

Klasterisasi Hasil Belajar Matematika dengan Algoritma *K-Means Clustering*

Filda Febrinita¹, Wahyu Dwi Puspitasari², Wahid Ibnu Zaman³

¹Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Islam Balitar

²Sistem Komputer, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Islam Balitar

³PGSD, FKIP, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: febrinitafilda80@gmail.com , pushpitasari23@gmail.com , ibnuzaman13@gmail.com

Corresponding Author: febrinitafilda80@gmail.com

Diterima Redaksi: 19 Juni 2023 Revisi Akhir: 13 Juli 2023 Diterbitkan Online: 19 Juli 2023

Abstrak – Matematika memiliki peran penting pada bidang komputer serta memberikan landasan teoretis bagi orang yang bekerja pada bidang komputer. Fakta menunjukkan bahwa pada prodi Teknik Informatika Unisba Blitar, pemilihan peminatan dilakukan tanpa mempertimbangan nilai matakuliah yang mengajarkan kemampuan dasar matematika. Padahal, kemampuan matematis sangat diperlukan oleh seorang ahli komputer. Untuk itu, dilakukan penelitian yang bertujuan untuk mengklasterisasi hasil belajar matematika mahasiswa. Klasterisasi dilakukan pada 51 mahasiswa semester 4 melalui penerapan algoritma K-means Clustering. Atribut yang digunakan adalah data asal sekolah, jurusan saat di sekolah menengah atas, serta hasil belajar mahasiswa pada matakuliah logika informatika, statistika, matematika komputasi, dan matematika komputasi lanjut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa melalui klasterisasi dengan algoritma K-Means Clustering, diperoleh 5 cluster, dengan urutan mulai dari nilai rata-rata tertinggi yaitu cluster 2 dengan nilai 86,81 dan nilai rata-rata terendah adalah cluster 5 dengan nilai 76,50. Pada cluster 2 didominasi oleh mahasiswa dari lulusan SMK dengan penjurusan TKJ. Sementara, pada cluster 5 didominasi oleh mahasiswa dari lulusan SMA dengan penjurusan IPA. Selain itu, terdapat temuan yang menunjukkan bahwa mahasiswa lulusan SMK tidak selalu memiliki kemampuan matematis lebih rendah dari mahasiswa lulusan SMA, sebab motivasi instrinsik juga mempengaruhi tinggi rendahnya hasil belajar.

Kata Kunci — Klasterisasi, Hasil Belajar Matematika, Algoritma K-Means Clustering

Abstract – Mathematics has an important role in the computer field and provides a theoretical foundation for people working in the computer field. The facts show that in the Informatics Engineering study program, Unisba Blitar, the selection of specializations is carried out without considering the grades of courses that teach basic mathematical skills. In fact, mathematical ability is needed by a computer expert. For this reason, research was conducted that aimed to cluster student mathematics learning outcomes. Clustering was carried out on 51 students in semester 4, through the application of the K-means clustering algorithm. The attributes used are school origin data, majors currently in high school, and student learning outcomes in informatics logic, statistics, computational mathematics, and advanced computational mathematics courses. The results show that through clustering with the K-Means Clustering algorithm, 5 clusters are obtained, starting from the highest average score, namely cluster 2 with a value of 86.81 and the lowest average value is cluster 5 with a value of 76.50. In cluster 2, it is dominated by students from SMK graduates majoring in TKJ. Meanwhile, cluster 5 was dominated by students from high school graduates majoring in natural sciences. In addition, there are findings indicating that vocational high school graduates do not always have lower mathematical abilities than high school graduates, because intrinsic motivation also influences the level of learning outcomes.

Keywords — Clustering, Mathematics Learning Outcomes, K-Means Clustering Algorithm



1. PENDAHULUAN

Matematika memiliki peran penting pada bidang komputer. Matematika memberikan landasan teoretis bagi orang yang bekerja pada bidang komputer. Selain itu, seorang ahli komputer juga menggunakan konsep matematika sebagai alat analitik serta alat untuk mengatasi masalah komputasi tertentu. Matematika menyediakan

kerangka kerja untuk penalaran tentang komputasi sehingga masalah komputasi tersebut dapat terselesaikan [1]. Seseorang yang membuat algoritma atau desain tertentu, memerlukan beberapa kemampuan untuk menerapkan teknik matematika secara mandiri, dan pada spektrum matematika tingkat tinggi, mereka akan mengimplementasikan algoritma tersebut serta menganalisis hasil implementasinya secara lebih mendalam dengan kemampuan matematikanya [2]. Selain itu, matematika merupakan ilmu paling dasar dalam ilmu komputer. Matematika memberikan landasan sistematis untuk matakuliah-matakuliah lain di informatika [3], [4]. Mahasiswa yang mengambil matakuliah seperti algoritma, struktur data, basis data, jaringan komputer, keamanan komputer, sistem operasi, dan lain sebagainya akan menemui kesulitan jika tidak memiliki landasan matematika yang baik [5]. Mengingat pentingnya matematika dalam bidang komputer ini, maka pada kurikulum Program Studi Teknik Informatika Unisba Blitar, matematika diintegrasikan pada beberapa matakuliah dasar, yaitu logika informatika, matematika komputasi, matematika komputasi lanjut, serta statistika. Melalui matakuliah-matakuliah ini, diharapkan mahasiswa memiliki kemampuan bernalar yang sistematis dan algoritmis dalam menerapkan konsep matematika untuk menyelesaikan permasalahan pada bidang informatika.

