

## Distribusi Spasial *Unmet Need* Pelayanan Kesehatan dengan Algoritma K-Means untuk Pemetaan Provinsi di Indonesia

Kusmanto, Samsir, Ronal Watrianthos\*, Sudi Suryadi

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Al Washliyah, Rantauprapat, Indonesia

Email: <sup>1</sup>kusnabara03@gmail.com, <sup>2</sup>samsirst111@gmail.com, <sup>3</sup>ronal.watrianthos@email.com, <sup>4</sup>sudisuryadi28@gmail.com,

(\*: koresponden author: <sup>3</sup>ronal.watrianthos@email.com)

**Abstrak-** Pemetaan spasial terhadap kebutuhan pelayanan kesehatan yang belum terpenuhi (*unmet need*) penting dilakukan untuk mengenali wilayah yang memerlukan prioritas intervensi guna meningkatkan akses dan kualitas layanan kesehatan. Penelitian ini bertujuan memetakan tingkat *unmet need* pelayanan kesehatan di 34 provinsi Indonesia tahun 2015-2022 dengan algoritma klusterisasi K-Means. Data *unmet need* dianalisis dan dievaluasi menggunakan Indeks Davies-Bouldin untuk menentukan jumlah kluster optimal. Hasil analisis menunjukkan 3 kluster provinsi optimal berdasarkan tingkat *unmet need*. Kluster 1 (DKI Jakarta, Bali, Papua) memiliki rata-rata *unmet need* terendah 2,47%. Kluster 2 (sebagian provinsi di Jawa dan Kalimantan) memiliki rata-rata *unmet need* sedang 5,46%. Kluster 3 (sebagian besar provinsi di luar Jawa) merupakan kelompok dengan *unmet need* tertinggi rata-rata 7,35%. Secara spasial, provinsi di luar Jawa cenderung berada di kluster dengan *unmet need* tinggi, sejalan dengan tantangan aksesibilitas pelayanan kesehatan. Hasil pemetaan K-Means ini dapat menjadi acuan dalam merumuskan rekomendasi peningkatan akses dan kualitas layanan kesehatan di provinsi-provinsi prioritas berdasarkan tingkat *unmet need*.

**Kata Kunci:** Pemetaan; Spasial; *unmet need*; kesehatan; Indonesia

**Abstract-** Spatial mapping of *unmet needs* for healthcare services is important to identify areas that require priority intervention to improve access and quality of healthcare. This study aims to map the levels of *unmet needs* for healthcare services in 34 provinces in Indonesia between 2015 and 2022 using the K-Means clustering algorithm. The data for *unmet needs* was analyzed and evaluated using the Davies-Bouldin index to determine the optimal number of clusters. The analysis resulted in 3 optimal clusters of provinces based on *unmet need* levels. Cluster 1 (DKI Jakarta, Bali, Papua) has the lowest average *unmet need* of 2.47%. Cluster 2 (several provinces in Java and Kalimantan) has a moderate average *unmet need* of 5.46%. Cluster 3 (most provinces outside Java) is the group with the highest *unmet need*, averaging 7.35%. Generally, provinces outside of Java tend to be clusters with high *unmet needs*, highlighting challenges in accessibility to healthcare. The results of this K-Means mapping can serve as a reference in formulating recommendations to improve access and quality of healthcare services in priority provinces based on levels of *unmet needs*.

**Keywords:** Mapping; Spatial; *unmet need*; health; Indonesia

### 1. PENDAHULUAN

Pemetaan spasial kebutuhan pelayanan kesehatan yang belum terpenuhi merupakan langkah penting karena berfungsi sebagai alat dalam mengidentifikasi area-area yang memerlukan intervensi khusus untuk meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan. Melalui visualisasi distribusi *unmet need* di suatu daerah, kita dapat memahami skala prioritas kebutuhan masyarakat di daerah tersebut terkait layanan kesehatan. Ini menjadi informasi berharga bagi pihak pemerintah, penyelenggara layanan kesehatan, dan pemangku kepentingan lainnya, sehingga memungkinkan mereka untuk merumuskan dan melaksanakan rencana, program, serta strategi yang tepat guna dalam meningkatkan aksesibilitas dan standar pelayanan kesehatan di area yang bersangkutan.

*Unmet need* dalam konteks kesehatan mengacu pada kondisi di mana seseorang atau sekelompok orang tidak mendapatkan layanan kesehatan yang seharusnya mereka dapatkan atau hanya menerima layanan yang tidak sesuai standar [1]. Beberapa faktor yang dapat menyebabkan terjadinya *unmet need* antara lain terbatasnya akses terhadap fasilitas kesehatan, tidak adanya fasilitas kesehatan yang memenuhi standar, biaya perawatan yang tidak terjangkau, adanya stigma sosial terkait kondisi atau penyakit tertentu, serta rendahnya kesadaran dan informasi mengenai kesehatan dan pelayanan yang ada [2]. Konsekuensi dari *unmet need* ini bukan hanya berdampak pada kesehatan individu, tetapi juga mempengaruhi kualitas hidup keluarga dan bahkan dinamika masyarakat secara luas. Dengan memahami hal ini, sangatlah esensial untuk menggali lebih dalam faktor-faktor pemicu *unmet need* serta merancang solusi yang dapat meningkatkan aksesibilitas dan kualitas layanan kesehatan bagi semua lapisan masyarakat [3].

