



## **Clustering Performa Pemain Basket Berdasarkan Posisi dan Statistik Pemain Menggunakan Metode *Fuzzy c-Means***

Febrianus Gregorry<sup>1</sup>, Yessica Nataliani<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Satya Wacana Jl. Diponegoro No 52-60, (0298) 321212, e-mail: 682018224@student.uksw.edu

<sup>2\*</sup> Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Satya Wacana Jl. Diponegoro No 52-60, (0298) 321212, e-mail: yessica.nataliani@uksw.edu

### **ARTICLE INFO**

#### *History of the article:*

Received 24-05-2022

Received in revised form 18-06-2022

Accepted 27-06-2022

Available online 28-07-2022

#### **Keywords:**

Pengelompokan, pembobotan, *fuzzy c-means*, performa pemain, statistik pemain, posisi

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

Telepon:

+62298 321212

E-mail:

yessica.nataliani@uksw.edu

### **ABSTRACT**

Satya Wacana Saints Salatiga (SWSS) is one of the professional basketball teams that compete in Indonesian Basketball League (IBL). Player evaluation needs to be carried out to maintain the quality and performance of all players. It can also be used to make some team improvements for the next season. Basketball players' positions consist of point guard, shooting guard, small forward, power forward, and center. Each position has different strength which can be seen from the

statistical points, consisting of PTS (points), AST (assists), BLK (block shoots), REB (rebounds), and STL (steals). The problem is SWSS does not have a system to observe players' performance based on their positions and statistical points. In this study, the players' performances is clustered based on their positions and statistical points into three groups, i.e., good, moderate, and poor performance using fuzzy c-means. Since the strength of each position is different, then in this paper, each statistical point is assigned with different weight for different positions. The results of the fuzzy c-means clustering from 15 players of SWSS with weighting are three players with good performance, five players with moderate performance, and seven players with poor performance. Meanwhile, the results of the fuzzy c-means clustering without weighting are five players with good performance, three players with moderate performance, and seven players with poor performance. Both clustering results are compared with the actual performance data, where the accuracy with weighting is 100% and the accuracy without weighting is 86.67%. Clustering with weighting for each statistical point for each player position has an effect on players' performance. Each player's position has different strengths in scoring points, assists, block shoots, rebounds, and steals.

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi saat ini mempunyai andil yang sangat besar di berbagai bidang, seperti ekonomi, budaya, dan sosial. Dalam prosesnya sebuah organisasi tidaklah luput dari masalah, sebagai contoh ketika suatu organisasi melakukan pemilihan anggota terbaik. Hal tersebut membuat organisasi mengalami kesulitan untuk menentukan kualitas kerja terbaik anggotanya. Organisasi perlu mengusahakan pemilihan kinerja terbaik anggotanya sehingga suatu organisasi dapat bersaing dengan organisasi lainnya, baik di dalam maupun luar negeri. Persaingan yang semakin pesat menjadi tantangan bagi suatu organisasi untuk selalu meningkatkan kinerjanya.

Salah satu organisasi yang terus mengembangkan kinerjanya adalah tim basket Satya Wacana. Tim ini merupakan sebuah tim basket yang berasal dari Kota Salatiga, Jawa Tengah. Tim Satya Wacana dibentuk pada tanggal 1 Agustus 2007 dan beranggotakan mahasiswa Universitas Kristen Satya Wacana (UKSW), yang sebelumnya bermain di liga mahasiswa. Tim basket ini pertama kali berlaga di liga profesional NBL Indonesia pada tahun 2010, dan berlanjut hingga saat ini. Pada tahun 2016 liga profesional berganti nama menjadi IBL Indonesia dan tim Satya Wacana merupakan satu-satunya tim basket universitas yang bernaung di liga profesional. Pada tahun 2011 tim Satya Wacana mengganti nama klubnya menjadi Satya Wacana Angsapura Salatiga karena bergabung dengan klub Angsapura Sania yang dipimpin oleh Bapak Danny Kosasih. Tim ini telah mengikuti 11 musim dalam liga profesional tertinggi di Indonesia dan berhasil mengukir sejarah lolos *playoff* pada tahun (2015-2016) yang saat itu dipimpin oleh kepala pelatih Efri Meldi. Pada tahun 2021 tim Satya Wacana Salatiga resmi mengganti nama klub menjadi Satya Wacana Saints Salatiga (SWSS), yang didukung oleh manajemen profesional PT Amarah. Pengertian dari *Saints* yaitu orang yang suci atau percaya kepada firman dan ajaran agama.

Penilaian performa pemain merupakan kegiatan mengevaluasi dan menilai kemampuan atau pencapaian dari seorang pemain, yang dalam hal ini pemain basket. Penilaian performa ini merupakan salah satu tahap evaluasi tim yang dapat meningkatkan kualitas pemain dalam tim.

