

Harmonisasi Gaya Belajar dan Konektivitas Sosial melalui Platform Digital dengan Metode VARK dan K-Means Clustering

Jessica Irena Ridwan¹, Siti Nur Salamah², Maryesta Apriliani Sihombing³

¹⁾ Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka
Jl. Jenderal Ahmad Yani No.43, RT.5/RW.4, Utan Kayu Sel., Jakarta 13230.

Email: jessica0997.ji@gmail.com

²⁾ Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia
Departemen Matematika FMIPA UI, Kampus UI Depok, Depok 16424.

Email: sitinursalamah@sci.ui.ac.id

³⁾ Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia
Departemen Matematika FMIPA UI, Kampus UI Depok, Depok 16424.

Email: maryesta.apriliani@ui.ac.id

ABSTRAK

Pentingnya gaya belajar dalam menjalankan proses belajar mengajar semakin ditekankan dalam era Society 5.0. Perbedaan mencolok dalam gaya belajar setiap individu menjadi tantangan serius, mengakibatkan kesulitan bagi pengajar dalam memilih metode yang efektif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan platform pembelajaran digital adaptif yang memanfaatkan data performa siswa dan algoritma untuk pembelajaran yang dinamis. Penelitian juga berfokus pada tantangan pembelajaran online yang minim interaksi sosial. Metode efektif diidentifikasi dan diintegrasikan ke platform. Pada tahap awal, dilakukan kajian literatur terhadap 20 penelitian sebelumnya guna mengenali pola belajar yang umum, sehingga menghasilkan gaya belajar VARK. Siswa dikelompokkan menggunakan algoritma *K-means clustering* didasari gaya belajar masing-masing individu. Teknik analisis data *K-means clustering* melibatkan perhitungan rata-rata gaya belajar siswa yang serupa ke dalam kelompok-kelompok yang disebut “kluster”. Gaya belajar siswa akan diidentifikasi melalui pengumpulan data menggunakan kuesioner. Penelitian ini akan melibatkan partisipasi sampel sebanyak 30 siswa dari berbagai jenjang di Jakarta. Hasil penelitian ini diharapkan mampu memberikan panduan dalam pengembangan platform pembelajaran digital adaptif yang efektif, serta menciptakan pendidikan berkualitas dalam mendukung dan memfasilitasi interaksi sosial.

Kata kunci: pembelajaran adaptif, platform digital, gaya belajar, efektivitas pembelajaran online, metode *K-means clustering*.

ABSTRACT

The significance of learning styles in the teaching and learning process is increasingly emphasized in the Society 5.0 era. Striking differences in everyone's learning style pose a serious challenge, leading to difficulties for educators in selecting effective methods. This study aims to develop an adaptive digital learning platform that utilizes student performance data and algorithms for dynamic learning experiences. The research also addresses the specific challenge of limited social interaction in online learning. Effective methods are identified and integrated into the platform. In the initial phase, a review of 20 previous studies is conducted to identify common learning patterns, leading to the development of the VARK learning style model. Students are grouped using the K-means clustering algorithm based on their individual learning styles. The K-means clustering data analysis technique involves calculating the average learning style of similar students within clusters. Student learning styles are identified through data collection using questionnaires. This research involves the participation of 30 students from various educational levels in Jakarta. The study's outcomes are

expected to provide guidance for the development of an effective adaptive digital learning platform and contribute to the creation of high-quality education that supports and facilitates social interaction.

Keywords: *adaptive learning, digital platform, learning styles, online learning effectiveness, K-means clustering method.*

1. Pendahuluan

Kualitas Sumber Daya Manusia (SDM) di Indonesia menjadi perhatian serius dengan nilai rendah pada Human Development Index (HDI), menempatkan negara ini di peringkat 108 dari 169 negara pada laporan HDI UNDP 2010 [11]. Isu utama adalah pendidikan yang menghadapi tantangan dalam hal kualitas, relevansi, dan efisiensi. Hasil survei TIMSS dan PISA menunjukkan prestasi rendah siswa Indonesia dalam matematika [27], yang penting dalam konteks kurikulum 2013 [25]. Kualitas pendidikan, sering dianggap sebagai indikator kemajuan suatu negara, berpengaruh signifikan pada kemampuan matematika siswa Indonesia.

Hal ini menegaskan bahwa tantangan yang dihadapi oleh guru dalam merancang pembelajaran yang dapat memotivasi kreativitas, etika, dan inovasi menjadi semakin penting di era Masyarakat 5.0 [8]. Oleh karena itu, perbaikan sistem pendidikan, pelatihan guru, dan kurikulum yang relevan dan efektif akan sangat penting dalam upaya meningkatkan kualitas SDM Indonesia. Investasi yang lebih besar dalam pendidikan, khususnya dalam pengembangan keterampilan matematika dan pemecahan masalah, juga mungkin diperlukan untuk mengatasi permasalahan tersebut dan memajukan kualitas SDM Indonesia [25].

Society 5.0 bertujuan untuk kemajuan manusia dengan mengintegrasikan teknologi terbaru ke dalam kehidupan sehari-hari, meskipun memerlukan perkembangan teknologi yang belum sepenuhnya tersedia di berbagai sektor [8]. Saat ini, banyak pelajar beralih ke E-learning karena fleksibilitas, kenyamanan, dan keakuratan [5], serta potensi platform ini dalam mengumpulkan data pembelajaran untuk meningkatkan efektivitas jalur pembelajaran [4].

Matematika memegang peran penting dalam pendidikan dan perkembangan global [31], namun mengajar matematika secara efektif untuk mendorong kreativitas dan aplikasi pada pelajar tetap menjadi tantangan berkelanjutan, terutama di negara-negara berkembang [25]. Walaupun ada upaya untuk meningkatkan penggunaan E-learning di negara-negara berkembang, fokus pada E-learning matematika masih terbatas [13].

Selain itu, terkadang pelajar merasa kesulitan untuk memahami sejauh mana pemahaman mereka terhadap konsep-konsep yang sedang mereka pelajari, dan cara terbaik masing-masing orang untuk belajar [14]. Selain itu, pembelajaran online juga memunculkan masalah baru. Selama pandemi, penelitian telah menunjukkan bahwa ada kaitan antara kurangnya interaksi sosial akademis dalam pembelajaran online dengan kesulitan dalam belajar dan mengatur diri selama proses belajar online [12]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa interaksi sosial memiliki pengaruh positif yang signifikan terhadap efektivitas pembelajaran online. Namun, efek ini berkurang ketika sosialisasi berkurang dalam lingkungan online [2].

