

Terakreditasi SINTA Peringkat 4

Surat Keputusan Dirjen Penguatan Riset dan Pengembangan Ristek Dikti No. 28/E/KPT/2019
masa berlaku mulai Vol.3 No. 1 tahun 2018 s.d Vol. 7 No. 1 tahun 2022

Terbit online pada laman web jurnal:
<http://publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/jointecs>



Vol. 6 No. 2 (2021) 77 - 84

JOINTECS

(Journal of Information Technology and Computer Science)

e-ISSN:2541-6448

p-ISSN:2541-3619

Seleksi Fitur pada Pengelompokan Posisi Pemain Basket menggunakan *Fuzzy C-Means*

Antoni Erga¹, Yessica Nataliani²

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana
¹682017156@student.uksw.edu, ²yessica.nataliani@uksw.edu

Abstract

Basketball is a well-known sport in the world. Satya Wacana Saint is one of the basketball teams in Indonesia. This team is one of the contestants for the Indonesian Basketball League (IBL). In basketball, players are divided into three main positions according to their physical condition, which are center, forward, and guard. The goal of this research is to select the physical condition features that most influence the player's position. The data used in this paper is data on height, weight, age, and body mass index (BMI) of 23 players. Fuzzy c-means (FCM) clustering is used to group the data into three positions based on their physical condition's features. To find out which feature(s) are the most influential in determining the player's position, we use feature selection with FCM clustering algorithm. For comparison, the FCM results are compared with their actual positions. From the four features of physical condition, it can be concluded that the features of height and BMI are the two most influential features in determining the position of a player. If all features are used in FCM, the accuracy is 0.8696, while if the features of height and BMI are used, the accuracy is higher, i.e., 0.9565.

Keywords: basketball; clustering; fuzzy c-means; feature selection; player's position.

Abstrak

Olahraga bola basket merupakan olahraga terkenal dalam dunia olahraga, baik di tingkat internasional maupun nasional. Satya Wacana Saint Salatiga merupakan salah satu tim bola basket di Indonesia yang merupakan salah satu kontestan *Indonesia Basketball League* (IBL). Dalam olahraga bola basket, pemain dibedakan menjadi tiga posisi utama, yaitu *center*, *forward*, dan *guard*, yang dipengaruhi oleh kondisi fisiknya. Tujuan dari penelitian ini adalah menyeleksi fitur kondisi fisik yang paling mempengaruhi posisi pemain. Data yang diambil berupa data tinggi badan, berat badan, umur, dan *body mass index* (BMI) dari 23 pemain. Pengelompokan dengan *fuzzy c-means* (FCM) digunakan untuk mengelompokkan posisi para pemain berdasarkan fitur-fitur kondisi fisiknya. Untuk mengetahui fitur mana yang paling berpengaruh dalam menentukan posisi pemain, dalam penelitian ini digunakan seleksi fitur pada algoritma FCM. Hasil pengelompokan dengan FCM dibandingkan dengan posisi mereka sebenarnya. Dari empat fitur kondisi fisik tersebut, didapatkan bahwa fitur tinggi badan dan BMI merupakan dua fitur yang paling berpengaruh untuk menentukan posisi pemain. Jika keempat fitur digunakan dalam pengelompokan didapatkan akurasi sebesar 0.8696, sedangkan jika hanya digunakan fitur tinggi badan dan BMI didapatkan akurasi yang lebih tinggi, yaitu sebesar 0.9565.

Kata kunci: basket; pengelompokan; fuzzy c-means; seleksi fitur; posisi pemain.

© 2021 Jurnal JOINTECS

1. Pendahuluan

Olahraga bola basket merupakan olahraga yang terkenal dalam dunia olahraga, baik di tingkat internasional maupun nasional. *National Basketball Association*

(NBA) merupakan ajang pertandingan bola basket internasional yang terkenal. Di Indonesia, olahraga ini cukup banyak penggemarnya, terbukti bahwa tiket hari pertama pertandingan IBL Pertamax 2020 habis terjual. IBL merupakan kependekan dari *Indonesian Basketball*

Diterima Redaksi : 11-04-2021 | Selesai Revisi : 07-05-2021 | Diterbitkan Online : 31-05-2021

League, yang merupakan salah satu *event* tertinggi bola basket di Indonesia. Penelitian ini akan membahas salah satu kontestan IBL, yang bernama Satya Wacana Saints Salatiga. Tim ini merupakan salah satu tim profesional di Indonesia yang bernaung di bawah lembaga pendidikan yaitu Universitas Kristen Satya Wacana Salatiga.

