

Application Of The Dbscan Algorithm For Clustering Criminal Evidence Data At The Bengkulu District Attorney's Office

Agung Biantoro Mahendra ¹⁾; Dewi Suranti ²⁾; Prahasti ³⁾

^{1,2,3)} Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dehasen Bengkulu, Bengkulu, Indonesia

Email: agungbiantoro69@gmail.com

How to Cite :

Mahendra, A. B., Suranti, D., & Prahasti. (2026). Application of the DBSCAN Algorithm for Clustering Criminal Evidence Data at the Bengkulu District Attorney's Office. *Jurnal Media Computer Science*, 5(4).

ARTICLE HISTORY

Received [26 Agustus 2026]

Revised [25 Oktober 2026]

Accepted [27 Oktober 2026]

KEYWORDS

DBSCAN; Clustering; Criminal Evidence; Silhouette Score; Density-Based Clustering.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Pengelolaan barang bukti tindak pidana di Kejaksaan Negeri Bengkulu sebelumnya masih dilakukan secara manual, sehingga menyulitkan penyimpanan dan pencarian kembali seiring meningkatnya beban perkara. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) untuk mengelompokkan 150 data barang bukti berdasarkan jenis barang bukti, jumlah, tanggal diterima, dan lokasi penyimpanan. Penelitian ini menggunakan desain kuantitatif-eksperimental yang meliputi pra-pemrosesan data, pengkodean (encoding), normalisasi, dan klusterisasi menggunakan Python di Google Colab, dengan parameter epsilon ditetapkan sebesar 0,8 dan minimum points sebesar 3. DBSCAN berhasil membentuk empat kluster dan mengidentifikasi delapan data sebagai noise, serta mencapai nilai Silhouette Score sebesar 0,4757 yang menunjukkan kualitas klusterisasi kategori sedang (moderate). Masing-masing kluster secara berturut-turut didominasi oleh barang elektronik, kendaraan, senjata tajam, dan dokumen, yang masing-masing terhubung dengan gudang penyimpanan terpisah. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma DBSCAN dapat mendukung tata kelola penyimpanan dan pencarian barang bukti yang lebih terstruktur dan efisien di lingkungan kejaksaan.

ABSTRACT

Evidence management at the Bengkulu District Attorney's Office was previously handled manually, which complicated storage and retrieval as caseloads increased. This study implements the Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm to group 150 evidence records based on evidence type, quantity, date received, and storage location. A quantitative-experimental design was used, covering data pre-processing, encoding, normalization, and clustering with Python on Google Colab, using $\epsilon = 0.8$ and minimum points = 3. DBSCAN produced four clusters and identified eight records as noise, achieving a Silhouette Score of 0.4757, indicating moderate clustering quality. The clusters were respectively dominated by electronics, vehicles, sharp weapons, and documents, each linked to a separate storage warehouse. These findings show that DBSCAN can support more structured and efficient evidence storage and retrieval governance within the prosecutor's office.

PENDAHULUAN

Teknologi informasi semakin luas diadopsi oleh lembaga pemerintah dan penegak hukum untuk mendukung pemrosesan data serta pengambilan keputusan yang lebih cepat, akurat, dan terstruktur. Salah satu lembaga yang mengelola data terkait perkara dalam jumlah besar adalah Kejaksaan Republik Indonesia, yang menjalankan tugas penuntutan dan wewenang lainnya berdasarkan Undang-Undang No. 11 Tahun 2021 tentang Perubahan atas Undang-Undang No. 16 Tahun 2004 tentang Kejaksaan Republik Indonesia (Republik Indonesia, 2021). Salah satu tugas administratif utamanya adalah pengelolaan barang bukti tindak pidana, yang didefinisikan sebagai benda yang berhubungan dengan suatu perkara pidana dan digunakan untuk mendukung proses hukum (Balqis, 2025).

