



PENGELOMPOKAN PERFORMA PEMAIN BASKET DENGAN SELEKSI FITUR NILAI STATISTIK MENGGUNAKAN *K-MEANS* DAN *FUZZY C-MEANS*

Alexander Franklyn¹, Yessica Nataliani²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi

Universitas Kristen Satya Wacana

Jl. Dr. O. Notohamidjodjo, Blotongan, Salatiga, Jawa Tengah 50715

Email: 682018223@student.uksw.edu¹, yessica.nataliani@uksw.edu²

Riwayat artikel:

Submitted: 26-06-2022

Revised: 06-07-2022

Published: 29-10-2022

Abstrak – Penilaian performa individu dalam suatu organisasi diperlukan untuk meningkatkan kinerja organisasi, tidak terkecuali dalam tim bola basket. Satya Wacana Saints Salatiga adalah salah satu tim basket di Indonesia yang berlaga di liga *Indonesia Basketball League* (IBL). Dalam suatu permainan basket, terdapat nilai statistik seluruh pemain, yang meliputi *point*, *assist*, *block*, *rebound*, dan *steal*. Kelima fitur nilai ini dapat menjadi acuan pelatih dalam menentukan performa pemain yang terdiri dari pemain dengan performa baik, sedang, dan buruk. Untuk mengetahui fitur nilai yang paling mempengaruhi performa seorang pemain, maka digunakan seleksi fitur. Dalam penelitian ini dilakukan seleksi terhadap fitur nilai statistik pemain untuk menentukan performa pemain basket. Data didapatkan dari data statistik IBL untuk tim Satya Wacana Saints Salatiga musim 2021. Metode yang digunakan adalah *k-means* dan *fuzzy c-means* dengan seleksi fitur. Dari hasil penelitian didapatkan bahwa nilai *point* merupakan faktor utama yang paling mempengaruhi performa pemain. Dari perbandingan antara performa hasil pengelompokan *k-means* dan *fuzzy c-means* dengan performa sebenarnya hasil penilaian pelatih, didapatkan bahwa algoritma *fuzzy c-means* mempunyai tingkat akurasi sebesar 1.0000, sementara untuk algoritma *k-means* sebesar 0.8000. Hal ini berarti bahwa penilaian performa pemain dapat ditentukan dari nilai *point* menggunakan algoritma *fuzzy c-means*.

Kata Kunci – bola basket, performa pemain, nilai statistik, seleksi fitur, *k-means*, *fuzzy c-means*.

Abstract – *Assessment of individual performance in an organization is needed to improve organizational performance, not least in the basketball team. Satya Wacana Saints Salatiga is a basketball team in Indonesia that competes in the Indonesian Basketball League (IBL). All players have statistical values in a basketball game, including points, assists, blocks, rebounds, and steals. These five features can be used as a reference for coaches in determining the performance of players consisting of players with good, moderate, and poor performance. Feature selection determines the feature(s) that most affects a player's performance. In this study, a feature selection of the statistical value of players was carried out to assess the performance*

of basketball players. The data was obtained from IBL statistical data for the Satya Wacana Saints Salatiga team for the 2021 season. The method used was k-means and fuzzy c-means with feature selection. The experiment results showed that the point value was the main factor influencing players' performance. The comparison between the k-means and fuzzy c-means with the actual performance of the coaches' assessment shows that the fuzzy c-means algorithm has an accuracy rate of 1.0000, while the k-means algorithm is 0.8000. It means that the evaluation of the player's performance can be determined from the point value using the fuzzy c-means algorithm.

Keywords –basketball, players' performance, feature selection, statistical values, k-means, fuzzy c-means

I. PENDAHULUAN

Performa individu sangat mempengaruhi keberhasilan suatu organisasi. Performa yang bagus berbanding lurus dengan hasil kerja individu tersebut dalam melakukan tugasnya, sehingga memberikan keuntungan bagi perkembangan organisasi. Sebaliknya, performa yang buruk akan memberikan dampak yang buruk bagi organisasi. Tidak terkecuali dalam sebuah tim basket. Performa yang baik dari pemain basket akan memberikan performa yang baik bagi keseluruhan tim [1].

Clustering data adalah salah satu strategi utama untuk pengenalan pola, yang dapat digunakan untuk mengelompokkan performa individu, dalam hal ini pemain basket. *Clustering* adalah metode pembelajaran tanpa pengawasan yang menciptakan sekelompok data dengan kesamaan paling banyak satu sama lain [2]. Data dipisahkan satu sama lain sehingga dapat digunakan untuk memeriksa analisis *cluster* informasi yang diperlukan. Jumlah data yang besar dengan fitur yang banyak mengakibatkan lamanya proses pengolahan data. Seleksi atau pemilihan fitur untuk mendapatkan fitur yang berpengaruh dapat digunakan untuk menyederhanakan data, sehingga proses pengolahan data dapat lebih cepat dilakukan [3].

