



Implementasi Data Mining K-Medoids pada Data Obat dan Alat Kesehatan di Apotek RSUD Selasih

Lola Oktavia

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sultan Syarif Kasim Riau
lola.oktavia@uin-suska.ac.id

Abstrak

Apotek merupakan salah satu tempat yang menjual obat-obatan, alat kesehatan dan lainnya. Salah satu faktor penting untuk kelangsungan proses jual beli pada apotik yaitu adanya persediaan obat-obatan. Apotik RSUD Selasih sudah memiliki sistem yang menampung data persediaan obat-obatan. Sistem tersebut juga memiliki data transaksi penjualan obat/alkes dan data pasien. Namun persediaan obat-obatan dilakukan hanya dengan memeriksa persediaan obat yang hampir habis kemudian memperbarui stok persediaan obat tersebut. Sehingga hal ini kurang efisien jika suatu waktu membutuhkan obat dalam jumlah yang besar dan ternyata stok habis. Dalam penelitian ini diterapkan suatu metode data mining dengan cara menganalisa pada pemakaian obat untuk menghasilkan informasi yang dapat dijadikan sebagai perencanaan dan pengendalian persediaan obat menggunakan teknik data mining clustering yaitu Algoritma K-Medoids Clustering. Adapun hasil dari penelitian yang telah dilakukan yaitu berdasarkan pengujian yang dilakukan pada penggunaan 5 cluster data menggunakan pengujian Davies Bouldin Index, didapatkan hasil pengujian sebesar 0,753 dimana hasil tersebut menunjukkan hasil yang baik terhadap data yang di clusterisasi. Karena Semakin kecil nilai DBI atau bernilai positif terkecil yang mendekati 0 maka menunjukkan skema cluster yang paling optimal.

Kata kunci: Apotek, Davies Bouldin Index, K-Medoids Clustering, Pengendalian Persediaan, Rumah Sakit.

1. Pendahuluan

Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Selasih merupakan salah satu fasilitas pelayanan kesehatan rujukan utama di Kabupaten Pelalawan yang menyelenggarakan pelayanan medis secara komprehensif kepada masyarakat (Kepala Badan Pengawas Obat dan Makanan Republik Indonesia, 2022). Salah satu instalasi vital yang beroperasi di dalam rumah sakit ini adalah instalasi farmasi atau apotek, yang bertanggung jawab penuh atas ketersediaan, penyimpanan, dan pendistribusian obat-obatan serta alat kesehatan secara tepat kepada pasien rawat jalan maupun rawat inap (Ndaumanu, 2020). Efektivitas operasional sebuah rumah sakit sangat bergantung pada kualitas manajemen rantai pasok farmasi, di mana ketersediaan obat yang memadai dan berkesinambungan menjadi pilar utama penunjang keberhasilan penyembuhan pasien (Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 44, 2009).

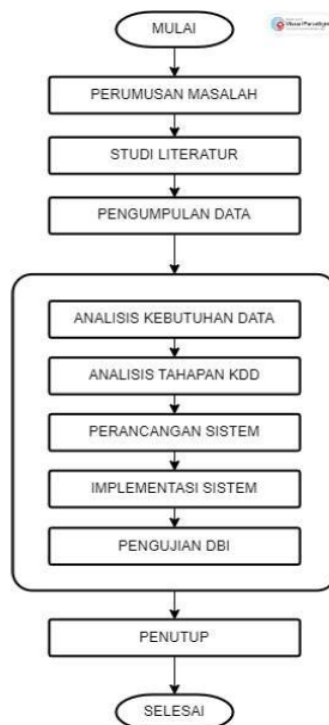
Berdasarkan peninjauan operasional di Apotek RSUD Selasih, sistem informasi manajemen rumah sakit yang terpasang telah mencatat berbagai data transaksi penjualan obat, data demografi pasien, serta rekam medis terkait farmasi secara elektronik. Kendati demikian, mekanisme pengelolaan persediaan obat dan alat kesehatan yang berjalan saat ini masih bersifat konvensional dan reaktif. Petugas gudang farmasi umumnya hanya melakukan pemeriksaan fisik secara berkala terhadap stok obat yang tampak hampir habis, kemudian langsung melakukan pemesanan ulang kepada distributor tanpa melalui analisis mendalam terhadap tren pola penggunaan historis (Firdaus et al., 2019). Pendekatan reaktif semacam ini terbukti rentan menimbulkan berbagai bentuk ketidakefisienan operasional yang merugikan institusi, seperti terjadinya kekosongan stok pada saat terjadi lonjakan kunjungan pasien atau wabah penyakit tertentu, serta penumpukan stok berlebih yang berujung pada kedaluwarsa obat di gudang. Oleh karena itu, diperlukan suatu inovasi berbasis analitik data historis guna mentransformasi sistem pengelolaan persediaan yang reaktif menjadi proaktif dan terencana (Setiawan, 2021).