Tim Satya Wacana Saints Salatiga juga merupakan tim yang berkembang dengan baik. Hal ini dibuktikan dengan beberapa pemain yang ketika menjadi mahasiswa dibina dalam tim Satya Wacana, contohnya Valentino Wuwungan dan Respati Ragil Pamungkas, setelah lulus menjadi pemain inti di klub besar seperti Pelita Jaya Bakrie. Universitas Kristen Satya Wacana memberikan beasiswa penuh untuk berkuliah di Universitas Kristen Satya Wacana kepada seluruh pemainnya dan tempat tinggal. Tim mahasiswa Universitas Kristen Satya Wacana ini adalah bakal calon pemain yang diproyeksikan untuk siap masuk ke tim profesional Satya Wacana Saints Salatiga.

Dalam olahraga bola basket, pemain terdiri dari lima orang, yang masing-masing menempati posisi *center*, *power forward*, *small forward*, *point guard*, dan *shooting guard*. Setiap pemain memiliki kelebihan yang berbeda tergantung kondisi fisik masing-masing. Kinerja pemain dalam tim juga ditentukan oleh kondisi fisiknya. Para ahli menyatakan bahwa antropometrik atau pengukuran dimensi dan ukuran tubuh adalah faktor penentu seberapa jauh karir seorang atlet, terutama dalam olahraga basket. Fisik adalah hal utama bagi para pelatih untuk melihat seorang atlet, selain itu faktor fisik juga merupakan syarat dalam memilih bakat-bakat pemain baru.

Perbedaan kondisi fisik pemain dapat mempengaruhi posisi pemain dalam olahraga bola basket. Posisi yang tidak cocok memungkinkan pemain tidak dapat bermain maksimal. Secara umum, posisi dapat ditentukan dari fisik seorang pemain. Jika fisik pemain tinggi dan berbadan besar maka dia berada di posisi *center* atau *power forward*. Jika pemain berbadan kecil dan lincah, maka dia berada pada posisi *guard*.

Fuzzy c-means (FCM) adalah suatu teknik pengelompokan data yang mana keberadaan tiap-tiap data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh nilai keanggotaan [1]. Teknik ini pertama kali digunakan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981. Pada tahap awal pengelompokan data dilakukan dengan menentukan pusat *cluster* yang akan menandai lokasi rata-rata tiap *cluster*. Pada kondisi awal pusat *cluster* belum akurat. Untuk membuat pusat *cluster* akurat dibutuhkan perbaikan pada pusat *cluster* dan matriks keanggotaan secara berulang, sehingga membuat pusat *cluster* menjadi stabil dan berada pada titik yang tepat. Setiap data memiliki derajat keanggotaan pada tiap *cluster*. Perulangan dilakukan untuk mendapatkan nilai keanggotaan sehingga data akan menempati *cluster* yang tepat.

Beberapa penelitian pengelompokan dengan FCM telah dilakukan. Metode *k-means* dan FCM digunakan untuk mencari metode pengajaran yang cocok untuk para siswa. Dari hasil penelitian didapat empat *cluster* yang efektif untuk meningkatkan perkembangan daya serap dan peningkatan prestasi belajar siswa. Keempat *cluster* tersebut yaitu, tipe belajar audio dan dengan bantuan visual, tipe belajar visual dan dengan bantuan audio, tipe belajar visual, dan tipe belajar kinestetis dan dengan bantuan audio [2].

Selain itu FCM digunakan untuk menentukan target promosi penerimaan mahasiswa baru. Penelitian ini menggunakan metode FCM sebagai alat melakukan analisis penentuan sekolah mana yang perlu dipromosikan untuk penerimaan mahasiswa baru Politeknik Negeri Subang. Dengan metode FCM, penelitian ini berhasil mencari *clustering* sesuai kriteria kampus Politeknik Negeri Subang [3]. Penelitian dalam mencari penyebaran mahasiswa baru menggunakan metode FCM juga digunakan untuk mendapatkan *cluster* yang efektif dalam mencari daerah promosi yang potensial. Penerapan algoritma FCM dapat membantu untuk menentukan pusat potensial bagi tim pencari mahasiswa baru STIKes Hang Tuah Pekanbaru [4].

Untuk meningkatkan performa pengelompokan, beberapa penelitian telah menerapkan pembobotan pada fitur [5]. Pengelompokan FCM berdasarkan bobot fitur dan pembelajaran *cluster-weight* dilakukan untuk memecahkan dua masalah secara bersamaan, dimana proses pembobotan *cluster* dilakukan untuk mengurangi inialisasi yang sensitif. Pembobotan fitur dan pembobotan *cluster* dilakukan secara bersamaan dan otomatis selama proses pengelompokan, sehingga menghasilkan *cluster* yang baik, terlepas dari inialisasi pusat *cluster* awal. Eksperimen yang dilakukan pada data buatan dan data nyata menunjukkan bahwa algoritma yang diusulkan mengungguli algoritma lain [6].

