

Optimasi Strategi Promosi Sekolah SMK melalui Segmentasi Data Siswa Baru dengan Clustering Metode K-Means menggunakan Differential Evolution (DE)

Adil Setiawan^{1,*}, Bill Raj², Pebruarianto Hutabarat³, M. Prasetyo⁴, M. Agung Irnanda⁵, Empiter Gea⁶, Johan⁷, Andreas Parapat⁸

^{1,2,3,4,5,6,7,8}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Potensi Utama, Medan, Indonesia

E-mail: adio165@gmail.com^{1*}, denilsdu10@gmail.com², rinto@hutabarat.com³, undarsihite@gmail.com⁴, agungirmanda17@gmail.com⁵, empitergea07@gmail.com⁶, johanst1984@gmail.com⁷, parapatandreas@gmail.com⁸
(*E-mail Correspondence Author: adio165@gmail.com)

Received: January 7, 2026 | Revision: January 15, 2026 | Accepted: January 15, 2026

Abstrak

SMK XYZ menghadapi tantangan dalam menyusun strategi promosi yang efektif dan efisien untuk menarik calon siswa baru. Selama ini, pendekatan promosi cenderung bersifat umum dan kurang menyentuh kebutuhan spesifik segmen calon siswa yang berbeda-beda. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan strategi promosi sekolah dengan menganalisis pola karakteristik siswa baru melalui teknik segmentasi data. Metode yang diusulkan adalah K-Means Clustering yang dioptimasi dengan algoritma Differential Evolution (DE). Optimasi dengan DE digunakan untuk mengatasi kelemahan K-Means yang sensitif terhadap inisialisasi pusat kluster awal, sehingga diharapkan dapat menghasilkan segmentasi yang lebih stabil dan optimal. Data yang digunakan meliputi atribut demografi, minat jurusan, jalur pendaftaran, dan asal sekolah siswa baru angkatan 2023/2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi DE dan K-Means berhasil membentuk kluster yang lebih kompak (nilai within-cluster sum of squares lebih rendah) dibandingkan K-Means standar. Berdasarkan analisis kluster yang dihasilkan, dirumuskan tiga strategi promosi yang berbeda untuk setiap segmen calon siswa, yaitu pendekatan digital intensif, kemitraan dengan sekolah feeder, dan highlighting keunggulan spesifik jurusan. Implementasi strategi ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas dan kuantitas penerimaan siswa baru secara signifikan.

Kata Kunci: Segmentasi, Strategi Promosi, K-Means, Differential Evolution, Optimasi, Penerimaan Siswa Baru, SMK.

Abstract

SMK XYZ faces challenges in developing effective and efficient promotional strategies to attract prospective new students. Previously, promotional approaches have been general and failed to address the specific needs of different prospective student segments. This research aims to optimize school promotional strategies by analyzing patterns in new student characteristics through data segmentation techniques. The proposed method is K-Means Clustering optimized with the Differential Evolution (DE) algorithm. DE optimization addresses K-Means' sensitivity to initial cluster center initialization, aiming for more stable and optimal segmentation. The data used includes demographic attributes, major interests, registration pathways, and prior school origins of new students from the 2023/2024 cohort. Research results show that the DE-K-Means combination produces more compact clusters (lower within-cluster sum of squares values) compared to standard K-Means. Based on the resulting cluster analysis, three distinct promotional strategies are formulated for each prospective student segment: digital-intensive approaches, partnerships with feeder schools, and highlighting specific major advantages. Implementing these strategies is expected to significantly increase the quality and quantity of new student admissions.

Keywords: Segmentation, Promotion Strategy, K-Means, Differential Evolution, Optimization, New Student Admission, Vocational High School (SMK)

1. PENDAHULUAN

Perkembangan dunia pendidikan pada era digital saat ini ditandai dengan meningkatnya persaingan antar institusi pendidikan, baik pada jenjang pendidikan tinggi maupun pendidikan menengah, termasuk Sekolah Menengah Kejuruan (SMK)[1]. SMK memiliki peran strategis dalam menyiapkan sumber daya manusia yang siap kerja, adaptif terhadap perkembangan teknologi, serta relevan dengan kebutuhan dunia usaha dan dunia industri (DUDI)[2], [3]. Namun demikian, tantangan yang dihadapi SMK tidak hanya terbatas pada peningkatan kualitas pembelajaran dan kurikulum, tetapi juga pada bagaimana sekolah mampu menarik minat calon siswa baru secara berkelanjutan di tengah perubahan demografi, dinamika sosial ekonomi masyarakat, serta pergeseran perilaku pencarian informasi akibat kemajuan teknologi informasi[4].