Pemetaan spasial kebutuhan pelayanan kesehatan yang belum terpenuhi merupakan alat penting untuk menyoroti area yang memerlukan intervensi khusus dalam meningkatkan kualitas dan akses pelayanan kesehatan. Salah satu pendekatan yang efektif dalam melakukan pemetaan jenis ini adalah dengan menggunakan algoritma K-Means [4]. Algoritma ini memungkinkan pengelompokan data kebutuhan pelayanan kesehatan berdasarkan kesamaan lokasi geografis, sehingga memberikan gambaran yang jelas tentang sebaran *unmet need* di berbagai wilayah. Dengan mendapatkan visualisasi distribusi *unmet need* secara geografis, stakeholders dapat memperoleh pemahaman yang mendalam mengenai area mana yang memiliki kebutuhan pelayanan kesehatan yang paling mendesak. Informasi ini vital bagi pemerintah, penyelenggara layanan kesehatan, dan pemangku kepentingan lainnya dalam merumuskan dan melaksanakan strategi yang tepat guna, dengan tujuan meningkatkan akses dan kualitas pelayanan kesehatan bagi masyarakat di wilayah-wilayah yang bersangkutan.

Dalam kerangka nasional Indonesia, pemetaan spasial terhadap kebutuhan pelayanan kesehatan yang belum terpenuhi memainkan peran penting, terutama dalam mengenali daerah-daerah terpencil dan dengan aksesibilitas rendah yang memerlukan upaya khusus untuk meningkatkan akses dan mutu pelayanan kesehatan. Negara yang terdiri dari ribuan

pulau ini memiliki tantangan unik dalam distribusi layanan kesehatan yang merata. Pemetaan ini, oleh karena itu, menjadi instrumen kunci dalam merancang intervensi yang tepat sasaran. Lebih lanjut, pemetaan tersebut turut mendukung misi Indonesia dalam mencapai target *Sustainable Development Goals* (SDGs) [5]. Khususnya pada target 3 dan 8, yang berfokus pada pencapaian akses universal ke layanan kesehatan yang berkualitas, pemetaan ini menjadi panduan penting dalam merumuskan strategi dan kebijakan yang mendukung pencapaian target tersebut.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi distribusi spasial *unmet need* pelayanan kesehatan di provinsi-provinsi di Indonesia dan memetakan wilayah yang memiliki tingkat *unmet need* yang tinggi dan rendah menggunakan algoritma K-Means. Pendekatan pemecahan masalah dilakukan dengan pengumpulan data dari sumber sekunder, seperti data Badan Pusat Statistik (BPS) dan data Kementerian Kesehatan. Selanjutnya, data ini akan dianalisis menggunakan algoritma K-Means untuk mengelompokkan wilayah-wilayah dengan tingkat *unmet need* yang serupa berdasarkan lokasi geografis. Pemetaan hasil analisis akan dilakukan menggunakan software pemetaan geografis (Quantum GIS) [6]. Penelitian terkait dengan studi pemetaan spasial *unmet need* pelayanan kesehatan belum banyak dilakukan di Indonesia. Penelitian Saputri et al. (2021) memetakan cakupan pengguna KB aktif dan *Unmet Need* di Kabupaten Ponorogo [7]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat 4 kecamatan yang memiliki cakupan pengguna keluarga berencana aktif di bawah capaian Kabupaten Ponorogo dan terdapat 9 kecamatan dengan prevalensi *unmet need* diatas capaian Kabupaten Ponorogo.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan pemahaman tentang distribusi spasial *unmet need* pelayanan kesehatan di Indonesia dan dapat menjadi dasar dalam pengembangan strategi untuk meningkatkan akses dan kualitas pelayanan kesehatan di wilayah-wilayah dengan tingkat *unmet need* yang tinggi. Selain itu, penelitian ini juga dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metodologi pemetaan *unmet need* pelayanan kesehatan menggunakan algoritma K-Means.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Algoritma K-Means

Algoritma K-Means adalah salah satu teknik klusterisasi paling populer yang digunakan dalam analisis data. Keunggulannya terletak pada kemampuannya untuk mengelompokkan data ke dalam kumpulan-kumpulan yang homogen berdasarkan fitur-fitur tertentu. Berkat fleksibilitas dan efisiensinya, K-Means telah menemukan aplikasinya di berbagai sektor, mulai dari pemasaran hingga bioinformatika. Dalam lingkungan akademik, ada upaya konstan untuk meningkatkan dan memodifikasi kerangka kerja dasar K-Means untuk menjadikannya lebih efisien dan sesuai dengan jenis data atau masalah tertentu. Beberapa varian K-Means telah dikembangkan untuk menangani kekurangan algoritma asli, seperti sensitivitas terhadap inisialisasi sentroid awal atau ketidakmampuan untuk menangani kluster dengan bentuk non-bulat [8], [9].

Mengingat K-Means berasal dari paradigma pembelajaran tanpa pengawasan, algoritma ini tidak memerlukan label awal untuk data yang sedang dianalisis. Hal ini membuatnya menjadi alat yang sangat berharga, terutama ketika label tidak tersedia atau mahal untuk diperoleh. Dalam pengenalan pola dan pembelajaran mesin, K-Means telah digunakan untuk mengidentifikasi pola-pola tersembunyi dalam data atau untuk mengurangi dimensi data sebelum diterapkan ke algoritma lain. Namun, ada aspek penting yang harus disadari dalam menggunakan algoritma K-Means, jumlah kluster yang ditentukan saat memulai iterasi algoritma tetap tidak berubah, baik itu diterapkan dalam konteks pembelajaran yang diawasi atau tanpa pengawasan. Ini mengimplikasikan bahwa K-Means bukanlah solusi yang sepenuhnya otomatis untuk pengelompokan data. Sebagai gantinya, keputusan tentang berapa banyak kluster yang harus digunakan sering kali memerlukan pertimbangan dan penilaian manusia. Faktor ini menekankan peran krusial dari kebijaksanaan dan penilaian manusia dalam memastikan efektivitas dan keakuratan klusterisasi data [10].

