

Analisis Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Karakteristik Sosial Ekonomi Menggunakan K-Means dan Simple Additive Weighting (Saw) untuk Penentuan Prioritas Pembangunan di Sumatera Utara

Elida Silaban¹ dan Chatrine Zefania Manurung²

^{1,2}Program Studi Matematika, Universitas Negeri Medan, Medan, Indonesia

Email : elida.4232530004@mhs.unimed.ac.id, chatrine.4233230015@mhs.unimed.ac.id

Article Information

Article history

Received 15 April 2026

Revised 17 May 2026

Accepted 26 June 2026

Available 30 June 2026

Keywords

K-Means Clustering
Simple Additive Weighting (SAW)
Regional Development
Socio-Economic
Development Priorities.

Corresponding Author:

Elida Silaban,
Universitas Negeri Medan,
Email:
elida.4232530004@mhs.unimed.ac.id

Abstract

Regional development in North Sumatra Province still reveals disparities in socioeconomic conditions among districts and cities, necessitating the establishment of objective, data-driven development priorities. This study aims to group districts and cities into homogeneous categories based on similarities in their socioeconomic profiles, while also determining the order of development priorities through the use of K-Means Clustering and Simple Additive Weighting (SAW). The analyzed data were sourced from BPS publications and encompass six indicators: poverty, unemployment rate, human development index, life expectancy, average years of schooling, and regional gross domestic product. The findings indicate that the K-Means method identified three regional clusters: developing regions, underdeveloped regions, and developed regions. The underdeveloped region cluster includes Nias, South Nias, West Nias, and North Nias Regencies, while the city of Medan is categorized as the most developed region. The results of the SAW method indicate that West Nias Regency is the top development priority. The combination of these two methods has proven to produce more systematic, measurable, and analytically accountable regional mapping and development recommendations.

Keywords: *K-Means Clustering, Simple Additive Weighting (SAW), Regional Development, Socio-Economic, Development Priorities*

Abstrak

Pembangunan wilayah di Provinsi Sumatera Utara masih menunjukkan perbedaan kondisi sosial ekonomi antar kabupaten/kota sehingga diperlukan penentuan prioritas pembangunan yang objektif dan berbasis data. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kabupaten/kota ke dalam kategori homogen berdasarkan kesamaan dalam profil sosial ekonomi, sekaligus menentukan urutan prioritas pembangunan melalui penggunaan K-Means Clustering dan Simple Additive Weighting (SAW). Data yang dianalisis diambil dari publikasi BPS dan mencakup enam indikator: kemiskinan, tingkat pengangguran, indeks pembangunan manusia, harapan hidup, rata-rata durasi pendidikan, dan produk domestik regional bruto. Temuan dari penelitian menunjukkan bahwa metode K-Means membentuk tiga kluster wilayah, yakni wilayah berkembang, wilayah tertinggal, dan wilayah maju. Kluster wilayah tertinggal mencakup Kabupaten Nias, Nias Selatan, Nias Barat, dan Nias Utara, sedangkan Kota Medan dikategorikan sebagai wilayah yang paling maju. Hasil metode SAW menunjukkan bahwa Kabupaten Nias Barat menjadi prioritas pembangunan utama. Penggabungan kedua metode ini terbukti menghasilkan pemetaan wilayah dan rekomendasi pembangunan yang lebih sistematis, terukur, dan dapat dipertanggungjawabkan secara analitis.

Kata Kunci: *K-Means Clustering, Simple Additive Weighting (SAW), pembangunan wilayah, sosial ekonomi, prioritas pembangunan.*

1. Pendahuluan

Pembangunan wilayah adalah salah satu faktor krusial dalam meningkatkan kualitas hidup masyarakat serta mendorong pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan. Proses pembangunan tidak hanya terpusat pada sarana fisik, tetapi juga meliputi dimensi sosial dan ekonomi seperti pendidikan, kesehatan, dan penghasilan masyarakat. Namun, pembangunan antar wilayah di Indonesia masih menunjukkan adanya ketimpangan yang ditandai dengan perbedaan tingkat kemiskinan, kualitas pendidikan, dan akses layanan kesehatan antar daerah sehingga diperlukan perencanaan pembangunan yang lebih terarah dan berbasis data (Mustakim & Kamal, 2021).

Provinsi Sumatera Utara adalah salah satu wilayah yang memiliki variasi kondisi sosial ekonomi yang berbeda-beda di setiap kabupaten/kota. Menurut informasi dari Badan Pusat Statistik, angka kemiskinan, tingkat pengangguran terbuka, indeks pengembangan manusia, dan kemampuan ekonomi lokal di masing-masing kabupaten/kota di Sumatera Utara masih menunjukkan perbedaan yang cukup mencolok. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pembangunan wilayah masih belum merata sehingga diperlukan pendekatan analisis yang mampu memberikan gambaran kondisi daerah secara lebih objektif dan terstruktur (BPS, 2024).

Analisis pembangunan wilayah umumnya masih dilakukan secara deskriptif dengan melihat indikator secara terpisah. Pendekatan tersebut memiliki keterbatasan karena belum mampu menggambarkan hubungan antar indikator sosial ekonomi yang bersifat multidimensi. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang mampu mengolah berbagai indikator secara simultan agar menghasilkan informasi yang lebih komprehensif. Menurut (Han, Kamber, & Pei, 2011), data mining dapat digunakan untuk menemukan pola tersembunyi dalam data sehingga mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan secara lebih efektif. Selain itu, penerapan teknik data mining dalam berbagai bidang menunjukkan bahwa analisis berbasis data mampu menghasilkan informasi yang lebih objektif dibandingkan metode konvensional (Risnasari, Aulia, & Cahyani, 2022).

Di antara berbagai teknik data mining, clustering menonjol sebagai metode yang mengelompokkan objek data sehingga anggota dalam satu kelompok memiliki kemiripan karakteristik yang jauh lebih tinggi dibanding anggota di kelompok lain. Metode clustering yang sering digunakan antara lain Hierarchical Clustering, DBSCAN, K-Medoids, dan K-Means Clustering. K-Means unggul di antara metode-metode tersebut karena komputasinya ringan, prosesnya tidak rumit, dan hasilnya mudah dibaca oleh pemangku kepentingan (Yang, Wang, Yao, & Lin, 2021). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode K-Means telah diterapkan dalam pengelompokan kualitas pendidikan (Mustakim & Kamal, 2021), hasil produksi pertanian (Harahap, et al., 2022), dan kesehatan masyarakat (Rahmah, et al., 2025).

