

Terbit online pada laman : <http://teknosi.fti.unand.ac.id/>

Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi

| ISSN (Print) 2460-3465 | ISSN (Online) 2476-8812 |



Artikel Penelitian

Prediksi Nilai Akhir Matakuliah Mahasiswa Menggunakan Metode *K-Means Clustering* (Studi Kasus : Matakuliah Pemrograman Dasar)

Made Pasek Agus Ariawan^{a,*}, Ida Bagus Adisimakrisna Peling^b, Gde Brahupadhy Subiksa^c

^{a,b,c}Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Bali, Badung, Bali

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 24 Februari 2023

Revisi Akhir: 27 Agustus 2023

Diterbitkan Online: 31 Agustus 2023

KATA KUNCI

K-Means,

Prediksi Nilai Akhir Mahasiswa

KORESPONDENSI

E-mail: pasekagus@pnb.ac.id*

A B S T R A C T

Nilai akhir matakuliah merupakan salah satu komponen untuk kelulusan mahasiswa, selain mahasiswa dosen juga memiliki peran penting dalam hasil dari nilai akhir matakuliah mahasiswa. Tentunya diharapkan nilai akhir dari matakuliah yang diambil mahasiswa mendapatkan hasil yang maksimal. Dosen biasanya akan memberikan remedial bagi mahasiswa yang nilainya kurang dari standar kelulusan. Remedial biasanya akan diberikan setelah nilai akhir dikeluarkan. Remedial biasanya dilakukan berkali – kali sampai nilai akhir mahasiswa memenuhi standar dari perguruan tinggi. Tentunya proses remedial ini akan menghabiskan banyak waktu bagi dosen dan mahasiswa, dengan mengetahui perkiraan nilai akhir mahasiswa dapat memahami sejauh mana pemahaman mereka terhadap materi dan sejauh mana mereka telah mencapai tujuan pembelajaran. Hal ini dapat membantu mereka mengidentifikasi area-area di mana mereka perlu meningkatkan pemahaman atau keterampilan mereka. Berdasarkan permasalahan ini peneliti melakukan penelitian untuk memprediksi nilai akhir matakuliah mahasiswa. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data mahasiswa yang mengambil matakuliah pemrograman dasar. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *K-means clustering*. Hasil dari prediksi menggunakan metode *K-means clustering* menunjukkan tingkat *Precision* 86%, *Recall* 100%, akurasi 93%.

1. PENDAHULUAN

Kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi akan memudahkan manusia untuk bekerja. Di sisi lain, hal ini akan memperparah persaingan lokal maupun internasional baik lokal maupun global. Sumber daya manusia harus siap bersaing. Dalam hal ini, mahasiswa yang berilmu dan terampil dalam bidang akademik. Keefektifan metode guru dalam mengevaluasi hasil belajar merupakan salah satu faktor yang menentukan tinggi atau rendahnya kualitas pendidikan. Nilai mata pelajaran merupakan salah satu indikator kecakapan akademik. Prediksi nilai akhir mahasiswa dapat membantu mahasiswa dan dosen untuk mengetahui kinerja mahasiswa sebelum nilai tersebut difinalisasi sehingga apabila terdapat mahasiswa yang mendapat nilai kurang maksimal dapat dilakukan tindakan pencegahan lebih awal. Signifikansi dan metodologi penilaian mahasiswanya sangat ditentukan oleh dosen. Melalui peraturan akademik, institusi memberikan arahan tentang bagaimana penilaian akan dilakukan.

Data hasil penilaian dapat digunakan dosen untuk menilai keberhasilan tujuan pembelajaran yang dilaksanakan. Informasi penting dari hasil penilaian semester sebelumnya dapat digunakan untuk memprediksi nilai mahasiswa yang mengikuti perkuliahan semester ini. Dengan kata lain, dimungkinkan untuk memprediksi nilai akhir siswa untuk semester saat ini dengan menggunakan data penilaian lama. Metode *data mining* digunakan untuk membuat prediksi. Menggunakan informasi dari masa lalu dan sekarang untuk membuat perkiraan sistematis tentang apa yang paling mungkin terjadi di masa depan, prediksi merupakan proses yang rentan terhadap kesalahan. Perbedaan antara apa yang sebenarnya terjadi dan hasil yang diharapkan bisa sekecil mungkin. Cobalah meskipun prediksi tidak bisa menjanjikan bahwa prediksi Anda akan menjadi kenyataan. Dimungkinkan untuk menemukan solusi yang sedekat mungkin dengannya.[1].

Penelitian ini mengajukan penggunaan data hasil mahasiswa yang telah diberikan tiga studi kasus kemudian akan dilakukan

prediksi dari tiga variabel tersebut untuk menentukan nilai akhir dari matakuliah yang diambil oleh mahasiswa. Data penelitian menggunakan data dari variabel tugas percabangan, tugas perulangan, tugas *array*. Variabel prediksi tersebut akan digunakan untuk menghasilkan prediksi nilai akhir untuk data penilaian mahasiswa semester yang sedang berjalan.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan Maulana, dkk [2] menganalisis kinerja siswa dengan melakukan pemetaan pada faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja siswa dengan melakukan analisis awal terlebih dahulu kemudian membuat model prediksi awal perlu dilakukan identifikasi variabel-variabel yang mempengaruhi kinerja siswa. Sebaran pengetahuan dari guru ke siswa dapat diukur dengan melihat pengelompokan nilai UAS. Mencari tahu klaster mana yang benar-benar belajar mandiri atau tidak menjadi sangat penting mengingat situasi pandemi Covid yang sedang terjadi di Indonesia dan di seluruh dunia. Untuk memaksimalkan pembelajaran dan pemahaman siswa, *K-Means* dapat digunakan untuk memetakan kemampuan akademik siswa.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Virtusena, dkk [3] membahas tentang potensi kelulusan mahasiswa, ketepatan waktu kelulusan adalah masalah umum karena baik akademisi maupun mahasiswa tidak dapat memastikan kapan seorang mahasiswa akan lulus. Untuk mengatasi masalah tersebut, diperlukan suatu sistem yang dapat mengevaluasi seberapa cepat mahasiswa lulus. Teknik *clustering* dan algoritma *K-Means* dapat diterapkan untuk mengatasi masalah ini. Metode algoritma *K-Means* digunakan dalam penelitian ini untuk membagi data menjadi dua kelompok *cluster* yaitu yang lulus tepat waktu dan yang tidak, sehingga data dengan karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam *cluster* yang sama dan data dengan karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam *cluster* lain.

