

## Penerapan Algoritma CLARANS Data Mining untuk Klasterisasi Nilai Mahasiswa Pada Penentuan Bidang Konsentrasi

Inke Harmanda<sup>1</sup>, Anggun Puspita Sari<sup>2</sup>, Melasari<sup>2</sup>, Erlita Natasya Angkat<sup>2</sup>,  
David JM Sembiring<sup>3,\*</sup>, Polin Ramles<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Sains dan Teknologi, Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia, Indonesia

<sup>3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia, Indonesia

<sup>4</sup>Program Studi Teknik Industri, Fakultas Sains dan Teknologi, Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia, Indonesia

Jl. Sei Batang Hari No. 84A, Babura Sunggal, Kec. Medan Sunggal, Kota Medan, Sumatera Utara, Indonesia

Email: <sup>1</sup>inkemanda@gmail.com, <sup>2</sup>anggunpss@gmail.com, <sup>3</sup>melasari12@gmail.com, <sup>4</sup>natasyaerlita@gmail.com,

<sup>5,\*</sup>davidjmsembiring@gmail.com, <sup>6</sup>polinramles@gmail.com

(\* : coressponding author)

**Abstrak**—Tugas besar bagi institusi pendidikan untuk mampu mengenali kemampuan akademis mahasiswanya dan mengarahkannya memasuki konsentrasi yang tepat. Pengelompokan bidang konsentrasi bagi mahasiswa tidak mudah untuk dilakukan. Pengelompokan bidang konsentrasi akan membantu mahasiswa untuk lebih fokus terhadap suatu konsentrasi yang diminati dan disesuaikan dengan nilai akademis yang dimilikinya. Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan untuk menghadirkan metode pengelompokan bidang konsentrasi mahasiswa yang lebih objektif, akurat, dan berbasis data. Dengan adanya sistem rekomendasi yang didukung teknik data mining, proses penentuan bidang konsentrasi tidak hanya bergantung pada preferensi pribadi mahasiswa, tetapi juga mempertimbangkan pola performa akademik yang relevan. Penyelesaian permasalahan ini dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknik data mining, khususnya metode klasterisasi menggunakan algoritma CLARANS. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa data mahasiswa menurut bobot nilai mata kuliah tertentu menggunakan Algoritma Clarans, sehingga mampu memberikan sebuah pendukung keputusan tentang pengelompokan nilai mahasiswa untuk menentukan klasifikasi terhadap jurusan yang mana, seorang mahasiswa seharusnya dimasukan. Data nilai mahasiswa dengan nilai yang tinggi (Jaringan), sedang (Pemrograman) dan rendah (Internet of Thing) dapat di kelompokkan menjadi 3 klaster. Hasil pengujian menunjukan bahwa sebanyak 11 mahasiswa masuk ke konsentrasi pemrograman, 5 mahasiswa masuk ke konsentrasi jaringan dan 9 mahasiswa masuk ke konsentrasi Internet of Thing.

**Kata Kunci:** Data Mining; Klasterisasi; Nilai Mahasiswa; Bidang Konsentrasi; Algoritma CLARANS.

**Abstract**—A major challenge for educational institutions is recognizing their students' academic abilities and guiding them toward the right concentration. Grouping concentration areas for students is not easy. Grouping concentration areas will help students focus more on a concentration they are interested in and align it with their academic grades. The urgency of this research lies in the need to present a more objective, accurate, and data-driven method for grouping student concentration areas. With a recommendation system supported by data mining techniques, the process of determining concentration areas depends not only on students' personal preferences but also considers relevant academic performance patterns. This problem can be solved by utilizing data mining techniques, specifically the clustering method using the CLARANS algorithm. This study aims to analyze student data according to the weighting of certain course grades using the Clarans Algorithm, thus being able to provide decision support for grouping student grades to determine which major a student should be enrolled in. Student grade data with high (Network), medium (Programming), and low (Internet of Things) grades can be grouped into three clusters. The test results showed that 11 students were enrolled in the programming concentration, 5 students in the networking concentration, and 9 students in the Internet of Things concentration.

**Keywords:** Data Mining; Clustering; Student Grades; Concentration Field; CLARANS Algorithm.

### 1. PENDAHULUAN

Tugas besar bagi institusi pendidikan untuk mampu mengenali kemampuan akademis mahasiswanya dan mengarahkannya memasuki konsentrasi yang tepat. Banyak metode yang bisa digunakan untuk melakukan penentuan konsentrasi, salah satunya adalah dengan menggunakan Algoritma Clarans yakni dengan cara mengelompokkan data - data nilai mahasiswa menurut kemiripan yang dimilikinya. Metode ini dipilih karena kemampuannya untuk melakukan pengelompokkan suatu objek data yang belum memiliki klasifikasi, ke dalam kelas tertentu menurut kesamaan yang dimilikinya[1]. Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia merupakan salah satu Perguruan Tinggi Swasta di Kota medan yang memiliki konsentrasi pada bidang Komputer. Pada Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia terdapat beberapa konsentrasi atau program studi pada bidang komputer seperti Teknik Informatika, Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Rekayasa Perangkat Lunak dan Manajemen Informatika

Pengelompokan bidang konsentrasi bagi mahasiswa tidak mudah untuk dilakukan. Pengelompokan bidang konsentrasi akan membantu mahasiswa untuk lebih fokus terhadap suatu konsentrasi yang diminati dan disesuaikan dengan nilai akademis yang dimilikinya. Program Studi Fakultas Sains dan Teknologi Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia, memiliki tiga konsentrasi yang bisa dipilih, yakni bidang jaringan, pemrograman, dan Internet of Thing. Saat ini, pengelompokan bidang konsentrasi yang dilakukan, hanya berlandaskan keinginan kuat dari para mahasiswa ketika akan dilakukan pemilihan bidang konsentrasi. Tidak adanya sistem atau aturan yang baku dalam penentuan bidang konsentrasi sering membawa dampak signifikan terhadap kegiatan belajar mahasiswa serta ketidak mampuan mahasiswa menentukan topik tugas akhir apa nanti yang akan dibuat. Lebih jauh lagi, banyak mahasiswa merasa salah mengambil konsentrasi di tengah semester yang sedang berjalan sehingga mengakibatkan terjadinya pertukaran kelas dan konsentrasi

yang tidak semestinya. Penentuan bidang konsentrasi terlalu dini, juga merupakan masalah lain bagi mahasiswa, karena mata kuliah dasar untuk bidang konsentrasi belum sepenuhnya terserap secara mendalam.

Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan untuk menghadirkan metode pengelompokan bidang konsentrasi mahasiswa yang lebih objektif, akurat, dan berbasis data. Penerapan algoritma Clarans pada data nilai akademik diharapkan mampu mengelompokkan mahasiswa ke dalam konsentrasi yang sesuai dengan kemampuan dan minat mereka secara terukur, sehingga dapat meminimalkan kesalahan pemilihan konsentrasi di kemudian hari. Dengan adanya sistem rekomendasi yang didukung teknik data mining, proses penentuan bidang konsentrasi tidak hanya bergantung pada preferensi pribadi mahasiswa, tetapi juga mempertimbangkan pola performa akademik yang relevan. Hal ini penting untuk meningkatkan efektivitas pembelajaran, mengoptimalkan potensi mahasiswa di bidang yang tepat, serta mengurangi risiko terjadinya perpindahan konsentrasi di tengah perkuliahan yang dapat menghambat proses studi.

Penyelesaian permasalahan ini dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknik data mining, khususnya metode klusterisasi menggunakan algoritma CLARANS (Clustering Large Applications based upon Randomized Search). Algoritma ini efektif untuk menangani data dalam jumlah besar dan mampu menemukan pola kelompok secara optimal melalui pendekatan pencarian acak yang terkontrol[2]. Dengan menganalisis nilai akademik mahasiswa, sistem dapat mengidentifikasi kelompok mahasiswa yang memiliki karakteristik kemampuan serupa, lalu merekomendasikan bidang konsentrasi yang paling sesuai. Proses ini tidak hanya mempercepat penentuan konsentrasi, tetapi juga memberikan hasil yang lebih terukur, akurat, dan konsisten dibandingkan metode penentuan yang hanya berdasarkan pilihan subjektif mahasiswa[3].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa data mahasiswa menurut bobot nilai mata kuliah tertentu menggunakan Algoritma Clarans, sehingga mampu memberikan sebuah pendukung keputusan tentang pengelompokan nilai mahasiswa untuk menentukan klasifikasi terhadap jurusan yang mana, seorang mahasiswa seharusnya dimasukan. Hasil penelitian diharapkan mampu menjadi salah satu acuan untuk menentukan bidang konsentrasi mahasiswa dengan melihat batas bobot nilai akademis mata kuliah tertentu sesuai dengan hasil pengelompokan yang dilakukan menggunakan Algoritma Clarans.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Wira Kokoh Andriyan pada tahun 2023 tentang “Penerapan Data Mining Dengan Menggunakan Metode K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Data Nilai Pada SMA YKPP PENDOPO Untuk Menentukan Jurusan IPA Dan IPS” dapat disimpulkan bahwa Berdasarkan hasil pengujian menunjukkan bahwa, di antara 58 siswa yang terdaftar di SMA YKPP Pendopo, ada 15 siswa yang terdaftar di kelas IPS 1 di Cluster 0, 11 siswa yang terdaftar di kelas IPA 1 di Cluster 1, 15 siswa yang terdaftar di kelas IPS 2 di Cluster 2, dan 13 siswa yang terdaftar di kelas IPA 2 di Cluster 3[4].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Nurlela Pandiangan dan M.Lintang C.B, pada tahun 2019 tentang “K-Means Clustering Dalam Mengelompokkan Nilai Akhir Skripsi Mahasiswa” dapat disimpulkan bahwa Penelitian ini hasil penelitian pengelompokkan Algoritma K-Means Clustering terhadap Nilai akhir skripsi mahasiswa dengan pengujian terhadap variasi banyaknya dataset dan cluster dengan variasi jumlah data set 100,200,300,400 dan 500 data serta variasi banyaknya cluster 2, 3, 4, dan 5. Penerapan pengelompokkan menggunakan Algoritma K-Means Clustering berbeda tiap dataset, pengelompokkan data tidak dipengaruhi oleh banyaknya data set dan banyaknya kelompok atau cluster [2].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Eka Irawan, Sandy Putra Siregar, Irfan Sudahri Damanik dan Ilham Syaputra Saragih pada tahun 2020 tentang “Implementasi Algoritma K-Medoids untuk Pengelompokkan Sebaran Mahasiswa Baru” dapat disimpulkan bahwa Penelitian ini hasil analisis dan pembahasan persebaran mahasiswa baru diatas menggunakan 3 cluster yakni kluster tinggi (0), kluster sedang (2), dan kluster rendah (1). Berdasarkan perhitungan k-medoids didapatkan cluster tinggi sebanyak 13 items, Cluster Sedang sebanyak 8 items dan cluster rendah sebanyak 52 items. Pada Proses clustering menggunakan K-Medoids dengan metode silhouette coefficient menghasilkan nilai validitas sebesar -116,47 dengan mengasumsikan bahwa jika nilai non medoids yang dihasilkan  $S < 0$  maka proses cluster dihentikan. Pengelompokan menggunakan algoritma K-Medoids pada kasus sebaran mahasiswa baru diperoleh jumlah cluster model yang sama di aplikasi Rapidminer 5.3 dengan perhitungan manual sehingga dihasilkan data yang valid [3].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Husin Sariangisah, Wanayumini, dan Rika Rosnelly pada tahun 2021 tentang “Penentuan Kelas Menggunakan Algoritma K Medoids Untuk Clustering Siswa Tunagrahita” dapat disimpulkan bahwa Penelitian ini dimana perhitungan algoritma K-Medoids dengan menggunakan 5 variabel yaitu: nilai akademik, nilai kepribadian, nilai kemandirian, nilai berpikir verbal dan kecakapan/ketelitian antara perhitungan manual dengan tools menghasilkan perhitungan yang sama. Penelitian yang sudah dilakukan di Sekolah Luar Biasa Muzdalifah menghasilkan pengelompokan siswa tunagrahita menjadi 3 cluster yaitu tunagrahita ringan dengan jumlah 5 siswa, tunagrahita sedang dengan jumlah 16 siswa dan tunagrahita berat dengan jumlah 6 siswa. Dengan didapatkan pengelompokkan ini semoga dapat membantu guru dan pihak sekolah dalam menyiapkan kelas dan sarana prasaran dalam belajar siswa [4].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Efori Buulolo, S.Kom., M.Kom. pada tahun 2020 tentang “Data Mining” dapat disimpulkan bahwa Pada buku ini akan membahas teori dan algoritma atau metode dalam data mining. Setiap algoritma atau metode yang dibahas akan diuraikan mulai dari teori, rumus, cara kerja algoritma atau metode, studi kasus dan penyelesaian studi kasus tersebut secara bertahap dan detail. Begitu juga bahasa yang digunakan, menggunakan bahasa yang formal atau umum digunakan dalam kehidupan sehari-hari sehingga mudah dimengerti [5].