Meskipun metode clustering telah banyak digunakan, sebagian besar penelitian sebelumnya masih terbatas pada tahap clustering tanpa mengaitkannya dengan proses pengambilan keputusan. Hasil clustering umumnya hanya menunjukkan kelompok wilayah tanpa memberikan informasi mengenai prioritas pembangunan. Dalam mendukung pengambilan keputusan multikriteria, metode Simple Additive Weighting (SAW) dipilih karena mekanisme pembobotan dan normalisasinya yang transparan mampu menghasilkan perbandingan alternatif yang objektif dan mudah diverifikasi (Sudipa & Aryati, 2019). Metode SAW juga dinilai efektif dalam membantu proses penentuan prioritas berdasarkan beberapa indikator secara simultan (Suprpto, Edora, & Pasaribu, 2024).

Penelitian ini menggabungkan teknik K-Means Clustering dan Simple Additive Weighting (SAW) untuk mengevaluasi perkembangan daerah di Provinsi Sumatera Utara. Metode K-Means diterapkan untuk mengelompokkan daerah sesuai dengan ciri-ciri sosial ekonomi, sedangkan metode SAW digunakan untuk menentukan prioritas pembangunan berdasarkan hasil pengelompokan tersebut. Integrasi kedua metode diharapkan mampu menghasilkan rekomendasi prioritas pembangunan yang lebih terstruktur, objektif, dan berbasis data (Dwitiyanti, Kumala, & Handayani, 2024).

2. Kajian Terdahulu

K-Means telah diterapkan secara luas dalam kajian pengelompokan wilayah di berbagai disiplin ilmu. (Rahmah, et al., 2025) menerapkan algoritma K-Means bersama metode Hierarchical Clustering untuk mengelompokkan provinsi-provinsi di Indonesia berdasarkan tingkat kasus Demam Berdarah Dengue (DBD). K-Means menghasilkan kualitas cluster yang lebih baik dibanding Hierarchical Clustering. Keterbatasannya, analisis berhenti pada tahap pengelompokan dan tidak diteruskan ke rekomendasi kebijakan atau pengambilan keputusan.

(Rifa, Pratiwi, & Respatiwan, 2020) mengaplikasikan K-Means dan K-Medoids untuk mengklasifikasikan wilayah menurut tingkat kerawanan gempa bumi di Indonesia. Penelitian itu membuktikan bahwa K-Means efektif dalam menghimpun wilayah-wilayah dengan pola serupa ke dalam satu kelompok. Meski begitu, cakupannya masih terbatas pada dimensi kebencanaan dan belum menyentuh aspek sosial-ekonomi wilayah.

(Mustakim & Kamal, 2021) menggunakan metode K-Means untuk mengklasifikasikan kualitas manajemen pendidikan di Indonesia. Riset tersebut memperlihatkan bahwa K-Means unggul dalam membentuk kelompok data dengan tingkat homogenitas yang tinggi. Namun, penelitian tersebut hanya menghasilkan klasifikasi tanpa dilanjutkan pada tahap penentuan prioritas atau pengambilan keputusan.

(Harahap, et al.) memanfaatkan algoritma K-Means guna mengklasifikasikan daerah-daerah penghasil kakao di Sumatera ke dalam beberapa kelompok berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik produksinya. Hasil penelitian menunjukkan adanya perbedaan karakteristik produksi antarwilayah. Meskipun demikian, hasil pengelompokan belum dijadikan pijakan dalam penyusunan kebijakan pembangunan atau penentuan prioritas daerah.

Dalam konteks sistem pendukung keputusan, SAW telah terbukti mampu menghasilkan urutan alternatif yang bersifat objektif melalui mekanisme pembobotan kriteria. (Affandi & Ginting, 2024) metode SAW efektif digunakan dalam menentukan urutan prioritas alternatif secara objektif melalui mekanisme pembobotan pada setiap kriteria penilaian. Selain itu, (Jazaudhi'fi, Vitianingsih, Kristyawan, Maukar, & Yasin, 2024) juga membuktikan bahwa metode SAW efektif digunakan dalam sistem rekomendasi berbasis multikriteria. Namun, kedua penelitian tersebut menggunakan SAW secara langsung tanpa mempertimbangkan struktur kelompok data yang diperoleh melalui proses clustering.

Kajian-kajian sebelumnya secara konsisten mengonfirmasi kehandalan K-Means untuk segmentasi data dan keunggulan SAW dalam pembobotan multikriteria. Celah yang belum tertutup adalah integrasi keduanya dalam satu alur analisis yang berkesinambungan dari klasterisasi hingga prioritas. Oleh karena itu, penelitian ini mengintegrasikan K-Means Clustering yang dipadukan dengan metode SAW untuk menghasilkan pengelompokan wilayah sekaligus menentukan prioritas pembangunan di Provinsi Sumatera Utara berdasarkan indikator sosial ekonomi.

Data Mining

Pengolahan dan analisis data untuk menemukan pola atau informasi tersembunyi yang dapat membantu pengambilan keputusan dikenal sebagai data mining. Menurut (Han, Kamber, & Pei, 2011), data mining merupakan salah satu tahapan dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang berfokus pada penggalian pola dan informasi bernilai dari kumpulan data yang berukuran besar. Ini telah digunakan dalam berbagai bidang karena mampu menghasilkan analisis yang lebih efisien dan tidak bias dibandingkan dengan metode konvensional (Risnasari, Aulia, & Cahyani, 2022). Salah satu metode yang sering diterapkan dalam data mining adalah *clustering*, yaitu teknik yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kelompok berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik atau atribut yang dimiliki. Melalui proses ini, objek-objek dalam satu kelompok cenderung memiliki karakteristik yang homogen, sedangkan perbedaan karakteristik akan lebih terlihat antara objek yang berada pada kelompok yang berbeda.

Clustering

Clustering merupakan teknik pengelompokan data yang bertujuan untuk mengelompokkan objek ke dalam beberapa kelompok (*cluster*) berdasarkan tingkat kemiripan karakteristiknya. Objek yang tergabung dalam cluster yang sama memiliki kesamaan yang lebih tinggi, sedangkan objek yang berada pada cluster berbeda cenderung memiliki karakteristik yang lebih beragam. Teknik clustering banyak digunakan untuk menyederhanakan data multivariat sehingga memudahkan proses analisis dan interpretasi data (Rifa, 2020). Metode clustering terdiri atas beberapa jenis, antara lain Hierarchical Clustering, DBSCAN, K-Medoids, dan K-Means Clustering. Penelitian ini menerapkan metode K-Means Clustering karena metode tersebut memiliki mekanisme perhitungan yang relatif sederhana, efisien dalam proses pengolahan data, serta efektif untuk mengelompokkan data yang bersifat numerik (Yang, Wang, Yao, & Lin, 2021).

K-Means Clustering

K-Means Clustering merupakan salah satu algoritma pengelompokan data yang digunakan untuk membagi objek ke dalam sejumlah cluster berdasarkan jaraknya terhadap pusat cluster (*centroid*) yang telah ditentukan. Metode ini mengelompokkan data dengan cara meminimalkan jarak antara objek dan centroid pada cluster yang sama, sehingga terbentuk kelompok-kelompok yang memiliki karakteristik relatif seragam (Ananda & Yamani, 2020).