Penelitian yang dilakukan oleh Christian dan Jimmy [4] merancang model prediksi proses pengajaran perguruan tinggi secara konsisten menghasilkan banyak data siswa. Data ini dapat digunakan untuk mengumpulkan informasi yang bermanfaat dan berfungsi sebagai landasan untuk memperkirakan prestasi akademik mahasiswa. Data akademik mahasiswa dikelola menggunakan teknik *data mining* dengan menggunakan algoritma *K-Means Clustering*. Data prestasi akademik mahasiswa dikelompokkan berdasarkan *cluster* dalam temuan penelitian, dan data ini diharapkan dapat digunakan sebagai model prediksi kinerja akademik mahasiswa.

Sungkar dan Qurohman [5] dalam penelitiannya menggunakan algoritma C5.0 untuk memprediksi kelulusan pembelajaran mahasiswa. Kelulusan setiap mahasiswa dari suatu mata kuliah menunjukkan bahwa pengajarannya efektif dan mahasiswa mempertahankan materi dosen. Berdasarkan perilaku khas setiap siswa, dimungkinkan untuk memprediksi kapan mereka akan menyelesaikan kursus. Metode alternatif untuk menentukan pola kebiasaan berdasarkan data yang terkumpul adalah *data mining*. Penambangan data adalah proses penggalian informasi berharga dari kumpulan data sehingga bisnis, pemerintah, dan organisasi lain dapat menggunakannya untuk membuat keputusan. Mengklasifikasikan kumpulan data memungkinkan untuk prediksi kelulusan menggunakan penambangan data. Algoritma C5.0 merupakan kemajuan dari algoritma C4.5 karena prosesnya

pada dasarnya sama, tetapi algoritma baru memiliki beberapa keunggulan dibandingkan algoritma lama. Keluaran dari algoritma C5.0 berupa pohon keputusan atau aturan yang dibuat berdasarkan nilai *entropy* atau *gain*. Prosedur prediksi dilakukan dengan memanfaatkan atribut Nilai Kehadiran, Nilai Tugas, Skor UTS, dan Skor UAS berdasarkan algoritma klasifikasi C5.0. Pohon keputusan dengan aturan adalah hasil dari proses klasifikasi algoritma C5.0. Algoritma C5.0 bekerja dengan baik, dengan tingkat akurasi tinggi sebesar 93,3%.

Suraya, dkk [6] dalam penelitiannya dengan judul Penerapan Metode *Clustering* dengan Algoritma *K-Means* Pada Pengelompokan Indeks Prestasi Akademik Mahasiswa. Untuk melacak perkembangan akademik siswa, proses evaluasi hasil prestasi akademik diperlukan. Sangat penting untuk mengklasifikasikan siswa berdasarkan prestasi akademik mereka. Salah satu kegunaannya adalah untuk memetakan siswa mana yang bisa diandalkan untuk lulus tepat waktu dan siswa mana yang masih membutuhkan bantuan karena nilainya kurang bagus. Pemetaan indeks prestasi siswa dapat dilakukan dengan menggunakan tujuan pengelompokan ini. Dengan bantuan penambangan data dan model pengelompokan, proyek penelitian ini bertujuan untuk menawarkan alternatif klasifikasi prestasi akademik. Dari semester satu sampai enam, *datasheet* diproses. Salah satu algoritma metode *clustering*, *K-Means* digunakan untuk membangun model *clustering*. *Clustering* atau pengelompokan terbaik dari temuan penelitian adalah dua. Menguji model dengan enam pengelompokan memungkinkan untuk menentukan pengelompokan terbaik. Tes *Davies Bouldin* menghasilkan hasil terbaik untuk pengelompokan. Kesimpulan penelitian dapat diklasifikasikan menurut temuan kedua kelompok, dengan klaster 0 mendapat klasifikasi menguntungkan dan klaster 1 mendapat klasifikasi negatif.

Prediksi waktu kelulusan mahasiswa oleh Priyatman, dkk. [7] bertujuan untuk memberikan metode untuk menetapkan antisipasi waktu kelulusan mahasiswa dengan memeriksa mahasiswa mana yang masuk klaster tertentu berdasarkan parameter IPK dan kehadiran. Dalam penelitian ini, algoritma *K-Means* digunakan. Algoritma *K-Means* adalah model pusat massa. Model *centroid* adalah model yang membuat *cluster* dengan memanfaatkan *centroid*. Kami mencoba menggunakan metode *clustering non-hierarchical K-Means* untuk memisahkan data yang ada menjadi satu atau lebih *cluster*. Dengan menggunakan teknik ini, data dibagi menjadi *cluster*, dengan data milik *cluster* yang sama jika mereka memiliki karakteristik yang sama, dan *cluster* milik kelompok yang berbeda jika mereka memiliki karakteristik yang berbeda, dengan bantuan penelitian ini pihak kampus dan mahasiswa harus dapat memprediksi persentase mahasiswa yang lulus tepat waktu, meningkatkan reputasi kampus secara keseluruhan, dan memastikan mahasiswa lulus tepat waktu agar kelulusannya tidak tertunda. Selain itu, pihak kampus dapat mengambil tindakan yang diperlukan jika diperkirakan mahasiswa tidak lulus tepat waktu, seperti memberikan bimbingan dan layanan lainnya.