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah membahas penerapan metode klusterisasi seperti K-Means, K-Medoids, dan variasinya dalam pengelompokan data akademik maupun non-akademik, masih terdapat celah (gap)

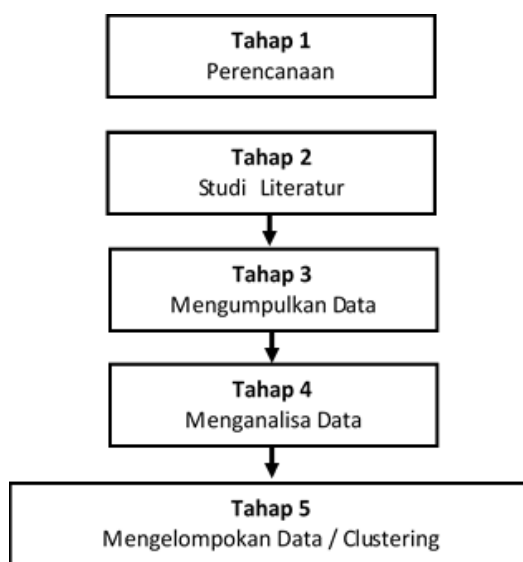
penelitian yang signifikan. Sebagian besar penelitian terdahulu hanya memanfaatkan algoritma yang bekerja optimal pada data berukuran relatif kecil atau menengah, serta kurang memperhatikan efisiensi pencarian pusat cluster pada data yang besar dan kompleks. Selain itu, penerapan algoritma Clarans dalam konteks penentuan bidang konsentrasi mahasiswa, khususnya pada perguruan tinggi dengan berbagai jurusan di bidang komputer, belum banyak dieksplorasi. Clarans memiliki keunggulan dalam menggabungkan keakuratan K-Medoids dengan teknik pencarian acak terkontrol, sehingga mampu menemukan hasil klusterisasi yang lebih optimal pada data skala besar dan mengurangi risiko terjebak pada solusi lokal[5].

Dengan demikian, penelitian ini menutup gap tersebut dengan menerapkan algoritma Clarans pada data nilai akademik mahasiswa untuk menghasilkan sistem rekomendasi penentuan konsentrasi yang lebih objektif, akurat, dan terukur. Dari kesimpulan penelitian terdahulu tersebut maka dalam penelitian ini akan dilakukan pengelompokan nilai mahasiswa untuk menentukan bidang konsentrasi mahasiswa dengan melihat batas bobot nilai akademis mata kuliah tertentu sesuai dengan hasil pengelompokan yang dilakukan menggunakan Algoritma Clarans.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Kerangka Kerja Penelitian

Pada metodologi penelitian dijabarkan kerangka kerja penelitian atau yang sering disebut dengan tahapan-tahapan dalam penelitian. Kerangka kerja terdiri dari beberapa tahapan yang saling terkait secara sistematis. Kerangka kerja ini diperlukan untuk mempermudah dalam melakukan suatu penelitian. Berikut kerangka kerja dalam proses penelitian ini.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Pada Gambar 1 memperlihatkan kerangka kerja penelitian yang menjadi panduan dalam pelaksanaan seluruh proses. Kerangka ini dimulai dari tahap identifikasi masalah yang bertujuan untuk memahami permasalahan secara mendalam dan merumuskan kebutuhan penelitian.

### 2.2 Clustering

Metode Clustering merupakan salah satu metode analisis data utama untuk membantu mengidentifikasi pengelompokan objek data dari dataset. Clustering merupakan klasifikasi tanpa pengawasan dan merupakan proses partisi sekumpulan objek data dari satu set menjadi beberapa kelas. Hal ini dapat dilakukan dengan menerapkan berbagai persamaan dan langkah-langkah mengenai jarak algoritma, yaitu dengan Euclidean Distance[6], [7]. Mempartisi dataset menjadi beberapa subset atau kelompok sedemikian serupa sehingga elemen-elemen dari suatu kelompok tertentu memiliki set properti yang dibagikan bersama, dengan tingkat similaritas yang tinggi dalam 14 satu kelompok dan tingkat similaritas antar kelompok yang rendah. Disebut juga dengan unsupervised learning. Jika diberikan sejumlah titik data yang masing-masing mempunyai sejumlah atribut, dan dengan menggunakan satu ukuran similaritas, dapat ditemukan klaster-klaster sedemikian sehingga titik-titik data dalam satu klaster mempunyai similaritas yang lebih besar. Titik-titik data dalam klaster yang berbeda mempunyai similaritas yang kecil. Ukuran similaritas yang digunakan adalah Euclidean Distance jika atributnya continue[8], [9].