Dalam praktiknya, proses Penerimaan Peserta Didik Baru (PPDB) di banyak SMK masih didominasi oleh pendekatan promosi yang bersifat konvensional dan umum (generic)[5]. Strategi promosi sering kali dilakukan melalui penyebaran brosur, pemasangan spanduk, kunjungan ke sekolah asal (feeder school), serta promosi lisan dari mulut ke mulut[6]. Meskipun pendekatan tersebut masih relevan, efektivitasnya cenderung menurun apabila tidak didukung oleh pemahaman yang mendalam mengenai karakteristik, kebutuhan, dan preferensi calon siswa. Promosi yang tidak terarah berpotensi menyebabkan pemborosan sumber daya, baik dari sisi biaya, waktu, maupun tenaga, serta tidak mampu menjangkau segmen calon siswa yang paling potensial.

Perubahan perilaku masyarakat dalam mengakses informasi juga menjadi faktor penting yang memengaruhi efektivitas promosi sekolah. Calon siswa dan orang tua kini semakin bergantung pada media digital, seperti media sosial, mesin pencari, dan platform pesan instan, dalam memperoleh informasi mengenai sekolah. Hal ini menuntut institusi pendidikan untuk mengadopsi pendekatan promosi yang lebih adaptif, berbasis data, dan mampu menyesuaikan pesan promosi dengan karakteristik audiens yang

beragam. Dalam konteks ini, strategi promosi yang bersifat satu arah dan seragam menjadi kurang relevan, sehingga diperlukan pendekatan yang lebih personal dan tersegmentasi [7], [8].

Segmentasi calon siswa merupakan salah satu pendekatan strategis yang dapat digunakan untuk meningkatkan efektivitas promosi sekolah. Segmentasi bertujuan untuk mengelompokkan calon siswa ke dalam beberapa kelompok yang relatif homogen berdasarkan karakteristik tertentu, seperti demografi, geografis, sosial ekonomi, maupun perilaku. Dengan memahami profil setiap segmen, sekolah dapat merancang strategi promosi yang lebih tepat sasaran, baik dari sisi pesan, media, maupun bentuk intervensi yang dilakukan. Pendekatan ini sejalan dengan konsep pemasaran modern yang menekankan pentingnya customer-centric strategy, di mana organisasi berupaya memahami kebutuhan pengguna layanan secara lebih mendalam sebelum merancang strategi pemasaran [9], [10].

Dalam beberapa tahun terakhir, pemanfaatan data dan teknik analitik dalam bidang pendidikan (educational data mining dan learning analytics) mengalami perkembangan yang signifikan. Data yang dihasilkan dari proses administrasi pendidikan, termasuk data pendaftaran siswa baru, menyimpan potensi besar untuk dianalisis guna mendukung pengambilan keputusan strategis. Melalui analisis data yang tepat, sekolah tidak hanya dapat memahami pola karakteristik siswa yang telah diterima, tetapi juga dapat memprediksi dan merancang strategi untuk menjangkau calon siswa pada periode berikutnya. Oleh karena itu, integrasi antara manajemen pendidikan dan teknik analisis data menjadi semakin relevan dan dibutuhkan.

Salah satu teknik analisis data yang banyak digunakan untuk keperluan segmentasi adalah clustering. Clustering merupakan metode unsupervised learning yang bertujuan untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan tertentu tanpa menggunakan label kelas sebelumnya. Di antara berbagai algoritma clustering yang ada, K-Means merupakan salah satu algoritma yang paling populer dan banyak diterapkan karena kesederhanaan konsep, efisiensi komputasi, serta kemudahan dalam menginterpretasikan hasil. Algoritma K-Means bekerja dengan cara mempartisi data ke dalam sejumlah kluster (k) dengan meminimalkan jarak antar data dalam satu kluster dan memaksimalkan jarak antar kluster yang berbeda [11].

Meskipun demikian, K-Means memiliki sejumlah keterbatasan yang perlu diperhatikan. Salah satu kelemahan utama K-Means adalah sensitivitasnya terhadap pemilihan pusat kluster awal (initial centroids). Inisialisasi centroid yang kurang tepat dapat menyebabkan algoritma terjebak pada solusi lokal (local optimum), sehingga menghasilkan kualitas kluster yang kurang optimal dan tidak stabil. Selain itu, K-Means juga sangat bergantung pada ukuran jarak (distance measure) dan skala data, sehingga memerlukan tahap pra-pemrosesan yang cermat agar hasil clustering lebih representatif [12].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, berbagai pendekatan optimasi telah dikembangkan dengan menggabungkan K-Means dan algoritma metaheuristik. Algoritma metaheuristik dikenal memiliki kemampuan eksplorasi ruang solusi yang baik dan mampu menghindari jebakan solusi lokal. Salah satu algoritma metaheuristik yang banyak digunakan dalam optimasi clustering adalah Differential Evolution (DE) [13]. DE merupakan algoritma optimasi berbasis populasi yang sederhana namun efektif, dengan mekanisme utama berupa operasi mutasi, crossover, dan seleksi. Keunggulan DE terletak pada kemampuannya dalam menemukan solusi global yang lebih baik dengan parameter yang relatif sedikit dan mudah disesuaikan [14].