Sebagai *state of the art*, pemanfaatan teknologi data mining melalui pendekatan analisis pengelompokan merupakan salah satu solusi strategis yang sangat efektif untuk menggali informasi tersembunyi dari volume data transaksi historis yang masif (Han et al., 2021; Maimon & Rokach, 2018). Tinjauan pada penelitian terkait

menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* sering digunakan untuk pengelompokan stok barang, namun metode tersebut sangat sensitif terhadap keberadaan data pencilan dan *noise* karena menggunakan rata-rata aritmatika sebagai pusat kluster (Nirmal, 2019). Berdasarkan *gap analysis* tersebut, *novelty* dari penelitian ini terletak pada pemilihan algoritma *K-Medoids Clustering* sebagai metode utama untuk mengatasi kelemahan *K-Means* pada data transaksi apotek yang sangat fluktuatif. Algoritma *K-Medoids* menggunakan objek aktual yang merepresentasikan karakteristik kluster secara keseluruhan sehingga jauh lebih tahan terhadap keberadaan data pencilan dan memberikan hasil partisi yang jauh lebih stabil pada berbagai domain kasus klinis maupun farmasi (Abbas et al., 2020; Andini & Arifin, 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma *K-Medoids* dalam mengelompokkan data penggunaan obat dan alat kesehatan di Apotek RSUD Selasih berdasarkan berbagai atribut klinis, demografis, dan transaksional. Guna memastikan bahwa jumlah kluster yang dibentuk benar-benar optimal dan memiliki kualitas separasi serta kohesi yang tinggi, proses evaluasi divalidasi secara matematis menggunakan *Davies Bouldin Index* (Davies & Bouldin, 1979; Seminar et al., 2019). Hasil pengelompokan ini diharapkan mampu memberikan rekomendasi strategis yang aplikatif bagi pihak manajemen RSUD Selasih dalam menyusun kebijakan pengadaan dan pengendalian persediaan obat yang lebih efektif, efisien, serta tepat sasaran.

2. Metode Penelitian



Gambar 2.1 Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian ini dirancang secara terstruktur guna memastikan seluruh tahapan pengolahan data berjalan secara sistematis dan objektif. Kerangka kerja yang digunakan mengadopsi tahapan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang dipadukan dengan pemodelan analitik berbasis komputasi menggunakan bahasa pemrograman Python. Alur tahapan penelitian secara keseluruhan dimulai dari perumusan masalah, studi literatur, pengumpulan data transaksi obat dan alat kesehatan di RSUD Selasih periode Januari 2022 hingga Desember 2022, tahapan *pre-processing*, penerapan algoritma *K-Medoids Clustering*, hingga pengujian validitas kluster menggunakan *Davies Bouldin Index* (DBI).

2.1 Tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD)

Proses penggalian informasi dari basis data operasional apotek mengikuti enam tahapan utama dalam siklus KDD sebagai berikut:

