

Mengukur Tingkat Pemahaman Mahasiswa Pada Mata Kuliah Pemrograman dengan Algoritma K-Means Clustering

Measuring Students' Level of Understanding in Programming Courses with the K-Means Clustering Algorithm

Ninik Tri Hartanti

Universitas Amikom Jl.Ring Road Utara, Condong Catur Yogyakarta, telp (0274) 884201
Sistem Informasi, Universitas Amikom, Yogyakarta
e-mail: ninik.t@amikom.ac.id

Abstrak

Mata kuliah pemrograman terstruktur merupakan salah satu mata kuliah yang harus ditempuh oleh mahasiswa semester dua di Universitas Amikom Yogyakarta. Mata kuliah tersebut merupakan mata kuliah prasyarat untuk mata kuliah struktur data di semester empat, sehingga diperlukan bahan evaluasi atas hasil proses pembelajaran. Hasil tersebut identik dengan kemampuan mahasiswa dalam memahami materi mata kuliah selama masa pembelajaran, sehingga hasil evaluasi diperlukan guna menentukan layak tidaknya mahasiswa melanjutkan ke semester berikutnya. Tujuan penelitian adalah untuk mengukur tingkat pemahaman mahasiswa dalam menerima materi pemrograman. Adapun metode penelitian dilakukan dengan menerapkan metode Elbow dan algoritma K-Means clustering, sehingga akan terbentuk kelompok dari setiap kelas yang dapat ditentukan kategorinya berdasarkan tingkat kemampuan mahasiswa. Proses clustering melibatkan 5 kriteria, yaitu nilai tugas, UTS, UAS, Final Project dan kehadiran. Jumlah cluster yang ditentukan adalah 3, cluster1 untuk nilai rata-rata tertinggi, cluster2 nilai rata-rata cukup, dan cluster3 untuk nilai rata-rata terendah. Berdasarkan hasil perhitungan dengan K-Means clustering, dihasilkan bahwa di cluster1 terdapat 17 mahasiswa di kelas A dan B, serta 18 mahasiswa di kelas C. Kemudian di cluster3 terdapat 5 mahasiswa di kelas A, 7 mahasiswa di kelas B dan 9 mahasiswa di kelas C.

Kata kunci— K-Means, clustering, evaluasi, final project

Abstract

The structured programming course is one of the courses that must be taken by second semester students at Amikom University Yogyakarta. This course is a prerequisite course for the data structure course in the fourth semester, so evaluation materials are needed for the results of the learning process. These results are identical to the student's ability to understand the course material during the learning period, so the evaluation results are needed to determine whether or not students are eligible to continue to the next semester. The purpose of the study was to measure the level of understanding of students in receiving programming material. The research method is carried out by applying the Elbow method and the K-Means clustering algorithm, so that a group will be formed from each class whose category can be determined based on the level of student ability. The clustering process involves 5 criteria, namely assignment scores, UTS, UAS, Final Project and attendance. The number of clusters determined is 3, cluster1 for the highest average value, cluster2 for the average value enough, and cluster3

for the lowest average value. Based on the results of calculations using K-Means clustering, it was found that in cluster1 there were 17 students in class A and B, and 18 students in class C. Then in cluster3 there were 5 students in class A, 7 students in class B and 9 students in class C.

Keywords— K-Means, clustering, evaluasi, final project

1. PENDAHULUAN

Proses pembelajaran di semua jenjang pendidikan, tidak akan pernah lepas dari tahap evaluasi pembelajaran. Pada tahap evaluasi inilah terdapat tahapan untuk mengukur dan menilai atas kemampuan siswa [1]. Evaluasi dalam pendidikan dan pengajaran merupakan proses kegiatan yang bertujuan untuk memperoleh informasi tentang hasil belajar siswa dan mengolahnya menjadi nilai berupa data kualitatif atau kuantitatif sesuai dengan standar tertentu, kemudian hasilnya dapat digunakan untuk membuat keputusan di bidang pendidikan dan pengajaran [2]. Evaluasi akan dapat memotivasi siswa untuk lebih keras, tekun dalam belajar dan juga dapat memotivasi pendidik untuk lebih meningkatkan kualitas dalam proses pembelajaran, serta mendorong pengelola pendidikan untuk lebih meningkatkan fasilitas dan kualitas belajar siswa [3]. Kegiatan belajar mengajar tidak akan pernah lepas dari mata kuliah dan *goal* atau tujuan dari mata kuliah tersebut. Sehingga diharapkan mahasiswa memahami konsep dasar mata kuliah yang diberikan tersebut dan di semester selanjutnya mahasiswa sudah mahir bahkan mampu untuk lebih *explore* dalam implementasi materi mata kuliah yang bersangkutan. Pemrograman merupakan salah satu mata kuliah wajib di salah satu perguruan tinggi, Universitas Amikom Yogyakarta. Selain merupakan salah satu mata kuliah wajib, pemrograman merupakan mata kuliah prasyarat untuk semester berikutnya, sehingga dalam penentuan mata kuliah di semester berikutnya perlu dilakukan proses penilaian atau evaluasi. Proses evaluasi diperlukan untuk mengetahui sampai dimana kemampuan mahasiswa. Tak luput dari perlunya proses evaluasi, maka dosen pun diharapkan melakukan proses evaluasi dalam hal mata kuliah yang diampunya.