Kemampuan mahasiswa dalam menerapkan konsep matematika untuk penyelesaian masalah dibidang komputer salah satunya terlihat pada proses penyelesaian penelitian skripsi. Penelitian yang dilakukan mahasiswa tentunya disesuaikan dengan peminatan yang diambil sedemikian sehingga ia mampu menerapkan matakuliah-matakuliah yang telah ditempuh sesuai bidang peminatan. Pada prodi teknik informatika Unisba Blitar, terdapat dua jenis peminatan, yaitu peminatan sistem cerdas dan peminatan rekayasa perangkat lunak. Dua jenis peminatan tersebut sama-sama membutuhkan peran matematika, walaupun dengan tingkat kompleksitas yang berbeda. Namun fakta dilapangan menunjukkan bahwa mahasiswa, belum dapat menggunakan konsep matematika dengan optimal. Berdasarkan hasil observasi dan wawancara yang telah dilakukan pada Kaprodi, Dosen pengajar prodi TI, serta beberapa mahasiswa prodi TI, diperoleh informasi bahwa: 1) mahasiswa tidak dapat menerapkan konsep matematika ketika melakukan pengolahan data pada penelitian; 2) mahasiswa belum memahami proses matematis yang mendasari berbagai algoritma, misal perhitungan pada algoritma *fuzzy*, algoritma Dijkstra, algoritma *neural network*, algoritma *K-Nearest Neighbour*, dan lain sebagainya; 3) pada mahasiswa yang mengambil peminatan sistem cerdas, mereka sering mengambil tema penelitian yang kurang sesuai dengan peminatan yang diambil dengan alasan tidak begitu menguasai algoritma pemrograman atau ingin membuat penelitian tanpa harus melibatkan penggunaan algoritma tertentu, 4) dari sudut pandang mahasiswa, matematika masih dianggap sebagai ilmu atau pelajaran yang sulit untuk dikuasai.

Berdasarkan temuan ini, peneliti melakukan penelusuran lebih lanjut pada proses pemilihan peminatan mahasiswa. Proses pemilihan peminatan pada RPL atau SC seharusnya dilakukan dengan mempertimbangkan nilai KHS mahasiswa pada matakuliah-matakuliah yang berhubungan dengan peminatan tersebut. Namun, berdasarkan hasil observasi dan wawancara pada dosen wali dan mahasiswa pada FTI Unisba, pemilihan peminatan dilakukan tanpa mempertimbangan nilai matakuliah dasar, khususnya matakuliah dasar yang berhubungan dengan kemampuan matematika. Untuk peminatan Sistem Cerdas hanya mempertimbangan nilai Sistem Basis Data, Analisa dan Perancangan Sistem, Kecerdasan Buatan, dan Sistem Pendukung Keputusan. Sementara pada peminatan Rekayasa Perangkat Lunak hanya mempertimbangkan matakuliah Pemrograman Berorientasi Objek, Rekayasa Perangkat Lunak, Pemrograman Web, dan Pengantar E-Business. Padahal, hasil belajar pada matakuliah dasar, khususnya matakuliah yang berhubungan dengan matematika, harusnya juga digunakan untuk membuat pertimbangan kecenderungan peminatan mahasiswa mengingat kemampuan matematis sangat diperlukan oleh seorang ahli komputer [2]. Berdasarkan informasi terlihat bahwa pengarah peminatan untuk mahasiswa masih membutuhkan informasi pendukung yang mampu memberikan arahan lebih detail tentang kemampuan mahasiswa. Informasi pendukung dapat diperoleh salah satunya melalui klasterisasi hasil belajar matematika dengan memanfaatkan algoritma klasterisasi serta data-data yang relevan dengan klasterisasi.

Dari data Siakad, diketahui bahwa inputan mahasiswa prodi teknik informatika tidak hanya dari SMA, tetapi juga dari SMK dan MA. Selama dalam jenjang pendidikan sekolah menengah atas tersebut, siswa juga masuk dalam beberapa penjurusan. Pada jenjang SMA, umumnya terdapat penjurusan IPA dan IPS, sementara pada jenjang SMK terdapat penjurusan Teknik Komputer dan Jaringan (TKJ), Teknik Permesinan (TPM), Teknik Kendaraan Ringan Otomotif (TKRO) dan lain sebagainya. Latar belakang asal sekolah dan penjurusan mahasiswa saat di jenjang sekolah menengah atas ternyata berpengaruh pada kemampuan belajar mahasiswa khususnya kemampuan dalam belajar matematika. Hasil penelitian menunjukkan bahwa siswa lulusan SMA memiliki kemampuan panalaran matematis lebih baik daripada siswa lulusan SMK [6]. Selain itu hasil belajar matematika untuk siswa lulusan SMA pun menunjukkan hasil lebih baik dari siswa lulusan SMK [7]. Secara lebih detail, siswa SMA dengan jurusan IPA menunjukkan hasil belajar matematika lebih baik dari siswa jurusan IPS [8]. Ini artinya, asal sekolah serta jenis penjurusan memiliki pengaruh pada hasil belajar matematika siswa.

Berdasarkan identifikasi masalah tersebut, maka akan dilakukan klasterisasi hasil belajar matematika mahasiswa untuk mengklasifikasikan hasil belajar matematika mahasiswa dengan atribut yang digunakan adalah data asal sekolah, jurusan saat di sekolah menengah atas, serta hasil belajar mahasiswa pada matakuliah yang menerapkan kemampuan dasar matematika. Klasterisasi akan dilakukan dengan algoritma *K-means Clustering* [9]. Algoritma *K-means Clustering* merupakan salah satu metode *cluster analysis* non hirarki yang digunakan untuk membagi objek dalam satu atau lebih *cluster* berdasarkan karakteristik tertentu [10]. Objek dengan

karakteristik yang sama atau hampir sama akan dikelompokkan pada *cluster* yang sama. Sementara objek dengan karakteristik berbeda akan dikelompokkan pada *cluster* lain [11]. Beberapa penelitian telah dilakukan terkait penggunaan algoritma *K-Means Clustering* sebagai metode klasterisasi pada hasil belajar siswa. Melalui algoritma *K-Means Clustering*, diperoleh klasterisasi pada hasil belajar siswa yang dapat memberikan informasi terkait prestasi akademik siswa dengan kategori sangat baik, baik, cukup baik, dan kurang baik [12]. Hasil klasterisasi akan mempermudah pihak sekolah untuk melakukan pengarahan dan pembinaan pada siswa agar mampu meningkatkan hasil belajarnya. Penelitian lain menyatakan bahwa algoritma *K-Means Clustering* merupakan algoritma yang sederhana dan efektif untuk menyelesaikan masalah pengelompokan hasil ujian nasional siswa sedemikian sehingga diperoleh informasi yang bermanfaat bagi pengguna kebijakan dalam proses pengambilan keputusan [13]. Hasil penelitian ini sejalan oleh hasil penelitian serupa yang menyatakan bahwa algoritma *K-Means clustering* efektif untuk melakukan klasterisasi pada data akademik siswa sehingga hasil klasterisasi dapat dijadikan sebagai dasar untuk penentuan kelas yang sesuai pada tunagrahita [14]. Penelitian lain terkait penerapan algoritma *K-Means clustering* adalah penerapan algoritma tersebut untuk penentuan siswa unggulan. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma *K-Means clustering* terbukti efektif dan juga lebih hemat waktu dalam proses klasterisasinya [15]. Penelitian terakhir yang mendukung dan menjadi dasar dipilihnya algoritma *K-Means clustering* adalah penelitian tentang pengelompokan diskusi panel siswa berdasarkan hasil belajarnya. Pengelompokan menggunakan dua algoritma yaitu *K-Means clustering* dan *Fuzzy C-means*. Hasil penelitian menyatakan bahwa algoritma *K-Means clustering* merupakan metode terbaik untuk pengelompokan diskusi panel berdasarkan perbandingan rasio simpangan baku [16].