Dalam pembelajaran, penting untuk memahami kebutuhan individu yang beragam, seperti tingkat pengetahuan, gaya belajar, dan motivasi yang berbeda [15]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan pembelajaran yang disesuaikan dengan masing-masing pelajar daripada menerapkan pendekatan seragam. Sistem personalisasi yang otomatis dan cerdas yang dapat beradaptasi dengan gaya belajar serta tingkat pengetahuan pembelajar dan merekomendasikan sumber daya online yang sesuai sangat penting [14]. Setiap siswa memiliki karakteristik unik, termasuk tingkat kinerja, kecepatan belajar, dan gaya belajar yang mencerminkan preferensi individu dalam menyerap informasi saat belajar, dengan satu gaya belajar yang dominan cenderung memengaruhi preferensi belajar secara keseluruhan dalam konteks E-learning [5].

Pemahaman gaya belajar siswa oleh guru penting untuk efektivitas pembelajaran [17]. Untuk mengatasi tantangan ini, makalah ini bertujuan mengembangkan sistem E-learning matematika yang menggunakan pendekatan VARK (Visual, Auditorial, Read, dan Kinesthetic) untuk mengidentifikasi gaya belajar siswa [23]. Sistem ini akan mengelompokkan peserta didik dengan gaya belajar serupa untuk meningkatkan interaksi sosial dan memberikan rekomendasi materi pembelajaran yang sesuai dengan gaya belajar masing-masing peserta didik.

Karya ilmiah ini mengatasi masalah utama dalam pendidikan Indonesia, yakni kualitas SDM yang rendah dan prestasi matematika siswa yang buruk. Penelitian ini menciptakan sistem E-learning khusus untuk matematika, mengidentifikasi gaya belajar siswa, dan memberikan rekomendasi materi yang sesuai. Ini diharapkan dapat meningkatkan efektivitas pembelajaran, memfasilitasi interaksi sosial, dan meningkatkan kualitas SDM Indonesia. Inovasi penelitian terletak pada pendekatan personalisasi pembelajaran, dengan signifikansi besar dalam konteks pendidikan modern.

2. Kajian Pustaka

2.1 Penelitian Terkait

Sebelum memulai penelitian ada beberapa kajian literatur yang digunakan sebagai sumber pendukung penelitian yang dapat diakses pada link berikut ini: <https://bit.ly/KajianLiteraturKTI>. Beberapa penelitian sebelumnya telah menekankan pentingnya pemahaman yang mendalam tentang gaya belajar siswa dalam konteks pendidikan. Penelitian ini menggunakan metode seperti *K-means clustering*, *Elbow Method*, dan *Silhouette Score* untuk mengidentifikasi gaya belajar siswa [10], dengan potensi meningkatkan pembelajaran yang disesuaikan dengan karakteristik siswa. Namun, perlu diingat bahwa penelitian ini memiliki keterbatasan dalam ruang lingkup dan aplikabilitasnya di situasi pendidikan yang berbeda. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut diperlukan untuk memahami implementasi gaya belajar secara efektif dalam berbagai konteks pendidikan. Dalam konteks ini, penelitian kami menggunakan algoritma *K-means clustering* sebagai pendekatan alternatif.

2.2 Gaya Belajar

Gaya belajar mencakup preferensi individu dalam mengumpulkan, mengorganisasikan, dan memproses informasi dalam proses memperoleh pengetahuan dan keterampilan yang baru. Fleming [7] mengungkapkan bahwa gaya belajar adalah atribut individual yang mencakup preferensi dalam proses mengumpulkan, mengorganisasikan, dan memproses informasi. Gaya belajar dikaitkan dengan individu serta cara mereka memperoleh pengetahuan dan keterampilan yang baru [23].

Metode Gaya Belajar VARK adalah suatu pendekatan dalam memahami dan mengklasifikasikan preferensi gaya belajar individu. Menurut Marcy [17], pengembangan model gaya belajar ini dilakukan dengan tujuan meningkatkan pengembangan fakultas dan mendukung perkembangan kemampuan belajar siswa. Menurut De Porter & Hernacki (2013) sebagaimana yang dikutip oleh Zagoto et al, [26], gaya belajar dapat dibagi menjadi tiga kategori utama, yaitu gaya belajar visual, gaya belajar auditori, dan gaya belajar kinestetik.

Tabel 1. Gaya belajar VARK menurut De Porter & Hernacki (2013)

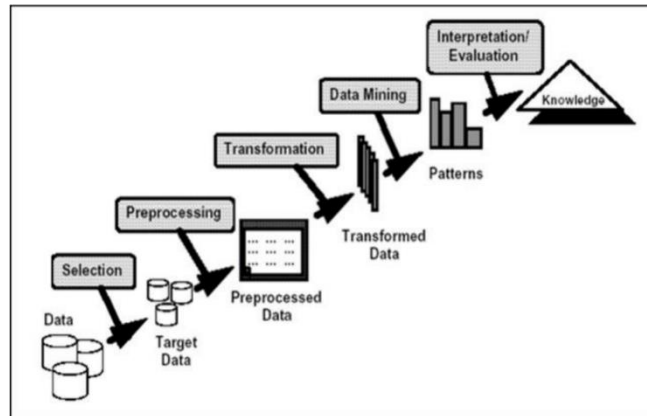
Gaya belajar	Penjelasan
<i>Visual</i> (V)	Preferensi belajar melalui gambar dan visual.
<i>Aural</i> atau <i>auditory</i> (A)	Preferensi belajar melalui pendengaran.
<i>Read/Write</i> (R)	Preferensi belajar melalui menulis
<i>Kinesthetic</i> (K)	Preferensi belajar melalui pengalaman langsung.

Ada beberapa model gaya belajar, termasuk VARK (Visual, Auditory, Read or Write, dan Kinesthetic) yang mengklasifikasikan siswa berdasarkan preferensi sensori mereka, seperti visual, auditori,

membaca, dan kinestetik [24]. Penelitian ini menggunakan pendekatan gaya belajar VARK dengan mengintegrasikan Read/Write ke dalam gaya belajar Visual untuk meningkatkan efisiensi penelitian.