Evaluasi Cluster

Evaluasi cluster dilakukan untuk mengukur kualitas hasil pengelompokan yang diperoleh dari metode clustering. Proses tersebut dilakukan untuk menghasilkan cluster yang anggotanya memiliki tingkat kesamaan karakteristik yang tinggi, sementara perbedaan antarcluster tetap jelas dan signifikan (Han, Kamber, & Pei, 2011). Salah satu pendekatan yang sering digunakan untuk mengevaluasi hasil clustering adalah *Elbow Method*, yaitu metode yang memanfaatkan nilai *Sum of Squared Errors* (SSE) sebagai dasar penentuan jumlah cluster yang paling optimal berdasarkan pola penurunan nilai SSE.

$$SSE = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_i - c_j)^2$$

Penggunaan metode evaluasi tersebut bertujuan meningkatkan validitas hasil clustering sebelum digunakan dalam proses pengambilan keputusan.

Sistem Pendukung Keputusan (SPK)

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) apat diartikan sebagai sistem informasi berbasis komputer yang menyediakan dukungan dalam proses pengambilan keputusan melalui pengolahan berbagai kriteria. Dengan menerapkan metode analisis tertentu,

sistem mampu mentransformasikan data mentah menjadi informasi yang berguna sebagai dasar penyusunan rekomendasi keputusan yang lebih terukur dan sistematis. Menurut (Sudipa, et al., 2023), SPK mendukung proses evaluasi berbagai alternatif dengan mempertimbangkan sejumlah kriteria, sehingga keputusan yang dihasilkan menjadi lebih objektif, sehingga keputusan yang dihasilkan lebih terukur dan rasional. Dalam penelitian ini, SPK diterapkan sebagai alat bantu dalam menetapkan prioritas pembangunan daerah menggunakan metode SAW. Dengan memanfaatkan hasil perhitungan yang objektif dan terstruktur, proses pengambilan keputusan dapat dilakukan secara lebih rasional dibandingkan hanya mengandalkan intuisi.

Simple Additive Weighting (SAW)

SAW adalah metode pengambilan keputusan multikriteria yang digunakan untuk menilai dan menentukan peringkat alternatif melalui proses pembobotan kriteria. Keunggulan metode ini terletak pada kemudahan perhitungannya dan kemampuannya dalam menghasilkan keputusan yang lebih terukur serta objektif (Sudipa, et al., 2023). Metode SAW banyak digunakan dalam pengambilan keputusan multikriteria karena proses perhitungannya sederhana dan mudah dipahami. Dalam penelitian ini, SAW diterapkan untuk menentukan prioritas pembangunan wilayah berdasarkan indikator sosial ekonomi.

Penentuan bobot kriteria dalam metode SAW dilakukan berdasarkan tingkat kepentingan masing-masing indikator sosial ekonomi. Bobot dapat ditentukan berdasarkan kebijakan pemerintah, literatur terkait pembangunan wilayah, atau pendekatan subjektif yang terstruktur. Dalam penelitian ini, bobot diberikan dengan mempertimbangkan relevansi setiap indikator terhadap prioritas pembangunan, sehingga mencerminkan tingkat urgensi masing-masing kriteria dalam mendukung pengambilan keputusan.

3. Metodologi Penelitian

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Pendekatan kuantitatif dipilih karena data yang digunakan dalam penelitian berupa data numerik yang merepresentasikan berbagai indikator sosial ekonomi. Data tersebut selanjutnya dianalisis menggunakan teknik statistik dan metode komputasi untuk menghasilkan informasi yang sesuai dengan tujuan penelitian (Sugiyono, 2021). Pendekatan deskriptif digunakan untuk menggambarkan kondisi sosial ekonomi wilayah berdasarkan indikator yang digunakan serta mendukung proses analisis pengelompokan wilayah menggunakan metode clustering (Dwitiyanti, Kumala, & Handayani, 2024).

3.2 Data dan Variabel

Sumber data dalam penelitian ini berasal dari data sekunder yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS, Provinsi Sumatera Utara dalam Angka 2025, 2025). Data mencakup 33 kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara dan merepresentasikan berbagai indikator sosial ekonomi yang digunakan sebagai dasar analisis pengelompokan wilayah serta penetapan prioritas pembangunan daerah.

Tabel 1. Data Asumsi Indikator Sosial Ekonomi Kabupaten/Kota di Provinsi Sumatera Utara Tahun 2024

No	Kabupaten/Kota	Kemiskinan (%)	TPT (%)	IPM	AHH (2025)	RLS (2025)	PDRB (Miliar Rupiah)
1	Medan	7,25	7,99	83,74	75,54	11,80	353.289,26
2	Binjai	4,71	5,37	79,20	74,81	11,21	16.644,36
3	Tebing Tinggi	8,74	5,99	79,26	74,58	10,88	8.265,04
4	Pematangsiantar	6,24	7,74	81,71	75,42	11,83	18.451,10
5	Sibolga	10,28	6,44	78,11	74,38	10,46	7.575,00
6	Tanjungbalai	10,67	3,81	76,70	74,40	9,90	13.141,28
7	Padangsidempuan	5,61	7,00	79,19	73,97	11,22	9.132,34
8	Gunungsitoli	13,85	3,29	73,29	74,47	8,95	7.647,11
9	Dairi	6,98	1,21	76,68	74,71	10,09	13.617,06
10	Karo	6,66	1,93	78,10	74,71	10,30	30.462,81
...	...	...	...	...	...	...	...
33	Padang Lawas Utara	8,04	3,73	75,12	71,94	10,05	19.536,99

(Sumber: Badan Pusat Statistik, Provinsi Sumatera Utara Dalam Angka 2025)

Keterangan:

Kem. : Kemiskinan

TPT : Tingkat Pengangguran Terbuka

IPM : Indeks Pembangunan Manusia

AHH : Angka Harapan Hidup

RLS : Rata-Rata Lama Sekolah

PDRB : Produk Domestik Regional Bruto

Variabel dalam penelitian ini terdiri dari enam indikator sosial ekonomi yang digunakan untuk menggambarkan kondisi pembangunan wilayah. Variabel penelitian merupakan karakteristik atau objek yang diamati dalam suatu penelitian yang memiliki nilai yang beragam dan dapat diukur secara kuantitatif. Pada penelitian ini, pemilihan variabel didasarkan pada ketersediaan data serta relevansinya dalam menggambarkan

kondisi sosial ekonomi wilayah (BPS, Provinsi Sumatera Utara dalam angka 2023, 2023). Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini dapat diuraikan sebagai berikut.

1. Tingkat Kemiskinan
2. Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)
3. Indeks Pembangunan Manusia (IPM)
4. Angka Harapan Hidup
5. Rata-Rata Lama Sekolah
6. Produk Domestik Regional Bruto (PDRB)

Melalui pemanfaatan keenam variabel tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menyajikan gambaran komprehensif mengenai kondisi sosial-ekonomi wilayah, sekaligus mengidentifikasi karakteristik utama dan prioritas pembangunannya.