Berdasarkan uraian masalah, kajian teori serta kajian empiris tentang klasterisasi dengan algoritma *K-Means clustering* maka akan dilakukan penelitian untuk mengklasterisasikan hasil belajar matematika mahasiswa dengan harapan bahwa hasil klasterisasi dapat dijadikan sebagai informasi untuk dosen pengampu matakuliah matematika terkait dominasi hasil belajar matematika sesuai dengan klasternya. Selain itu, hasil klasterisasi juga dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk dosen pembimbing akademik ketika memberikan arahan pada mahasiswa bimbingan dalam mengambil peminatan yang sesuai dengan pencapaian prestasi belajarnya. Kaprodi atau pihak fakultas pun dapat menggunakan hasil klasterisasi ini untuk mengambil kebijakan pada penyaringan mahasiswa baru, dalam rangka menjangkau kualitas inputan mahasiswa yang memiliki kemampuan matematis mumpuni untuk menempuh studi selama 4 tahun pada prodi teknik informatika Unisba Blitar.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian Klasterisasi Hasil Belajar Matematika dengan Algoritma *K-Means Clustering* dilaksanakan dengan metode deskriptif kuantitatif. Penelitian ini akan mendeskriptifkan, meneliti, dan menjelaskan proses sampai dengan hasil dari klasterisasi hasil belajar matematika mahasiswa. Algoritma *K-Means Clustering* digunakan dalam penelitian ini sebagai alat untuk melakukan klasterisasi pada data hasil belajar matematika mahasiswa. Selanjutnya, hasil klasterisasi akan analisis menggunakan statistika deskriptif untuk mendapatkan informasi tentang rata-rata hasil belajar serta kecenderungan data yang muncul pada setiap *cluster* [17].

Data hasil belajar matematika yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Siakad FTI Unisba Blitar. Data hasil belajar matematika yang digunakan adalah data hasil belajar pada matakuliah yang berhubungan dengan konsep matematika, yang telah ditempuh mahasiswa angkatan 2021, yaitu matakuliah matematika komputasi, matakuliah matematika komputasi lanjut, matakuliah logika informatika, serta matakuliah statistika. Pemilihan mahasiswa angkatan 2021 karena mereka merupakan mahasiswa semester 4 dan akan memilih bidang peminatan pada semester 5 yang akan datang. Banyak data yang diklasterisasi sejumlah 51 data. Selain data hasil belajar, data asal sekolah dan data peminatan mahasiswa ketika di sekolah asal, juga akan dijadikan sebagai variabel klasterisasi. Adapun langkah algoritma *K-Means Clustering* yang akan dilakukan yaitu sebagai berikut [18].

- a) Penentuan jumlah *cluster*

Jumlah *cluster* pada penelitian ini ditentukan dengan rumus sebagai berikut [19].

$$k \approx \sqrt{n/2} \dots\dots\dots (1)$$

dengan k adalah banyak *cluster* dan n adalah banyak data yang digunakan

- b) Pemilihan pusat *cluster* secara acak
- c) Perhitungan jarak antar data dan pusat *cluster*

Jarak antara data dengan pusat *cluster* ditentukan dengan *Euclidean Distance* dengan persamaan sebagai berikut.

$$D_{(i,j)} = \sqrt{(X_{1i} - X_{1j})^2 + (X_{2i} - X_{2j})^2 + \dots + (X_{ki} - X_{kj})^2} \dots\dots\dots (2)$$

dengan:

$D_{(i,j)}$ adalah jarak data ke- i ke pusat *cluster* j

X_{ki} adalah data ke- i pada atribut data ke- k

- X_{kj} adalah titik pusat ke- j pada atribut data ke- k
- d) Penempatan data pada *cluster* terdekat
 - e) Penentuan kembali pusat *cluster* baru
 - f) Perhitungan kembali jarak antar data dengan pusat *cluster* baru sebagaimana langkah (c)
 - g) Pengulangan pada penentuan pusat *cluster* dan penempatan data dalam *cluster* hingga tidak ada perubahan pada pusat *cluster*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan uraian identifikasi masalah, maka telah dilakukan penelitian yang bertujuan untuk mengklusterisasi hasil belajar matematika pada mahasiswa prodi teknik informatika, Unisba Blitar. Klusterisasi menggunakan algoritma *K-means clustering* dengan *dataset* yang digunakan terlampir pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. *Dataset* Awal

Data	Tipe Data	Keterangan
Asal Sekolah	Nominal	Jenis sekolah asal mahasiswa
Penjurusan	Nominal	Jenis jurusan mahasiswa ketika di sekolah asal
Nilai Matematika Komputasi	Numerik	Hasil nilai akhir matakuliah Matematika Komputasi
Nilai Matematika Komputasi Lanjut	Numerik	Hasil nilai akhir matakuliah Matematika Komputasi Lanjut
Nilai Logika Informatika	Numerik	Hasil nilai akhir matakuliah Logika Informatika
Nilai Statistika	Numerik	hasil nilai akhir matakuliah Statistika

Selanjutnya, dilakukan proses seleksi untuk memperoleh atribut-atribut yang diperlukan pada proses klusterisasi. Atribut yang digunakan meliputi asal sekolah mahasiswa, jurusan mahasiswa di sekolah asal, nilai akhir matakuliah logika informatika, nilai akhir matakuliah statistika, nilai akhir matakuliah matematika komputasi, dan nilai akhir matakuliah matematika komputasi lanjut. Secara lebih detail, atribut-atribut yang digunakan terlampir pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Data Asal Sekolah, Jurusan, dan Hasil Belajar Matematika