Algoritma K-Means adalah teknik klusterisasi yang mengedepankan pendekatan iteratif dalam mengelompokkan data. Salah satu keunggulan dari K-Means adalah kesederhanaan dan aksesibilitasnya, yang memudahkan bagi pengguna dari berbagai latar belakang untuk memahaminya dan mengaplikasikannya. Salah satu komponen kunci dari algoritma ini adalah perhitungan jarak rata-rata antara titik-titik data dan sentroid kluster. Ini adalah elemen sentral yang memandu proses iterasi algoritma. Menggunakan metrik jarak yang telah ditentukan, algoritma ini menghitung jarak antara setiap titik data dan sentroid kluster, dan berdasarkan perhitungan tersebut, titik data dikelompokkan ke dalam kluster yang paling dekat dengan sentroidnya. Jumlah kluster, yang biasa disebut dengan  $K$ , adalah parameter input yang harus ditentukan sebelum algoritma dijalankan. Berdasarkan nilai  $K$  ini, sentroid awal dipilih dari dataset. Dalam banyak implementasi, pemilihan sentroid awal ini dilakukan secara acak, meskipun ada beberapa strategi lain yang dapat digunakan untuk inisialisasi. [11]–[13].

Dalam analisis data, salah satu tantangan utama adalah mengukur seberapa mirip satu data dengan yang lain, terutama dalam ruang multidimensi. Pada set data  $X$  dengan  $n$  titik data multidimensi, kita perlu metode untuk mengukur kesamaan antara titik-titik data. Dalam konteks algoritma klusterisasi seperti K-Means, konsep kesamaan ini dinyatakan dalam bentuk jarak geometris antara titik-titik data dan sentroid kluster. Pemilihan untuk menggunakan jarak geometris bukanlah keputusan yang dibuat dengan sembarangan. Banyak metrik kesamaan lainnya telah dipertimbangkan, namun jarak geometris dianggap sebagai pilihan yang paling sesuai karena sifat intrinsiknya dalam menggambarkan kesamaan dalam ruang multidimensi. [14]–[16].

$$d = \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^n \| (x_i - u_k) \|^2 \quad (1)$$

Dalam persamaan yang diberikan, variabel  $k$  menggambarkan konsep tentang jumlah total pusat kluster. Sementara itu,  $uk$  mengacu pada indeks yang diberikan kepada pusat kluster ke-  $k$ , dan  $x_i$  adalah indeks yang diberikan kepada titik data ke-  $i$  dalam kumpulan data. Penting untuk dicatat bahwa dalam konteks ini,  $k$  hanya dapat memiliki nilai bilangan bulat positif, sesuai dengan interpretasi jumlah kluster yang ingin dihasilkan. Dalam kasus ini, terdapat metode khusus yang dapat diterapkan untuk mengatasi bagaimana  $uk$  diidentifikasi sebagai pusat kluster. Salah satu metode yang umum digunakan adalah dengan menginisialisasi pusat kluster secara acak dari titik-titik data dalam kumpulan. Pendekatan lain yang digunakan adalah dengan memilih titik-titik data tertentu sebagai pusat kluster awal, seperti titik-titik data yang memiliki karakteristik yang signifikan.

Namun, pemilihan metode inisialisasi yang sesuai dapat mempengaruhi konvergensi dan hasil akhir dari algoritma K-Means. Beberapa pendekatan inisialisasi juga dapat lebih sensitif terhadap titik-titik data outlier. Karena itu, pemilihan metode yang tepat untuk mengidentifikasi pusat kluster merupakan tahap penting dalam penerapan algoritma K-Means..

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial u_k} &= \frac{\partial}{\partial u_k} \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^n (x_i - u_k)^2 \\ &= \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial u_k} (x_i - u_k)^2 \\ &= \sum_{i=1}^n 2(x_i - u_k) \end{aligned} \quad (2)$$

Dalam algoritma ini, langkah awalnya adalah menetapkan  $k$  titik sebagai pusat dari  $k$  kelompok awal. Konsep di balik penggunaan algoritma ini didasarkan pada pemilihan titik-titik acak dari sekumpulan titik sampel. Proses dimulai dengan mengategorikan setiap titik sampel ke dalam kelompok yang memiliki pusat paling dekat dengan titik tersebut. Dalam tahap ini, titik pusat mewakili titik-titik tengah yang dianalisis dalam prosedur ini. Setelah tahap inisialisasi, kita menghitung ulang koordinat spasial yang mewakili pusat dari setiap kelompok. Ini dilakukan dengan menghitung rata-rata aritmetika dari semua titik sampel dalam kelompok yang sama.

Proses ini berulang kembali, mengikuti jejak sebelumnya, hingga titik-titik pusat kelompok stabil. Stabilitas ini dicapai saat tidak ada perubahan signifikan dalam pusat kelompok atau ketika jumlah iterasi maksimal yang ditentukan telah habis, tergantung pada apa yang terjadi lebih awal. Dalam esensi, algoritma ini mencoba untuk meminimalkan perbedaan antara titik-titik data dalam satu kelompok dengan menggerakkan pusat kelompok menuju pusat sejati dari kelompok tersebut. Dengan setiap iterasi, algoritma mengatur kembali pusat-pusat ini, berharap untuk mencapai keseimbangan yang lebih baik dalam pengelompokan data. Proses ini terus berlanjut hingga stabilitas atau batas iterasi tercapai.