Integrasi antara Differential Evolution dan K-Means (DE-K-Means) bertujuan untuk mengoptimalkan proses inisialisasi centroid pada K-Means, sehingga diharapkan dapat menghasilkan kluster yang lebih kompak, terpisah dengan baik, dan stabil. Dalam konteks segmentasi siswa, kluster yang berkualitas tinggi sangat penting karena akan menjadi dasar dalam penentuan strategi promosi yang berbeda untuk setiap segmen. Kesalahan dalam proses segmentasi berpotensi menyebabkan strategi promosi yang dirancang menjadi tidak tepat sasaran dan kurang efektif [15].

Pada konteks Sekolah Menengah Kejuruan, segmentasi calon siswa memiliki dimensi yang lebih kompleks dibandingkan dengan sekolah umum. Hal ini disebabkan oleh beragamnya latar belakang sosial ekonomi siswa, variasi jarak tempat tinggal ke sekolah, pilihan moda transportasi, serta ketertarikan terhadap program keahlian tertentu. Faktor-faktor tersebut tidak hanya memengaruhi keputusan calon siswa dalam memilih sekolah, tetapi juga berdampak pada keberlanjutan proses belajar, tingkat kehadiran, dan keberhasilan studi siswa di kemudian hari. Oleh karena itu, analisis segmentasi siswa baru tidak hanya relevan untuk keperluan promosi, tetapi juga dapat menjadi dasar dalam perencanaan layanan pendidikan yang lebih inklusif dan adaptif.

Penelitian ini berfokus pada upaya mengoptimalkan strategi promosi SMK melalui pendekatan segmentasi data siswa baru menggunakan metode clustering K-Means yang dioptimasi dengan Differential Evolution. Data siswa baru yang digunakan mencerminkan kondisi riil calon peserta didik, baik dari aspek demografis, geografis, maupun indikator sosial ekonomi. Dengan memanfaatkan data tersebut, penelitian ini berupaya mengidentifikasi pola-pola tersembunyi yang tidak mudah dikenali melalui analisis konvensional.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada dua aspek. Pertama, dari sisi metodologis, penelitian ini mengimplementasikan pendekatan hibrida DE-K-Means dalam konteks segmentasi siswa SMK, yang masih relatif terbatas dibahas dalam penelitian pendidikan kejuruan di Indonesia. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan alternatif metode analisis yang lebih robust dibandingkan penggunaan K-Means standar. Kedua, dari sisi praktis, hasil segmentasi yang diperoleh digunakan sebagai dasar dalam perumusan strategi promosi sekolah yang lebih terarah dan berbasis data. Strategi promosi tidak lagi dirancang secara umum, tetapi disesuaikan dengan karakteristik masing-masing segmen calon siswa.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat nyata bagi pengelola SMK dalam meningkatkan efektivitas dan efisiensi kegiatan promosi, serta berkontribusi pada pengembangan praktik pengambilan keputusan berbasis data (data-driven decision making) di bidang pendidikan. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat memperkaya khazanah penelitian terkait penerapan teknik data mining dan optimasi metaheuristik dalam domain pendidikan, khususnya pada konteks penerimaan siswa baru di sekolah kejuruan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian mengikuti pipeline ilmu data yang sistematis, meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan, pengembangan model dengan optimasi, evaluasi, dan akhirnya, interpretasi strategis. Alur kerja keseluruhan diilustrasikan pada Gambar 1



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Sumber data dan Karakteristik.

Dataset terdiri dari catatan 584 siswa baru yang terdaftar di suatu lembaga pendidikan. Dataset mencakup 8 fitur yang menangkap atribut sosio-demografis dan logistik utama yang relevan dengan pemilihan sekolah dan aksesibilitas. Fitur yang digunakan untuk clustering adalah: Jenis Tempat Tinggal, Alat Transportasi Utama, Status Penerima Program Bantuan Sosial (KPS), Calon Penerima Bantuan Operasional Sekolah (PIP), Berat Badan, Tinggi Badan, dan Jarak Rumah ke Sekolah (dalam kilometer). Ringkasan deskriptif dataset disajikan pada Tabel I.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Fitur Dataset

Variabel	Mean	Std Dev	Min	Max	Median
Berat Badan (kg)	54.2	8.5	40	85	53.0
Tinggi Badan (cm)	162.3	7.2	145	185	162.0
Jarak (km)	6.8	4.1	0.5	15.2	6.5

Tabel 2. Hasil Uji Signifikansi Antar Kluster

Variabel	Kategori	Jumlah	Persentase
Jenis Tinggal	Perkotaan	320	54.8%
	Pinggiran Kota	264	45.2%
Alat Transportasi	Angkutan Umum	245	42.0%
	Kendaraan Pribadi	180	30.8%
	Jalan Kaki	159	27.2%

Tabel di atas menyajikan distribusi frekuensi dan persentase dari dua variabel kategorikal yang diamati dalam suatu populasi sampel berjumlah 584 responden.