Nama Mahasiswa	Asal Sekolah	Jurusan Asal Sekolah	Nilai Logika Informatika	Nilai Statistika	Nilai Matematika Komputasi	Nilai Matematika Komputasi Lanjut
ADW	SMA	IPS	78,1	79,8	79,1	75,1
ARIS	SMK	TKJ	78,9	80,2	78,1	82,1
AP	SMA	IPS	83,3	85,8	80,9	83,3
AN	SMK	TKJ	82,4	91,6	92,4	89,4
AR	SMK	TPM	77,4	86,9	80,2	90,5
BAW	SMA	IPA	76,7	86,5	78,0	87,3
BMA	MA	IPA	79,4	86,8	91,0	90,4
BS	SMK	TPM	85,2	79,6	86,8	77,7
BDP	SMK	TB	83,7	79,7	80,4	81,6
BNA	SMA	IPA	85,0	90,3	86,5	90,3
CY	SMA	IPS	85,0	91,6	85,3	85,3
CRKP	SMK	TKJ	77,4	83,7	83,2	79,3
DFNS	SMK	DPIB	79,0	82,3	83,3	86,5
DAP	SMK	TKJ	77,2	83,4	80,8	80,7
ERVS	SMK	TKRO	81,0	89,7	87,6	90,5
FARP	SMA	IPA	75,1	77,4	78,3	83,0
GSAW	SMK	TKJ	77,6	77,4	84,2	75,0
HA	SMK	TKJ	82,0	80,7	77,3	89,2
HR	SMK	PNRB	83,2	85,6	76,2	83,6
HSP	SMK	RPL	79,2	89,3	81,8	89,2
IAW	SMK	TKJ	80,6	85,1	83,7	84,3
IWS	SMA	IPS	85,6	75,3	77,7	75,6
KDA	SMK	TKJ	75,1	85,9	83,3	78,2
KYN	SMK	TKJ	81,2	85,1	86,2	87,0
KKPD	SMA	IPS	75,8	86,9	84,4	86,0
KHL	SMA	IPA	81,2	76,8	85,2	75,4
M	SMK	TKJ	85,3	89,2	83,6	92,6
MTR	SMA	IPA	81,0	76,8	76,5	92,4
MRK	SMK	TKJ	75,6	79,9	85,2	79,3
MATI	SMA	IPA	75,2	85,0	88,0	89,5
MHNF	SMA	IPA	79,6	85,8	87,4	87,0
MN	SMK	TKJ	85,3	92,3	90,7	90,1

Nama Mahasiswa	Asal Sekolah	Penjurusan Asal Sekolah	Nilai Logika Informatika	Nilai Statistika	Nilai Matematika Komputasi	Nilai Matematika Komputasi Lanjut
MAFZ	SMK	TKJ	79,6	85,4	88,5	78,2
MAY	SMK	TKJ	85,2	91,8	90,0	86,8
MKNF	SMA	IPA	75,0	53,8	79,0	75,4
MIA	MA	IPA	78,2	82,8	81,9	80,7
MRR	SMA	IPS	85,1	90,1	85,4	92,7
MSA	SMA	IPA	70,9	75,9	76,6	75,1
MYIR	MA	IPA	85,1	89,0	84,9	86,9
NRC	SMA	IPA	77,4	89,2	85,7	78,8
NPA	SMK	DPIB	85,4	82,2	83,2	75,4
NGBF	SMA	IPA	81,6	85,4	86,0	76,4
NRZ	MA	IPS	75,2	85,6	83,3	76,2
NMT	MA	IPA	80,0	89,7	82,8	86,9
PR	MA	IPA	85,2	85,2	86,7	75,3
RBAN	SMK	TKJ	77,0	85,1	82,2	82,3
RKP	SMA	IPA	79,0	89,8	85,8	88,5
RM	SMK	RPL	79,4	90,3	84,6	91,8
VN	SMK	TKJ	85,2	89,5	90,4	86,3
YOP	SMK	TKJ	80,0	83,4	84,9	83,9
YGP	SMK	TPM	85,4	85,6	83,6	76,0

Untuk melakukan pengolahan data dengan algoritma *K-Means clustering*, maka data yang berjenis nominal akan diinisialisasikan dalam bentuk angka, seperti terlampir pada Tabel 3 dan Tabel 4 berikut ini.

Tabel 3. Inisialisasi Data Asal Sekolah

Asal Sekolah	Frekuensi	Inisial
Sekolah Menengah Atas (SMA)	18	1
Sekolah Menengah Kejuruan (SMK)	27	2
Madrasah Aliyah (MA)	6	3

Tabel 4. Inisialisasi Data Penjurusan Mahasiswa pada Asal Sekolah

Penjurusan	Frekuensi	Inisial
Ilmu Pengetahuan Alam (IPA)	17	1
Ilmu Pengetahuan Sosial (IPS)	7	2
Teknik Komputer dan Jaringan (TKJ)	17	3
Teknik Permesinan (TPM)	3	4
Teknik Kendaraan Ringan Otomotif (TKRO)	1	5
Desain Permodelan Interioir Bangunan (DPIB)	2	6
Tata Boga (TB)	1	7
Penerbangan (PTRB)	1	8
Rekayasa Perangkat Lunak (RPL)	2	9

Langkah selanjutnya adalah menentukan banyak *cluster* dengan mengacu pada Rumus (1) dan diperoleh banyak *cluster* yang digunakan adalah 5 *cluster*. Karena terdapat 5 *cluster*, maka dipilih 5 pusat *cluster* secara acak seperti terlampir pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Pusat *Cluster* Awal

Pusat <i>Cluster</i> awal	Nama Mahasiswa	Asal Sekolah	Penjurusan	Nilai Log. Info	Nilai Statistika	Nilai Mtk.Kom	Nilai Mtk.Kom Lanjut
C_1	ADW	1	2	78,1	79,8	79,1	75,1
C_2	BMA	3	1	79,4	86,8	91,0	90,4
C_3	YOP	2	3	80,0	83,4	84,9	83,9
C_4	BS	2	4	85,2	79,6	86,8	77,7
C_5	HSP	2	9	79,2	89,3	81,8	89,2

Berdasarkan pusat *cluster* (*centroid*) awal yang telah dipilih secara acak, selanjutnya ditentukan jarak setiap data terhadap 5 *centroid* tersebut seperti terlampir pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Hasil Iterasi ke-1 pada Proses Klusterisasi

Nama	Jarak ke Pusat					Jarak terdekat ke <i>cluster</i>
	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>	<i>Cluster 4</i>	<i>Cluster 5</i>	
ADW	0,0	20,8	11,3	11,0	18,6	C1