Menurut Khaerunnisa [8], masih terdapat permasalahan mahasiswa di lingkungan perguruan tinggi yang tidak mampu menyelesaikan studinya sesuai dengan waktu yang telah ditentukan, khususnya pada program studi matematika di Universitas Islam Bandung. Karena permasalahan tersebut,

diperlukan suatu metode atau sistem yang dapat mengkategorikan mahasiswa berdasarkan jumlah SKS yang diselesaikan dan IPK yang telah diselesaikan untuk menetapkan perkiraan kapan mereka akan lulus. Menemukan pola kelulusan siswa yang lulus tepat waktu atau yang sedang bersekolah merupakan tujuan dari teknik *clustering* yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan algoritma *K-Means*. Hasil studi dengan menggunakan data mahasiswa aktif di Prodi Matematika tahun 2015–2016 telah dibagi menjadi tiga *cluster* yaitu *cluster* pertama berisi mahasiswa yang lulus lebih awal, *cluster* kedua berisi mahasiswa yang lulus tepat waktu, dan *cluster* ketiga berisi mahasiswa yang lulus lebih banyak. Hal ini dilakukan agar prodi dapat mengidentifikasi mahasiswa yang tergabung dalam ketiga klaster tersebut dan dapat mengusulkannya sebagai data untuk mengambil keputusan.

Menurut Nabila, dkk. [9], ada acara yang wajib diadakan setiap tahun di tingkat perguruan tinggi untuk memulai tahun ajaran baru, salah satunya di kampus Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya (UINSA). Namun, permasalahannya adalah tidak semua mahasiswa dapat menyelesaikan gelarnya dalam waktu yang ditentukan, yang akan berdampak pada akreditasi perguruan tinggi. Studi ini akan merekomendasikan model prediksi yang menggunakan teknik *data mining* dan *machine learning* untuk meningkatkan dan menurunkan ide penerimaan siswa baru. Secara khusus, saat membuat model prediksi menggunakan metode FCM-KNN, idenya adalah FCM digunakan untuk mengelompokkan dan memberi label pada data; KNN kemudian digunakan untuk menghitung jarak antar data. Dengan pendekatan ini cukup menghitung jarak antara k tetangga terdekat dalam konteks anggota kelompok data dalam satu *cluster* dan tidak perlu membandingkan semua data. *Confusion matrix* dan *k-fold cross validation*, beserta informasi dari UINSA tentang pendaftaran mahasiswa, akan digunakan dalam tes skor penelitian ini. Model prediksi dengan pengujian validasi silang 10 kali lipat dan skenario $k=1$ memiliki rata-rata akurasi sebesar 71%, menurut hasil algoritma FCM-KNN. Nilai akurasi akan berubah seiring dengan bertambahnya K (*nearest neighbor*), hal ini dapat disimpulkan dari hal tersebut.

Dalam penelitiannya, Ariawan [10] mengklaim bahwa data mining secara umum adalah proses menganalisis dan mengeksplorasi berbagai data dalam jumlah besar untuk menemukan pola yang signifikan. Klasifikasi, prediksi, estimasi, asosiasi, dan pengelompokan adalah beberapa teknik yang

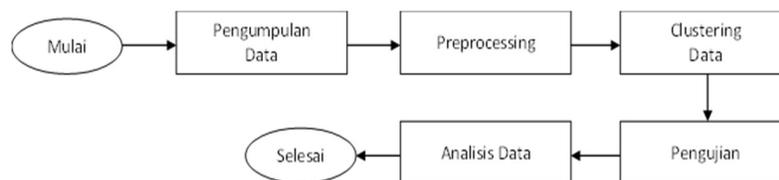
digunakan dalam penambangan data untuk ekstraksi pengetahuan. Salah satu teknik clustering yang paling populer adalah metode *K-Means* karena sederhana dan praktis sehingga mudah digunakan dalam berbagai konteks. Teknik pra-pemrosesan data dapat diterapkan pada data mentah dalam beberapa cara dalam penambangan data untuk membuatnya bersih, bebas noise, dan konsisten. berdasarkan hasil yang diinginkan. Studi tentang *outlier* dalam data mining adalah topik utama. dalam database untuk menemukan kasus yang tidak biasa.

Berdasarkan pemaparan penelitian [2],[3],[4],[6],[8] yang sudah dilakukan oleh peneliti terdahulu, pentingnya nilai akademis bagi mahasiswa, dosen dan institusi adalah sebagai tolak ukur performa akademis dalam meningkatkan kualitas akademis dari institusi, untuk mendapatkan nilai matakuliah yang baik cenderung mahasiswa dihadapkan dengan proses remedial yang Panjang dan dilakukan pada saat akhir semester, proses remedial ini memiliki beberapa masalah antara lain terbatasnya waktu pengerjaan remedial, kondisi fisik dan mental mahasiswa yang sudah lelah karena aktivitas kuliah dan ujian akhir semester, dan kesempatan yang terbatas dalam memperbaiki kesalahan dikarenakan waktu pengumpulan nilai matakuliah yang sudah mendekati batas waktu pengumpulan. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi yang mampu memprediksi nilai akhir mahasiswa dengan tingkat akurasi yang tinggi. Prediksi yang akurat dapat memberikan informasi berharga kepada mahasiswa, dosen, dan institusi pendidikan dalam merencanakan langkah-langkah yang tepat untuk meningkatkan performa akademis mahasiswa dengan menggunakan metode *k-means clustering* untuk mengelompokkan mahasiswa yang perlu ditingkatkan performa akademis agar mendapatkan nilai matakuliah yang maksimal.

2. METODE

2.1. Tahapan Analisis

Gambar 1 merupakan tahapan analisis penelitian ini menggunakan data mahasiswa semester satu yang mengambil matakuliah pemrograman dasar dengan variabel percabangan, perulangan dan *array*. Data dikumpulkan dengan memberikan tugas yang berkaitan dengan variabel yaitu topik percabangan *if else if*, perulangan *for*, dan penggunaan *array*.



