

## Perancangan Sistem Manajemen Kelas Sepak Bola Berbasis Website Menggunakan Algoritma K-Means

Abdillah Mukhair Ismail<sup>1</sup>, Reinhart Jens Robert<sup>1\*</sup>, Annah<sup>2</sup>, Rudy Donny Liklikwatil<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika, Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

<sup>2</sup>Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

e-mail: <sup>1</sup>abdillahmukhair@gmail.com, <sup>2</sup>reinhartrobert23@gmail.com, <sup>3</sup>annah@undipa.ac.id, <sup>4</sup>rudyliklikwatil@undipa.ac.id

### Abstrak

*FS 31 Soccer School menghadapi kendala dalam pengelompokan peserta didik yang selama ini dilakukan secara manual menggunakan spreadsheet dengan hanya mempertimbangkan faktor usia tanpa memperhitungkan kemampuan teknik dan fisik peserta. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem manajemen kelas berbasis web dan mengimplementasikan algoritma K-Means untuk mengklasifikasikan peserta didik secara otomatis. Data penelitian melibatkan 118 peserta didik aktif dengan atribut usia (7–18 tahun) dan skor kemampuan teknik-fisik yang dinormalisasi menggunakan Min-Max Normalization. Algoritma K-Means dengan  $k=4$  mengklasifikasikan peserta ke dalam empat cluster: U10 sebanyak 29 peserta (24,6%), U13 sebanyak 28 peserta (23,7%), U15 sebanyak 29 peserta (24,6%), dan U17 sebanyak 32 peserta (27,1%). Evaluasi kualitas clustering menghasilkan Silhouette Score 0,4972 dan Davies-Bouldin Index 0,6618, dengan konvergensi tercapai dalam tiga iterasi. Sistem berbasis web diimplementasikan dengan tiga modul pengguna (Administrator, Pelatih, Wali Peserta Didik). Pengujian User Acceptance Test terhadap 37 responden menghasilkan tingkat kepuasan 92,65% dengan kategori Sangat Baik. Secara praktis, sistem ini memungkinkan FS 31 Soccer School untuk menggantikan proses manual berbasis spreadsheet menjadi pengelompokan otomatis yang lebih objektif, sehingga pelatih dapat merancang program latihan yang lebih tepat sasaran sesuai usia dan kemampuan nyata setiap peserta didik.*

**Kata kunci**—K-Means Clustering, Manajemen Kelas Sepak Bola, Sistem Berbasis Web, Min-Max Normalization, User Acceptance Test.

### Abstract

*FS 31 Soccer School faces challenges in student grouping, which was previously performed manually using spreadsheets and considered only age without accounting for technical and physical abilities. This research aims to develop a web-based class management system and implement the K-Means algorithm for automatic student classification. The research involved 118 active students with attributes of age (7–18 years) and technical-physical ability scores normalized using Min-Max Normalization. The K-Means algorithm with  $k=4$  classified students into four clusters: U10 with 29 students (24.6%), U13 with 28 students (23.7%), U15 with 29 students (24.6%), and U17 with 32 students (27.1%). Clustering quality evaluation yielded a Silhouette Score of 0.4972 and a Davies-Bouldin Index of 0.6618, with convergence achieved in three iterations. The web-based system was implemented with three user modules (Administrator, Coach, and Guardian). User Acceptance Testing involving 37 respondents yielded a satisfaction rate of 92.65%, categorized as Very Good.*

**Keywords**—K-Means Clustering, Football Class Management, Web-Based System, Min-Max Normalization, User Acceptance Test.

## 1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi telah menghadirkan perubahan fundamental dalam berbagai aspek kehidupan, tidak terkecuali pada sektor pendidikan dan pembinaan olahraga. Implementasi sistem manajemen berbasis teknologi kini menjadi kebutuhan esensial untuk meningkatkan efisiensi operasional, ketepatan data, dan kualitas pelayanan dalam tata kelola organisasi [1]. Adopsi sistem informasi manajemen berbasis platform digital memfasilitasi transformasi proses administratif yang sebelumnya bergantung pada metode konvensional menjadi terotomatisasi, sehingga mereduksi volume pekerjaan dan meminimalisir probabilitas kesalahan manusiawi [2]. Khususnya dalam pengelolaan kelas sepak bola, adopsi teknologi informasi memfasilitasi proses pengelolaan informasi peserta didik, distribusi kelompok belajar, dan pemantauan progres secara sistematis, cepat, dan presisi [3].

FS 31 Soccer School adalah institusi pembinaan sepak bola yang telah memperoleh legitimasi resmi dari PSSI Sulawesi Selatan dengan fokus mengembangkan bakat pemain muda di Makassar. Berdasarkan observasi lapangan dan wawancara mendalam yang dilakukan pada November 2025, institusi ini membina 118 peserta didik aktif yang terdistribusi dalam empat kategori yaitu U10 (7–10 tahun), U13 (11–13 tahun), U15 (14–15 tahun), dan U17 (16–18 tahun). Mekanisme pengelolaan informasi peserta didik dan distribusi kelompok masih bergantung pada metode konvensional berbasis spreadsheet, di mana pengelompokan hanya didasarkan pada usia tanpa mempertimbangkan tingkat kemampuan teknis dan fisik peserta didik.