Bola basket mengalami perkembangan yang pesat sejak awal ditemukan pada tahun 1891. Kompetisi bola basket pelajar di Indonesia dinamakan *Developmental Basketball League* (DBL), lalu menyusul dengan munculnya liga profesional basket putra yang dahulu dikenal dengan Kobatama dan berubah menjadi *National Basketball League* (NBL). Pada tahun 2010 NBL diganti menjadi *Indonesian Basketball League* (IBL), yang merupakan kompetisi liga bola basket profesional pria di Indonesia yang didirikan Pengurus Pusat Perbasi sejak tahun 2003. IBL pertama kali dilaksanakan pada tahun 2003 dengan 12 klub sebagai peserta. Semakin lama IBL mengalami kemajuan, dimana partisipasi klub menjadi lebih banyak dan hingga saat ini total klub yang berpartisipasi sebanyak 16 klub [4]. Salah satu klub yang berpartisipasi adalah Satya Wacana Saints Salatiga. Satya Wacana Saints Salatiga berdiri sejak 1 Agustus 2007 di kota Salatiga, Jawa Tengah. Sebelum berada di IBL, tim ini bernama pusdiklat bola basket FTI-UKSW, dan saat itu hanya bertanding di tingkat mahasiswa. Setiap tahun pemain tim ini mengalami perkembangan dan selalu mendapatkan prestasi. Pada tahun 2010 sampai 2015 tim Satya Wacana Saints Salatiga mengikuti NBL, dan pada tahun 2016 sampai saat ini mengikuti pertandingan IBL Indonesia.

Dalam setiap pertandingan bola basket, histori perolehan angka pemain tercatat.

Sayangnya, perolehan angka tersebut tidak digunakan dengan baik. Pelatih biasanya hanya melihat permainan di lapangan dan tidak memperhatikan perolehan angka para pemain. Nilai statistik pemain yang tercatat terdiri dari lima fitur yaitu *point*, *rebound*, *assist*, *steal*, *block*. Nilai-nilai tersebut dapat diolah dan digunakan untuk melihat performa pemain basket.

Dalam penelitian ini akan dilakukan pengelompokan terhadap para pemain basket Satya Wacana Saints Salatiga berdasarkan performanya. Performa dilihat dari nilai statistik basket yang terdiri dari lima fitur. Fitur-fitur tersebut akan diseleksi untuk mendapatkan fitur terpenting yang mempengaruhi performa pemain. Pengelompokan dilakukan menggunakan algoritma *k-means* dan *fuzzy c-means clustering*. Kedua hasil pengelompokan tersebut akan dibandingkan dengan performa pemain sebenarnya yang diperoleh dari penilaian pelatih. Dari hasil pemilihan fitur ini pelatih tidak perlu melihat keseluruhan nilai statistik, sehingga lebih memudahkan pelatih untuk menilai performa pemain. Pelatih dapat meningkatkan performa pemain yang buruk dan membuat strategi baru dalam melatih pemain maupun dalam menurunkan pemain di lapangan.

II. KAJIAN PUSTAKA

A. Penelitian Terdahulu

Banyaknya data yang tersimpan dalam *database* dapat dimanfaatkan dan dianalisis untuk mencari informasi yang diperlukan oleh suatu organisasi. Saat ini terjadi *trend* pada analisis data yang besar (*big data*) untuk mendapatkan informasi. Data yang besar akan terbuang sia-sia jika tidak dianalisis dengan baik dan benar. Data yang besar dapat direpresentasikan dengan banyaknya jumlah data dan fitur data. Fitur data yang banyak mengakibatkan waktu analisis yang lebih lama. Seleksi dan reduksi fitur menjadi salah satu solusi dalam analisis data. Seleksi fitur diartikan sebagai pemilihan fitur terpenting dalam analisis data [5].

Dari sebagian penelitian yang sudah dilakukan yang berhubungan dengan *clustering* dan olahraga diantaranya adalah sebagai berikut. Metode *fuzzy c-means* diterapkan untuk mengelompokkan posisi pemain basket berdasarkan dengan fisiknya, yang terdiri dari tinggi badan, berat badan, umur, dan *body mass index* (BMI). Tinggi badan dan BMI merupakan dua kondisi fisik terpenting dalam penentuan posisi pemain basket [6]. Seorang pelatih basket perlu melihat kesamaan karakteristik gaya permainan para pemainnya untuk menentukan strategi permainan sehingga dapat memenangkan pertandingan. Nilai statistik pemain dari 17 pertandingan *National Basketball Association* (NBA) selama 15 musim dianalisis menggunakan metode pengelompokan hierarkis. Dari penelitian tersebut dihasilkan empat *cluster* diidentifikasi untuk posisi *point guard*, *shooting guard*, dan *small forward*, sedangkan lima *cluster* untuk posisi *power forward* dan enam *cluster* untuk posisi *center* [7].

Metode *k-means* juga dapat digunakan untuk mengelompokkan posisi pemain sepak bola. Kelompok pemain belakang mempunyai keunggulan dalam penguasaan bola, pertahanan, dan kepemimpinan. Kelompok pemain tengah unggul dalam penyampaian dan penyaluran bola, sedangkan kelompok pemain depan unggul dalam kecepatan [8]. Performa pemain dinilai penting dalam sepak bola, sehingga diperlukan upaya untuk perbaikan dari pelatih. Algoritma *k-means* digunakan untuk mengelompokkan pemain berdasarkan performanya. Dari penelitian terhadap para pemain Indonesia Soccer Championship 2016 didapatkan pemain pada *cluster* buruk sebesar 43.52%, baik sebesar

35.90%, dan sangat baik sebesar 21.08% [9]. Metode *k-means* yang digabungkan dengan TOPSIS dapat digunakan untuk memilih penyerang ideal dalam sepak bola. Kedua metode tersebut digunakan untuk menentukan pemain penyerang utama menggunakan beberapa kriteria untuk menentukan pemain yang tepat [10]. Penelitian lain yang menggabungkan *k-means* dan TOPSIS adalah penelitian tentang seleksi fitur dan pemilihan penyerang terbaik Liga Inggris. Hasil penelitian tersebut dihasilkan dua orang pemain dari 275 pemain memiliki nilai preferensi tertinggi. Nilai preferensi tersebut didapat dari fitur stamina, *acceleration*, *dribbling*, *agility*, dan *sprint speed* [11].