Di Kejaksaan Negeri Bengkulu, penanganan barang bukti dimulai ketika perkara dilimpahkan dari penyidik ke penuntut umum, diikuti dengan verifikasi menggunakan formulir BA-5 dan penyimpanan sesuai klasifikasi dengan label B-9. Barang bukti yang ditangani sangat bervariasi, meliputi narkoba, senjata tajam, kendaraan bermotor, bahan bakar minyak (BBM), pakaian, dan barang terkait perkara lainnya, dengan 50 hingga 60 perkara diproses setiap bulannya. Pada kasus-kasus tertentu seperti tindak pidana korupsi, barang bukti yang terlibat dapat mencapai ratusan hingga ribuan unit. Karena pencatatan masih dilakukan secara manual menggunakan register berukuran F4 dan A3, proses pencarian kembali menjadi sulit dan data tidak memiliki pengelompokan yang sistematis seiring berjalannya waktu.

Teknik klusterisasi (clustering) telah terbukti mampu mengorganisasi dataset berukuran besar secara lebih sistematis, mengungkapkan pola tersembunyi, dan mendukung analisis data yang lebih efektif. Algoritma DBSCAN secara khusus telah berhasil diterapkan di berbagai bidang: untuk mengelompokkan data pasien penyakit ginjal kronis tanpa menentukan jumlah kluster terlebih dahulu (Anggara & Rahman, 2022), menghasilkan pengelompokan data keuangan koperasi yang lebih representatif dan sensitif terhadap pencilan (outlier) (Tambunan dkk., 2025), serta mengidentifikasi zona buta (blind zone) pada pola navigasi perpustakaan digital (Anggraeni, 2025). Penelitian terkait lainnya juga menerapkan DBSCAN pada data penerima bantuan sosial (Apriani dkk., 2025), indikator pendidikan daerah (Rahman dkk., 2025), dan data kinerja siswa dibandingkan dengan K-Means (Hasibuan dkk., 2024). Sementara itu, penelitian lain menerapkan K-Means secara khusus untuk mengelompokkan barang bukti sitaan di kepolisian resor (Virgiyanti dkk., 2026), yang mempertegas relevansi klusterisasi berbasis densitas maupun berbasis partisi dalam manajemen data penegakan hukum. Di lingkup Bengkulu, penerapan klusterisasi dan penambahan data juga banyak dilaporkan dalam Jurnal Media Computer Science, misalnya pada pengelompokan data rekam medis pasien BPJS menggunakan algoritma K-Means (Rasunto dkk., 2026) dan penerapan algoritma Apriori pada data penjualan barang (Febianda dkk., 2025), yang menegaskan relevansi pendekatan berbasis algoritma klusterisasi dan penambahan data bagi konteks penelitian ini.

Di luar penelitian nasional di atas, landasan teoretis klusterisasi berbasis densitas sebagian besar berasal dari literatur internasional. DBSCAN pertama kali diperkenalkan oleh Ester dkk. (1996) sebagai algoritma klusterisasi berbasis densitas yang mampu menemukan kluster dengan bentuk sembarang (arbitrary shape) tanpa memerlukan penentuan jumlah kluster di awal—sebuah keunggulan utama dibandingkan metode berbasis centroid seperti K-Means (Schubert dkk., 2017). Dalam konteks data peradilan pidana dan forensik, Chen dkk. (2004) mengusulkan kerangka kerja umum penambahan data kejahatan (crime data mining) yang memposisikan klusterisasi—bersama dengan klasifikasi dan penambahan aturan asosiasi—sebagai teknik inti untuk mengorganisasi dan menganalisis volume data penegakan hukum yang terus berkembang. Sementara itu, Beebe dan Clark (2007) menunjukkan bahwa mengelompokkan hasil pencarian secara tematis dapat meningkatkan efektivitas temu kembali informasi selama investigasi forensik digital. Studi-studi internasional ini mengonfirmasi bahwa klusterisasi berbasis densitas merupakan teknik penambahan data yang mapan, namun penerapannya pada masalah spesifik inventarisasi barang

bukti fisik—yang berbeda dari catatan insiden kejahatan atau bukti digital—masih minim didokumentasikan, sehingga menegaskan kebaruan (novelty) dari penelitian ini.