Nama	Jarak ke Pusat					Jarak terdekat ke cluster
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	
ARIS	7,2	16,9	7,8	11,7	13,5	C1
AP	11,6	13,2	5,9	10,7	10,7	C3
AN	23,2	6,3	12,7	17,9	12,8	C2
AR	17,2	11,4	9,3	18,0	6,2	C5
BAW	14,0	13,8	9,2	17,3	9,9	C3
BMA	20,8	0,0	9,9	16,6	12,5	C2
BS	11,0	16,6	9,1	0,0	17,7	C4
BDP	10,0	17,2	8,3	8,2	13,3	C4
BNA	21,1	8,2	11,1	16,9	11,1	C2
CY	18,1	10,8	9,8	14,5	10,8	C3
CRKP	7,2	14,2	5,5	9,7	13,1	C3
DFNS	13,0	11,0	4,5	11,8	8,2	C3
DAP	7,0	14,8	5,9	11,2	12,2	C3
ERVS	20,6	6,3	9,8	16,9	7,4	C2
FARP	8,9	18,1	10,4	14,7	16,6	C1
GSAW	5,8	19,5	10,9	8,8	19,7	C1
HA	14,8	15,5	9,9	15,3	11,8	C3
HR	13,3	18,2	10,8	14,3	9,7	C5
HSP	18,6	12,5	10,5	17,7	0,0	C5
IAW	11,9	10,0	2,2	10,3	9,1	C3
IWS	8,9	23,9	14,8	10,5	22,1	C1
KDA	8,7	15,2	8,1	12,5	13,7	C3
KYN	15,2	6,8	4,0	11,5	9,1	C3
KKPD	14,2	9,0	6,1	14,9	9,2	C3
KHL	7,6	19,2	11,0	6,5	20,7	C4
M	21,6	10,2	11,8	18,0	9,4	C5
MTR	18,0	17,9	13,9	18,9	16,2	C3
MRK	7,9	15,0	7,2	9,9	15,7	C3
MATI	18,0	5,9	8,5	16,7	11,7	C2
MHNF	15,7	5,5	5,2	12,9	10,7	C3
MN	23,9	8,4	13,5	18,2	12,7	C2
MAFZ	11,5	12,8	7,1	8,3	14,8	C3
MAY	21,3	8,8	11,6	15,6	12,3	C2
MKNF	26,3	38,6	31,8	29,1	39,3	C1
MIA	7,3	13,9	5,2	10,1	13,4	C3
MRR	22,4	9,2	12,3	18,5	10,5	C2
MSA	8,6	25,3	17,0	18,4	23,2	C1
MYIR	17,6	9,3	8,5	13,6	10,7	C3
NRC	12,1	13,3	8,5	12,9	13,8	C3
NPA	9,6	19,2	10,7	5,4	17,1	C4
NGBF	9,7	15,2	8,2	7,7	16,3	C4
NRZ	8,0	16,8	9,6	12,5	15,9	C1
NMT	16,1	9,4	7,7	15,5	8,5	C3
PR	11,9	16,8	10,6	6,9	18,3	C4
RBAN	9,6	12,5	4,7	11,9	10,3	C3
RKP	18,0	6,6	8,4	16,4	9,0	C2
RM	21,7	11,0	12,2	19,4	4,0	C5
VN	19,9	8,0	10,0	13,6	12,4	C2
YOP	11,3	9,9	0,0	9,1	10,5	C3
YGP	10,6	17,6	10,0	7,0	16,0	C4

Dari hasil iterasi pertama dengan *centroid* awal diperoleh 5 *cluster* dengan banyak anggota pada *cluster* 1 sejumlah 8 data, *cluster* 2 sebanyak 10 data, *cluster* 3 sebanyak 21 data, *cluster* 4 sebanyak 7 data dan *cluster* 5 sebanyak 5 data. Selanjutnya ditentukan *centroid* baru untuk iterasi ke-1 dengan cara menentukan nilai rata-rata pada masing-masing atribut pada setiap *cluster* kemudian menentukan jarak setiap data terhadap *centroid* baru dengan hasil seperti terlampir pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. *Centroid* dan Hasil Iterasi 1

	Centroid						Banyak Anggota Cluster
Cluster 1	1,5	1,9	77,1	75,7	79,5	77,2	7
Cluster 2	1,7	2,3	82,3	89,7	88,8	89,4	12
Cluster 3	1,8	2,3	79,4	85,0	83,2	84,0	20
Cluster 4	1,9	3,4	84,0	82,0	84,6	76,8	8
Cluster 5	2,0	6,6	80,9	88,3	81,3	89,5	4

Berdasarkan hasil iterasi ke-1 pada Tabel 7, dapat dilihat bahwa terjadi perubahan banyak anggota pada setiap *cluster*. Hal ini disebabkan adanya 8 perpindahan data, yaitu: (1) 2 data pada *cluster 1* berpindah ke *cluster 3*; (2) 4 data pada *cluster 3* berpindah ke *cluster 1*, *cluster 2*, dan *cluster 4*; (3) 1 data pada *cluster 5* berpindah ke *cluster 2*; dan (4) 1 data pada *cluster 2* berpindah ke *cluster 3*. Karena terjadi perpindahan data, maka dilakukan iterasi ke-2 dengan *centroid* baru dari hasil iterasi ke-1, dengan hasil seperti pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. *Centroid* dan Hasil Iterasi 2

	Centroid						Banyak Anggota Cluster
<i>Cluster 1</i>	1,3	1,9	76,8	74,2	80,0	76,9	6
<i>Cluster 2</i>	1,8	2,3	83,6	90,1	87,8	89,1	12
<i>Cluster 3</i>	1,8	2,3	78,5	84,4	82,6	84,1	21
<i>Cluster 4</i>	1,9	3,4	83,4	82,5	85,1	77,0	8
<i>Cluster 5</i>	2,0	7,5	79,8	88,0	80,7	88,8	4

Berdasarkan hasil iterasi ke-2 pada Tabel 8, dapat dilihat bahwa hanya terjadi sedikit perubahan pada banyak anggota *cluster*, yaitu pada *cluster 1* dan *cluster 3*. Hal ini disebabkan adanya 1 perpindahan data dari *cluster 1* ke *cluster 3*. Sementara, pada *cluster 2*, *cluster 4*, dan *cluster 5*, tidak terjadi perpindahan data sehingga banyak anggota *cluster* tetap. Karena masih terdapat perubahan data, maka dilakukan iterasi ke-3 dengan *centroid* baru dari hasil iterasi ke-2, dengan hasil seperti pada Tabel 9 berikut.