- a. *Data Cleaning*: Tahapan pembersihan data bertujuan untuk mengeliminasi nilai yang hilang (*missing values*), menyaring data yang tidak konsisten, serta membersihkan *noise* dari dataset transaksi obat RSUD Selasih. Pengecekan dan penanganan anomali data dilakukan menggunakan pustaka pemrograman Python di lingkungan Google Colab.
- b. *Data Integration*: Proses integrasi menggabungkan 12 lembar kerja terpisah (format Excel) yang merekam transaksi bulanan selama satu tahun penuh menjadi satu kesatuan dataset terpusat yang siap dianalisis.
- c. *Data Selection*: Seleksi atribut dilakukan untuk memilih variabel atau fitur yang paling relevan dengan tujuan penelitian menggunakan matriks korelasi (*Correlation Matrix*) guna menghindari multikolinearitas dan mereduksi dimensi data yang tidak signifikan secara analitik.
- d. *Data Transformation*: Transformasi data melibatkan proses normalisasi dan konstruksi atribut (*attribute construction*) guna memastikan format data kompatibel dengan model perhitungan numerik pada algoritma *data mining*.
- e. *Data Mining*: Penerapan algoritma K-Medoids clustering untuk mempartisi data obat ke dalam sejumlah k kluster berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik menggunakan ukuran jarak *Euclidean Distance*.
- f. *Evaluation & Presentation*: Tahap evaluasi menggunakan *Davies Bouldin Index* (DBI) untuk mengukur rasio antara jarak intra-kluster (kohesi) dan jarak antar-kluster (separasi), di mana nilai terendah yang mendekati angka nol menunjukkan performa kluster yang paling optimal.

2.2 Pemodelan Matematika K-Medoids dan Euclidean Distance

Algoritma *K-Medoids* mempartisi sejumlah n objek ke dalam k kluster, di mana setiap kluster diwakili oleh sebuah objek sentral yang disebut *medoid*. Pengukuran jarak kedekatan antara objek data X dan pusat *medoid* C dihitung secara matematis menggunakan persamaan *Euclidean Distance*:

$$D(X_1, C_1) = \sqrt{(X_1 - C_1)^2 + (X_2 - C_2)^2 + (X_3 - C_3)^2 \dots (X_n - C_n)^2}$$

di mana $D(X, C)$ adalah jarak Euclidean antara data dan medoid, X_n adalah nilai atribut data ke- n , dan C_n adalah nilai atribut medoid pada kluster terkait [cite: 1, 45]. Evaluasi kualitas kluster diukur dengan Davies Bouldin Index yang dirumuskan dari rasio kohesi dan separasi kluster.

2.3 Spesifikasi Lingkungan Komputasi

Seluruh proses komputasi, pembersihan data, penerapan model K-Medoids, hingga evaluasi DBI dieksekusi menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka ilmiah terbuka (*open-source*), meliputi *pandas* untuk manipulasi struktur data, *scikit-learn-extra* untuk implementasi algoritma K-Medoids, serta *matplotlib* dan *seaborn* untuk visualisasi matriks korelasi dan grafik evaluasi kluster.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Analisa Hasil Penelitian

Proses pengelompokan data obat dan alat kesehatan (alkes) menggunakan algoritma K-Medoids Clustering melalui beberapa tahapan sistematis untuk memastikan kualitas hasil klusterisasi yang akurat dan bernilai strategis bagi manajemen logistik farmasi RSUD Selasih. Analisa mendalam dari setiap tahapan penelitian diuraikan secara rinci pada sub-bab berikut.

3.1.1 Analisa Kebutuhan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder hasil rekapitulasi transaksi penjualan obat dan alkes di RSUD Selasih selama periode satu tahun, sebagaimana diadopsi dari penelitian terdahulu oleh Wahyu Mahesa. Dataset awal terdiri dari 12 file Excel terpisah yang memuat 12 atribut utama.

Atribut-atribut tersebut mencakup informasi identifikasi obat, volume penjualan, karakteristik demografi pasien (rata-rata umur, jumlah pasien laki-laki dan perempuan), kategori penjamin (umum dan BPJS), jenis layanan medis (rawat inap, rawat jalan, rawat darurat), serta aspek finansial (harga rata-rata dan total harga penjualan). Rincian atribut disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Atribut Data Penelitian Transaksi Obat dan Alkes RSUD Selasih