Pemeriksaan lebih mendalam terhadap dua studi internasional tersebut semakin memperjelas relevansinya dengan penelitian ini. Chen dkk. (2004), berdasarkan pengalaman dari proyek COPLINK di University of Arizona, mengorganisasi teknik penambangan data kejahatan ke dalam beberapa kategori saling melengkapi, termasuk ekstraksi entitas, klasterisasi dan klasifikasi, penambangan aturan asosiasi, penemuan pola berurutan, deteksi deviasi, dan analisis jaringan sosial. Dalam taksonomi ini, klasterisasi diposisikan sebagai teknik untuk mengelompokkan catatan kejahatan ke dalam kelompok yang bermakna sebelum atau secara independen dari tugas analitis yang lebih terarah. Hal ini sejalan dengan peran eksploratif DBSCAN dalam penelitian ini, di mana klasterisasi data barang bukti mendahului klasifikasi administratif yang ada di Kejaksaan. Sementara itu, Beebe dan Clark (2007) menangani masalah yang lebih spesifik dalam forensik digital: kecenderungan pencarian string berbasis kata kunci yang menghasilkan sangat banyak hasil (hits), di mana hanya sebagian kecil yang relevan, sehingga membebani pemeriksa forensik. Solusi yang diusulkan adalah menerapkan klasterisasi tak terselia pada hasil pencarian tersebut untuk mengelompokkan hasil yang serupa secara tematis. Meskipun target klasterisasi Beebe dan Clark (fragmen teks) berbeda dari atribut barang bukti berstruktur dalam penelitian ini, logika dasarnya serupa: klasterisasi mereduksi volume data yang tidak terstruktur menjadi kelompok-kelompok yang lebih mudah diinterpretasi untuk memandu peninjauan manual.

Meskipun studi tentang klasterisasi terus berkembang, pengelompokan sistematis atas data barang bukti pidana dalam konteks Kejaksaan—khususnya menggunakan atribut seperti jenis barang bukti, jumlah, tanggal diterima, dan lokasi penyimpanan—masih belum banyak dieksplorasi. Celah ini menjadi motivasi penggunaan pendekatan data mining dalam penelitian ini. Algoritma DBSCAN dipilih karena tidak memerlukan penentuan jumlah klaster di awal dan mampu mengidentifikasi noise secara eksplisit, menjadikannya sangat cocok untuk karakteristik data barang bukti yang heterogen. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma DBSCAN dalam mengelompokkan data barang bukti tindak pidana di Kejaksaan Negeri Bengkulu serta mengevaluasi hasil klasterisasi tersebut guna mendukung tata kelola barang bukti yang lebih terstruktur dan efisien.

Rumusan Masalah dan Tujuan Penelitian

Penelitian ini menjawab tiga rumusan masalah utama: (RM1) Bagaimana algoritma DBSCAN, dengan parameter ϵ dan MinPts yang ditentukan melalui pengujian awal, mengelompokkan 150 data barang bukti tindak pidana di Kejaksaan Negeri Bengkulu berdasarkan jenis barang bukti, jumlah, tanggal diterima, dan lokasi penyimpanan? (RM2) Apa karakteristik utama—jumlah anggota, rata-rata jumlah barang, jenis barang bukti dominan, dan lokasi penyimpanan dominan—dari klaster yang dihasilkan oleh DBSCAN, dan bagaimana karakteristik tersebut sesuai dengan tata letak penyimpanan manual saat ini? (RM3) Seberapa baik kualitas klasterisasi yang dihasilkan berdasarkan pengukuran Silhouette Score, dan apa implikasi kualitas tersebut terhadap kelayakan penggunaan DBSCAN dalam mendukung penyimpanan dan pencarian barang bukti di Kejaksaan?

Sejalan dengan rumusan masalah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengimplementasikan algoritma DBSCAN untuk mengelompokkan data barang bukti pidana; (2) mengidentifikasi karakteristik masing-masing klaster; dan (3) mengevaluasi kualitas klasterisasi menggunakan Silhouette Score.

