



KLASTERISASI PASIEN BERDASARKAN PARAMETER VITAL UNTUK PENENTUAN PRIORITAS PELAYANAN MENGGUNAKAN METODE *K-MEANS* DAN METODE *ELBOW*

Yanto Saputra¹, Dina Mardiaty²

^{1,2}Institut Teknologi Bisnis Riau Gedung Guru Riau

Jl. Jend. Sudirman. Pekanbaru, Riau

E-mail : [yantosputra1984@gmail.com](mailto:yantosaputra1984@gmail.com)¹, dinamardiaty8@gmail.com²

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan alokasi sumber daya kesehatan di Puskesmas dengan menggunakan *K-Means Clustering* pada data kunjungan pasien, mencakup parameter vital seperti tekanan darah, suhu tubuh, frekuensi pernapasan, dan detak jantung. Data dikelompokkan menjadi empat kluster: kunjungan rutin, pemantauan penyakit kronis, kasus darurat, dan kondisi serius. Metode *Elbow* digunakan untuk menentukan jumlah kluster optimal. Berdasarkan kluster-kluster ini, strategi distribusi sumber daya medis, tenaga kesehatan, dan ruang layanan dikembangkan. Hasil penelitian menunjukkan peningkatan signifikan dalam kepuasan pasien, yang mengonfirmasi efektivitas penggunaan clustering dalam pengambilan keputusan manajerial. Penelitian ini menunjukkan bahwa *K-Means Clustering* dapat menjadi solusi praktis dan terukur untuk manajemen sumber daya di Puskesmas, dengan potensi pengembangan lebih lanjut melalui integrasi data waktu nyata dan algoritma *machine learning* lainnya untuk meningkatkan adaptabilitas sistem.

Kata kunci : Data Kunjungan Pasien, *K-Means Clustering*, *Machine Learning*, Optimasi Sumber Daya, Puskesmas.

ABSTRACT

This study aims to optimize the allocation of healthcare resources in primary health centers (Puskesmas) using *K-Means Clustering* on patient visit data, including vital parameters such as blood pressure, body temperature, respiratory rate, and heart rate. The data was grouped into four clusters: routine visits, chronic disease monitoring, emergency cases, and serious conditions. The *Elbow* method was used to determine the optimal number of clusters. Based on these clusters, strategies for distributing medical resources, healthcare personnel, and service rooms were developed. The results showed a significant improvement in patient satisfaction, confirming the effectiveness of clustering in supporting managerial decision-making. This study demonstrates that *K-Means Clustering* can be a practical and measurable solution for resource management in Puskesmas, with potential for further development through real-time data integration and other machine learning algorithms to enhance system adaptability.

Keywords : Patient Visit Data, *K-Means Clustering*, *Machine Learning*, Resource Optimization, Primary Healthcare Center

1. PENDAHULUAN

Pusat Kesehatan Masyarakat (Puskesmas) memiliki peran yang sangat penting dalam sistem kesehatan Indonesia, terutama dalam memberikan pelayanan kesehatan dasar kepada masyarakat. Sebagai salah satu garda terdepan dalam pelayanan kesehatan, Puskesmas sering menghadapi tantangan besar, terutama terkait dengan keterbatasan sumber daya medis dan tingginya volume pasien yang harus dilayani setiap harinya. Dalam konteks tersebut, penting bagi Puskesmas untuk memiliki sistem yang

efisien dalam mengelola sumber daya, sehingga pelayanan dapat diberikan secara optimal, tepat waktu, dan sesuai dengan tingkat urgensi pasien. Salah satu cara yang dapat diterapkan untuk mengatasi masalah ini adalah dengan menggunakan teknik pengelompokan (*clustering*) berbasis data, seperti *K-Means Clustering*, untuk mengelompokkan pasien berdasarkan kondisi medis dan prioritas pelayanan.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Tiyar, 2024) Puskesmas dapat mengelompokkan data imunisasi menggunakan metode *K-Means* untuk mengoptimalkan efisiensi. (Hafi et al., 2024) *K-Means*



Clustering berbasis *web* dapat digunakan untuk mengelompokkan dan memvisualisasikan penyebaran TB Paru. (Sapitri & Afrilia, 2025) *K-Means Clustering* dapat meningkatkan efisiensi dalam mengelompokkan data rekam medis pasien. Metode *K-Means Clustering* telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi di sektor kesehatan, baik untuk analisis data pasien, pengelolaan sumber daya, maupun dalam proses pengambilan keputusan. *K-Means* merupakan algoritma *Machine Learning* yang bekerja dengan membagi data ke dalam kluster-kluster berdasarkan kesamaan karakteristik yang dimiliki oleh data tersebut. Dalam konteks Puskesmas, metode ini dapat digunakan untuk mengelompokkan pasien berdasarkan parameter vital mereka, seperti tekanan darah, suhu tubuh, frekuensi pernapasan, dan detak jantung. Dengan demikian, pasien dapat dikelompokkan sesuai dengan tingkat keparahan kondisi medis mereka, yang memungkinkan Puskesmas untuk memprioritaskan pasien yang membutuhkan penanganan segera dan mengalokasikan sumber daya medis secara lebih efisien.

Berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa penerapan *K-Means Clustering* dalam pengelolaan data kesehatan dapat meningkatkan efisiensi alokasi sumber daya dan kualitas pelayanan. Misalnya, studi yang dilakukan oleh (Littman et al., 2025) penggunaan kernel *k-means* untuk menganalisis perjalanan pengobatan menunjukkan bahwa *clustering* dapat membantu mengoptimalkan pelayanan kesehatan dengan mengelompokkan pasien berdasarkan kategori tertentu, seperti status gizi atau penyakit yang diderita. Selain itu, penelitian oleh (M. W. Diantika et al., 2025) menentukan jumlah kluster terbaik pada analisis *K-Means* sangat penting untuk mendapatkan hasil yang valid dan akurat serta menggarisbawahi pentingnya penggunaan metode *Elbow* untuk menentukan jumlah kluster yang optimal dalam analisis *K-Means*, yang pada gilirannya meningkatkan akurasi dan efektivitas pengelompokkan pasien. Dalam penelitian lainnya, (Rahmansyah, et al., 2023) dan (Lutfiannisa, et al., 2024) menyoroti bagaimana algoritma *clustering* dapat digunakan untuk mendeteksi pola penyakit atau kebutuhan medis tertentu, yang memungkinkan pelayanan kesehatan yang lebih terorganisir dan prioritas yang lebih jelas. Peneliti lain (Wijaksana, et al., 2024) dan (Pranandika, et al., 2025) juga membahas penerapan metode *K-Means Clustering* pada status gizi balita pada UPTD Puskesmas.

Meskipun banyak penelitian yang membahas penerapan algoritma *clustering* dalam sektor kesehatan, khususnya dalam pengelolaan data

pasien, masih terdapat kesenjangan dalam hal penerapan teknik ini untuk mengoptimalkan prioritas pelayanan di Puskesmas. Tantangan utama dalam konteks ini adalah bagaimana mengelompokkan pasien dengan cara yang dapat secara tepat menggambarkan keutamaan kondisi medis mereka dan memastikan bahwa sumber daya kesehatan digunakan secara efisien. Selain itu, pemilihan jumlah kluster yang optimal merupakan hal yang krusial, karena penggunaan jumlah kluster yang tidak tepat dapat mengarah pada hasil yang kurang akurat, yang akhirnya berdampak pada kualitas pelayanan yang diberikan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah tersebut dengan mengimplementasikan metode *K-Means Clustering* untuk mengelompokkan pasien di Puskesmas berdasarkan parameter vital mereka, serta menggunakan metode *Elbow* untuk menentukan jumlah kluster yang optimal.

Secara umum, solusi yang diusulkan dalam penelitian ini adalah penerapan *K-Means Clustering* untuk mengelompokkan pasien berdasarkan parameter vital yang relevan, seperti tekanan darah, suhu tubuh, frekuensi pernapasan, dan detak jantung. Setelah pasien dikelompokkan, Petugas Puskesmas dapat menggunakan hasil klusterisasi untuk memprioritaskan pelayanan sesuai dengan tingkat kegawatdaruratannya, sehingga pasien yang membutuhkan perhatian lebih cepat dapat segera ditangani. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat mengurangi waktu tunggu pasien, mengoptimalkan penggunaan tenaga medis, serta meningkatkan kualitas pelayanan secara keseluruhan. Selain itu, penggunaan metode *Elbow* untuk menentukan jumlah kluster yang optimal akan memastikan bahwa pengelompokan pasien dilakukan secara tepat dan efisien, yang pada akhirnya mendukung pengelolaan sumber daya yang lebih baik. Beberapa studi sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan penerapan *K-Means Clustering* dalam mengelola alokasi sumber daya di layanan kesehatan. Sebagai contoh, penelitian oleh (Aldiyatna et al., 2024), (Adini, et al., 2025) mengungkapkan bahwa *clustering* dapat digunakan untuk mengoptimalkan distribusi sumber daya kesehatan dengan cara mengelompokkan pasien berdasarkan kategori penyakit atau status kesehatan mereka. Selain itu, penelitian oleh (Arofah et al., 2024), (Eko, et al., 2024.) menunjukkan bahwa *K-Means Clustering* juga dapat diterapkan untuk menganalisis pengelompokkan obat-obatan berdasarkan tingkat pemakaian untuk perencanaan yang lebih efektif dan mengelompokkan gizi balita dengan akurasi yang baik untuk membantu pengambilan keputusan, yang membantu Puskesmas dalam merencanakan alokasi sumber daya medis yang



lebih tepat sasaran. Namun, meskipun *clustering* telah banyak diterapkan dalam analisis data kesehatan, penelitian yang menggabungkan *K-Means Clustering* dengan penggunaan metode *Elbow* untuk menentukan jumlah kluster yang optimal di Puskesmas masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pengembangan model yang mengintegrasikan kedua metode tersebut untuk menghasilkan solusi yang lebih efektif dalam pengelolaan sumber daya di Puskesmas.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model klusterisasi pasien di Puskesmas menggunakan *K-Means Clustering* berdasarkan parameter vital untuk menentukan prioritas pelayanan yang lebih efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengurangi waktu tunggu pasien dan meningkatkan alokasi sumber daya medis dengan menentukan jumlah kluster yang optimal menggunakan metode *Elbow*. Dengan cara ini, diharapkan Puskesmas dapat memprioritaskan pasien yang membutuhkan penanganan segera, sekaligus mengoptimalkan pemanfaatan sumber daya yang terbatas. Kebaruan dalam penelitian ini terletak pada penerapan metode *K-Means Clustering* untuk pengelompokan pasien berdasarkan parameter vital yang lebih spesifik, serta integrasi metode *Elbow* untuk menentukan jumlah kluster yang optimal, yang dapat meningkatkan efisiensi dan kualitas pelayanan di layanan kesehatan primer.