Analisis cluster merupakan teknik multivariat yang mempunyai tujuan utama untuk mengelompokkan objek-objek berdasarkan karakteristik yang dimilikinya. Analisis cluster mengklasifikasi objek sehingga setiap objek yang paling dekat kesamaannya dengan objek lain berada dalam cluster yang sama. Kelompok-kelompok yang terbentuk memiliki homogenitas internal yang tinggi dan heterogenitas eksternal yang tinggi. Fokus dari analisis cluster adalah membandingkan objek berdasarkan set variabel, hal inilah yang menyebabkan para ahli mendefinisikan set variabel

sebagai tahap kritis dalam analisis cluster. Set variabel cluster adalah suatu set variabel yang merepresentasikan karakteristik yang dipakai objek-objek[10], [11].

## 2.3 Data Mining

Data mining adalah proses menemukan pola, hubungan, atau informasi yang bermanfaat dari kumpulan data yang besar dengan menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin. Proses ini bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Data mining tidak hanya berfokus pada pencarian data yang ada, tetapi juga berupaya mengungkap pola tersembunyi yang sebelumnya tidak terlihat secara langsung oleh manusia. Dengan demikian, data mining menjadi bagian penting dari Knowledge Discovery in Databases (KDD), yang mencakup tahap pengumpulan data, pembersihan data, pemilihan atribut, analisis, hingga interpretasi hasil[12], [13].

Dalam praktiknya, data mining digunakan di berbagai bidang seperti bisnis, pendidikan, kesehatan, keamanan, hingga penelitian ilmiah. Teknik-teknik yang digunakan dalam data mining mencakup klasifikasi, klusterisasi, asosiasi, regresi, dan deteksi anomali, yang dapat disesuaikan dengan tujuan analisis. Melalui penerapan data mining, organisasi atau institusi dapat mengidentifikasi tren, memprediksi perilaku, serta mengoptimalkan strategi berdasarkan data historis yang dimiliki. Dengan kemampuannya menggali informasi berharga dari data dalam jumlah besar, data mining telah menjadi salah satu teknologi inti dalam mendukung sistem pendukung keputusan yang cerdas dan adaptif[14], [15].

## 2.4 Algoritma Clarans

CLARANS adalah algoritma k-medoid. Algoritma ini melanjutkan kerja dari Algoritma PAM dan CLARA dengan melakukan pencarian graph secara acak untuk mendapatkan medoid-medoid yang mewakili sejumlah cluster. Medoid adalah data point yang terletak pada tengah-tengah Group. Algoritma ini menggunakan maxneighbour dan numlocal sebagai parameter. Maxneighbour adalah nilai maximum dari node sekawan yang diuji. Numlocal adalah nilai maksimal dari local minimum yang dapat dikumpulkan. Secara umum, langkah-langkah dalam algoritma CLARANS adalah[16], [17], [18]:

- Masukkan parameter Numlocal dan maxneighbor. Inisialisasi  $i$  menjadi 1, dan mincost bilangan yang besar.
- Set current menjadi node yang acak pada  $G_{n,k}$
- Set  $j$  menjadi 1.
- Pilih obyek tetangga secara acak  $S$  dari obyek current, dan dengan persamaan yang ada, hitung perbedaan biaya dari kedua node.
- Jika  $S$  mempunyai biaya yang lebih rendah, ganti current dengan  $S$ , dan kembali ke langkah 3.
- Jika tidak, naikkan  $j$ . Jika  $j = \text{maxneighbor}$ , kembali ke Langkah 4.
- Selanjutnya, jika  $j > \text{maxneighbor}$ , bandingkan biaya dari current dengan mincost. Jika biaya current lebih kecil dari mincost, update mincost dengan biaya current dan ganti bestnode dengan current.
- Naikkan  $i$  satu nilai. Jika  $i > \text{numlocal}$ , hasilkan bestnode dan hentikan proses. Dan jika tidak, kembali ke Langkah 2.

Langkah 3 sampai 6 di atas melakukan pencarian node dengan biaya yang lebih rendah. Tetapi, jika node current dibandingkan dengan jumlah maksimum dari node sekawan (maxneighbor) dan masih memberikan biaya yang paling rendah, node current dinyatakan menjadi lokal minimum. Kemudian, pada langkah 7, biaya dari lokal minimum ini dibandingkan dengan biaya paling rendah yang diperoleh sejauh ini. Yang paling rendah dari kedua biaya di atas disimpan dalam mincost[19]. Algoritma CLARANS kemudian mengulangi untuk mencari lokal minima yang lain, sampai nilai numlocal dipenuhi. Fungsi yang digunakan pada langkah diatas diambil dari PAM. Persamaan ini digunakan untuk menghitung Cih yaitu biaya pergantian (swap) antara current medoid ( $O_i$ ) dengan non-medoid ( $O_j$ ). Notasi umum Cjih adalah :  $C_{jih} = d(O_j, O_h) - d(O_j, O_i)$  Budi Setiyono, Imam Mukhlash 123 Sedangkan  $d(O_1, O_2)$  diperoleh dari :  $d(O_1, O_2) = \min O_e d(O_1, O_2)$  dimana notasi  $\min O_e$  menandakan nilai minimum atas semua medoids  $O_e$  dan notasi  $d(O_1; O_2)$  menyatakan jarak atau perbedaan antara obyek  $O_1$  dan  $O_2$ [20].