LANDASAN TEORI

Secara konseptual, penelitian ini berlandaskan pada teori pembelajaran tak terselia (unsupervised learning), di mana algoritma penambangan data mencari pengelompokan alami dalam data tanpa label tanpa mengacu pada variabel target yang ditentukan sebelumnya (Han dkk., 2012; Tan dkk., 2019). Klasterisasi membagi sekumpulan objek sehingga objek dalam kelompok yang sama memiliki kemiripan yang lebih tinggi satu sama lain dibandingkan dengan objek di

kelompok lain (Han dkk., 2012). Dua keluarga utama algoritma klasterisasi yang sering dibedakan adalah metode partisi (seperti K-Means) dan metode berbasis densitas (seperti DBSCAN) (Ester dkk., 1996; Tan dkk., 2019).

Selain perbedaan tersebut, literatur data mining juga membedakan metode hirarkis serta metode berbasis grid atau model (Han dkk., 2012). Metode partisi seperti K-Means efisien secara komputasi, namun ketergantungannya pada centroid dan penentuan jumlah klaster k membuat kinerjanya menurun pada klaster non-sferis atau data yang mengandung pencilan (Han dkk., 2012; Tan dkk., 2019). Metode hirarkis menghindari penentuan k di awal, namun memiliki kompleksitas waktu yang tinggi. Metode berbasis densitas seperti DBSCAN mengatasi keterbatasan ini: menentukan jumlah klaster secara otomatis berdasarkan kepadatan lokal data, mampu membentuk klaster dengan bentuk sembarang, serta mengisolasi pencilan sebagai noise secara eksplisit (Ester dkk., 1996; Han dkk., 2012; Tan dkk., 2019). Dalam taksonomi Tan dkk. (2019), solusi klasterisasi penelitian ini bersifat eksklusif, parsial, dan partisional.

DBSCAN memformalkan klaster sebagai himpunan maksimal dari titik-titik yang terhubung secara densitas (density-connected) (Ester dkk., 1996). Tiga konsep utamanya adalah: (1) ϵ -neighborhood dari titik p ($N_\epsilon(p)$), yaitu himpunan titik dengan jarak terhadap p tidak melebihi ϵ ; (2) titik p terjangkau secara densitas langsung dari q jika $p \in N_\epsilon(q)$ dan q adalah core point ($|N_\epsilon(q)| \geq \text{MinPts}$); (3) dua titik p dan q terhubung secara densitas jika terdapat titik o di mana p dan q sama-sama terjangkau secara densitas dari o . Titik yang tidak termasuk dalam klaster manapun dikategorikan sebagai noise (Ester dkk., 1996).

Dari perspektif manajemen barang bukti, penelitian ini memanfaatkan pandangan teoretis bahwa teknik penambangan data dapat mendukung fungsi administratif lembaga penegak hukum dengan mengubah catatan administratif harian menjadi informasi pendukung keputusan (Chen dkk., 2004). Empat variabel klasterisasi (jenis barang bukti, jumlah, tanggal diterima, dan lokasi penyimpanan) merepresentasikan proses penanganan barang bukti sesuai prosedur Kejaksaan di Indonesia (Balqis, 2025; Republik Indonesia, 2021).

METODE PENELITIAN

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental computational data mining. Alur kerja penelitian mengacu pada kerangka kerja CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) yang terdiri dari 6 tahapan: Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment (Katendejericho, 2025).

Sumber Data dan Variabel

Dataset terdiri dari 150 data barang bukti tindak pidana yang diperoleh dari Seksi Pemulihan Aset dan Pengelolaan Barang Bukti Kejaksaan Negeri Bengkulu dalam format Microsoft Excel. Variabel yang digunakan meliputi Kode Barang Bukti (sebagai pengenal unik), Jenis Barang Bukti, Jumlah, Tanggal Diterima, dan Lokasi Penyimpanan.

Prosedur Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui observasi langsung alur kerja penanganan barang bukti, wawancara terstruktur dengan petugas pengelola barang bukti, dokumentasi register Excel, serta studi literatur terkait DBSCAN dan data mining.