Hasil dari proses pembelajaran dalam sebuah mata kuliah bisa menentukan layak tidaknya mahasiswa untuk melanjutkan ke semester berikutnya, begitu juga dengan mata kuliah pemrograman terstruktur. Untuk dapat melanjutkan ke semester berikutnya tentu saja terdapat beberapa syarat, diantaranya mahasiswa harus dinyatakan lulus dalam mata kuliah prasyarat dari mata kuliah lainnya. Mata kuliah Pemrograman Terstruktur merupakan mata kuliah prasyarat untuk mata kuliah Struktur Data di semester genap berikutnya yaitu semester 4. Sehingga mahasiswa akan diperbolehkan mengikuti mata kuliah Struktur Data apabila nilai mata kuliah Pemrograman Terstruktur dinyatakan lulus. Oleh karena itu, diperlukan bahan evaluasi untuk menentukan layak tidaknya mahasiswa mengambil atau mengikuti mata kuliah struktur data di semester berikutnya. Adapun bahan untuk evaluasi didapatkan dari nilai mahasiswa semester 2 Tahun 2019-2020 dengan menerapkan salah satu metode optimasi *cluster* yaitu Elbow dan dilanjutkan dengan K-Means *clustering*.

Teknik *clustering* merupakan suatu proses untuk menganalisa data dalam membantu menyelesaikan permasalahan tentang pengelompokan data. K-Means *clustering* mempunyai kemampuan pada klasifikasi data dalam jumlah yang cukup besar, relatif cepat dan efisien. Dalam proses perhitungannya, K-Means mempunyai kekurangan, diantaranya adalah hasil pengelompokan berdasarkan proses perhitungannya akan tergantung pada penentuan awal titik pusat *cluster*, sehingga hasil perhitungan *clustering* dengan metode K-Means akan baik apabila ada ketepatan dalam menentukan titik pusat cluster [4]. K-Means *clustering* merupakan satu diantara banyak algoritma data mining yang diterapkan untuk menggali informasi yang ada

berdasarkan data-data yang telah terbentuk kemudian digunakan sebagai salah satu *tool* dalam pengambilan keputusan.

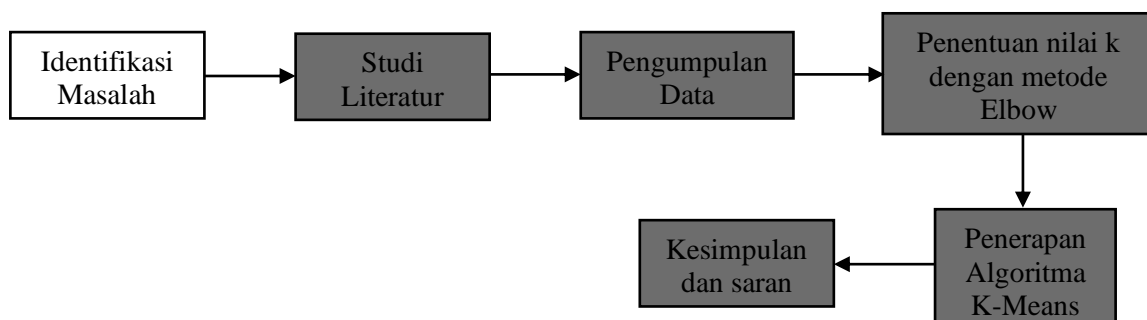
Penelitian tentang penerapan algoritma K-means telah dilakukan sebelumnya diantaranya adalah penelitian yang berjudul *Clustering Data Ujian Tengah Semester (UTS) Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means*, telah menerapkan algoritma K-Means *clustering* dengan proses *clustering* dilakukan pada nilai UTS mahasiswa di Universitas Muhammadiyah Jember tahun akademik 2015. Berdasarkan penelitian tersebut, memberikan hasil bahwa dosen dapat mengetahui sebaran mahasiswa dalam hal kompetensi akademik salah satunya adalah dengan pengelompokan nilai UTS, dan dihasilkan 3 *cluster* masing-masing adalah *cluster* UTS rendah, *cluster* UTS sedang dan *cluster* UTS tinggi [5]. K-Means *clustering* adalah merupakan salah satu teknologi *clustering* data yang dapat menunjukkan persamaan karakteristik dalam suatu kelompok sehingga akan menghasilkan informasi yang bermanfaat [6]. Penelitian selanjutnya dengan judul *Pengelompokan Siswa Berdasarkan Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Keberhasilan Siswa dalam Belajar Menggunakan Metode Clustering K-Means*. Adapun faktor-faktor yang digunakan adalah pendidikan orang tua, penghasilan orang tua, jenis tinggal, jarak tempat tinggal, alat transportasi ke sekolah, sikap siswa, minat dan nilai rata-rata siswa. Berdasarkan penelitian tersebut memberikan hasil berupa informasi untuk guru BK dalam pemahaman siswa [7].