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Analisa Masalah

Pada pengelompokan data nilai mahasiswa maka digunakan data-data mahasiswa dengan algoritma clarans. Algoritma clarans dalam proses cluster tidak dapat menggunakan data dalam bentuk huruf, oleh karena itu kriteria di konversi ke dalam bentuk angka. Adapun langkah-langkah dalam pengelompokan data dengan Algoritma clarans adalah sebagai berikut:

- Siapkan sample data yang dikelompokkan
- Tentukan jumlah cluster ( $K$ )
- Tentukan nilai centroid / titik pusat secara acak
- Menghitung jarak dengan persamaan model Euclidean Distance
- Dari hasil perhitungan jarak lakukan cluster / pengelompokan data dengan membandingkan hasil perhitungan jarak dari setiap masing-masing nilai 79 centroid yaitu nilai yg lebih kecil satu cluster dan nilai lebih besar satu cluster
- Hitunglah total cost yang diperoleh dari perhitungan jarak dengan mengambil nilai terkecil dalam cluster
- Tentukan nilai centroid / titik pusat terbaru secara acak

- h. Hitung jarak dengan persamaan model Euclidean Distance berdasarkan nilai centroid / titik pusat terbaru
- i. Dari hasil perhitungan jarak lakukan cluster / pengelompokan data dengan membanding hasil perhitungan jarak dari setiap masing-masing nilai centroid yaitu nilai yg lebih kecil satu cluster dan nilai lebih besar satu cluster. Hitunglah total cost yang diperoleh dari perhitungan jarak dengan mengambil nilai terkecil dalam cluster.
- j. Bandingkan total cost yaitu perhitungan total cost terbaru dengan perhitungan total cost lama. Jika lebih besar total cost terbaru dari pada total cost lama maka proses berhenti, tetapi jika sebaliknya maka proses dilanjutkan kembali dengan penentuan nilai centroid terbaru secara acak.

Untuk Menentukan jarak masing-masing centroid berdasarkan jarak terpendek, kriteria, kondisi atau karakteristik yang sama atau hampir sama, menggunakan model Euclidean yang dirumuskan sebagai berikut:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_{1i} - x_{1j})^2 + (x_{2i} - x_{2j})^2 + (x_{ki} - x_{kj})^2} \quad (1)$$

Keterangan:

$d_{ij}$  = Jarak dari data ke i ke pusat cluster j

$x_{ki}$  = Data dari ke - i pada *attribute* data ke - k

$x_{kj}$  = Data dari ke - j pada *attribute* data ke - k

### 3.1.1 Penerapan Algoritma Clarans

Penerapan algoritma CLARANS dalam penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan mahasiswa ke dalam bidang konsentrasi yang paling sesuai berdasarkan data nilai akademik mereka. CLARANS dipilih karena mampu melakukan klasterisasi secara efisien pada data berukuran besar dengan pendekatan pencarian acak yang terkontrol, sehingga menghasilkan pembagian kelompok yang optimal. Dengan memanfaatkan algoritma ini, proses penentuan bidang konsentrasi tidak lagi hanya mengandalkan preferensi subjektif mahasiswa, melainkan didukung oleh analisis data yang objektif. Pendekatan ini diharapkan dapat membantu program studi dalam memberikan rekomendasi konsentrasi yang tepat, mengurangi risiko kesalahan pemilihan, serta meningkatkan kesesuaian antara kemampuan mahasiswa dan bidang yang dipilih. Tahapan awal adalah data yang digunakan pada penelitian, adapun data penelitian dapat dilihat berikut:

**Tabel 1.** Data Mahasiswa

	MK 1	MK 2	MK 3	MK 4	MK 5	..	...	...	MK 20
Mhs 1	B+	A	A	A	B	..	...	...	B
Mhs 2	B	A	A	A	A	..	...	...	C+
Mhs 3	A	A	A	B+	B+	..	...	...	B
Mhs 4	A	A	B+	B+	A	..	...	...	A
Mhs 5	A	A	A	B+	B	..	...	...	C
...	...	...	...	...	...	..	...	...	...
Mhs 25	B+	B+	A	A	B+	..	...	...	C+

Pada tabel 1, dapat dilihat terdapat data nilai mahasiswa dengan jumlah matakuliah adalah 20 dan jumlah mahasiswa adalah 25. Selanjutnya, dari data nilai tersebut dilakukan konversi nilai huruf menjadi nilai angka untuk dapat dilakukan proses pada algoritma CLARANS. Adapun tabel konversi dapat dilihat berikut:

**Tabel 2.** Konversi

No	Nilai Huruf	Nilai Angka
1	A	80
2	B+	75
3	B	70
4	C+	65
5	C	60
6	D	50

Pada tabel 2. Dapat dilihat acuan untuk konversi nilai. Konversi nilai dilakukan untuk merubah nilai Huruf menjadi Angka. Dari tabel konversi tersebut, dapat dilihat pada tabel berikut:

**Tabel 3.** Hasil Konversi

	MK 1	MK 2	MK 3	MK 4	MK 5	..	...	...	MK 20
Mhs 1	75	80	80	80	70	..	...	...	70
Mhs 2	70	80	80	80	80	..	...	...	65
Mhs 3	80	80	80	75	75	..	...	...	70
Mhs 4	80	80	75	75	80	..	...	...	80
Mhs 5	80	80	80	75	70	..	...	...	60
...	...	...	...	...	...	..	...	...	...
Mhs 25	75	75	80	80	75	..	...	...	65

Pada Tabel 3 menyajikan hasil konversi dari data awal yang telah melalui proses penyesuaian nilai sesuai dengan bobot atau skala yang digunakan dalam penelitian. Proses konversi ini bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format numerik yang seragam sehingga dapat diolah pada tahap analisis selanjutnya.

a. **Pertama:** Literasi Ke-1: Jumlah cluster / kelompok yaitu 3 (tiga) sesuai dengan jumlah attribute kriteria.

b. **Kedua:** Nilai Centroid (medoid) / titik pusat secara acak.

Pusat medoid 1 = 70, 75, 75, 70, 70, 60, 80, 75, 70, 65, 70, 80, 75, 80, 75, 70, 65, 70, 70, 70.