2.3 Data Mining

Data mining adalah proses yang menggunakan satu atau lebih teknik pembelajaran mesin berbasis komputer untuk secara otomatis menganalisis dan mengekstrak pengetahuan [6]. Dalam kerangka ini, data mining merupakan fase khusus dalam proses KDD. Proses data mining, yang merupakan bagian integral dari proses Knowledge Discovery in Databases (KDD), diilustrasikan dalam Gambar 1 seperti berikut[12]:



Gambar 1. Proses Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Gambar 1 mengilustrasikan Proses Penemuan Pengetahuan dalam Basis Data (KDD) yang terdiri dari langkah-langkah berikut:

- Memahami domain aplikasi dan tujuan pengguna.
- Membangun dataset target dengan pemilihan data relevan.
- Membersihkan dan mentransformasi data, termasuk mengatasi *noise*, data *outlier*, dan nilai yang hilang.
- Menggunakan algoritma data mining seperti analisis asosiasi, urutan, klasifikasi, dan pengelompokan.
- Menafsirkan, mengevaluasi, dan memvisualisasikan pola untuk menemukan wawasan baru serta mengambil tindakan yang diperlukan.

2.4 Clustering

Clustering adalah teknik analisis data penting yang digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kesamaan nilai-nilainya, seperti hasil pengamatan atau karakteristik serupa. Dalam perbedaan dengan klasifikasi, pengklasteran tidak memerlukan variabel target, dan berbagai algoritma seperti *K-means*, *K-Medoids*, dan *K-Nearest Neighbor* digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan pola kemiripan yang memungkinkan pemahaman yang lebih baik terhadap data yang kompleks [3].

2.5 Euclidian Distance

Euclidean distance (jarak Euclidean) adalah suatu metrik yang digunakan untuk mengukur jarak antara dua titik dalam ruang Euclidean [23]. Jarak Euclidean antara dua titik (P) dan (Q) dalam ruang n -dimensi didefinisikan sebagai akar kuadrat dari jumlah kuadrat perbedaan antara koordinat P dan Q , yaitu:

$$d(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Keterangan:

$d(P, Q)$ mengacu pada jarak antara data `x` dan `y`.

x_i merujuk pada variabel dalam data `x` dengan nilai-nilai (x_1, x_2, \dots, x_i) .
 y_i merujuk pada variabel dalam *centroid* `y` dengan nilai-nilai (y_1, y_2, \dots, y_i) .

Dalam konteks analisis data, jarak Euclidean sering digunakan untuk mengukur seberapa dekat atau jauhnya dua objek atau titik data dalam ruang fitur. Semakin kecil nilai jarak Euclidean, semakin mirip kedua objek tersebut. Jarak Euclidean adalah metrik jarak yang paling intuitif karena sesuai dengan persepsi jarak sehari-hari [28].

2.6 Algoritma *K-means clustering*

K-means clustering adalah salah satu metode analisis data yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kelompok-kelompok atau *cluster* berdasarkan kesamaan antara data tersebut [10]. Metode ini sangat berguna untuk mengungkap pola dan struktur dalam data yang mungkin sulit ditemukan secara manual. Berikut adalah langkah-langkah untuk melakukan Algoritma *K-means clustering* [12]:

- a. Inisialisasi Jumlah Kluster (k): Algoritma *K-means* dimulai dengan menetapkan jumlah kluster (k) yang diinginkan. Pemilihan jumlah kluster ini bergantung pada pemahaman dan tujuan analisis data yang akan dilakukan.
- b. Inisialisasi Pusat Kluster (*Centroid*): Setelah jumlah kluster ditentukan, langkah berikutnya adalah menginisialisasi pusat kluster. Inisialisasi ini biasanya dilakukan secara acak dengan memilih titik-titik data awal sebagai pusat kluster.
- c. Perhitungan Jarak (*Euclidean Distance*): Algoritma menghitung jarak antara setiap titik data dalam *dataset* dengan setiap *centroid* menggunakan rumus jarak Euclidean. Rumus ini mengukur seberapa jauh setiap titik data dari masing-masing *centroid*.
- d. Penentuan *Centroid* Terdekat: Setiap titik data kemudian diklasifikasikan ke dalam kluster yang memiliki *centroid* terdekat. Ini berarti bahwa titik data akan diatributkan ke kluster yang memiliki *centroid* paling dekat dengannya. *Centroid* dari sebuah kelompok dihitung dengan mengambil rata-rata vektor data yang termasuk dalam kelompok tersebut, sebagaimana dinyatakan dalam rumus berikut [22]:

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x_j \in C_i} x_j \quad (2)$$

- e. Perbarui Pusat Kluster: Setelah semua titik data diklasifikasikan ke dalam kluster, pusat kluster diperbarui dengan menghitung rata-rata dari semua titik data dalam kluster tersebut. Proses ini menghasilkan pusat yang baru.
- f. Iterasi: Langkah 3 hingga 5 diulang berulang kali hingga tidak ada perubahan signifikan dalam pengelompokan data atau hingga kriteria berhenti tertentu terpenuhi. Kriteria berhenti dapat berupa jumlah iterasi yang telah dilakukan atau perubahan minimal dalam posisi *centroid*.
- g. Hasil Klustering: Hasil akhir dari algoritma *K-Means* adalah pengelompokan data ke dalam kluster-kluster yang sesuai. Setiap kluster memiliki data yang memiliki kesamaan karakteristik atau properti tertentu.

K-means clustering dipilih dalam karya ilmiah ini karena menurut berbagai penelitian, *K-Means* masih merupakan algoritma pengelompokan terbaik. Dibandingkan dengan algoritma pengelompokan lainnya, *K-means clustering* dikenal karena kemampuannya untuk dengan cepat dan efisien mengelompokkan sejumlah besar data [19].

2.7 Elbow Method

Dalam mendukung algoritma K-means clustering, digunakan metode Elbow Method untuk menentukan jumlah kluster optimal [29]. Metode Elbow membantu pemilihan jumlah kluster yang paling sesuai dengan struktur data dengan mengamati penurunan inersia. Inersia mengukur sejauh mana titik data dalam kluster berjarak dari pusatnya. Langkah-langkah metode Elbow melibatkan pembuatan berbagai jumlah kluster, perhitungan inersia, dan pembuatan grafik yang mencari titik penurunan inersia yang tajam, yang dianggap sebagai jumlah kluster yang optimal.