## 2.2 RapidMiner

RapidMiner merupakan salah satu platform yang sangat populer dan digunakan secara luas di seluruh dunia. Platform ini menyediakan kerangka kerja untuk melakukan penambangan data, dan memiliki sifat open-source yang memungkinkan pengguna untuk mengakses dan memodifikasinya sesuai kebutuhan. Proyek RapidMiner pertama kali direncanakan di Universitas Dortmund pada tahun 2001. Namun, pada tahun 2007, perkembangan dan pengembangan platform ini diambil alih oleh perusahaan Rapid-I GmbH, yang mempercepat pengembangan platform tersebut. RapidMiner memiliki berbagai fitur yang kuat, termasuk kemampuan untuk mengintegrasikan, mengelola, dan menganalisis berbagai jenis data. Platform ini juga dilengkapi dengan alat visualisasi yang memungkinkan pengguna untuk dengan mudah memahami dan menggambarkan hasil analisis data. Dalam beberapa tahun terakhir, RapidMiner telah menjadi alat yang sangat populer dalam komunitas penambangan data dan analisis data, membantu para profesional dan peneliti dalam mengatasi tantangan analisis data yang kompleks. [17].

Pengaruh RapidMiner melebar lebih dari sekadar lingkungan komersial, memasuki ranah akademik dengan dukungan luas dari berbagai institusi pendidikan dan para akademisi. Keberadaan platform ini diperkuat oleh warisan akademik yang kaya, menjadikannya alat yang penting bagi para sarjana dari berbagai disiplin ilmu. RapidMiner telah menjadi alat yang tak terelakkan bagi para peneliti dalam berbagai bidang akademis. RapidMiner menjadi pilihan utama bagi para peneliti komputer, ahli statistik, dan matematikawan. Sebagai perangkat yang komprehensif dan serbaguna, platform ini ideal untuk menyelidiki kompleksitas pembelajaran mesin, metodologi statistik, dan penambangan data. Tidak hanya itu, utilitasnya mencakup beragam wilayah lainnya juga. RapidMiner muncul sebagai fasilitator yang kuat, membantu dalam menerapkan jalur penelitian baru dan analisis perbandingan. Platform ini menawarkan antarmuka yang mudah dimengerti, memungkinkan para peneliti untuk merancang dan menerapkan paradigma dan metodologi penelitian yang baru. Dengan demikian, RapidMiner tidak hanya berfungsi sebagai alat analisis data yang efektif, tetapi juga sebagai alat pendidikan

yang bernilai bagi para sarjana dalam eksplorasi dan pemahaman tentang konsep-konsep berat di dalam dunia penelitian akademis. [18].

### 2.3 Quantum GIS

Sistem Informasi Geografis (GIS) adalah suatu kerangka kerja yang komprehensif yang memungkinkan pengelolaan seluruh tahapan dalam pengolahan data yang berkaitan dengan lokasi geografis tertentu. Ini mencakup penyimpanan, pengambilan, pengolahan, dan visualisasi data dengan referensi geografis yang tepat. Istilah "geografis" di sini merujuk pada sifat data yang terkait dengan lokasi tertentu, yang bisa berupa titik, garis, area, atau atribut lainnya. Dalam hal ini, data diberi referensi geografis yang akurat sehingga dapat dihubungkan dengan lokasi geografis nyata. Salah satu aspek penting dari GIS adalah kemampuannya untuk melakukan berbagai operasi yang kompleks terkait dengan data georeferensi. Ini mencakup operasi administratif, seperti pengelolaan batas administratif dan wilayah; operasi pemrosesan data, seperti analisis spasial dan pengolahan citra satelit; dan penggunaan data digital yang memiliki referensi geografis yang akurat.

Dalam esensinya, GIS adalah alat yang kuat untuk menganalisis dan memahami data berdasarkan lokasi geografisnya. Ini tidak hanya menggambarkan informasi visual dalam bentuk peta, tetapi juga memungkinkan untuk mengungkap pola, hubungan, dan tren yang tersembunyi dalam data geospasial. Dalam berbagai bidang, seperti perencanaan perkotaan, pemantauan lingkungan, manajemen bencana, dan analisis pasar, GIS telah menjadi instrumen penting dalam mengambil keputusan yang lebih informasi dan berbasis lokasi [19], [20]. Konseptualisasi dan arsitektur Sistem Informasi Geografis (GIS) memadukan elemen dari penelitian kualitatif yang dijaga melalui pendekatan metodologi penelitian deskriptif [21], [22]. Dalam konteks penelitian ini, Quantum GIS, yang juga dikenal sebagai QGIS, mendapatkan peran yang signifikan sebagai alat bantu penting untuk pemrosesan dan pengelompokan data terkait dengan kebutuhan pelayanan kesehatan yang belum terpenuhi di Indonesia [23].

### 2.4 Dataset

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis mendalam terhadap data terkait dengan unmet need dalam pelayanan kesehatan di Indonesia dari tahun 2015 hingga 2020. Pendekatan ini melibatkan evaluasi teliti terhadap data yang ada untuk memahami sejauh mana kebutuhan pelayanan kesehatan yang belum terpenuhi. Dalam kerangka visualisasi data, RapidMiner dipergunakan secara strategis dengan menerapkan metodologi pengelompokan. Hasil temuan yang komprehensif dari analisis ini disajikan dalam Tabel 1, yang mencakup baik data mentah yang belum diolah maupun hasil-hasil setelah melewati prosedur pengolahan yang telah ditetapkan.