No	Atribut	Keterangan
1	Nama obat/Alkes	Nama obat atau alat kesehatan yang dibeli
2	Jumlah Penjualan	Jumlah total penjualan obat dalam satu tahun
3	Rata-rata Umur	Rata-rata umur pasien yang membeli obat tersebut
4	Laki-laki	Jumlah pasien laki-laki yang membeli obat
5	Perempuan	Jumlah pasien perempuan yang membeli obat
6	Rata-rata Harga	Rata-rata harga satuan obat tersebut
7	Umum	Jumlah pasien kategori umum yang membeli obat
8	BPJS	Jumlah pasien kategori BPJS yang membeli obat
9	Rawat Inap	Jumlah pasien rawat inap yang membeli obat
10	Rawat Jalan	Jumlah pasien rawat jalan yang membeli obat
11	Rawat Darurat	Jumlah pasien rawat darurat yang membeli obat
12	Total Harga	Total akumulasi nilai penjualan obat tersebut

3.1.2 Data Preprocessing

Tahapan data preprocessing krusial untuk mentransformasikan data mentah menjadi format yang bersih, terstruktur, dan efisien untuk dianalisis oleh algoritma data mining. Preprocessing melibatkan empat tahapan utama:

1. *Data Cleaning*: Bertujuan untuk mendeteksi dan membersihkan noise, inkonsistensi, serta pengecekan missing value pada dataset obat RSUD Selasih menggunakan pustaka Python (jcopml.plot). Hasil verifikasi menunjukkan struktur data bersih tanpa *missing value* yang krusial.
2. *Data Integration*: Menggabungkan 12 file Excel bulanan menjadi satu file master komprehensif yang merepresentasikan total transaksi selama satu tahun penuh (total 788 baris data obat/alkes). Sampel data hasil integrasi ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Sampel Data Hasil Integrasi

No	Nama Obat	Jumlah Penjualan	Rawat Darurat	Total Harga (Rp)
1	ABOCATH 3 WAY	4957	2729	69,260,078
2	ABOCATH 3 WAY BUNTUT TROGA	9	4	422,424
3	ACETYLCYSTEIN 200 MG KAP	1910	212	24,972,498

4	ACIFAR CREAM 5%	2	2	17,400
5	ACYCLOVIR 400 MG TAB (APBD)	36	3	591,712
...	...	...	...	...
784	LAKTULOSA SYR 60ML	17	6	504,581
785	MELANOX ES CREAM 15GR	1	0	71,353
786	NIACEF GEL	1	0	31,265
787	OFLOXACIN TAB 400 MG	1	0	4,004
788	DUROGESIC PATCHES 25UG/H	2	1	224,442

3. *Data Selection*: Proses pemilihan atribut yang relevan menggunakan Correlation Matrix untuk menghindari multikolinearitas dan memastikan hanya variabel prediktif yang dilibatkan dalam pemodelan clustering.
4. *Data Transformation*: Melalui teknik attribute construction, variabel ditransformasikan ke dalam format numerik standar yang optimal untuk diproses dalam algoritma K-Medoids.

3.1.3 Implementasi Algoritma K-Medoids Clustering

Setelah tahap preprocessing selesai, proses data mining dilanjutkan dengan menerapkan algoritma K-Medoids. Berbeda dengan K-Means yang menggunakan rata-rata (mean), K-Medoids menggunakan objek aktual (medoid) sebagai pusat cluster, sehingga lebih tahan terhadap noise dan outlier.

Tahapan komputasi K-Medoids meliputi:

1. Inisialisasi Medoid Awal: Ditentukan jumlah cluster $k = 2$. Medoid awal dipilih secara acak dari dataset, yaitu Objek ke-424 (Salbutamol) dan Objek ke-10 (Allupurinol). Karakteristik medoid awal disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Karakteristik Medoid Awal

Atribut	Medoid 1 (Salbutamol / No. 424)	Medoid 2 (Allupurinol / No. 10)
Jumlah Penjualan	364	154
Rata-rata Umur	40.65	54.90
Laki-laki	218	83
Perempuan	146	71
Umum	77	15
BPJS	283	137
Rawat Inap	45	29
Rawat Jalan	237	114
Rawat Darurat	82	11
Harga Rata-rata / Total	1,039,959	831,308