Performa pengelompokan dapat ditingkatkan juga melalui seleksi fitur [7]. Pengelompokan dengan seleksi fitur diterapkan dengan metode *k-means* [8], *k-means* untuk *multi-view* [9], dan FCM [10]. Seleksi fitur berguna terutama untuk data yang mempunyai banyak atribut, sehingga hanya fitur yang terseleksi yang digunakan dalam proses *clustering*. Selain dapat meningkatkan performa hasil, seleksi fitur dapat mengurangi waktu komputasi. Hasil eksperimen menunjukkan hasil yang baik dan dapat meningkatkan akurasi pengelompokan data [11].

Selain itu dilakukan pula reduksi fitur pada pengelompokan dengan *k-means* dan FCM. Reduksi fitur menggunakan *information gain* untuk mengoptimalkan hasil *clustering* dengan *k-means* juga telah dilakukan [12]. Untuk meningkatkan performa FCM, pengelompokan dilakukan dengan menghitung bobot fitur individu secara otomatis dan secara bersamaan mereduksi komponen fitur yang tidak relevan

[13]. Reduksi fitur dengan FCM dapat meningkatkan performa *clustering* [14].

Dalam penelitian ini akan dibahas pengelompokan posisi tim basket Satya Wacana Saint Salatiga berdasarkan kondisi fisiknya dan mencocokkan apakah hasil pengelompokan tersebut sesuai dengan kondisi sebenarnya. Kondisi fisik yang dimaksud di sini adalah tinggi badan, berat badan, umur, dan *body mass index* (BMI). Selain itu, dalam penelitian ini juga akan diseleksi kondisi fisik yang mana yang paling mempengaruhi posisi pemain di lapangan. Untuk itu digunakan *clustering* untuk mengelompokkan pemain berdasarkan kondisi fisiknya. Metode *clustering* yang dipakai di sini adalah *fuzzy c-means* (FCM).

Bagian pertama berisi latar belakang permasalahan dan beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Selanjutnya bagian kedua berisi metode yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu pengelompokan dengan metode FCM dan gambaran pengelompokan FCM dengan seleksi fitur. Bagian ketiga membahas hasil penelitian yang dilakukan, yaitu pengelompokan dengan FCM dan seleksi fitur dalam menentukan fitur yang paling berpengaruh dalam menentukan posisi pemain. Bagian keempat berisi kesimpulan.

2. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini dilakukan pengelompokan posisi pemain basket. Penelitian dimulai dengan pengumpulan data menggunakan wawancara langsung kepada para pemain Satya Wacana Saints Salatiga yang berjumlah 23 orang. Data yang diambil sesuai dengan data yang dibutuhkan, yaitu tinggi badan, berat badan, umur, dan BMI masing-masing pemain. Penelitian ini membahas pengelompokan posisi pemain Satya Wacana Saints Salatiga berdasarkan kondisi fisiknya dengan FCM, untuk kemudian dicocokkan dengan kondisi sebenarnya. Selain itu juga akan dilihat fitur kondisi fisik mana yang sangat mempengaruhi posisi pemain.

Dalam olahraga bola basket terdapat tiga posisi yaitu: (1) *Guard*. Pemain dalam posisi ini lebih sering berada di luar *paint area*. Tim menempatkan pemain yang paling kecil dan lincah untuk posisi ini. *Guard* lebih sedikit berada kontak fisik dengan pemain lawan, dibandingkan dengan posisi *forward* dan *center*. Posisi *guard* sering menjadi otak serangan pada suatu tim. Posisi ini terdiri dari dua macam yaitu *point guard* dan *shooting guard*; (2) *Forward*. Pemain dalam posisi ini adalah seorang pemain yang bertugas melihat posisi kosong di dekat *paint area*, untuk menerobos pertahanan lawan atau dengan kata lain melakukan *drive* ke dalam. Seorang *forward* biasanya bertubuh tinggi dan kuat, karena tugas utamanya adalah bekerja keras pada saat melakukan *defense* dan *rebound*. Pemain posisi ini harus memiliki akurasi tembakan level medium. Posisi ini terdiri dari dua macam yaitu *small forward* dan *power forward*; (3) *Center*. Pemain dalam posisi ini sering disebut *big man*, yang bertugas menjaga *paint area* sendiri dan

menyerang *paint area* musuh. Selain itu posisi *center* lebih sering beradu fisik dengan pemain lawan dalam mencetak angka ataupun menjaga *center* lawan. Posisi ini dipegang oleh pemain yang paling tinggi dan besar.