Pemain bola basket terdiri dari posisi *point guard*, *shooting guard*, *small forward*, *power forward*, dan *center*. Performa pemain pada posisi *point guard* ditentukan dari seberapa banyak pemain tersebut melakukan *assist*, *turn over*, dan *steal*. Performa pemain pada posisi *small forward* ditentukan dari seberapa banyak pemain tersebut mencetak *point* dengan *field goals* yang baik. Performa pemain pada posisi *shooting guard* ditentukan dari seberapa baik *field goals* pemain saat melakukan *shooting two points* ataupun *three points*. Performa pemain pada posisi *power forward* dan *center* mempunyai peran yang sama yang ditentukan dari seberapa banyak mereka mendapatkan *rebound* saat *offense* maupun *defense* dan melakukan *block shot* pada saat tim sedang melakukan *defense*.

Selain itu terdapat beberapa indikator dalam pertandingan untuk menentukan kemenangan dalam sebuah tim [1]. Beberapa teknik dasar yang dibutuhkan untuk meningkatkan performa pemain dalam bola basket yaitu: 1) keseimbangan atau kestabilan tubuh, 2) penguasaan bola seperti *dribbling*, *passing*, *shooting*, 3) penguasaan pemain untuk mengolah dan mengontrol permainan [2].

Penilaian biasanya dilakukan oleh pelatih SWSS dengan cara melihat performa setiap pemain pada saat latihan dan pertandingan, sehingga hasil yang didapatkan kurang maksimal. Belum ada sistem untuk mengamati performa pemain berdasarkan posisi pemain dan nilai statistiknya. Setiap posisi pemain memiliki kekuatan yang berbeda, yang dapat dilihat dari nilai statistiknya. Nilai statistik terdiri dari PTS (*points*), AST (*assists*), BLK (*block shots*), REB (*rebounds*), dan STL (*steals*).

Dalam penelitian ini, performa pemain dikelompokkan menjadi tiga kelompok, yaitu pemain dengan performa baik, sedang, dan buruk menggunakan *fuzzy c-means*. Karena kekuatan pemain pada setiap posisi berbeda, maka dalam penelitian ini, setiap nilai statistik diberikan bobot yang berbeda untuk posisi yang berbeda. *Fuzzy c-means* dipilih karena terdapat logika *fuzzy* dimana logika *fuzzy* digunakan untuk mengelompokkan setiap data dari nilai matriks keanggotaan yang akan dijadikan dalam suatu kelompok *fuzzy* agar mendapatkan hasil yang maksimal dalam sebuah penelitian [3]. Algoritma ini juga dapat mengelompokkan data pemain yang mempunyai karakteristik sama.

*Fuzzy c-means* merupakan suatu teknik dalam menentukan kelompok pada satu ruang pusat data yang optimal untuk jarak antar data [4]. *Fuzzy clustering* berguna untuk mengidentifikasi pengaturan pemodelan *fuzzy* dalam mengelompokkan data [5]. *Fuzzy clustering* adalah suatu metode pengelompokan data yang memiliki karakteristik sama dari data satu dengan yang lainnya [6]. Kelebihan utama *fuzzy clustering* yaitu dapat memberikan hasil *clustering* dari tujuan yang tersebar tidak teratur [7], serta mempunyai kemampuan dalam menunjukkan perbedaan antar cluster dan mendeteksi nilai yang paling tinggi [8]. Penetapan metode algoritma *fuzzy c-means* dapat berguna pada arah dan proses dalam menentukan kelompok-kelompok penilaian secara keseluruhan. *Fuzzy c-means* mampu mengelompokkan data nilai terbaik [9].

Penelitian ini diharapkan mampu membantu tim SWSS untuk menetapkan kinerja pemain yang akurat untuk setiap posisi pemainnya menggunakan algoritma *fuzzy c-means*. Pembobotan terhadap setiap nilai pada statistik pemain yang ditentukan berdasarkan posisi pemain dilakukan untuk menentukan kinerja tim SWSS.

Beberapa penelitian mengenai *clustering* performa pemain olahraga, tidaklah diteliti untuk yang pertama kalinya. Beberapa penelitian yang relevan dengan penelitian ini adalah penelitian yang meneliti *clustering* pemain *football* FIFA untuk menghasilkan *clustering* yang cukup baik menggunakan dua kelompok ataupun tiga kelompok dengan hasil uji coba nilai random setiap melakukan uji coba untuk mencari nilai *centroid* [10]. Selain itu terdapat juga penelitian seleksi kriteria untuk mengelompokkan posisi dalam permainan basket dimana pada penelitian ini diseleksi bentuk fisik yang paling mempengaruhi pemain basket itu ditempatkan, yaitu di posisi *center*, *forward*, dan *guard*. Pada penelitian ini didapati dua fitur yang paling berpengaruh dalam menentukan posisi pemain yaitu fitur tinggi badan dan BMI [11]. Penelitian lainnya yaitu penggunaan *fuzzy c-means* dalam *clustering* seleksi performa pemain pada tim *hockey* Kabupaten Kendal untuk mencari potensi dari data personal pada setiap pemain yang akan di *clustering* ke dalam *cluster*. Dari data yang diambil antara lain pukulan *push*, *tapping*, *hit* serta *sprint* 50 meter dan data *multi-level running speed*, hasil dari pengelompokan tersebut terdapat *cluster* yang tidak maksimal [12].