Kondisi tersebut menyebabkan inefisiensi waktu, kerentanan terhadap kesalahan input data, dan ketidaksesuaian penempatan kelas. Guna mengatasi permasalahan ini, penelitian mengembangkan platform manajemen kelas sepak bola berbasis web yang mengimplementasikan algoritma K-Means Clustering untuk pengklasifikasian peserta didik secara otomatis berdasarkan dua variabel utama yaitu usia dan skor kemampuan teknik-fisik [4]. Pemilihan variabel usia didasarkan pada standar kategori pembinaan sepak bola yang telah ditetapkan secara internasional (U10, U13, U15, U17), di mana tahapan perkembangan fisik dan koordinasi motorik berbeda secara signifikan pada setiap rentang usia tersebut [3]. Sementara itu, variabel skor kemampuan teknik-fisik dipilih karena dalam praktik nyata di FS 31 Soccer School, terdapat peserta didik yang memiliki usia sama namun kemampuan teknis berbeda secara substansial, sehingga pengelompokan berbasis usia semata terbukti tidak mencukupi untuk menghasilkan kelas yang homogen dan efektif untuk dilatih.

Algoritma K-Means merupakan teknik clustering yang bekerja dengan mempartisi data ke dalam  $k$  kelompok berdasarkan kemiripan karakteristik dan kedekatan jarak terhadap centroid [5]. Dibandingkan dengan algoritma clustering lain, K-Means dipilih dalam penelitian ini atas tiga pertimbangan utama. Pertama, K-Means memiliki kompleksitas komputasi  $O(nkt)$  yang sangat efisien untuk dataset berukuran menengah ( $N=118$ ) sehingga proses klasifikasi dapat berjalan secara real-time di dalam sistem web tanpa memerlukan sumber daya server yang besar. Kedua, jumlah cluster  $k=4$  telah ditentukan secara eksplisit berdasarkan standar kategori usia FS 31 Soccer School (U10, U13, U15, U17), sehingga keterbatasan K-Means dalam menentukan  $k$  secara otomatis tidak relevan dalam konteks penelitian ini. Ketiga, berbeda dengan DBSCAN yang sensitif terhadap parameter epsilon dan `min_samples` serta cenderung menghasilkan cluster tidak beraturan (tidak sesuai dengan batasan usia yang jelas), dan berbeda pula dengan Fuzzy C-Means yang menghasilkan keanggotaan parsial (seseorang peserta bisa masuk lebih dari satu kelas), K-Means menghasilkan pengelompokan yang *mutually exclusive* dan mudah diinterpretasikan oleh pelatih yang bukan berlatar belakang teknis [5]. Penelitian ini bertujuan: (1) merancang dan membangun sistem manajemen kelas sepak bola berbasis website yang mengotomasi proses administrasi di FS 31 Soccer School; (2) mengimplementasikan algoritma K-Means untuk klasifikasi peserta didik berdasarkan usia dan kemampuan teknik-fisik secara objektif. Kontribusi penelitian ini adalah menyediakan sistem terintegrasi pertama yang menggabungkan manajemen administrasi sekolah sepak bola dengan klasifikasi otomatis berbasis machine learning dalam satu platform dengan tiga peran pengguna (Administrator, Pelatih, Wali Peserta Didik), yang belum

ditemukan pada penelitian serupa sebelumnya.

## 2. METODE PENELITIAN

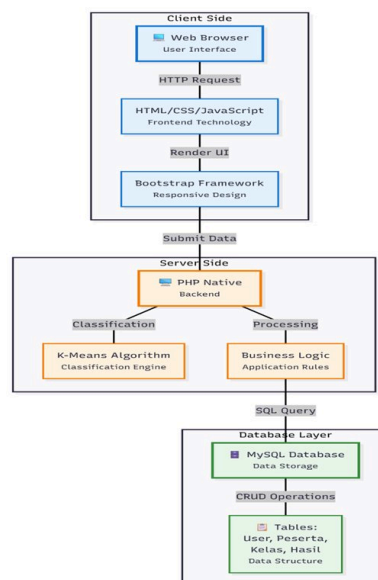
Penelitian ini termasuk dalam kategori Research and Development (R&D) dengan pendekatan kuantitatif. Penelitian dilaksanakan di FS 31 Soccer School, Jl. Teuku Umar XI No. 3A, Kec. Tallo, Kota Makassar, pada periode Desember 2025 hingga Februari 2026. Model pengembangan sistem mengikuti pendekatan Waterfall yang terdiri dari lima fase sekuensial: analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, dan evaluasi.