Setelah data tinggi badan, berat badan, umur, dan BMI 23 pemain diperoleh, data tersebut dikelompokkan menjadi tiga *cluster* posisi, yaitu *guard*, *forward*, dan *center*. Selanjutnya, dari empat fitur tersebut, dilihat mana fitur yang paling berpengaruh dalam menentukan posisi pemain. Setelah itu dilakukan perbandingan antara hasil pengelompokan dengan FCM dengan data sebenarnya yang telah diambil. Algoritma FCM dapat dijelaskan sebagai berikut [1]:

1. *Input* data yang akan dikelompokkan X , berupa matriks berukuran $n \times m$ (n = jumlah sampel data, m = atribut setiap data). X_{ij} = data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$) dan atribut ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$).
2. Tentukan jumlah *cluster* = c , pangkat = w , maksimum iterasi = *maxIter*, *error* terkecil yang diharapkan = ζ , fungsi obyektif awal: $P_0 = 0$, iterasi awal: $t = 1$.
3. Bangkitkan partisi awal η_{ik} , dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, c$, sebagai elemen-elemen matriks awal U . η_{ik} adalah derajat keanggotaan yang merujuk pada seberapa besar kemungkinan suatu data menjadi anggota ke dalam *cluster*. Posisi dan nilai matriks dibangun secara acak, dimana nilai keanggotaan terletak pada interval 0 sampai dengan 1. Pada posisi awal matriks U masih belum akurat begitu juga pusat *cluster*-nya. sehingga kecenderungan data untuk masuk suatu *cluster* juga belum akurat.
4. Hitung jumlah atribut kolom (atribut), menggunakan rumus (1).

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \eta_{ik} \quad (1)$$

Q_i adalah jumlah nilai derajat keanggotaan per kolom yaitu 1, dengan $i = 1, 2, \dots, n$. Selanjutnya hitung μ_{ik} , menggunakan rumus (2).

$$\mu_{ik} = \frac{\eta_{ik}}{Q_i} \quad (2)$$

5. Hitung pusat *cluster* ke- k , V_{kj} , dengan $k = 1, 2, \dots, c; j = 1, 2, \dots, m$, menggunakan rumus (3).

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (3)$$

6. Hitung fungsi obyektif pada iterasi ke- t , P_t , menggunakan rumus (4).

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \right) \quad (4)$$

Fungsi obyektif digunakan sebagai syarat perulangan untuk mendapatkan pusat *cluster* yang tepat, sehingga diperoleh kecenderungan data untuk masuk ke *cluster* yang tepat pada langkah akhir.

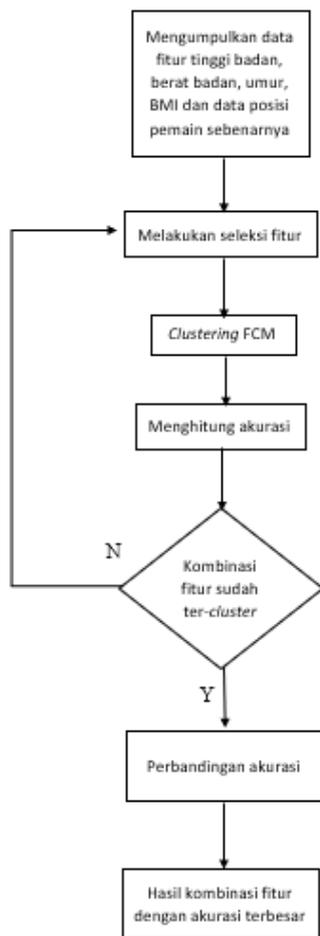
7. Hitung perubahan matriks partisi, menggunakan rumus (5).

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \quad (5)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, c$.

8. Cek kondisi berhenti: Jika $(|P_t - P_{t-1}| < \zeta)$ atau $(t > maxIter)$ maka berhenti, jika tidak, maka $t = t + 1$ dan ulangi langkah ke-5.

Dalam penelitian ini dilakukan pengelompokan FCM dengan menerapkan seleksi fitur. Seleksi fitur merupakan pemilihan penggunaan fitur dalam proses *clustering* [15]. Gambar 1 merupakan diagram blok dari pengelompokan FCM dengan seleksi fitur untuk penentuan posisi pemain basket.



Gambar 1. Diagram Blok

Diagram blok pada Gambar 1 menunjukkan bahwa penelitian ini dimulai dengan mengambil data fitur para pemain basket, yang terdiri dari fitur tinggi badan, berat badan, umur, dan BMI, serta posisi pemain sebenarnya. Seleksi fitur dilakukan pada fitur-fitur tersebut sebagai masukan untuk proses *clustering* dengan FCM. Hasil *clustering* yang didapatkan merupakan posisi pemain basket. Untuk mengetahui apakah posisi pemain basket hasil pengelompokan dengan FCM tepat atau tidak,

maka dilakukan perhitungan akurasi. Perhitungan akurasi dilakukan dengan membandingkan posisi hasil pengelompokan dengan posisi pemain yang sebenarnya. Nilai akurasi diperoleh dengan menghitung jumlah data yang cocok dibagi dengan jumlah data, seperti terlihat pada rumus (6). n_{cocok} merupakan jumlah data hasil *clustering* yang cocok dengan kondisi atau posisi sebenarnya dan n adalah jumlah data total.

$$akurasi = \frac{n_{cocok}}{n} \quad (6)$$

Proses seleksi fitur, *clustering* dengan FCM, dan perhitungan akurasi dilakukan terhadap semua kombinasi empat fitur. Tahap selanjutnya adalah membandingkan nilai akurasi. Nilai akurasi terbesar menyatakan kombinasi fitur terbaik yang digunakan dalam pengelompokan dengan FCM untuk menentukan posisi pemain basket.