Penelitian lain yang relevan dengan penelitian ini antara lain penelitian yang menentukan ketersediaan lapangan olahraga pada setiap kelurahan di Indonesia menggunakan metode *fuzzy c-means* yang digunakan sebagai pengelompokan jenis olahraga dalam mencari ketersediaan lapangan dari penilaian terendah sampai penilaian tertinggi [13]. Selain itu juga terdapat penelitian untuk mengelompokkan siswa di SMA Istiqamah berdasarkan beberapa faktor dalam memotivasi kesuksesan belajar. Metode *clustering* dapat membantu mengelompokkan data siswa sehingga berpengaruh dalam pengarahannya, penempatan, dan pengembangan siswa [14].

Kelima penelitian terdahulu tersebut mempunyai relevansi dengan penelitian ini yaitu penggunaan algoritma *fuzzy c-means* dengan kriteria pembobotan untuk melakukan *clustering*. Penelitian ini akan lebih berfokus kepada *clustering* performa pemain basket tim SWSS

berdasarkan seberapa banyak pemain pada setiap posisi melakukan faktor-faktor statistik seperti *point*, *assist*, *rebound*, *steal*, *block shoot* dan *field goals* menggunakan metode *clustering fuzzy c-means*.

## 2. METODOLOGI

Penelitian ini membahas pengelompokan performa pemain basket, dimana penelitian ini diawali dari pengumpulan data statistik tim SWSS yang didapatkan dari hasil pertandingan IBL Indonesia *Season 2020-2021*. Pengambilan data dikumpulkan dari situs resmi IBL Indonesia. Data tersebut diambil berdasarkan data yang diperlukan yaitu nilai PTS (*points*), AST (*assists*), BLK (*block shots*), REB (*rebounds*), dan STL (*steals*) dari 15 orang pemain SWSS yang terdapat pada Tabel 1. Dalam Tabel 1 juga diberikan performa sebenarnya yang merupakan penilaian dari pelatih. Pengelompokan dilakukan berdasarkan statistik pemain dalam bola basket untuk menemukan kelompok performa dari setiap pemain basket SWSS.

**Tabel 1.** Data Statistik Pemain SWSS [15]

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

Kriteria posisi dalam bola basket yang digunakan untuk penilaian ada tiga posisi yaitu (1) posisi *guard* yang terdiri dari *point guard* yang berfungsi mengolah permainan penyerangan yang mempunyai umpan *passing (assist)* dan *shooting guard* yang umumnya berfungsi dalam penyerangan dan memiliki posisi tembakan tiga angka yang baik untuk mencetak (*point*), (2) posisi *forward* yang terdiri dari *small forward* yang pada umumnya diisi oleh pemain yang agresif dalam menyerang musuh serta mampu bertahan atau mencuri bola yang baik (*steal*) dan *power forward* ditempati oleh pemain yang berpostur tinggi yang bertugas menangkap bola pantul dari ring (*rebound*), dan (3) posisi *center* yang ditempati oleh pemain berpostur paling tinggi dalam tim, yang bertugas sebagai pertahanan terakhir atau mengagalkan penyerangan lawan (*block*) dan membantu *power forward* dalam mengambil bola pantul dari ring (*rebound*) [16].

Dalam penelitian ini digunakan algoritma *fuzzy c-means* untuk mengolah data berdasarkan lima kriteria, yaitu *point*, *assist*, *block*, *rebound*, dan *steal*. Algoritma *fuzzy c-means* digunakan untuk pengelompokan performa pemain. Penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Octave. Berikut merupakan tahapan algoritma *fuzzy c-means*:

1. Menetapkan kelompok data  $X$  yang akan dikelompokkan,  $n \times m$ , dimana  $n$  merupakan jumlah data yang akan di-*cluster* dan  $m$  merupakan jumlah atribut data.  $X_{ab}$  merupakan data sampel ke- $a$  ( $a = 1, 2, \dots, n$ ) dan atribut ke- $b$  ( $b = 1, 2, \dots, m$ ).
2. Menentukan:
  - a. Jumlah pada *cluster*,  $c$
  - b. Pangkat untuk *fuzzy*,  $w$
  - c. Kemungkinan *error* yang terkecil,  $\zeta$
  - d. Awalan fungsi obyektif,  $P_0 = 0$
  - e. Iterasi awal,  $t = 1$
3. Membangkitkan nilai acak  $\eta_{as}$ , dengan  $a = 1, 2, \dots, n$  dan  $s = 1, 2, \dots, c$  menjadi komponen awalan dari matriks  $\eta$ , dimana nilai matriks terletak pada interval 0 sampai dengan 1.

4. Menjumlahkan titik pusat *clustering* ke- $s$ ,  $V_{sb}$ , dengan menerapkan rumus:

$$V_{sb} = \frac{\sum_{a=1}^n ((\eta_{as})^m x_{ab})}{\sum_{a=1}^n (\eta_{as})^m} \quad (1)$$

dengan  $s = 1, 2, \dots, c$  dan  $b = 1, 2, \dots, m$ .