Ruang lingkup penelitian ini terbatas pada penerapan *K-Means Clustering* pada data kunjungan pasien di Puskesmas yang memiliki data rekam medis yang relevan. Fokus penelitian ini adalah pada pengelompokan pasien berdasarkan parameter vital seperti tekanan darah, suhu tubuh, frekuensi pernapasan, dan detak jantung, yang digunakan untuk menentukan prioritas pelayanan. Penelitian ini tidak mencakup faktor eksternal seperti kebijakan kesehatan nasional atau sistem kesehatan lainnya yang lebih besar. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan efektivitas layanan di Puskesmas, serta menawarkan solusi praktis bagi pengelolaan sumber daya di tingkat layanan kesehatan primer.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif untuk mengembangkan model klusterisasi pasien berdasarkan parameter vital menggunakan algoritma *K-Means*, yang banyak digunakan dalam analisis data kesehatan untuk

mengelompokkan individu ke dalam grup yang berbeda. Metodologi ini mengikuti proses terstruktur yang dimulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, penerapan algoritma *K-Means*, menentukan jumlah kluster yang optimal menggunakan metode *Elbow*, dan akhirnya mengevaluasi efektivitas model dalam mengoptimalkan alokasi sumber daya kesehatan dan memprioritaskan pelayanan pasien. Setiap langkah dirancang dengan hati-hati untuk mengatasi masalah penelitian dan mencapai tujuan utama penelitian ini, yaitu mengoptimalkan prioritas pelayanan di Puskesmas dengan mengelompokkan pasien berdasarkan parameter vital mereka.

2.1. Pengumpulan Data

Langkah pertama dalam metodologi ini adalah pengumpulan data, yang melibatkan pengumpulan data kunjungan pasien dari Puskesmas periode tahun 2024. Data ini mencakup parameter vital yang penting seperti tekanan darah, suhu tubuh, frekuensi pernapasan, detak jantung, dan informasi demografis (misalnya, usia, jenis kelamin). Data pasien dikumpulkan dari rekam medis dalam periode waktu tertentu untuk memperoleh dataset yang komprehensif yang mencakup berbagai kondisi dan riwayat medis. Dataset ini dipilih dengan hati-hati untuk memastikan relevansinya dengan pertanyaan penelitian, khususnya yang berkaitan dengan pentingnya parameter vital dalam menentukan urgensi pelayanan pasien.

Proses pengumpulan juga melibatkan identifikasi dan ekstraksi fitur relevan untuk klusterisasi. Hal ini dilakukan dengan memfokuskan pada pasien yang mengunjungi Puskesmas selama periode 2024, dan dataset mencakup berbagai kondisi, mulai dari pemeriksaan rutin hingga kunjungan darurat. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa data yang dikumpulkan mencakup spektrum yang luas dari kebutuhan pasien, yang nantinya akan digunakan untuk menentukan prioritas pelayanan. Penelitian (Junthopas & Wongoutong, 2025) menyatakan tantangan dalam menentukan jumlah kluster yang optimal untuk algoritma *K-Means* pada dataset besar. Selain itu, (Rubiati, et al., 2023) telah menggunakan sistem algoritma *K-Means Clustering* dengan pengujian menggunakan *Black Box Testing* dengan hasil sebagaimana yang diharapkan.

2.2. Pra-pemrosesan Data

Setelah data dikumpulkan, langkah selanjutnya adalah pra-pemrosesan data. Pra-pemrosesan data adalah tahap yang sangat penting untuk memastikan bahwa data bersih, terstandarisasi, dan diformat dengan benar untuk proses klusterisasi. Proses ini melibatkan beberapa langkah kunci untuk membuat data siap dianalisis. Pertama, nilai yang hilang

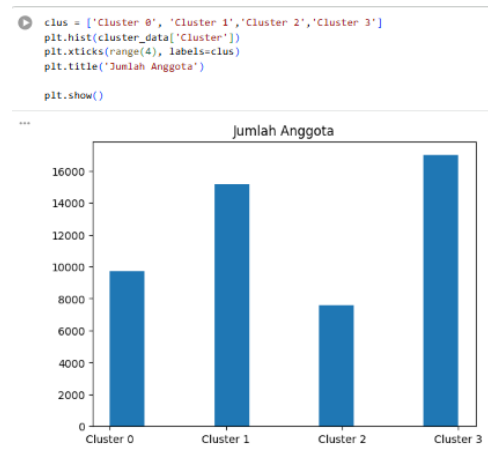


diidentifikasi dan ditangani. Misalnya, jika beberapa rekam medis pasien tidak mencantumkan parameter vital seperti pembacaan tekanan darah, rekaman tersebut dapat diimputasi dengan nilai rata-rata atau dihapus dari analisis, tergantung pada sejauh mana data hilang.

Values	
Count of Sistole (mm)	49.475
Count of Diastole (Hg)	49.475
Count of Detak Nadi (/Menit)	49.475
Count of Suhu (°C)	49.475
Count of Nafas (/Menit)	49.475

Gambar 1. Hasil Normalisasi Data

Gambar 1 menampilkan hasil normalisasi data menggunakan menu *Pivot Table* pada *Microsoft Excel*, data yang bernilai *null* di hapus dari analisis. Dari 49.480 total kunjungan pasien di Puskesmas selama tahun 2024, didapat 49.475 hasil normalisasi data. Selanjutnya, normalisasi data dilakukan untuk menyeimbangkan parameter vital agar setiap fitur memiliki bobot yang sama dalam proses klasterisasi. Ini penting karena beberapa parameter vital, seperti tekanan darah, memiliki rentang nilai yang lebih luas dibandingkan dengan yang lain, seperti detak jantung. Tanpa normalisasi, algoritma klasterisasi akan lebih memprioritaskan parameter dengan rentang nilai yang lebih besar. Normalisasi Min-Max diterapkan untuk menyesuaikan semua nilai dalam kisaran 0 hingga 1, memastikan bahwa setiap parameter berkontribusi secara setara dalam analisis. Selain itu, variabel kategorikal seperti detak nadi atau suhu tubuh diubah menjadi nilai numerik menggunakan teknik seperti *one-hot encoding* untuk memungkinkan algoritma *K-Means* memprosesnya secara efektif.