Gambar 1. Tahapan analisis

Setelah data dikumpulkan kemudian dilakukan *preprocessing* karena terdapat perbedaan rentang nilai antar variabel, maka dilakukan transformasi data menggunakan metode *min - max*, data kemudian diubah ke rentang nilai 0 – 1.

Tahapan selanjutnya dilakukan clustering data dengan metode *k-means*, dikarenakan *centroid* awal ditentukan secara acak maka

diperlukan proses *clustering* berulang kali untuk mendapatkan hasil yang optimal [11]. Hasil *cluster* yang akan digunakan pada penelitian ini ditentukan dengan melakukan uji Iterasi, *Sillhouette* dan *Dunn index*. Hasil terbaik akan digunakan pada penelitian ini, pada penelitian ini penulis melakukan 10 kali perulangan proses *clustering* data mahasiswa.

Tahapan berikutnya dilakukan uji dengan metode *confusion matrix* untuk mengukur akurasi dari prediksi nilai akhir mahasiswa yang dilakukan dengan metode *k-means*.

$$v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} \tag{2}$$

2.2. Pengumpulan data

Dalam penelitian ini digunakan data mahasiswa yang mengambil matakuliah Pemrograman Dasar, pengumpulan data dilakukan dengan memberikan 3 studi kasus yaitu Percabangan, Perulangan dan *Array*, dari studi kasus yang diberikan kemudian dinilai dengan persebaran seperti pada tabel 1.

2.3. Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* dilakukan transformasi pada variabel percabangan, perulangan dan *array* dikarenakan terdapat perbedaan rentang nilai pada ketiga variabel tersebut. Transformasi data menggunakan metode *min-max*. Normalisasi adalah teknik untuk menyeimbangkan nilai komparatif antara data sebelum dan sesudah diproses dengan menerapkan transformasi linier ke data asli [12] dengan persamaan 2.

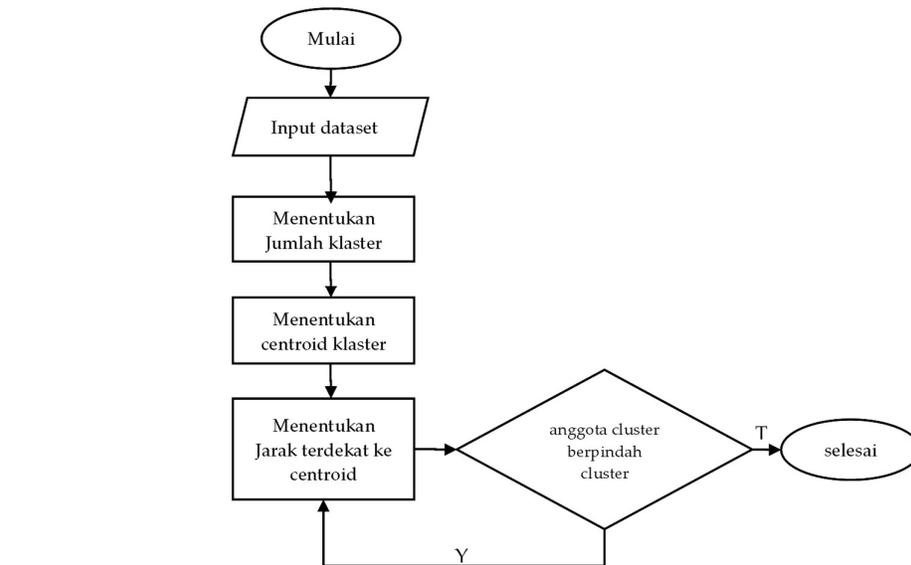
Tabel 1. Dataset Mahasiswa.

Nim	Percabangan	Perulangan	Array
2215354009	77	88	88
2215354017	77	85	85
2215354021	77	85	85
.....
.....
.....
2215354086	76.5	77	77
2215354094	75.5	75	75

Tabel 2. Transformasi Dataset Mahasiswa

Nim	Percabangan	Perulangan	Array
22xxxxxx09	0.6	0.87	0.2963
22xxxxxx17	0.6	0.67	0.62963
22xxxxxx21	0.6	0.67	0.62963
.....
.....
.....
22xxxxxx86	0.4	0.13	0.40741
22xxxxxx94	0	0	0.07407

Normalisasi bertujuan untuk menskalakan nilai fitur yang digunakan dalam penelitian ini agar memiliki rentang yang sama dari 0-1. Sampel data awal pada Tabel 1, inilah yang akan ditransformasikan. Tabel 2 menampilkan hasil transformasi yang dilakukan. Tabel 2 menampilkan dataset yang sudah ditransformasi dengan metode *min - max* dengan rentang diantara 0 sampai 1.



Gambar 2. Flowchart clustering metode K-means

2.1. Clustering

Menurut Han [13] Proses pengelompokan kumpulan data ke dalam beberapa kelompok, memastikan bahwa objek dalam satu

kelompok berbagi banyak kesamaan dan sangat berbeda dari objek dalam kelompok lain. Perbedaan dan kesamaan biasanya didasarkan pada nilai atribut objek, tetapi juga dapat berbentuk perhitungan jarak. Karena kenyataan bahwa pengelompokan

berfungsi terutama sebagai alat untuk belajar dan perhatian, pengelompokan ini juga dikenal sebagai klasifikasi tanpa pengawasan. Sekelompok objek data dibagi menjadi subset melalui proses analisis *cluster*. Setiap subset adalah *cluster*, dan objek di setiap *cluster* berbeda dari yang ada di *cluster* lain sementara serupa satu sama lain. Algoritma pengelompokan digunakan sebagai pengganti partisi manual. Akibatnya, pengelompokan sangat membantu dan dapat mengungkap kelompok yang sebelumnya tidak teridentifikasi dalam data.