Dari beberapa penelitian terdahulu tersebut didapat bahwa *clustering* dapat digunakan untuk mengelompokkan performa pemain basket sehingga pelatih dapat menentukan perencanaan dan strategi yang baik untuk para pemainnya. Dalam penelitian ini metode *clustering k-means* dan *fuzzy c-means* akan digunakan untuk mengelompokkan performa pemain berdasarkan nilai statistik yang diperoleh dari permainan sebelumnya. Nilai-nilai statistik tersebut akan diseleksi untuk menentukan fitur nilai statistik yang paling mempengaruhi performa pemain. Seleksi fitur ini dilakukan untuk lebih mempermudah dan mempercepat proses pengelompokan.

B. Basket

Pemain bola basket terdiri dari lima pemain dengan posisi yang berbeda, yaitu *point guard*, *shooting guard*, *small forward*, *power forward*, dan *center* [7]. Setiap posisi mempunyai peran masing-masing. Pemain pada posisi *point guard* merupakan pemain yang mengatur jalannya sistem pada permainan bola basket. Pemain pada posisi *shooting guard* berperan sebagai pemain yang mengeksekusi dan mempunyai akurasi yang sangat tajam untuk menembak ke ring basket lawan. Pemain pada posisi *small forward* berperan sebagai pemain yang menerobos ke pertahanan lawan.

Pemain pada posisi *power forward* merupakan pemain yang bertugas melakukan *rebound* dan meloloskan pemain *shooting guard* untuk mendapatkan bola. Pemain pada posisi *center* dipilih pemain yang paling tinggi di tim karena bertugas melakukan *rebound* dan menjaga pemain tinggi dari tim lawan. Setiap posisi pemain memiliki nilai statistik yang mempengaruhi performa pemain. Pemain pada posisi *point guard* bertugas lebih banyak melakukan *assist* dan *steal*, *shooting guard* lebih banyak bertugas untuk mencetak *point* sebanyak mungkin, *small forward* mendapatkan tugas untuk melakukan *assist* dan *point*, *power forward* bertugas untuk melakukan *rebound* dan *block*, dan *center* bertugas untuk melakukan *rebound* dan *block* [12].

C. Clustering

Clustering merupakan metode pengelompokan data untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa *cluster* (kelompok) sehingga data dalam satu *cluster* memiliki kemiripan yang tinggi dan data antar *cluster* memiliki kemiripan yang rendah [13]. Data dalam setiap *cluster* memiliki arti yang bermanfaat. *Clustering* sangat berguna dalam menemukan kelompok yang tidak memiliki label. Algoritma dalam *clustering* terdiri dari dua macam yaitu hirarki dan partisi. Algoritma hirarki digunakan untuk menemukan *cluster* secara berurutan dimana *cluster* ditetapkan sebelumnya, sedangkan algoritma partisi menemukan semua *cluster* pada waktu tertentu. Metode yang paling dikenal dalam algoritma partisi adalah *k-means* dan *fuzzy c-means* [14].

D. Algoritma *k-Means*

Algoritma *k-means* dilandaskan dari pemilihan beberapa kelompok dengan menginisialisasi k pusat *cluster* awalnya. Dalam prosesnya, algoritma *k-means* dikerjakan berulang untuk menghasilkan pusat *cluster* yang merupakan arah dari algoritma *k-means*. Sesudah perulangan *k-means* berakhir, semua objek di dalam data menjadi anggota dari suatu pengelompokan. *Cluster* ditetapkan dengan cara menelusuri jarak terdekat semua objek dengan semua pusat *cluster* menggunakan rumus Euclidean *distance*. Tahap ini berlanjut hingga perubahan tidak terjadi lagi pada beberapa kelompok [15].

Algoritma *k-means* mempunyai kelebihan sederhana dan fleksibel, dimana kalkulasi penghitungan sangat mudah. Algoritma *k-means* juga tidak sulit untuk dimengerti, terutama pada penerapan data yang begitu besar dan juga bisa menurunkan kerumitan pada data. Kekurangan dari algoritma *k-means* yaitu diperlukan angka yang akurat dalam memastikan seluruh *cluster k*. Awal pusat *cluster* bisa berubah maka akan membuat pengelompokan data menjadi tidak efektif. Hasil *cluster* sangat berpegang dengan nilai awal pusat *cluster* [14].

E. Algoritma *Fuzzy c-Means*

Fuzzy c-means ditemukan pada tahun 1973 oleh Dunn dan dikembangkan oleh Bezdek di tahun 1981. Algoritma ini adalah teknik *soft clustering* yang sangat terkenal, dimana pusat *cluster* selalu diperbaiki bergantung data dari nilai keanggotaan. Algoritma *fuzzy c-means* adalah algoritma pengelompokan dengan matriks keanggotaannya berupa nilai fuzzy antara 0 dan 1. Metode *fuzzy c-means* mempunyai maksud dan tujuan mengurangi fungsi dengan memperoleh pusat *cluster* yang dipakai untuk mengetahui data yang masuk ke dalam sebuah *cluster* [2].