Tabel 9. *Centroid* dan Hasil Iterasi 3

	Centroid						Banyak Anggota Cluster
<i>Cluster 1</i>	1,2	1,7	77,1	73,3	79,2	76,5	6
<i>Cluster 2</i>	1,8	2,3	83,6	90,1	87,8	89,1	12
<i>Cluster 3</i>	1,8	2,3	78,4	84,2	82,7	83,8	21
<i>Cluster 4</i>	1,9	3,4	83,4	82,5	85,1	77,0	8
<i>Cluster 5</i>	2,0	7,5	79,8	88,0	80,7	88,8	4

Berdasarkan hasil iterasi ke-3 pada Tabel 9, dapat dilihat bahwa tidak terjadi perpindahan data sehingga banyak anggota pada setiap *cluster* tetap. Karena pergerakan data telah berhenti maka proses iterasi pun dihentikan dan diperoleh *centroid* akhir serta anggota tiap *cluster*, sebagaimana terlampir pada Tabel 10 dan Tabel 11 berikut.

Tabel 10. *Centroid* Akhir pada tiap *Cluster* dan Atribut

Centroid	Atribut					
	Asal Sekolah	Penjurusan	Log.Info	Statistika	Mtk.Komp	Mtk. Komp. Lanjut
<i>Cluster 1</i>	1,2	1,7	77,1	73,3	79,2	76,5
<i>Cluster 2</i>	1,8	2,3	83,6	90,1	87,8	89,1
<i>Cluster 3</i>	1,8	2,3	78,4	84,2	82,7	83,8
<i>Cluster 4</i>	1,9	3,4	83,4	82,5	85,1	77,0
<i>Cluster 5</i>	2,0	7,5	79,8	88,0	80,7	88,8

Tabel 11. Hasil Akhir Klasterisasi

Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
ADW	AN	ARIS	MRK	BDP
FARP	BMA	AP	MATI	KHL
GSAW	BNA	BAW	MHNF	MAFZ
IWS	CY	CRKP	MIA	NPA
MKNF	ERVS	DFNS	NRC	NGBF
MSA	M	DAP	NRZ	PR
	MN	HA	NMT	YGP
	MAY	IAW	RBAN	
	MRR	KDA	YOP	
	MYIR	KYN		
	RKP	KKPD		
	VN	MTR		
6 mahasiswa	12 mahasiswa	21 mahasiswa	7 mahasiswa	4 mahasiswa

Langkah selanjutnya setelah proses klasterisasi adalah melakukan analisis deskriptif pada setiap *cluster* untuk mendapatkan gambaran detail tentang hasil belajar matematika mahasiswa. Analisis deskriptif dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata hasil belajar pada setiap matakuliah serta nilai rata-rata hasil belajar keseluruhan pada setiap *cluster*. Sementara, nilai modus akan digunakan untuk melihat dominasi pada atribut asal sekolah serta penjurusan. Hasil analisis deskriptif secara lengkap dapat dilihat pada Tabel 12 dan Tabel 13 berikut.

Tabel 12. Analisis Deskriptif Hasil Belajar pada Tiap Cluster

Cluster	Nilai Rata-Rata Matakuliah			
	Logika Informatika	Statistika	Matematika Komputasi	Matematika Komputasi Lanjut
Cluster 1	77,05	73,25	79,15	76,54
Cluster 2	83,08	88,84	87,13	88,17
Cluster 3	78,40	84,23	82,72	83,83
Cluster 4	83,41	82,46	85,05	76,98
Cluster 5	79,80	88,03	80,70	88,78

Tabel 13. Analisis Deskriptif Hasil Belajar Keseluruhan

Keterangan	Cluster				
	1	2	3	4	5
Banyak mahasiswa	6	12	21	8	4
Rata-rata hasil belajar matematika	76,50	86,81	82,83	81,98	84,33
Dominasi asal sekolah	SMA (83,33%)	SMK (50%)	SMK (52,38%)	SMK (62,5%)	SMK (100%)
Dominasi penjurusan	IPA (50%)	TKJ (41,67%)	TKJ (47,62%)	IPA (37,5%)	RPL (50%)

Pada Tabel 12 dapat dilihat bahwa pada cluster 1 dan cluster 4, rata-rata hasil belajar paling tinggi adalah pada matakuliah Matematika Komputasi, yaitu 79,15 dan 85,05. Pada cluster 2 dan cluster 4, rata-rata hasil belajar paling tinggi adalah matakuliah statistika, yaitu 88,84 dan 84,23. Sementara pada cluster 5, rata-rata hasil belajar paling tinggi adalah pada matakuliah matematika komputasi lanjut, yaitu 88,78. Untuk nilai rata-rata terendah pada masing-masing cluster, matakuliah Logika Informatika merupakan matakuliah dengan rata-rata terendah pada 3 cluster, yaitu cluster 2, cluster 3 dan cluster 5. Pada cluster 1, nilai rata-rata terendah adalah matakuliah Statistika dan pada cluster 5 nilai rata-rata terendah adalah matakuliah Matematika Komputasi Lanjut. Berdasarkan nilai rata-rata ini, terlihat bahwa dari sebagian besar cluster, matakuliah Logika Informatika adalah matakuliah dengan nilai rata-rata terendah sementara matakuliah Statistika dan Matematika Komputasi adalah matakuliah dengan nilai rata-rata tertinggi.

Jika dilihat dari rata-rata hasil belajar secara keseluruhan pada Tabel 13, terlihat bahwa rata-rata hasil belajar matematika paling tinggi adalah cluster 2 dengan nilai rata-rata 86,81 dan nilai rata-rata terendah adalah cluster 1 dengan nilai rata-rata 76,50. Untuk asal sekolah yang mendominasi, pada sebagian besar cluster terlihat bahwa mahasiswa terbanyak adalah mahasiswa dari lulusan SMK dengan persentase sebesar 41,67% pada cluster 2 dan 47,62% pada cluster 3. Hasil ini sangat wajar sebab dari data keseluruhan terlihat bahwa pada prodi Teknik Informatika Unisba Blitar untuk angkatan 2021, sebanyak 27 dari 51 mahasiswa atau sebesar 52,94% mahasiswa berasal dari SMK. Sementara untuk data penjurusan, terdapat 2 penjurusan yang mendominasi, yaitu penjurusan TKJ pada cluster 2 dan cluster 3 serta penjurusan IPA pada cluster 1 dan cluster 4. Hal ini sesuai dengan data keseluruhan bahwa dari 51 mahasiswa, jumlah mahasiswa yang berasal dari penjurusan TKJ dan IPA adalah sama yaitu 17 mahasiswa atau sebesar 33,33%.