5. Menjumlahkan fungsi obyektif dengan iterasi ke- $t$ ,  $P_t$ , dengan menetapkan rumus:

$$P_t = \sum_{a=1}^n \sum_{s=1}^c \sum_{b=1}^m (\eta_{as})^m (X_{ab} - V_{sb})^2 \quad (2)$$

Fungsi obyektif yaitu tahap perulangan dalam menghasilkan pusat *cluster* yang spesifik, maka dari itu pada tahap akhir terdapat kecenderungan hasil dari data dalam kelompok *cluster*.

6. Menjumlahkan perubahan dalam matriks partisi,  $\eta_{as}$ , dalam menerapkan rumus:

$$\eta_{as} = \frac{(\sum_{b=1}^m (X_{ab} - V_{sb})^2)^{\frac{-1}{m-1}}}{\sum_{d=1}^c (\sum_{b=1}^m (X_{ab} - V_{db})^2)^{\frac{-1}{m-1}}} \quad (3)$$

dengan  $a = 1, 2, \dots, n$  dan  $s = 1, 2, \dots, c$ .

7. Mendeteksi kondisi berhenti: Jika  $(|\eta_{as}^{(t)} - \eta_{as}^{(t-1)}| < \zeta)$ , maka berhenti; jika tidak, maka  $t = t+1$  dan ulangi langkah ke-4.

Dalam penelitian ini digunakan bahasa pemrograman Octave. Penggunaan fungsi `fcm` dapat dilihat pada Kode Program 1. Dari kode program tersebut dapat dijelaskan bahwa  $X$  merupakan data,  $n$  merupakan jumlah data,  $d$  merupakan jumlah atribut, dan  $c$  merupakan jumlah *cluster*. Variabel `options` terdiri dari pangkat fuzzy, jumlah iterasi maksimal, *error* terkecil, dan perhitungan fungsi obyektif.  $V$  merupakan hasil akhir pusat *cluster* dan  $U$  merupakan hasil akhir matriks keanggotaan.

#### Kode Program 1. Fungsi `fcm` pada Octave

```
X = data;
n = size(X,1);
d = size(X,2);
c = 3;
options = [2 100 1e-5 1];
[V,U] = fcm(X,c,options);
```

### 3. PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 15 orang pemain basket tim SWSS yang mengikuti IBL pada tahun 2021 yang dapat dilihat di Gambar 1. Data berupa statistik IBL *season* 2021, dimana data tersebut mencantumkan keseluruhan informasi pemain tim SWSS. Data

statistik mencakup lima atribut yang terdiri dari *point*, *assist*, *block*, *rebound*, dan *steal*. Analisis dilakukan berdasarkan statistik setiap posisi pemain yang berupa *guard*, *forward*, dan *center*. Pemodelan yang digunakan untuk *clustering* pemain berdasarkan performanya dibagi menjadi tiga kriteria yaitu baik, sedang, dan buruk.



Gambar 1. Pemain Tim SWSS Tahun 2021

### 3.1 Clusterisasi Menggunakan Pembobotan

Performa pemain dikelompokkan berdasarkan nilai bobot setiap posisi pemain dimana di setiap posisi mempunyai nilai prosentase yaitu:

- Posisi *guard* dengan nilai *point* sebesar 4%, nilai *assist* sebesar 2%, nilai *block* sebesar 1%, nilai *rebound* sebesar 2%, dan nilai *steal* sebesar 1%.
- Posisi *forward* dengan nilai *point* sebesar 4%, nilai *assist* sebesar 1%, nilai *block* sebesar 1%, nilai *rebound* sebesar 2%, dan nilai *steal* sebesar 2%.
- Posisi *center* dengan nilai *point* sebesar 2%, nilai *assist* sebesar 1%, nilai *block* sebesar 3%, nilai *rebound* sebesar 3%, dan nilai *steal* sebesar 1%.

Nilai-nilai bobot tersebut didapatkan berdasarkan penilaian performa dari pelatih yang membentuk pemain tim SWSS pada *season* IBL 2021. Tabel 2 merupakan bobot statistik masing-masing posisi pemain.

Tabel 2. Data Bobot Statistik Masing-Masing Posisi Pemain

Posisi	PTS	AST	BLK	REB	STL
<i>Guard</i>	0.4	0.2	0.1	0.2	0.1
<i>Forward</i>	0.4	0.1	0.1	0.2	0.2
<i>Center</i>	0.2	0.1	0.3	0.3	0.1

Pengelompokan dengan *fuzzy c-means* dilakukan dengan pembobotan masing-masing posisi pemain terhadap nilai statistiknya. Tabel 3 merupakan hasil perkalian lima kriteria statistik dengan bobot masing-masing untuk setiap posisi pemain, yaitu *guard*, *forward*, dan *center*. Setiap nilai kriteria dikalikan dengan masing-masing bobot agar mendapatkan nilai  $X$  yang merupakan hasil dari penilaian setiap kriteria.

