

STRATEGI PROMOSI PENERIMAAN MAHASISWA BARU MENGUNAKAN METODE DBSCAN

Arysespajayadi^{*1}, M. Djazman Addin Suryana², Andita Dani Achmad³, Adlin⁴, Ferawaty Syam⁵

^{1,2,4,5}Politeknik Negeri Media Kreatif, Indonesia

³Universitas Fajar, Indonesia

Email : ¹arysespajayadi@gmail.com, ²addinsuryana@yahoo.co.id, ³anditadaniachmad@gmail.com,

⁴andiadlin01@gmail.com, ⁵ferawatysyam@polimedia.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 09-06-2025, diterbitkan: 10-08-2025)

Abstrak

Penelitian ini mengimplementasikan algoritma DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) untuk menganalisis pola sumber informasi yang memengaruhi keputusan calon mahasiswa di Politeknik Negeri Media Kreatif. Data survei periode 2022–2024, yang terdiri dari 13 variabel, diproses menggunakan normalisasi min-max. Parameter DBSCAN ditentukan dengan nilai Eps 0.4 dan MinPts 3. Hasil analisis menghasilkan tiga kluster, dengan Kluster 1 (media sosial, internet, dan rekomendasi teman/sahabat) memiliki rata-rata normalisasi tertinggi (0.87), menunjukkan pengaruh signifikan sebagai sumber informasi promosi. Validasi menggunakan Skor Silhouette (0.31) dan Indeks Davies-Bouldin (0.66) menunjukkan kualitas klusterisasi yang moderat. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma DBSCAN mampu menangani data heterogen dari variabel sumber informasi promosi dengan cukup efektif. Namun, optimalisasi lebih lanjut dapat dilakukan untuk meningkatkan kohesi intra-kluster dan pemisahan antar-kluster.

Kata kunci: DBSCAN, Promosi Pendidikan, Analisis Kluster, Strategi Pemasaran, Penerimaan Mahasiswa

NEW STUDENT ADMISSION PROMOTION STRATEGY USING THE DBSCAN METHOD

Abstract

This study implements the DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) algorithm to analyze patterns of information sources influencing prospective student decisions at Politeknik Negeri Media Kreatif. Survey data from the 2022–2024 period, consisting of 13 variables, were processed using min-max normalization. DBSCAN parameters were set with an Eps value of 0.4 and MinPts of 3. The analysis resulted in three clusters, with Cluster 1 (social media, internet, and recommendations from friends) having the highest average normalization score (0.87), indicating a significant influence as promotional information sources. Validation using the Silhouette Score (0.31) and Davies-Bouldin Index (0.66) indicates a moderate clustering quality. These results demonstrate that the DBSCAN algorithm is reasonably effective in handling heterogeneous data from promotional information source variables. However, further optimization can be carried out to enhance intra-cluster cohesion and inter-cluster separation.

Keywords: DBSCAN, Educational Promotion, Cluster Analysis, Marketing Strategy, Student Enrollment

1. PENDAHULUAN

Penerimaan mahasiswa baru (PMB) adalah proses strategis yang memiliki peran krusial dalam memastikan keberlanjutan institusi pendidikan tinggi. Proses ini tidak hanya melibatkan seleksi akademik calon mahasiswa, tetapi juga memerlukan strategi promosi yang efektif untuk menarik minat calon mahasiswa berkualitas. Dalam era digital, strategi promosi berbasis data

menjadi semakin penting untuk mengidentifikasi kebutuhan dan preferensi calon mahasiswa, sehingga institusi pendidikan dapat menyusun pendekatan yang lebih terarah dan efisien[1].

Beragamnya sumber informasi yang digunakan calon mahasiswa, seperti media sosial, rekomendasi alumni, kunjungan sekolah, brosur, iklan, rekomendasi guru, dan sumber lainnya, menciptakan tantangan sekaligus peluang bagi perguruan tinggi. Perkembangan teknologi big data memberikan solusi bagi institusi pendidikan untuk menganalisis preferensi calon mahasiswa dengan pendekatan berbasis data. Salah satu metode analisis yang relevan dalam konteks ini adalah algoritma klasterisasi, khususnya DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*), yang mampu mengelompokkan data heterogen dan mengabaikan noise dalam proses analisis[2].