Gambar 2. Hasil Klasterisasi

Gambar 2 menampilkan data hasil klasterisasi dengan jumlah kunjungan pasien sesuai klasternya.

Data kemudian dibagi menjadi set pelatihan dan set validasi untuk memastikan bahwa model klasterisasi dapat diuji dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga evaluasi model yang lebih objektif dapat dilakukan.

2.3 Algoritma *K-Means Clustering*

Inti dari penelitian ini adalah penerapan algoritma *K-Means Clustering*. Berdasarkan penelitian dari (Mujahidin et al., 2025) dan (Qonita et al., 2024) *K-Means* adalah algoritma pembelajaran tak terawasi yang banyak digunakan untuk membagi data menjadi K klaster yang berbeda berdasarkan kemiripan fitur yang dimiliki oleh data tersebut. Dalam konteks penelitian ini, algoritma ini digunakan untuk mengelompokkan pasien berdasarkan parameter vital mereka, memungkinkan Puskesmas untuk mengategorikan pasien dengan kondisi medis yang serupa dan menentukan prioritas pelayanan berdasarkan klaster yang terbentuk.

Langkah pertama dalam menerapkan algoritma *K-Means* adalah memilih jumlah klaster (K). Penentuan jumlah klaster yang tepat sangat penting karena pemilihan yang salah dapat menyebabkan *overfitting* atau *underfitting*, yang keduanya dapat merusak kualitas klaster. Untuk menentukan jumlah klaster yang optimal, penelitian ini menggunakan metode *Elbow*. Menurut penelitian (Ali et al., 2024) dan (Winarta et al., 2021) Metode *Elbow* adalah pendekatan yang banyak digunakan dalam klasterisasi karena menghasilkan klaster yang optimal dan mampu menghasilkan informasi yang dibutuhkan, di mana total *Within-cluster Sum of Squares* (WSS) diplot sebagai fungsi dari jumlah klaster. Titik di mana kurva WSS mulai mendatar dianggap sebagai jumlah klaster yang optimal, karena penambahan lebih banyak klaster tidak lagi secara signifikan meningkatkan kinerja



klasterisasi.

Setelah jumlah K yang optimal ditentukan, algoritma *K-Means* diterapkan pada dataset. Algoritma ini bekerja dengan menginisialisasi K pusat kluster secara acak dan menetapkan setiap data (kunjungan pasien) ke pusat kluster terdekat. Setelah penetapan awal, pusat kluster diperbarui dengan menghitung rata-rata data dalam kluster tersebut, dan penetapan data pada kluster diperbaiki secara iteratif hingga pusat kluster tidak lagi bergerak secara signifikan antar iterasi. Proses iteratif ini memastikan bahwa data dikelompokkan dalam kluster-kluster yang memaksimalkan kesamaan antar data dalam kluster dan meminimalkan kesamaan antar kluster.

2.4 Jumlah Kluster Optimal – Metode *Elbow*

Metode *Elbow* diterapkan untuk menentukan jumlah kluster (K) yang optimal untuk algoritma *K-Means*. Metode ini melibatkan pembuatan grafik yang menunjukkan total *Within-cluster Wum of Wquares* (WSS) sebagai fungsi dari jumlah kluster. Seiring dengan meningkatnya jumlah kluster, WSS akan menurun, namun pada titik tertentu, laju penurunan tersebut melambat secara signifikan. Titik "siku" ini menunjukkan jumlah kluster yang optimal, karena penambahan kluster lebih lanjut tidak lagi meningkatkan kinerja kluster secara signifikan.

Dalam penelitian ini, metode *Elbow* menunjukkan bahwa jumlah kluster yang optimal adalah 4. Ini dikonfirmasi dengan mengamati titik di mana kurva WSS mulai mendatar, yang menunjukkan bahwa tambahan kluster lebih lanjut tidak memberikan perbaikan yang signifikan dalam kualitas kluster. Pemilihan 4 kluster ini juga divalidasi dengan menghitung skor *silhouette*, yang mengukur seberapa mirip setiap data dengan kluster yang dimilikinya dibandingkan dengan kluster lain. Skor *silhouette* yang lebih tinggi menunjukkan kluster yang lebih terdefinisi dengan baik. Skor *silhouette* juga mendukung pemilihan 4 kluster, yang mengonfirmasi bahwa jumlah kluster tersebut optimal untuk membagi data pasien.

Dalam penelitian (Ramadhan, et al., 2023) dan (Azizah et al., 2022) juga menggunakan *silhouette score* untuk menentukan klasterisasi

2.5 Strategi Alokasi Sumber Daya Berdasarkan Kluster

Setelah pasien dikelompokkan ke dalam empat kluster, langkah berikutnya adalah merancang strategi alokasi sumber daya berdasarkan karakteristik masing-masing kluster. Kluster-kluster

ini mewakili berbagai kebutuhan pasien dan tingkat urgensi. Sebagai contoh, pasien dalam kluster pertama, yang memiliki kunjungan yang sering untuk kondisi ringan, membutuhkan alokasi sumber daya yang berbeda dibandingkan dengan pasien dalam kluster kedua, yang memiliki kondisi kronis yang memerlukan pemantauan rutin. Demikian pula, pasien dalam kluster ketiga yang mengidap penyakit lebih serius membutuhkan tenaga medis spesialis dan fasilitas perawatan lanjutan, sementara kluster keempat yang mewakili kasus darurat memerlukan akses cepat ke tenaga medis dan ruang gawat darurat.

