



## **Analisis Performa Pemain Basket Satya Wacana Berdasarkan Statistik Rata-Rata Pertandingan Menggunakan *K-Means Clustering***

**Mas Kahono Alif Bintang Firmansyah<sup>1</sup>, Yessica Nataliani<sup>2\*</sup>**

<sup>1</sup> Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana  
Jl. O. Notohamidjojo 1-10 Salatiga, Indonesia, e-mail: bintangf911@gmail.com

<sup>2</sup> Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana  
Jl. O. Notohamidjojo 1-10 Salatiga, Indonesia, e-mail: yessica.nataliani@uksw.edu

### **ARTICLE INFO**

#### *History of the article:*

Received 23 April 2026

Received in revised form 18 Juli 2026

Accepted 21 Juli 2026

Available online 25 Juli 2026

#### **Keywords:**

*k-means clustering*; performa pemain; basket;  
statistik rata-rata pertandingan

#### **\* Correspondence:**

Telepon :

-

E-mail:

yessica.nataliani@uksw.edu

### **ABSTRACT**

Pemanfaatan data statistik pertandingan dalam evaluasi performa pemain basket profesional di Indonesia masih terbatas dan umumnya dilakukan secara deskriptif. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan performa pemain tim Satya Wacana Salatiga pada *Indonesia Basketball League* (IBL) musim 2025 menggunakan metode *K-Means Clustering* berdasarkan statistik rata-rata per pertandingan. *Dataset* penelitian terdiri atas 16 pemain dengan 11 variabel performa, yaitu *Games Played*, *Minutes Played*, *Field Goal Percentage*, *Three Point Percentage*, *Two Point Percentage*, *Free Throw Percentage*, *Rebounds per Game*, *Assists per Game*, *Blocks per Game*, *Steals per Game*, dan *Points per Game*. Data distandarisasi menggunakan *Z-Score* sebelum dilakukan proses *clustering* dengan tiga *cluster* performa, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa satu pemain tergolong dalam *cluster* performa rendah, tiga belas pemain pada *cluster* performa sedang, dan dua pemain pada *cluster* performa tinggi. Hasil pengelompokan juga sesuai dengan evaluasi pelatih tim sehingga menunjukkan bahwa metode *K-Means Clustering* mampu menghasilkan segmentasi performa pemain yang objektif dan relevan secara praktis. Penelitian ini berkontribusi dalam menyediakan pendekatan berbasis data untuk mendukung evaluasi pemain dan pengambilan keputusan dalam pengembangan strategi tim basket profesional.

## PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong pemanfaatan analisis data dalam olahraga profesional, termasuk bola basket. Dalam dunia bola basket saat ini, salah satu elemen yang membantu penerapan ilmu olahraga adalah adanya data pertandingan yang mencatat kinerja tim serta pemain secara individual. Informasi tersebut biasanya didapatkan melalui angka-angka statistik dari pertandingan [1]. Bola basket merupakan olahraga beregu yang bertujuan mencetak poin dengan memasukkan bola ke keranjang lawan [2]. Di Indonesia, kompetisi profesional diselenggarakan melalui *Indonesia Basketball League* (IBL) di bawah naungan Persatuan Bola Basket Seluruh Indonesia (PERBASI).

IBL menyediakan data statistik pertandingan yang dapat diakses publik, seperti *Games Played* (GP) sebagai jumlah pertandingan dimainkan, *Minutes Played* (MIN) sebagai waktu bermain, *Field Goal Percentage* (FG%) untuk persentase tembakan masuk, *Three Point Percentage* (3P%) untuk persentase tembakan tiga poin, *Two Point Percentage* (2P%) untuk persentase tembakan dua poin, *Free Throw Percentage* (FT%) untuk persentase lemparan bebas, *Rebounds per Game* (RPG) untuk *rebound* per pertandingan, *Assists per Game* (APG) untuk *assist* per pertandingan, *Blocks per Game* (BPG) untuk *block* per pertandingan, *Steals per Game* (SPG) untuk *steal* per pertandingan, dan *Points per Game* (PPG) untuk poin per pertandingan. Data statistik tersebut memberikan gambaran performa pemain secara jelas dan terukur karena disajikan dalam bentuk angka yang objektif, sehingga memudahkan evaluasi kinerja pemain dalam suatu pertandingan maupun selama satu musim kompetisi. Statistik sendiri merupakan metode sistematis yang dapat digunakan untuk mengolah dan menarik kesimpulan dari data numerik [3].

Dengan data statistik yang tersedia, informasi tidak hanya sekadar catatan pertandingan, tetapi juga dapat digunakan sebagai alat bantu analisis bagi pelatih, pemain, manajer tim, bahkan suporter, untuk memahami performa tim dan pemain secara lebih objektif. Statistik akan menggambarkan performa pemain secara nyata dengan angka yang mudah terukur, serta memberikan keuntungan berupa efisiensi waktu dan penyajian informasi yang menarik bagi pengambil keputusan [4]. Perkembangan *sports analytics* dalam beberapa tahun terakhir juga menunjukkan bahwa penggunaan data statistik mampu meningkatkan akurasi evaluasi performa serta membantu dalam perumusan strategi tim [5].

Penerapan analisis data dalam olahraga dijelaskan oleh Benjamin C. Alamar dalam bukunya *Sports Analytics: A Guide for Coaches, Managers, and Other Decision Makers*. Dalam buku tersebut, potensi seorang pelari muda untuk menyumbangkan medali pada ajang Olimpiade dapat diprediksi melalui analisis data performa waktu lari yang telah dikumpulkan sejak usia 14 tahun. Berdasarkan informasi tersebut, federasi olahraga yang menaungi dapat lebih mudah menentukan langkah pembinaan dan strategi pengembangan atlet di masa depan [6]. Penelitian terbaru juga menunjukkan bahwa integrasi analisis data dalam olahraga profesional dapat memberikan keunggulan kompetitif bagi tim.

Di Indonesia, data statistik pemain sudah tersedia dan juga menunjukkan bahwa integrasi analisis data dalam olahraga profesional dapat memberikan keunggulan kompetitif bagi tim. Namun, pemanfaatannya dalam pengambilan keputusan tim profesional masih terbatas. Salah satu contohnya adalah tim Satya Wacana Salatiga (SWS), salah satu peserta IBL. SWS pernah mencapai babak *playoff* pada IBL musim 2016 [7]. Analisis statistik yang ada saat ini masih bersifat deskriptif sederhana sehingga evaluasi performa pemain cenderung subjektif, dan belum memanfaatkan teknik komputasi untuk mengelompokkan kualitas pemain secara sistematis. Padahal, pendekatan berbasis *data mining* dapat memberikan hasil analisis yang lebih mendalam dan objektif.