DBSCAN dikenal karena kemampuannya mengidentifikasi pola data yang tidak terstruktur, menjadikannya ideal untuk menganalisis preferensi calon mahasiswa yang bersifat dinamis. Algoritma ini telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian. [3] mengaplikasikan DBSCAN dan K-Means untuk pengelompokan kasus Covid-19, sementara [4] menggunakannya DBSCAN untuk pengelompokan jumlah pengunjung perpustakaan. Di sektor transportasi [5] menggunakan DBSCAN untuk klasterisasi minat penggunaan transportasi. Penelitian [6] juga menunjukkan efektivitas DBSCAN dalam analisis jenis ancaman jaringan pada intrusion detection system.

Meskipun telah banyak penelitian yang menggunakan DBSCAN, penelitian yang secara khusus mengevaluasi efektivitas sumber informasi promosi PMB menggunakan algoritma ini masih sangat terbatas. Namun ada beberapa penelitian terkait penerimaan mahasiswa baru, seperti penelitian dilakukan oleh [7] untuk menjangkau audiens yang lebih luas terkait penerimaan mahasiswa baru dapat membangun hubungan emosional dan interaktif dengan calon siswa dan orang tua melalui konten visual yang menarik dan testimoni dengan pemanfaatan media sosial. Sementara itu [8] membandingkan metode klasterisasi kmeans dan DBSCAN untuk data marketplace electronic phone.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan menganalisis 13 sumber informasi promosi PMB menggunakan algoritma DBSCAN. Analisis ini diharapkan mampu mengidentifikasi cluster sumber informasi yang paling berpengaruh terhadap keputusan calon mahasiswa dalam memilih perguruan tinggi. Dengan pendekatan ini, perguruan tinggi dapat mengalokasikan sumber daya promosi secara lebih efektif dan efisien. Penentuan cluster terbaik juga akan memberikan wawasan yang mendalam tentang segmen calon mahasiswa potensial, sehingga strategi promosi dapat dirancang secara lebih tepat sasaran.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi praktis dalam membantu institusi pendidikan tinggi menyusun strategi promosi berbasis data, tetapi juga menambah wawasan teoretis mengenai penerapan DBSCAN dalam konteks promosi PMB. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan bagi institusi pendidikan lain yang ingin mengoptimalkan strategi promosi melalui pendekatan analisis data yang inovatif.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan penerapan algoritma *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN) untuk menganalisis dan mengelompokkan data calon mahasiswa berdasarkan perilaku, minat, serta respons terhadap berbagai media promosi. Tujuan penggunaan metode DBSCAN adalah untuk mengidentifikasi segmen calon mahasiswa yang memiliki karakteristik serupa sehingga strategi promosi dapat dirancang secara lebih tepat sasaran dan efektif.

a. Data dan Preprocessing

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari survei Penerimaan Mahasiswa Baru (PMB) Politeknik Negeri Media Kreatif PSDKU Makassar selama periode 2022–2024. Data terdiri dari 13 variabel sumber informasi, seperti media sosial, rekomendasi alumni, kunjungan sekolah, brosur, dan lainnya.

Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan kualitas data sebelum analisis, meliputi:

1. Penghapusan Data Tidak Lengkap: Data dengan informasi yang tidak lengkap dihapus untuk menghindari distorsi dalam analisis.
2. Normalisasi Data: Data dinormalisasi menggunakan metode min-max untuk menyamakan skala seluruh variabel. Normalisasi ini dipilih karena rentang data bervariasi, sementara metode Z-score tidak digunakan agar hasil tetap dapat diinterpretasikan secara absolut.

$$\text{Normalisasi} = \frac{\text{NilaiAsli} - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}}$$

b. Implementasi DBSCAN

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) adalah algoritma klusterisasi yang mengelompokkan data berdasarkan kepadatan lokal titik-titik data[9]. Algoritma ini tidak bergantung pada bentuk kluster tertentu, sehingga mampu mendeteksi kluster non-linear dan menangani noise secara efektif [10]. DBSCAN cocok digunakan untuk data yang heterogen dan tidak terstruktur, terutama dalam konteks di mana pola data sulit diidentifikasi melalui metode berbasis jarak seperti K-Means [11].

Algoritma ini mendefinisikan tiga jenis titik.