Algoritma *fuzzy c-means* mempunyai kelebihan yaitu dapat memahami karakter data yang kurang jelas, mampu untuk mengelompokkan data yang besar, lebih kuat terhadap *outlier*/data yang mempunyai karakteristik yang berbeda. Kelemahan dari algoritma *fuzzy c-means* yaitu lebih rumit untuk proses penghitungan dan memakan banyak waktu untuk memastikan *cluster* di setiap anggota pada suatu data [14].

III. METODE PENELITIAN

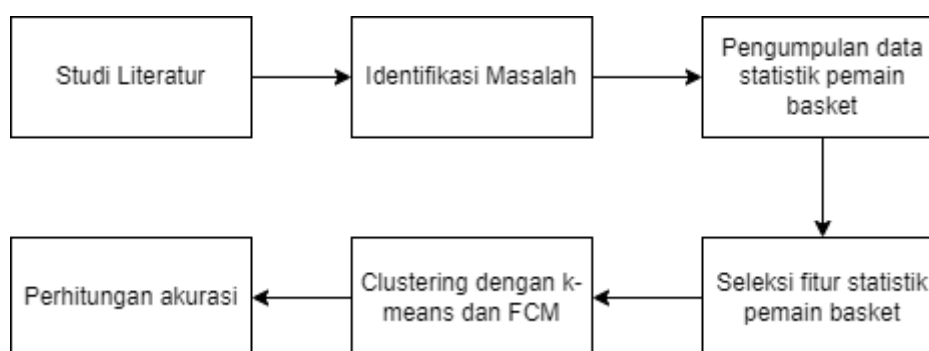
Penelitian ini membahas *clustering* performa pemain basket dengan seleksi fitur nilai statistik. Kelima fitur yang tersedia pada data akan diseleksi untuk melihat fitur atau gabungan fitur yang mana yang paling mempengaruhi performa pemain basket. Penelitian menggunakan metode kuantitatif, yang dimulai dari pengambilan data statistik tim Satya Wacana Salatiga. Data diperoleh dari IBL musim 2021, yang dapat diunduh di *website* IBL Indonesia yaitu <https://iblindonesia.com/>.

Data terdiri dari 15 pemain Satya Wacana Saints Salatiga serta lima fitur nilai statistik yaitu *point* (PTS), *assist* (AST), *block* (BLK), *rebound* (REB), dan *steal* (STL). Tabel 1 menunjukkan data statistik IBL musim 2021. Pada Tabel 1 juga diberikan performa pemain sebenarnya yang diperoleh dari hasil wawancara dengan pelatih tim basket.

Tabel 1 Data Statistik IBL Musim 2021 [16]

Nama Pemain	Point	Assist	Block	Rebound	Steal	Performa Sebenarnya
Antoni Erga	218	50	5	62	23	Baik
David Liberty Nuban	155	20	6	72	29	Baik
Ardian Ariadi	27	7	0	24	9	Buruk
Bryan Adha Elang Praditya	124	31	20	133	14	Sedang
Henry Cornelis Lakay	112	25	8	80	20	Sedang
Elyakim Tampa'i	25	18	0	16	9	Buruk
Alexander Franklyn	165	20	3	58	20	Baik
Rian Sanjaya	2	0	0	2	0	Buruk
Aldi Falentino	67	21	0	27	11	Sedang
Raymond Prayogo	0	0	0	3	0	Buruk
Randy Ady Prasetya	30	3	13	39	2	Buruk
Febrianus Khiandio	84	8	0	28	12	Sedang
Fransiscus Prasetyo	0	0	0	3	0	Buruk
Anjas Rusadi Putra	68	5	3	36	3	Sedang
Mas Kahono Alif Bintang	0	3	1	5	2	Buruk

Gambar 1 menunjukkan bahwa penelitian dimulai dengan studi literatur yang dilanjutkan dengan identifikasi masalah. Selanjutnya, data statistik pemain basket yang terdiri dari fitur *point* (PTS), *assist* (AST), *block* (BLK), *rebound* (REB), dan *steal* (STL) dikumpulkan. Langkah berikutnya adalah seleksi fitur dengan cara mengkombinasikan satu/beberapa fitur untuk dikelompokkan menggunakan *k-means* dan *fuzzy c-means*. Semua hasil pengelompokan kombinasi fitur dengan *k-means* dan *fuzzy c-means* dihitung akurasi, sehingga didapat akurasi terbesar, yang mengindikasikan kombinasi fitur yang paling mempengaruhi performa pemain.



Gambar 1. Diagram Blok Tahapan Penelitian

Metode yang digunakan untuk melakukan pengelompokan performa pemain basket yaitu *k-means* dan *fuzzy c-means*. Langkah-langkah kedua algoritma tersebut dijelaskan sebagai berikut.

Langkah-langkah algoritma *k-means* yaitu: [15]

Input:

1. Data yang akan di-*cluster*, yaitu matriks X berukuran $n \times m$, dimana n adalah banyaknya data dan m adalah banyaknya atribut data, sehingga X_{ij} adalah data sampel ke- i , dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan atribut ke- j , dengan $j = 1, 2, \dots, m$.
2. Banyaknya *cluster* (c).
3. Jumlah iterasi maksimum ($MaxItr$).
4. Nilai kesalahan terkecil (ξ).

Proses:

1. Membangkitkan pusat *cluster* awal V_{kj} , dengan $k = 1, 2, \dots, c, j = 1, 2, \dots, m$, dan iterasi awal ($t = 1$).
2. Menghitung jarak tiap data ke pusat *cluster* dengan jarak Euclidean, yang dapat dilihat pada Rumus (1).