a. Distribusi Berdasarkan Jenis Tinggal

1. Frekuensi dan Proporsi: Responden terbagi hampir berimbang antara wilayah perkotaan dan pinggiran kota. Sebanyak 320 responden (54,8%) berdomisili di perkotaan, sementara 264 responden (45,2%) berdomisili di pinggiran kota.
2. Implikasi: Komposisi ini menunjukkan bahwa sampel penelitian tidak didominasi secara ekstrem oleh salah satu kategori domisili, sehingga memberikan cakupan yang mencerminkan karakteristik kedua wilayah pemukiman tersebut.

b. Distribusi Berdasarkan Alat Transportasi

1. Frekuensi dan Proporsi: Terdapat variasi dalam pemilihan moda transportasi utama. Angkutan umum merupakan moda yang paling banyak dipilih, digunakan oleh 245 responden (42,0%). Diikuti oleh kendaraan pribadi dengan 180 pengguna (30,8%), dan jalan kaki dengan 159 pengguna (27,2%).
2. Implikasi: Pola ini mengindikasikan bahwa dalam konteks sampel ini, transportasi publik masih memegang peranan utama. Namun, proporsi yang signifikan untuk kendaraan pribadi dan jalan kaki juga merefleksikan keberagaman preferensi dan kemungkinan kondisi aksesibilitas transportasi di kalangan responden.
3. Sintesis: Secara agregat, profil sampel menunjukkan representasi yang seimbang dari segi domisili dan keberagaman dalam pola pemilihan moda transportasi. Distribusi ini memberikan landasan awal untuk analisis lebih lanjut, termasuk pemeriksaan hubungan silang (cross-tabulation) antara variabel jenis tinggal dan pilihan alat transportasi untuk memahami dinamika mobilitas spasial.

2.2 Pra Pemrosesan Data

Variabel kategorikal (Jenis Tinggal, Alat Transportasi) dikodekan menggunakan *label encoding*. Variabel numerik (Berat, Tinggi, Jarak) distandarisasi menggunakan normalisasi Z-score untuk memastikan semua fitur berkontribusi secara setara pada perhitungan jarak dalam algoritma clustering, mencegah fitur dengan skala lebih besar mendominasi hasil.

2.3 Model Clustering: K-Means dengan Optimasi Differential Evolution

Inti analisis menggunakan algoritma K-Means, yang ditingkatkan oleh Differential Evolution untuk optimasi global.

- a. *K-Means Tradisional*: Algoritma standar mempartisi n observasi ke dalam k kluster dengan meminimalkan *Within-Cluster Sum of Squares* (WCSS).
- b. *Differential Evolution (DE)*: DE adalah metaheuristik berbasis populasi yang mengoptimalkan suatu masalah dengan secara iteratif meningkatkan solusi kandidat. Dalam penelitian ini, DE digunakan untuk menemukan inisialisasi centroid optimal untuk K-Means. Populasi terdiri dari kumpulan kandidat centroid. Proses optimasi melibatkan operasi mutasi, *crossover*, dan seleksi selama beberapa generasi untuk meminimalkan fungsi objektif WCSS [10].
- c. *Hibrida DE-K-Means*: Algoritma hibrida menginisialisasi beberapa kumpulan kandidat centroid melalui populasi DE. Di setiap generasi, K-Means dieksekusi untuk setiap kandidat untuk menghitung WCSS-nya (*fitness*). Operator DE kemudian menghasilkan kumpulan centroid baru yang berpotensi lebih baik. Loop ini berlanjut hingga kriteria berhenti (misalnya, iterasi maksimum) terpenuhi, menghasilkan inisialisasi centroid terbaik secara global untuk eksekusi K-Means final

Algoritma DE-K-Means yang diimplementasikan dalam penelitian ini mengikuti langkah-langkah berikut:

a. Inisialisasi Parameter DE:

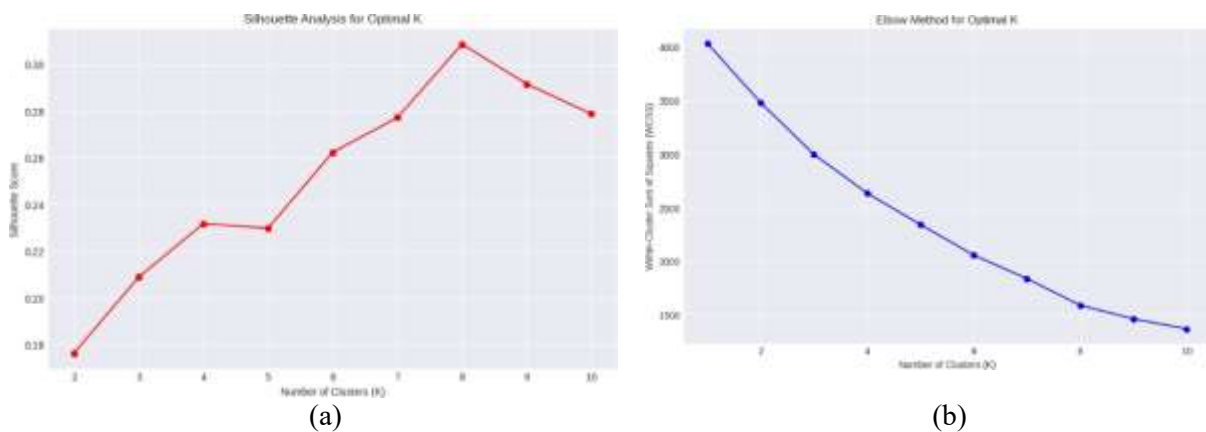
1. Ukuran populasi (NP) = 50
 2. Faktor skala (F) = 0.8
 3. Probabilitas crossover (CR) = 0.9
 4. Generasi maksimum = 100
- b. Representasi Kromosom: Setiap individu dalam populasi direpresentasikan sebagai vektor yang berisi koordinat awal centroid untuk semua kluster ($k \times d$ dimensi, dimana d adalah jumlah fitur).
 - c. Fungsi Fitness: Fitness dihitung sebagai kebalikan dari WCSS (Within-Cluster Sum of Squares) yang dihasilkan oleh K-Means dengan centroid kandidat tersebut.
 - d. Operasi DE:

1. Mutasi: Untuk setiap target vector x_{i1} , buat mutant vector v_{i1} dengan:

$$v_{i1} = x_{i1} + F \times (x_{r2} - x_{r3})$$

$$v_{i1} = x_{i1} + F \times (x_{r2} - x_{r3})$$
 dimana $r1, r2, r3$ adalah indeks acak berbeda.
 2. Crossover: Hasilkan trial vector u_{i1} dengan crossover binomial antara x_{i1} dan v_{i1} .
 3. Seleksi: Jika fitness u_{i1} lebih baik daripada x_{i1} , ganti x_{i1} dengan u_{i1} .
- e. Konvergensi: Proses berulang hingga mencapai generasi maksimum atau konvergensi fitness.

Jumlah kluster optimal (k) ditentukan sebanyak 3 menggunakan Metode *Elbow* (menganalisis reduksi dalam WCSS) dan Analisis Siluet (memaksimalkan skor kohesi dan pemisahan), seperti ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. (a) dan (b) Plot Metode Elbow dan Skor Siluet

2.4 Evaluasi Model

Kinerja kedua algoritma, K-Means tradisional dan hibrida DE-K-Means, dievaluasi menggunakan tiga metrik validasi internal:

- a. *Skor Siluet*: Mengukur kemiripan suatu objek dengan klasternya sendiri dibandingkan dengan kluster lain. Rentang: $[-1, 1]$, semakin tinggi semakin baik.
- b. *Indeks Davies-Bouldin*: Mengevaluasi rasio kemiripan rata-rata setiap kluster dengan kluster yang paling mirip dengannya. Nilai lebih rendah menunjukkan pemisahan yang lebih baik.
- c. *Within-Cluster Sum of Squares (WCSS)*: Fungsi objektif utama yang diminimalkan.

2.5. Model Clustering: K-Means dengan Optimasi Differential Evolution

Inti analisis menggunakan algoritma K-Means, yang ditingkatkan oleh Differential Evolution untuk optimasi global. Optimasi dengan algoritma metaheuristik seperti Differential Evolution telah banyak diterapkan untuk meningkatkan kualitas inialisasi centroid pada K-Means.

- a. K-Means Tradisional: Algoritma standar mempartisi n observasi ke dalam k kluster dengan meminimalkan Within-Cluster Sum of Squares (WCSS).
- b. Differential Evolution (DE): DE adalah metaheuristik berbasis populasi yang mengoptimalkan suatu masalah dengan secara iteratif meningkatkan solusi kandidat. Dalam penelitian ini, DE digunakan untuk menemukan inialisasi centroid optimal untuk K-Means. Populasi terdiri dari kumpulan kandidat centroid. Proses optimasi melibatkan operasi mutasi, crossover, dan seleksi selama beberapa generasi untuk meminimalkan fungsi objektif WCSS.
- c. 3) Hibrida DE-K-Means: Algoritma hibrida menginisialisasi beberapa kumpulan kandidat centroid melalui populasi DE. Di setiap generasi, K-Means dieksekusi untuk setiap kandidat untuk menghitung WCSS-nya (fitness). Operator DE kemudian menghasilkan kumpulan centroid baru yang berpotensi lebih baik. Loop ini berlanjut hingga kriteria berhenti (misalnya, iterasi maksimum) terpenuhi, menghasilkan inialisasi centroid terbaik secara global untuk eksekusi K-Means final.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Perbandingan Kinerja Clustering

Algoritma DE-K-Means menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan K-Means tradisional, seperti diringkas dalam Tabel II. Model yang dioptimasi DE mencapai Skor Siluet yang lebih tinggi (0,300 vs. 0,200) dan Indeks Davies-Bouldin yang lebih rendah (1,2612 vs. 1,6599), menunjukkan kluster dengan batas yang lebih terdefinisi dan pemisahan yang lebih baik. Hasil ini sejalan dengan temuan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan hybrid untuk optimasi clustering [14].