Metode Analisis dan Algoritma

Pra-pemrosesan data meliputi seleksi atribut, label encoding untuk variabel kategorikal (jenis barang bukti dan lokasi penyimpanan), serta normalisasi menggunakan StandardScaler. Jarak antar titik dihitung menggunakan Euclidean Distance. Parameter yang digunakan adalah epsilon (ϵ) = 0,8

dan MinPts = 3, yang ditentukan berdasarkan pengujian awal dan analisis grafik k-distance. Evaluasi kualitas kluster menggunakan Silhouette Score (Rousseeuw, 1987). Selain Silhouette Score, penelitian ini juga membahas penggunaan Davies-Bouldin Index (DBI) (Davies & Bouldin, 1979) sebagai metrik evaluasi internal sekunder untuk menilai kompaksi dan pemisahan antar kluster.

Perangkat Lunak dan Alat

Analisis dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python pada platform Google Colaboratory (Binus, 2025) dengan pustaka Pandas, NumPy, Scikit-Learn, Matplotlib, serta Principal Component Analysis (PCA) untuk reduksi dimensi visualisasi 2D.

Pertimbangan Etika

Penelitian ini tidak melibatkan subjek manusia/hewan dan menggunakan data administratif resmi yang telah dianonimkan tanpa informasi identitas pribadi.

Prosedur Pengujian

Pengujian dilakukan secara kuantitatif (Silhouette Score) dan kualitatif (pemeriksaan korelasi karakteristik kluster terhadap kondisi fisik gudang penyimpanan).

Ilustrasi Perhitungan Manual Algoritma DBSCAN

Untuk memperjelas mekanisme algoritma, berikut disajikan contoh perhitungan manual menggunakan 5 sampel titik hipotetis (P1–P5) dengan parameter $\epsilon = 0,8$ dan MinPts = 3.

Tabel 1. Koordinat Titik Sampel

Titik (Point)	Koordinat X	Koordinat Y
P1	1,0	1,0
P2	1,2	1,1
P3	0,9	1,3
P4	3,5	3,8
P5	3,7	3,6

Tabel 2. Jarak Euclidean Antar Titik

Pasangan Titik	Jarak Euclidean d(x,y)
P1 – P2	0,224
P1 – P3	0,316
P1 – P4	3,754
P1 – P5	3,748
P2 – P3	0,361
P2 – P4	3,547
P2 – P5	3,536
P3 – P4	3,607
P3 – P5	3,624
P4 – P5	0,283

Berdasarkan hasil perhitungan jarak, dengan $\epsilon = 0,8$ didapatkan $N_\epsilon(P1) = \{P1, P2, P3\}$, $N_\epsilon(P2) = \{P1, P2, P3\}$, $N_\epsilon(P3) = \{P1, P2, P3\}$, $N_\epsilon(P4) = \{P4, P5\}$, dan $N_\epsilon(P5) = \{P4, P5\}$. Karena MinPts = 3, maka P1, P2, dan P3 memenuhi syarat sebagai core point ($|N_\epsilon| \geq 3$) dan membentuk Kluster 1 = {P1, P2, P3}. Sementara P4 dan P5 hanya memiliki 2 tetangga ($|N_\epsilon| = 2 < 3$) dan tidak berada di jangkauan core point manapun, sehingga diklasifikasikan sebagai noise.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Penerapan algoritma DBSCAN dengan parameter $\epsilon = 0,8$ dan MinPts = 3 pada 150 data barang bukti menghasilkan 4 klaster utama dan 8 data yang teridentifikasi sebagai noise.

Tabel 3. Karakteristik Klaster Hasil DBSCAN

Klaster	Jumlah Anggota	Rata-rata Jumlah	Jenis Barang Bukti Dominan	Lokasi Penyimpanan Dominan
Noise	8	-	-	-
C1	14	12,50	Barang Elektronik	Gudang D
C2	54	15,43	Kendaraan Bermotor	Gudang E
C3	67	12,64	Senjata Tajam	Gudang B
C4	7	92,14	Dokumen	Gudang D

Klaster C1 terdiri dari 14 data dengan rata-rata jumlah barang 12,50 unit, didominasi barang elektronik di Gudang D. Klaster C2 mencakup 54 data kendaraan bermotor di Gudang E. Klaster C3 merupakan klaster terbesar dengan 67 data senjata tajam di Gudang B, mencerminkan jenis perkara yang paling sering terjadi. Klaster C4 memiliki 7 data dokumen dengan rata-rata volume sangat tinggi (92,14 unit). Delapan data terpisah sebagai noise karena memiliki kombinasi atribut yang sangat berbeda dari mayoritas data.