Untuk mengatasi hal tersebut, metode *k-means clustering* dapat digunakan sebagai salah satu teknik *data mining* untuk mengelompokkan pemain berdasarkan kemiripan karakteristik statistik. Metode ini mampu menghasilkan segmentasi pemain yang lebih objektif dan sistematis [8]. *k-*

*Means clustering* merupakan metode *unsupervised learning* yang banyak digunakan karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam mengelompokkan data dalam jumlah besar [9].

Dalam beberapa penelitian terbaru, metode ini telah berhasil digunakan untuk analisis performa pemain olahraga dan menghasilkan pengelompokan yang relevan dengan kondisi nyata di lapangan [10]. Beberapa penelitian yang relevan dengan penelitian ini adalah penelitian yang meneliti tentang *clustering* performa pemain basket IBL berdasarkan posisi yang dibagi menjadi tiga, dengan memanfaatkan statistik pemain antara lain *point*, *assist*, *block*, *rebound*, dan *steal* menggunakan metode *fuzzy c-means* menghasilkan tingkat keberhasilan yang baik dan akurat [11]. Selain itu, terdapat pula penelitian tentang kriteria pemilihan untuk mengelompokkan posisi dalam permainan bola basket, di mana dalam penelitian ini dipilih atribut fisik yang paling mempengaruhi pemain bola basket ditempatkan, yaitu di posisi *center*, *forward*, dan *guard*. Dalam penelitian ini ditemukan dua karakteristik yang paling berpengaruh dalam menetapkan posisi seorang pemain, yaitu karakteristik tinggi badan dan Indeks Massa Tubuh (BMI) [12].

Penelitian lainnya yaitu tentang pengelompokan performa pemain basket Satya Wacana Salatiga dengan seleksi fitur nilai statistik menggunakan dua metode yaitu *k-means* dan juga *fuzzy c-means*, dalam penelitian tersebut dapat diketahui bahwa pengelompokan menggunakan *fuzzy c-means* mendapatkan keakuratan lebih tinggi dengan *point* menjadi faktor paling penting untuk menentukan performa pemain [13]. Penelitian lain yang dapat digunakan sebagai rujukan adalah penelitian yang dilakukan di Dinas Pemuda dan Olahraga Kabupaten Cirebon yaitu menganalisis *clustering* prestasi atlet pada berbagai cabang olahraga menggunakan algoritma *k-means* untuk mengetahui usia berapa mayoritas atlet mendapatkan medali dan di cabang olahraga apa [14]. Selain itu juga terdapat penelitian yang diterapkan untuk seleksi atlet Porprov taekwondo yang berada di Sumatra Utara menggunakan metode *k-means*, penggunaan metode *k-means clustering* berhasil menghasilkan tiga *cluster* berdasarkan karakteristik yang ada pada data tersebut [15].

Beberapa penelitian tersebut memiliki kemiripan dengan penelitian ini yaitu dengan *clustering* atau pengelompokan data, oleh karena itu penelitian ini ditujukan untuk mengelompokkan kualitas pemain tim SWS pada IBL musim 2025 berdasarkan data statistik rata-rata pemain menggunakan metode *k-means clustering* serta mengetahui tingkat kualitas pemain berdasarkan hasil pengelompokan tersebut. Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu, metode *clustering* dalam olahraga bola basket umumnya digunakan untuk mengelompokkan pemain berdasarkan posisi bermain, melakukan seleksi fitur statistik tertentu, atau membandingkan performa menggunakan metode *clustering* yang berbeda. Belum terdapat penelitian yang secara khusus menerapkan *k-means clustering* pada data statistik rata-rata pemain tim Satya Wacana Salatiga musim IBL 2025 dengan memanfaatkan seluruh indikator performa pertandingan serta melakukan validasi hasil pengelompokan melalui penilaian praktis pelatih tim profesional.

Penelitian ini menawarkan dua kontribusi utama. Pertama, penelitian mengintegrasikan sebelas variabel statistik performa pemain untuk menghasilkan pengelompokan kualitas pemain secara objektif. Kedua, hasil *clustering* tidak hanya dianalisis secara komputasional, tetapi juga divalidasi menggunakan perspektif pelatih tim sehingga mampu menjembatani analisis data dan implementasinya dalam evaluasi performa pemain di lingkungan olahraga profesional. Dengan demikian, penelitian ini memberikan pendekatan yang lebih aplikatif dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data pada tim bola basket profesional. Selain menghasilkan pengelompokan performa pemain secara objektif, penelitian ini juga menghubungkan hasil *clustering* dengan evaluasi praktis di lapangan sehingga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengembangan pemain dan strategi tim. Berdasarkan uraian tersebut, terdapat kebutuhan untuk mengembangkan pendekatan analisis performa pemain basket yang tidak hanya mampu mengelompokkan pemain berdasarkan data statistik secara objektif, tetapi juga memiliki relevansi praktis dalam evaluasi tim profesional. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan metode *k-means clustering* untuk mengelompokkan performa pemain Satya

Wacana Salatiga pada musim IBL 2025 dan melakukan validasi hasil pengelompokan melalui penilaian pelatih tim. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam penerapan *sports analytics* pada bola basket profesional di Indonesia.

## METODE PENELITIAN

### 1. Desain Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif deskriptif, yang berfokus pada pengolahan dan analisis data numerik untuk menggambarkan karakteristik performa pemain basket. Pendekatan kuantitatif dipilih karena semua variabel penelitian berupa data statistik pertandingan yang dapat diukur dan terdiri dari statistik pertandingan yang dapat dinilai secara objektif. Secara khusus, penelitian menggunakan metode *k-means clustering* untuk mengelompokkan performa pemain tim Satya Wacana Salatiga berdasarkan statistik rata-rata per pertandingan pada IBL musim 2025. Dengan pendekatan ini, pola kesamaan dan perbedaan performa antar pemain dapat diidentifikasi secara sistematis, menghasilkan kelompok pemain yang memiliki karakteristik statistik serupa (*cluster*). Penelitian ini tidak mengembangkan perangkat lunak atau prototipe sistem sehingga pendekatan *Research and Development* maupun *Prototyping* tidak digunakan. Metode penelitian yang digunakan adalah penelitian kuantitatif deskriptif dengan tahapan data *preprocessing*, standarisasi data, *k-means clustering*, dan interpretasi hasil.

### 2. Arsitektur Penelitian

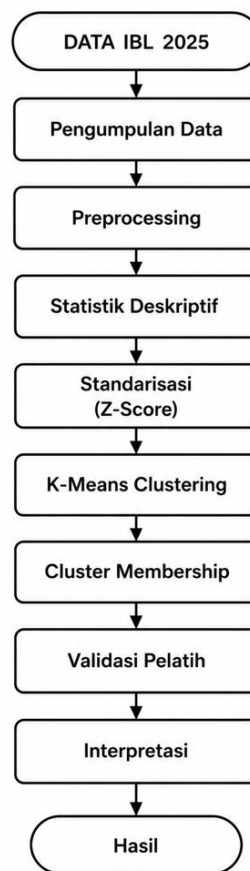
Arsitektur penelitian menggambarkan alur proses analisis data yang digunakan dalam penelitian ini, mulai dari pengumpulan data statistik pemain hingga menghasilkan hasil pengelompokan performa pemain. Arsitektur ini disusun untuk memberikan gambaran yang sistematis mengenai tahapan pengolahan data menggunakan metode *k-means clustering*. Proses penelitian diawali dengan pengumpulan data statistik pemain Satya Wacana Salatiga pada musim IBL 2025 yang diperoleh dari situs resmi IBL. Selanjutnya, data melalui tahap *preprocessing* dan standarisasi sebelum dilakukan proses *clustering*. Hasil pengelompokan kemudian diinterpretasikan dan divalidasi berdasarkan penilaian pelatih untuk memperoleh informasi yang dapat digunakan sebagai bahan evaluasi performa pemain, dapat dilihat pada Gambar 1.