3.3 K-Means Clustering

Prosedur pelaksanaan algoritma K-Means Clustering dilakukan melalui tahapan sistematis sebagai berikut:

1. Standardisasi dilakukan menggunakan rumus:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

Keterangan:

X: nilai data

μ : rata-rata

σ : standar deviasi

2. Menentukan jumlah cluster (k)

Jumlah cluster ditentukan terlebih dahulu sesuai tujuan penelitian atau berdasarkan metode evaluasi seperti Elbow.

3. Menentukan centroid awal

Sistem menentukan koordinat pusat klaster awal secara acak dari himpunan data yang tersedia.

4. Pengukuran Jarak Objek ke *Centroid*

Perhitungan jarak antara setiap data dan centroid dilakukan menggunakan metode *Euclidean Distance* yang dirumuskan sebagai berikut:

$$d(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{m=1}^p (x_{im} - c_{jm})^2}$$

5. Mengelompokkan data

Setiap data dimasukkan ke cluster dengan jarak terdekat.

6. Menghitung centroid baru

Pusat cluster (*centroid*) yang baru ditentukan berdasarkan rata-rata nilai seluruh anggota dalam setiap cluster, yang dirumuskan sebagai berikut.

$$d(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{m=1}^p (x_{im} - c_{jm})^2}$$

7. Mengulangi proses

Proses diulangi sampai tidak ada perubahan anggota cluster atau centroid sudah stabil.

3.4 Metode Simple Additive Weighting (SAW)

Tahapan metode SAW meliputi:

1. Menentukan alternatif dan kriteria yang akan digunakan sebagai dasar penilaian.
2. Menentukan bobot masing-masing kriteria sesuai tingkat kepentingannya.
3. Membentuk matriks keputusan berdasarkan nilai setiap alternatif terhadap masing-masing kriteria.
4. Melakukan normalisasi matriks keputusan untuk menyamakan skala penilaian dengan memperhatikan jenis kriteria, yaitu *benefit* dan *cost*.

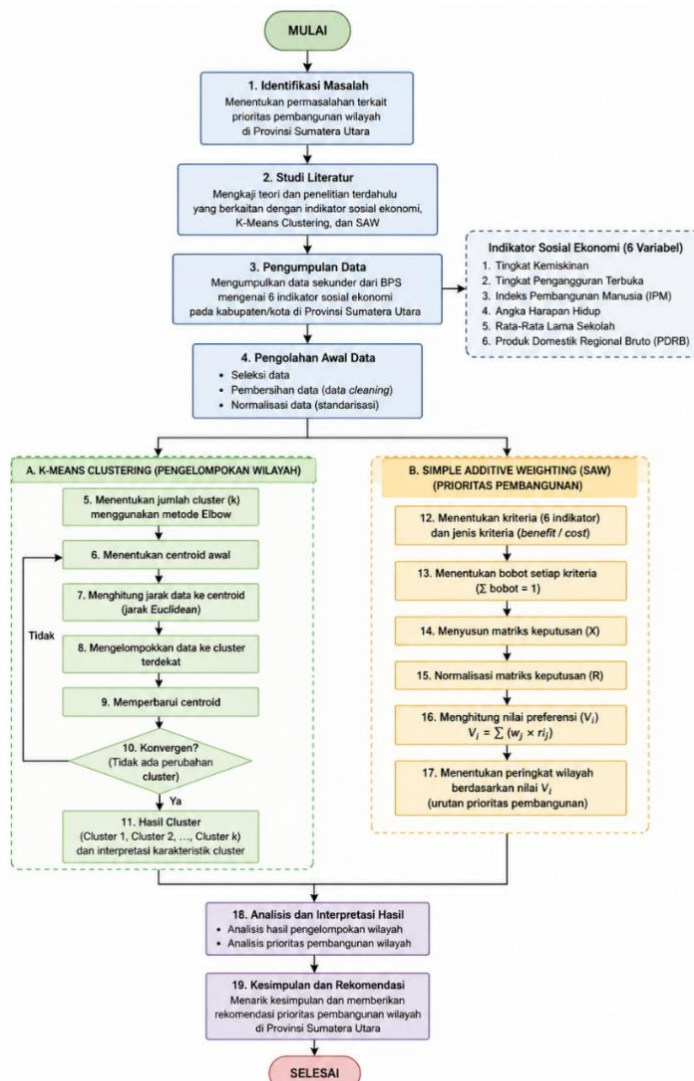
$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max x_{ij}} & \text{jika benefit} \\ \frac{\min x_{ij}}{x_{ij}} & \text{jika cost} \end{cases}$$

5. Menghitung nilai preferensi setiap alternatif menggunakan hasil normalisasi dan bobot kriteria yang telah ditentukan.

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij}$$

6. Melakukan perangkingan alternatif berdasarkan nilai preferensi, di mana nilai tertinggi menunjukkan prioritas utama.

Gambar 1 Flowchart alur penelitian



4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Analisis K-Means Clustering dengan Metode Elbow

1) Statistika Deskriptif Data

Sebagai langkah awal analisis, statistik deskriptif digunakan untuk merangkum karakteristik data berdasarkan nilai minimum, maksimum, rata-rata (mean), dan standar deviasi pada setiap variabel yang dianalisis.

Tabel 2. Hasil Statistik Deskriptif Data

Statistik	Kem.	TPT	IPM	AHH	RLS	PDRB
Mean	9.0769	4.1464	75.3924	73.7545	9.6085	37527.0961
Std	4.2345	2.3130	4.0462	1.1461	1.3049	64653.5831
Min	3.1100	0.8700	66.1300	71.8700	6.4100	1871.6700
Max	22.4700	7.9900	83.7400	75.5400	11.8300	353289.2600

Berdasarkan hasil statistik deskriptif, rata-rata tingkat kemiskinan di kabupaten/kota Sumatera Utara sebesar 9,08% dengan nilai maksimum 22,47%, menunjukkan masih adanya wilayah dengan tingkat kemiskinan tinggi. Rata-rata TPT sebesar 4,15% menunjukkan perbedaan kondisi ketenagakerjaan antar daerah. Nilai rata-rata IPM sebesar 75,39 dan AHH 73,75 tahun menggambarkan kualitas pembangunan manusia yang tergolong cukup baik secara agregat, namun disparitas antar wilayah tetap teridentifikasi. Selain itu, nilai PDRB memiliki rentang yang sangat besar, menandakan adanya ketimpangan kemampuan ekonomi daerah di Sumatera Utara.