1. Titik Inti (*Core Point*): Titik yang memiliki setidaknya MinPts dalam radius tertentu (*Eps*)
2. Titik Batas (*Border Point*): Titik yang tidak memenuhi syarat sebagai titik inti, tetapi berada dalam radius Eps dari titik inti
3. Titik Noise: Titik yang tidak termasuk dalam kluster manapun karena tidak berada dalam radius Eps dari titik inti

Tahapan DBSCAN yaitu:

- 1) Inisialisasi Parameter: Tentukan nilai Eps (radius) dan MinPts (jumlah minimum titik dalam radius Eps).
- 2) Pemilihan Titik Acak: Pilih secara acak sebuah titik data yang belum dikunjungi.
- 3) Penentuan Titik Inti: Jika titik tersebut memenuhi syarat sebagai titik inti, bentuk kluster baru.
- 4) Ekspansi Kluster: Temukan semua titik dalam radius Eps yang terhubung ke titik inti dan tambahkan ke kluster.
- 5) Iterasi Ulang: Ulangi langkah 3 dan 4 untuk semua titik tetangga hingga tidak ada lagi titik baru yang dapat ditambahkan ke kluster.
- 6) Identifikasi Noise: Titik yang tidak dapat dijangkau dari titik inti manapun dianggap sebagai noise.

Parameter Eps ditentukan menggunakan k-distance graph. Algoritma diimplementasikan dengan PHP-MySQL untuk fleksibilitas pengolahan data dinamis. Validasi menggunakan Skor Silhouette (mengukur kohesi kluster) dan Indeks Davies-Bouldin (mengukur pemisahan antar kluster)[12].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data survei yang dikumpulkan dimasukkan ke dalam sistem, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1, yang menyediakan jumlah responden untuk setiap sumber informasi promosi.

Tabel 1. Sumber Informasi dan Jumlah Responden

Sumber Informasi	Jumlah Responden
Rekomendasi Teman/Sahabat	190
Rekomendasi Alumni	150
Kunjungan Sekolah	180
Rekomendasi Mahasiswa	170
Internet	200
Leaflet/Poster	90
Pameran Pendidikan	120
Koran	60
Rekomendasi Guru	140
Baliho/Spanduk	110
Rekomendasi Saudara	130
Social Media	210
Rekomendasi Orang Tua	160

1. Normalisasi min-max

Metode Normalisasi berdasarkan data jumlah responden.

Langkah 1: Tentukan Nilai Minimum dan Maksimum

- 1) Nilai Minimum (min): 60 (dari Koran)
- 2) Nilai Maksimum (max): 210 (dari Social Media)

Langkah 2: Hitung Normalisasi untuk Setiap Sumber Informasi menggunakan formula:

$$\text{Normalisasi} = \frac{\text{Nilai Asli} - \text{min}}{\text{Max} - \text{Min}}$$

Perhitungan Normalisasi Sumber Informasi Internet:

$$\text{Normalisasi} = \frac{200-60}{210-60} = \frac{140}{150} = 0.9333$$

Berdasarkan proses perhitungan sumber informasi internet dengan nilai 0.9333, maka proses perhitungan dilakukan juga untuk sumber informasi lainnya, sehingga hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel 2 sebagai berikut :

Tabel 2. Hasil Normalisasi

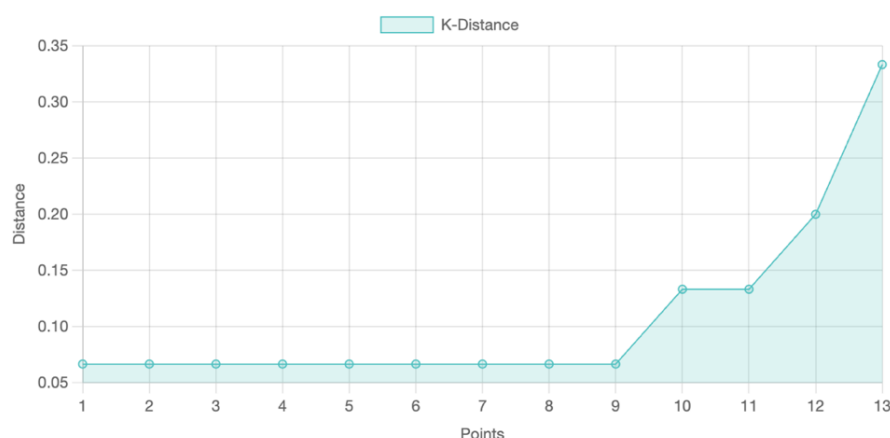
Sumber Informasi	Jumlah Responden	Normalisasi
Rekomendasi Teman/Sahabat	190	0.8667
Rekomendasi Alumni	150	0.6
Kunjungan Sekolah	180	0.8
Rekomendasi Mahasiswa	170	0.7333
Internet	200	0.9333
Leaflet/Poster	90	0.2
Pameran Pendidikan	120	0.4
Koran	60	0