Pusat medoid 2 = 70, 80, 80, 70, 70, 80, 80, 75, 75, 70, 70, 80, 70, 80, 80, 70, 80, 75, 75, 65.

Pusat medoid 3= 70, 80, 80, 75, 75, 80, 80, 75, 70, 80, 70, 80, 75, 80, 80, 75, 65, 60, 75, 60

**Cluster C1**

Jarak dari pusat medoid 1= 70, 75, 75, 70, 70, 60, 80, 75, 70, 65, 70, 80, 75, 80, 75, 70, 65, 70, 70, 70.

$$d(x_{1,C1}) = \sqrt{\frac{(75-70)^2 + (80-75)^2 + (80-75)^2 + (80-70)^2 + (70-70)^2}{\sqrt{(80-60)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (75-70)^2 + (70-65)^2}} \\ \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2}{\sqrt{(70-70)^2 + (70-65)^2 + (75-70)^2 + (70-70)^2 + (70-70)^2}} = 850$$

$$d(x_{2,C1}) = \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (80-75)^2 + (80-75)^2 + (80-70)^2 + (80-70)^2}{\sqrt{(80-60)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-70)^2 + (65-65)^2}} \\ \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2}{\sqrt{(65-70)^2 + (70-65)^2 + (60-70)^2 + (80-70)^2 + (75-70)^2}} = 1000$$

$$d(x_{3,C1}) = \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-75)^2 + (80-75)^2 + (75-70)^2 + (75-70)^2}{\sqrt{(80-60)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (80-70)^2 + (80-65)^2}} \\ \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (75-80)^2 + (80-75)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2}{\sqrt{(65-70)^2 + (80-65)^2 + (80-70)^2 + (75-70)^2 + (70-70)^2}} = 1400$$

$$d(x_{4,C1}) = \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-75)^2 + (75-75)^2 + (75-70)^2 + (80-70)^2}{\sqrt{(80-60)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-70)^2 + (75-65)^2}} \\ \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (70-80)^2 + (70-75)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2}{\sqrt{(80-70)^2 + (80-65)^2 + (75-70)^2 + (65-70)^2 + (80-70)^2}} = 1475$$

$$d(x_{5,C1}) = \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-75)^2 + (80-75)^2 + (75-70)^2 + (70-70)^2}{\sqrt{(80-60)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (70-70)^2 + (70-65)^2}} \\ \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (80-80)^2 + (70-75)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2}{\sqrt{(70-70)^2 + (70-65)^2 + (75-70)^2 + (70-70)^2 + (60-70)^2}} = 800$$

Jarak dari pusat medoid 2= 70, 80, 80, 70, 70, 80, 80, 75, 75, 70, 70, 80, 70, 80, 80, 70, 80, 75, 75, 65.

$$d(x_{1,C2}) = \sqrt{\frac{(75-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-70)^2 + (70-70)^2}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (75-75)^2 + (70-70)^2}} \\ \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2}{\sqrt{(70-70)^2 + (70-80)^2 + (75-75)^2 + (70-75)^2 + (70-65)^2}} = 500$$

$$d(x_{2,C2}) = \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-70)^2 + (80-70)^2}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-75)^2 + (65-70)^2}} \\ \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (80-80)^2 + (80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2}{\sqrt{(65-70)^2 + (70-80)^2 + (60-75)^2 + (80-75)^2 + (75-65)^2}} = 800$$

$$d(x_{3,C2}) = \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-70)^2 + (75-70)^2}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (80-75)^2 + (80-70)^2}} \\ \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (75-80)^2 + (80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2}{\sqrt{(65-70)^2 + (80-80)^2 + (80-75 + (75-75)^2 + (70-65)^2}} = 500$$

$$d(x_{4,C2}) = \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (75-80)^2 + (75-70)^2 + (80-70)^2}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-75)^2 + (75-70)^2}} \\ \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (70-80)^2 + (70-70)^2 + (80-80)^2 + (75-80)^2}{\sqrt{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (65-75)^2 + (80-65)^2}} = 925$$

$$d(x_{5,C2}) = \sqrt{\frac{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-70)^2 + (70-70)^2}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-70)^2 + (70-70)^2}} \\ \sqrt{\frac{(70-70)^2 + (80-80)^2 + (70-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2}{\sqrt{(70-70)^2 + (70-80)^2 + (75-75)^2 + (70-75)^2 + (60-65)^2}} = 300$$

Jarak dari pusat medoid 3 = 70, 80, 80, 75, 75, 80, 80, 75, 70, 80, 70, 80, 75, 80, 80, 75, 65, 60, 75, 60.

$$d(x_1, c_3) = \frac{\sqrt{(75-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (70-75)^2}}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (75-70)^2 + (70-80)^2}} = 750$$

$$d(x_2, c_3) = \frac{\sqrt{(70-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (80-75)^2}}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-70)^2 + (65-80)^2}} = 700$$

$$d(x_3, c_3) = \frac{\sqrt{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-75)^2}}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (80-75)^2 + (80-70)^2 + (80-80)^2}} = 1100$$

$$d(x_4, c_3) = \frac{\sqrt{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (75-80)^2 + (75-75)^2 + (80-75)^2}}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (75-70)^2 + (75-80)^2}} = 1425$$

$$d(x_5, c_3) = \frac{\sqrt{(80-70)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2 + (75-75)^2 + (70-75)^2}}{\sqrt{(80-80)^2 + (80-80)^2 + (70-75)^2 + (80-80)^2 + (80-80)^2}} = 550$$

Rekapitulasi hasil perhitungan dan hasil cluster:

Tabel 4. Rekapitulasi Hasil Perhitungan Cluster I

No	Nama Mahasiswa	Jarak Medoid 1	Jarak Medoid 2	Jarak Medoid 3	cluster
1	Mhs 1	850	500	750	2
2	Mhs 2	1000	800	700	2
3	Mhs 3	1400	500	1100	2
4	Mhs 4	1475	925	1425	2
5	Mhs 5	800	300	550	2
...	...	...	...	...	...
25	Mhs 25	1375	825	475	3

Pada Tabel 4 menampilkan rekapitulasi hasil perhitungan pada proses clustering tahap pertama (Cluster I). Rekapitulasi ini berisi ringkasan nilai jarak tiap data terhadap centroid yang telah ditentukan, sehingga memudahkan dalam mengidentifikasi data mana yang memiliki kedekatan paling tinggi dengan masing-masing cluster.