Pemilihan jumlah kluster yang optimal memiliki peran penting dalam analisis data karena jumlah yang salah dapat menghasilkan kluster yang tidak relevan atau terlalu rumit untuk diinterpretasikan. Metode Elbow membantu dalam menentukan jumlah kluster yang efektif untuk tujuan analisis data [10].

2.8 Silhouette Score

Skor Silhouette digunakan sebagai metrik untuk mengevaluasi kualitas dan efektivitas pengelompokan, terutama untuk mengukur sejauh mana setiap objek sesuai dalam kelompoknya. Rentang skor Silhouette berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai yang lebih rendah menunjukkan bahwa sebuah objek lebih mendekati kelompok yang tidak sesuai. Objek dalam kelompok yang tepat diharapkan memiliki skor Silhouette yang mendekati 1 [10]. Langkah-langkah perhitungan Silhouette Coefficient adalah sebagai berikut

1. Hitung rata-rata jarak antara dokumen i dengan semua dokumen lain yang berada dalam satu *cluster*, dengan menggunakan rumus berikut [1]:

$$a(i) = \frac{1}{|A| - 1} \sum_{j \in A, j \neq i} d(i, j) \quad (3)$$

Dalam hal ini, j adalah data dalam *cluster* yang satu *cluster* A , dan $d(i, j)$ adalah jarak antara data i dan j .

2. Hitung rata-rata jarak antara dokumen i dengan semua dokumen dalam *cluster* lain, dan ambil nilai terkecilnya, seperti yang dijelaskan dalam rumus berikut [1]:

$$d(i, C) = \min_{C \in \mathcal{C}, C \neq A} \frac{1}{|C|} \sum_{j \in C} d(i, j) \quad (4)$$

Dalam hal ini, $d(i, C)$ adalah jarak rata-rata dokumen i dengan semua dokumen dalam *cluster* lain C , dengan $A \neq C$.

3. Hitung nilai *Silhouette Coefficient* dengan rumus berikut:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (5)$$

Dalam rumus tersebut, simbol menunjukkan dokumen i , dan langkah-langkah perhitungan menggunakan rumus-rumus yang telah dijelaskan sebelumnya.

Dalam karya ilmiah ini, perhitungan akan dilakukan secara otomatis menggunakan bahasa pemrograman Python. Pendekatan ini memastikan efisiensi dan akurasi dengan mengandalkan perangkat lunak komputer untuk mengelola perhitungan dan analisis data. Dengan algoritma Python yang sesuai dengan rumus Silhouette Coefficient, perhitungan menjadi lebih objektif, cepat, dan dapat diandalkan dalam penelitian ini.

3. Metode Penelitian

Penelitian ini bertujuan mengembangkan prototipe E-learning untuk mengidentifikasi gaya belajar siswa di SD, SMP, dan SMA di Jakarta Utara. Selain identifikasi gaya belajar, hasil penelitian juga

akan digunakan untuk membentuk kelompok belajar serupa, mendorong interaksi sosial, dan merekomendasikan materi pembelajaran yang sesuai untuk siswa-siswa dengan preferensi belajar yang berbeda. Tujuannya adalah mendukung pembelajaran dengan mempertimbangkan preferensi belajar siswa di berbagai tingkat sekolah di Jakarta Utara.

3.1 Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui dua metode utama, yaitu studi literatur dan penggunaan kuesioner. Pertama, dalam konteks studi literatur, penelitian ini memanfaatkan pendekatan kajian literatur yang berfokus pada temuan-temuan sebelumnya. Dalam penelitian studi literatur, langkah utama adalah mencari referensi teori yang relevan untuk mengidentifikasi pola belajar umum [26]. Analisis dilakukan terhadap 20 penelitian terdahulu dan hasilnya menjadi dasar pengembangan konsep gaya belajar VARK dalam penelitian ini. Selanjutnya, data preferensi belajar siswa tingkat SD, SMP, dan SMA di Jakarta Utara dikumpulkan melalui metode kuesioner VARK dengan skala Likert, menggunakan pengambilan sampel acak (*simple random sampling*). Kombinasi metode ini adalah langkah penting dalam pengumpulan data penelitian ini.