Kemudian penelitian yang berjudul *Penerapan Data Mining Dalam Pengelompokan Data Nilai Siswa Untuk Penentuan Jurusan Siswa Pada SMA Tamora Menggunakan Algoritma K-Means Clustering*. Dalam penelitian tersebut dihasilkan bahwa terdapat 4 *cluster* untuk 2 jurusan IPA dan IPS [8]. Selanjutnya, penelitian berjudul *Analisis Clustering K-Means Pada Pengelompokan Hasil Tracer Study Sebagai Media Informasi Dalam Pengembangan Kurikulum Program studi*. Penelitian pengelompokan tracer study ini menggunakan pendekatan analisis deskriptif kuantitatif, dan menunjukkan bahwa median waktu tunggu lulusan untuk mendapatkan pekerjaan adalah 0-3 bulan [9]. Proses *clustering* dalam mata kuliah ini akan melibatkan beberapa kriteria penilaian, diantaranya adalah nilai tugas, nilai UTS, nilai UAS, nilai Final Project, dan kehadiran mahasiswa dalam satu semester. Pada penelitian ini, proses evaluasi yang dilakukan menerapkan algoritma K-Means *clustering* di dalam perhitungannya.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Alur Penelitian

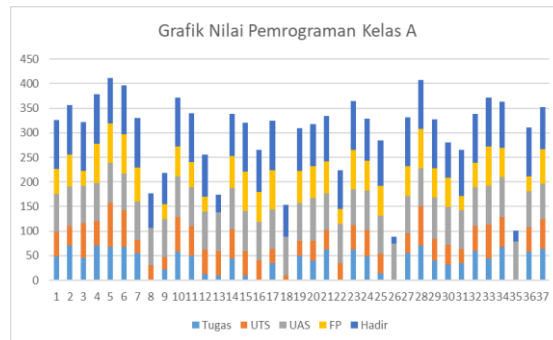
Pada penelitian ini, alur penelitian yang diterapkan meliputi dua tahap utama, tahap pertama diawali dengan penentuan jumlah *cluster* dengan menggunakan metode Elbow, kemudian perhitungan *cluster* dengan K-Means. Berikut adalah gambar dari alur penelitian terlampir di gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Alur Penelitian

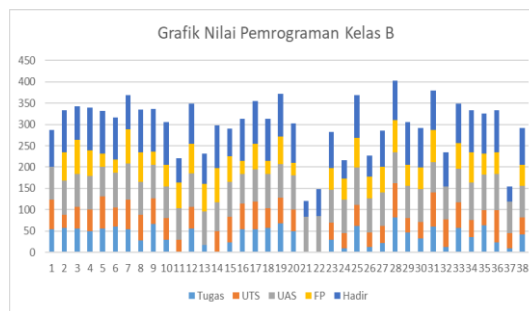
2.2 Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, diperoleh data untuk proses perhitungannya adalah berupa data nilai mata kuliah Pemrograman Terstruktur untuk Semester Ganjil 2019/2020. Jumlah kelas ada 3, yaitu kelas A, B dan C. Adapun data yang digunakan terlampir dalam grafik di bawah ini.



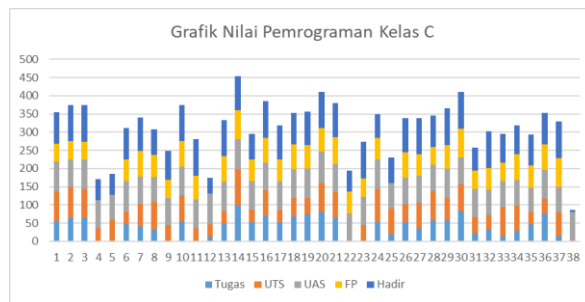
Gambar 2. Grafik Nilai Pemrograman Terstruktur Kelas A

Pada grafik di atas merupakan tabel nilai mata kuliah Pemrograman Terstruktur untuk kelas A yang terdiri dari 5 unsur penilaian, yaitu nilai Tugas, UTS, UAS, Final Project (FP), dan Kehadiran. Dari grafik diketahui bahwa nilai tertinggi untuk nilai tugas adalah 70, nilai UTS adalah 90, nilai UAS adalah 87, nilai FP adalah 80 dan nilai kehadiran adalah 100. Sedangkan nilai minimal untuk tugas adalah 0, nilai UTS adalah 0, nilai UAS adalah 72, nilai FP adalah 0 dan nilai kehadiran adalah 14.



Gambar 3. Data Nilai Pemrograman Terstruktur Kelas B

Pada gambar 3 di atas merupakan grafik nilai mata kuliah Pemrograman Terstruktur untuk kelas B yang terdiri dari 5 unsur penilaian, yaitu nilai Tugas, UTS, UAS, Final Project (FP), dan Kehadiran. Diketahui bahwa nilai tertinggi untuk nilai tugas adalah 82, nilai UTS adalah 80, nilai UAS adalah 88, nilai FP adalah 80 dan nilai kehadiran adalah 100. Sedangkan nilai minimal untuk tugas adalah 0, nilai UTS adalah 0, nilai UAS adalah 68, nilai FP adalah 0 dan nilai kehadiran adalah 36.