- c. **Ketiga:** Perhitungan Total Cost kecil berdasarkan nilai terkecil dalam cluster Total Cost = 500+ 800 + 500 + 925 + 300 + 625 + 425 + 300 +825+ 325 +550 + 0 + 700 + 775 + 1225 + 625 + 0 + 375 +1550 + 1100+ 0 + 400 + 800 + 525 + 475 = 14625.
  - 1. Medoid 1 dengan anggota {Mhs 9, Mhs 12, Mhs 15, Mhs 19, Mhs 20}
  - 2. Medoid 2 dengan anggota {Mhs 1, Mhs 2, Mhs 3, Mhs 4, Mhs 5, Mhs 6, Mhs 7, Mhs 10, Mhs 11, Mhs 14, Mhs 16, Mhs 17, Mhs 18, Mhs 22, Mhs 24}
  - 3. Medoid 3 dengan anggota {Mhs 8, Mhs 13, Mhs 21, Mhs 23, Mhs 25 }
- d. **Keempat:** Penentuan nilai centroid / titik pusat terbaru secara acak
  - Pusat medoid 1 = 65, 70, 70, 70, 70, 75, 80, 65, 70, 70, 70, 65, 70, 80, 75, 65, 65, 60, 65, 70
  - Pusat medoid 2 = 65, 75, 80, 80, 75, 80, 80, 80, 75, 75, 70, 80, 75, 80, 80, 65, 65, 75,
  - Pusat medoid 3= 75, 70, 80, 75, 75, 80, 80, 70, 80, 65, 75, 65, 75, 65, 80, 65, 70, 75, 70, 75
- e. **Kelima:** menghitung jarak dengan persamaan model Euclidean Distance

**Cluster C2**

Jarak dari pusat medoid 1= 65, 70, 70, 70, 70, 75, 80, 65, 70,70, 70, 65, 70, 80, 75, 65, 65, 60, 65, 70.  
 Jarak dari pusat medoid 2 = 65, 75, 80, 80, 75, 80, 80, 80, 75, 75, 70, 80, 75, 80, 80, 65, 65, 75, 70, 70.  
 Jarak dari pusat medoid 3= 75, 70, 80, 75, 75, 80, 80, 70, 80, 65, 75, 65, 75, 65, 80, 65, 70, 75, 70, 75.

Tabel 5. Rekapitulasi Hasil Perhitungan Cluster II

No	Nama Mahasiswa	Jarak Medoid 1	Jarak Medoid 2	Jarak Medoid 3	cluster
----	----------------	----------------	----------------	----------------	---------

1	Mhs 1	1425	350	1450	2
2	Mhs 2	1225	600	1650	2
3	Mhs 3	1875	650	1900	2
4	Mhs 4	1550	1175	1625	2
5	Mhs 5	1225	550	1350	2
...	...	...	...	...	...
25	Mhs 25	1350	825	1825	2

Pada Tabel 5 menyajikan rekapitulasi hasil perhitungan pada proses clustering tahap kedua (Cluster II). Data dalam tabel ini menunjukkan jarak setiap objek terhadap centroid yang diperbarui dari hasil iterasi sebelumnya. Rekapitulasi ini membantu dalam melihat perubahan keanggotaan data pada cluster, sekaligus mengevaluasi pergeseran posisi centroid. Aturan yang digunakan untuk mengelompokan / cluster data berdasarkan hasil perhitungan jarak adalah

1. Jika jarak medoid 1 < jarak medoid 2 dan jarak medoid 1 < jarak medoid 2 maka cluster =1

2. Jika jarak medoid 2 < jarak medoid 1 dan jarak medoid 2 < jarak medoid 3 maka cluster =2

3. Jika jarak medoid 3 < jarak medoid 1 dan jarak medoid 3 < jarak medoid 2 maka cluster =3

f. **Keenam:** Perhitungan Total Cost kecil berdasarkan nilai terkecil dalam cluster

Total Cost = 350 + 600 + 650 + 1175 + 550 + 925 + 525 + 300 + 0 + 575 + 0 + 800 + 700 + 775 + 800 + 525 + 550 + 625 + 0 + 775 + 600 + 700 + 650 + 875 + 825 = 14850.

1. Medoid 1 dengan anggota { Mhs 9, Mhs 15, Mhs 20 }

2. Medoid 2 dengan anggota { Mhs 1, Mhs 2, Mhs 3, Mhs 4, Mhs 5, Mhs 6, Mhs 7, Mhs 8, Mhs 10, Mhs 11, Mhs 12, Mhs 13, Mhs 14, Mhs 16, Mhs 17, Mhs 18, Mhs 21, Mhs 22, Mhs 24, Mhs 25 }

3. Medoid 3 dengan anggota { Mhs 19, Mhs 23 }

g. **Ketujuh:** Perbandingan Total Cost

Total cost lama = 14625.

Total cost terbaru = 14850.

Total cost terbaru lebih tinggi dari pada total cost lama maka proses perhitungan dihentikan.

#### 4. KESIMPULAN

Setelah dilakukan pengujian dan analisis sistem, Maka dapat diperoleh simpulan sebagai berikut Setelah menerapkan algoritma Clarans dapat disimpulkan bahwa data nilai mahasiswa dengan nilai yang tinggi (Jaringan), sedang (Pemrograman) dan rendah (Internet of Thing) dapat di kelompokkan menjadi 3 klaster. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebanyak 11 mahasiswa masuk ke konsentrasi pemrograman, 5 mahasiswa masuk ke konsentrasi jaringan dan 9 mahasiswa masuk ke konsentrasi Internet of Thing.