**Tabel 1.** Unmet Need Pelayanan Kesehatan Menurut Provinsi (Persen), 2020-2022

Provinsi	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Aceh	3.09	2.86	3.62	4.53	4.36	4.33	4.29	6.83
Sumatera Utara	3.16	3.47	4.19	3.80	4.23	4.75	3.83	5.96
Sumatera Barat	3.49	3.19	4.22	3.31	3.28	4.13	3.26	4.31
Riau	5.15	5.36	6.25	6.11	4.86	4.63	3.20	5.82
Jambi	4.57	4.66	4.62	4.66	4.57	4.48	3.85	6.56
Sumatera Selatan	4.33	3.60	4.65	4.05	5.14	5.36	3.32	4.70
Bengkulu	5.52	4.92	4.58	5.65	5.33	5.14	4.49	6.06
Lampung	5.49	4.03	5.64	5.27	5.47	5.42	3.89	7.33
Kep. Bangka Belitung	3.26	3.76	3.57	3.99	3.69	4.31	3.36	6.03
Kep. Riau	3.12	3.10	3.88	3.46	3.05	2.61	2.25	3.96
Dki Jakarta	3.40	3.08	3.56	3.20	2.81	3.93	2.61	1.56
Jawa Barat	4.01	4.40	5.12	4.69	5.38	5.87	3.86	6.62
Jawa Tengah	4.71	4.44	5.26	4.84	5.10	5.83	8.28	6.61
Di Yogyakarta	4.61	4.41	4.37	4.31	4.61	3.90	3.02	7.48
Jawa Timur	5.24	4.11	5.75	4.74	5.10	5.28	6.75	6.20
Banten	4.45	4.22	4.74	5.98	6.97	7.00	4.29	5.34
Bali	4.35	3.44	4.36	3.19	2.96	2.96	2.42	2.75
Nusa Tenggara Barat	6.06	6.49	6.44	7.31	7.37	7.68	8.49	9.98
Nusa Tenggara Timur	7.00	6.06	7.66	8.09	7.79	7.03	7.37	7.22
Kalimantan Barat	4.91	4.74	6.01	5.72	5.55	5.93	4.48	6.44
Kalimantan Tengah	6.05	5.62	7.11	6.76	6.84	6.06	4.18	5.18
Kalimantan Selatan	7.80	6.35	6.41	5.51	6.70	6.55	6.46	5.40
Kalimantan Timur	2.99	3.41	4.18	4.04	3.85	3.39	2.61	5.34
Kalimantan Utara	3.14	3.20	7.55	4.81	3.76	4.62	3.73	8.90
Sulawesi Utara	4.55	4.58	5.44	5.46	4.73	4.68	3.19	4.93
Sulawesi Tengah	7.85	7.06	9.32	8.57	8.67	7.52	6.25	7.93
Sulawesi Selatan	5.15	4.53	5.51	5.49	5.80	5.66	4.22	7.15
Sulawesi Tenggara	8.21	7.89	7.52	7.58	7.34	8.54	7.59	10.21

Gorontalo	8.51	6.23	8.81	7.46	7.89	6.03	6.45	8.89
Sulawesi Barat	7.16	6.20	6.78	5.93	6.36	6.84	6.98	8.50
Maluku	5.37	5.05	6.28	5.57	5.18	4.38	4.45	4.11
Maluku Utara	4.68	3.67	5.05	5.50	4.39	4.77	5.41	5.19
Papua Barat	3.92	4.01	5.46	4.33	4.19	3.33	2.78	4.14
Papua	2.78	2.63	3.28	3.01	2.41	2.70	2.95	2.16

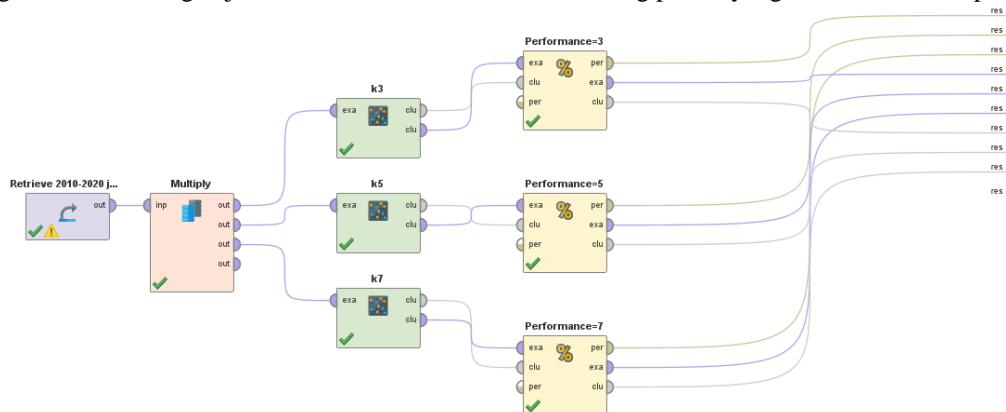
Dengan menggunakan rentang waktu dari tahun 2015 hingga 2020, penelitian ini berusaha untuk memberikan wawasan mendalam tentang bagaimana unmet need dalam pelayanan kesehatan telah berkembang dalam periode tersebut. Proses analisis melibatkan langkah-langkah seperti pengumpulan data, pengolahan data mentah, dan penerapan teknik pengelompokan menggunakan RapidMiner. Hasil analisis kemudian diorganisir dengan rapi dalam Tabel 1, yang mencakup semua informasi yang ditemukan, termasuk data awal, data yang telah diolah, dan kesimpulan dari pengelompokan. Dengan menggunakan kombinasi antara metodologi analisis dan alat bantu seperti RapidMiner, penelitian ini dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang permasalahan unmet need dalam pelayanan kesehatan di Indonesia. Tabel 1 berfungsi sebagai sumber informasi yang komprehensif dan terstruktur, yang memungkinkan pembaca untuk memahami temuan dengan jelas dan mudah.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data *unmet need* pelayanan kesehatan di 34 provinsi Indonesia dari tahun 2015 hingga 2022 (Tabel 1) dianalisis dengan menggunakan algoritma klusterisasi K-Means untuk pengelompokan provinsi berdasarkan tingkat *unmet need*. Menentukan jumlah kluster yang optimal adalah langkah fundamental sebelum menerapkan algoritma klusterisasi K-Means. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa hasil klusterisasi yang diperoleh adalah yang paling akurat dan bermakna secara statistik. Salah satu pendekatan umum yang digunakan adalah dengan mengevaluasi nilai Indeks Davies-Bouldin untuk berbagai pilihan jumlah kluster ( $k$ ). Indeks Davies-Bouldin mempertimbangkan perbandingan keragaman dalam kluster dan jarak antar kluster. Nilai indeks yang rendah menunjukkan bahwa pemisahan antar kluster cukup jauh dan anggota dalam kluster cukup kompak. Dengan menguji nilai indeks untuk nilai  $k$  yang berbeda-beda, kita dapat menentukan berapa jumlah kluster yang menghasilkan Indeks Davies-Bouldin terendah, yang berarti merupakan jumlah kluster optimal.