### 2.1 Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh melalui empat metode yang dilaksanakan secara bertahap: (1) Wawancara terstruktur dilakukan pada 28–29 November 2025 dengan pengelola dan dua orang pelatih FS 31 Soccer School menggunakan panduan pertanyaan yang telah disiapkan sebelumnya, mencakup identifikasi permasalahan sistem berjalan, kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem baru, serta ekspektasi pengguna; (2) Observasi lapangan dilaksanakan pada 27–29 November 2025 untuk mengamati secara langsung mekanisme pendaftaran peserta didik baru, proses pembagian kelas manual menggunakan Microsoft Excel, dan interaksi antar pengelola, pelatih, dan wali peserta didik — hasil observasi didokumentasikan dalam catatan lapangan dan foto; (3) Studi literatur dilakukan pada November–Desember 2025 dengan mengkaji jurnal ilmiah dan buku terkait algoritma K-Means, clustering, sistem informasi manajemen, dan pengembangan aplikasi berbasis web; (4) Dokumentasi data peserta didik aktif sebanyak 118 peserta dikumpulkan pada Desember 2025, mencakup nama, tanggal lahir, NISN, dan alamat. Penilaian kemampuan peserta didik dilakukan oleh minimal dua pelatih pada Desember 2025, mencakup aspek teknik (dribbling, passing, shooting) dengan bobot 60% dan aspek fisik (stamina, kecepatan, kelincahan) dengan bobot 40%, menghasilkan skor final dalam skala 1–100 melalui rumus:  $\text{Skor Total} = (\text{Skor Teknik} \times 60\%) + (\text{Skor Fisik} \times 40\%)$ , di mana  $\text{Skor Teknik} = (\text{Dribbling} + \text{Passing} + \text{Shooting}) / 3$  dan  $\text{Skor Fisik} = (\text{Stamina} + \text{Kecepatan} + \text{Kelincahan}) / 3$ .

### 2.2 Arsitektur Sistem

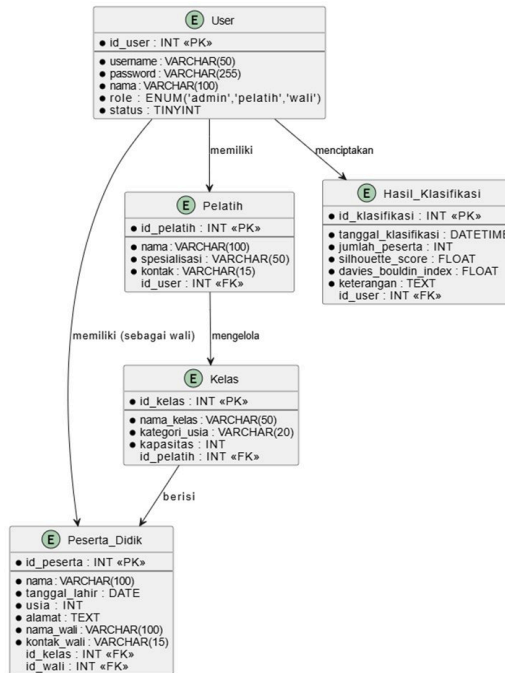
Arsitektur sistem dirancang menggunakan model client-server tiga lapis (three-tier) yang terdiri dari Presentation Layer (frontend: HTML, CSS, JavaScript, Bootstrap 5), Application Layer (backend: PHP Native), dan Data Layer (MySQL). Arsitektur sistem ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Sistem

### 2.3 Perancangan Basis Data

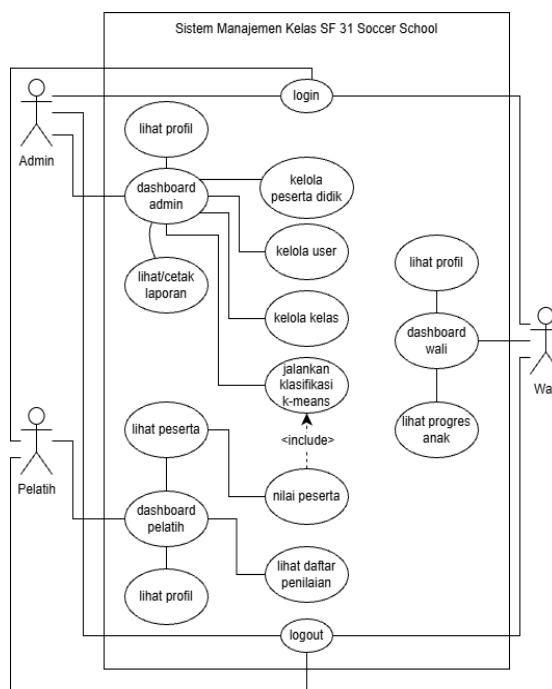
Perancangan basis data menggunakan Entity Relationship Diagram (ERD) untuk menggambarkan entitas dan relasi antar entitas dalam sistem. Entitas utama meliputi User, Peserta\_Didik, Kelas, Pelatih, dan Hasil\_Klasifikasi. ERD sistem ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Entity Relationship Diagram (ERD)