2.2. Pengujian

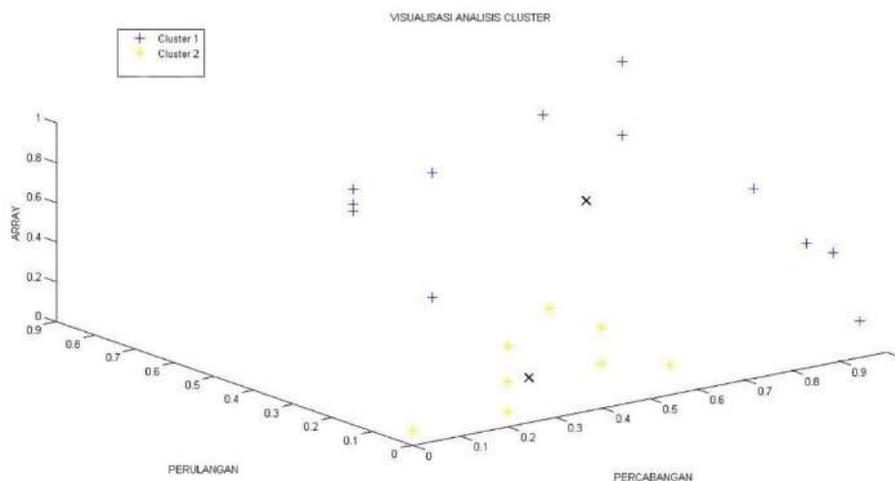
Pengujian dilakukan dua tahap tahap pertama menggunakan Iterasi, *Silhouette* dan *Dunn index*. Nilai rata-rata setiap titik data dalam himpunan ditentukan oleh indeks validitas *Silhouette*. Lebih khusus lagi, nilai setiap titik ditentukan dengan membagi selisih antara nilai pemisahan dan kekompakan dengan nilai yang lebih besar dari kedua nilai tersebut. Nilai *Silhouette*, yang semakin mendekati 1, menunjukkan jumlah *cluster* yang optimal. Indeks validitas *Dunn* (DN) menghitung nilai minimum perbandingan antara nilai fungsi perbedaan antara dua *cluster* sebagai pemisahan dan nilai maksimum diameter *cluster* sebagai kekompakan. Semakin tinggi nilai DN maka semakin baik jumlah *cluster*nya. [14] Pengujian tahap pertama digunakan untuk menentukan pengujian yang akan digunakan untuk hasil penelitian dikarenakan pengujian akan dilakukan sebanyak 10 kali kemudian akan ditentukan hasil terbaik berdasarkan hasil pengujian tahap pertama. Kelas data aktual dan kelas data prediksi yang diwakili dalam baris keduanya tercantum dalam *Confusion Matrix* [15]. Pengujian tahap dua menggunakan metode *Confusion Matrix* untuk menentukan *precision*, *recall* dan akurasi dari hasil *cluster* yang sudah dibentuk.

3. HASIL

Tahap pertama pada penelitian ini dilakukan transformasi dataset mahasiswa dengan 3 variabel yang telah ditentukan. Kemudian dilakukan proses clustering dengan metode *K-Means* dengan nilai $k = 2$, proses clustering dilakukan berulang kali untuk mendapatkan hasil yang optimal. Tabel 3 merupakan hasil pengujian dengan melihat hasil Iterasi, *Silhouette* dan *Dunn index*. Berdasarkan tabel 3 menunjukkan uji6 hasil yang paling optimal dilihat dari iterasi yang diperlukan untuk kondisi konvergen dimana hanya diperlukan satu kali iterasi dan tidak ada perubahan posisi pada data lagi. Uji performa menggunakan metode *Dunn* dan *Silhouette* untuk menguji performa nilai k yang digunakan. *Dunn* mencari nilai tertinggi yang mengartikan bahwa *cluster* tersebut semakin berbeda dengan *cluster* yang lainnya.

Tabel 3. Hasil Pengujian Iterasi, *Silhouette* dan *Dunn index*

Kode Uji	Iterasi	Silhouette	Dunn
UJI1	3	0.710843	0.372979
UJI2	2	0.710843	0.372979
UJI3	2	0.710843	0.372979
UJI4	2	0.710843	0.372979
UJI5	2	0.710843	0.372979
UJI6	1	0.710843	0.372979
UJI7	2	0.710843	0.372979
UJI8	2	0.710843	0.372979
UJI9	5	0.710843	0.372979
UJI10	3	0.710843	0.372979



Gambar 3. Visualisasi analisis *cluster*

Silhouette mencari nilai tertinggi karena menunjukkan bahwa derajat kepercayaan mengenai penempatan data pada *cluster* semakin tinggi. Pada gambar 3 menunjukkan visualisasi hasil *cluster* yang menunjukkan *cluster* 1 hasil yang lebih baik dari *cluster* 2, karena anggota *cluster* 1 posisi data lebih condong ke nilai 1 sedangkan *cluster* 2 lebih condong ke nilai 0

Tabel 4 dan 5 merupakan hasil *cluster* dengan metode K-Means yang menunjukan *cluster* 1 dengan jumlah anggota 14 orang mahasiswa, *cluster* 2 dengan jumlah anggota 14 orang juga. Hasil ini akan dibandingkan dengan nilai akhir dari mahasiswa setelah perkuliahan satu semester untuk menentukan nilai pengujian dari *precision*, *recall* dan akurasi. *Cluster* 1 memiliki karakteristik yang lebih baik dari *cluster* 2, dapat dilihat dari nilai rata – rata dari variabel percabangan, perulangan dan *array*. Dari hasil yang

diperoleh dapat diprediksi *cluster* 1 mendapatkan nilai sangat baik dan *cluster* diprediksi mendapatkan nilai baik.