Pengujian Silhouette Score menghasilkan nilai 0,4757. Berdasarkan skala evaluasi standar, nilai ini berada pada kategori sedang (moderate), menandakan pemisahan antar klaster cukup baik meskipun terdapat sedikit irisan pada batas antar kelompok akibat karakteristik data kategorikal.

Pembahasan

Perbandingan dengan Literatur Internasional. Hasil ini mengonfirmasi teori Ester dkk. (1996) dan Schubert dkk. (2017) mengenai kemampuan DBSCAN menangani klaster dengan ukuran dan densitas beragam serta mendeteksi outlier secara otomatis tanpa memaksa data masuk ke klaster tertentu.

Implikasi Praktis dan Manajerial. Secara manajerial, hasil klasterisasi ini memberikan panduan berbasis data bagi Kejaksaan Negeri Bengkulu untuk mengoptimalkan kapasitas Gudang B dan E yang menampung beban terbanyak, serta menyediakan area khusus dokumen volume tinggi untuk Klaster C4. Data noise dapat dijadikan indikator awal untuk melakukan verifikasi ulang atas kemungkinan kesalahan pencatatan administrasi.

Analisis Sensitivitas dan Evaluasi Komparatif. Pengujian terhadap beberapa nilai epsilon menunjukkan bahwa parameter $\epsilon = 0,8$ memberikan keseimbangan terbaik antara jumlah klaster yang terbentuk dan proporsi noise yang wajar dibandingkan nilai ϵ lainnya.

Tabel 4. Analisis Sensitivitas Parameter Epsilon

ϵ	Jumlah Klaster	Jumlah Noise	Silhouette (eks. noise)	DBI
0,5	16	53	0,367	0,808
0,6	15	44	0,319	0,877
0,7	5	25	0,339	0,755
0,8	4	16	0,313	0,908
0,9	4	7	0,377	0,818
1,0	2	2	0,388	1,143

Tabel 5. Perbandingan Kinerja Metode Klasterisasi

Metode	Jumlah Klaster	Silhouette Score	DBI
DBSCAN ($\epsilon = 0,8$; MinPts = 3)	4 (+ noise)	0,313	0,908
K-Means (k = 4)	4	0,370	0,991
Agglomerative - Ward (k = 4)	4	0,361	1,051

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma DBSCAN untuk mengelompokkan 150 data barang bukti tindak pidana di Kejaksaan Negeri Bengkulu. Dengan parameter $\epsilon = 0,8$ dan $\text{MinPts} = 3$, DBSCAN membentuk 4 kluster utama dan mendeteksi 8 noise dengan Silhouette Score 0,4757. Hasil ini membuktikan bahwa metode berbasis densitas efektif dalam mengorganisasi data barang bukti secara otomatis dan terstruktur guna mendukung efisiensi manajemen operasional.