### 3. Sumber Data dan Teknik Pengumpulan

Data penelitian ini merupakan data sekunder dari situs resmi IBL, yaitu [iblindonesia.com](http://iblindonesia.com), berupa rata-rata statistik per pertandingan untuk pemain Satya Wacana Salatiga selama musim 2025. Pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi, yaitu mengunduh dan mencatat tabel statistik, menyeleksi variabel lengkap, dan menyusun *dataset* siap analisis menggunakan *k-means clustering*.

### 4. Variabel Penelitian

Variabel penelitian adalah variabel numerik skala interval yang menggambarkan kinerja individu pemain. Variabel yang digunakan sebanyak 11, yang meliputi GP, MIN, FG%, 3P%, 2P%, FT%, RPG, APG, BPG, SPG, dan PPG. Variabel-variabel ini merupakan indikator kunci dalam evaluasi kinerja pemain basket dan digunakan sebagai *input* pada *k-means clustering* untuk mengklasifikasikan pemain berdasarkan kesamaan statistik.



Gambar 1. Arsitektur proses analisis data penelitian

## 5. Pengolahan dan Analisis Data

Analisis data dilakukan dalam beberapa tahap sistematis, yang terdiri dari:

### 5.1. Pra-pemrosesan Data/*Preprocessing Data*

Pra-pemrosesan data dilakukan dengan memeriksa kelengkapan data, mengidentifikasi *outlier*, dan memastikan konsistensi format variabel. Data yang tidak lengkap atau tidak konsisten dihapus untuk menjaga keandalan analisis.

### 5.2. Statistik Deskriptif

Pengolahan dilakukan menggunakan SPSS, dengan menghitung nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan standar deviasi tiap variabel. Tahap ini memberikan gambaran distribusi dan variasi data antar pemain.

### 5.3. Standarisasi Data

Standarisasi data dilakukan menggunakan metode *Z-Score* untuk menormalisasi skala variabel. Standarisasi dilakukan untuk menyamakan skala seluruh variabel dan mencegah satu variabel mendominasi proses *clustering*. Standarisasi data dilakukan menggunakan Persamaan (1).

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

#### 5.4. Analisis *K-Means Clustering*

Pada penelitian ini, proses pengelompokan pemain dilakukan menggunakan metode *k-means clustering* yang diimplementasikan melalui perangkat lunak SPSS. Pemilihan jumlah *cluster* sebanyak tiga didasarkan pada tujuan penelitian untuk mengelompokkan kualitas performa pemain ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi. Selain mempertimbangkan kemudahan interpretasi hasil oleh pelatih dan manajemen tim, pemilihan jumlah *cluster* juga didukung oleh hasil evaluasi menggunakan *Davies-Bouldin Index* dan *Silhouette Coefficient* yang menunjukkan bahwa pengelompokan dengan  $k = 3$  mampu menghasilkan kualitas *cluster* yang cukup baik dan representatif terhadap karakteristik data yang digunakan.

Pemilihan jumlah *cluster* tidak bersifat baku, melainkan bergantung pada tujuan analisis dan kemudahan interpretasi hasil. Dalam penelitian *clustering*, jumlah *cluster* ideal sering ditentukan berdasarkan interpretabilitas hasil dalam konteks domain penelitian, bukan semata-mata hasil matematis [16]. Selain itu, kualitas jumlah *cluster* juga dapat dievaluasi menggunakan indeks validitas seperti *Davies-Bouldin Index* dan *Silhouette Coefficient* yang mengukur tingkat pemisahan dan kekompakan *cluster* [17], [18]. Pendekatan ini juga umum digunakan dalam analisis performa atlet, di mana pengelompokan sering disederhanakan menjadi tiga kategori untuk memudahkan evaluasi, yaitu performa rendah, sedang, dan tinggi. Untuk mendukung pemilihan jumlah *cluster* dan mengevaluasi kualitas hasil pengelompokan, penelitian ini menggunakan *Davies-Bouldin Index* (DBI) dan *Silhouette Coefficient* sebagai metode validasi *cluster*. *Davies-Bouldin Index* digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antar *cluster*, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan kualitas *cluster* yang lebih baik. Sementara itu, *Silhouette Coefficient* digunakan untuk mengukur tingkat kekompakan dan pemisahan antar *cluster* dengan rentang nilai -1 hingga 1. Evaluasi ini dilakukan setelah proses *k-means clustering* untuk memastikan bahwa jumlah *cluster* yang dipilih mampu menghasilkan pengelompokan yang representatif dan mudah diinterpretasikan.

Selain itu, secara metodologis, jumlah *cluster* yang terlalu sedikit dapat mengurangi ketepatan representasi variasi data, sedangkan jumlah *cluster* yang terlalu banyak dapat menyulitkan interpretasi hasil analisis. Oleh karena itu, pemilihan  $k = 3$  dalam penelitian ini dianggap paling sesuai untuk menggambarkan struktur performa pemain secara sederhana namun tetap informatif. Setelah jumlah *cluster* ditentukan, SPSS secara otomatis menjalankan algoritma *k-means clustering*. Proses ini dimulai dengan inisialisasi *centroid* awal secara acak, kemudian setiap observasi (pemain) dialokasikan ke *cluster* berdasarkan jarak terdekat menggunakan jarak *Euclidean*. Secara matematis, jarak dihitung untuk meminimalkan variasi dalam *cluster* dan memaksimalkan kesamaan antar anggota *cluster*.

Selanjutnya, SPSS secara iteratif memperbarui posisi *centroid* berdasarkan rata-rata anggota dalam masing-masing *cluster* hingga mencapai kondisi konvergen, yaitu ketika tidak terjadi perubahan signifikan pada keanggotaan *cluster* maupun posisi *centroid*. Proses ini merepresentasikan minimisasi fungsi objektif *k-means* yang bertujuan mengurangi *within-cluster variation*. Dengan demikian, peneliti tidak melakukan proses pengelompokan secara manual, melainkan hanya menentukan parameter awal berupa jumlah *cluster*, sedangkan seluruh proses perhitungan jarak, pengalokasian data, dan pembaruan *centroid* dilakukan secara otomatis oleh SPSS berdasarkan algoritma *k-means*.