Tabel 4 Hasil *Cluster* 1

Nim	Cluster	Percabangan	Perulangan	Array
22xxxxx09	1	77	88	81
22xxxxx17	1	77	85	90
22xxxxx21	1	77	85	90
22xxxxx29	1	78	80	89
22xxxxx33	1	77	88	82
22xxxxx37	1	78	85	100
22xxxxx57	1	77	88	84
22xxxxx73	1	78	76	76
22xxxxx81	1	78	88	89
22xxxxx85	1	78	85	90
22xxxxx89	1	77	85	73
22xxxxx26	1	78	78	84
22xxxxx38	1	78	77	84
22xxxxx58	1	78	78	84
Rata - Rata		77.57	83.29	85.43

Tabel 5. Hasil *Cluster* 2

Nim	Cluster	Percabangan	Perulangan	Array
22xxxxx25	2	77	76	75
22xxxxx10	2	76.5	75	79
22xxxxx22	2	76	75	75
22xxxxx30	2	76	75	79
22xxxxx34	2	76	75	84
22xxxxx46	2	76	75	75
22xxxxx50	2	76	75	79
22xxxxx54	2	76	75	79
22xxxxx70	2	76	75	75
22xxxxx74	2	76	75	79
22xxxxx78	2	76	75	79
22xxxxx82	2	76.5	75	84
22xxxxx86	2	76.5	77	84
22xxxxx94	2	75.5	75	75
Rata - Rata		76.14	75.21	78.64

Keberhasilan model dalam pencarian informasi ditunjukkan dengan *recall*. Oleh karena itu penarikan kembali adalah proporsi prediksi positif yang benar untuk semua data positif yang sebenarnya. Pada penelitian ini didapatkan hasil *Recall* 100% Akurasi mengukur seberapa tepat model dapat menetapkan kelas yang tepat. Jadi, rasio prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) terhadap semua data adalah ukuran akurasi. Atau dengan kata lain, akurasi adalah sejauh mana nilai prediksi menyerupai nilai aktual (aktual). Pada penelitian ini didapatkan hasil akurasi 93%

Tabel 6. *Predicted Class*

	Actual class		
	Sangat Baik	Baik	Total
<i>cluster1</i>	12	2	14
<i>cluster2</i>	2	12	14
Total	14	14	28

Tabel 7. *Confusion Matrix*

Class	TP	FP	FN	TN	total
<i>Sangat Baik</i>	12	2	0	14	28
<i>Baik</i>	12	2	0	14	28

Tabel 8. Hasil *Confusion Matrix*

Class	Precision	Recall	Akurasi
Sangat Baik	0.86	1	0.93
Baik	0.86	1	0.93
Presentase	86%	100%	93%

Berdasarkan hasil pengujian tahap kedua dapat disimpulkan bahwa prediksi nilai mahasiswa pada matakuliah pemrograman dasar dengan metode *K-Means* menunjukan hasil yang bagus.

4. Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa ada perbedaan dengan hasil penelitian sebelumnya. Penelitian sebelumnya menemukan bahwa hasil prediksi menunjukkan tingkat akurasi sebesar 93% dengan presisi dan recall sebesar 96% dan 92%[16], sedangkan penelitian ini menunjukkan bahwa nilai Precision 86%, Recall 100%, akurasi 93%. Hal ini menunjukkan keberhasilan model dalam pencarian informasi untuk proporsi prediksi positif yang benar untuk semua data positif lebih baik dari penelitian sebelumnya.

Perbedaan hasil antara penelitian baru dan penelitian sebelumnya mungkin disebabkan oleh beberapa faktor. Salah satunya adalah perbedaan penentuan fitur yang digunakan. Penelitian baru ini menggunakan fitur berdasarkan tes kemampuan dasar pemrograman yang harus dikuasai oleh mahasiswa, yang dapat menghasilkan hasil yang lebih dapat dipercaya.

Pada metode *k-means* penentuan *centroid* awal dan jumlah *cluster* juga sangat mempengaruhi hasil pengelompokan data. Jika *centroid* awal dipilih secara acak, hasil clustering dapat berbeda pada setiap iterasi. Oleh karena itu, perlu untuk menjalankan algoritma *k-means* beberapa kali dengan *centroid* awal yang berbeda dan memilih solusi yang memberikan hasil yang paling stabil atau optimal.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa metode *K-means* clustering dapat mengembangkan model prediksi yang