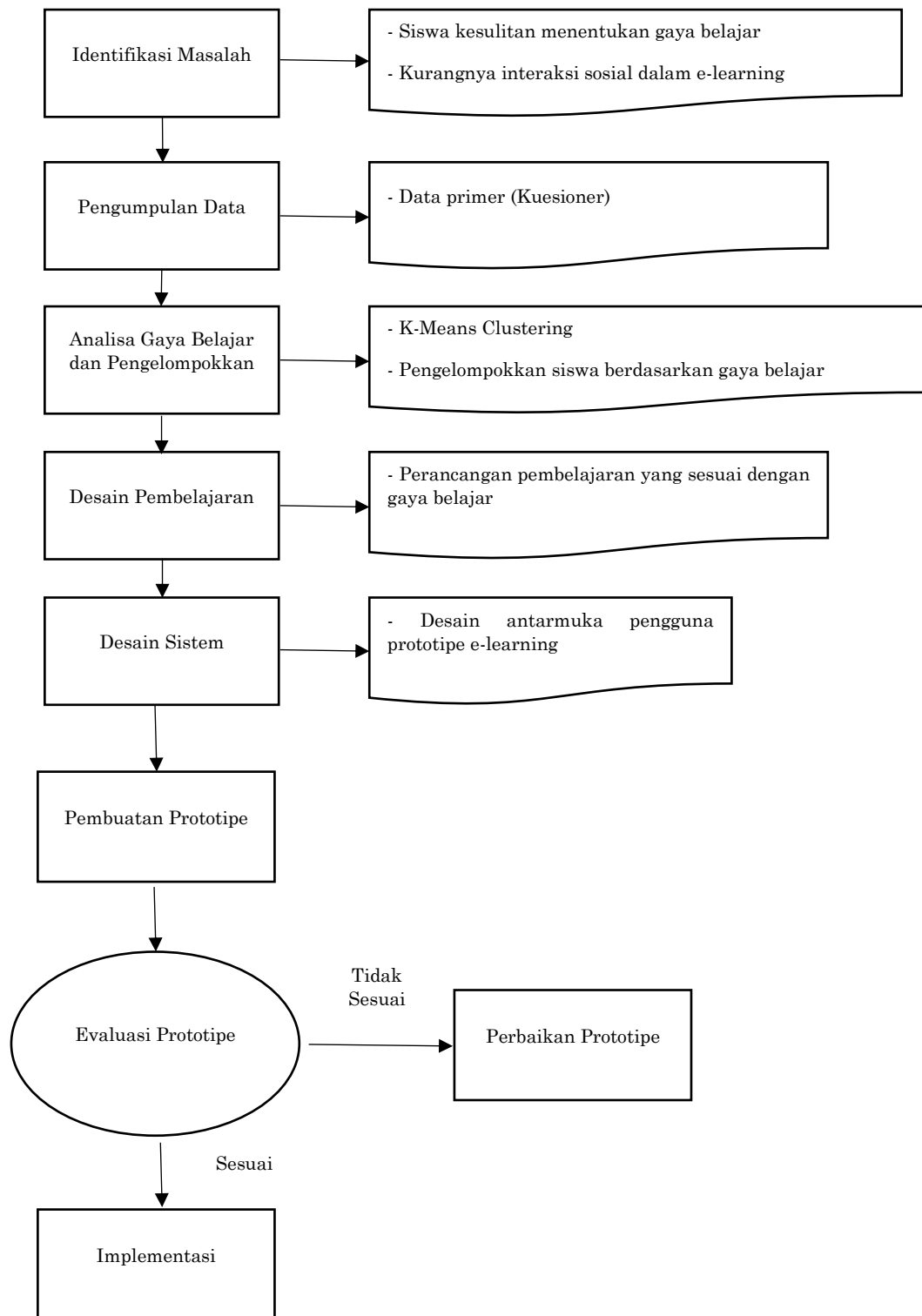
3.2 Metode Pengolahan Data

Data dihimpun melalui kuesioner VARK akan diproses secara terstruktur menggunakan metode *K-means clustering*. Metode ini digunakan untuk mengelompokkan, membandingkan, dan menganalisis kelompok tipe belajar siswa serta menarik analisis yang mendukung pembuatan keputusan mengenai gaya belajar yang tepat untuk tiap kelas siswa.

3.3 Kerangka Berpikir

Dalam proses pembuatan prototipe sistem E-learning ini, langkah-langkahnya melibatkan sejumlah tahapan yang harus dilalui, yang dapat disebut sebagai jalan penelitian. Tahapan-tahapan dalam jalan penelitian ini dijelaskan sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah: Mengidentifikasi masalah dalam sistem pembelajaran di Jakarta Utara.
2. Pengumpulan Data: Mengumpulkan data dari siswa dengan kuesioner VARK dan dari studi literatur.
3. Analisis Gaya Belajar: Menganalisis gaya belajar siswa untuk merancang pembelajaran yang sesuai.
4. Desain Pembelajaran: Merancang pengalaman pembelajaran yang efektif berdasarkan analisis gaya belajar.
5. Desain Sistem: Merancang sistem E-learning.
6. Pembuatan Prototipe: Membangun prototipe menggunakan PHP.
7. Evaluasi Prototipe: Menguji prototipe dan mengumpulkan data evaluasi.
8. Perbaikan Prototipe: Memodifikasi prototipe berdasarkan hasil evaluasi.
9. Implementasi: Mengimplementasikan prototipe ke dalam perangkat lunak E-learning untuk digunakan di sekolah-sekolah di Jakarta Utara.



Gambar 2. Model penelitian

Melalui tahapan-tahapan ini, diharapkan prototipe sistem E-learning dapat mendukung pembelajaran di Jakarta Utara, mempertimbangkan beragam preferensi belajar siswa pada berbagai tingkat pendidikan. Dalam konteks penelitian, penelitian ini akan fokus pada pengumpulan data dengan kuesioner VARK dan analisis gaya belajar, termasuk analisis kebutuhan pengguna, kebutuhan sistem, desain pembelajaran, dan desain sistem. Tahapan selanjutnya, seperti pembuatan prototipe, evaluasi, dan implementasi, akan menjadi subjek penelitian selanjutnya yang akan memperluas dan mengembangkan sistem E-learning VARK untuk siswa SD, SMP, dan SMA di Jakarta Utara.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Data Primer

Data yang digunakan merupakan hasil pengumpulan informasi melalui Google Formulir dan diambil dari 30 siswa menggunakan metode *Simple Random Sampling*. Data ini akan digunakan dalam proses pemodelan menggunakan algoritma *K-means clustering* dan didukung oleh *Elbow Method* untuk menentukan jumlah kluster optimal yang harus digunakan dalam suatu analisis. Pertanyaan dalam kuesioner dapat diakses dalam tautan berikut ini: <https://bit.ly/KuesionerGayaBelajarKTI>

Kuesioner ini merupakan alat penilaian yang telah dibuat sesuai dengan pedoman yang ditetapkan oleh De Porter. Kuesioner terdiri dari 36 pertanyaan yang terbagi ke dalam tiga bagian. Bagian pertama, yang mencakup pertanyaan 1 hingga 12, menggambarkan gaya belajar visual. Bagian kedua, terdiri dari pertanyaan 13 hingga 24, menggambarkan gaya belajar auditorial. Sedangkan bagian ketiga, yaitu pertanyaan 25 hingga 36, mengacu pada pendekatan pembelajaran kinestetik. Siswa diminta untuk memilih satu jawaban yang paling sesuai dari opsi yang tersedia dalam kuesioner, yaitu "sering", "kadang-kadang", atau "jarang". Setiap jawaban memiliki bobot penilaian yang berbeda, dengan pemberian 2 poin untuk jawaban "sering", 1 poin untuk jawaban "kadang-kadang", dan 0 poin untuk jawaban "jarang". Tabel 2 menampilkan data dari survei mengenai preferensi gaya belajar yang dilakukan pada siswa.