Tabel 3. Hasil Perkalian Kriteria dan Performa Pemain

Nama	PTS	AST	BLK	REB	STL
Antoni Erga	87.20	10.00	0.50	12.40	2.30
David Liberty Nuban	62.00	2.00	0.60	14.40	5.80
Ardian Ariadi	10.80	1.40	0.00	4.80	0.90

Bryan Adha Elang Praditya	24.80	3.10	6.00	39.30	1.40
Henry Cornelis Lakay	22.40	2.50	2.40	24.00	2.00
Elyakim Tampa'i	10.00	3.60	0.00	3.20	0.90
Alexander Franklyn	66.00	2.00	0.30	11.60	4.00
Rian Sanjaya	0.80	0.00	0.00	0.4	0.00
Aldi Falentino	26.80	4.20	0.00	5.40	1.10
Raymond Prayogo	0.00	0.00	0.00	0.90	0.00
Randy Ady Prasetya	6.00	0.30	3.90	11.70	0.20
Febrianus Khiandio	33.60	1.60	0.00	5.60	2.40
Fransiscus Prasetyo	0.00	0.00	0.00	0.30	0.00
Anjas Rusadi Putra	20.40	1.00	0.30	7.20	0.60
Mas Kahono Alif Bintang	0.00	0.60	0.10	1.00	0.40

Langkah pertama dalam proses *clustering* dengan *fuzzy c-means* yaitu menentukan data  $X$ , dengan  $n = 15$  dan jumlah atribut  $m = 5$ . Langkah kedua yaitu menentukan bahwa data di-*cluster* menjadi tiga *cluster* ( $c = 3$ ) yaitu performa pemain yang baik, sedang, dan buruk. Pangkat *fuzzy* yang digunakan dalam penelitian ini adalah  $w = 2$  dan *error* terkecil sebesar  $1e-5$ .

Langkah ketiga yaitu membangkitkan matriks keanggotaan secara acak. Sebagai contoh perhitungan, diberikan matriks keanggotaan acak seperti yang terlihat pada Tabel 4. Langkah keempat adalah menentukan pusat *cluster* berdasarkan nilai matriks keanggotaan dari Tabel 4. Tabel 5 merupakan hasil perhitungan pusat *cluster* yang didapat dengan Rumus (1).

**Tabel 4.** Nilai Matriks Keanggotaan pada Iterasi ke-1

Data	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
1	0.5660	0.4106	0.0234
2	0.6379	0.3028	0.0593
...	...	...	...
14	0.1539	0.1109	0.7352
15	0.0530	0.0426	0.9044

**Tabel 5.** Nilai Pusat Cluster pada Iterasi ke-1

Pusat Cluster	PTS	AST	BLK	REB	STL
Cluster 1	65.25	3.74	0.52	12.59	3.81
Cluster 2	63.49	5.38	0.96	14.33	2.97
Cluster 3	10.78	1.30	0.96	7.38	0.65

Langkah kelima yaitu menghitung fungsi objektif berdasarkan nilai matriks keanggotaan pada Tabel 4 dan pusat *cluster* pada Tabel 5. Fungsi objektif didapatkan sebesar 2657.7112 dengan menerapkan Rumus (2).

Selanjutnya, langkah keenam dilakukan untuk memperbarui nilai matriks keanggotaan berdasarkan nilai pusat *cluster* pada Tabel 5. Nilai matriks keanggotaan baru dapat dilihat pada Tabel 5, sesuai dengan Rumus (3).

**Tabel 6.** Nilai Matriks Keanggotaan pada Iterasi ke-2

Data	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
1	0.5055	0.4500	0.0445
2	0.5094	0.4866	0.0039
...	...	...	...
14	0.1316	0.1410	0.7274
15	0.5055	0.4500	0.0445

Langkah selanjutnya membandingkan apakah ada perubahan secara signifikan antara nilai matriks keanggotaan lama dan baru. Jika ada perubahan yang signifikan, maka langkah diulang untuk menghitung nilai pusat *cluster* yang baru. Jika tidak ada perubahan yang signifikan, maka langkah selesai.

Hasil akhir matriks keanggotaan dan pusat *cluster* dengan pembobotan terdapat pada Tabel 7 dan Tabel 8. Dari tabel matriks keanggotaan dicari nilai tertinggi dari setiap pemain untuk menentukan keanggotaan *cluster*-nya. Sebagai contoh nilai keanggotaan tertinggi untuk data ke-1 ada pada *cluster* ke-1, sehingga data ke-1 terletak pada *cluster* ke-1.