mampu memprediksi nilai akhir mahasiswa dengan tingkat akurasi yang tinggi. Prediksi yang akurat dapat memberikan informasi berharga kepada mahasiswa, dosen, dan institusi pendidikan dalam merencanakan langkah-langkah yang tepat untuk meningkatkan performa akademik mahasiswa yang mengambil matakuliah pemrograman dasar dengan nilai *Precision* 86%, *Recall* 100%, akurasi 93% dengan anggota *cluster* 1 adalah 14 mahasiswa dan *cluster* 2 adalah 14 mahasiswa. Proses *clustering* dengan k-means sangat dipengaruhi oleh penentuan *centroid* awal sehingga diperlukan pengujian berkali – kali untuk menemukan hasil yang optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Syamsiyah and I. Tofany, "Rancang Bangun Sistem Informasi Prediksi Pinjaman Pada Koperasi Panca Bhakti Bekasi Menggunakan Algoritma C4.5," *Jurnal Sains & Teknologi*, vol. 9, no. 1, pp. 28–43, 2019.
- [2] I. Maulana and U. Rosalina, "Clustering Data Nilai Ujian Akhir Semester Menggunakan Algoritma Data Mining K-Means," *PERISKOP (Jurnal Sains dan Ilmu Pendidikan)*, vol. 1, no. 2, pp. 76–85, 2021.
- [3] V. Virtusena, A. Johar, and A. Wijanarko, "Pengelompokan Potensi Kelulusan Mahasiswa Fakultas Teknik Unib Menggunakan Algoritma K-Means (Studi Kasus: Fakultas Teknik Universitas Bengkulu)," 2021. [Online]. Available: <http://ejournal.unib.ac.id/index.php/rekursif/206>
- [4] Y. Christian and J. Jimmy, "Perancangan Model Prediksi Performa Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Means Clustering (Studi Kasus: Universitas Xyz)," *Conference on Management, Business, Innovation, Education and Social Science*, vol. 1, no. 1, pp. 643–644, 2021, [Online]. Available: <https://journal.uib.ac.id/index.php/combinex>
- [5] M. S. Sungkar and M. T. Qurohman, "Penerapan Algoritma C5.0 Untuk Prediksi Kelulusan Pembelajaran Mahasiswa Pada Matakuliah Arsitektur Sistem Komputer," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 3, p. 1166, Jul. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.3116.
- [6] S. Suraya, M. Sholeh, and D. Andayati, "Penerapan Metode Clustering dengan Algoritma K-Means Pada Pengelompokan Indeks Prestasi Akademik Mahasiswa," *SKANIKA: Sistem Komputer dan Teknik Informatika*, vol. 6, no. 1, pp. 51–60, 2023.
- [7] H. Priyatman, F. Sajid, and D. Haldivany, "Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering untuk Memprediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 5, no. 1, pp. 62–66, 2019.
- [8] A. Khaerunnisa, "Analisis Tingkat Kelulusan Mahasiswa di Unisba dengan menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *Jurnal Riset Matematika*, pp. 67–76, Jul. 2022, doi: [10.29313/jrm.v2i1.1018](https://doi.org/10.29313/jrm.v2i1.1018).
- [9] S. P. Nabila, N. Ulinnuha, and A. Yusuf, "Model Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Dengan Metode Fuzzy C-Means dan K-Nearest Neighbors Menggunakan Data Registrasi Mahasiswa," *Jurnal Ilmiah NERO*, vol. 6, no. 1, pp. 38–46, 2021.
- [10] P. A. Ariawan, "Optimasi Pengelompokan Data Pada Metode K-means dengan Analisis Outlier," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 5, no. 2, pp. 88–95, Sep. 2019, doi: [10.25077/teknosi.v5i2.2019.88-95](https://doi.org/10.25077/teknosi.v5i2.2019.88-95).
- [11] E. U. Wahyuningtyas, R. R. M. Putri, and S. Sutrisno, "Optimasi K-Means Untuk Clustering Dosen Berdasarkan Kinerja Akademik Menggunakan Algoritma Genetika Paralel," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 8, pp. 2628–2635, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [12] D. Azzahra Nasution, H. H. Khotimah, and N. Chamidah, "Perbandingan Normalisasi Data Untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN," *Journal of Computer Engineering System and Science*, vol. 4, no. 1, pp. 2502–7131, 2019.
- [13] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*. 2012. doi: [10.1016/B978-0-12-381479-1.00001-0](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-381479-1.00001-0).
- [14] A. F. Khairati, A. A. Adlina, G. F. Hertono, and B. D. Handari, "Kajian Indeks Validitas pada Algoritma K-Means Enhanced dan K-Means MMCA," *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 2, pp. 161–170, 2019, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [15] C. Purnamaningsih, R. Saptono, and A. Aziz, "Pemanfaatan Metode K-Means Clustering dalam Penentuan Penjurusan Siswa SMA," *Jurnal Teknologi & Informasi ITSsmart*, vol. 3, no. 1, p. 27, Aug. 2016, doi: [10.20961/its.v3i1.644](https://doi.org/10.20961/its.v3i1.644).
- [16] R. M. Sagala, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Data mining Algoritma K-means."

BIODATA PENULIS



Made Pasek Agus Ariawan
Dosen asal Kota Denpasar yang sekarang mengajar pada Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Bali.



Ida Bagus Adisimakrisna Peling
Dosen asal Kota Denpasar yang sekarang mengajar pada Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Bali



Gde Brahupadhy Subiksa
Dosen asal Kota Denpasar yang sekarang mengajar pada Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Bali.

LAMPIRAN

Tabel 9. Hasil Uji 1 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296296	2
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074074	1
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592592593	2
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333333	2
22xxxxx57	1	0.666666667	1	2
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407407	2
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111111	2
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592592593	2
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	2
22xxxxx38	0.4	0	0.222222222	1
22xxxxx58	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx25	1	0.2	0.407407407	2
22xxxxx10	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx22	0.2	0	0.407407407	1
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407407	2
22xxxxx34	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx46	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx50	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx54	1	0.2	0.407407407	2
22xxxxx70	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx74	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx78	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx82	0.4	0	0.407407407	1
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407407	1
22xxxxx94	0	0	0.074074074	1

Tabel 10. Hasil Uji 2 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296296	2
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074074	1
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592592593	2
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333333	2
22xxxxx57	1	0.666666667	1	2
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407407	2
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111111	2
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592592593	2
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	2
22xxxxx38	0.4	0	0.222222222	1
22xxxxx58	0.2	0	0.074074074	1

22xxxxx25	1	0.2	0.407407407	2
22xxxxx10	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx22	0.2	0	0.407407407	1
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407407	2
22xxxxx34	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx46	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx50	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx54	1	0.2	0.407407407	2
22xxxxx70	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx74	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx78	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx82	0.4	0	0.407407407	1
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407407	1
22xxxxx94	0	0	0.074074074	1

Tabel 11. Hasil Uji 3 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.2962963	2
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.6296296	2
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.6296296	2
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.0740741	1
22xxxxx33	1	0.333333333	0.5925926	2
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.3333333	2
22xxxxx57	1	0.666666667	1	2
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.4074074	2
22xxxxx81	1	0.066666667	0.1111111	2
22xxxxx85	1	0.866666667	0.5925926	2
22xxxxx89	1	0.666666667	0.6296296	2
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	2
22xxxxx38	0.4	0	0.2222222	1
22xxxxx58	0.2	0	0.0740741	1
22xxxxx25	1	0.2	0.4074074	2
22xxxxx10	0.2	0	0.2222222	1
22xxxxx22	0.2	0	0.4074074	1
22xxxxx30	1	0.133333333	0.4074074	2
22xxxxx34	0.2	0	0.0740741	1
22xxxxx46	0.2	0	0.2222222	1
22xxxxx50	0.2	0	0.2222222	1
22xxxxx54	1	0.2	0.4074074	2
22xxxxx70	0.2	0	0.0740741	1
22xxxxx74	0.2	0	0.2222222	1
22xxxxx78	0.2	0	0.2222222	1
22xxxxx82	0.4	0	0.4074074	1
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.4074074	1
22xxxxx94	0	0	0.0740741	1