3. Hasil dan Pembahasan

Data diambil dari semua anggota tim basket Satya Wacana Saints Salatiga, yang berjumlah 23 orang. Terdapat dua macam data yang diambil, yaitu data kondisi fisik dan data posisi masing-masing pemain. Data kondisi fisik terdiri dari empat fitur, yaitu fitur tinggi badan, berat badan, umur, dan BMI. Data kondisi fisik digunakan untuk mengelompokkan posisi pemain, yang terdiri dari tiga posisi, yaitu *guard*, *forward*, dan *center* menggunakan FCM, sedangkan data posisi pemain digunakan untuk membandingkan hasil pengelompokan dengan kondisi sebenarnya. Untuk mengukur performansi *clustering* digunakan rumus (6).

Dalam proses *clustering* dengan FCM, langkah pertama dimulai dengan menentukan jumlah *cluster* sebanyak tiga, yang terdiri dari posisi *guard*, *forward* dan *center* dan membangkitkan partisi awal. Pangkat w yang digunakan dalam penelitian ini adalah dua. Selanjutnya perhitungan pusat *cluster*, fungsi objektif, dan pembaruan matriks partisi dilakukan dan diulang sampai didapatkan perubahan fungsi objektif yang tidak signifikan.

Hasil *clustering* dengan FCM dan posisi pemain sebenarnya terlihat pada Tabel 1, dimana *cluster* 1 merupakan posisi *forward*, *cluster* 2 merupakan posisi *center*, dan *cluster* 3 merupakan posisi *guard*. Posisi pemain sebenarnya diambil dari posisi yang biasanya dimainkan oleh para anggota tim basket Satya Wacana Saints Salatiga. Tabel hasil partisi keanggotaan dan pusat *cluster*-nya masing-masing dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Baris pertama pada Tabel 2 menunjukkan bahwa partisi terbesar data pertama terletak pada *cluster* 1, sehingga pemain pertama termasuk dalam posisi *forward*. Data kedua termasuk dalam *cluster* 3, yang berarti bahwa pemain kedua bermain pada posisi *guard*. Begitu juga, data keenam yang mempunyai partisi terbesar pada *cluster* 2, dimana *cluster* tersebut merupakan *cluster* pemain pada posisi *center*.

Tabel 1. Hasil Pengelompokan dengan FCM

Nama	Hasil clustering		Posisi sebenarnya
	Cluster	Posisi	
Anjas Rusadi Putra	1	Forward	Forward
Antoni Erga	3	Guard	Guard
Ardian Ariadi	3	Guard	Guard
Aldi Falentino	3	Guard	Guard
Alexander Franklyn	1	Forward	Guard
Bryan Adha Elang	2	Center	Center
David Liberty Nuban	1	Forward	Forward
Elyakim Tampa'i	3	Guard	Guard
Febrianus Gregorry	3	Guard	Guard
Fransiscus Bryan	1	Forward	Guard
Henry Cornelis lakay	1	Forward	Center
Raymond Putra Fajar	2	Center	Center
Randy Ady Prasetya	1	Forward	Center
Mas Kahono Alif	1	Forward	Forward
Rian Sanjaya	3	Guard	Guard
Janson Kurniawan	3	Guard	Guard
M. Yassir Alkatiri	3	Guard	Forward
Martin	3	Guard	Guard
Steven Ray	3	Guard	Guard
Jody Sebastian	2	Center	Center
Peter Surjantoro	3	Guard	Guard
Fauji	1	Forward	Forward
Ridho Pamungkas	3	Forward	Forward

Tabel 2. Partisi Keanggotaan Hasil Pengelompokan dengan FCM

Data	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
1	0.7130	0.0234	0.2636
2	0.0304	0.0023	0.9673
3	0.4631	0.0377	0.4992
4	0.1207	0.0206	0.8587
5	0.7050	0.0196	0.2754
6	0.3517	0.4870	0.1613
7	0.9672	0.0037	0.0291
8	0.0548	0.0065	0.9387
9	0.0979	0.0056	0.8965
10	0.5204	0.0173	0.4623
11	0.5279	0.3111	0.1611
12	0.0853	0.8546	0.0601
13	0.6915	0.0847	0.2238
14	0.8773	0.0166	0.1062
15	0.0151	0.0014	0.9835
16	0.0932	0.0106	0.8962
17	0.2877	0.0149	0.6974
18	0.0249	0.0018	0.9733
19	0.0034	0.0003	0.9963
20	0.0646	0.9021	0.0333
21	0.1120	0.0187	0.8693
22	0.8583	0.0197	0.1221
23	0.9195	0.0152	0.0653