Rekomendasi Guru	140	0.5333
Baliho/Spanduk	110	0.3333
Rekomendasi Saudara	130	0.4667
Social Media	210	1.0000
Rekomendasi Orang Tua	160	0.6667

2. Analisis Klaster

1. Penentuan Parameter Epsilon: K-Distance Graph digunakan untuk membantu menentukan nilai epsilon yang optimal. Nilai epsilon ini sangat krusial dalam DBSCAN karena menentukan radius lingkungan di sekitar suatu titik data. Jika nilai epsilon terlalu kecil, banyak titik data yang akan menjadi noise. Sebaliknya, jika terlalu besar, semua titik data dapat berada dalam satu cluster.
2. Visualisasi Kepadatan Data: K-Distance Graph memberikan gambaran visual tentang distribusi data dan kepadatannya. Dengan melihat grafik ini, dapat mengidentifikasi daerah-daerah yang padat dan jarang. Informasi ini berguna untuk menentukan nilai minPts yang sesuai.

K-Distance Graph



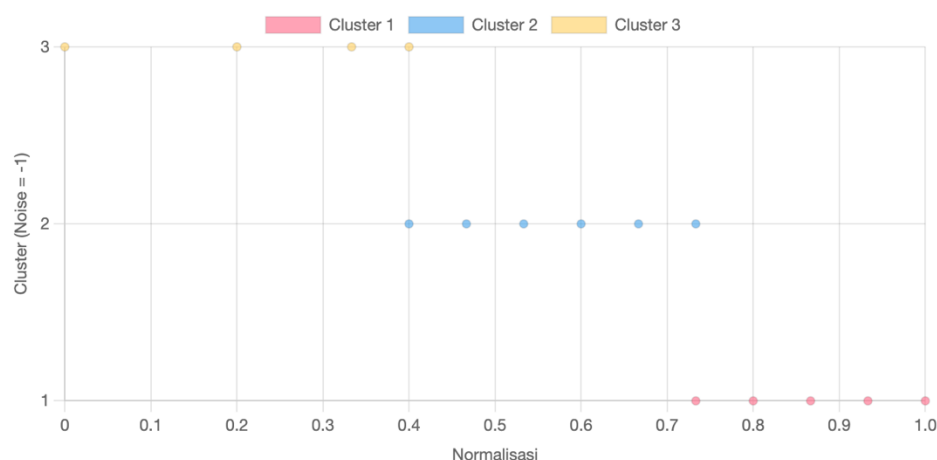
Gambar 1. K-Distance Graph

3. Klaster DBSCAN

1) Validasi Hasil Clustering

Setelah menentukan nilai epsilon dan minPts, hasil clustering dapat divisualisasikan. Dengan membandingkan hasil clustering dengan K-Distance Graph, dapat mengevaluasi apakah hasil clustering sudah sesuai dengan ekspektasi berdasarkan distribusi data.

Hasil Clustering



Gambar 2. Hasil Clustering

Hasil dari Cluster menggunakan dbscan menghasilkan 3 klaster. Untuk Cluster 1 ini menghasilkan terdiri dari 5 sumber informasi, dengan normalisasi rata-rata: 0.8667. Sumber informasi dalam cluster ini: Rekomendasi Teman/Sahabat (Normalisasi: 0.8667), Kunjungan Sekolah (Normalisasi: 0.8), Rekomendasi Mahasiswa (Normalisasi: 0.7333), Internet (Normalisasi: 0.9333), Social Media (Normalisasi: 1). Adapun hasil Cluster 2 ini terdiri dari 6 sumber informasi, dengan normalisasi rata-rata: 0.5667. Sumber informasi dalam cluster ini: Rekomendasi Alumni (Normalisasi: 0.6), Rekomendasi Mahasiswa (Normalisasi: 0.7333), Pameran Pendidikan (Normalisasi: 0.4), Rekomendasi Guru (Normalisasi: 0.5333), Rekomendasi Saudara (Normalisasi: 0.4667), Rekomendasi Orang Tua (Normalisasi: 0.6667). Adapun hasil klaster 3 ini terdiri dari 4 sumber informasi, dengan normalisasi rata-rata: 0.2333. Sumber informasi dalam cluster ini: Leaflet/Poster (Normalisasi: 0.2), Pameran Pendidikan (Normalisasi: 0.4), Koran (Normalisasi: 0), Baliho/Spanduk (Normalisasi: 0.3333). Simpulan Keseluruhan Hasil Cluster dari total 13 sumber informasi: 3 cluster berhasil terbentuk, 0 sumber informasi dianggap sebagai noise, Informasi dengan normalisasi tinggi seperti media sosial cenderung masuk dalam cluster dengan pengaruh signifikan. Berdasarkan hasil klaster Saran Cluster Terbaik Untuk kegiatan promosi penerimaan mahasiswa baru, disarankan untuk fokus pada Cluster 1, karena memiliki rata-rata normalisasi tertinggi sebesar 0.8667.