Gambar 4. Data Nilai Pemrograman Terstruktur Kelas C

Pada gambar 4 diketahui bahwa nilai tertinggi untuk nilai tugas adalah 98, nilai UTS adalah 100, nilai UAS adalah 86, nilai FP adalah 80 dan nilai kehadiran adalah 100. Sedangkan nilai minimal untuk tugas adalah 0, nilai UTS adalah 0, nilai UAS adalah 67, nilai FP adalah 0 dan nilai kehadiran adalah 7. Setelah data didapatkan, maka langkah selanjutnya adalah menerapkan metode optimasi jumlah *cluster* terlebih dahulu yaitu menggunakan metode Elbow.

2. 3 Penentuan Jumlah Cluster

Metode Elbow merupakan salah satu metode untuk menentukan jumlah *cluster* yang tepat melalui persentase hasil perbandingan antara jumlah *cluster* yang akan membentuk siku pada suatu titik [10]. Dalam perhitungan dengan menggunakan metode Elbow, digunakan perhitungan untuk menghasilkan nilai perbandingan yaitu *Sum of Square Error* (SSE). Perhitungan untuk SSE menggunakan rumus 1 sebagai berikut ini,

$$SSE = \sum_{k=1}^k \sum_{x_i} |x_i - c_k|^2 \quad (1)$$

dengan, k adalah kluster ke $-c$, x_i merupakan jarak data objek ke- i dan c_k adalah pusat cluster ke- i .

2. 4 Algoritma K-Means

Algoritma K-Means termasuk dalam metode non *hierarchical* yang mempartisi data ke dalam bentuk satu atau lebih *cluster*, sehingga data yang mempunyai karakteristik yang sama dikelompokkan dalam satu *cluster* yang sama dan data yang memiliki karakteristik berbeda dikelompokkan ke dalam *cluster* lain [11]. Adapun urutan dalam proses perhitungan K-Means sebagai berikut [12]:

1. Tentukan nilai k sebagai jumlah cluster.
2. Tentukan nilai pusat (*centroid*) awal, dengan menggunakan rumus 2 sebagai berikut:

$$c_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_j \quad (2)$$

Dengan keterangan:

C_i : titik pusat (*centroid*) pada *cluster*

X_j : objek ke- j

M : banyaknya objek anggota *cluster*

3. Menghitung jarak antar data dengan *centroid*, dengan menggunakan persamaan *Euclidian Distance* pada rumus 3 berikut ini.

$$D(x_2, x_1) = \|x_2 - x_1\|_2 = \sqrt{\sum_{j=1}^p |x_{2j} - x_{1j}|^2} \quad (3)$$

Dengan keterangan:

X_2 : data

X_1 : titik pusat (*centroid*)

$D(X_2, X_1)$: jarak antara X_2 dan X_1

4. Pengelompokan Data

Berdasarkan hasil perhitungan dengan menggunakan rumus 2 dan 3 di atas, maka akan diperoleh nilai kedekatan dengan salah satu nilai *centroid* yang ada, maka otomatis data tersebut masuk ke dalam kelompok yang memiliki *centroid* yang bersangkutan tersebut.

5. Lakukan iterasi perhitungan, kemudian tentukan nilai *centroid* yang baru dengan menggunakan rumus 2 dan 3.
6. Ulangi langkah 3 apabila masih terdapat data yang berpindah kelompok.
7. Langkah perhitungan akan berhenti, apabila sudah tidak ada data yang berpindah kelompok lagi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan alur penelitian di atas, maka langkah awal adalah mengumpulkan data yang akan digunakan. Data yang akan digunakan adalah data nilai mata kuliah Pemrograman Terstruktur untuk Semester Ganjil 2019/2020. Adapun jumlah kelas ada 3, yaitu kelas A terdiri dari 37 mahasiswa, kelas B terdiri dari 38 mahasiswa, dan kelas C terdiri dari 38 mahasiswa. Proses perhitungan diawali dengan penentuan nilai k terlebih dahulu, dengan menggunakan metode Elbow seperti dalam rumus 1 di atas. Berdasarkan gambar 2, 3 dan 4 dapat diketahui jumlah keseluruhan dari 3 kelas adalah $37 + 38 + 38 = 113$ mahasiswa. Berikut adalah tahapan dalam menentukan nilai k .