2) Standardisasi Data

Tabel 3. Data Hasil Standardisasi

No	Kem.	TPT	IPM	AHH	RLS	PDRB
1	-0.438	1.688	2.095	1.582	1.705	4.960
2	-1.047	0.537	0.956	0.935	1.246	-0.328
3	-0.081	0.809	0.971	0.731	0.990	-0.460
4	-0.680	1.578	1.586	1.476	1.729	-0.300
5	0.289	1.007	0.682	0.554	0.663	-0.470
6	0.382	-0.148	0.328	0.572	0.227	-0.383
7	-0.831	1.253	0.953	0.191	1.254	-0.446
8	1.145	-0.376	-0.528	0.634	-0.512	-0.469
9	-0.503	-1.289	0.323	0.847	0.375	-0.376
10	-0.580	-0.973	0.680	0.847	0.538	-0.111
...	...	...	...	...	...	...
33	-0.249	-0.183	-0.068	-1.608	0.344	-0.283

Berdasarkan Tabel 3, hasil transformasi Z-score menunjukkan bahwa seluruh variabel telah berada pada skala yang seragam sehingga tidak ada satu indikator pun yang secara tidak proporsional mempengaruhi proses pembentukan cluster. Nilai positif mencerminkan kondisi di atas rata-rata provinsi, sedangkan nilai negatif menandakan kondisi di bawahnya. Standardisasi ini dilakukan agar perhitungan jarak pada metode K-Means menjadi lebih optimal.

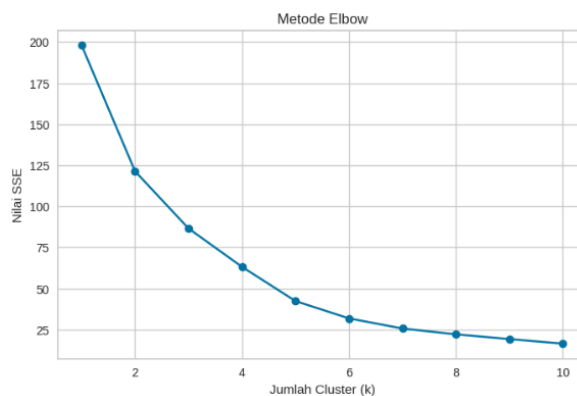
3) Jumlah Cluster dengan Metode Elbow

Nilai SSE diperoleh langsung dari hasil pemodelan menggunakan Python melalui parameter *inertia_*. Percobaan dilakukan pada rentang $k = 1$ hingga $k = 10$.

Tabel 4 Nilai SSE Metode Elbow

Jumlah Cluster (k)	Nilai SSE
1	198.000000
2	121.320377
3	86.528187
4	63.164401
5	42.336924
6	31.800438
7	25.651585
8	22.099494
9	19.222894
10	16.431725

Gambar 2 Grafik Metode Elbow



Berdasarkan Tabel 4 dan Gambar 2, nilai SSE turun secara signifikan dari $k=1$ hingga $k=3$, yakni dari 198,00 menjadi 86,53. Setelah melewati $k=3$, laju penurunan mulai melambat dan kurva membentuk tikungan yang khas. Titik infleksi ini menetapkan $k=3$ sebagai jumlah cluster yang paling optimal. Dengan tiga cluster tersebut, pengelompokan dinilai mampu merepresentasikan keragaman karakteristik sosial ekonomi kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara secara lebih akurat.

4) Centroid Awal

Hasil centroid awal yang digunakan sebagai titik awal pengelompokan adalah sebagai berikut:

Tabel 5. Centroid Awal K-Means Clustering

Cluster	Kem.	TPT	IPM	AHH	RLS	Cluster
C1	-0.3066	0.0676	0.2359	0.1251	0.2374	C1
C2	2.2556	-0.8952	-2.1753	-1.2710	-2.0883	C2
C3	-0.4381	1.6875	2.0950	1.5819	1.7055	C3

Berdasarkan Tabel 5, cluster C1 bertitik pusat di sekitar nilai tengah seluruh variabel, yang mencirikan wilayah dengan kondisi sosial ekonomi menengah atau berkembang. Cluster C2 memperlihatkan kemiskinan tinggi yang disertai nilai IPM, AHH, dan RLS rendah, pola yang khas pada wilayah tertinggal. Sementara itu, cluster C3

memiliki tingkat kemiskinan yang lebih rendah disertai nilai IPM, AHH, dan RLS yang lebih tinggi, sehingga merepresentasikan wilayah dengan tingkat kesejahteraan sosial ekonomi yang paling maju.

5) Jarak Data ke Centroid

Observasi akan dimasukkan ke dalam cluster yang memiliki jarak paling minimum.

Tabel 6. Hasil Jarak Euclidean dan Cluster K-Means

No	Kab/ Kota	C1	C2	C3	Cluster
1	Medan	6.0029	9.1918	0.0000	C3
2	Binjai	1.7351	6.2273	5.6197	C1
3	Tebing Tinggi	1.4831	5.6343	5.7243	C1
4	Pematangsiantar	2.8857	7.1438	5.2917	C1
5	Sibolga	1.3905	5.1529	5.8836	C1
6	Tanjungbalai	0.8976	4.3711	6.2380	C1
7	Padangsidempuan	1.8298	6.1027	5.7452	C1
8	Gunungsitoli	1.9594	3.2143	6.9952	C1
9	Dairi	1.5809	4.9571	6.5407	C1
10	Karo	1.4019	5.2657	6.0595	C1
...	...	...	...	...	...
33	Padang Lawas Utara	1.7899	4.1584	6.9082	C1

Berdasarkan Tabel 6, hasil perhitungan jarak Euclidean menunjukkan bahwa sebagian besar kabupaten/kota masuk ke cluster C1 dengan karakteristik sosial ekonomi sedang atau berkembang. Cluster C2 terdiri dari wilayah Kepulauan Nias yang memiliki kondisi sosial ekonomi relatif tertinggal. Sementara itu, cluster C3 hanya terdiri dari Kota Medan karena memiliki karakteristik sosial ekonomi paling maju dibanding wilayah lainnya.

6) Pengolompokan Data

Tabel 7. Frekuensi Hasil Clustering K-Means

Cluster	Jumlah Kabupaten/Kota
C1	28
C2	4
C3	1
Total	33

Berdasarkan Tabel 7, hasil clustering K-Means menunjukkan bahwa cluster C1 memiliki jumlah anggota terbanyak yaitu 28 kabupaten/kota. Cluster C2 terdiri dari 4 kabupaten/kota, sedangkan cluster C3 hanya terdiri dari 1 kabupaten/kota. Kondisi ini menunjukkan adanya kesamaan karakteristik sosial ekonomi pada sebagian besar wilayah di Provinsi Sumatera Utara, sehingga wilayah-wilayah tersebut terkonsentrasi pada cluster berkembang.

7) Centroid Baru

Centroid baru diperoleh dari rata-rata seluruh anggota cluster setelah proses assignment selesai.