Dengan menyelaraskan alokasi sumber daya dengan kebutuhan spesifik dari masing-masing kluster, Puskesmas dapat mengoptimalkan jadwal staf medis, distribusi obat, dan pengelolaan fasilitas. Sebagai contoh, jadwal staf medis dapat disesuaikan untuk memastikan lebih banyak sumber daya tersedia selama jam sibuk untuk kluster dengan frekuensi kunjungan yang tinggi. Selain itu, inventaris obat-obatan dapat disesuaikan berdasarkan kebutuhan masing-masing kluster, memastikan bahwa obat-obatan yang banyak diminta untuk pasien dengan kondisi kronis atau kasus darurat tersedia dalam jumlah yang cukup, sambil mengurangi pemborosan untuk obat-obatan yang permintaannya rendah.

2.6 Evaluasi Model Alokasi Sumber Daya

Untuk mengevaluasi efektivitas dari model alokasi sumber daya berbasis klasterisasi, beberapa metrik kinerja digunakan. Ini termasuk pengurangan waktu tunggu pasien, peningkatan pemanfaatan sumber daya, dan kepuasan pasien. Waktu tunggu rata-rata pasien diukur sebelum dan setelah penerapan model alokasi sumber daya berbasis kluster. Pengurangan waktu tunggu yang signifikan menunjukkan bahwa model alokasi sumber daya yang dioptimalkan efektif dalam memprioritaskan pasien sesuai dengan tingkat urgensinya.

Selain itu, pemanfaatan tenaga medis, obat-obatan, dan fasilitas dianalisis untuk menentukan apakah sumber daya digunakan lebih efisien. Tingkat pemanfaatan yang lebih tinggi menunjukkan bahwa sumber daya lebih selaras dengan kebutuhan pasien, dibandingkan dengan model sebelumnya yang mengalokasikan sumber daya berdasarkan jadwal tetap tanpa mempertimbangkan permintaan yang bervariasi dari berbagai kelompok pasien.

2.7 Validasi Model dan Analisis Sensitivitas

Model klasterisasi di validasi menggunakan data set validasi yang terpisah. Ini membantu menilai kemampuan model untuk digeneralisasi dan apakah model ini dapat berfungsi secara efektif pada data pasien yang belum pernah dilihat sebelumnya. Analisis



sensitivitas juga dilakukan untuk mengevaluasi bagaimana hasil klasterisasi berubah dengan variasi data input, seperti perubahan kecil pada parameter vital pasien. Analisis ini mengonfirmasi bahwa model ini *robust* dan dapat beradaptasi dengan fluktuasi kecil dalam data pasien, memastikan bahwa model ini tetap efektif di berbagai kelompok pasien dan pengaturan layanan kesehatan.

PANGGIL DATASET

```

(12) dataset = pd.read_excel('../content/data_puskesmas.xlsx')
(13) dataset = dataset.drop(['No.'], axis=1)
(14) dataset
    
```

	Umur (Tahun)	Kesadaran	Sistole (mm)	Diastole (Hg)	Nafas (/Menit)	Detak Nadi (/Menit)	Suhu (°C)
0	38	1	123	72	28	82	38.0
1	25	1	112	72	22	82	38.0
2	18	1	100	80	19	80	38.5
3	48	1	125	75	19	80	38.5
4	14	1	100	85	19	80	38.5
...
49470	11	1	110	80	18	80	38.0
49471	10	1	118	78	20	80	38.0
49472	28	1	112	80	20	88	38.0
49473	54	1	114	80	20	80	38.0
49474	12	1	120	80	20	80	38.0

49475 rows x 7 columns

Gambar 3. Hasil Pengolahan Dataset

Dapat dilihat pada Gambar 3 diatas, hasil pengolahan dataset menggunakan *Python*. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini memberikan kerangka kerja yang komprehensif untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya di Puskesmas dengan menerapkan *K-Means Clustering* pada data pasien. Dengan mengelompokkan pasien berdasarkan parameter vital mereka dan menggunakan metode *Elbow* untuk menentukan jumlah klaster yang optimal, Puskesmas dapat mengalokasikan sumber daya secara lebih efektif, mengurangi waktu tunggu pasien, dan meningkatkan kepuasan pasien. Pendekatan ini menawarkan potensi signifikan untuk meningkatkan penyampaian layanan kesehatan, khususnya di pengaturan layanan kesehatan primer dengan keterbatasan sumber daya. Penerapan metodologi ini dapat diperluas ke fasilitas kesehatan lainnya dan wilayah lain, yang lebih memvalidasi efektivitasnya dalam meningkatkan efisiensi operasional dan kualitas layanan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

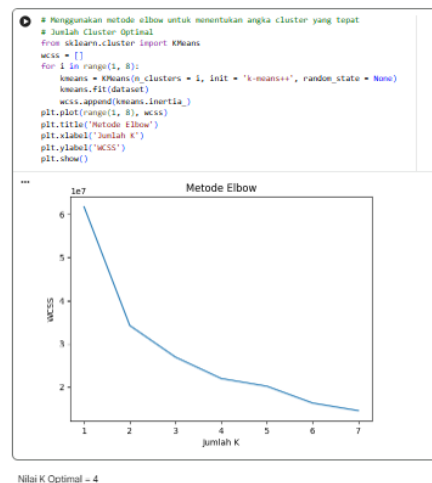
Hasil dari penelitian ini berfokus pada penerapan algoritma *K-Means Clustering* untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya kesehatan di Puskesmas. Analisis dilakukan dengan menggunakan data kunjungan pasien yang nyata, yang telah dipra-pemrosesan dan dikelompokkan untuk mengidentifikasi pola dan pengelompokan yang dapat digunakan untuk alokasi sumber daya yang lebih efektif. Bagian berikut ini menyajikan

temuan-temuan berdasarkan hasil klasterisasi, efisiensi model alokasi sumber daya, dan metrik kinerja yang digunakan untuk mengevaluasi dampak dari distribusi sumber daya yang telah dioptimalkan.