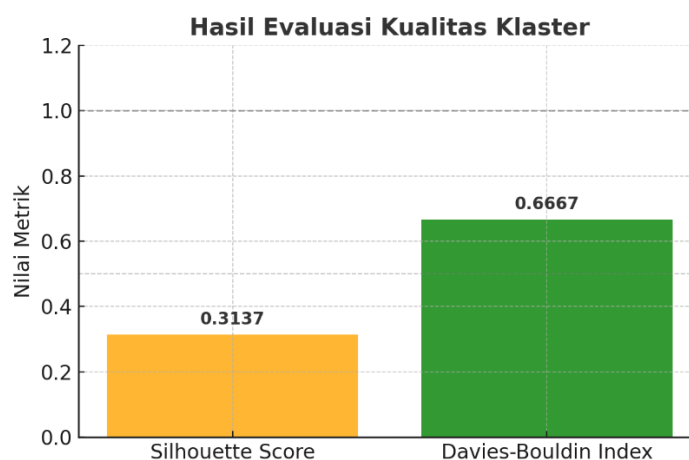
2) Validasi Hasil Klasterisasi

Proses validasi klasterisasi dilakukan untuk mengevaluasi kualitas hasil pengelompokan data menggunakan algoritma DBSCAN. Dua metrik yang digunakan dalam penelitian ini adalah Skor Silhouette dan Indeks Davies-Bouldin, yang masing-masing memberikan informasi tentang kohesi intra-klaster dan pemisahan antar-klaster.

Nilai Skor Silhouette yang dihasilkan adalah 0.3137. Metrik ini mengukur sejauh mana objek dalam klaster tertentu lebih dekat dengan klasternya sendiri dibandingkan dengan klaster lain. Nilai Silhouette berkisar antara -1 hingga 1, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan kohesi klaster yang baik dan pemisahan yang jelas. Dengan nilai 0.3137, interpretasi menunjukkan bahwa klaster yang dihasilkan memiliki tingkat kohesi dan pemisahan yang cukup baik, meskipun masih terdapat kemungkinan tumpang tindih antar-klaster. Nilai ini sesuai dengan karakteristik data heterogen yang memiliki distribusi kompleks.

Nilai Indeks Davies-Bouldin yang diperoleh adalah 0.6667. Indeks ini mengukur rasio jarak intra-klaster terhadap jarak antar-klaster. Nilai Davies-Bouldin berkisar dari 0 hingga tak hingga, di mana nilai yang mendekati 0 menunjukkan klasterisasi yang lebih baik dengan

klaster yang lebih kohesif dan terpisah dengan baik. Dengan nilai 0.6667, hasil ini menunjukkan bahwa klaster yang terbentuk memiliki pemisahan yang cukup baik antar-klaster dan tingkat konsistensi internal yang memadai.