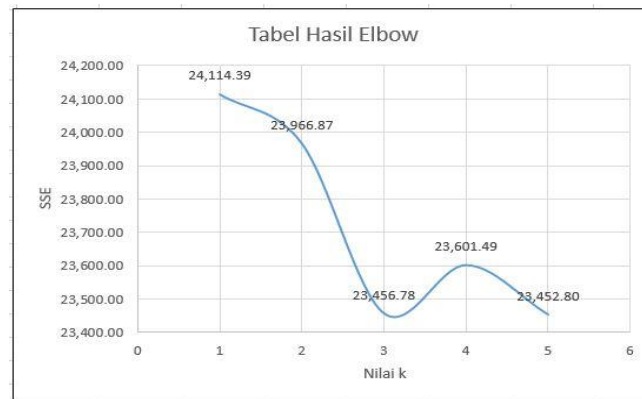
3.1 Metode Elbow

Proses perhitungan dengan menggunakan metode Elbow diawali dengan data uji nilai $k=2$ sampai dengan nilai $k=6$. Jumlah mahasiswa untuk perhitungan ini adalah 113 mahasiswa diambil dari jumlah keseluruhan kelas A, B dan C, sehingga untuk nilai $k=2$ diperlukan 2 bagian yaitu 57 dan 56 mahasiswa. Untuk nilai $k=3$ diperlukan 3 bagian yaitu 37, 38 dan 38 mahasiswa. Nilai $k=4$ diperlukan 4 bagian yaitu 28, 28, 28 dan 29 mahasiswa. Sedangkan untuk nilai $k=5$ diperlukan 5 bagian yaitu 22 mahasiswa sebanyak 4 bagian dan 1 bagian adalah 25 mahasiswa. Terakhir adalah nilai $k=6$ yang diperlukan 6 bagian yaitu 5 bagian terdapat 19 mahasiswa dan 1 bagian terdapat 18 mahasiswa. Adapun hasil perhitungannya adalah terlampir pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Data Nilai k dan SSE

Nilai k	Nilai SSE
2	24,114.39
3	23,966.87
4	23,456.78
5	23,601.49
6	23,452.80

Selanjutnya akan dihasilkan diagram seperti pada gambar 5 berikut ini.

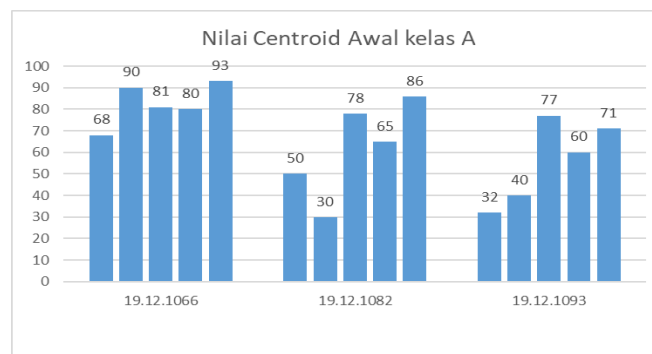


Gambar 5. Grafik hasil perhitungan Elbow

Gambar 5 tersebut merupakan hasil dari proses perhitungan dengan metode Elbow. Diketahui bahwa nilai $k=3$ adalah jumlah *cluster* yang optimal berdasarkan perhitungan di atas. Sehingga jumlah *cluster* yang akan digunakan dalam proses perhitungan K-means adalah sebanyak 3.

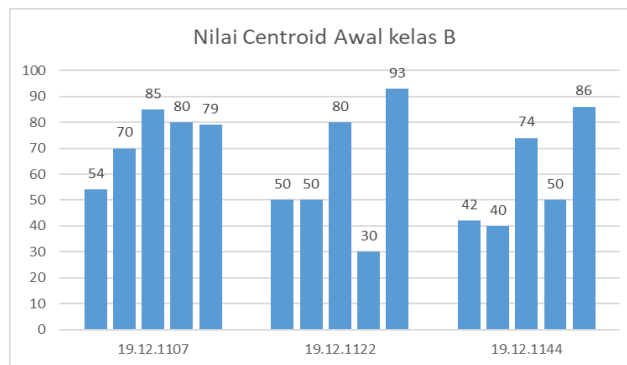
3. 2 Perhitungan K-Means

Perhitungan K-Means diawali dengan penentuan nilai *centroid* awal, berikut adalah tabel penentuan untuk nilai *centroid* awal per kelas.



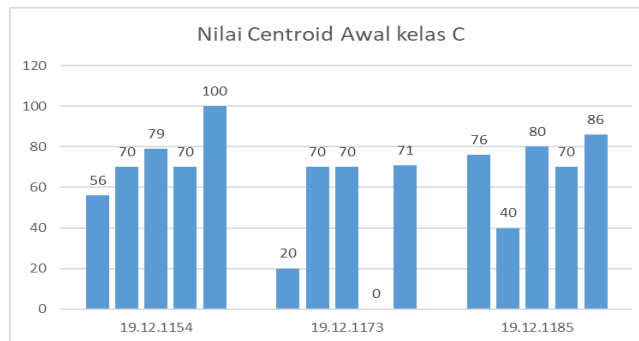
Gambar 6. Nilai *centroid* awal kelas A

Gambar 6 berisi data yang digunakan untuk menentukan nilai *centroid* awal, yang diambil dari data nilai mahasiswa dengan nim 19.12.1066 nilai tugas = 68, UTS=90, UAS=82, FP=80 dan hadir=93, untuk nim 19.12.1082 nilai tugas = 50, UTS=30, UAS=78, FP=65 dan hadir=86, dan untuk nim 19.12.1093 nilai tugas = 32, UTS=40, UAS=77, FP=60 dan hadir=71. Adapun untuk kelas B dan C, penentuan nilai *centroid* awal seperti dalam gambar berikut.