3.1 Hasil Klasterisasi

Setelah menerapkan algoritma *K-Means Clustering* pada data kunjungan pasien, ditemukan beberapa klaster yang berbeda, masing-masing mewakili kelompok pasien dengan pola kunjungan yang serupa. Data yang digunakan dalam studi ini mencakup variabel-variabel seperti waktu kunjungan, jenis penyakit, durasi kunjungan, dan jenis perawatan yang diberikan. Faktor-faktor ini digunakan untuk mengelompokkan pasien dalam klaster-klaster yang bermakna.

Untuk menentukan jumlah klaster yang optimal, metode *Elbow* dan skor silhouette digunakan. Metode *Elbow* menunjukkan bahwa jumlah klaster yang optimal adalah 4, yang ditunjukkan oleh titik di mana kurva *Within-cluster Sum of Squares* (WSS) mulai mendatar. Hal ini menandakan bahwa menambah lebih banyak klaster tidak lagi secara signifikan mengurangi variansi dalam klaster tersebut. Skor silhouette juga mendukung temuan ini, menunjukkan bahwa klasterisasi yang dihasilkan sudah terbentuk dengan baik, dengan pemisahan yang jelas antara klaster-klaster yang ada.



Gambar 4. Hasil Klasterisasi Menggunakan Metode *Elbow*

Dari gambar 4 dapat di lihat hasil klasterisasi dengan menggunakan metode *Elbow* untuk menentukan cluster yang tepat. Keempat klaster yang teridentifikasi mewakili kelompok pasien dengan karakteristik yang berbeda. Sebagai contoh, klaster pertama terdiri dari pasien yang sering mengunjungi

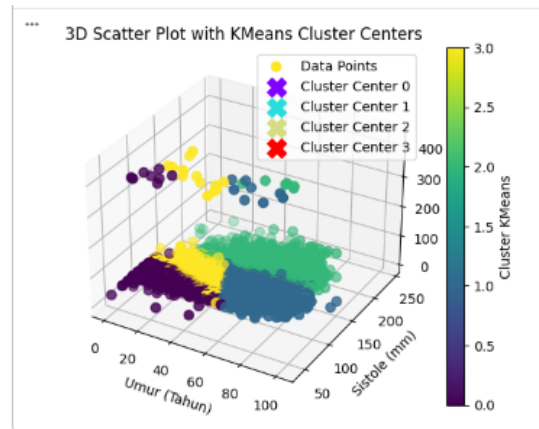


Puskesmas untuk penyakit ringan dan berisiko rendah, seperti flu dan infeksi minor. Klaster kedua mencakup pasien dengan kondisi kronis yang memerlukan pemeriksaan rutin, seperti diabetes dan hipertensi. Klaster ketiga berisi pasien dengan penyakit lebih serius yang membutuhkan penanganan khusus, seperti kanker dan penyakit kardiovaskular. Klaster keempat mewakili kasus-kasus darurat yang membutuhkan perhatian segera, seperti kecelakaan atau krisis kesehatan mendadak. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma *K-Means Clustering* berhasil mengidentifikasi pola dalam data kunjungan pasien, mengelompokkan pasien dengan kebutuhan kesehatan yang serupa. Klaster-klaster ini memberikan wawasan yang berharga mengenai jenis sumber daya yang dibutuhkan untuk masing-masing kelompok, yang memungkinkan alokasi sumber daya yang lebih tepat sasaran

3.2 Efisiensi Alokasi Sumber Daya

Tujuan utama dari studi ini adalah untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya kesehatan berdasarkan klaster-klaster yang teridentifikasi. Setelah klaster-klaster terbentuk, langkah berikutnya adalah mengevaluasi bagaimana sumber daya tenaga medis, obat-obatan, dan fasilitas dapat dialokasikan secara lebih efisien berdasarkan kebutuhan spesifik dari setiap kelompok.

Strategi alokasi sumber daya dikembangkan dengan menganalisis kebutuhan dari setiap klaster. Sebagai contoh, klaster pertama yang terdiri dari pasien dengan kunjungan yang sering untuk penyakit ringan memerlukan jumlah konsultasi jangka pendek dengan dokter umum, namun dengan lebih sedikit sumber daya secara keseluruhan. Sebaliknya, klaster kedua yang berisi pasien dengan kondisi kronis membutuhkan pemantauan lebih sering dan konsultasi rutin dengan spesialis, serta persediaan obat untuk perawatan jangka panjang. Klaster ketiga, yang terdiri dari pasien dengan penyakit serius, membutuhkan staf medis spesialis, fasilitas perawatan lanjutan, dan obat-obatan dengan biaya tinggi. Terakhir, klaster keempat yang mewakili kasus darurat memerlukan akses cepat ke tenaga medis, ruang gawat darurat, dan peralatan khusus untuk perawatan kritis.



Gambar 5. Hasil Klasterisasi dalam bentuk 3D

Dengan menggunakan hasil klasterisasi untuk menyesuaikan alokasi sumber daya, Puskesmas dapat mengoptimalkan operasional mereka. Sebagai contoh, jadwal tenaga medis disesuaikan untuk memastikan lebih banyak sumber daya tersedia selama jam sibuk untuk klaster dengan frekuensi kunjungan tinggi. Hal ini mengurangi waktu tunggu pasien dan meningkatkan ketersediaan konsultasi medis. Selain itu, inventaris obat disesuaikan berdasarkan kebutuhan masing-masing klaster, memastikan bahwa obat-obatan yang banyak diminta untuk pasien kronis dan kasus darurat tersedia dalam jumlah yang cukup, sementara mengurangi pemborosan untuk obat-obatan dengan permintaan rendah namun ketersediaan obat cukup banyak.