Gambar 3. Evaluasi Hasil Clustering

4. KESIMPULAN

Strategi promosi penerimaan mahasiswa baru dengan menggunakan metode DBSCAN untuk menghasilkan sumber informasi terbaik yang akan digunakan untuk kegiatan promosi penerimaan mahasiswa baru. Dari hasil penelitian ini menghasilkan 3 klaster. Dari setiap klaster terdiri beberapa sumber informasi. Berdasarkan hasil klaster Saran Cluster Terbaik Untuk kegiatan promosi penerimaan mahasiswa baru, disarankan untuk fokus pada Cluster 1, karena memiliki rata-rata normalisasi tertinggi sebesar 0.8667. Hasil validasi klasterisasi dengan Skor Silhouette yang berada di atas nilai 0.3 menunjukkan bahwa klasterisasi berhasil menciptakan grup yang terdefinisi secara moderat, sementara nilai Davies-Bouldin yang mendekati 0, yaitu 0.6667, mengindikasikan adanya pemisahan yang baik antar-klaster. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma DBSCAN mampu menangani data heterogen dari variabel sumber informasi promosi dengan cukup efektif. Namun, optimalisasi lebih lanjut dapat dilakukan untuk meningkatkan kohesi intra-klaster dan pemisahan antar-klaster, misalnya melalui penyesuaian parameter (Eps dan MinPts) atau penggunaan metode tambahan untuk pengolahan data. Harapannya penelitian selanjutnya dapat melakukan perbandingan metode dengan menganalisis hasil pada tiap metode.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. E. Montano and S. F. Schneider, "Unveiling the Patterns of Employability in Higher Education: A DBSCAN Cluster Analysis of College Programs," *Eur. J. Contemp. Educ. E-Learning*, vol. 2, no. 6, pp. 73–89, 2024, doi: 10.59324/ejceel.2024.2(6).05.
- [2] Q. Zhu, X. Tang, and A. Elahi, "Application of the novel harmony search optimization algorithm for DBSCAN clustering," *Expert Syst. Appl.*, vol. 178, no. April, p. 115054, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115054.
- [3] R. Adha, N. Nurhaliza, U. Sholeha, and M. Mustakim, "Perbandingan Algoritma DBSCAN dan K-Means Clustering untuk Pengelompokan Kasus Covid-19 di Dunia," *SITEKIN J. Sains, Teknol. dan Ind.*, vol. 18, no. 2, pp. 206–211, 2021.
- [4] A. Syafrianto and E. Riswanto, "Pengelompokan Jumlah Kunjungan Mahasiswa ke Perpustakaan Kampus Menggunakan Algoritma DBSCAN," *G-Tech J. Teknol. Terap.*,

- vol. 7, no. 1, pp. 75–81, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i1.1925.
- [5] A. Kristianto, “Analisa Performa K-Means dan DBSCAN dalam Clustering Minat Penggunaan Transportasi Umum,” *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 14, no. 2, pp. 368–372, 2021, doi: 10.51903/elkom.v14i2.551.
 - [6] T. A. Cinderatama, R. Z. Alhamri, and Y. Yunhasnawa, “Implementasi Metode K-Means, Dbscan, Dan Meanshift Untuk Analisis Jenis Ancaman Jaringan Pada Intrusion Detection System,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 7, no. 1, p. 169, 2022, doi: 10.35314/isi.v7i1.2336.
 - [7] N. Nuralasari and Nurhidayat, “Strategi Pemasaran dalam Meningkatkan Jumlah Peserta Didik Baru Melalui Pemanfaatan Media Sosial,” *Literasi J. Innov. Lit. Stud.*, vol. 1, no. 1, pp. 81–86, 2024.
 - [8] I. Sufairoh, A. C. Rani, K. Amalia, and D. Rolliawati, “Perbandingan Hasil Analisis Clustering Metode K-Means, DBSCAN Dan Hierarchical Pada Data Marketplace Electronic Phone,” *JOINS (Journal Inf. Syst.*, vol. 8, no. 1, pp. 97–105, 2023, doi: 10.33633/joins.v8i1.8016.
 - [9] K. W. Pakuani and R. Kurniawan, “Kajian Penentuan Nilai Epsilon Optimal Pada Algoritma DMDBSCAN Dan Pemetaan Daerah Rawan Gempa Bumi Di Indonesia Tahun 2014-2020,” *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2021, no. 1, pp. 991–1000, 2021, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2021i1.847.
 - [10] K. Kertanah, W. P. Nurmayanti, S. R. Aini, L. M. Amrullah, and M. Sya’roni, “Comparison of Algorithms K-Means and DBSCAN for Clustering Student Cognitive Learning Outcomes in Physics Subject,” *Kappa J.*, vol. 7, no. 2, pp. 251–255, 2023, doi: 10.29408/kpj.v7i2.18428.
 - [11] L. Hu, H. Liu, J. Zhang, and A. Liu, “KR-DBSCAN: A density-based clustering algorithm based on reverse nearest neighbor and influence space,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 186, 2021.
 - [12] M. Sutoyo, N. Nasruddin, and H. Djidu, “The Use of Clustering Techniques to Enhance the Accuracy of Islamic Religious Knowledge Assessment,” *Al-Hijr J. Adulearn World*, vol. 3, no. 4, pp. 437–445, 2025, doi: 10.55849/alhijr.v3i4.704.