#### 5.5. Interpretasi

Hasil *clustering* diinterpretasikan dengan membandingkan nilai *centroid* dan memeriksa distribusi pemain di tiap *cluster* untuk memahami pola kinerja.

## 5.6. Algoritma

*Input* penelitian ini berupa *dataset* yang telah melalui proses standarisasi *Z-Score*, yang terdiri atas  $n$  observasi (pemain) dan  $m$  variabel numerik. *Output* yang dihasilkan adalah partisi data ke dalam tiga *cluster* yang merepresentasikan tingkat kinerja pemain, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Algoritma *k-means clustering* diterapkan dengan prosedur sebagai berikut:

- (1) menetapkan jumlah *cluster* sebesar  $k = 3$  sesuai dengan tujuan klasifikasi tingkat performa;
- (2) menginisialisasi  $k$  *centroid* awal secara acak dalam ruang multidimensi;
- (3) menghitung jarak setiap observasi terhadap masing-masing *centroid* menggunakan metrik jarak *Euclidean*, sesuai Persamaan (2);

$$d(x_i, \mu_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^m (x_{il} - \mu_{jl})^2} \quad (2)$$

- (4) mengalokasikan setiap observasi ke *cluster* dengan jarak terdekat;
- (5) memperbarui posisi *centroid* berdasarkan rata-rata nilai seluruh anggota dalam setiap *cluster* dengan Persamaan (3);

$$\mu_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x_i \in C_j} x_i \quad (3)$$

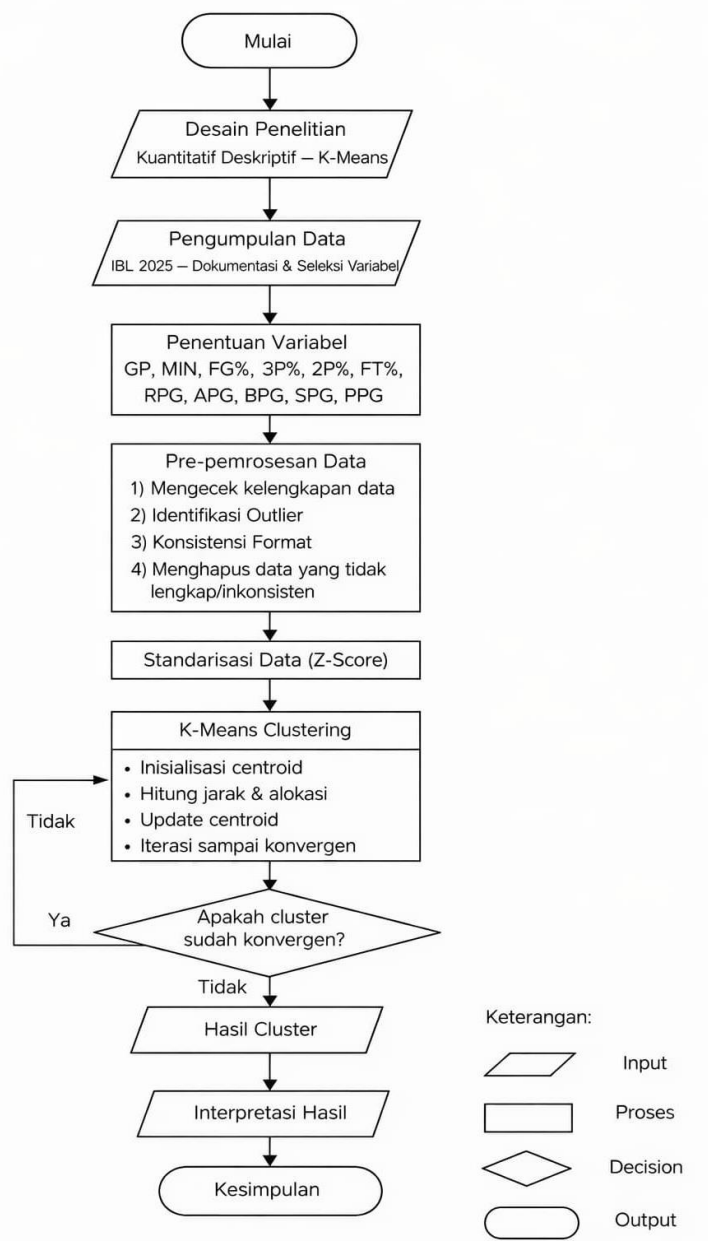
- (6) mengulangi proses iteratif hingga tidak terjadi perubahan keanggotaan *cluster* (stabil) atau hingga selisih *centroid* mencapai ambang konvergensi tertentu.
- Fungsi objektif *K-Means* yang diminimalkan selama proses dapat dilihat pada Persamaan (4).

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} \|x_i - \mu_j\|^2 \quad (4)$$

Pendekatan ini memungkinkan segmentasi pemain secara objektif berdasarkan kemiripan karakteristik statistik dalam ruang fitur multidimensi, sehingga struktur pola kinerja yang bersifat laten dapat diidentifikasi secara sistematis dan terukur.

## 5.7. Diagram Alir

Untuk mempermudah pemahaman mengenai prosedur penelitian, alur metode yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Gambar 2 dalam bentuk diagram.



Gambar 2. Diagram alir

## HASIL

### 1. Gambaran Umum Data Penelitian

Penelitian ini menganalisis data performa 16 pemain tim Satya Wacana Salatiga pada musim kompetisi IBL tahun 2025. Data yang digunakan berupa statistik rata-rata per pertandingan yang mencakup sebelas variabel numerik, yaitu GP, MIN, FG%, 3P%, 2P%, FT%, RPG, APG, BPG, SPG, dan PPG. Seluruh variabel tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses analisis untuk merepresentasikan performa aktual pemain dan sebagai *input* dalam metode *k-means clustering*. Data statistik lengkap disajikan pada Tabel 1 berikut.



*Analisis Performa Pemain Basket Satya Wacana Berdasarkan Statistik Rata-Rata Pertandingan Menggunakan K-Means Clustering (Mas Kahono Alif Bintang Firmansyah)*