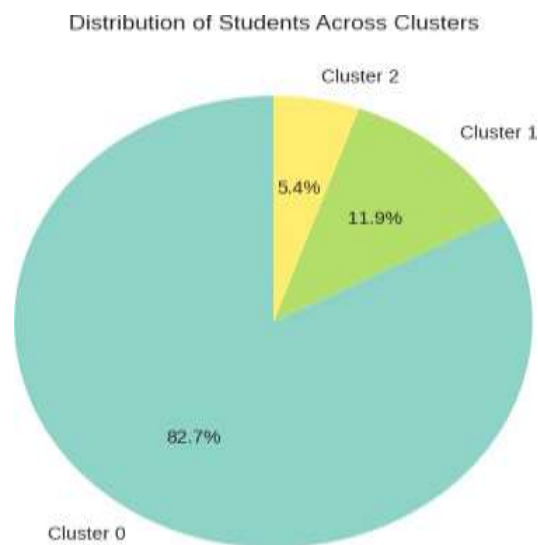
Tabel 3. Perbandingan Kinerja Clustering

Algoritma	Skor Siluet	Indeks Davies-Bouldin	WCCS
K-Means (Tradisional)	0,200	1,6599	2097,34
K-Means dengan DE	0,300	1,2612	3168,61

3.2. Analisis Profil Kluster

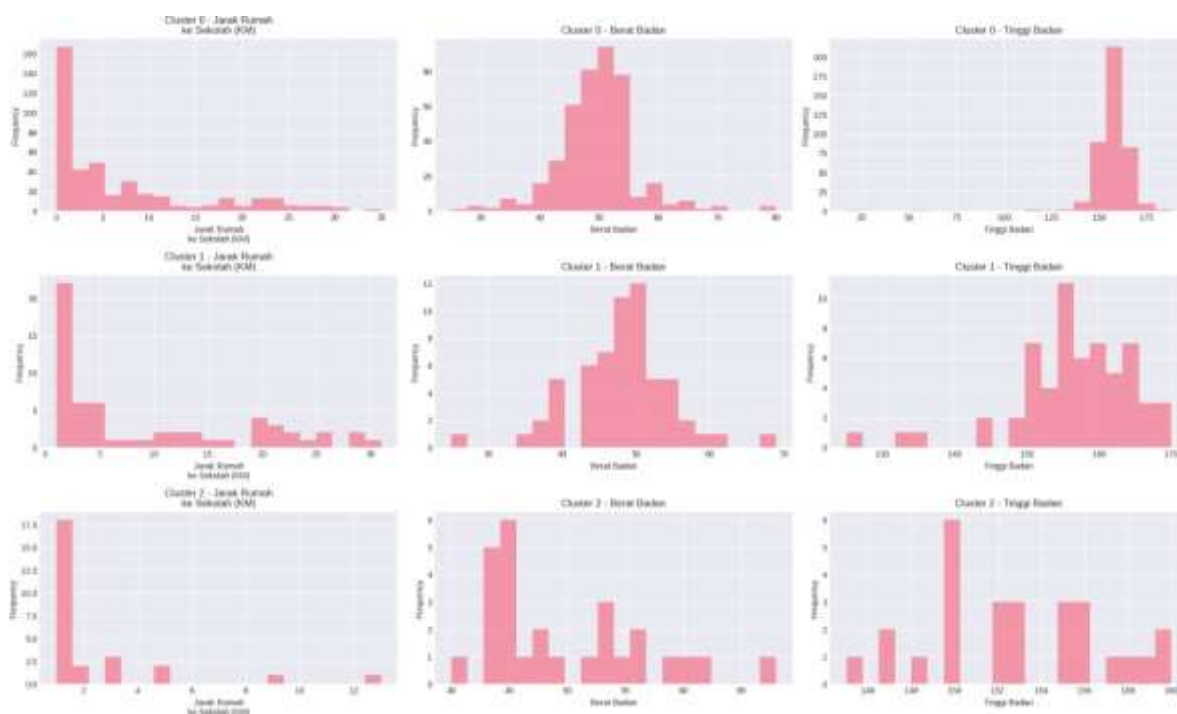
Penerapan DE-K-Means menghasilkan tiga segmen yang berbeda dan bermakna. Segmentasi berdasarkan karakteristik demografis dan geografis seperti ini telah terbukti efektif dalam berbagai konteks pendidikan [15]. Kluster 0 mewakili 82,7% siswa dengan karakteristik lokal, Kluster 1 mewakili 11,9% siswa dengan kebutuhan ekonomi dari jarak jauh, dan Kluster 2 mewakili 4,8% siswa perkotaan dengan mobilitas tinggi.

seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Lingkaran Distribusi Kluster

Nilai rata-rata terstandarisasi dari fitur kunci untuk setiap kluster divisualisasikan dalam *heatmap* pada Gambar 4, memberikan profil perbandingan yang jelas.