Tabel 3. Pusat Cluster (V) Hasil Pengelompokan dengan FCM

Cluster	Tinggi	Berat	Umur	BMI
Cluster 1	189.60	81.909	21.888	23.256
Cluster 2	199.05	115.30	21.188	30.389
Cluster 3	177.95	74.427	20.981	23.457

Untuk melihat tingkat keakurasian hasil pengelompokan dengan FCM, maka hasil pengelompokan FCM

dibandingkan dengan posisi pemain sebenarnya. Posisi pemain hasil pengelompokan dapat dilihat pada Tabel 1 kolom ketiga, sedangkan posisi pemain sebenarnya dapat dilihat pada Tabel 1 kolom 4. Dari Tabel 1 terlihat ada lima pemain yang tidak cocok pengelompokannya (dibedakan dengan huruf tebal pada Tabel 1). Lima pemain tersebut adalah Alexander Franklyn, Fransiscus Bryan, Henry Cornelis Lakay, Randy Ady Prasetya dan M. Yassir Alkatiri. Tingkat akurasi pengelompokan dengan FCM diperoleh sebesar 0.8696.

3.1 Seleksi Fitur

Dalam penelitian ini dilakukan seleksi fitur untuk mendapatkan fitur mana yang paling berpengaruh dalam menentukan posisi masing-masing pemain. Untuk itu dilakukan pengelompokan menggunakan setiap kombinasi fitur menggunakan FCM. Karena kondisi fisik pemain terdiri dari empat fitur, maka terdapat 15 kombinasi pemilihan fitur, yang didapat dari: (1) Dengan satu kriteria, terdapat empat kemungkinan yaitu fitur tinggi; fitur berat; fitur umur; dan fitur BMI; (2) Dengan dua kriteria, terdapat enam kemungkinan yaitu fitur tinggi dan berat; fitur tinggi dan umur; fitur tinggi dan BMI; fitur berat dan umur; fitur berat dan BMI; dan fitur umur dan BMI; (3) dengan tiga kriteria, terdapat empat kemungkinan yaitu fitur tinggi, berat, dan umur; fitur tinggi, berat, dan BMI; fitur tinggi, umur, dan BMI; dan fitur berat, umur, dan BMI; (4) Dengan empat kriteria, terdapat satu kemungkinan yaitu fitur tinggi, berat, umur dan BMI.

Tabel 4 merupakan akurasi hasil pengelompokan untuk masing-masing kombinasi. Dari Tabel 4 dapat dilihat bahwa kombinasi fitur tinggi badan dan BMI merupakan fitur paling berpengaruh dalam penentuan posisi basket. Hal ini disebabkan karena kombinasi fitur tinggi badan dan BMI memperoleh akurasi tertinggi, yaitu sebesar 0.9565 (dibedakan dengan huruf tebal pada Tabel 4).

Tabel 4. Akurasi Hasil Pengelompokan pada Kombinasi Fitur

Fitur yang digunakan	Akurasi
Tinggi, berat, umur, BMI	0.8696
Tinggi, berat, umur	0.8261
Tinggi, berat, BMI	0.8696
Tinggi, umur, BMI	0.9130
Berat, umur, BMI	0.5652
Tinggi, berat	0.8261
Tinggi, umur	0.9130
Tinggi, BMI	0.9565
Berat, umur	0.5652
Berat, BMI	0.5652
Umur, BMI	0.4783
Tinggi	0.9130
Berat	0.5652
Umur	0.2174
BMI	0.3478

Fitur tinggi badan dan BMI merupakan fitur yang paling mempengaruhi dalam penentuan posisi pemain basket. Oleh karena itu, kedua fitur ini digunakan dalam proses pengelompokan. Tabel 5 merupakan hasil pusat cluster

dengan FCM menggunakan fitur tinggi dan BMI. Dari Tabel 5 dapat ditentukan *cluster* 1 merupakan posisi *forward*, *cluster* 2 merupakan posisi *center*, dan *cluster* 3 merupakan posisi *guard*.

Tabel 5. Pusat *Cluster* (*V*) dengan Fitur Tinggi dan BMI

Pusat <i>cluster</i>	Tinggi	BMI
Pusat <i>cluster</i> 1	188.58	23.074
Pusat <i>cluster</i> 2	198.77	27.890
Pusat <i>cluster</i> 3	177.56	23.676

Untuk tabel partisi keanggotaan hasil FCM, dapat dilihat pada Tabel 6. Dari Tabel 6 terlihat bahwa terdapat tiga kolom yang merupakan keanggotaan masing-masing pemain terhadap masing-masing *cluster*. Nilai paling tinggi dari setiap baris berpotensi menjadi *cluster* masing-masing data. Sebagai contoh, partisi keanggotaan data pertama terbesar terletak pada *cluster* 1, sehingga pemain tersebut berpotensi untuk bermain pada posisi *forward*.