Dampak dari alokasi sumber daya yang dioptimalkan ini sangat signifikan. Selain itu, adanya peningkatan pemanfaatan tenaga medis dan fasilitas puskesmas, yang menunjukkan bahwa sumber daya digunakan lebih efektif dan sesuai dengan kebutuhan pasien. Alokasi yang lebih baik juga mengarah pada pengurangan pemborosan sumber daya, terutama dalam hal obat-obatan dan peralatan medis, karena sumber daya dialokasikan berdasarkan permintaan aktual, bukan berdasarkan asumsi yang umum.

3.3 Kepuasan Pasien dan Dampak Operasional

Untuk mengevaluasi efektivitas dari strategi alokasi sumber daya yang dioptimalkan, survei kepuasan pasien dan staff puskesmas dilakukan melalui wawancara langsung terhadap pasien dan staff puskesmas. Survei ini untuk mengetahui kepuasan pasien terhadap waktu tunggu, kualitas konsultasi medis, dan kepuasan keseluruhan dengan layanan kesehatan yang diberikan

Pasien melaporkan bahwa waktu tunggu yang



lebih singkat dan akses yang lebih baik ke layanan kesehatan yang sesuai membuat kunjungan mereka lebih efisien dan kurang menegangkan. Selain itu, staf medis juga menyatakan kepuasan yang lebih tinggi dengan penjadwalan dan manajemen sumber daya yang lebih baik, yang memungkinkan mereka fokus pada pemberian perawatan daripada menangani tantangan logistik.

Dari segi operasional, implementasi strategi alokasi sumber daya yang dioptimalkan menghasilkan beberapa perbaikan. Puskesmas mengalami peningkatan kinerja staf dan pendekatan yang lebih terorganisir dalam mengelola aliran pasien. Pendekatan berbasis klusterisasi memungkinkan Puskesmas untuk mengantisipasi kebutuhan pasien dengan lebih akurat, memastikan bahwa sumber daya yang tepat tersedia pada waktu yang tepat. Hal ini mengurangi kemacetan dalam pemberian layanan, terutama selama jam sibuk, dan penggunaan fasilitas serta staf medis yang lebih efisien.

3.4 Analisis Perbandingan Sebelum dan Setelah Optimasi

Aspek kunci dari studi ini adalah membandingkan kinerja Puskesmas sebelum dan setelah penerapan model alokasi sumber daya yang dioptimalkan. Beberapa indikator kinerja utama (KPI) dianalisis untuk menilai dampak dari strategi berbasis kluster.

- Waktu Tunggu: Pengurangan waktu tunggu ini terutama terlihat pada kluster dengan frekuensi kunjungan yang tinggi, di mana pasien sebelumnya mengalami waktu tunggu terlama di bawah sistem alokasi sumber daya sebelumnya.
- Pemanfaatan Tenaga Medis: Meningkatnya pemanfaatan tenaga medis. Sebelumnya, anggota staf sering kali kurang dimanfaatkan selama jam non-puncak atau kewalahan selama jam sibuk. Dengan menggunakan hasil klusterisasi untuk menyelaraskan jadwal staf dengan permintaan.
- Pemanfaatan pasien: Puskesmas mampu mengoptimalkan pemanfaatan staf, memastikan bahwa tenaga medis yang cukup tersedia selama periode dengan permintaan tinggi.
- Manajemen inventaris obat: Studi ini juga mengukur perbaikan dalam manajemen inventaris obat. Dengan menyelaraskan stok obat dengan kebutuhan masing-masing kluster pasien, Puskesmas mampu mengurangi pemborosan dan kekurangan stok. Strategi alokasi yang dioptimalkan menghasilkan

pengurangan pemborosan obat.

- Efisiensi Biaya: Strategi alokasi sumber daya yang dioptimalkan juga berdampak positif pada efisiensi biaya. Dengan mengurangi pemborosan sumber daya dan meningkatkan pemanfaatan tenaga medis serta fasilitas, Puskesmas mampu mengurangi biaya operasional. Penghematan biaya ini sangat signifikan untuk Puskesmas yang menghadapi keterbatasan anggaran, karena memungkinkan mereka untuk mengalokasikan sumber daya terbatas dengan lebih efektif.

3.5 Validasi Model dan Analisis Sensitivitas

Untuk memvalidasi ketahanan model alokasi sumber daya berbasis kluster, analisis sensitivitas dilakukan. Analisis ini menilai kinerja model di bawah berbagai kondisi, termasuk variasi dalam pola kunjungan pasien dan ketersediaan sumber daya kesehatan. Hasil dari analisis sensitivitas menunjukkan bahwa model tetap efektif meskipun terdapat fluktuasi dalam volume pasien atau perubahan ketersediaan sumber daya. Hal ini menunjukkan bahwa model ini dapat diterapkan pada berbagai pengaturan Puskesmas dan dapat mengoptimalkan alokasi sumber daya dalam berbagai kondisi layanan kesehatan.