**Tabel 7.** Nilai Matriks Keanggotaan Hasil *Clustering* dengan Pembobotan

Data	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Hasil
1	0.8868	0.0746	0.0385	1
2	0.9149	0.0629	0.0220	1
3	0.0120	0.1306	0.8572	3
4	0.1552	0.6005	0.2442	2
5	0.0461	0.8093	0.1445	2
6	0.0108	0.1036	0.8854	3
7	0.9740	0.0187	0.0072	1
8	0.0035	0.0207	0.9757	3
9	0.0290	0.8646	0.1062	2
10	0.0040	0.0231	0.9728	3
11	0.0171	0.1574	0.8253	3
12	0.0599	0.8432	0.0968	2
13	0.0042	0.0245	0.9711	3
14	0.0191	0.9144	0.0664	2
15	0.0038	0.0221	0.9740	3

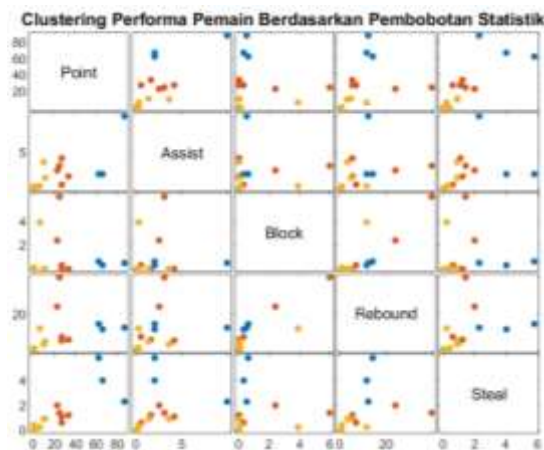
**Tabel 8.** Pusat *Cluster* Hasil *Clustering* dengan Pembobotan

Pusat Cluster	PTS	AST	BLK	REB	STL
Cluster 1	70.62	4.43	0.51	13.00	4.03
Cluster 2	27.11	2.25	1.21	13.24	1.20
Cluster 3	3.85	0.76	0.52	3.25	0.33

Dengan melihat urutan pusat *cluster* pada Tabel 8, maka didapatkan bahwa *cluster* 1 merupakan *cluster* baik, *cluster* 2 merupakan *cluster* sedang, dan *cluster* 3 merupakan *cluster* buruk. Oleh karena itu, dari hasil pengelompokan dengan pembobotan ditemukan bahwa terdapat tiga pemain dengan performa baik, lima pemain dengan performa sedang, dan tujuh pemain dengan performa yang buruk. Diagram titik hasil *clustering* performa pemain berdasarkan pembobotan nilai statistika dengan *fuzzy c-means* dapat dilihat pada Gambar 2. Warna kuning



menunjukkan kelompok pemain dengan performa buruk, warna merah merupakan kelompok pemain dengan performa sedang, dan warna biru merepresentasikan kelompok pemain dengan performa baik.



**Gambar 2.** Diagram Titik *Clustering* Performa Pemain Berdasarkan Pembobotan

### 3.2 *Clustering* Tanpa Pembobotan

Sebagai perbandingan, performa pemain juga dikelompokkan tanpa menggunakan pembobotan. Tabel matriks anggota dengan pusat *cluster* tanpa pembobotan terdapat pada Tabel 9 dan Tabel 10. Dengan melihat urutan pusat *cluster* pada Tabel 10, maka didapatkan bahwa *cluster* 1 merupakan *cluster* baik, *cluster* 2 merupakan *cluster* sedang, dan *cluster* 3 merupakan *cluster* buruk. Oleh karena itu, hasil yang didapatkan dari pengelompokan tanpa pembobotan ditemukan lima pemain dengan performa baik, tiga pemain dengan performa sedang, dan tujuh pemain dengan performa yang buruk

**Tabel 9.** Matriks Keanggotaan Hasil *Clustering* Tanpa Pembobotan

Data	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Hasil
1	0.8104	0.1286	0.0609	1
2	0.9736	0.0199	0.0064	1
3	0.0209	0.1948	0.7842	3
4	0.6319	0.2570	0.1110	1
5	0.5394	0.3735	0.0869	1
6	0.0194	0.1591	0.8214	3
7	0.9503	0.0372	0.0123	1
8	0.0039	0.0199	0.9760	3
9	0.0160	0.9374	0.0464	2
10	0.0044	0.0217	0.9738	3
11	0.0415	0.3831	0.5753	3
12	0.0201	0.9502	0.0295	2
13	0.0044	0.0217	0.9738	3
14	0.0100	0.9626	0.0273	2

---

15    0.0031    0.0157    0.9810    3

---

**Tabel 10.** Pusat *Cluster* Hasil *Clustering* Tanpa Pembobotan

Pusat <i>Cluster</i>	PTS	AST	BLK	REB	STL
<i>Cluster 1</i>	73.64	12.05	22.95	35.15	89.95
<i>Cluster 2</i>	162.85	27.96	68.77	74.29	22.52
<i>Cluster 3</i>	89.37	38.73	10.25	97.93	26.82

### 3.3 Pengukuran Performa Hasil *Clustering*

Untuk mengukur performa kedua hasil *clustering*, maka performa hasil pengelompokan dengan pembobotan dan tanpa pembobotan dibandingkan dengan performa yang sebenarnya. Penilaian performa yang sebenarnya didapat dari penilaian pelatih, seperti yang terlihat pada Tabel 1. Perbandingan ini bertujuan untuk memeriksa, apakah terdapat hasil yang cocok ataupun yang tidak cocok. Hasil perbandingan dapat dilihat pada Tabel 11.