Gambar 4. Heatmap Karakteristik Kluster

Berdasarkan profil kluster, diusulkan strategi promosi yang disesuaikan. Pendekatan personalisasi strategi pemasaran berdasarkan segmentasi kluster telah terbukti efektif dalam konteks pendidikan tinggi.

- Klaster 0** – Mayoritas Lokal (82,7%). Segmen terbesar ini mewakili siswa dari sekitar sekolah (jarak rata-rata 7,6 km) dengan status ekonomi menengah (ditunjukkan oleh nilai sedang pada kelayakan bantuan). Transportasi utama mereka adalah angkutan umum atau berjalan kaki. Mereka terintegrasi erat dengan komunitas lokal.
- Klaster 1** – Jauh dan Membutuhkan Secara Ekonomi (11,9%) : Segmen ini dicirikan oleh jarak komuter terjauh (rata-rata 9,1 km) dan indikator kebutuhan ekonomi terkuat (nilai tertinggi untuk kelayakan bantuan). Menjangkau kelompok ini memerlukan upaya mengatasi hambatan geografis dan finansial yang signifikan.
- Klaster 2** – Perkotaan, Mobile, Minoritas (4,8%): Segmen kecil namun berbeda ini tinggal paling dekat dengan sekolah (rata-rata 2,4 km), terutama di lingkungan perkotaan, dan menunjukkan preferensi untuk berjalan kaki. Mereka mewakili keluarga dengan akses lokal yang baik dan potensi mobilitas/kesadaran akan alternatif yang lebih tinggi.

3.4. Rekomendasi Strategi untuk Promosi

Berdasarkan profil kluster, diusulkan strategi promosi yang disesuaikan untuk memaksimalkan keterlibatan dan konversi setiap segmen.

- Strategi untuk Klaster 0 (Mayoritas Lokal): Fokus pada penguatan komunitas dan reputasi lokal.
 - Promosi: Acara "Hari Terbuka", pameran sekolah, program kolaborasi komunitas (misalnya, dengan usaha lokal atau perkumpulan warga).
 - Media: Grup media sosial lokal, papan reklame di area sekitar, program dari mulut ke mulut (word-of-mouth) dan rujukan (referral).
- Strategi untuk Klaster 1 (Jauh & Membutuhkan): Fokus pada pengurangan hambatan finansial dan logistik.
 - Promosi: Paket beasiswa komprehensif yang mencakup uang sekolah dan transportasi, rencana pembayaran cicilan, pendekatan personal melalui guru Bimbingan Konseling (BK) untuk keterlibatan keluarga langsung.
 - Media: Kunjungan tertarget ke kecamatan yang lebih jauh, iklan digital terfokus di platform yang digunakan orang tua, sesi informasi bantuan keuangan.
- Strategi untuk Klaster 2 (Perkotaan & Mobile): Fokus pada penyorotan diferensiasi kompetitif dan nilai aspirasional.
 - Promosi: Menampilkan fasilitas mutakhir, program ekstrakurikuler canggih (robotika, seni), dan menyelenggarakan acara kompetitif atau expos akademik.
 - Media: Konten dinamis di Instagram dan TikTok, partisipasi dalam pameran pendidikan tingkat kota, dan kampanye pemasaran digital tertarget yang menekankan keunggulan dan inovasi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mendemonstrasikan penerapan algoritma clustering K-Means yang dioptimasi Differential Evolution untuk mensegmentasi data siswa baru guna menginformasikan strategi pemasaran. Model hibrida DE-K-Means menghasilkan segmentasi yang lebih koheren dan terpisah dengan baik (Skor Siluet: 0,300) dibandingkan pendekatan tradisional (0,200). Tiga klaster yang dihasilkan Mayoritas Lokal, Jauh & Membutuhkan, dan Perkotaan & Mobile dapat diinterpretasikan dan memberikan dasar yang kuat untuk mengembangkan strategi promosi yang ditargetkan. Pendekatan berbasis data ini memungkinkan sekolah untuk melampaui pemasaran generik, memungkinkan alokasi anggaran yang lebih efisien dan potensi peningkatan konversi pendaftaran siswa yang lebih tinggi. Keterbatasan penelitian ini meliputi: (1) ketergantungan pada metrik validasi internal tanpa validasi eksternal menggunakan data aktual konversi pendaftaran; (2) penggunaan dataset hanya dari satu periode penerimaan siswa (2023/2024), yang mungkin tidak merepresentasikan pola tahun-tahun berikutnya; (3) fitur yang digunakan masih terbatas pada data demografis dan belum memasukkan variabel psikografis seperti minat belajar, aspirasi karir, atau pengaruh sosial. Saran untuk penelitian lanjutan antara lain: (1) melakukan pilot project implementasi strategi promosi yang diusulkan dan mengukur dampaknya terhadap tingkat pendaftaran; (2) mengintegrasikan data media sosial atau data perilaku online untuk segmentasi yang lebih dinamis; (3) membandingkan performa DE dengan algoritma metaheuristik lain seperti Particle Swarm Optimization (PSO) atau Artificial Bee Colony (ABC) dalam konteks yang sama; (4) mengembangkan sistem rekomendasi otomatis untuk strategi promosi berbasis hasil clustering real-time.