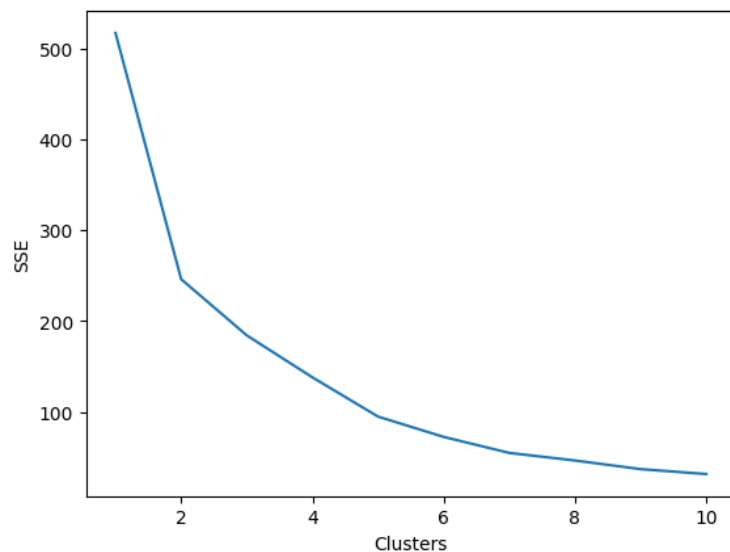
Tabel 2. Data kuesioner gaya belajar siswa

No	Nama	Jenjang pendidikan	Kelas	Gaya belajar			Kecenderungan
				Visual	Auditorial	Kinestetik	
1	Eugene	SD	5	14	6	10	Visual
2	Angaline	SD	6	12	16	14	Auditorial
3	Chloe	SD	6	14	10	12	Visual
4	Jocelyn	SD	6	14	19	12	Auditorial
5	Mattias	SD	6	14	11	9	Visual
6	Jordan	SD	6	8	9	7	Auditorial
7	Jonathan	SD	6	13	11	9	Visual
8	Autumn	SD	6	13	10	14	Kinestetik
9	Richelle	SD	6	13	17	16	Auditorial
10	Jayson	SD	6	11	16	9	Auditorial
11	Wilson	SMP	7	16	17	17	Auditorial Kinestetik
12	Dustin	SMP	7	11	11	14	Kinestetik
13	Moses	SMP	8	12	8	7	Visual
14	Nicolle	SMP	8	13	8	14	Kinestetik
15	Jose	SMP	8	16	11	12	Visual
16	Jessica	SMP	8	13	13	11	Visual Auditorial
17	Mikaela	SMP	8	13	14	9	Auditorial
18	Jovan	SMP	8	14	15	18	Kinestetik
19	Ophelia	SMP	8	14	13	16	Kinestetik
20	Morgan	SMP	9	13	15	17	Kinestetik
21	Brenard	SMP	9	9	10	14	Kinestetik
22	Tobias	SMP	9	10	9	14	Kinestetik
23	Juliya	SMA	10	17	14	15	Visual
24	Bryan	SMA	10	11	12	12	Auditorial
25	Gibran	SMA	10	15	9	13	Visual

26	Grace	SMA	11	11	17	14	Auditorial
27	Nadya	SMA	11	14	14	15	Kinestetik
28	Jolie	SMA	11	18	19	15	Auditorial
29	Stanley	SMA	12	12	10	13	Kinestetik
30	Valencia	SMA	12	19	12	15	Visual

Untuk mempermudah pengelolaan data di atas digunakan *tools* berupa Python dengan penerapan algoritma *K-means clustering* yang didukung oleh *Elbow Method*. Berikut adalah langkah-langkah penerapan algoritma *K-means clustering* dan *Elbow Method* dengan menggunakan *tools* berupa Python:

1. Tahap pertama akan digunakan beberapa package Python yang dapat mendukung perhitungan algoritma *K-means clustering* berupa `numpy`, `pandas`, `matplotlib.pyplot`, `sklearn.cluster`, dan `sklearn.metrics`.
2. Selanjutnya, kita akan fokus pada data dalam Tabel 2, yang berisi nilai-nilai untuk gaya belajar visual, auditorial, dan kinestetik. Data kemudian akan di-*import* pada Python dalam bentuk file CSV.
3. Sebelum mengelompokkan mereka ke dalam kelompok yang sesuai dengan gaya belajar akan digunakan prinsip *Elbow Method* terlebih dahulu untuk menentukan jumlah kluster optimal yang harus digunakan dalam suatu analisis sehingga membantu menentukan berapa banyak kluster yang harus dibentuk berdasarkan data yang diberikan.



Gambar 3. Hasil *Elbow Method*.

Berdasarkan Gambar 3 di atas, terlihat bahwa saat titik berada di $k = 2$, grafik mengalami penurunan inersia yang mulai melambat secara signifikan, menyerupai siku. Sesuai prinsip *Elbow Method*, titik $k = 2$ merupakan jumlah kluster yang optimal karena setelah titik tersebut, peningkatan jumlah kluster tidak lagi memberikan penurunan inersia yang signifikan.

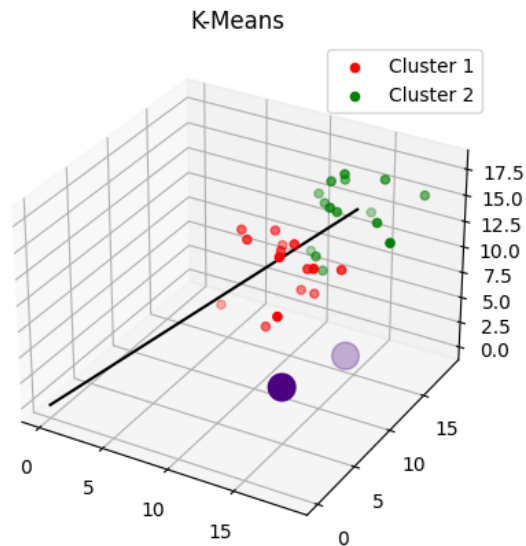
4. Tahap berikutnya akan dilakukan proses pengelompokkan kedalam 2 kluster ($k = 2$) sesuai hasil *Elbow Method* yang menunjukkan jumlah kluster optimal. Berdasarkan perhitungan menggunakan Python dengan prinsip algoritma *K-means clustering*. Diperoleh hasil pengelompokan kluster menggunakan prinsip algoritma *K-means clustering* sebagai berikut:

Tabel 3. Anggota *cluster 1*

No	Nama	Jenjang pendidikan	Kelas	Gaya belajar			Kecenderungan	Klaster
				Visual	Auditorial	Kinestetik		
1	Eugene	SD	5	14	6	1	Visual	1
2	Chloe	SD	6	14	10	12	Visual	1
3	Brenard	SMP	9	9	10	14	Kinestetik	1
4	Moses	SMP	8	12	8	7	Visual	1
5	Tobias	SMP	9	10	9	14	Kinestetik	1
6	Mattia	SD	6	14	11	9	Visual	1
7	Jordan	SD	6	8	9	7	Auditorial	1
8	Nicolle	SMP	8	13	8	14	Kinestetik	1
9	Jonathan	SD	6	13	11	9	Visual	1
10	Autumn	SD	6	13	10	14	Kinestetik	1
11	Dustin	SMP	7	11	11	14	Kinestetik	1
12	Jose	SMP	8	16	11	12	Visual	1
13	Stanley	SMA	12	12	10	13	Kinestetik	1
14	Bryan	SMA	10	11	12	12	Auditorial	1
15	Gibran	SMA	10	15	9	13	Visual	1

Tabel 4. Anggota *cluster 2*

No	Nama	Jenjang pendidikan	Kelas	Gaya belajar			Kecenderungan	Klaster
				Visual	Auditorial	Kinestetik		
1	Angaline	SD	6	12	16	14	Auditorial	2
2	Morgan	SMP	9	13	15	17	Kinestetik	2
3	Jocelyn	SD	6	14	19	12	Auditorial	2
4	Wilson	SMP	7	16	17	17	Auditorial Kinestetik	2
5	Jessica	SMP	8	13	13	11	Visual Auditorial	2
6	Mikaela	SMP	8	13	14	9	Auditorial	2
7	Grace	SMA	11	11	17	14	Auditorial	2
8	Juliya	SMA	10	17	14	15	Visual	2
9	Valencia	SMA	12	19	12	15	Visual	2
10	Nadya	SMA	11	14	14	15	Kinestetik	2
11	Jovan	SMP	8	14	15	18	Kinestetik	2
12	Jolie	SMA	11	18	19	15	Auditorial	2
13	Ophelia	SMP	8	14	13	16	Kinestetik	2
14	Richelle	SD	6	13	17	16	Auditorial	2
15	Jayson	SD	6	11	16	9	Auditorial	2



Gambar 4. Hasil visualisasi *clustering*

Berdasarkan hasil dua kluster di atas, diperoleh informasi bahwa masing-masing kluster terdiri dari 15 orang yang memiliki kemiripan gaya belajar yang tinggi sesuai dengan perhitungan menggunakan algoritma *K-means clustering*.

5. Tahap terakhir akan dihitung *Silhouette Score* untuk mengukur seberapa baik suatu objek ditempatkan ke dalam kluster tersebut. Hasil *K-means clustering* diatas mendapatkan *Silhouette Score* sebesar 0,4318281136887421. *Silhouette Score* berkisar antara 0 hingga 1, dengan nilai yang lebih rendah menunjukkan bahwa sebuah objek lebih mendekati kelompok yang tidak sesuai. Objek dalam kelompok yang benar seharusnya memiliki nilai siluet yang mendekati 1 [10].

5. Kesimpulan

1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah optimal kelompok siswa berdasarkan gaya belajar adalah 2, didukung oleh analisis *Elbow method* dan *Silhouette Score* yang tinggi (0,4318281136887421) yang mendekati nilai 1 dan mengindikasikan bahwa pengelompokan tersebut sudah baik dan sesuai.
2. Penggunaan algoritma *K-means clustering* dalam data mining efektif dalam mengelompokkan siswa berdasarkan gaya belajar, meningkatkan akurasi, dan mempercepat proses pengelompokan siswa. Ini memudahkan instruktur dalam menyesuaikan metode pengajaran sesuai gaya belajar siswa dan meningkatkan hasil belajar.
3. Penelitian ini memiliki potensi besar dalam mengembangkan sistem E-learning yang dapat mengidentifikasi dan memenuhi preferensi belajar individu siswa, meningkatkan pengalaman pendidikan, mendukung pembelajaran inklusif, dan membantu pendidik dalam menyesuaikan metode pengajaran mereka. Dalam era digital, ini dapat merevolusi pembelajaran personal dengan manfaat luas bagi siswa dan pendidik.