Tabel 1. Data statistik *average* tim satya wacana salatiga

| <b>Nama Pemain</b>       | <b>GP</b> | <b>Min</b> | <b>FG</b> | <b>3P%</b> | <b>2P%</b> | <b>FT</b> | <b>RPG</b> | <b>APG</b> | <b>BPG</b> | <b>SPG</b> | <b>PPG</b> |
|--------------------------|-----------|------------|-----------|------------|------------|-----------|------------|------------|------------|------------|------------|
| Brian Anggara            | 13        | 104,10     | 22,20     | 28,00      | 9,10       | 100,00    | 0,69       | 0,54       | 0,00       | 0,62       | 2,08       |
| Gracin B. Bolongi        | 14        | 295,68     | 38,60     | 13,60      | 43,60      | 68,00     | 8,93       | 1,07       | 0,86       | 0,71       | 8,57       |
| Henry C. Lakay           | 26        | 586,88     | 20,80     | 18,30      | 23,50      | 61,00     | 2,50       | 1,19       | 0,23       | 0,77       | 3,92       |
| Ilkcaevan S. Curry       | 25        | 767,67     | 46,30     | 24,00      | 53,60      | 61,00     | 7,84       | 1,72       | 0,52       | 1,40       | 21,52      |
| Immanuel Mailensun       | 24        | 368,47     | 34,70     | 7,40       | 45,10      | 22,00     | 2,75       | 0,92       | 0,13       | 0,75       | 3,08       |
| Jailan J. Haslem         | 10        | 148,85     | 34,90     | 25,00      | 38,70      | 100,00    | 4,40       | 1,20       | 0,40       | 0,70       | 3,80       |
| Kevin I. Mendita         | 23        | 557,67     | 29,70     | 25,50      | 35,80      | 60,00     | 2,87       | 1,26       | 0,22       | 0,70       | 6,43       |
| Maikel A. C. Baliba      | 17        | 98,77      | 21,40     | 16,70      | 25,00      | 25,00     | 1,71       | 0,47       | ,00        | 0,29       | 0,88       |
| Marquis D. S. Holloway   | 26        | 779,43     | 45,90     | 30,90      | 49,30      | 66,00     | 7,50       | 4,81       | 0,31       | 2,54       | 18,12      |
| Mas K. A. Bintang        | 11        | 43,70      | 50,00     | 0,00       | 50,00      | 75,00     | 0,36       | 0,09       | 0,00       | 0,18       | 0,64       |
| Naufal N. Ranggajaya     | 2         | 9,05       | 0,00      | 0,00       | 0,00       | 0,00      | 0,00       | 0,00       | 0,00       | 0,00       | 0,00       |
| Raden N. Sardy           | 23        | 260,50     | 32,30     | 23,30      | 40,00      | 29,00     | 1,48       | 0,26       | 0,17       | 0,26       | 2,39       |
| Rendy Wijaya             | 20        | 191,98     | 26,50     | 23,80      | 60,00      | ,00       | 1,05       | 0,30       | 0,00       | 0,20       | 2,55       |
| Rexy Fernando            | 15        | 248,18     | 21,60     | 5,60       | 30,30      | 50,00     | 1,73       | 1,80       | 0,07       | 0,33       | 1,93       |
| Serigne M. Kane          | 26        | 487,07     | 25,60     | ,00        | 27,80      | 50,00     | 3,31       | 1,08       | 0,42       | 0,65       | 1,65       |
| Yehezkiel M. Rahadiyanto | 18        | 252,02     | 35,70     | 27,30      | 43,20      | 68,00     | 1,61       | 1,22       | 0,00       | 0,50       | 4,00       |

## 2. Statistik Deskriptif

Analisis statistik deskriptif dilakukan untuk menggambarkan karakteristik distribusi data sebelum proses *clustering*. Hasil perhitungan menggunakan SPSS dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Statistik deskriptif

| <b>Variabel</b>                     | <b>N</b> | <b>Min</b> | <b>Max</b> | <b>Mean</b> | <b>St. Dev</b> |
|-------------------------------------|----------|------------|------------|-------------|----------------|
| <i>Game Played (GP)</i>             | 16       | 2          | 26         | 18,31       | 7,068          |
| <i>Minutes Play (MIN)</i>           | 16       | 9,05       | 779,43     | 325,0013    | 244,57276      |
| <i>Field Goal Percentage (FG%)</i>  | 16       | 0,00       | 50,00      | 30,3875     | 12,37103       |
| <i>Three Point Percentage (3P%)</i> | 16       | 0,00       | 30,90      | 16,8375     | 10,93471       |
| <i>Two Point Percentage (2P%)</i>   | 16       | 0,00       | 60,00      | 35,9375     | 16,06428       |
| <i>Free Throw Percentage (FT%)</i>  | 16       | 0,00       | 100,00     | 52,1875     | 30,16006       |
| <i>Rebounds per Game (RPG)</i>      | 16       | 0,00       | 8,93       | 3,0456      | 2,75464        |
| <i>Assist per Game (APG)</i>        | 16       | 0,00       | 4,81       | 1,1206      | 1,12575        |
| <i>Blocks per Game (BPG)</i>        | 16       | 0,00       | 86         | 0,2081      | 0,24515        |
| <i>Steals per Game (SPG)</i>        | 16       | 0,00       | 2,54       | 0,6625      | 0,60103        |
| <i>Points per Game (PPG)</i>        | 16       | 0,00       | 21,52      | 5,0975      | 6,16413        |
| <i>Valid N (listwise)</i>           | 16       |            |            |             |                |

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 2, variabel MIN memiliki rentang nilai paling besar, yaitu 9,05 hingga 779,43 menit, dengan standar deviasi sebesar 244,57. Hal ini menunjukkan adanya kesenjangan durasi bermain yang signifikan antar pemain. Pada aspek efektivitas tembakan, rata-rata FG% sebesar 30,39%, 3P% sebesar 16,84%, dan 2P% sebesar 35,94% menunjukkan variasi kemampuan akurasi antar pemain. FT% memiliki nilai maksimum 100%, tetapi rata-rata sebesar 52,19% mengindikasikan inkonsistensi performa tembakan bebas.

Variabel kontribusi permainan seperti RPG, APG, BPG, dan SPG menunjukkan nilai rata-rata yang relatif rendah dengan standar deviasi yang cukup besar. PPG memiliki standar deviasi 6,16 yang menandakan adanya perbedaan kemampuan mencetak angka yang cukup mencolok antar pemain. Secara keseluruhan, hasil statistik deskriptif menunjukkan adanya variasi performa yang signifikan, sehingga analisis *clustering* relevan untuk mengidentifikasi pola pengelompokan pemain.

### 3. Standarisasi Data

Hasil standarisasi menunjukkan bahwa seluruh variabel memiliki rata-rata mendekati 0 dan standar deviasi mendekati 1. Hal ini menandakan bahwa proses normalisasi berhasil dan data siap digunakan dalam tahap *clustering*. Nilai *Z-score* masing-masing pemain disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Z-Score