Gambar 2 menggambarkan representasi visual dari proses pemetaan yang akurat, yang dijalankan menggunakan RapidMiner. Gambar ini secara spesifik mengilustrasikan bagaimana metode pembacaan data dari file Excel digunakan secara efektif untuk memasukkan data sesuai dengan informasi penting yang diuraikan dalam Tabel 1. Salah satu komponen utama dari analisis ini adalah penerapan model K-Means, yang bertujuan untuk melakukan pemetaan spasial terhadap *unmet need* dalam pelayanan kesehatan di Indonesia. Dalam proses ini, data yang relevan dan diperoleh dari tahun 2015 hingga 2020 diimpor dari file Excel menggunakan fungsi pembacaan data RapidMiner. Data ini kemudian diolah dan disiapkan untuk analisis lebih lanjut. Model K-Means, yang merupakan teknik pengelompokan yang kuat, diterapkan pada data ini. Tujuan utamanya adalah mengelompokkan wilayah-wilayah dengan tingkat *unmet need* yang serupa, sehingga pemetaan spasial yang akurat dapat dihasilkan.

Dalam konteks Gambar 2, aliran kerja yang jelas ditampilkan. Ini mencakup langkah-langkah dari impor data awal hingga analisis K-Means dan pembentukan kelompok. Representasi visual ini membantu dalam memahami bagaimana RapidMiner digunakan untuk memproses data dan menghasilkan pemetaan yang informatif tentang distribusi spasial *unmet need* dalam pelayanan kesehatan di Indonesia. Gambar ini juga memungkinkan pembaca untuk menggambarkan langkah-langkah analisis dengan jelas dan memberikan wawasan tentang proses yang dilakukan dalam penelitian ini..



**Gambar 2.** Tiga kluster yang berbeda dipetakan dengan pemodelan RapidMiner

Tabel 2 menyajikan hasil perhitungan nilai Indeks Davies-Bouldin untuk berbagai pilihan jumlah kluster (k) pada data unmet need pelayanan kesehatan di provinsi-provinsi Indonesia. Indeks Davies-Bouldin digunakan untuk mengevaluasi validitas klusterisasi dengan mempertimbangkan rasio keterpisahan antar kluster dan variasi di dalam kluster. Secara umum, nilai Indeks Davies-Bouldin yang rendah mengindikasikan bahwa kluster-kluster hasil analisis terpisah dengan baik dan anggotanya kompak/mirip satu sama lain. Oleh karena itu, nilai indeks terendah menunjukkan jumlah kluster yang paling optimal.

**Tabel 2.** Nilai Indeks Davies-Bouldin

k (Jumlah Kluster)	Indeks Davies-Bouldin
2	1.732
3	1.248
4	1.521
5	2.039
6	2.276

Berdasarkan Tabel 2, nilai Indeks Davies-Bouldin terendah diperoleh pada k=3, yaitu sebesar 1.248. Hal ini mengindikasikan bahwa klusterisasi dengan 3 kluster menghasilkan pemisahan kluster yang paling baik ditinjau dari segi jarak antar kluster dan variasi di dalam kluster. Nilai indeks meningkat untuk k yang lebih besar, yang menunjukkan penurunan kualitas klusterisasi jika jumlah klusternya ditambah. Dengan demikian, hasil evaluasi Indeks Davies-Bouldin ini secara objektif menunjukkan bahwa jumlah kluster yang paling optimal untuk analisis K-Means pada data ini adalah 3 kluster. Penentuan parameter ini penting agar hasil klusterisasi valid, bermakna, dan dapat diinterpretasikan dengan tepat.