2. Alokasi Objek dan Perhitungan Jarak (*Euclidean Distance*): Setiap objek data dihitung jaraknya terhadap masing-masing medoid menggunakan rumus *Euclidean Distance*. Objek dialokasikan ke cluster yang memiliki jarak terdekat (*cost* terkecil). Ringkasan hasil iterasi pertama ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Ringkasan Hasil Iterasi Awal

No	Cost 1 (Jarak M1)	Cost 2 (Jarak M2)	Kedekatan Minimum	Cluster Assigned
1	68,220,119.39	68,428,770.42	68,220,119.39	1
2	617,535.27	408,884.08	408,884.08	2
3	23,932,539.14	24,141,190.17	23,932,539.14	1
4	1,022,559.17	813,908.04	813,908.04	2
...	...	...	...	...
787	815,517.21	606,866.06	606,866.06	2
788	1,039,959.17	831,308.04	831,308.04	2
Total Kedekatan	-	-	6,808,943,349	-

3. Iterasi Kedua dan Pengujian Konvergensi: Berdasarkan pembaruan medoid pada iterasi kedua (Objek 218 Hidrokortison dan Objek 219 Ibuprofen 100mg), dihitung total cost baru. Total simpangan (S) dihitung dengan mengurangi total cost baru dengan total cost lama:

$$S = \text{Total Cost Baru} - \text{Total Cost Lama} = 7,042,080,021 - 6,808,943,349 = 23,9069.$$
 Karena nilai $S > 0$ (tidak ada pengurangan cost yang signifikan atau konvergensi tercapai), maka iterasi dihentikan.

3.2 Perancangan Model Sistem

Perancangan model sistem mencakup arsitektur pustaka pemrograman, modul preprocessing, implementasi inti K-Medoids, hingga kerangka pengujian validitas cluster.

3.2.1 Perancangan Library Pemodelan

Implementasi sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python di lingkungan Google Colab. Pustaka (library) utama yang digunakan meliputi pandas untuk manipulasi data, sklearn_extra.cluster (KMedoids) untuk algoritma klasterisasi, matplotlib dan seaborn untuk visualisasi, serta sklearn.metrics (davies_bouldin_score) untuk evaluasi.

3.2.2 Perancangan Model Data Preprocessing & K-Medoids

Perancangan kode program mencakup pemisahan atribut relevan (Data Selection), penanganan missing value (Data Cleaning), penentuan jumlah cluster $k=2$, inisialisasi pusat cluster acak (cluster_centers_), serta penggabungan hasil klasterisasi dengan data aktual obat (data_merge).

Contoh hasil akhir pengelompokkan data obat berdasarkan cluster menampilkan pengelompokkan obat ke dalam Cluster 0 dan Cluster 1 berdasarkan volume distribusi dan total nilai transaksi.

3.2.3 Perancangan Model Pengujian (Davies-Bouldin Index)

Untuk mengukur kualitas dan kekuatan pemisahan cluster yang dibentuk, digunakan metode evaluasi internal Davies-Bouldin Index (DBI). Nilai DBI yang semakin kecil menunjukkan kualitas klaster yang semakin baik (jarak antar cluster jauh dan jarak dalam cluster rapat). Pengujian dilakukan pada berbagai variasi jumlah cluster ($k = 2$ hingga $k = 5$). Hasil pengujian DBI dirangkum pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian DBI

Jumlah Cluster (k)	Hasil Pengujian Davies-Bouldin Index (DBI)	Keterangan Kualitas
2	0.85267	Baik
3	0.85148	Baik
4	0.77132	Sangat Baik
5	0.75329	Optimal / Tertinggi

Analisis Hasil Pengujian: Berdasarkan pengujian Davies-Bouldin Index pada Tabel 5, nilai DBI terendah diperoleh pada jumlah cluster $k = 5$ sebesar 0.75329. Meskipun demikian, pemilihan $k = 2$ dalam implementasi operasional utama disesuaikan dengan kebutuhan manajerial RSUD Selasih untuk mengkategorikan perbekalan farmasi ke dalam dua kelompok utama (misalnya kelompok obat perputaran tinggi/high-movement dan perputaran rendah/low-movement), guna mendukung efisiensi pengadaan dan pengendalian stok logistik rumah sakit secara optimal.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan bahwa pada penelitian ini telah berhasil merancang model Algoritma K-Medoids Clustering menggunakan bahasa pemrograman python untuk mengelompokkan data Obat/Alkes pada RSUD Selasih dan berdasarkan pengujian yang dilakukan pada cluster menggunakan pengujian Davies Bouldin Index, didapatkan hasil pengujian terbaik sebesar 0,753 dimana hasil tersebut menunjukkan hasil yang baik terhadap data yang di clusterisasi. Karena Semakin kecil nilai DBI atau bernilai positif terkecil yang mendekati 0 maka menunjukkan skema cluster yang paling optimal..