| Nama Pemain              | zGP   | zMin  | zFG   | z3P % | z2P % | zFT   | zRP G | zAP G | zBPG  | zSPG  | zPPG  |
|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Brian Anggara            | -0,75 | -0,90 | -0,66 | 1,02  | -1,67 | 1,59  | -0,86 | -0,52 | -0,85 | -0,07 | -0,49 |
| Gracin B. Bolongi        | -0,61 | -0,12 | 0,66  | -0,30 | 0,48  | 0,52  | 2,14  | -0,04 | 2,66  | 0,08  | 0,56  |
| Henry C. Lakay           | 1,09  | 1,07  | -0,78 | 0,13  | -0,77 | 0,29  | -0,20 | 0,06  | 0,09  | 0,18  | -0,19 |
| Ilkcaevan S. Curry       | 0,95  | 1,81  | 1,29  | 0,66  | 1,10  | 0,29  | 1,74  | 0,53  | 1,27  | 1,23  | 2,66  |
| Imanuel Mailensun        | 0,80  | 0,18  | 0,35  | -0,86 | 0,57  | -1,00 | -0,11 | -0,18 | -0,32 | 0,15  | -0,33 |
| Jailan J. Haslem         | -1,18 | -0,72 | 0,36  | 0,75  | 0,17  | 1,59  | 0,49  | 0,07  | 0,78  | 0,06  | -0,21 |
| Kevin I. Mendita         | 0,66  | 0,95  | -0,06 | 0,79  | -0,01 | 0,26  | -0,06 | 0,12  | 0,05  | 0,06  | 0,22  |
| Maikel A. C. Baliba      | -0,19 | -0,93 | -0,73 | -0,01 | -0,68 | -0,90 | -0,48 | -0,58 | -0,85 | -0,62 | -0,68 |
| Marquis D. S. Holloway   | 1,09  | 1,86  | 1,25  | 1,29  | 0,83  | 0,46  | 1,62  | 3,28  | 0,42  | 3,12  | 2,11  |
| Mas K. A. Bintang        | -1,03 | -1,15 | 1,59  | -1,54 | 0,88  | 0,76  | -0,97 | -0,92 | -0,85 | -0,80 | -0,72 |
| Naufal N. Ranggajaya     | -2,31 | -1,29 | -2,46 | -1,54 | -2,24 | -1,73 | -1,11 | -1,00 | -0,85 | -1,10 | -0,83 |
| Raden N. Sardy           | 0,66  | -0,26 | 0,15  | 0,59  | 0,25  | -0,77 | -0,57 | -0,76 | -0,16 | -0,67 | -0,44 |
| Rendy Wijaya             | 0,24  | -0,54 | -0,31 | 0,64  | 1,50  | -1,73 | -0,72 | -0,73 | -0,85 | -0,77 | -0,41 |
| Rexy Fernando            | -0,47 | -0,31 | -0,71 | -1,03 | -0,35 | -0,07 | -0,48 | 0,60  | -0,56 | -0,55 | -0,51 |
| Serigne M. Kane          | 1,09  | 0,66  | -0,39 | -1,54 | -0,51 | -0,07 | 0,10  | -0,04 | 0,86  | -0,02 | -0,56 |
| Yehezkiel M. Rahadivanto | -0,04 | -0,30 | 0,43  | 0,96  | 0,45  | 0,52  | -0,52 | 0,09  | -0,85 | -0,27 | -0,18 |

#### 4. K-Means Clustering

Penerapan *k-means clustering* dengan jumlah *cluster*  $k = 3$  menghasilkan tiga kelompok performa yang berbeda. Nilai pusat *cluster* (*final cluster centers*) ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. *Final cluster centers*

| Variabel                     | Cluster 1 | Cluster 2 | Cluster 3 |
|------------------------------|-----------|-----------|-----------|
| Game Played (GP)             | -2.30780  | 0.02109   | 1.01685   |
| Minutes Play (MIN)           | -1.29185  | -0.18278  | 1.83401   |
| Field Goal Percentage (FG%)  | -2.45634  | -0.00645  | 1.27010   |
| Three Point Percentage (3P%) | -1.53982  | -0.03087  | 0.97053   |
| Two Point Percentage (2P%)   | -2.23711  | 0.02352   | 0.96565   |
| Free Throw Percentage (FT%)  | -1.73035  | 0.07540   | 0.37508   |
| Rebounds per Game (RPG)      | -1.10564  | -0.17322  | 1.67876   |
| Assist per Game (APG)        | -0.99545  | -0.21648  | 1.90484   |
| Blocks per Game (BPG)        | -0.84899  | -0.06452  | 0.84389   |
| Steals per Game (SPG)        | -1.10228  | -0.24989  | 2.17544   |
| Points per Game (PPG)        | -0.82696  | -0.30384  | 2.38841   |

Dari Tabel 4 terlihat bahwa (1) *Cluster 1* memiliki nilai *Z-score* negatif pada seluruh variabel utama, seperti GP, FG%, dan PPG. Pola ini menunjukkan bahwa pemain dalam *cluster* tersebut memiliki performa di bawah rata-rata tim dan dikategorikan sebagai kelompok berperforma rendah. (2) *Cluster 2* menunjukkan nilai *Z-score* yang relatif mendekati nol pada sebagian besar variabel. Hal ini mengindikasikan bahwa pemain dalam *cluster* ini memiliki performa yang stabil dan berada pada kisaran rata-rata tim. Kelompok ini dikategorikan sebagai performa sedang. (3) *Cluster 3* memiliki nilai *Z-score* positif pada variabel kunci seperti MIN, RPG, APG, SPG, dan PPG. Pola ini menunjukkan kontribusi yang signifikan terhadap performa tim, sehingga *cluster* ini dikategorikan sebagai kelompok berperforma tinggi. Hasil ini menunjukkan bahwa metode *k-means* mampu memisahkan pemain berdasarkan karakteristik statistik secara objektif dan konsisten.

#### 5. Evaluasi Kualitas Cluster

Untuk mengetahui kualitas hasil pengelompokan yang diperoleh menggunakan metode *k-means clustering* dengan jumlah *cluster* sebanyak tiga, dilakukan evaluasi menggunakan *Davies-Bouldin Index* dan *Silhouette Coefficient*. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Metode evaluasi

| Metode Evaluasi               | Nilai |
|-------------------------------|-------|
| <i>Davies-Bouldin Index</i>   | 0,643 |
| <i>Silhouette Coefficient</i> | 0,326 |

Berdasarkan hasil evaluasi, nilai *Davies-Bouldin Index* sebesar 0,643 menunjukkan bahwa *cluster* yang dihasilkan memiliki tingkat pemisahan antar *cluster* yang cukup baik karena semakin kecil nilai DBI menunjukkan kualitas *cluster* yang semakin baik. Selain itu, nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,326 mengindikasikan bahwa data pemain memiliki tingkat kekompakan dan pemisahan *cluster* yang cukup baik untuk dilakukan interpretasi. Hasil evaluasi ini mendukung pemilihan jumlah *cluster* sebanyak tiga yang digunakan dalam penelitian, yaitu kategori performa rendah, sedang, dan tinggi.