**Tabel 3.** Kluster Provinsi berdasarkan Tingkat Unmet Need Pelayanan Kesehatan

Provinsi	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
Aceh			√
Sumatera Utara		√	
Sumatera Barat			√
Riau		√	
Jambi			√
Sumatera Selatan			√
Bengkulu			√
Lampung			√
Kep. Bangka Belitung		√	
Kep. Riau		√	
DKI Jakarta	√		
Jawa Barat		√	
Jawa Tengah			√
Di Yogyakarta		√	
Jawa Timur			√
Banten		√	
Bali	√		
Nusa Tenggara Barat			√
Nusa Tenggara Timur			√
Kalimantan Barat			√
Kalimantan Tengah			√
Kalimantan Selatan			√
Kalimantan Timur		√	
Kalimantan Utara			√
Sulawesi Utara			√
Sulawesi Tengah			√
Sulawesi Selatan			√
Sulawesi Tenggara			√
Gorontalo			√
Sulawesi Barat			√
Maluku			√
Maluku Utara			√
Papua Barat			√
Papua	√		



**Gambar 2.** Visualisasi Tiga klaster berdasarkan Tingkat Unmet Need Pelayanan Kesehatan

Gambar 2 menunjukkan hasil klasterisasi K-Means pada data unmet need provinsi Indonesia secara keseluruhan menunjukkan keberhasilan algoritma dalam mengelompokkan provinsi ke dalam klaster-klaster yang memiliki karakteristik tingkat unmet need yang serupa dan dapat dijelaskan maknanya. Klaster pertama, yang terdiri dari DKI Jakarta, Bali, dan Papua, merupakan kelompok dengan tingkat unmet need paling rendah, dengan rata-rata hanya 2,47% di tahun 2022. Provinsi-provinsi di klaster ini cenderung memiliki aksesibilitas pelayanan kesehatan yang relatif lebih baik dibandingkan provinsi lainnya. Klaster kedua mengelompokkan 8 provinsi dengan tingkat unmet need sedang, rata-rata sebesar 5,46% di tahun 2022. Provinsi-provinsi ini sebagian besar berada di Pulau Jawa dan Kalimantan. Meskipun aksesibilitas pelayanan kesehatan di klaster ini lebih rendah dibanding klaster pertama, namun masih lebih baik dari klaster ketiga. Klaster ketiga merupakan kelompok dengan tingkat unmet need tertinggi, mencakup 21 provinsi dengan rata-rata unmet need sebesar 7,35% di 2022. Sebagian besar anggota klaster ini berlokasi di luar Pulau Jawa, yang memang diketahui memiliki tantangan geografis dalam hal akses pelayanan kesehatan. Pola spasial klaster-klaster ini sesuai dengan karakteristik dan tren data historis unmet need di setiap provinsi.

Secara keseluruhan, hasil klasterisasi menunjukkan K-Means mampu secara efektif mengelompokkan provinsi berdasarkan tingkat kesamaan dalam unmet need pelayanan kesehatan. Klaster yang terbentuk memiliki interpretasi yang jelas dan bermakna secara geografis. Hal ini mengindikasikan keberhasilan metode klasterisasi yang diterapkan dalam menghasilkan pengelompokan yang akurat dan berguna untuk analisis lebih lanjut.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk memetakan tingkat unmet need pelayanan kesehatan di provinsi-provinsi Indonesia menggunakan algoritma klasterisasi K-Means. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode K-Means telah berhasil mengklaster provinsi ke dalam kelompok-kelompok yang memiliki tingkat kesamaan unmet need. Evaluasi menyeluruh terhadap Indeks Davies-Bouldin menunjukkan bahwa jumlah klaster yang paling optimal adalah 3 klaster. Klaster pertama mencakup provinsi-provinsi dengan rata-rata tingkat unmet need terendah sebesar 2,47% di tahun 2022. Klaster kedua terdiri dari provinsi-provinsi dengan tingkat unmet need sedang sebesar 5,46%. Sementara klaster ketiga meliputi provinsi-provinsi dengan tingkat unmet need tertinggi yaitu rata-rata 7,35%. Secara geografis, sebagian besar provinsi di luar Pulau Jawa berada di klaster ketiga dengan unmet need tinggi. Sebaliknya, provinsi-provinsi di Pulau Jawa umumnya masuk ke klaster kedua dengan unmet need sedang. Pola spasial ini sejalan dengan kondisi aksesibilitas pelayanan kesehatan yang lebih rendah di luar Jawa dibandingkan di Jawa. Dengan demikian, hasil klasterisasi telah berhasil memetakan provinsi ke dalam kelompok-kelompok yang memiliki tingkat kesamaan unmet need dan interpretasi spasial yang jelas. Pemetaan ini dapat digunakan sebagai acuan dalam merumuskan rekomendasi strategis untuk meningkatkan akses dan kualitas layanan kesehatan di provinsi-provinsi dengan prioritas tinggi berdasarkan tingkat unmet need yang dipetakan melalui klasterisasi. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan memperluas cakupan pemetaan hingga tingkat kabupaten/kota untuk investigasi lebih rinci terkait distribusi spasial unmet need pelayanan kesehatan di Indonesia..

## REFERENCES

- [1] R. Utami and N. Nasution, "Unmet Need Keluarga Berencana Di Provinsi Kepulauan Riau Berdasarkan Data SDKI 2017," *BEST Journal (Biology Education, Sains and Technology)*, vol. 3, no. 1, 2020, doi: 10.30743/best.v3i1.2468.
- [2] N. Chong, I. Akobirshoev, J. Caldwell, H. S. Kaye, and M. Mitra, "The relationship between unmet need for home and community-based services and health and community living outcomes," *Disabil Health J*, vol. 15, no. 2, 2022, doi: 10.1016/j.dhjo.2021.101222.