Tabel 8. Centroid Akhir Hasil K-Means Clustering

Cluster	Kem.	TPT	IPM	AHH	RLS	PDRB
C1	-0.3066	0.0676	0.2359	0.1251	0.2374	-0.1059
C2	2.2556	-0.8952	-2.1753	-1.2710	-2.0883	-0.4987
C3	-0.4381	1.6876	2.0950	1.5819	1.7055	4.9596

Berdasarkan nilai centroid pada Tabel 8, cluster C1 dapat dikategorikan sebagai kelompok wilayah berkembang karena memiliki nilai indikator yang berada di sekitar rata-rata. Cluster C2 mencerminkan wilayah yang relatif tertinggal, ditandai oleh tingkat kemiskinan yang tinggi dan nilai IPM, AHH, serta RLS yang rendah. Di sisi lain, cluster C3 menunjukkan karakteristik wilayah yang lebih sejahtera, dengan indikator pembangunan manusia dan ekonomi yang tinggi serta tingkat kemiskinan yang relatif rendah.

8) Proses Iteratif dan Konvergensi K-Means

Tabel 9. Jumlah Iterasi Sampai Konvergen

Keterangan	Hasil
Jumlah Iterasi	1 Iterasi

Berdasarkan Tabel 9, proses K-Means Clustering mencapai kondisi konvergen pada iterasi pertama. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terjadi perubahan anggota cluster maupun centroid setelah proses perhitungan dilakukan, sehingga hasil pengelompokan telah stabil pada iterasi tersebut.

9) Hasil Cluster Akhir

Hasil clustering menghasilkan tiga kelompok wilayah berdasarkan karakteristik sosial ekonomi yang dimiliki oleh masing-masing kabupaten/kota.

Tabel 10. Hasil Akhir Iterasi K-Means Clustering

No	Kab/Kota	Kem.	TPT	IPM
1	Medan	-0.4381	1.6875	2.0950
2	Binjai	-1.0472	0.5372	0.9556
3	Tebing Tinggi	-0.0808	0.8094	0.9706
4	Pematangsiantar	-0.6803	1.5777	1.5855
5	Sibolga	0.2885	1.0070	0.6820
6	Tanjungbalai	0.3820	-0.1476	0.3281
7	Padangsidempuan	-0.8320	1.2528	0.9531
8	Gunungsitoli	1.1446	-0.3759	-0.5276

9	Dairi	-0.5028	-1.2892	0.3231
10	Karo	-0.5896	-0.9730	0.6795
...	...	...	...	...
33	Padang Lawas Utara	-0.2486	-0.1828	-0.0683

No	AHH	RLS	PDRB	Cluster
1	1.582	1.7054	4.9659	C3
2	0.935	1.2463	-0.3280	C1
3	0.731	0.9895	-0.4596	C1
4	1.476	1.7287	-0.2996	C1
5	0.554	0.6626	-0.4705	C1
6	0.572	0.2268	-0.3830	C1
7	0.191	1.2540	-0.4459	C1
8	0.634	-0.5124	-0.4693	C1
9	0.847	0.3747	-0.3755	C1
10	0.847	0.5381	-0.1109	C1
...	...	...	...	...
33	-1.6077	0.3435	-0.2825	C1

Berdasarkan Tabel 10, mayoritas kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara termasuk ke dalam cluster C1 dengan nilai indikator yang berada di sekitar rata-rata provinsi, sehingga mencerminkan kondisi sosial ekonomi yang sedang berkembang. Cluster C2 terdiri atas Kabupaten Nias, Nias Selatan, Nias Barat, dan Nias Utara yang ditandai oleh tingkat kemiskinan di atas rata-rata serta nilai IPM, AHH, dan RLS yang relatif rendah, sehingga menggambarkan wilayah dengan kondisi sosial ekonomi yang tertinggal. Sementara itu, cluster C3 hanya mencakup Kota Medan yang menunjukkan kinerja terbaik pada hampir seluruh indikator, dengan nilai IPM, AHH, RLS, dan PDRB tertinggi dibandingkan wilayah lainnya, sehingga merepresentasikan daerah dengan tingkat kemajuan sosial ekonomi paling tinggi di Provinsi Sumatera Utara.

4.2 Penentuan Prioritas Menggunakan SAW

1) Penentuan Kriteria dan Bobot

Dalam penelitian ini, penentuan prioritas pembangunan didasarkan pada enam indikator sosial ekonomi yang dilengkapi dengan bobot dan atribut kriteria sebagai berikut:

Tabel 11. Bobot dan Atribut Kriteria

Kriteria	Bobot	Atribut
Kemiskinan (%)	0,20	Benefit
TPT (%)	0,15	Benefit
IPM	0,20	Cost
AHH (2025)	0,15	Cost
RLS (2025)	0,15	Cost
PDRB (Miliar Rupiah)	0,15	Cost

Pada penelitian ini, kemiskinan dan TPT ditetapkan sebagai atribut benefit karena wilayah dengan nilai tinggi pada kedua indikator tersebut dinilai lebih mendesak untuk diprioritaskan dalam pembangunan. Sementara itu, IPM, AHH, RLS, dan PDRB digunakan sebagai atribut cost karena wilayah dengan nilai yang lebih rendah dianggap lebih membutuhkan prioritas pembangunan.

2) Matriks Keputusan SAW

Matriks keputusan diperoleh dari data sosial ekonomi kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara.

Tabel 12. Matriks Keputusan SAW

No	Kab/Kota	Kem.	TPT	IPM	AHH	RLS	PDRB
1	Medan	7.25	7.99	83.74	75.54	11.80	353289.26
2	Binjai	4.71	5.37	79.20	74.81	11.21	16644.36
3	Tebing Tinggi	8.74	5.99	79.26	74.58	10.88	8265.04
4	Pematangsiantar	6.24	7.74	81.71	75.42	11.83	18451.10
5	Sibolga	10.28	6.44	78.11	74.38	10.46	7575.00
6	Tanjungbalai	10.67	3.81	76.70	74.40	9.90	13141.28
7	Padangsidempuan	5.61	7.00	79.19	73.97	11.22	9132.34
8	Gunungsitoli	13.85	3.29	73.29	74.47	8.95	7647.11
9	Dairi	6.98	1.21	76.68	74.71	10.09	13617.06
10	Karo	6.66	1.93	78.10	74.71	10.30	30462.81
...	...	...	...	...	...	...	...
33	Padang Lawas Utara	8.04	3.73	75.12	71.94	10.05	19536.99

Tabel 11 menunjukkan nilai masing-masing indikator sosial ekonomi pada setiap kabupaten/kota yang digunakan dalam proses perhitungan SAW.

3) Normalisasi Matriks Keputusan

Normalisasi digunakan untuk mengonversi nilai kriteria ke dalam skala yang seragam sehingga perbandingan antar kriteria dalam proses perhitungan dan perbandingan dapat dilakukan secara objektif.