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2} \quad (1)$$

3. Mengelompokkan data ke dalam *cluster* dengan jarak yang paling kecil.
4. Memperbaiki pusat *cluster* dengan mencari nilai rata-rata dari data dalam *cluster*.
2. Mengecek kondisi berhenti yaitu jika $|V_t - V_{t-1}| < \xi$ atau $t > MaxItr$, maka berhenti, jika tidak, maka $t = t + 1$ dan ulangi langkah ke-2.

Output:

1. Data di tiap *cluster*.
2. Pusat cluster V .

Langkah-langkah algoritma *fuzzy c-means* yaitu: [2]

Input:

1. Data yang akan di-*cluster*, yaitu matriks X berukuran $n \times m$, dimana n adalah banyaknya data dan m adalah banyaknya atribut data, sehingga X_{ij} adalah data sampel ke- i , dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan atribut ke- j , dengan $j = 1, 2, \dots, m$.
2. Banyaknya *cluster* (c).
3. Pangkat pembobot fuzzy (w).
4. Jumlah iterasi maksimum ($MaxItr$).
5. Nilai kesalahan terkecil (ξ).

Proses:

1. Menentukan nilai awal fungsi obyektif ($P_0 = 0$) dan iterasi awal ($t = 1$).
2. Membangkitkan matriks partisi awal $U_{n \times c} = [\mu_{ik}]$, dengan μ_{ik} yaitu bilangan random yang menyatakan suatu derajat keanggotaan.
3. Menghitung pusat *cluster* ke- k (V_{kj}) dengan $k = 1, 2, \dots, c$ dan $j = 1, 2, \dots, m$, dengan Rumus (2).

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w X_{ij}}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (2)$$

4. Menghitung fungsi obyektif pada iterasi ke- t , P_t , yang menggambarkan jumlah jarak data ke pusat *cluster*, dengan Rumus (3).

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \right) \quad (3)$$

3. Memperbaiki derajat keanggotaan matriks partisi, μ_{ik} , dengan Rumus (4).

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{l=1}^c [\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{lj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \quad (4)$$

4. Mengecek kondisi berhenti yaitu jika $|P_t - P_{t-1}| < \xi$ atau $t > MaxItr$, maka berhenti, jika tidak, maka $t = t + 1$ dan ulangi langkah ke-3.

Output:

1. Data di tiap *cluster*.
2. Pusat cluster V .
3. Matriks partisi U .

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data diambil dari satu musim IBL tim basket Satya Wacana Saints Salatiga. Data dapat dilihat pada Tabel 1, yang berjumlah 15 orang dengan lima nilai statistik, yaitu *point*, *assist*, *block*, *rebound*, dan *steal*. Data tersebut dikelompokkan untuk melihat performa pemain, yang terdiri dari tiga performa, yaitu baik, sedang, dan buruk. Pengelompokan dilakukan untuk memudahkan para pelatih dan manager tim untuk melihat performa pemain. Pengukuran akurasi digunakan untuk melihat performa algoritma, dimana akurasi diukur dengan melakukan pembagian antara jumlah data yang cocok dengan jumlah data.

A. Pengelompokan dengan *k-Means*

Pengelompokan dengan *k-means* menghasilkan keanggotaan seperti yang terlihat pada Tabel 2, dengan pusat *cluster* akhir seperti yang terlihat pada Tabel 3. Pada Tabel 2 juga diberikan performa sebenarnya dari para pemain yang didapat dari penilaian oleh pelatih.

Tabel 2. Matriks Keanggotaan Hasil *k-Means*

Data	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Performa	Performa Sebenarnya
1	1	0	0	Baik	Baik
2	0	1	0	Sedang	Baik
3	0	0	1	Buruk	Buruk
4	0	1	0	Sedang	Sedang
5	0	1	0	Sedang	Sedang
6	0	0	1	Buruk	Buruk
7	0	1	0	Sedang	Baik
8	0	0	1	Buruk	Buruk
9	0	0	1	Buruk	Sedang
10	0	0	1	Buruk	Buruk
11	0	0	1	Buruk	Buruk
12	0	0	1	Buruk	Sedang
13	0	0	1	Buruk	Buruk
14	0	0	1	Buruk	Sedang
15	0	0	1	Buruk	Buruk

Nilai matriks keanggotaan merupakan nilai *cluster* dari seluruh pemain. Dari nilai matriks keanggotaan tersebut ditentukan nilai tertinggi untuk mendapatkan *cluster* keanggotaannya. Berdasarkan hasil pusat *cluster* pada Tabel 3, maka dapat diinterpretasikan bahwa *cluster* 1 merupakan kelompok pemain dengan performa baik, *cluster* 2 merupakan kelompok pemain dengan performa sedang, dan *cluster* 3 merupakan kelompok pemain dengan performa buruk.

Tabel 3. Pusat *Cluster* Akhir Hasil *k-Means*

<i>Cluster</i>	<i>Point</i>	<i>Assist</i>	<i>Block</i>	<i>Rebound</i>	<i>Steal</i>
<i>Cluster</i> 1 (baik)	218.00	50.00	5.00	62.00	23.00
<i>Cluster</i> 2 (sedang)	139.00	24.00	9.25	85.75	20.75
<i>Cluster</i> 3 (buruk)	30.30	6.50	1.70	18.30	4.80

Tingkat akurasi dari algoritma *k-means* sebesar 0.6667, karena terdapat 10 pemain yang performa hasil *clustering*-nya sama dengan performa sebenarnya. Performa pemain ke-2, 7, 9, 12, dan 14 yang dapat dilihat pada Tabel 3 hasil *k-means* tidak sesuai dengan performa sebenarnya.