- [3] M. Ghafari, T. Nadi, S. Bahadivand-Chegini, and A. Doosti-Irani, "Global prevalence of unmet need for mental health care among adolescents: A systematic review and meta-analysis," *Archives of Psychiatric Nursing*, vol. 36, 2022. doi: 10.1016/j.apnu.2021.10.008.
- [4] K. P. Sinaga and M. S. Yang, "Unsupervised K-means clustering algorithm," *IEEE Access*, vol. 8, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2988796.
- [5] Y. A. Fatimah, K. Govindan, R. Murniningsih, and A. Setiawan, "Industry 4.0 based sustainable circular economy approach for smart waste management system to achieve sustainable development goals: A case study of Indonesia," *J Clean Prod*, vol. 269, p. 122263, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2020.122263.
- [6] J. Choudhary, A. Ohri, and B. Kumar, "Identification of Road Accidents Hot Spots in Varanasi using QGIS," in *Open Source GIS: Opportunities and Challenges*, 2015, pp. 7–13.
- [7] Bella Dwi Saputri and Diah Indriani, "Pemetaan Cakupan Pengguna KB Aktif Dan Unmet Need Di Kabupaten Ponorogo Tahun 2021," *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika*, vol. 15, no. 1, 2022, doi: 10.36456/jstat.vol15.no1.a5446.
- [8] I. Shaik, S. S. Nittela, T. Hiwarkar, and S. Nalla, "K-means clustering algorithm based on E-commerce big data," *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 8, no. 11, 2019, doi: 10.35940/ijitee.K2121.0981119.
- [9] C. Yuan and H. Yang, "Research on K-Value Selection Method of K-Means Clustering Algorithm," *J Multidisciplinary Scientific Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 226–235, Jun. 2019, doi: 10.3390/j2020016.
- [10] R. Watrionthos, R. Handayani, A. F. P. Akhir, A. Ambiyar, and U. Verawardina, "Penerapan Algoritma K-Means Pada Pemetaan Kemampuan Penggunaan Teknologi Informasi Remaja dan Dewasadi Indonesia," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 1, Nov. 2022.
- [11] F. P. Dewi, P. S. Aryni, and Y. Umaidah, "Implementasi Algoritma K-Means Clustering Seleksi Siswa Berprestasi Berdasarkan Keaktifan dalam Proses Pembelajaran," *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, vol. 7, no. 2, pp. 111–121, Jul. 2022, doi: 10.14421/jiska.2022.7.2.111-121.
- [12] F. Nur, M. Zarlis, and B. B. Nasution, "Penerapan Algoritma K-Means Pada Siswa Baru Sekolah Menengah Kejuruan Untuk Clustering Jurusan," *InfoTekJar: Jurnal Nasional ...*, 2017, [Online]. Available: <https://jurnal.uisu.ac.id/index.php/infotekjar/article/view/70>
- [13] I. Kurniawan and A. Susanto, "Implementasi Metode K-Means dan Naïve Bayes Classifier untuk Analisis Sentimen Pemilihan Presiden (Pilpres) 2019," *Eksplora Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, Sep. 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.237.
- [14] Qomariyah and M. U. Siregar, "Comparative Study of K-Means Clustering Algorithm and K-Medoids Clustering in Student Data Clustering," *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, vol. 7, no. 2, pp. 91–99, Jul. 2022, doi: 10.14421/jiska.2022.7.2.91-99.
- [15] S. R. Munthe, S. Suryadi, and ..., "Algoritma K-Means Untuk Analisis Presepsi Masyarakat Labuhanbatu Dalam Promosi Produk Berbasis Digital Pasca COVID-19," *U-NET Jurnal ...*, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.univalabuhanbatu.ac.id/index.php/u-net/article/view/346>
- [16] E. Kartikadarma, S. Jumini, N. B. H. Ismail, and ..., "Educational Data Mining to Improve Decision Support on the Ratio of students and Study Groups in Elementary Schools in Indonesia using K-Means Method.," *Ilkogretim ...*, 2021, [Online]. Available: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=13053515&AN=150153727&h=KZBWkxTSzOwdMGGIH4O%2FJVnCGAi5ddgp5e7DFjomzmWCXdsVS4BVgJKzdCS0donDlo7%2BMKK12EevHXK9XuTg%3D%3D&crl=c>
- [17] S. Land and S. Fischer, *RapidMiner 5: RapidMiner in academic use*. Rapid-I GmbH, 2012.
- [18] Ainurrohman, "Akurasi Algoritma Klasifikasi pada Software Rapidminer dan Weka," *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 4, 2021.
- [19] J. Karman, H. Mulyono, and A. Taqwa Martadinata, "Sistem Informasi Geografis Berbasis Android Studi Kasus Aplikasi SIG Pariwisata," *Deepublish*. 2019.
- [20] J. Karman and H. Mulyono, "Perancangan Sistem Informasi Geografis Lokasi Objek Wisata Di Kota Lubuklinggau Berbasis Android," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, vol. 3, no. 2, 2019, doi: 10.30645/j-sakti.v3i2.160.
- [21] A. Riansyah, D. Kurniadi, I. Widiastuti, and ..., "Sistem Informasi Geografis Untuk Pemetaan Lokasi Dan Bidang Kompetensi Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) Di Kota Tegal," *TRANSISTOR Elektro ...*, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.unissula.ac.id/index.php/EI/article/view/3025>
- [22] K. Hamdi, "Analisis Data Sistem Informasi Geografis Rumah Tidak Layak Huni (RTLH) Menggunakan Metode Fuzzy Logic," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1179 – 1189–1179 – 1189, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i6.2658.
- [23] R. E. P. Putera, F. Ramdani, and ..., "Evaluasi Tampilan Antarmuka QGIS dan MapWindow dengan Menggunakan Pendekatan Heuristic Evaluation (Studi Kasus: Fungsi Geoprocessing Tools)," *... Teknologi Informasi dan ...*, vol. 3, no. 11, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/6681>