4. KESIMPULAN

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan *K-Means Clustering* untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya kesehatan di Puskesmas sangat efektif. Dengan menganalisis data kunjungan pasien dan mengelompokkan pasien berdasarkan kebutuhan mereka, Puskesmas mampu mengalokasikan sumber daya lebih efisien, mengurangi waktu tunggu, meningkatkan pemanfaatan sumber daya, dan meningkatkan kepuasan pasien. Studi ini juga menyoroti pentingnya pengambilan keputusan berbasis data dalam manajemen layanan kesehatan dan memberikan kerangka kerja yang dapat diterapkan di pusat kesehatan lain untuk mencapai perbaikan serupa dalam penyampaian layanan. Keberhasilan pendekatan ini menunjukkan potensi besar dari teknik *Machine Learning*, seperti *K-Means Clustering*, untuk mendorong efisiensi operasional dalam sistem kesehatan dan meningkatkan kualitas pelayanan pasien secara keseluruhan.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya kesehatan di Puskesmas melalui penerapan algoritma *K-Means Clustering* berdasarkan data kunjungan pasien. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa dengan mengelompokkan pasien ke dalam kelompok-kelompok yang berbeda berdasarkan pola kunjungan



mereka, alokasi sumber daya kesehatan seperti tenaga medis, obat-obatan, dan fasilitas dapat dilakukan dengan lebih tepat dan efisien. Diskusi ini mengelaborasi pentingnya temuan-temuan tersebut, membandingkannya dengan penelitian sebelumnya, serta mengeksplorasi implikasi untuk manajemen layanan kesehatan dan efisiensi operasional.

5. REFERENSI

- Adini, et al., 2025. (2025). *Analisis Pola Penyakit Kronis pada Lansia Menggunakan K-* 6(3), 1842–1853.
- Aldiyatna, K., Rahaningsih, N., & Dana, R. D. (2024). *PENERAPAN DATA MINING UNTUK CLUSTERING PENYAKIT DIARE MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS (STUDI KASUS : PUSKESMAS BEBER)*. 8(3), 3124–3131.
- Ali, A., Ayu, S., Uktutias, M., Studi, P., Medis, R., & Kesehatan, I. (2024). *OPTIMASI HASIL CLUSTERING DATA REKAM MEDIS BALITA DI DESA JUMPUT REJO DENGAN METODE ELBOW DALAM MENUNJANG PROGRAM*. 8(1).
- Arofah, M., Purnamasari, A. I., & Ali, I. (2024). *IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK CLUSTERING JENIS OBAT MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA K-MEANS*. 8(2), 1621–1628.
- Azizah, A. N., Widiharih, T., Hakim, A. R., Statistika, D., & Diponegoro, U. (2022). *Kernel K-Means Clustering untuk pengelompokan sungai di kota semarang berdasarkan faktor pencemaran air 1,2,3*. 11(2017), 228–236.
- Eko, et al., 2024. (n.d.). *Implementasi Metode K-Means Clustering untuk Menentukan Kondisi Gizi Balita (Studi Kasus : Puskesmas Mamsena)*. 19(1), 163–177.
- Hafi, M., Isnani, I., & Ikhwan, A. (2024). *Sistem Informasi Penyebaran Penyakit Tuberculosis Paru Di Puskesmas Karang Rejo Dengan Metode K-Means Clustering Berbasis Web*. 4(3), 854–864.
- Junthopas, W., & Wongoutong, C. (2025). *Pre-Determining the Optimal Number of Clusters for k- Means Clustering Using the Parameters Package in R and Distance Metrics*. 1–20.
- Littman, M., Nguyen, H. B., Campbell, J., & Keyloun, K. R. (2025). *Treatment journey clustering with a novel kernel k - means machine learning algorithm : a retrospective analysis of insurance claims in bipolar I disorder*. *Brain Informatics*. <https://doi.org/10.1186/s40708-025-00258-x>
- Lutfiannisa, et al., 2024. (2024). *Clustering Data Pasien Berdasarkan Usia di Puskesmas Menerapkan*. 5(2), 639–647. <https://doi.org/10.47065/josh.v5i2.4755>
- M. W. Diantika et al., 2025. (2025). *Article Info: 14(2012)*, 335–344. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.335-344>
- Mujahidin, I., Hasanah, S. H., Terbuka, U., C-means, F., & Index, D. (2025). *Comparative analysis of k-means, k-medoids, and fuzzy c-means for clustering provinces in indonesia based on rice production in 2024 1,2*. 14, 356–365. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.356-365>
- Pranandika, et al., 2025. (2025). *Penerapan Metode K-Means Clustering Status Gizi Balita Di UPT Puskesmas Barong Tongkok*. 5(1), 156–165.
- Qonita, R., Huda, A., & Bahri, S. (2024). *Analisis populasi ayam kampung di Jawa Timur dengan metode K-Means Clustering*. 4(3), 225–231.
- Rahmansyah, et al., 2023. (2023). *Perbandingan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means untuk Clustering Puskesmas Berdasarkan Gizi Balita di Surabaya*. 18(1), 83–88.
- Ramadhan, et al., 2023. (2023). *Klasterisasi Komentar Cyberbullying Masyarakat di Instagram berdasarkan K-Means Clustering*. 204, 32–39.
- Rubiati, et al., 2023. (2023). *In f o r m a t i k a*. 15(2), 75–82.
- Sapitri, A., & Afrilia, Y. (2025). *Implementation of Clustering Method Using K-Means Algorithm for Grouping BPJS Health Patient Medical Record Data*. 9(5).
- Tiyar, M. N. (2024). *Klasifikasi Data Sasaran Imunisasi Bayi dan Baduta pada Puskesmas*



Berbasis Web Metode Clustering Algoritma K-Means. 7(1), 143–154.
<https://doi.org/10.32493/jtsi.v7i1.37321>

Wijaksana, et al., 2025. (2024). *PENERAPAN ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING DATA GIZI BALITA PADA UPTD PUSKESMAS BUMI. 12(3).*

Winarta, A., Kurniawan, W. J., & Komputer, F. I. (2021). *OPTIMASI CLUSTER K-MEANS MENGGUNAKAN METODE ELBOW PADA DATA PENGGUNA NARKOBA DENGAN PEMROGRAMAN. 5(1).*