Tabel 12. Hasil Uji 4 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296	1
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62963	1
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62963	1
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074	2
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592593	1
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333	1
22xxxxx57	1	0.666666667	1	1
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407	1
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111	1
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592593	1
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62963	1
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	1
22xxxxx38	0.4	0	0.222222	2
22xxxxx58	0.2	0	0.074074	2
22xxxxx25	1	0.2	0.407407	1
22xxxxx10	0.2	0	0.222222	2
22xxxxx22	0.2	0	0.407407	2
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407	1
22xxxxx34	0.2	0	0.074074	2
22xxxxx46	0.2	0	0.222222	2
22xxxxx50	0.2	0	0.222222	2
22xxxxx54	1	0.2	0.407407	1
22xxxxx70	0.2	0	0.074074	2
22xxxxx74	0.2	0	0.222222	2
22xxxxx78	0.2	0	0.222222	2
22xxxxx82	0.4	0	0.407407	2
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407	2
22xxxxx94	0	0	0.074074	2

Tabel 13. Hasil Uji 5 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296	2
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62963	2
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62963	2
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074	1
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592593	2
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333	2
22xxxxx57	1	0.666666667	1	2
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407	2
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111	2
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592593	2
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62963	2
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	2
22xxxxx38	0.4	0	0.222222	1

22xxxxx58	0.2	0	0.074074	1
22xxxxx25	1	0.2	0.407407	2
22xxxxx10	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx22	0.2	0	0.407407	1
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407	2
22xxxxx34	0.2	0	0.074074	1
22xxxxx46	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx50	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx54	1	0.2	0.407407	2
22xxxxx70	0.2	0	0.074074	1
22xxxxx74	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx78	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx82	0.4	0	0.407407	1
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407	1
22xxxxx94	0	0	0.074074	1

Tabel 14. Hasil Uji 7 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296	2
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62963	2
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62963	2
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074	1
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592593	2
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333	2
22xxxxx57	1	0.666666667	1	2
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407	2
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111	2
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592593	2
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62963	2
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	2
22xxxxx38	0.4	0	0.222222	1
22xxxxx58	0.2	0	0.074074	1
22xxxxx25	1	0.2	0.407407	2
22xxxxx10	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx22	0.2	0	0.407407	1
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407	2
22xxxxx34	0.2	0	0.074074	1
22xxxxx46	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx50	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx54	1	0.2	0.407407	2
22xxxxx70	0.2	0	0.074074	1
22xxxxx74	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx78	0.2	0	0.222222	1
22xxxxx82	0.4	0	0.407407	1
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407	1
22xxxxx94	0	0	0.074074	1

Tabel 15. Hasil Uji 8 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296296	1
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62962963	1
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62962963	1
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074074	2
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592592593	1
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333333	1
22xxxxx57	1	0.666666667	1	1
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407407	1
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111111	1
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592592593	1
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62962963	1
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	1
22xxxxx38	0.4	0	0.222222222	2
22xxxxx58	0.2	0	0.074074074	2
22xxxxx25	1	0.2	0.407407407	1
22xxxxx10	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx22	0.2	0	0.407407407	2
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407407	1
22xxxxx34	0.2	0	0.074074074	2
22xxxxx46	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx50	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx54	1	0.2	0.407407407	1
22xxxxx70	0.2	0	0.074074074	2
22xxxxx74	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx78	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx82	0.4	0	0.407407407	2
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407407	2
22xxxxx94	0	0	0.074074074	2

Tabel 16. Hasil Uji 9 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296296	1
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62962963	1
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62962963	1
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074074	2
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592592593	1
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333333	1
22xxxxx57	1	0.666666667	1	1
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407407	1
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111111	1
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592592593	1
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62962963	1
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	1
22xxxxx38	0.4	0	0.222222222	2

22xxxxx58	0.2	0	0.074074074	2
22xxxxx25	1	0.2	0.407407407	1
22xxxxx10	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx22	0.2	0	0.407407407	2
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407407	1
22xxxxx34	0.2	0	0.074074074	2
22xxxxx46	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx50	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx54	1	0.2	0.407407407	1
22xxxxx70	0.2	0	0.074074074	2
22xxxxx74	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx78	0.2	0	0.222222222	2
22xxxxx82	0.4	0	0.407407407	2
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407407	2
22xxxxx94	0	0	0.074074074	2

Tabel 17. Hasil Uji 10 Cluster Mahasiswa

NIM	Percabangan	Perulangan	Array	Cluster
22xxxxx09	0.6	0.866666667	0.296296296	2
22xxxxx17	0.6	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx21	0.6	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx29	0.6	0.066666667	0.074074074	1
22xxxxx33	1	0.333333333	0.592592593	2
22xxxxx37	0.6	0.866666667	0.333333333	2
22xxxxx57	1	0.666666667	1	2
22xxxxx73	0.6	0.866666667	0.407407407	2
22xxxxx81	1	0.066666667	0.111111111	2
22xxxxx85	1	0.866666667	0.592592593	2
22xxxxx89	1	0.666666667	0.62962963	2
22xxxxx26	0.6	0.666666667	0	2
22xxxxx38	0.4	0	0.222222222	1
22xxxxx58	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx25	1	0.2	0.407407407	2
22xxxxx10	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx22	0.2	0	0.407407407	1
22xxxxx30	1	0.133333333	0.407407407	2
22xxxxx34	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx46	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx50	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx54	1	0.2	0.407407407	2
22xxxxx70	0.2	0	0.074074074	1
22xxxxx74	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx78	0.2	0	0.222222222	1
22xxxxx82	0.4	0	0.407407407	1
22xxxxx86	0.4	0.133333333	0.407407407	1
22xxxxx94	0	0	0.074074074	1