B. Pengelompokan dengan *Fuzzy c-Means*

Pengelompokan dengan *fuzzy c-means* menghasilkan keanggotaan seperti yang terlihat pada Tabel 4, dengan pusat *cluster* akhir seperti yang terlihat pada Tabel 5. Sama halnya dengan hasil pada *k-means*, nilai matriks keanggotaan merupakan nilai *cluster* dari seluruh pemain.

Tabel 4. Matriks Keanggotaan Hasil *Fuzzy c-Means*

Data	<i>Cluster</i> 1	<i>Cluster</i> 2	<i>Cluster</i> 3	Performa	Performa Sebenarnya
1	0.8105	0.1286	0.0609	Baik	Baik
2	0.9736	0.0199	0.0064	Baik	Baik
3	0.0210	0.1948	0.7842	Buruk	Buruk
4	0.6319	0.2570	0.1111	Baik	Sedang
5	0.5395	0.3736	0.0870	Baik	Sedang
6	0.0194	0.1591	0.8215	Buruk	Buruk
7	0.9504	0.0373	0.0124	Baik	Baik
8	0.0040	0.0200	0.9761	Buruk	Buruk
9	0.0161	0.9374	0.0465	Sedang	Sedang
10	0.0044	0.0217	0.9739	Buruk	Buruk
11	0.0415	0.3831	0.5754	Buruk	Buruk
12	0.0202	0.9503	0.0296	Sedang	Sedang
13	0.0044	0.0217	0.9739	Buruk	Buruk
14	0.0100	0.9627	0.0273	Sedang	Sedang
15	0.0032	0.0158	0.9811	Buruk	Buruk

Dari nilai matriks keanggotaan tersebut ditentukan nilai tertinggi untuk mendapatkan *cluster* keanggotaannya. *Cluster* 1 merupakan kelompok pemain dengan performa baik, *cluster* 2 merupakan kelompok pemain dengan performa sedang, dan *cluster* 3 merupakan kelompok pemain dengan performa buruk.

Tingkat akurasi dari algoritma *fuzzy c-means* sebesar 0.8667, karena terdapat 13 pemain yang performa hasil *clustering*-nya sama dengan performa sebenarnya. Performa pemain ke-4 dan ke-5 (ditunjukkan dengan huruf tebal pada Tabel 4) hasil *fuzzy c-means* tidak sesuai dengan performa sebenarnya.

Tabel 5. Pusat Cluster Akhir Hasil *Fuzzy c-Means*

<i>Cluster</i>	<i>Point</i>	<i>Assist</i>	<i>Block</i>	<i>Rebound</i>	<i>Steal</i>
<i>Cluster 1 (baik)</i>	162.8491	27.9679	6.8772	74.2915	22.5166
<i>Cluster 2 (sedang)</i>	73.6384	12.0460	2.2949	35.1462	8.9952
<i>Cluster 3 (buruk)</i>	8.9367	3.8732	1.0246	9.7928	2.6821

C. Seleksi Fitur dengan *k-Means* dan *Fuzzy c-Means*

Pada bagian ini akan dilakukan seleksi fitur untuk memperoleh fitur yang paling berpengaruh untuk menentukan performa masing-masing pemain. Karena ada lima fitur nilai statistik, maka terdapat 31 kombinasi pemilihan fitur. Jumlah kombinasi tersebut diperoleh dengan rumus ${}_5C_1 + {}_5C_2 + {}_5C_3 + {}_5C_4 + {}_5C_5 = 5 + 10 + 10 + 5 + 1$, dimana nCr adalah banyaknya kombinasi r unsur yang diambil dari n unsur, dengan tidak memperhatikan urutan. Tabel 6 merupakan akurasi hasil pengelompokan untuk masing-masing kombinasi dengan *k-means* dan *fuzzy c-means*.

Tabel 6. Akurasi Kombinasi Fitur dengan *k-Means* dan *Fuzzy c-Means*

Kombinasi Fitur	Akurasi <i>k-Means</i>	Akurasi <i>Fuzzy c-Means</i>
<i>Point</i>	0.8000	1.0000
<i>Assist</i>	0.6000	0.6000
<i>Block</i>	0.5333	0.5333
<i>Rebound</i>	0.6667	0.6667
<i>Steal</i>	0.7333	0.7333
<i>Point, Assist</i>	0.6667	1.0000
<i>Point, Block</i>	0.8000	1.0000
<i>Point, Rebound</i>	0.6000	0.8667
<i>Point, Steal</i>	0.6667	1.0000
<i>Assist, Block</i>	0.6000	0.6000
<i>Assist, Rebound</i>	0.6667	0.6667
<i>Assist, Steal</i>	0.6000	0.6000
<i>Block, Rebound</i>	0.6667	0.6000
<i>Block, Steal</i>	0.6000	0.6000
<i>Rebound, Steal</i>	0.6667	0.7333
<i>Point, Assist, Block</i>	0.6667	1.0000
<i>Point, Assist, Rebound</i>	0.6000	0.8667
<i>Point, Assist, Steal</i>	0.6667	1.0000
<i>Point, Block, Rebound</i>	0.6667	0.8667
<i>Point, Block, Steal</i>	0.6000	1.0000
<i>Point, Rebound, Steal</i>	0.6667	0.8667