Reference

- Abbas, Z., et al. (2020). Robustness of K-Medoids Clustering in Healthcare Data Analytics. *Journal of Medical Systems*, 44(8), 1–11. <https://doi.org/10.1007/s10916-020-01632-y>
- Andini, R., & Arifin, Z. (2020). Penerapan Algoritma Clustering untuk Klasifikasi Penjualan Produk Farmasi. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(4), 785–792. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2020742150>
- Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1(2), 224–227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909>
- Fadhilah, M. B. A., Anggoro, R., & Priyatno, A. M. (2020). Analisis Performa Link Stability dari Faktor Kecepatan untuk Dinamisasi Zona pada Zone Routing Protocol. *Jurnal Rekayasa Elektrika*, 16(3). <https://doi.org/10.17529/jre.v16i3.16502>

- Firdaus, A., et al. (2019). Analisis Pengendalian Persediaan Obat Menggunakan Metode Analisis ABC dan VEN di Instalasi Farmasi. *Jurnal Manajemen Kesehatan Indonesia*, 7(3), 145–152. <https://doi.org/10.14710/jmki.7.3.2019.145-152>
- Firmansyah, D., & Santoso, Y. (2021). Analisis Efisiensi Rantai Pasok Obat di Rumah Sakit Umum Daerah. *Jurnal Administrasi Rumah Sakit Indonesia*, 7(3), 150–162. <https://doi.org/10.7454/arsi.v7i3.3420>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2021). *Data Mining: Concepts and Techniques* (4th ed.). Morgan Kaufmann Publishers.
- Hidayat, R., & Kurniawan, A. (2022). Sistem Pendukung Keputusan Pengadaan Obat Berbasis Algoritma Clustering di Rumah Sakit. *Jurnal Teknologi Informasi*, 16(2), 89–98. <https://doi.org/10.37373/jti.v16i2.210>
- Kusuma, H., & Pratama, D. (2020). Optimalisasi Stok Obat Menggunakan Metode Clustering K-Medoids. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(3), 810–817. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i3.2188>
- Lestari, D., & Mulyani, S. (2021). Analisis Pengendalian Persediaan Alkes dan Obat Menggunakan Metode Analisis K-Medoids. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 11(2), 130–138. <https://doi.org/10.21456/vol11iss2pp130-138>
- Mahendra, A., & Widiastuti, R. (2020). *Manajemen Logistik Rumah Sakit: Teori dan Praktik Pengendalian Persediaan*. Rajawali Pers.
- Maimon, O., & Rokach, L. (2018). *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer Science & Business Media.
- Ndaumanu, P. (2020). Manajemen Logistik Rumah Sakit dan Pengelolaan Persediaan Farmasi. *Jurnal Administrasi Kesehatan Indonesia*, 8(2), 112–120. <https://doi.org/10.2010/jaki.v8i2.3456>
- Nirmal, S. (2019). Comparative Analysis of K-Means and K-Medoids Clustering Algorithms on Large Datasets. *International Journal of Computer Applications*, 182(45), 12–18. <https://doi.org/10.5120/ijca2019918820>
- Nugroho, S., & Pratama, R. (2021). Penerapan Euclidean Distance dalam Optimasi Clustering K-Medoids untuk Data Logistik. *Jurnal Pseudocode*, 8(2), 70–78. <https://doi.org/10.33369/pseudocode.8.2.70-78>
- Prasetya, M. R. A., & Priyatno, A. M. (2022). Dice Similarity and TF-IDF for New Student Admissions Chatbot. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 1(1), 13–18. <https://doi.org/10.31004/riggs.v1i1.5>
- Prasetyo, E., & Wibowo, S. (2023). Analisis Perbandingan K-Means dan K-Medoids dalam Pengelompokan Data Pasien Rawat Inap. *Jurnal Algoritma*, 20(1), 55–64. <https://doi.org/10.33364/algoritma.v.20-1.1250>
- Priyatno, A. M. (2019). The Application of HAAR Wavelet and Backpropagation for Diabetic Retinopathy Classification Based on Eye Retina Image. *International Journal Of Science, Engineering, And Information Technology*, 3(2), 139–142. <https://journal.trunojoyo.ac.id/ijseit/article/view/4536>
- Priyatno, A. M. (2020). Spammer Detection Based on Account, Tweet, and Community Activity on Twitter. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi*, 13(2), 97–107. <https://doi.org/10.21609/jiki.v13i2.871>
- Priyatno, A. M., & Firmananda, F. I. (2022). N-Gram Feature for Comparison of Machine Learning Methods on Sentiment in Financial News Headlines. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 1(1), 01–06. <https://doi.org/10.31004/riggs.v1i1.4>