Selain itu, pada cluster 4 terdapat nilai modus yang bertolak belakang, yaitu meskipun sebagian besar mahasiswa anggota cluster merupakan lulusan SMK namun penjurusan yang dominan adalah penjurusan IPA. Padahal, pada SMK tidak terdapat penjurusan IPA. Hal ini terjadi karena 5 dari 8 mahasiswa yang berasal dari SMK berasal dari berbagai penjurusan, yaitu 1 mahasiswa dari penjurusan Teknik Komputer Jaringan, 2 mahasiswa dari penjurusan Teknik Permesinan, 1 mahasiswa dari penjurusan Desain Permodelan Interior Bangunan, dan 1 mahasiswa dari penjurusan Tata Boga. Sementara 3 mahasiswa tersisa berasal dari penjurusan IPA walaupun asal sekolah dari SMA dan MA.

Selanjutnya, dari data pada Tabel 12 dan tabel 13, terdapat temuan bahwa pada prodi Teknik Informatika Unisba Blitar, rata-rata hasil belajar matematika pada mahasiswa dengan asal sekolah SMA menunjukkan perolehan lebih rendah dari mahasiswa yang berasal dari lulusan SMK. Hasil ini berbeda dengan hasil penelitian yang dilakukan oleh [6] dan [7] yang menyatakan bahwa siswa SMA memiliki kemampuan matematis dan hasil belajar matematika lebih baik dari siswa lulusan SMK. Berdasarkan temuan ini, peneliti melakukan klarifikasi melalui wawancara pada mahasiswa yang berasal dari lulusan SMA terkait pencapaian hasil belajar matematika yang diperoleh. Berdasarkan hasil wawancara diperoleh informasi bahwa matematika dianggap sebagai matapelajaran sulit sejak mereka sekolah di jenjang sekolah menengah sehingga motivasi internal untuk belajar matematika rendah. Selain itu, pilihan untuk kuliah di prodi Teknik Informatika Unisba Blitar, bukan merupakan pilihan utama bagi sebagian mahasiswa tersebut. Asumsi sebagian mahasiswa bahwa pada jurusan teknik informatika mereka akan belajar tentang ilmu komputer dan pemrograman tanpa melibatkan matematika. Dari hasil wawancara ini, secara tidak langsung memperlihatkan bahwa salah satu faktor yang mempengaruhi rendahnya hasil belajar matematika pada mahasiswa yang berasal dari SMA dengan penjurusan IPA adalah adanya motivasi internal yang rendah untuk belajar matakuliah yang melibatkan konsep-konsep matematika serta minimnya pengetahuan tentang ilmu-ilmu yang menjadi dasar ilmu informatika [20], [21].

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil klasterisasi hasil belajar matematika dengan algoritma *K-Means Clustering* pada mahasiswa prodi teknik informatika, diperoleh 5 *cluster*, dengan urutan mulai dari nilai rata-rata tertinggi yaitu: 1) *cluster* 2 dengan nilai rata-rata hasil belajar matematika adalah 86,81; 2) *cluster* 5 dengan nilai rata-rata hasil belajar adalah 84,33; 3) *cluster* 3 dengan nilai rata-rata hasil belajar 82,82; 4) *cluster* 4 dengan nilai rata-rata hasil belajar adalah 81,98; dan 5) *cluster* 5 dengan nilai rata-rata hasil belajar adalah 76,50. Pada *cluster* dengan nilai rata-rata tertinggi, didominasi oleh mahasiswa yang berasal dari lulusan SMK dengan penjurusan Teknik Komputer Jaringan. Sementara, pada *cluster* dengan nilai terendah didominasi oleh mahasiswa yang berasal dari lulusan SMA dengan penjurusan IPA. Rendahnya hasil belajar matematika pada mahasiswa pada *cluster* 5 ini disebabkan oleh rendahnya motivasi instrinsik mahasiswa dalam belajar matematika serta minimnya pengetahuan tentang dasar-dasar ilmu informatika.

Melalui hasil klasterisasi ini, diharapkan dosen pembimbing akademik dapat memberikan arahan pada mahasiswa tentang upaya yang harus dilakukan untuk mencapai hasil belajar yang optimal, utamanya ketika mahasiswa akan mengambil matakuliah peminatan. Selain itu, untuk dosen pengampu matakuliah dasar, khususnya matakuliah yang menerapkan konsep matematika, hasil klasterisasi ini dapat digunakan sebagai bahan evaluasi untuk merancang desain pembelajaran yang sesuai dengan karakteristik dan kemampuan belajar mahasiswa.

5. SARAN

Penelitian hanya berfokus pada matakuliah yang menerapkan konsep matematika sebagai dasar utama untuk melakukan klasterisasi. Sehingga, perlu adanya perluasan atribut untuk mendapatkan informasi yang lebih akurat terkait hasil belajar mahasiswa secara keseluruhan yang dapat memberikan informasi detail tentang kecenderungan kemampuan mahasiswa berdasarkan peminatan yang disediakan oleh program studi. Dengan demikian, peluang keberhasilan mahasiswa untuk mengambil peminatan sesuai dengan kemampuannya akan membantu untuk mencapai hasil belajar yang maksimal.