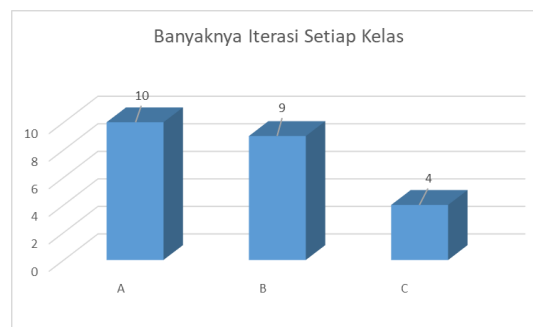
Gambar 7. Nilai *centroid* awal kelas B

Nilai *centroid* awal untuk kelas B ditentukan dengan mengambil data mahasiswa dengan nim 19.12.1107 nilai tugas = 54, UTS=70, UAS=85, FP=80 dan hadir=79, untuk nim 19.12.1122 nilai tugas = 50, UTS=50, UAS=80, FP=30 dan hadir=93, dan untuk nim 19.12.1144 nilai tugas = 42, UTS=40, UAS=74, FP=50 dan hadir=86. Kemudian untuk penentuan nilai *centroid* awal kelas C terlampir dalam gambar di bawah ini.



Gambar 8. Nilai *centroid* awal kelas C

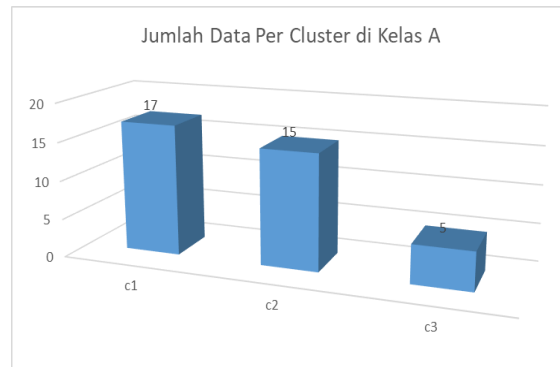
Nilai *centroid* awal untuk kelas C diambil dari nilai mahasiswa dengan nim 19.12.1154 nilai tugas = 56, UTS=70, UAS=79, FP=70 dan hadir=100, untuk nim 19.12.1173 nilai tugas = 20, UTS=70, UAS=70, FP=0 dan hadir=71, dan untuk nim 19.12.1185 nilai tugas = 76, UTS=40, UAS=80, FP=70 dan hadir=86. Berdasarkan semua data yang terlampir dalam gambar 6,7 dan 8 maka langkah selanjutnya adalah perhitungan dengan menggunakan algoritma K-means, dengan menerapkan rumus 2 di atas, dihasilkan jumlah data per *cluster* dan banyaknya iterasi dalam perhitungannya, terlampir dalam gambar 6 berikut.



Gambar 9. Hasil Iterasi Perhitungan K-Means

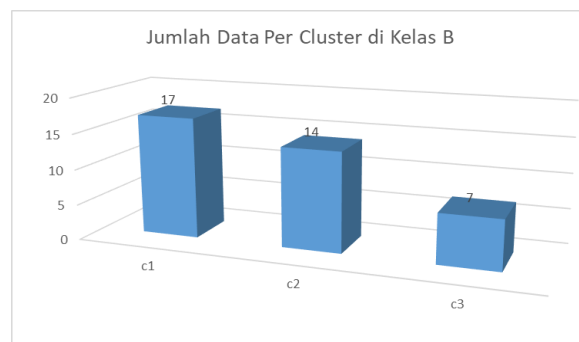
Mengukur Tingkat Pemahaman Mahasiswa Pada Mata Kuliah Pemrograman dengan Algoritma K-Means Clustering

Pada gambar 9 di atas menunjukkan banyaknya iterasi dalam proses K-means, untuk kelas A adalah 10, kelas B adalah 9 dan kelas C adalah 4. Sedangkan untuk jumlah data dalam setiap *clusternya* untuk setiap kelas adalah sebagai berikut:



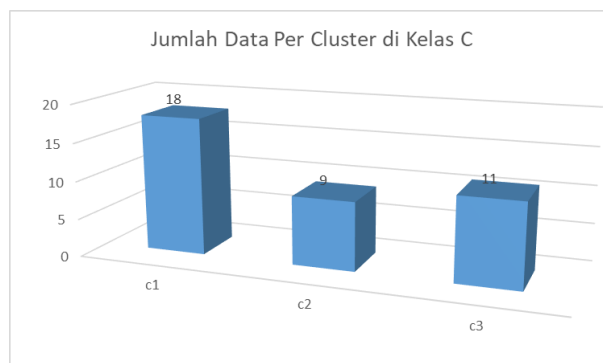
Gambar 10. Jumlah Data Per Cluster di kelas A

Gambar 10 di atas menunjukkan bahwa di kelas A terdapat 3 *cluster*, dengan masing –masing *cluster* terdiri dari 17 mahasiswa untuk *cluster1*, 15 mahasiswa untuk *cluster2* dan 5 mahasiswa untuk *cluster3*.