#### REFERENCES

- [1] M. Y. Putra and D. I. Putri, "Pemanfaatan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Jurusan Siswa Kelas XI," *J. Tekno Kompak*, vol. 16, no. 2, pp. 176–187, 2022.
- [2] H. Ramdan, A. Gunawan, and G. Gunawan, "Analisis Pengaruh Kardiovaskular Dalam Kasus Covid-19 Terhadap Obesitas Menggunakan Metode K-Medoid," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 16–24, 2024, doi: 10.31294/ijcs.v3i1.2558.
- [3] E. T. Ena Tasia and M. Afdal, "Perbandingan Algoritma K-Means Dan K-Medoids Untuk Clustering Daerah Rawan Banjir Di Kabupaten Rokan Hilir," *Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 3, no. 1, pp. 65–73, 2023, doi: 10.57152/ijirse.v3i1.523.
- [4] W. Kokoh Andriyan, "Penerapan Data Mining Dengan Menggunakan Metode K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Data Nilai Pada SMA YKPP PENDOPO Untuk Menentukan Jurusan Ipa Dan Ips," *J. Jupiter*, vol. 15, no. 1, pp. 452–461, 2023.
- [5] W. S. Wanda, Raissa Amanda Putri, and Heri Santoso, "Implementasi Algoritma K-Medoids pada Sistem Informasi Pengelompokan Wilayah Kemiskinan di Provinsi SUMUT Berbasis Web," *J. Komput. Teknol. Inf. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 469–479, 2025, doi: 10.62712/juktisi.v4i2.385.
- [6] N. Hendrastuty, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Dalam Evaluasi Hasil Pembelajaran Siswa," *J. Ilm. Inform. DAN ILMU Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 46–56, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.58602/jima-ilkom.v3i1.26>
- [7] F. Khalish, N. M. Piranti, and O. Martadireja, "Implementasi Data Mining Menggunakan Teknik Clustering dengan Metode K-Means," *JHIP (Jurnal Ilm. Ilmu Pendidikan)*, vol. 8, no. 5, pp. 5392–5397, 2025.
- [8] N. Mirantika, A. Tsamaratul'Ain, and F. Diviana Agnia, "Volume 15 Nomor 2, Juli 2021 Penerapan Algoritma K-Means Clustering Untuk Pengelompokan Penyebaran Covid-19 Jurnal Nuansa Informatika Volume 15 Nomor 2, Juli 2021," *J. Nuansa Inform.*, vol. 15, pp. 92–98, 2021.
- [9] D. Irawan, G. Wijaya, and T. T. Warisaji, "Penerapan Algoritma K-Means Clustering untuk Segmentasi Nasabah Bank," *BIOS J. Teknol. Inf. dan Rekayasa Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 47–53, 2025, doi: 10.37148/bios.v6i1.162.
- [10] C. Kamila, M. A. A.S, G. R. Namang, and R. R. Fadila Syah, "Systematic Literature Review: Penggunaan Algoritma K-Means Untuk Clustering di Indonesia dalam Bidang Pendidikan," *Intech*, vol. 2, no. 1, pp. 19–24, 2021, doi: 10.54895/intech.v2i1.866.
- [11] D. R. Adji, E. Lutfina, B. E. Ferdianto, E. Prashanti, K. A. P. Anwarri, and S. R. Prayogo, "Metode dan Algoritma Dalam Data Clustering: Systematic Literature Review," *Sci. Technol. Manag. J.*, vol. 5, no. 1, pp. 9–15, 2025, doi: 10.53416/stmj.v5i1.326.
- [12] A. Yudhistira and R. Andika, "Pengelompokan Data Nilai Siswa Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. Artif. Intell. Technol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 20–28, 2023, doi: 10.58602/jaiti.v1i1.22.
- [13] A. Sulistiyawati and E. Supriyanto, "Implementasi Algoritma K-means Clustering dalam Penentuan Siswa Kelas Unggulan," *J.*

- Tekno Kompak*, vol. 15, no. 2, p. 25, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i2.1162.
- [14] A. Azzam, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Implementasi Algoritma K-Means Clustering Untuk Analisis Persebaran Umkm Di Jawa Barat," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 3062–3070, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.8450.
- [15] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, and R. Winanjaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Sinar Harahap)," *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–19, 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.142.
- [16] A. Vatesia, R. Faurina, and Y. Simanjuntak, "Regression Analysis for Crop Production Using CLARANS Algorithm," *J. Online Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2023, doi: 10.15575/join.v8i1.1031.
- [17] A. R. Azzahra, N. A. Nabila, and M. Idhom, "Clustering of the Air Pollution Standard Index ( ISPU ) in the Province of DKI Jakarta Using the CLARANS Algorithm," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 4, pp. 1219–1226, 2025.
- [18] J. Agustín Tortolero Osuna and A. Jorge Rosales Silva, "Parallel Peer Group Filter for Impulse Denoising in Digital Images on Gpu," *Comput. Informatics*, vol. 38, pp. 1320–1340, 2019, doi: 10.31577/cai.
- [19] V. Sagvekar, V. Sagvekar, and K. Deorukhkar, "Performance assessment of CLARANS: A Method for Clustering Objects for Spatial Data Mining," *Glob. J. Eng. Des. Technol. Inst. reserach Educ.*, vol. 2, no. 6, pp. 1–8, 2023, [Online]. Available: <http://gifre.org/library/upload/volume/1-8-vol-2-6-13-gjedt.pdf>
- [20] R. T. Ng and J. Han, "CLARANS: A method for clustering objects for spatial data mining," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 14, no. 5, pp. 1003–1016, 2002, doi: 10.1109/TKDE.2002.1033770.