Daftar Pustaka

1. Al-Zoubi, M. B., & al Rawi, M. (2008). An Efficient Approach for Computing Silhouette Coefficients. *Journal of Computer Science*.
2. Baber, H. (2022). Social interaction and effectiveness of online learning – A moderating role of maintaining social distance during the pandemic COVID-19. *Asian Education and Development Studies*, 11(1), 159–171. DOI: [10.1108/AEDS-09-2020-0209](https://doi.org/10.1108/AEDS-09-2020-0209)
3. Buulolo, E. (2020). *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi (Edisi 1)*. Yogyakarta: Deepublish. [Online].
4. De Smet, C., De Wever, B., Schellens, T., & Valcke, M. (2016). Differential impact of learning path based versus conventional instruction in science education. *Computers and Education*, 99, 53–67. DOI: [10.1016/j.compedu.2016.04.001](https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.04.001)
5. Diao, X., Zeng, Q., Li, L., Duan, H., Zhao, H., & Song, Z. (2022). Personalized Learning Path Recommendation Based on Weak Concept Mining. *Mobile Information Systems*, 2022. DOI: [10.1155/2022/2944268](https://doi.org/10.1155/2022/2944268)
6. Fernandez-Ferrín, P., & Bande-Vilela, B. (2015). Attitudes and reactions of Galician (Spanish) consumers towards the purchase of products from other regions. *Global Business and Economics Review*, 17(2), 131–150. DOI: [10.1504/GBER.2015.068563](https://doi.org/10.1504/GBER.2015.068563)
7. Fleming, N. D. (2001). Teaching and Learning Styles: VARK Strategies. Neil Fleming, Christchurch.
8. Gladden, M. E. (2019). Who will be the members of Society 5.0? Towards an anthropology of technologically posthumanized future societies. *Social Sciences*, 8(5). DOI: [10.3390/socsci8050148](https://doi.org/10.3390/socsci8050148)
9. Handoyo, R., Rumani M, R., & Nasution, S. M. (n.d.-a). PERBANDINGAN METODE CLUSTERING MENGGUNAKAN METODE SINGLE LINKAGE DAN K-MEANS PADA PENGELOMPOKAN DOKUMEN (Vol. 15, Issue 2).
10. Humaira, H., & Rasyidah, R. (2020a, March 3). Determining The Appropriate Cluster Number Using Elbow Method for K-Means Algorithm. DOI: [10.4108/eai.24-1-2018.2292388](https://doi.org/10.4108/eai.24-1-2018.2292388)
11. Human Development Report 2010 20th Anniversary Edition The Real Wealth of Nations: Pathways to Human Development. (2010). <http://ssrn.com/abstract=2294686>Electroniccopyavailableat:<http://ssrn.com/abstract=2294686>Electroniccopyavailableat:<https://ssrn.com/abstract=2294686>
12. Imron, M., Hasanah, U., & Humaidi, B. (2020a). Analysis of Data Mining Using K-Means Clustering Algorithm for Product Grouping. *International Journal of Informatics and Information System*, 3(1), 12–22.
13. Ibrohim, M., & Purwanty, N. (n.d.). Rancang Bangun Aplikasi Identifikasi Gaya Belajar Siswa Dengan Metode Forward Chaining (Studi Kasus: Sekolah Dasar Negeri Sumampir). *Jurnal ProTekInfo*, 4(2017).
14. Ismantohadi, E., Nugroho, L. E., & Kusumawardani, S. (2015). Prototipe Sistem E-Learning dengan Pendekatan Gaya Belajar VARK (Kasus: Politeknik Indramayu). In *Jl. Raya Lohbener Lama* (Vol. 4, Issue 3). www.kelassim.tk
15. Ivanec, T. P. (2022). The Lack of Academic Social Interactions and Students' Learning Difficulties during COVID-19 Faculty Lockdowns in Croatia: The Mediating Role of the Perceived Sense of Life Disruption Caused by the Pandemic and the Adjustment to Online Studying. *Social Sciences*, 11(2). DOI: [10.3390/socsci11020042](https://doi.org/10.3390/socsci11020042)
16. Juan, A. A., Huertas, M. A., Cuypers, H., & Loch, B. (2012). Mathematical e-learning. *Universities and Knowledge Society Journal*, 9(1), 278-283. Retrieved from <https://link.springer.com/content/pdf/10.7238/rusc.v9i1.1431.pdf>
17. Klačnja-Milićević, A., Vesin, B., Ivanović, M., & Budimac, Z. (2011). E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification. *Computers and Education*, 56(3), 885–899. DOI: [10.1016/j.compedu.2010.11.001](https://doi.org/10.1016/j.compedu.2010.11.001)
18. Li, Y., Shao, Z., Wang, X., Zhao, X., & Guo, Y. (2019). A Concept Map-Based Learning Paths Automatic Generation Algorithm for Adaptive Learning Systems. *IEEE Access*, 7, 245–255. DOI: [10.1109/ACCESS.2018.2885339](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2885339)
19. Lopez-Rubio, E., Palomo, E. J., & Ortega-Zamorano, F. (2018). Unsupervised learning by cluster quality optimization. *Information Sciences*, 436, 31–55.
20. Maharani Arumsari, D. (2023). ANALISIS GAYA BELAJAR SISWA TERHADAP HASIL BELAJAR PADA MATA PELAJARAN IPAS. 3(1).

21. Marcy, V. (2001). Adult Learning Styles: How the VARK Learning Style Inventory Can Be Used to Improve Student Learning. *Journal of the Association of Physician Assistant Programs*, 12. <http://dx.doi.org/10.1097/01367895-200107000-00007>
22. Maimon, O., & Rokach, L. (2005). *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer-Verlag New York, Inc.
23. Nishom, M. (2019). Perbandingan Akurasi Euclidean Distance, Minkowski Distance, dan Manhattan Distance pada Algoritma K-Means Clustering berbasis Chi-Square. *Jurnal Informatika dan Pengembangan IT*, 4(1), 20–24. doi:10.30591/jpit.v4i1.1253
24. Othman, N., & Amiruddin, M. H. (2010). Different perspectives of learning styles from VARK model. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 7, 652–660. DOI: 10.1016/j.sbspro.2010.10.088
25. Safitri, R. I., Mulyani, S., & Ratu, N. (2018). Profil Lapisan Pemahaman Konsep Siswa SMP Terkait Garis Tinggi Segitiga. *Jurnal Ilmiah Soulmath: Jurnal Edukasi Pendidikan Matematika*, 6(2), 65–78. DOI: 10.25139/smj.v6i2.1141
26. Saputra, S. Y. (2017). Permainan Tradisional vs Permainan Modern dalam Penanaman Nilai Karakter di Sekolah Dasar. *Elementary School Education Journal*, 1(1), 1–7.
27. Setyawati, R. D., & Ratu, N. (2019). Lapisan Pemahaman Konsep Matematika dalam Soal PISA pada Siswa SMA Kelas X. *Aksioma: Jurnal Program Studi Pendidikan Matematika*, 8(1).
28. Ultsch, A., & Lötsch, J. (2022). Euclidean distance-optimized data transformation for cluster analysis in biomedical data (EDOtrans). *BMC Bioinformatics*, 23(1). DOI: 10.1186/s12859-022-04769-w
29. Umargono, E., Suseno, J. E., & Gunawan, V. (2020). K-Means Clustering Optimization Using the Elbow Method and Early Centroid Determination Based on Mean and Median Formula.
30. Widharyanto, B., (2017). Gaya Belajar Model VARK dan Implementasinya di dalam Pembelajaran Keterampilan Berbahasa Indonesia. *Universitas Sanata Dharma Yogyakarta*.
31. Yadav, S. (2019). Role of Mathematics in the Development of Society. *International Journal of Research and Analytical Reviews*. www.ijrar.org
32. Yong Ahn, J., & Edwin, A. (2018). An e-Learning Model for Teaching Mathematics on an Open Source Learning Platform dynamic and interactive content, e-learning platform, learning theory. *In International Review of Research in Open and Distributed Learning (Vol. 19)*.
33. Zagoto, M. M., Yarni, N., & Dakhi, O. (2019). Perbedaan Individu Dari Gaya Belajarnya Serta Implikasinya Dalam Pembelajaran. *Jurnal Review Pendidikan Dan Pengajaran*, 2(2), 259–265. DOI: 10.31004/jrpp.v2i2.481