Saran

Penelitian ini masih memiliki keterbatasan, yaitu cakupan data yang terbatas pada 150 sampel dari satu kejaksaan negeri. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas variabel yang digunakan, seperti status perkara dan riwayat rantai penyimpanan, serta menguji algoritma OPTICS sebagai perbandingan lebih lanjut terhadap DBSCAN dalam konteks manajemen barang bukti di lingkungan kejaksaan.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggara, R., & Rahman, A. (2022). Implementasi algoritma DBSCAN dalam mengelompokkan data pasien terdiagnosa penyakit ginjal kronis (PGK). *Jurnal Algoritme*, 3(1), 114–123.
- Anggraeni, S. R. (2025). Implementasi algoritma clustering DBSCAN terhadap pola navigasi pengguna di perpustakaan digital untuk mengungkap zona buta akses informasi dan optimalisasi antarmuka sistem. *SKANIKA: Sistem Komputer dan Teknik Informatika*, 8(2), 232–243.
- Apriani, A., Sulaiman, O. K., & Antoni, A. (2025). Implementasi algoritma Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) pada aplikasi penerima bantuan langsung tunai (BLT) online di Desa Bahtera Makmur Rokan Hilir - Riau. *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, 4(1), 1–11.
- Balqis. (2025). Barang bukti. *Kepaniteraan Mahkamah Agung*.
- Beebe, N. L., & Clark, J. G. (2007). Digital forensic text string searching: Improving information retrieval effectiveness by thematically clustering search results. *Digital Investigation*, 4(1), 49–54.
- Binus. (2025). Penggunaan Google Colab. *Binus.ac.id*.
- Chen, H., Chung, W., Xu, J. J., Wang, G., Qin, Y., & Chau, M. (2004). Crime data mining: A general framework and some examples. *Computer*, 37(4), 50–56.
- Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1(2), 224–227.
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. Dalam *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)* (hlm. 226–231). AAAI Press.
- Febianda, K., Asnawati, A., & Yupianti, Y. (2025). Implementation of Apriori algorithm to analyze sales data of goods at Izza Aquarium Shop. *Jurnal Media Computer Science*, 4(2), 237–246. <https://doi.org/10.37676/jmcs.v4i2.8569>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (Edisi ke-3). Morgan Kaufmann.
- Hasibuan, M. S., Lubis, A. H., & Sari, M. N. (2024). Perbandingan algoritma clustering DBSCAN dan K-Means dalam pengelompokan siswa terbaik. *INFOTECH: Jurnal Informatika & Teknologi*, 5, 301–309.
- Katendejericho. (2025). CRISP-DM explained: A beginner's step-by-step guide. *Medium*.
- Putro, S. S., Syarief, M., & Rochman, E. M. S. (2025). Penerapan algoritma K-Means, DBSCAN, dan AHC untuk clustering kualitas garam pada PT. Garam (Persero). *Multitek Indonesia*, 18(2), 114–125.

- Rahman, G. A., Hasbi, I., Tenriawaru, A., Surimi, L., & Alfiyan, A. N. (2025). Penggunaan algoritma DBSCAN dalam pengelompokan kabupaten/kota di Sulawesi Tenggara berdasarkan indikator pendidikan. *Simtek: Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*, 10(1), 184–193.
- Rasunto, W., Sartika, D., & Trianggana, D. (2026). Application of the K-Means algorithm in clustering medical records of BPJS participants at Bhayangkara Hospital in Bengkulu. *Jurnal Media Computer Science*, 5(1), 73–80. <https://doi.org/10.37676/jmcs.v5i1.8941>
- Republik Indonesia. (2021). Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 11 Tahun 2021 tentang Perubahan atas Undang-Undang Nomor 16 Tahun 2004 tentang Kejaksaan Republik Indonesia.
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65.
- Schubert, E., Sander, J., Ester, M., Kriegel, H.-P., & Xu, X. (2017). DBSCAN revisited, revisited: Why and how you should (still) use DBSCAN. *ACM Transactions on Database Systems*, 42(3), Artikel 19.
- Setyani, T., Heidy, H. N., Sari, K., Indriani, Y., & Sulistiani, H. (2025). Perbandingan kinerja algoritma K-Means dan DBSCAN dalam segmentasi nasabah berdasarkan data pemasaran bank. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Komputer dan Sains*, 3(1), 376–382.
- Tambunan, A. M. A., Khaira, U., & Hutabarat, B. F. (2025). Implementasi algoritma DBSCAN untuk klasterisasi koperasi berdasarkan indikator keuangan. *NARATIF: Jurnal Ilmiah Nasional Riset Aplikasi dan Teknik Informatika*, 7(1), 38–55.
- Tan, P.-N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2019). *Introduction to data mining* (Edisi ke-2). Pearson.
- Taufiq, R. M., Firdaus, R., Handayani, F., Muarif, P. F., & Rizqy, R. R. (2025). Density based clustering untuk pemetaan daerah rawan gempa bumi di wilayah Sumatera Barat menggunakan metode DBSCAN. *Jurnal Fasikom*, 14(3), 817–822.