Tabel 13. Hasil Normalisasi SAW

No	Kab/Kota	Kem.	TPT	IPM	AHH	RLS	PDRB
1	Medan	0.3226	1.0000	0.7897	0.9514	0.5432	0.0053
2	Binjai	0.2096	0.6721	0.8349	0.9607	0.5718	0.1125
3	Tebing Tinggi	0.3889	0.7497	0.8343	0.9637	0.5892	0.2265
4	Pematangsiantar	0.2777	0.9687	0.8093	0.9529	0.5418	0.1014
5	Sibolga	0.4575	0.8060	0.8466	0.9663	0.6128	0.2471
6	Tanjungbalai	0.4749	0.4768	0.8622	0.9659	0.6475	0.1424
7	Padangsidempuan	0.2497	0.8761	0.8351	0.9716	0.5713	0.2049
8	Gunungsitoli	0.6164	0.4118	0.9023	0.9651	0.7162	0.2448
9	Dairi	0.3106	0.1514	0.8624	0.9619	0.6353	0.1375
10	Karo	0.2964	0.2416	0.8467	0.9619	0.6223	0.0614
...	...	...	...	...	...	...	0.0275
33	Padang Lawas Utara	0.3578	0.4668	0.8803	0.9990	0.6378	0.0958

Berdasarkan Tabel 13, seluruh nilai kriteria telah dinormalisasi ke dalam skala yang seragam sehingga dapat digunakan pada tahap perhitungan nilai preferensi metode SAW.

4) Nilai Preferensi

Nilai preferensi dihitung menggunakan bobot masing-masing kriteria.

Tabel 14. Nilai Preferensi SAW

No	Kabupaten/Kota	Nilai Preferensi
1	Medan	0.5975
2	Binjai	0.5565
3	Tebing Tinggi	0.6240
4	Pematangsiantar	0.6021
5	Sibolga	0.6557
6	Tanjungbalai	0.6023
7	Padangsidempuan	0.6105
8	Gunungsitoli	0.6544
9	Dairi	0.5175
10	Karo	0.5117
...	...	...
33	Padang Lawas Utara	0.5776

Tabel 14 menunjukkan tingkat prioritas pembangunan setiap wilayah. Semakin tinggi nilai preferensi maka wilayah tersebut semakin diprioritaskan dalam pembangunan.

5) Hasil Perangkingan SAW

Tabel 15. Hasil Perangkingan SAW

Ranking	Kabupaten/Kota	Nilai Preferensi
1	Nias Barat	0.7992
2	Nias Utara	0.7625
3	Nias Selatan	0.7225
4	Nias	0.7173
5	Tapanuli Tengah	0.6886
6	Sibolga	0.6557
7	Gunungsitoli	0.6544
8	Mandailing Natal	0.6505
9	Pakpak Bharat	0.6468
10	Batu Bara	0.6337
...	...	...
33	Toba	0.5089

Berdasarkan hasil perangkingan SAW, Kabupaten Nias Barat memperoleh nilai preferensi tertinggi sebesar 0,7992 sehingga menjadi wilayah dengan prioritas pembangunan utama. Selain itu, wilayah Kepulauan Nias seperti Nias Utara, Nias Selatan, dan Nias juga berada pada peringkat atas. Hasil tersebut menunjukkan bahwa wilayah dengan tingkat kemiskinan tinggi serta kualitas sosial ekonomi yang relatif rendah

memiliki prioritas pembangunan yang lebih besar dibandingkan wilayah yang sudah maju seperti Kota Medan.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil studi, metode K-Means Clustering terbukti efektif dalam mengelompokkan 33 kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara menurut indikator sosial ekonomi yang mencakup tingkat kemiskinan, Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Angka Harapan Hidup (AHH), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), serta Produk Domestik Regional Bruto (PDRB). Penentuan jumlah cluster menggunakan pendekatan Elbow menunjukkan bahwa tiga cluster adalah jumlah yang paling sesuai, yang terdiri dari kategori wilayah maju, berkembang, dan tertinggal. Hasil pengelompokan mengindikasikan bahwa Kabupaten Nias, Nias Selatan, Nias Barat, dan Nias Utara termasuk dalam kelompok wilayah yang tertinggal, sementara Kota Medan dianggap sebagai wilayah dengan perkembangan sosial ekonomi yang paling tinggi.

Selain itu, metode Simple Additive Weighting (SAW) dapat dimanfaatkan untuk menetapkan prioritas pembangunan daerah melalui rangkaian langkah seperti pemberian bobot kriteria, normalisasi data, perhitungan nilai preferensi, dan penyusunan urutan. Penelitian menunjukkan bahwa daerah dengan kemiskinan tinggi dan tingkat pembangunan manusia yang rendah cenderung mendapatkan prioritas pembangunan yang lebih besar.

Integrasi metode K-Means Clustering dan SAW menghasilkan informasi yang lebih komprehensif dalam menentukan prioritas pembangunan daerah. Wilayah yang tergolong dalam cluster tertinggal umumnya menempati posisi teratas dalam peringkat prioritas pembangunan. Berdasarkan hasil peringkat, Kabupaten Nias Barat mendapatkan prioritas pembangunan tertinggi, diikuti oleh Kabupaten Nias Utara, Nias Selatan, dan Nias. Dengan demikian, penggabungan kedua metode ini dapat digunakan sebagai strategi yang efisien untuk mendukung pengambilan keputusan dalam penetapan prioritas pembangunan di Provinsi Sumatera Utara.

6. Ucapan Terima Kasih

Penghargaan sebesar-besarnya ditujukan kepada BPS Provinsi Sumatera Utara karena menyediakan data yang menjadi dasar analisis dalam penelitian ini, serta kepada semua pihak yang berperan dalam proses penyusunannya.

7. Pernyataan Penulis

Tidak ada benturan kepentingan yang muncul selama penelitian atau saat publikasi artikel ini. Keaslian data dan isi tulisan sepenuhnya merupakan tanggung jawab penulis.