### 2.4 Use Case Diagram

Use Case Diagram menggambarkan interaksi antara tiga aktor utama dengan sistem: Administrator (akses penuh pengelolaan sistem dan eksekusi klasifikasi), Pelatih (penilaian kemampuan peserta didik), dan Wali Peserta Didik (pemantauan perkembangan anak). Use Case Diagram ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Use Case Diagram

### 2.5 Algoritma K-Means

Algoritma K-Means digunakan untuk mengklasifikasikan peserta didik ke dalam empat cluster ( $k=4$ ) yang merepresentasikan kategori U10, U13, U15, dan U17. Tahapan algoritma meliputi: (1) Normalisasi data menggunakan Min-Max Normalization; (2) Inisialisasi centroid secara deterministik berdasarkan kuartil usia; (3) Perhitungan jarak Euclidean setiap data point ke semua centroid; (4) Assignment data ke cluster terdekat; (5) Pembaruan centroid; (6) Pengulangan hingga konvergensi. Flowchart algoritma ditunjukkan pada Gambar 4.

Normalisasi Min-Max dilakukan menggunakan rumus:

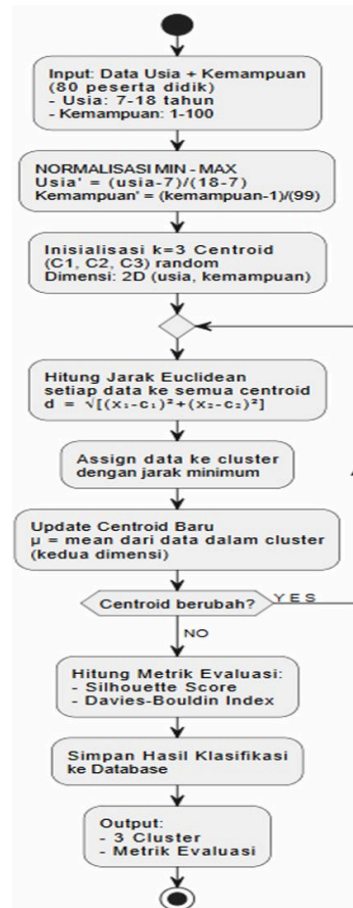
$$x' = \frac{(x-x_{min})}{(x_{max}-x_{min})} \quad (1)$$

Untuk variabel usia:  $x_{min}=7$ ,  $x_{max}=18$ . Contoh: peserta usia 10 tahun  $\rightarrow x' = (10-7)/(18-7) = 3/11 = 0,2727$ . Untuk variabel kemampuan:  $x_{min}=1$ ,  $x_{max}=100$ . Contoh: peserta dengan skor kemampuan 79,20  $\rightarrow x' = (79,20-1)/(100-1) = 78,20/99 = 0,7899$ . Seluruh 118 data peserta dinormalisasi dengan cara yang sama sebelum diproses oleh algoritma K-Means. Normalisasi ini penting agar variabel usia (skala 7–18) dan skor kemampuan (skala 1–100) memiliki bobot yang setara dalam perhitungan jarak Euclidean, sehingga variabel dengan skala lebih besar tidak mendominasi hasil clustering. Jarak Euclidean dihitung menggunakan rumus:

$$d(x, c) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - c_i)^2} \quad (2)$$

Centroid baru dihitung sebagai rata-rata koordinat seluruh anggota cluster:

$$c_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x \in C_j} x \quad (3)$$



Gambar 4. Flowchart Algoritma K-Means

### 2.6 Metode Evaluasi

Evaluasi kualitas clustering menggunakan dua metrik internal: (1) Silhouette Score yang mengukur seberapa baik data point ditempatkan dalam clusternya (rentang -1 hingga 1, target  $\geq 0,5$ ); (2) Davies-Bouldin Index (DBI) yang mengukur rasio jarak dalam cluster terhadap jarak

antar cluster (nilai lebih rendah lebih baik, target <1,0). Pengujian fungsionalitas sistem menggunakan Black Box Testing dengan 15 skenario uji, dan pengujian penerimaan pengguna menggunakan User Acceptance Test (UAT) dengan kuesioner skala Likert 1–5 kepada 37 responden.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Dataset dan Penilaian Kemampuan

Dataset penelitian terdiri dari 118 peserta didik aktif FS 31 Soccer School dengan rentang usia 7 hingga 18 tahun. Penilaian kemampuan dilakukan oleh pelatih menggunakan rumus berikut:

$$\text{Skor Teknik} = (\text{Dribbling} + \text{Passing} + \text{Shooting}) / 3$$

$$\text{Skor Fisik} = (\text{Stamina} + \text{Kecepatan} + \text{Kelincahan}) / 3$$

$$\text{Skor Total} = (\text{Skor Teknik} \times 60\%) + (\text{Skor Fisik} \times 40\%)$$

Dari 118 peserta yang dinilai, diperoleh skor total minimum 69,07, skor total maksimum 90,60, dan rata-rata skor total 80,03. Distribusi skor yang merata menunjukkan penilaian pelatih bersifat objektif dan representatif.