Proses klasterisasi pada penelitian ini masih dilakukan melalui perhitungan manual secara matematis. Selain itu, karena pemilihan *centroid* awal dilakukan secara acak, maka apabila dilakukan perhitungan ulang dengan *centroid* awal berbeda, akan sangat memungkinkan terjadi iterasi lebih banyak. Tentunya hal ini tidak efektif apabila klasterisasi melibatkan lebih banyak data. Oleh karena itu, ada baiknya klasterisasi juga dilakukan dengan memanfaatkan aplikasi, misalnya WEKA, Rapid Miner, Rattle, Orange, dan sebagainya. Hasil klasterisasi dari aplikasi sekaligus dapat digunakan sebagai pembandingan, untuk dapat mengukur tingkat akurasi pengelompokan yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Z. Rahmadi, N. P. Sari, S. Juliana, dan B. Rahman, "Studi Literatur : Pembelajaran Matematika Menggunakan GeoGebra dalam Meningkatkan Kemampuan Penalaran Matematis Siswa," in *Seminar Nasional Matematika Dan Pendidikan Matematika UNY*, 2015, hal. 49–56.
- [2] D. Baldwin, H. M. Walker, dan P. B. Henderson, "The Roles of Mathematics in Computer Science," *ACM Inroads*, vol. 4, no. 4, hal. 74–80, 2013, doi: 10.1145/2537753.2537777.
- [3] N. Puspitasari, "Kontribusi Matematika Terhadap Ilmu Komputer di D3 Manajemen Informatika Politeknik Indonusa Surakarta," *J. Inf. Politek. Indones. Surakarta*, vol. 3, no. 2, hal. 18–25, 2016, [Daring]. Tersedia pada: <http://www.poltekindonusa.ac.id/wp-content/uploads/2017/01/6-norma-puspitasari.pdf>.
- [4] A. A. Firdaus, P. K. Nashiroh, dan Djuniadi, "Hubungan Nilai Matematika Dengan Prestasi Belajar Pemrograman Berorientasi Objek pada Siswa Kelas XII Jurusan RPL SMK Ibu Kartini Semarang," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, hal. 32–45, 2020, doi: 10.23887/janapati.v9i1.22680.
- [5] N. Rijati, "Peningkatan Efektifitas Pembelajaran Matematika Diskrit Dengan Metode Kooperatif Tipe STAD Berbasis TIK," *Techno. Com*, vol. 7, no. 3, hal. 53–60, 2008, [Daring]. Tersedia pada: http://ppm.dinus.ac.id/dokumen/majalah/Peningkatan_Efektifitas_Pembelajaran_Matematika_Diskrit_dengan_Metode_Kooperatif_Tipe_STAD_Berbasis_TIK.pdf.
- [6] S. Suharti, S. Sulasteri, dan H. Hairunnisa, "Analisis Kemampuan Penalaran dan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Mahasiswa Pendidikan Matematika Ditinjau Dari Asal Sekolah," *SJME (Supremum J. Math. Educ.)*, vol. 5, no. 1, hal. 11–21, 2021, doi: 10.35706/sjme.v5i1.4280.
- [7] Parhaini, "Pengaruh Asal Sekolah dan Jurusan Terhadap Hasil Belajar Pengantar Dasar Matematika Mahasiswa Fakultas Tarbiyah UIN Mataram," *HIKMAH*, vol. XIII, no. 2, hal. 177–198, 2017.

- [8] Aminullah dan Kusmianti, "Perbedaan Hasil Belajar Mahasiswa pada Matakuliah Matematika Antara Lulusan Sekolah Jurusan IPA dan Jurusan IPS," *J. Ganec Swara*, vol. 16, no. 1, hal. 1343–1347, 2022, doi: 10.35327/gara.v16i1.271.
- [9] E. U. Oti, M. O. Olusola, F. C. Eze, dan S. U. Enogwe, "Comprehensive Review of K-Means Clustering Algorithms," *Int. J. Adv. Sci. Res. Eng.*, vol. 7, no. 8, hal. 64–69, 2021, doi: 10.31695/ijasre.2021.34050.
- [10] J. A. Hartigan, "Direct Clustering of Data Matrix," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 67, no. 337, hal. 122–129, 1972.
- [11] V. E. Castro, "Why So Many Clustering Algorithms - A Position Paper," *SIGKDD Explor.*, vol. 4, no. 1, hal. 65–75, 2002, [Daring]. Tersedia pada: <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Why+so+many+clustering+algorithms#1>.
- [12] S. Anwar, T. Suprpti, G. Dwilestari, dan I. Ali, "Pengelompokan Hasil Belajar Siswa dengan Metode Clustering K-Means," *JURISISTEKNI (Jurnal Sist. Inf. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 2, hal. 60–72, 2022.
- [13] I. Suputra, I. Candiasa, dan I. Suryawan, "Klasterisasi Hasil Ujian Nasional SMA/MA dengan Algoritma K-Means," *Wahana Mat. dan Sains J. Mat. Sains, dan Pembelajarannya*, vol. 15, no. 1, hal. 22–30, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/JPM/article/view/25380>.
- [14] F. Harahap, "Perbandingan Algoritma K Means dan K Medoids Untuk Clustering Kelas Siswa Tunagrahita," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 2, no. 4, hal. 191–197, 2021.
- [15] A. Sulistiyawati dan E. Supriyanto, "Implementasi Algoritma K-means Clustering dalam Penentuan Siswa Kelas Unggulan," *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 2, hal. 25–36, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i2.1162.
- [16] S. S. P. Luka, I. M. Candiasa, dan K. Y. E. Aryanto, "Analisis Pembentukan Kelompok Diskusi Panel Siswa Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means Dan K-Means," *J. Pendidik. Teknol. dan Kejuru.*, vol. 16, no. 2, hal. 267–277, 2019, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/JPTK/article/download/18913/11418>.
- [17] Sugiyono, *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D*. Bandung : Alfabeta, 2013.
- [18] J. A. Hartigan dan M. A. Wong, "A K-Means Clustering Algorithm," *J. R. Stat. Soc. Ser. C (Applied Stat.)*, vol. 28, no. 1, hal. 100–108, 1979.
- [19] T. M. Kodinariya dan P. R. Makwana, "Review on Determining of Cluster in K-means," *Int. J. Adv. Res. Comput. Sci. Manag. Stud.*, vol. 1, no. 6, hal. 90–95, 2013, [Daring]. Tersedia pada: <https://www.researchgate.net/publication/313554124>.
- [20] Sugiyanto, M. Badaruddin, Herpratiwi, S. Untung, dan Sabarudin, "The Influence of Learning Motivation on the Learning Outcomes of Vocational Students at Lampung University," *Int. J. Adv. Sci. Technol.*, vol. 29, no. 5, hal. 133–140, 2020.
- [21] H. Habibullah, Y. Durahim, T. Pamungkas, M. L. I. Haryundari, dan R. Rusnila, "The Effect of Motivation on Students's Mathematics Learning Outcomes in the New Normal Era," *Jambura J. Math. Educ.*, vol. 3, no. 2, hal. 63–69, 2022, doi: 10.34312/jmathedu.v3i2.15114.