data dari pinjaman macet yang benar diprediksi sebagai pinjaman macet (pinjaman yang ditolak), FN (False Negative) merupakan data dari pinjaman lancar yang benar diprediksi sebagai pinjaman macet (pinjaman yang ditolak), dan FP (False Positive) merupakan data dari pinjaman macet yang benar diprediksi sebagai pinjaman lancar (pinjaman yang diterima). Hasil evaluasi model ditampilkan pada Tabel 13.

Tabel 12. Evaluasi Model

Aktual	Prediksi		
	Positif	Negatif	
Positif	TP=21	FN=1	
Negatif	FP=2	TN=6	

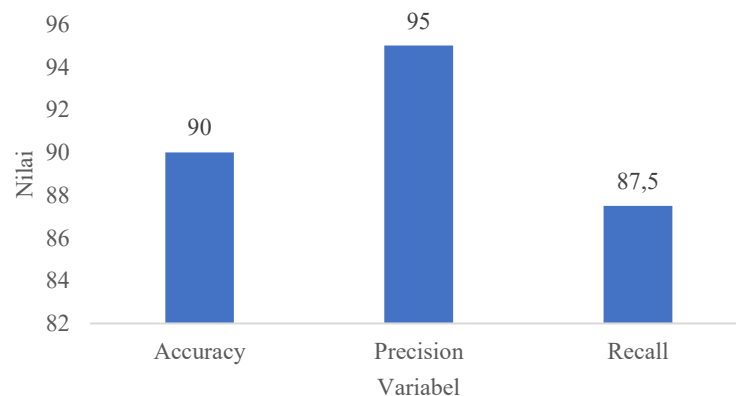
Selanjutnya melakukan perhitungan variable Accuracy, Precision, dan Recall menggunakan persamaan (1-3)

$$Accuracy = \frac{21 + 6}{21 + 6 + 1 + 2}$$

$$Precision = \frac{21}{21 + 1}$$

$$Recall = \frac{21}{21 + 3}$$

Hasil perhitungan evaluasi sistem menggunakan variabel Accuray, Precision, dan Recall ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Evaluasi Accuracy, Precision, dan Recall

4 KESIMPULAN

Kami menerapkan metode Profile Matching (PM) untuk menilai Calon Peminjam pada Koperasi Bumdes. Kami melakukan penilaian terhadap tiga puluh calon peminjam. Penilaian dilakukan berdasarkan kriteria dari teori analisis 5C Kepribadian (Character), Penghasilan (Capacity), Status Usaha (Capital), Jaminan (Collateral), dan Kondisi Usaha (Condition). Data kriteria setiap CP akan dilakukan konversi kedalam nilai skala 1-4. Selanjutnya dilakukan perhitungan GAP, pembobotan GAP, perhitungan NCF dan NSF, dan perhitungan akhir. CP yang memiliki nilai akhir >0,9 maka akan direkomendasikan untuk disetujui melakukan pinjaman, jika kurang dari 0,9 maka akan ditolak

Evaluasi sistem dilakukan dengan membandingkan data actual pinjaman macet dengan rekomendasi system yang dihitung berdasarkan table Confusion Matrix. Data pada Confusion Matrix digunakan untuk melakukan evaluasi Accuracy, Precision, dan Recall berdasarkan variable TP, TN, FP, dan FN. Hasil perhitungan bahwa system yang dikembangkan memiliki kinerja yang baik nilai Accuracy 90%, Precision 95, dan Recall 87,5% atau rata-rata 90,8%.

Metode profile matching terbukti efektif dan objektif dalam proses pengambilan keputusan penentuan kelayakan peminjam di BUMDES. Pendekatan ini memungkinkan penilai untuk fokus pada pemenuhan kriteria kunci (core factor) yang telah ditetapkan, mengurangi bias subjektif, dan memberikan peringkat yang jelas berdasarkan perhitungan matematis. Hal ini membantu BUMDES menyalurkan modal usaha kepada pihak yang paling kompeten dan berisiko rendah, sehingga meningkatkan kesehatan finansial BUMDES itu sendiri

Meskipun metode ini efektif, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Kelemahan utama terletak pada penentuan bobot kriteria dan nilai ideal yang sangat bergantung pada kebijakan internal BUMDES saat penelitian berlangsung, sehingga mungkin tidak bersifat universal untuk BUMDES lain dengan struktur organisasi atau tujuan pinjaman yang berbeda. Selain itu, penelitian ini hanya menggunakan data dari satu periode waktu, sehingga belum mampu menangkap dinamika perubahan kelayakan peminjam secara jangka Panjang

Saran untuk Penelitian Selanjutnya untuk penyempurnaan di masa mendatang, disarankan agar penelitian selanjutnya yaitu melakukan studi komparatif dengan membandingkan hasil profile matching dengan metode pengambilan keputusan multi-kriteria lainnya, seperti AHP (*Analytical Hierarchy Process*) atau TOPSIS, untuk memvalidasi akurasi dan efisiensi metode. Selain itu, perlu memperluas cakupan sampel ke beberapa BUMDES di wilayah yang berbeda untuk menguji generalisasi model yang dikembangkan. Mengembangkan sistem pendukung keputusan berbasis website atau aplikasi untuk mengotomatisasi proses perhitungan profile matching, sehingga mempermudah implementasi praktis oleh staf BUMDES

REFERENCES

- Albertus Makur, & Sri Astutik. (2023). Analisis Peran Otoritas Jasa Keuangan (OJK) Dalam Pengawasan Dan Regulasi Industri Perbankan Di Indonesia. *GEMAH RIPAH: Jurnal Bisnis*, 03(02), 42–46.
- Aripuspa, N. K. H., Estiyanti, N. M., & Dharma, E. M. (2022). Model Sistem Pendukung Keputusan Kelayakan Pemberian Kredit Pada BUMDes.

- Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 18(2), 231. <https://doi.org/10.35889/progresif.v18i2.925>
- Dewi, N., Laluma, R. H., Gunawansyah, Garnia, E., Saepudin, D., & Hendajany, N. (2020). Employee performance assessment system design based on 360 degrees feedback and simple multi-attribute rating technique method integration. *Proceeding of 14th International Conference on Telecommunication Systems, Services, and Applications, TSSA 2020*, 15–18. <https://doi.org/10.1109/TSSA51342.2020.9310873>
- Düntsche, I., & Gediga, G. (2019). Confusion Matrices and Rough Set Data Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1229(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1229/1/012055>
- Fahlepi, R. (2020). Decision Support Systems Employee Discipline Identification Using the Simple Multi Attribute Rating Technique (Smart) Method. *Journal of Applied Engineering and Technological Science*, 1(2), 103–112. <https://doi.org/10.37385/jaets.v1i2.67>
- Hendrayanti, S., & Budiyo, R. (2023). Penerapan Penilaian Prinsip 5C Sebagai Upaya Pencegahan Pembiayaan Bermasalah di Bank Jateng Capem Juwana. *Jurnal STIE Semarang*, 15(2). <https://doi.org/10.33747>
- Herowati, A. B., Kusumantara, P. M., & Hadiwijayanti, R. (2020). Borderline, Metode Profile Matching pada Sistem Pendukung Keputusan Perawatan Ortodonti untuk Kasus. *Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi (JIFoSI)*, 1(2), 380–389.
- Karyana, Y. (2023). Inovasi Pemberdayaan BUMDes Sebagai Simpul Penggerak Ekonomi Masyarakat Desa. *Populika*, 11(1), 41–49. <https://doi.org/10.37631/populika.v11i1.731>
- Martinez-Gil, J., Paoletti, A. L., Rácz, G., Sali, A., & Schewe, K. D. (2018). Accurate and efficient profile matching in knowledge bases. *Data and Knowledge Engineering*, 117, 195–215. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2018.07.010>
- Muzayyin Maq, M., Puspita Dewi, S., Suningrat, N., & Wilson Sitopu, J. (2024). Pendampingan Balai Desa dalam Mengembangkan BUMDes untuk Meningkatkan Perekonomian Masyarakat. *Joni Wilson Sitopu Journal of Human And Education*, 4(5), 185–191. <https://jahe.or.id/index.php/jahe/index>
- Ohsaki, M., Wang, P., Matsuda, K., Katagiri, S., Watanabe, H., & Ralescu, A. (2017). Confusion-matrix-based kernel logistic regression for imbalanced data classification. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 29(9), 1806–1819. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2017.2682249>
- Primasari, C. H., Wardoyo, R., & Sari, A. K. (2018). Integrated AHP, profile matching, and TOPSIS for selecting type of goats based on environmental and financial criteria. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, 4(1), 28–39. <https://doi.org/10.26555/ijain.v4i1.105>
- Raudah, S., & Alwan Maulana, muhammad. (2023). Efektivitas Pengelolaan Badan Usaha Milik Desa (BUMDES) Kecamatan Amuntai Tengah Kabupaten Hulu Sungai Utara (Studi Kasus Pada Desa Danau Cermin, Desa Harusan, dan Desa Sungai Baring). *Jurnal Niara*, 16(2), 408–415.
- Safaruddin, Abdullah, M., & Fikriyah, A. (2024). Analisis Faktor Penyebab Kredit Macet Dalam Pengelolaan Pinjaman Badan Usaha Milik Desa (Bumdes) Desa Wowa Andaroa Kecamatan Sampara Kabupaten Konawe. *Jurnal Akuntansi Dan Keuangan*, 9(2), 408–415. <https://doi.org/10.33772/jakuho.v9i2.195>
- Tharp, D. T., Seay, M. C., Carswell, A. T., & MacDonald, M. (2020). Big Five personality traits, dispositional affect, and financial satisfaction among older adults. *Personality and Individual Differences*, 166(June), 110211. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2020.110211>
- Widia Ramadhani, Yuliwanda Anggi Kusumastuti, Elvi Fetrina, Qurrotul Aini, & Meinari Catur Utami. (2025). Penerapan Metode Profile Matching untuk Menunjang Keputusan Seleksi Penerimaan Anggota pada Perusahaan Marikator. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 6(1), 46–56. <https://doi.org/10.52158/jacost.v6i1.1109>
- Yolanda, S., Syahputra, E. R., Lubis, I., Medan, U. H., & Info, A. (2023). Implementasi Metode Profile Matching untuk Menentukan Koperasi yang Berhak Mendapatkan Bantuan Permodalan pada Kantor Dinas Koperasi Dan Usaha Kecil dan Menengah Kabupaten Deli Serdang. *Djtechno : Jurnal Teknologi Informasi*, 4(1), 241–253. <https://doi.org/10.46576/djtechno>