#### 3.2 Proses K-Means dan Hasil Klasifikasi

Centroid awal ditentukan secara deterministik berdasarkan kuartil usia dari 118 data yang telah diurutkan. Tabel 1 menunjukkan centroid awal sebelum iterasi dan centroid akhir setelah konvergensi.

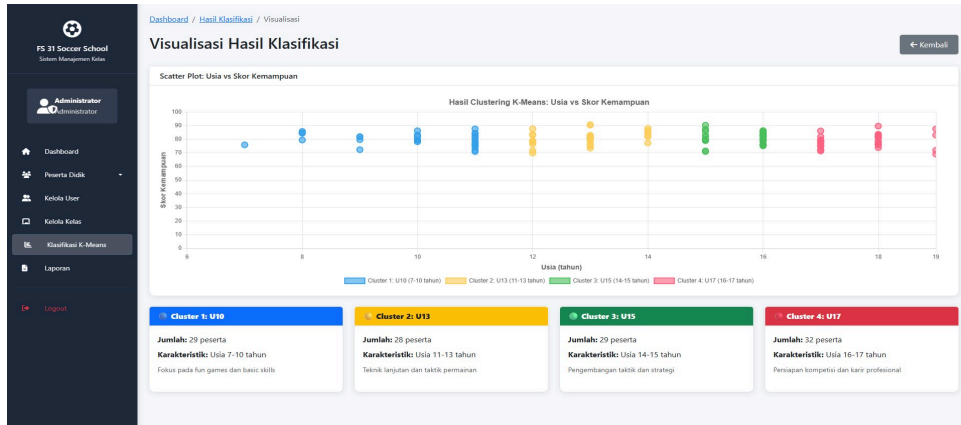
Tabel 1 Centroid Awal dan Akhir Algoritma K-Means

Cluster	Usia Awal (norm)	Skor Awal (norm)	Usia Akhir (norm)	Skor Akhir (norm)
C1 (U10)	0.2727	0.7899	0.2633	0.7965
C2 (U13)	0.5455	0.7482	0.5357	0.7514
C3 (U15)	0.8182	0.7548	0.7923	0.7921
C4 (U17)	1.0000	0.7758	0.9945	0.8043

Algoritma K-Means berhasil konvergen setelah 3 iterasi. Distribusi hasil klasifikasi ke dalam empat cluster ditunjukkan pada Tabel 2. Cluster C4 (U17) memiliki jumlah anggota terbanyak yaitu 32 peserta (27,1%). Kondisi ini dapat dijelaskan dari dua faktor: pertama, rentang usia U17 mencakup pemain usia 16–18 tahun yang merupakan kelompok terlama berada di akademi sehingga secara alami terjadi akumulasi peserta yang belum dipromosikan ke tim senior; kedua, sebaran data menunjukkan bahwa skor kemampuan rata-rata cluster U17 (0,8043 ternormalisasi) adalah yang tertinggi dibandingkan cluster lain, mengindikasikan bahwa peserta pada usia ini memiliki pengalaman latihan lebih panjang sehingga skor kemampuan mereka mengelompok lebih rapat di sekitar centroid. Ketiga cluster lainnya (U10, U13, U15) memiliki distribusi yang sangat merata (28–29 peserta), menunjukkan bahwa rekrutmen peserta didik FS 31 Soccer School terdistribusi proporsional di kelompok usia muda. Gambaran visual separasi antar cluster ditunjukkan pada Gambar 5.

Tabel 2 Distribusi Hasil Klasifikasi K-Means

Cluster	Kategori Kelas	Rentang Usia	Jumlah Peserta	Persentase
C1	U10	7-10 tahun	29	24,6%
C2	U13	11-13 tahun	28	23,7%
C3	U15	14-15 tahun	29	24,6%
C4	U17	16-18 tahun	32	27,1%
Total			118	100%



Gambar 5. Scatter Plot Hasil Clustering K-Means (k=4, N=118).