## 6. Interpretasi

Hasil pengelompokan pemain disajikan pada Tabel 6 berikut ini

Tabel 6. *Cluster membership*

| Nama Pemain              | Hasil <i>Cluster Membership</i> |            | Performa Sebenarnya |
|--------------------------|---------------------------------|------------|---------------------|
|                          | Cluster                         | Keterangan |                     |
| Brian Anggara            | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Gracin B. Bolongi        | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Henry C. Lakay           | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Ilkcaevan S. Curry       | 3                               | Tinggi     | Tinggi              |
| Imanuel Mailensun        | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Jailan J. Haslem         | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Kevin I. Mendita         | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Maikel A. C. Baliba      | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Marquis D. S. Holloway   | 3                               | Tinggi     | Tinggi              |
| Mas K. A. Bintang        | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Naufal N. Ranggajaya     | 1                               | Rendah     | Rendah              |
| Raden N. Sardy           | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Rendy Wijaya             | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Rexy Fernando            | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Serigne M. Kane          | 2                               | Sedang     | Sedang              |
| Yehezkiel M. Rahadiyanto | 2                               | Sedang     | Sedang              |

Berdasarkan hasil *k-means clustering*, setiap pemain tim Satya Wacana Salatiga dikelompokkan ke dalam tiga *cluster* performa, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Pengelompokan ini ditentukan dengan membership yang dihitung dari kombinasi sebelas variabel performa, yaitu GP, MIN, FG%, 3P%, 2P%, FT%, RPG, APG, BPG, SPG, dan PPG. Setiap variabel dinormalisasi menggunakan *Z-score* sehingga perbedaan skala tidak memengaruhi hasil *clustering*, kemudian *k-means* menghitung jarak *Euclidean* antara setiap pemain dengan pusat *cluster* (*centroid*) berdasarkan keseluruhan variabel tersebut. Dengan demikian, meskipun setiap pemain memiliki 11 nilai berbeda, algoritma menggabungkan informasi semua variabel menjadi satu *membership cluster* yang mencerminkan performa keseluruhan. Hasil pengelompokan menunjukkan satu pemain performa rendah, tiga belas pemain performa sedang, dan dua pemain performa tinggi. Mayoritas pemain berada pada performa sedang, menunjukkan kontribusi merata, sedangkan pemain performa tinggi menonjol pada indikator utama seperti menit bermain dan poin per pertandingan, sehingga dapat dianggap sebagai pemain kunci tim. Sementara itu, pemain pada performa rendah memerlukan perhatian khusus dalam program pengembangan individu.

Validasi hasil *clustering* dilakukan melalui wawancara semi-terstruktur dengan pelatih tim Satya Wacana Salatiga. Pelatih diminta untuk melakukan evaluasi terhadap performa setiap pemain selama musim IBL 2025 berdasarkan pengamatan selama latihan dan pertandingan. Evaluasi tersebut kemudian dibandingkan dengan hasil pengelompokan yang dihasilkan oleh metode *k-means clustering* untuk mengetahui tingkat kesesuaian antara analisis statistik dan penilaian praktis di lapangan. Hasil wawancara dengan pelatih menegaskan kesesuaian pengelompokan ini dengan kondisi sebenarnya di lapangan. Pelatih menilai bahwa pemain asing seperti Marquis D. Holloway dan Ilkcaevan S. Curry memberikan kontribusi terbesar, sejalan dengan *cluster* performa tinggi pada hasil *k-means*. Pemain lokal seperti Henry C. Lakay menunjukkan performa yang stabil dan

berada di tingkat menengah, sesuai dengan *cluster* performa sedang. Pemain yang masih perlu pengembangan, seperti Rendy Wijaya dan Raden N. Sardy, menempati posisi rendah atau menengah awal, menunjukkan perlunya peningkatan jam terbang dan adaptasi peran di lapangan. Sedangkan Naufal N. Ranggajaya menunjukkan kontribusi yang masih rendah dan belum mendapatkan kesempatan bermain yang banyak karena kurang menunjukkan performa dibandingkan dengan pemain lain dengan posisi yang sama. Pemain lainnya tergolong memiliki performa sedang. Pelatih juga menyebutkan bahwa beberapa kontribusi penting, seperti kepemimpinan, mental, kohesi tim, dan kemampuan mengeksekusi strategi tidak selalu tercermin dalam statistik, tetapi *k-means* tetap memberikan gambaran objektif mengenai pola performa secara kuantitatif.

Dengan demikian, hasil *clustering* tidak hanya mencerminkan distribusi performa pemain berdasarkan data statistik, tetapi juga sesuai dengan penilaian praktis pelatih. Analisis ini memberikan dasar objektif bagi tim pelatihan untuk menentukan rotasi pemain, menyusun strategi permainan, merencanakan pengembangan individu, serta menjadi bahan pertimbangan dan pembandingan dalam rapat evaluasi tim. Pemanfaatan data statistik dan proses pengelompokan ini mempermudah pengambilan keputusan berbasis bukti, khususnya dalam menghadapi tim dengan strategi dan karakter permainan yang berbeda-beda.

## PEMBAHASAN

Analisis *k-means clustering* diterapkan pada statistik pemain Satya Wacana Salatiga untuk memetakan kualitas individu secara kuantitatif selama IBL 2025. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 16 pemain dan 11 variabel performa, GP, MIN, FG%, 3P%, 2P%, FT%, RPG, APG, BPG, SPG, dan PPG. Untuk memastikan semua variabel memiliki skala yang sebanding, setiap variabel distandarisasi menggunakan *Z-score*, sehingga perbedaan skala antara variabel seperti jumlah poin dan persentase tembakan tidak memengaruhi hasil *clustering*.

Proses *k-means* dimulai dengan menentukan jumlah *cluster* sebesar  $k = 3$ , sesuai tujuan klasifikasi performa pemain, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Selanjutnya, tiga *centroid* awal dipilih secara acak dalam ruang multidimensi yang merepresentasikan variabel performa. Untuk setiap iterasi, jarak *Euclidean* dihitung antara setiap pemain dan setiap *centroid*, sehingga pemain dialokasikan ke *cluster* dengan jarak terdekat. Setelah semua pemain teralokasi, posisi *centroid* diperbarui sebagai rata-rata nilai semua anggota dalam setiap *cluster*. Proses ini diulang hingga tidak terjadi perubahan signifikan pada keanggotaan *cluster* atau pergeseran *centroid* lebih kecil dari ambang konvergensi, sehingga menghasilkan pembagian *cluster* yang stabil dan optimal. Fungsi objektif yang diminimalkan selama proses ini adalah jumlah kuadrat jarak antara setiap pemain dengan *centroid cluster*nya, sehingga variasi performa antar pemain dapat diidentifikasi secara sistematis.