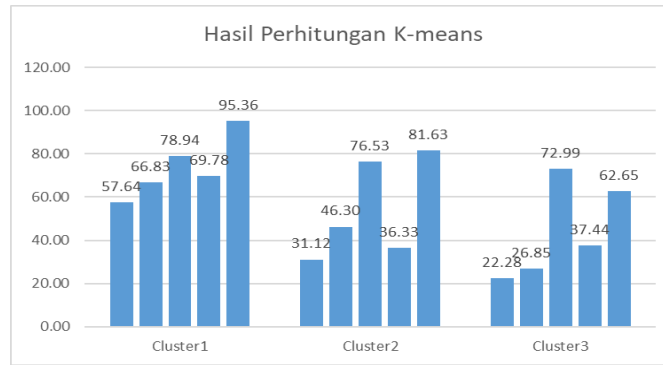
Gambar 11. Jumlah Data Per Cluster di kelas B

Pada gambar 11 di atas, dapat diketahui bahwa untuk kelas B terdiri dari 3 *cluster*, yaitu terdapat 17 mahasiswa di *cluster1*, 14 mahasiswa di *cluster2*, dan 7 mahasiswa di *cluster3*. Selanjutnya berikut adalah jumlah data per *cluster* di kelas C, terdapat di gambar 9 berikut.



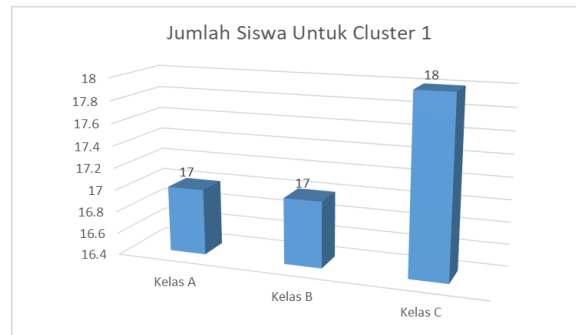
Gambar 12. Jumlah Data Per Cluster di kelas C

Di kelas C terdapat 18 mahasiswa untuk *cluster1*, 9 mahasiswa untuk *cluster2*, dan 11 mahasiswa untuk *cluster3*. Setelah ditentukan nilai *centroid* awal untuk setiap *cluster* dalam setiap kelas, maka dihasilkan nilai setiap variabel dalam setiap *cluster* untuk semua kelas adalah sebagai berikut.



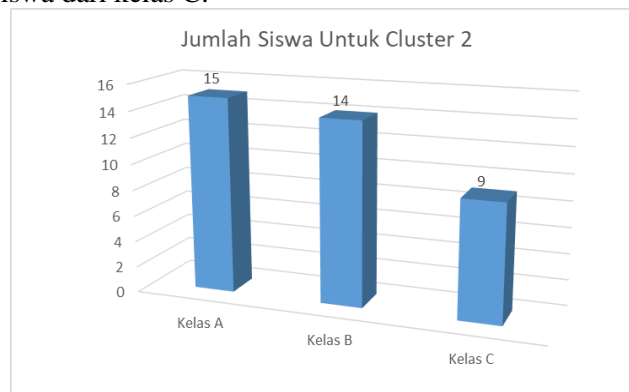
Gambar 13. Hasil Perhitungan K-Means

Hasil perhitungan K-Means untuk keseluruhan kelas disajikan dalam gambar 10, menunjukkan bahwa di *cluster1* nilai tugas, UTS, UAS, FP dan kehadiran adalah lebih besar dari *cluster2* dan *cluster3*, sehingga dapat dinyatakan bahwa *cluster1* merupakan *cluster* tertinggi, *cluster2* merupakan *cluster* sedang atau cukup dan *cluster3* merupakan *cluster* terendah.



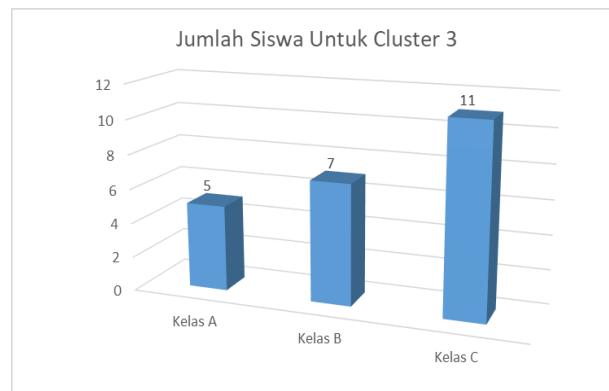
Gambar 14. Jumlah Siswa untuk *Cluster1*

Diketahui bahwa untuk *Cluster1* terdapat 17 mahasiswa dari kelas A dan B, serta 18 mahasiswa dari kelas C. Sedangkan untuk *Cluster2* terdapat 15 mahasiswa dari kelas A, 14 mahasiswa dari kelas B dan 9 mahasiswa dari kelas C.