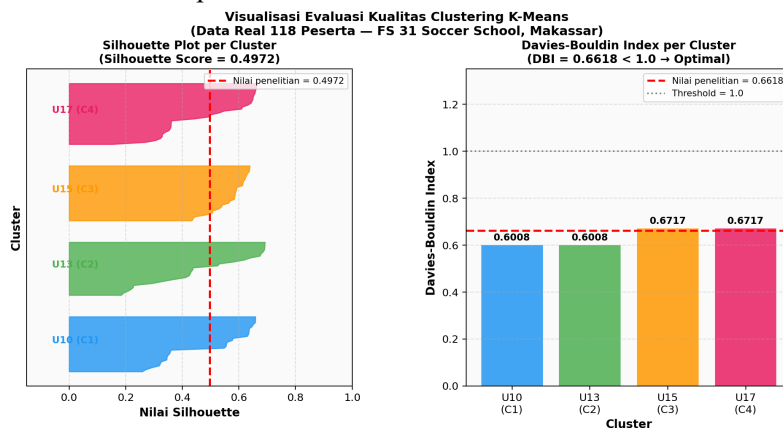
### 3.3 Evaluasi Kualitas Clustering

Evaluasi kualitas clustering menggunakan Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Evaluasi Kualitas Clustering

Metrik	Nilai	Target	Keterangan
Silhouette Score	0,4972	$\geq 0,5$	Mendekati Baik
Davies-Bouldin Index	0,6618	$< 1,0$	Optimal
Iterasi Konvergensi	3 iterasi	$\leq 100$	Sangat Cepat

Nilai Silhouette Score 0,4972 mengindikasikan bahwa secara rata-rata setiap peserta didik ditempatkan pada cluster yang lebih dekat ke centroid cluster-nya sendiri dibandingkan ke centroid cluster tetangga. Perhitungan Silhouette Score menggunakan rumus:  $s(i) = (b(i) - a(i)) / \max(a(i), b(i))$ , di mana  $a(i)$  adalah jarak rata-rata intra-cluster dan  $b(i)$  adalah jarak rata-rata ke cluster terdekat berikutnya. Nilai Silhouette Score mendekati 1 menunjukkan pemisahan yang sempurna, nilai mendekati 0 menunjukkan tumpang tindih, dan nilai negatif menunjukkan salah penempatan. Nilai 0,4972 pada penelitian ini menunjukkan bahwa pemisahan antar cluster berada pada kategori mendekati baik, sesuai threshold  $\geq 0,5$  yang ditetapkan. Nilai Davies-Bouldin Index 0,6618 yang berada jauh di bawah threshold 1,0 menunjukkan cluster yang compact dengan separasi yang jelas antar cluster [6]. DBI dihitung menggunakan rumus:  $DBI = (1/k) \times \sum \max_{\{i \neq j\}} [(S_i + S_j) / d(c_i, c_j)]$ , di mana  $S_i$  adalah rata-rata jarak intra-cluster  $i$ ,  $S_j$  adalah rata-rata jarak intra-cluster  $j$ , dan  $d(c_i, c_j)$  adalah jarak antar centroid. Nilai DBI yang rendah berarti jarak dalam cluster kecil (cluster compact) dan jarak antar cluster besar (cluster terpisah dengan baik). Visualisasi hasil evaluasi menggunakan Python (sklearn.metrics) ditunjukkan pada Gambar 6, yang membuktikan secara komputasi kevalidan nilai-nilai metrik tersebut.



Gambar 6. Visualisasi Evaluasi Clustering menggunakan Python (sklearn.metrics)

### 3.4 Pengujian Black Box Testing

Pengujian Black Box Testing dilakukan terhadap 15 skenario uji yang mencakup seluruh fungsionalitas sistem. Tabel 4 merangkum hasil pengujian berdasarkan fungsi utama sistem.

Tabel 4 Rekapitulasi Hasil Black Box Testing

No	Fungsi yang Diuji	Input	Skenario	Status
1	Login pengguna (Admin, Pelatih, Wali)	Username & password valid/invalid	2	Valid
2	Pendaftaran peserta didik	Data peserta lengkap/tidak lengkap	2	Valid
3	Penilaian kemampuan teknik & fisik	Skor teknik & fisik (1-100)	2	Valid
4	Klasifikasi otomatis K-Means	Data usia & kemampuan ternormalisasi	3	Valid
5	Monitoring distribusi peserta (Dashboard)	Data seluruh peserta aktif	2	Valid
6	Manajemen data CRUD & hak akses	Data peserta, pelatih, kelas	4	Valid

Seluruh 15 skenario pengujian Black Box Testing menghasilkan status Valid, yang membuktikan bahwa sistem berfungsi sesuai dengan spesifikasi kebutuhan yang telah ditetapkan [7].

### 3.5 Hasil User Acceptance Test (UAT)

UAT dilakukan terhadap 37 responden yang terdiri dari 5 pelatih, 2 administrator, dan 30 wali peserta didik. Aspek yang dievaluasi meliputi kemudahan penggunaan, kesesuaian fitur, tampilan antarmuka, kecepatan sistem, dan kepuasan keseluruhan. Hasil UAT ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5 Rekapitulasi Hasil UAT Seluruh Kelompok Responden

No	Kelompok Responden	Jumlah (n)	Rata-rata Skor	Persentase	Kategori
1	Pelatih	5	4,72	94,4%	Sangat Baik
2	Administrator	2	4,80	96,0%	Sangat Baik
3	Wali Peserta Didik	30	4,61	92,2%	Sangat Baik
	Total / Rata-rata	37	4,6324	92,65%	Sangat Baik

Sistem memperoleh rata-rata kepuasan 4,6324/5 (92,65%) dengan kategori Sangat Baik dari seluruh kelompok pengguna. Hasil ini melampaui target minimal 80% yang ditetapkan dalam penelitian, membuktikan bahwa sistem diterima dengan baik oleh pengguna akhir [8].