Tabel 6. Partisi Keanggotaan dengan Fitur Tinggi dan BMI

Data	<i>Cluster</i> 1	<i>Cluster</i> 2	<i>Cluster</i> 3
1	0.8692	0.0716	0.0592
2	0.0265	0.0059	0.9676
3	0.1178	0.0272	0.8550
4	0.1167	0.0460	0.8373
5	0.5945	0.0649	0.3406
6	0.2366	0.6496	0.1138
7	0.9539	0.0270	0.0191
8	0.0418	0.0137	0.9445
9	0.1706	0.0289	0.8005
10	0.4541	0.0552	0.4908
11	0.2066	0.7579	0.0355
12	0.2219	0.6914	0.0868
13	0.2846	0.6251	0.0904
14	0.8030	0.1375	0.0595
15	0.0057	0.0014	0.9929
16	0.0256	0.0062	0.9681
17	0.6293	0.0552	0.3155
18	0.0265	0.0059	0.9676
19	0.0026	0.0007	0.9967
20	0.1075	0.8549	0.0376
21	0.1167	0.0460	0.8373
22	0.8312	0.0504	0.1184
23	0.9375	0.0351	0.0274

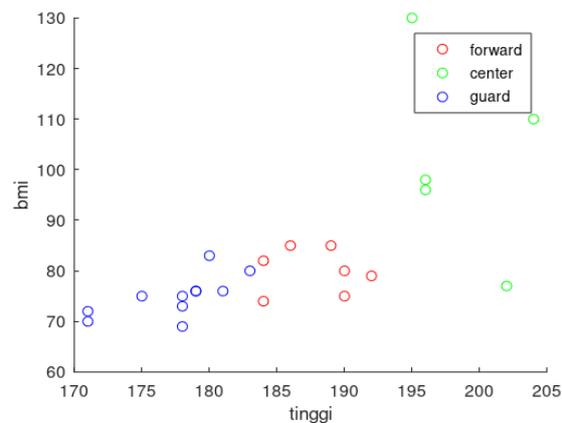
Dengan fitur tinggi dan BMI, didapatkan hasil pengelompokan posisi dan *cluster*, seperti pada Tabel 7. *Cluster* 1 adalah posisi *forward*, *cluster* 2 merupakan posisi *center*, dan *cluster* 3 merupakan posisi *guard*. Terdapat satu orang pemain yang tidak cocok dalam *cluster* tersebut (dibedakan dengan huruf tebal pada Tabel 7), yaitu Alexander Franklyn, dikarenakan terdapat ketidakcocokan tinggi badan dan BMI. Pemain tersebut condong tinggi tetapi bermain pada posisi *guard*, sehingga akan lebih cocok jika bermain pada posisi *forward*, karena memiliki tubuh tinggi dan besar untuk menerobos ke dalam ring lawan. Hasil pengelompokan dengan fitur tinggi badan dan BMI ini

menunjukkan hasil yang lebih baik jika dibandingkan hasil pengelompokan tanpa menggunakan seleksi fitur.

Tabel 7. Hasil Pengelompokan dengan Fitur Tinggi dan BMI

Nama	Hasil <i>clustering</i>		Posisi sebenarnya
	<i>Cluster</i>	Posisi	
Anjas Rusadi Putra	1	<i>Forward</i>	<i>Forward</i>
Antoni Erga	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Ardian Ariadi	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Aldi Falentino	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Alexander Franklyn	1	<i>Forward</i>	<i>Guard</i>
Bryan Adha Elang	2	<i>Center</i>	<i>Center</i>
David Liberty Nuban	1	<i>Forward</i>	<i>Forward</i>
Elyakim Tampa'i	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Febrianus Gregorry	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Fransiscus Bryan	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Henry Cornelis lakay	2	<i>Center</i>	<i>Center</i>
Raymond Putra Fajar	2	<i>Center</i>	<i>Center</i>
Randy Ady Prasetya	2	<i>Center</i>	<i>Center</i>
Mas Kahono Alif	1	<i>Forward</i>	<i>Forward</i>
Rian Sanjaya	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Janson Kurniawan	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
M. Yassir Alkatiri	1	<i>Forward</i>	<i>Forward</i>
Martin	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Steven Ray	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Jody Sebastian	2	<i>Center</i>	<i>Center</i>
Peter Surjantoro	3	<i>Guard</i>	<i>Guard</i>
Fauji	1	<i>Forward</i>	<i>Forward</i>
Ridho Pamungkas	1	<i>Forward</i>	<i>Forward</i>

Diagram titik (*scatter plot*) untuk kombinasi fitur tinggi dan BMI dapat dilihat pada Gambar 2. Sumbu *x* merupakan tinggi dan sumbu *y* merupakan BMI, dimana lingkaran merah menunjukkan posisi *forward*, hijau untuk posisi *center*, dan biru untuk posisi *guard*. Dari gambar tersebut terlihat bahwa terdapat lima pemain di posisi *center*, tujuh pemain di posisi *forward*, dan 11 pemain di posisi *guard*.