Dari Tabel 11 terlihat bahwa terdapat perbedaan antara hasil *clustering* dengan pembobotan dan tanpa pembobotan pada dua pemain (ditandai dengan warna biru), yaitu Bryan Adha Elang Praditya dan Henry Cornelis Lakay. Pada hasil dengan pembobotan, mereka berada pada performa sedang, sedangkan pada hasil tanpa pembobotan, mereka berada pada performa baik. Terlihat bahwa pengelompokan dengan pembobotan menghasilkan pengelompokan yang sama dengan performa sebenarnya.

**Tabel 11.** Hasil Perbandingan Pengelompokan dengan Pembobotan dan tanpa Pembobotan

Nama Pemain	Performa Sebenarnya	Hasil dengan Pembobotan		Hasil tanpa Pembobotan	
		<i>Cluster</i>	Performa	<i>Cluster</i>	Performa
Antoni Erga	Baik	1	Baik	1	Baik
David Liberty Nuban	Baik	1	Baik	1	Baik
Ardian Ariadi	Buruk	3	Buruk	3	Buruk
Bryan Adha Elang Praditya	Sedang	2	Sedang	1	Baik
Henry Cornelis Lakay	Sedang	2	Sedang	1	Baik
Elyakim Tamba'i	Buruk	3	Buruk	3	Buruk
Alexander Franklyn	Baik	1	Baik	1	Baik
Rian Sanjaya	Buruk	3	Buruk	3	Buruk
Aldi Falentino	Sedang	2	Sedang	2	Sedang
Raymond Prayogo	Buruk	3	Buruk	3	Buruk
Randy Ady Prasetya	Buruk	3	Buruk	3	Buruk
Febrianus Khiandio	Sedang	2	Sedang	2	Sedang
Fransiscus Prasetio	Buruk	3	Buruk	3	Buruk
Anjas Rusadi Putra	Sedang	2	Sedang	2	Sedang
Mas Kahono Alif Bintang	Buruk	3	Buruk	3	Buruk

Untuk menghitung keakuratan performa pemain basket dari hasil *fuzzy c-means*, maka dilakukan perhitungan tingkat akurasi. Nilai akurasi didapatkan dari jumlah data yang akurat (*cluster* dengan benar) dibagi dengan jumlah data. Oleh karena itu dapat dihitung nilai keakuratan hasil pengelompokan dengan pembobotan yaitu sebesar 100% karena semua performa hasil

pengelompokan (15 data) mempunyai hasil yang cocok dengan performa yang sebenarnya. Sementara itu, hasil pengelompokan tanpa pembobotan mempunyai tingkat akurasi sebesar 86.67% karena dari 15 data, hanya 13 data yang mempunyai hasil performa yang cocok dengan performa yang sebenarnya.

Pengelompokan dengan pembobotan pada nilai statistik yang berbeda untuk setiap posisi pemain berpengaruh terhadap performa pemain. Hal ini disebabkan karena setiap posisi pemain mempunyai kekuatan yang berbeda dalam mencetak nilai *point*, *assist*, *rebound*, *steal*, *block shoot* dan *field goals*.

#### **4. SIMPULAN DAN SARAN**

Kesimpulan dari pembahasan tersebut adalah metode *fuzzy c-means* dapat digunakan sebagai metode untuk mengelompokkan performa pemain. Performa tersebut diukur berdasarkan lima macam statistik pemain yaitu, *point*, *assist*, *block*, *rebound*, dan *steal* untuk masing-masing posisi dengan pembobotan kriteria. Hasil pengelompokan *fuzzy c-means* dengan pembobotan kriteria terdapat tiga pemain dengan performa baik, lima pemain dengan performa sedang dan tujuh pemain dengan performa buruk. Sementara itu hasil pengelompokan tanpa pembobotan terdapat lima pemain dengan performa baik, tiga pemain dengan performa sedang, dan tujuh pemain dengan performa buruk. Berdasarkan hasil perbandingan kedua hasil tersebut dengan performa sebenarnya, didapatkan bahwa pengelompokan dengan pembobotan kriteria menghasilkan tingkat keakurasian sebesar 100% dan pengelompokan tanpa pembobotan kriteria menghasilkan tingkat keakurasian sebesar 86.67%. Hasil akurasi tersebut didapatkan dari penghitungan jumlah data yang akurat terhadap jumlah data. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa pembobotan yang berbeda untuk setiap nilai statistik pada posisi pemain yang berbeda berpengaruh terhadap performa pemain. Pengelompokan dengan *fuzzy c-means* dapat berjalan dengan baik untuk menentukan performa pemain tersebut.