Gambar 15. Jumlah Siswa untuk *Cluster2*

Selanjutnya pada gambar 16 untuk *Cluster3* terdapat 5 mahasiswa dari kelas A, 7 mahasiswa dari kelas B, dan 11 mahasiswa dari kelas C, yang tersaji pada gambar di bawah.



Gambar 13. Jumlah Siswa untuk *Cluster3*

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dalam penelitian ini diantaranya adalah penentuan nilai k untuk proses perhitungan K-means dapat menggunakan metode Elbow dengan menggunakan data uji nilai dimulai dari nilai $k=2$ sampai dengan nilai $k=6$ yang dalam penelitian ini menghasilkan nilai $k=3$. Kemudian perhitungan dengan menggunakan K-Means berdasarkan nilai $k=2$ tersebut, dihasilkan bahwa data yang digunakan sebanyak 113 mahasiswa dan dihasilkan 3 *cluster*, yaitu *Cluster1* merupakan kelompok mahasiswa dengan nilai rata-rata tertinggi, dengan kata lain kelompok yang bisa cepat memahami materi, *Cluster2* merupakan kelompok mahasiswa dengan nilai rata-rata sedang atau cukup memahami materi, dan *Cluster3* merupakan kelompok mahasiswa dengan nilai rata-rata terendah yang kurang memahami materi.

5. SARAN

Saran-saran untuk penelitian lebih lanjut antara lain adalah menggunakan metode selain Elbow dalam menentukan nilai k , misalnya metode DBI atau metode optimasi lainnya, sehingga akan memberikan hasil nilai yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Magdalena, H. N. Fauzi, R. Putri, and U. M. Tangerang, "Pentingnya Evaluasi Dalam Pembelajaran Dan Akibat Memanipulasinya," *Pendidik. dan Sains - stitpn*, vol. 2, pp. 244–257, 2020, doi: <https://doi.org/10.36088/bintang.v3i2>.
- [2] S. Suarga, "Hakikat, Tujuan Dan Fungsi Evaluasi Dalam Pengembangan Pembelajaran," *J. Inspiratif Pendidik.*, vol. 8, no. 1, pp. 327–338, 2019, doi: 10.24252/ip.v8i1.7844.
- [3] I. L., "Evaluasi Dalam Proses Pembelajaran," *Adaara J. Manaj. Pendidik. Islam*, vol. 9, no. 2, pp. 920–935, 2019, doi: 10.35673/ajmpi.v9i2.427.
- [4] N. T. Hartanti, "Metode Elbow dan K-Means Guna Mengukur Kesiapan Siswa SMK Dalam Ujian Nasional," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 82–89, 2020, doi: 10.25077/teknosi.v6i2.2020.82-89.
- [5] G. Abdurrahman, "Clustering Data Ujian Tengah Semester (UTS) Data Mining," *J.*

-
- Sist. Teknol. Inf. Indones.*, vol. 1, no. 2, pp. 71–79, 2016.
- [6] R. Nainggolan, “Optimasi Performa Cluster K-Means Menggunakan Sse,” *METHOMIKA J. Manaj. Inform. Komputerasi Akunt.*, vol. 2, no. 2, pp. 103–108, 2018.
- [7] Y. 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>.
- [8] Y. Syahra, “Penerapan Data Mining Dalam Pengelompokan Data Nilai Siswa Untuk Penentuan Jurusan Siswa Pada SMA Tamora Menggunakan Algoritma K-Means Clustering,” *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. ...)*, vol. 17, no. 2, pp. 228–233, 2018, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jis/article/view/70>.
- [9] R. Noveandini and M. Sri Wulandari, “Analisis Clustering K-Means Pada Pengelompokan Hasil Tracer Study Sebagai Media Informasi Dalam Pengembangan Kurikulum Program Studi,” *Semin. Nas. SeNTIK*, vol. 3, p. 133, 2019, doi: <http://dx.doi.org/10.32409/jikstik.3.1.254>.
- [10] N. Putu, E. Merliana, and A. J. Santoso, “Analisa Penentuan Jumlah Cluster Terbaik pada Metode K-Means,” *Pros. Semin. Nas. MULTI DISIPLIN ILMU CALL Pap. UNISBANK*, pp. 978–979, 2015.
- [11] A. T. Rahman, Wiranto, and A. Rini, “Coal Trade Data Clustering Using K-Means (Case Study Pt. Global Bangkit Utama),” *ITSMART J. Teknol. dan Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 24–31, 2017, doi: 10.20961/ITS.V6I1.11296.
- [12] R. K. Dinata, S. Safwandi, N. Hasdyna, and N. Azizah, “Analisis K-Means Clustering pada Data Sepeda Motor,” *INFORMAL Informatics J.*, vol. 5, no. 1, p. 10, 2020, doi: 10.19184/isj.v5i1.17071.