Kombinasi Fitur	Akurasi <i>k-Means</i>	Akurasi <i>Fuzzy c-Means</i>
<i>Assist, Block, Rebound</i>	0.6667	0.6667
<i>Assist, Block, Steal</i>	0.6667	0.6667
<i>Assist, Rebound, Steal</i>	0.6667	0.6667
<i>Block, Rebound, Steal</i>	0.6667	0.6667
<i>Point, Assist, Block, Rebound</i>	0.6000	0.8667
<i>Point, Assist, Block, Steal</i>	0.6667	1.0000
<i>Point, Assist, Rebound, Steal</i>	0.6000	0.8667
<i>Point, Block, Rebound, Steal</i>	0.6667	0.8667
<i>Assist, Block, Rebound, Steal</i>	0.6667	0.6667
<i>Point, Assist, Block, Rebound, Steal</i>	0.6667	0.8667

Dari Tabel 6 dapat dilihat bahwa performa *clustering* terbaik menggunakan *k-means* terjadi ketika fitur yang digunakan adalah (1) *point* dan (2) gabungan *point* dan *block*, dengan tingkat akurasi sebesar 0.8000 (ditunjukkan dengan huruf tebal pada Tabel 6 kolom Akurasi *k-Means*). Performa *clustering* terbaik menggunakan *fuzzy c-means* terjadi ketika fitur yang digunakan adalah (1) *point*, (2) gabungan *point* dan *assist*, (3) gabungan *point* dan *block*, (4) gabungan *point* dan *steal*, (5) gabungan *point*, *assist*, dan *block*, (6) gabungan *point*, *assist*, dan *steal*, dan (7) gabungan *point*, *assist*, *block*, dan *steal*, dengan tingkat akurasi sebesar 1.0000 (ditunjukkan dengan huruf tebal pada Tabel 6 kolom Akurasi *Fuzzy c-Means*).

Kombinasi fitur paling sedikit yang digunakan dalam pengelompokan yang menghasilkan akurasi tertinggi terjadi ketika fitur yang digunakan adalah *point*. Oleh karena itu terlihat bahwa fitur *point* merupakan fitur terpenting dalam pengelompokan performa pemain basket. Pengelompokan dengan *fuzzy c-means* lebih baik dibandingkan pengelompokan dengan *k-means*.

Matriks keanggotaan dan pusat *cluster* hasil dari pengelompokan dengan *fuzzy c-means* bisa dilihat pada Tabel 7 dan Tabel 8. Dari hasil pada Tabel 8, dapat diinterpretasikan bahwa *cluster* dengan nilai *point* tertinggi merupakan kelompok pemain yang mempunyai performa baik, *cluster* dengan nilai *point* terendah merupakan kelompok pemain yang mempunyai performa buruk, dan *cluster* dengan nilai *point* di antara yang tertinggi dan terendah merupakan kelompok pemain yang mempunyai performa sedang. Oleh karena itu pada Tabel 7, *cluster* 1 merupakan *cluster* baik, *cluster* 2 merupakan *cluster* sedang, dan *cluster* 3 merupakan *cluster* buruk. Seluruh performa hasil *clustering* dengan *fuzzy c-means* sesuai dengan performa pemain yang sebenarnya.

Tabel 7. Matriks Keanggotaan Hasil *Fuzzy c-Means* dengan Fitur *Point*

No	Nama Pemain	<i>Cluster</i> 1	<i>Cluster</i> 2	<i>Cluster</i> 3	Performa	Performa Sebenarnya
1	Antoni Erga	0.8682	0.0937	0.0381	Baik	Baik
2	David Liberty Nuban	0.9077	0.0751	0.0172	Baik	Baik
3	Ardian Ariadi	0.0102	0.0632	0.9267	Buruk	Buruk
4	Bryan Adha Elang Praditya	0.3311	0.6015	0.0674	Sedang	Sedang
5	Henry Cornelis Lakay	0.1357	0.8114	0.0529	Sedang	Sedang
6	Elyakim Tamba'i	0.0077	0.0458	0.9465	Buruk	Buruk

No	Nama Pemain	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Performa	Performa Sebenarnya
7	Alexander Franklyn	0.9810	0.0151	0.0040	Baik	Baik
8	Rian Sanjaya	0.0030	0.0125	0.9845	Buruk	Buruk
9	Aldi Falentino	0.0279	0.8668	0.1053	Sedang	Sedang
10	Raymond Prayogo	0.0042	0.0174	0.9784	Buruk	Buruk
11	Randy Ady Prasetya	0.0145	0.0958	0.8897	Buruk	Buruk
12	Febrianus Khiandio	0.0007	0.9983	0.0010	Sedang	Sedang
13	Fransiscus Prasetio	0.0042	0.0174	0.9784	Buruk	Buruk
14	Anjas Rusadi Putra	0.0260	0.8811	0.0929	Sedang	Sedang
15	Mas Kahono Alif Bintang	0.0042	0.0174	0.9784	Buruk	Buruk

Tabel 8. Pusat Cluster Akhir Hasil Fuzzy *c-Means* dengan Fitur *Point*

Cluster	Point
Cluster 1 (baik)	174.753
Cluster 2 (sedang)	86.342
Cluster 3 (buruk)	11.509

Dari hasil pengelompokan dengan seleksi fitur didapatkan bahwa fitur *point* merupakan fitur terpenting dalam mengetahui performa pemain. Oleh karena itu, pelatih dapat melihat nilai statistik *point* pada pertandingan sebelumnya untuk menentukan performa pemain dan merencanakan strategi yang lebih baik dalam melatih maupun menurunkan pemain di lapangan.

V. SIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil yang telah dibahas dapat disimpulkan bahwa pengelompokan dengan metode *k-means* dan *fuzzy c-means* dapat digunakan untuk menentukan performa pemain. Performa tersebut didasarkan pada nilai statistik pemain yang terdiri dari lima fitur yaitu *point*, *assist*, *block*, *rebound*, dan *steal*. Dari lima fitur tersebut dilakukan seleksi fitur untuk menentukan fitur terbaik untuk menentukan performa pemain. Dari perhitungan dengan *k-means* dan *fuzzy c-means* terbukti bahwa fitur *point* menjadi faktor paling penting untuk menentukan performa pemain. Tingkat akurasi pengelompokan dengan *k-means* sebesar 0.8000 dan *fuzzy c-means* sebesar 1.0000. Oleh karena itu, pengelompokan dengan *fuzzy c-means* lebih baik dibanding dengan pengelompokan dengan *k-means*.

Dengan adanya penelitian ini pelatih maupun para pemain tim Satya Wacana Saint Salatiga dapat mengukur performa pemain menggunakan nilai *point*. Saran untuk penelitian selanjutnya dapat melibatkan faktor-faktor lain dalam statistik musim depan yang dapat menjadi tolok ukur tambahan bagi keseluruhan tim SWSS. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat digunakan nilai rata-rata (*average*) semua permainan dan memilih nilai yang paling berpengaruh untuk menentukan performa pemain basket.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. A. Khalif, S. Andryana, and W. Winarsih, "Penilaian Pemain Basket untuk Menentukan Posisi Menggunakan Fuzzy Mamdani," *J. Inform. Merdeka Pasuruan*, vol. 3, no. 3, pp. 8–

- 14, 2018, doi: 10.37438/jimp.v3i3.181.
- [2] J. C. Bezdek, *A Primer on Cluster Analysis: 4 Basic Methods That (Usually) Work*, 1st ed. Florida: First Edition Design Publishing, 2017.
- [3] M. S. Yang and Y. Nataliani, "A Feature-Reduction Fuzzy Clustering Algorithm Based on Feature-Weighted Entropy," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 26, no. 2, pp. 817–835, 2018, doi: 10.1109/TFUZZ.2017.2692203.
- [4] Indonesian Basketball League Office, "Tentang IBL Indonesia," 2021. <https://iblindonesia.com/profile/ibl>.
- [5] V. Bolón-Canedo, A. Alonso-Betanzos, L. Morán-Fernández, and B. Cancela, "Feature Selection: From the Past to the Future," in *Advances in Selected Artificial Intelligence Areas. Learning and Analytics in Intelligent Systems*, Springer, Cham, 2022.
- [6] A. Erga and Y. Nataliani, "Seleksi Fitur pada Pengelompokan Posisi Pemain Basket menggunakan Fuzzy C-Means," *Jointecs*, vol. 6, no. 2, pp. 77–84, May 2021, doi: 10.31328/JOINTECS.V6I2.2346.
- [7] E. Anil Duman, B. Sennaroğlu, and G. Tuzkaya, "A Cluster Analysis of Basketball Players for Each of the Five Traditionally Defined Positions," Dec. 2021, doi: 10.1177/17543371211062064.
- [8] M. A. Akbar, F. Fatimah, and J. Jaenudin, "Penerapan Data Mining Untuk Pengelompokan Posisi Pemain Sepak Bola Menggunakan Algoritma k-Means Clustering," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi*, 2019, pp. 278–282.
- [9] E. Nasdeolta, "Klasterisasi Performa Pemain Sepakbola Liga Indonesia Menggunakan Algoritma k-Means (Studi Kasus: Indonesia Soccer Championship 2016)," UIN Sultan Syarif Kasim Riau, 2018.
- [10] R. A. Siregar, "Seleksi Penyerang Utama Menggunakan k-Means Clustering dan Sistem Pendukung Keputusan Metode Topsis," *Technomedia J. (TMJ)*, vol. 2, no. 1, pp. 37–48, 2017.
- [11] A. S. Wiyantoro, L. Junaedi, and T. M. Fahrudin, "Seleksi Fitur dan Preferensi Penyerang Terbaik Liga Inggris Berbasis Fisher's Discriminant Ratio, k-Means Clustering dan Topsis," *J. Ilm. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 76–81, 2019, doi: 10.33884/jif.v7i02.1328.
- [12] F. A. Nanda and D. Dimiyati, "The Psychological Skills of Basketball Athletes: Are There Any Differences based on The Playing Position?," *J. Keolahragaan*, vol. 7, no. 1, pp. 74–82, 2019, doi: 10.21831/jk.v7i1.26360.
- [13] B. Christian and L. Hakim, "Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means pada Penentuan Lokasi Gudang Pendukung PT. XYZ," *AITI*, vol. 16, no. 1, pp. 31–48, 2019, doi: 10.24246/aiti.v16i1.31-48.
- [14] M. E. Celebi, Ed., *Partitional Clustering Algorithms*, 1st ed. Berlin: Springer, 2015.
- [15] J. P. Ortega, N. N. Almanza-Ortega, A. Vega-Villalobos, and R. Pazos-Rangel, "The K-Means Algorithm Evolution," in *Clustering*, Intech Open, 2019, pp. 1–22.
- [16] Indonesian Basketball League Office, "Satya Wacana Saints Salatiga: Statistics," 2021. <https://iblindonesia.com/profile/team/126043?season=29040&year=2021>.