Saran untuk penelitian selanjutnya menurut pembahasan tersebut yaitu penelitian selanjutnya dapat melibatkan faktor-faktor lain dalam statistik musim depan yang dapat menjadi tolak ukur tambahan bagi keseluruhan tim SWSS. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat menggunakan nilai rata-rata untuk semua permainan dan memilih nilai yang paling berpengaruh terhadap performa pemain basket.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

- [1] F. Hidayatullah, "Analisis Indikator Performa Bola Basket Yang Mempengaruhi Skor Pemenang Pertandingan Pelajar Sekolah Menengah," *J. STAND Sport. Teach. Dev.*, vol. 1, no. 1, pp. 49–55, 2020, doi: 10.36456/j-stand.v1i1.2331.
- [2] T. Aris and M. A. Mu'arifuddin, "Pengembangan Buku Ajar Bola Basket Untuk Mahasiswa," *Jendela Olahraga*, vol. 5, no. 2, pp. 62–69, 2020, doi: 10.26877/jo.v5i2.6131.
- [3] N. Dwitiyanti, N. Selvia, and F. R. Andrari, "Penerapan Fuzzy C-Means Cluster dalam Pengelompokan Provinsi Indonesia Menurut Indikator Kesejahteraan Rakyat," *Fakt. Exacta*, vol. 12, no. 3, pp. 201–209, 2019, doi: 10.30998/faktorexacta.v12i3.4526.
- [4] I. Parlina, H. Mawengkang, and S. Efendi, "Analisis Kinerja Algoritma Clustering Fuzzy Tsukamoto Dengan Fuzzy C-Means," *InfoTekJar (Jurnal Nas. Inform. dan Teknol. Jaringan)*, vol. 1, no. 2, pp. 90–94, 2017, doi: 10.30743/infotekjar.v1i2.68.
- [5] D. L. Rahakbauw, V. Y. I. Ilwaru, and M. H. Hahury, "Implementasi Fuzzy C-Means Clustering Dalam Penentuan Basiswa," *J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–12,

- 2017, doi: <https://doi.org/10.30598/barekengvol11iss1pp1-12>.
- [6] N. Agustina and P. Prihandoko, "Perbandingan Algoritma K-Means dengan Fuzzy C-Means Untuk Clustering Tingkat Kedisiplinan Kinerja Karyawan," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 3, pp. 621–626, 2018, doi: 10.29207/resti.v2i3.492.
- [7] W. Sanusi, A. Zaky, and B. N. Afni, "Analisis Fuzzy C-Means dan Penerapannya Dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Faktor-faktor Penyebab Gizi Buruk," *J. Math. Comput. Stat.*, vol. 2, no. 1, pp. 47–54, 2020, doi: 10.35580/jmathcos.v2i1.12458.
- [8] R. Rustiyan and M. Mustakim, "Penerapan Algoritma Fuzzy C Means untuk Analisis Permasalahan Simpanan Wajib Anggota Koperasi," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 171–176, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201852605.
- [9] M. Martin and Y. Nataliani, "Klasterisasi Kinerja Karyawan Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means," *Aiti*, vol. 17, no. 2, pp. 118–129, 2021, doi: 10.24246/aiti.v17i2.118-129.
- [10] M. Afan, R. Wardhani, and N. Nafi, "Fuzzy C-Mean untuk Meng cluster Pemain Football FIFA (Studi Kasus : Data Kaggle)," *J. Ilmu Komput. dan Desain Komun. Vis.*, vol. 4, no. 2, pp. 34–43, 2019.
- [11] A. Erga and Y. Nataliani, "Seleksi Fitur pada Pengelompokan Posisi Pemain Basket menggunakan Fuzzy C-Means," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 6, no. 2, pp. 77–84, 2021, doi: 10.31328/jointecs.v6i2.2346.
- [12] A. F. Muhammad, "Klasterisasi Proses Seleksi Pemain Menggunakan Algoritma K-Means (Study Kasus : Tim Hockey Kabupaten Kendal)," *Jur. Tek. Inform. FIK UDINUS*, vol. 2, no. 1, pp. 1–5, 2015.
- [13] C. Dhear, H. Lumbantobing, and F. Rizki, "Penerapan Algoritma K-Means pada Ketersediaan Lapangan Olahraga Setiap Kelurahan Di Indonesia," *KESATRIA J. Penerapan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 4, pp. 112–119, 2020, doi: <https://doi.org/10.30645/kesatria.v1i4.36>.
- [14] Yulya Muharmi, "Pengelompokan Siswa Berdasarkan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Keberhasilan Siswa dalam Belajar Menggunakan Metode Clustering K-Means," *J. Teknol. Inf. dan Pendidik.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–12, 2016, doi: <https://doi.org/10.24036/tip.v9i1.56>.
- [15] Indonesian Basketball League, "IBL - Unite For Glory," 2021. <https://iblindonesia.com/profile/team/126043?season=29040&year=2021>.
- [16] M. F. A. Nugraha and C. Rismayanthi, "Profil Daya Tahan Aerobik Posisi Guard, Forward, Dan Center Atlet Bola Basket," *Medikora*, vol. 16, no. 1, pp. 45–55, 2019, doi: 10.21831/medikora.v16i1.23480.