- Putri, R. A., & Handayani, T. (2022). Implementasi Knowledge Discovery in Database (KDD) untuk Analisis Pola Penjualan Farmasi. *Jurnal Informatika Global*, 13(1), 45–52. <https://doi.org/10.36987/jig.v13i1.2450>
- Rahmawati, D., & Hidayat, N. (2021). Penerapan Data Mining K-Medoids Clustering pada Pengendalian Persediaan Barang Habis Pakai Medis. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(2), 302–309. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i2.2980>
- Sanjaya, S., Priyatno, A. M., Yanto, F., & Afrianty, I. (2018). Klasifikasi Diabetik Retinopati Menggunakan Wavelet Haar dan Backpropagation Neural Network. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Komunikasi Dan Industri (SNTIKI-10)*, 77–84.
- Sari, M. P., & Raharjo, S. (2022). Analisis Pola Pembelian Konsumen Apotek dengan Pendekatan K-Medoids Clustering. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 3(1), 45–51. <https://doi.org/10.52188/jacost.v3i1.234>
- Seminar, K. B., et al. (2019). Evaluasi Klaster Menggunakan Davies-Bouldin Index pada Data Transaksi. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 12(1), 33–40. <https://doi.org/10.21609/jiki.v12i1.678>
- Setiawan, B. (2021). Strategi Optimalisasi Rantai Pasok Farmasi Rumah Sakit di Era Digital. *Jurnal Rekayasa Sistem Industri*, 10(1), 45–54. <https://doi.org/10.26593/jrsi.v10i1.4501>
- Sutanto, B., & Setiawan, A. (2023). Analisis Data Mining Menggunakan Python untuk Pengelompokan Stok Farmasi. *Jurnal Ilmiah Teknologi Infokom*, 11(1), 12–20. <https://doi.org/10.33557/jiti.v11i1.2110>
- Utami, S. W., & Nugroho, A. (2020). Evaluasi Kualitas Klastering Menggunakan Davies-Bouldin Index pada Data Medis. *Jurnal CoreIt*, 6(1), 22–29. <https://doi.org/10.24014/coreit.v6i1.9876>
- Wibowo, A., & Santoso, B. (2021). Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi Persediaan Obat Menggunakan Algoritma K-Medoids di Rumah Sakit. *Jurnal Infotronik*, 6(2), 115–124. <https://doi.org/10.32897/infotronik.2021.6.2.789>
- Wijaya, K., & Santoso, E. (2023). Penerapan K-Medoids untuk Menentukan Kategori Penjualan Obat Terlaris di Apotek. *Jurnal Mantik*, 7(1), 210–218. <https://doi.org/10.35335/mantik.v7i1.3120>
- Yuliani, E., & Haryanto, T. (2022). Pemanfaatan Data Mining K-Medoids dalam Strategi Pengadaan Logistik Rumah Sakit. *Jurnal Rekayasa Informasi*, 11(2), 88–95. <https://doi.org/10.30872/jri.v11i2.1540>