Hasil pengelompokan menunjukkan mayoritas pemain berada pada *cluster* performa menengah, *cluster* ini didominasi oleh pemain rotasi utama yang memiliki kontribusi yang relatif merata. Menariknya, sebanyak 81% pemain berada pada *cluster* ini (13 dari 16 pemain). Hal ini mengindikasikan bahwa komposisi tim Satya Wacana Salatiga cukup seimbang dan tidak terlalu bergantung pada banyak pemain bintang. Dua pemain *cluster* tinggi memiliki rata-rata *Minutes Played*, *Rebounds per Game*, *Assists per Game*, dan *Points per Game* yang jauh di atas rata-rata tim. Hal ini menunjukkan bahwa pemain dalam klaster ini tidak hanya berfungsi sebagai pencetak poin utama, tetapi juga memiliki kontribusi yang signifikan dalam distribusi bola dan penguasaan *rebound*. Dengan kata lain, kedua pemain pada klaster ini merupakan motor permainan yang berperan besar dalam menentukan performa tim selama kompetisi. Sementara itu, satu pemain berada pada *cluster* rendah, Keberadaan satu pemain pada klaster rendah menunjukkan adanya kesenjangan kontribusi yang cukup signifikan dibandingkan pemain lainnya. Namun demikian,

hasil *clustering* tidak dapat langsung diinterpretasikan sebagai rendahnya kemampuan pemain secara keseluruhan, karena performa pertandingan juga dipengaruhi oleh kesempatan bermain, strategi pelatih, serta peran pemain dalam tim.

Perbandingan dengan observasi pelatih menunjukkan kesesuaian yang tinggi antara hasil *clustering* dan penilaian subjektif. Pelatih menilai performa pemain asing seperti Marquis D. dan Ilkcaevan S. sebagai kontribusi tinggi, konsisten dengan *cluster* performa tinggi hasil *k-means*. Pemain lokal yang stabil seperti Henry C. Lakay termasuk *cluster* menengah, sedangkan pemain dengan jam terbang lebih sedikit seperti Rendy Wijaya dan Raden N. Sardy masuk *cluster* rendah. Hasil ini menegaskan bahwa metode K-Means mampu menangkap variasi performa secara objektif, sekaligus menyediakan dasar kuantitatif untuk evaluasi, perencanaan rotasi, strategi tim, rekrutmen, dan pengembangan pemain.

Dengan demikian, integrasi analisis data statistik dan *k-means clustering* tidak hanya memberikan gambaran performa pemain yang objektif, tetapi juga memperkuat literatur akademik mengenai penerapan *data mining* dalam olahraga profesional. Studi ini menunjukkan bahwa teknik komputasi dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti, menyediakan referensi evaluasi yang sistematis bagi pelatih, serta memperkaya kajian ilmiah tentang performa atlet berbasis data.

## KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *k-means clustering* efektif untuk mengelompokkan kualitas pemain tim Satya Wacana Salatiga pada IBL 2025 ke dalam tiga kategori performa: rendah, sedang, dan tinggi. Sebagian besar pemain berada pada *cluster* performa sedang, sementara dua pemain masuk *cluster* tinggi sebagai pemain kunci, dan satu pemain berada pada *cluster* rendah yang memerlukan peningkatan. Hasil ini menyediakan dasar objektif untuk evaluasi performa, strategi rotasi, dan pengembangan pemain. Penelitian selanjutnya dapat memperluas sampel lintas musim, membandingkan tim lain, atau memadukan metode *machine learning* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dan prediksi performa. Dengan demikian, studi ini relevan baik secara praktis bagi manajemen tim maupun akademis dalam analisis performa olahraga berbasis data.

## REFERENSI

- [1] A. A. Safitri and Priyanto, "Analisis Statistik Pertandingan Tim Juara Basket Putra Universitas Semarang pada Pertandingan Soegijapranata Basketball League 2026," *SPRINTER: Jurnal Ilmu Olahraga*, vol. 7, no. 1, pp. 277–284, Mar. 2026, doi: 10.46838/spr.v7i1.1070.
- [2] A. P. L. Sungkawa and Harwanto, "PENGARUH AKURASI JUMP SHOOT DAN LAY UP SHOOT TERHADAP KETEPATAN HASIL SHOOTING BOLA PADA CABANG OLAHRAGA BOLA BASKET," *Literacy: Jurnal Ilmiah Sosial*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2020.
- [3] Aisyah Amalia, Ayu Nurani, Zulpan, and Ahmad Husein, "Konsep Statistik dan Jenis-Jenisnya," *Journal of Literature Review*, vol. 1, no. 2, pp. 821–828, Dec. 2025, doi: 10.63822/nb242j16.
- [4] B. Asdianto and Andi, *Basketik: Basket dan Statistik: Acuan dan Pacuan*. Andi, Yogyakarta, 2022.
- [5] T. Decroos, J. Van Haaren, L. Bransen, and J. Davis, "Actions speak louder than goals: Valuing player actions in soccer," in *Proceedings of the ACM SIGKDD International*

- Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Association for Computing Machinery, Jul. 2019, pp. 1851–1861. doi: 10.1145/3292500.3330758.
- [6] B. Asdianto, *Pengantar Analisis Data Olahraga*. 2019.
- [7] A. T. Wibowo, “Gaya hidup , kebugaran,” *Sportif*, vol. 2, no. 2, pp. 76–84, 2016.
- [8] L. M. Rahma, “Implementasi Algoritma K-Means Berbasis Android Untuk Clustering Tingkat Pemahaman Mahasiswa,” Undergraduate Tesis, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang, 2020.
- [9] S. P. Lloyd, “Least Squares Quantization in PCM,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129–137, 1982, doi: 10.1109/TIT.1982.1056489.
- [10] J. Smith, *Clustering Application in Sport Data*. 2023.
- [11] F. Gregorry and Y. Nataliani, “Clustering Performa Pemain Basket Berdasarkan Posisi dan Statistik Pemain Menggunakan Metode Fuzzy c-Means,” *Transformatika*, vol. 15, no. 1, 2022.
- [12] A. Erga and Y. Nataliani, “Seleksi Fitur pada Pengelompokan Posisi Pemain Basket menggunakan Fuzzy C-Means,” *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, vol. 6, no. 2, p. 77, 2021, doi: 10.31328/jointecs.v6i2.2346.
- [13] A. Franklyn and Y. Nataliani, “PENGELOMPOKAN PERFORMA PEMAIN BASKET DENGAN SELEKSI FITUR NILAI STATISTIK MENGGUNAKAN K-MEANS DAN FUZZY C-MEANS,” *IT-EXPLORE*, vol. 1, no. 3, pp. 166-178, 2022.
- [14] P. Putriana *et al.*, “ANALISIS CLUSTERING PRESTASI ATLET PADA BERBAGAI CABANG OLAHRAGA MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS (STUDI KASUS: DINAS PEMUDA DAN OLAHRAGA KABUPATEN CIREBON),” *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 6, 2023.
- [15] M. Tria Audina Gultom and R. Amanda Putri, “Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Seleksi Atlet Taekwondo Porprov,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 3, pp. 1539–1550, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i3.1462.
- [16] A. K. Jain, “Data clustering: 50 years beyond K-means,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 31, no. 8, pp. 651–666, Jun. 2010, doi: 10.1016/j.patrec.2009.09.011.
- [17] S. Fu, S. Y. Lu, D. L. Davies, and D. W. Bouldin, “The string-to-string correction problem,” *Journal of the ACM (JACM)*, vol. 21, no. 1, pp. 168-173, 1977.
- [18] P. J. Rousseeuw, “Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis,” *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 20, pp. 53-65, 1987.