Bibliografi

- Aengchuan, P., & Phruksaphanrat, B. (2018). Comparison of fuzzy inference system (FIS), FIS with artificial neural networks (FIS + ANN) and FIS with adaptive neuro-fuzzy inference system (FIS + ANFIS) for inventory control. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(4), 905-923.
- Affandi, M. M., & Ginting, S. H. (2024). Sistem Pendukung Keputusan untuk Pemilihan Perangkat Internet of Things (IoT) Terbaik Menggunakan Simple Additive Weighting. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(1), 1302-1306. doi:<https://doi.org/10.33395/jmp.v13i1.14344>
- Ananda, R., & Yamani, A. Z. (2020). Determination of Initial K-means Centroid in the Process of Clustering Data Evaluation of Teaching Lecturers. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 4(3), 544-550. doi:<https://doi.org/10.29207/resti.v4i3.1896>
- Bag, S., Tiwari, M. K., & Chan, F. T. (2019, January). Predicting the consumer's purchase intention of durable goods: An attribute-level analysis. *Journal of Business Research*, 94, 408-419.
- BPS. (2023). Provinsi Sumatera Utara dalam angka 2023. Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara.
- BPS. (2024). Provinsi Sumatera Utara dalam Angka 2024. Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara.
- BPS. (2025). Provinsi Sumatera Utara dalam Angka 2025. Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara.
- Chen, T. e. (2018, November). TADA: Trend Alignment with Dual-Attention Multi-task Recurrent Neural Networks for Sales Prediction. 2018 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), 1.
- Dwitiyanti, N., Kumala, S. A., & Handayani, S. D. (2024). Comparative Study of Earthquake Clustering in Indonesia Using K-Medoids, K-Means, DBSCAN, Fuzzy C-Means and K-AP Algorithms. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 8(6), 768 - 778. doi:<https://doi.org/10.29207/resti.v8i6.5514>
- Fauzi, A., Fitri, I., & Benrahman. (2021, Maret). Sistem Informasi Monitoring Penjualan Dan Prediksi. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 8(1), 26-40.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Harahap, M., Zamili, A. W., Arvansyah, M. A., Saragih, E. F., Rajen, S., & Husein, A. M. (2022). K-Means Clustering Algorithm Approach in Clustering Data on Cocoa Production Results in the Sumatra Region. *JURNAL RESTI (Rekayasa*

- Sistem dan Teknologi Informasi), 24(2), 905-910. doi: <https://doi.org/10.29207/resti.v6i6.4199>
- Harahap, M., Zamili, A. W., Arvansyah, M. A., Saragih, E. F., Rajen, S., & Husein, A. M. (n.d.). K-Means Clustering Algorithm Approach in Clustering Data on Cocoa Production Results in the Sumatra Region. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 6(6), 905-910. doi:<https://doi.org/10.29207/resti.v6i6.4199>
- Ilyas, Marisa, F., & Purnomo, D. (2018, Mei). "Implementasi Metode Trend Moment (Peramalan) Mahasiswa Baru Universitas Widyagama Malang. *Journal of Information Technology and Computer Science (JOINTECH)*, 3(2), 69-74.
- Izyudin, A., & Wibisono, S. (2020, Juni). Aplikasi Prediksi Penjualan Acmenggunakan Decision Tree Dengan Algoritma C4.5. *Jurnal Manajemen Informatika & Sistem Informasi*, 3(2), 146-156.
- Jazaudhi'fi, A., Vitianingsih, A. V., Kristyawan, Y., Maukar, A. L., & Yasin, V. (2024). Recommendation System to Determine Achievement Students Using Naïve Bayes and Simple Additive Weighting (SAW) Methods. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 15(1), 67-79. doi:<https://doi.org/10.31849/digitalzone.v15i1.19746>
- Karmila, D., & Rusda, D. (2019). e-marketplace penjualan dan pemasaran barang furniture pada toko mebel menggunakan php dan mysql server. *jurnal penelitian dosen fikom (unda)*, 8(1), 26-40.
- Martinez, A. e. (2020, March). A machine learning framework for customer purchase prediction in the non-contractual setting. *European Journal of Operational Research*, 281(3), 588-596.
- Mustakim, Z., & Kamal, R. (2021). K-means clustering for classifying the quality management of secondary education in Indonesia. *Jurnal Cakrawala Pendidikan*, 40(3), 725-737. doi:<https://doi.org/10.21831/cp.v40i3.40150>
- Mustakim, Z., & Kamal, R. (2021). K-means clustering for classifying the quality management of secondary education in indonesia. *Cakrawala Pendidikan*, 40(3), 725-737. doi:<https://doi.org/10.21831/cp.v40i3.40150>
- Pavlyshenko, B. M. (2019, January). Machine-Learning Models for Sales Time Series Forecasting . *Data*, 4(1), 1.
- Rahmah, A., Khusna, N. F., Sanmas, S. A., Aulia, S., Amaria, S., & Fauzi, F. (2025). Comparison Analysis of Hierarchical Clustering and K-Means Methods in Grouping Provinces in Indonesia Based on Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) Cases. *JUITA: Jurnal Informatika*, 13(2), 199-207. doi:<https://doi.org/10.30595/juita.v13i2.26131>
- Rahmah, A., Sanmas, S. A., Amaria, S., Amaria, S., Aulia, S., & Fauzi, F. (2025). Comparison Analysis of Hierarchical Clustering and K-Means Methods in Grouping Provinces in Indonesia Based on Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) Cases. *JUITA : Jurnal Informatika*, 13(2), 199–207. doi:<https://doi.org/10.30595/juita.v13i2.26131>
- Ramadhan, G. K., & Utama, D. N. (2019, November). Fuzzy Tsukamoto based Decision Support Model For Purchase Decision in Pharmacy Company. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(4), 1.

- Rifa, I. H. (2020). Clustering of earthquake risk in indonesia using k-medoids and k-means algorithms. *Media statistika*, 13(2), 194-205. doi: <https://doi.org/10.14710/medstat>
- Rifa, I. H., Pratiwi, H., & Respatiwan. (2020). Clustering of earthquake risk in indonesia using k-medoids and k-means algorithms. *Media statistika*, 13(2), 194-205. doi:<https://doi.org/10.14710/medstat.13.2.194-205>
- Risnasari, M., Aulia, N., & Cahyani, L. (2022). Clustering Of Student Learning Styles in the industri 4.0 Using KMeans Algorithm. *Jurnal Teknologi Pendidikan*, 24(2), 246–257. doi:<https://doi.org/10.21009/jtp.v24i2.28029>
- Sudipa, I. G., & Aryati, K. S. (2019). Pendekatan Penentuan Bobot dengan Surrogate Weighting Procedures untuk Metode Simple Additive Weighting dalam Pengambilan Keputusan Multikriteria. *International Journal of Natural Science and Engineering*, 3(3), 113-121. doi:<https://doi.org/10.23887/ijnse.v3i3.24146>
- Sudipa, I. G., Suyono, Pangaribuan, J. J., Trihandoyo, A., Sinlae, A. A., Barus, O. P., . . . Arni. (2023). *Sistem Pendukung Keputusan*. PT. Mifandi Mandiri Digital.
- Sugiyono. (2021). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Alfabeta. Retrieved from <https://books.google.com/books?isbn=9786022893738>
- Suprpto, Edora, & Pasaribu, F. A. (2024). Sistem Pendukung Keputusan Calon Penerima Program Bantuan Sosial (BANSOS) Menggunakan Metode Simple Additive Weighting(SAW). *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(1), 188-197. doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i1.1057>
- Velastegui , R. (2020, October). Time Series Prediction by Using Convolutional Neural Networks. *Proceedings of the Future Technologies Conference*, 2.
- Yang, J., Wang, Y.-K., Yao, X., & Lin, C.-T. (2021). Adaptive Initialization Method for K-Means Algorithm. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4(740817). doi:10.3389/frai.2021.740817