### 3.6 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian ini dibandingkan dengan beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma K-Means dalam konteks manajemen data pendidikan dan olahraga. Yu & Wang [9] mendapatkan Silhouette Score rata-rata 0,51 dalam penelitian K-Means untuk manajemen data mahasiswa. Nilai tersebut sedikit lebih tinggi dari penelitian ini (0,4972), namun perbedaan 0,0097 tidak signifikan secara praktis. Hal ini disebabkan dataset Yu & Wang menggunakan lebih banyak variabel akademik yang terstruktur, sedangkan penelitian ini menggunakan dua variabel dengan distribusi yang lebih beragam akibat perbedaan latar belakang latihan peserta. Chang et al. [10] mengusulkan algoritma fusi K-Means yang mencapai akurasi 95,6% dalam analisis perilaku mahasiswa — performa tinggi ini dimungkinkan karena mereka menggunakan data perilaku digital yang jauh lebih besar volumenya dan lebih banyak variabelnya. Huang & Li [11] merancang sistem manajemen mahasiswa berbasis web yang mengurangi beban kerja administrasi secara signifikan, sejalan dengan tujuan penelitian ini.

Alhasani [12] dalam penelitian clustering data olahraga multivariate memperoleh Davies-Bouldin Index antara 0,45 hingga 0,72 tergantung pada jenis aktivitas dan jumlah cluster yang digunakan. Nilai DBI penelitian ini (0,6618) berada tepat dalam rentang tersebut dan lebih dekat ke batas bawah rentang Alhasani. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas clustering penelitian ini setara dengan penelitian Alhasani yang menggunakan dataset olahraga yang lebih kompleks dan multivariate, membuktikan bahwa dua variabel (usia dan skor kemampuan) yang digunakan dalam penelitian ini sudah cukup efektif untuk menghasilkan cluster yang compact dan terpisah dengan baik dalam konteks sekolah sepak bola. Perbedaan nilai DBI yang ada terutama disebabkan oleh perbedaan karakteristik dataset: Alhasani menggunakan time series multivariate dengan variasi data lebih tinggi, sementara dataset penelitian ini lebih homogen karena peserta berasal dari satu institusi dengan rentang usia yang terbatas (7–18 tahun).

Ahmed [13] dan Liu [14] masing-masing menerapkan K-Means untuk prediksi performa dan evaluasi pendidikan dengan akurasi tinggi, menguatkan bahwa K-Means merupakan metode yang andal untuk klasifikasi data pendidikan. Suwanda et al. [15] menegaskan pentingnya perancangan sistem yang terstruktur sebagai fondasi implementasi sistem informasi yang efektif. Keunggulan utama penelitian ini dibandingkan seluruh penelitian di atas adalah: (1) integrasi penuh antara modul manajemen administrasi dan modul klasifikasi machine learning dalam satu platform; (2) penerapan pada domain sekolah sepak bola yang belum dieksplorasi sebelumnya; (3) antarmuka multi-peran (Administrator, Pelatih, Wali) yang menjawab kebutuhan nyata organisasi; dan (4) konvergensi yang sangat cepat (3 iterasi) menunjukkan inialisasi centroid deterministik berbasis kuartil terbukti efektif.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Sistem manajemen kelas sepak bola berbasis website untuk FS 31 Soccer School berhasil dirancang dan dikembangkan menggunakan arsitektur tiga lapis (three-tier) dengan teknologi PHP Native, MySQL, HTML, CSS, JavaScript, dan Bootstrap 5. Sistem mencakup tiga modul pengguna yaitu Administrator, Pelatih, dan Wali Peserta Didik. Pengujian Black Box Testing terhadap 15 skenario seluruhnya menghasilkan status Valid.
2. Algoritma K-Means berhasil diimplementasikan untuk mengklasifikasikan 118 peserta didik ke dalam empat cluster (U10, U13, U15, U17) berdasarkan variabel usia dan skor kemampuan teknik-fisik yang dinormalisasi menggunakan Min-Max Normalization. Algoritma konvergen dalam 3 iterasi dengan distribusi cluster yang merata. Evaluasi menghasilkan Silhouette Score 0,4972 (mendekati baik) dan Davies-Bouldin Index 0,6618 (optimal, <1,0).
3. User Acceptance Test terhadap 37 responden menghasilkan tingkat kepuasan 92,65% dengan kategori Sangat Baik, membuktikan sistem diterima dan layak digunakan oleh seluruh kelompok pengguna di FS 31 Soccer School.