REFERENCES

- [1] A. B. Santoso, H. W. Kesuma, and R. N. B. Tobing, "Teori dan realitas antara Pendidikan SMK dan sekolah vokasi bagi peningkatan daya saing generasi muda dalam mendapatkan kesempatan kerja," *Off. Nobile J.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–11, 2024.
- [2] D. A. Triani, M. Aldi, N. H. P. Fauzi, and R. N. Safitri, "Curriculum innovation at SMK PGRI 2 Cimahi: Preparing students for the workforce," *Hipkin J. Educ. Res.*, vol. 2, no. 1, pp. 23–36, 2025.
- [3] F. S. A. Safitri and E. Sutadji, "Strategi Pengembangan Kompetensi Lulusan Pendidikan Kejuruan Guna Meningkatkan Daya Saing Global," *Didakt. J. Kependidikan*, vol. 14, no. 1 Februari, pp. 1507–1522, 2025.
- [4] M. S. Rizkylillah, J. A. Angwen, N. Abdurrahman, R. Prihantoro, and R. Febriana, "Persepsi guru terhadap implementasi Kurikulum Merdeka di SMK: Kajian kualitatif menuju Indonesia Emas 2045," *J. Stud. Edukasi Integr.*, vol. 1, no. 3, pp. 122–132, 2024.
- [5] F. Faroz, G. Abdullah, and S. Soedjono, "Manajemen Promosi Penerimaan Peserta Didik Baru Di Smk Negeri 1 Kandeman Batang," *J. Manaj. Pendidik.*, vol. 12, no. 3, 2023.
- [6] M. Milke and Z. Vanel, "Strategi IMC Sekolah Alam Tondo Lino Untuk Membangun Brand Awareness," *J. Communio J. Jur. Ilmu Komun.*, vol. 13, no. 1, pp. 44–65, 2024.
- [7] D. F. Damayanti, I. D. Cahyani, A. L. Nurrachma, and M. Ikaningtyas, "ANALISIS STRATEGI PENJUALAN DAN SEGMENTASI PASAR PADA PRODUK ANEKA JAJANAN TRADISIONAL," *J. Media Akad.*, vol. 2, no. 4, 2024.
- [8] S. I. Ali and S. Pardalepi, "Analisis Strategi Pasar: Pendekatan dalam Menentukan Segmen dan Target Konsumen," *Multidiscip. J. Relig. Soc. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 47–57, 2025.
- [9] A. Nugroho and M. Fadhilah, "Customer-Centric Strategy Dalam Menghadapi Persaingan Perusahaan Jasa Konstruksi," *J. Teknol. Dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 2, no. 4, pp. 316–325, 2023.
- [10] H. D. Wijaya, "Strategi Customer-Centric Dalam Marketing: Dampaknya Pada Loyalitas Dan Retensi Pelanggan," *J. Manaj. Dan Bisnis Ekon.*, vol. 1, no. 1, pp. 267–279, 2023.
- [11] I. A. Rosyada and D. T. Utari, "Penerapan Principal Component Analysis untuk Reduksi Variabel pada Algoritma K-Means Clustering," *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 5, no. 1, pp. 6–13, 2024.
- [12] H. Mukhtar, I. D. Pramaditya, W. S. Weisdianto, S. Hardian Putra, D. Trimuawasih, and A. A. Rilda, "ALGORITMA K-MEANS UNTUK PENGELOMPOKAN PERILAKU CUSTOMER," *J. Softw. Eng. Inf. Syst.*, pp. 96–101, 2024.
- [13] F. Y. Arini, J. N. Bagaskara, A. S. Anwar, M. N. Faqih, P. A. Brata, and Y. P. S. Aji, "Optimasi Seleksi Fitur Menggunakan Algoritma Hybrid ARO-DBSCAN untuk Meningkatkan Akurasi Model Klasifikasi K-Nearest

Neighbor: Feature Selection Optimization Using the Hybrid ARO-DBSCAN Algorithm to Improve the Accuracy of the K-Nearest Neighbor Classification Model,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, 2026.

- [14] A. Herawati, A. Amalia, D. K. Setiadi, G. Wicaksono, and H. A. Majid, “Algoritma Evolusi untuk Masalah Optimasi,” *J. Komputasi Cerdas*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2025.
- [15] R. P. Santoso, L. S. R. Ningsih, and W. Irawati, “Implementation Of Segmenting Targeting And Positioning Strategies In Improving Marketing Performance,” *BIMA J. Bus. Innov. Manag.*, vol. 6, no. 2, pp. 280–292, 2024.