Gambar 2. Diagram Titik (*Scatter Plot*)

4. Kesimpulan

Dari pembahasan yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa pengelompokan dengan metode FCM dapat digunakan untuk menentukan posisi pemain dengan empat fitur kondisi fisik yaitu tinggi badan, berat

badan, umur, dan BMI, dengan akurasi sebesar 0.8696. Selanjutnya, dilakukan seleksi fitur dengan mengkombinasikan semua kemungkinan dari empat fitur tersebut, sehingga didapat 15 kombinasi. Dari proses seleksi fitur, didapatkan bahwa kombinasi fitur tinggi badan dan BMI adalah yang paling berpengaruh untuk menentukan posisi pemain, terbukti dengan didapatkannya akurasi sebesar 0.9565, lebih tinggi jika dibandingkan dengan pengelompokan menggunakan keseluruhan fitur, yaitu sebesar 0.8696. Dari 23 pemain, diperoleh lima pemain berada pada posisi *center*, tujuh pemain pada posisi *forward*, 11 pemain pada posisi *guard*, dimana satu orang yang pada kondisi sebenarnya bermain pada posisi *guard*, dikelompokkan ke dalam posisi pemain *forward*. Penelitian ini dapat menjadi referensi bagi manajer tim Satya Wacana Saints Salatiga untuk memilih pemain baru yang dibutuhkan untuk posisi tertentu dengan melihat tinggi badan dan BMI.

Daftar Pustaka

- [1] S. J. Chang-Chien, Y. Nataliani, and M. S. Yang, "Gaussian-Kernel C-Means Clustering Algorithms," *Soft Comput.*, vol. 25, no. 3, pp. 1699–1716, 2021.
- [2] S. Q. Shinta Palupi, Reza Andrea, "Analisis Cluster Gaya Belajar Siswa Sekolah Menengah Kejuruan dengan Pendekatan Metode K-Means dan Fuzzy C-Means," *J. Penelit. Komun. dan Opini Publik*, vol. 21, no. 2, pp. 102–110, 2017.
- [3] D. Vernanda, N. N. Purnawan, and T. H. Apandi, "Penerapan Fuzzy C Means untuk Menentukan Target Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru," *J. Ilm. Ilmu dan Teknol. Rekayasa*, vol. 2, no. 2, pp. 122–129, 2019.
- [4] M. R. Amarta, "Penyebaran Mahasiswa Baru Menggunakan Metode Fuzzy C-Means untuk Mencari Daerah Promosi yang Potensial," *Intecom*, vol. 3, no. 2, pp. 102–112, 2020.
- [5] M. Doustagh, M. Nazari, A. Mosavi, S. Shamshirband, and A. T. Chronopoulos, "Feature Weighting Using a Clustering Approach," *Int. J. Model. Optim.*, vol. 9, no. 2, pp. 2–6, 2019.
- [6] M. Hashemzadeh, A. Golzari Oskouei, and N. Farajzadeh, "New Fuzzy C-Means Clustering Method based on Feature-Weight and Cluster-Weight Learning," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 78, pp. 324–345, 2019.
- [7] J. Cai, J. Luo, S. Wang, and S. Yang, "Feature Selection in Machine Learning: A New Perspective," *Neurocomputing*, vol. 300, pp. 70–79, Jul. 2018.
- [8] A. S. W, 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.
- [9] M. S. Yang and K. P. Sinaga, "A Feature-Reduction Multi-View K-Means Clustering Algorithm," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 114472–114486, 2019.
- [10] K. Maheshwari and V. Sharma, "Optimization of Fuzzy C-Means Algorithm Using Feature Selection Strategies," *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 672, pp. 368–379, 2018.
- [11] X. Zhu, Y. Wang, Y. Li, Y. Tan, G. Wang, and Q. Song, "A New Unsupervised Feature Selection Algorithm using Similarity-based Feature Clustering," *Comput. Intell.*, vol. 35, no. 1, pp. 2–22, 2019.
- [12] R. K. Dinata, H. Novriando, N. Hasdyna, and S. Retno, "Reduksi Atribut Menggunakan Information Gain untuk Optimasi Cluster Algoritma K-Means," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 48–53, 2020.
- [13] M. S. Yang, "A Feature-Reduction Fuzzy Clustering Algorithm Based on Feature-Weighted Entropy," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 26, no. 2, pp. 817–835, 2018.
- [14] X. Pan and S. Wang, "Feature Reduction Fuzzy C-Means Algorithm Leveraging The Marginal Kurtosis Measure," *J. Intell. Fuzzy Syst.*, vol. 39, no. 5, pp. 7259–7279, 2020.
- [15] E. Hancer, B. Xue, and M. Zhang, "A Survey on Feature Selection Approaches for Clustering," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 53, no. 6, pp. 4519–4545, 2020.

Halaman ini sengaja dikosongkan