#### 5. SARAN

Berdasarkan keterbatasan penelitian ini, beberapa saran untuk pengembangan selanjutnya adalah: (1) Menambahkan variabel klasifikasi seperti data antropometri, aspek psikologis, dan statistik pertandingan untuk meningkatkan akurasi pengelompokan; (2) Membandingkan performa K-Means dengan algoritma clustering lain seperti DBSCAN, Hierarchical Clustering, atau Fuzzy C-Means; (3) Mengembangkan fitur penjadwalan latihan otomatis, rekomendasi program latihan individual, dan notifikasi kepada wali peserta; (4) Melakukan evaluasi klasifikasi secara berkala setiap semester mengingat kemampuan peserta terus berkembang; (5) Mengembangkan versi aplikasi mobile untuk meningkatkan aksesibilitas bagi wali peserta didik.

---

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada FS 31 Soccer School yang telah mengizinkan pelaksanaan penelitian dan menyediakan data yang dibutuhkan, serta kepada seluruh pelatih, administrator, dan wali peserta didik yang telah berpartisipasi dalam pengujian sistem. Terima kasih juga kepada Program Studi Teknik Informatika Universitas Dipa Makassar atas dukungan dalam penyelesaian penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aisyah, M. Dawis, dan D. Rahmayanti, *Pendekatan Modern dalam Analisis dan Desain Teknologi Informasi*. Jakarta: Penerbit Informatika, 2025.
  - [2] M. Yusup, M. F. Ariq, E. J. A. H. Nasution, A. Z. Fahreza, dan J. Edwards, "Digital Transformation and Branding for Empowering the Creative Economy Based on Local Wisdom," *ADI Bisnis Digital Interdisiplin Jurnal*, vol. 6, no. 1, pp. 45–54, 2025.
  - [3] A. Y. Rahmawati, *Loncatan Perkembangan Ilmu Keolahragaan dan Pendidikan Jasmani*. Makassar: Penerbit Olahraga, 2022.
  - [4] R. A. Kurniawan, M. S. Hasibuan, dan R. S. Ramadhan, "Penerapan Algoritma K-Means untuk Pengelompokan Data," *Jurnal Informatika*, vol. 01, no. 1, pp. 10–18, 2022.
  - [5] A. Sulistiyawati dan E. Supriyanto, "Implementasi Algoritma K-Means Clustering dalam Penentuan Siswa Kelas Unggulan," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 15, no. 2, pp. 25–36, 2020.
  - [6] H. Mukhtar, I. D. Pramaditya, W. S. Weisdiyanto, S. H. Putra, D. Trimuawasih, dan A. A. Rilda, "Algoritma K-Means untuk Pengelompokan Perilaku Customer," *Jurnal Software Engineering and Information System (SEIS)*, vol. 4, no. 2, pp. 96–101, 2024.
  - [7] A. Maulana, A. Kurniawan, W. Keumala, V. R. Sukma, dan A. Saifudin, "Pengujian Black Box pada Aplikasi Penjualan Berbasis Web Menggunakan Metode Equivalent Partitions (Studi Kasus: PT Arap Store)," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Aplikasi*, vol. 3, no. 1, pp. 50–56, 2020. doi: 10.32493/jtsi.v3i1.4307.
  - [8] N. Hendrastuty, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering dalam Evaluasi Hasil Pembelajaran Siswa," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 3, pp. 46–56, 2024.
  - [9] C. Yu dan Y. Wang, "College Student Management System Based on K-means Clustering Algorithm," *International Journal of New Developments in Education*, vol. 4, no. 2, pp. 28–33, 2022. doi: 10.25236/IJNDE.2022.040206.
  - [10] W. Chang, X. Ji, Y. Liu, Y. Xiao, B. Chen, dan H. Liu, "Analysis of University Students' Behavior Based on a Fusion K-Means Clustering Algorithm," *Applied Sciences*, 2020.
  - [11] H. Huang dan B. Li, "Design and implementation of student management system of integrated programmable device programming system," *Scientific Reports*, pp. 1–12, 2024. doi: 10.1038/s41598-024-62844-z.
  - [12] A. T. Alhasani, "Unsupervised Clustering of Multivariate Sports Activity Data Using K-Means: A Study on the Sport Data Multivariate Time Series Dataset," *Journal of Data Science*, vol. 3, no. 2, pp. 367–381, 2025.
  - [13] E. Ahmed, "Student Performance Prediction Using Machine Learning Algorithms," 2024. doi: 10.1155/2024/4067721.
  - [14] R. Liu, "Data Analysis of Educational Evaluation Using K-Means Clustering Method," 2022. doi: 10.1155/2022/3762431.
  - [15] R. Suwanda, A. M. Siregar, dan H. Kurniawan, "Analisis dan Perancangan Sistem PT. Mifandi Mandiri Digital," *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, 2024.
-