



Pengelompokkan Tingkat Stres Akademik Pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means

Raihan Zia Alfaiza, Elvia Budianita^{*}, Siska Kurnia Gusti, Iis Afrianty

Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: ¹12150114054@students.uin-suska.ac.id, ^{2,*}elvia.budianita@uin-suska.ac.id, ³siskakurniagusti@uin-suska.ac.id,

⁴iis.afrianty@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: elvia.budianita@uin-suska.ac.id

Abstrak—Stres akademik merupakan permasalahan yang sering dialami siswa akibat beban tugas, ujian, maupun tekanan sosial yang jika tidak dikelola dengan baik dapat berdampak pada penurunan prestasi dan kesejahteraan psikologis. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan tingkat stres mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) yang memungkinkan mentransmisikan derajat penyimpanan data pada lebih dari satu *cluster*. Data diperoleh dari kuesioner *Perception of Academic Stress Scale* (PASS) yang telah dimodifikasi, dengan 587 responden angkatan 2021–2024. Tahapan penelitian meliputi seleksi, pembersihan, dan transformasi data, penerapan algoritma FCM, serta evaluasi menggunakan tiga metrik validasi yaitu *Partition Coefisien Index* (PCI), *Fuzzy Silhouette Indeks* (FSI) dan *Silhouette Coefficient*. Hasil pengujian menunjukkan jumlah *cluster* optimal pada $C = 2$, dengan nilai PCI tertinggi sebesar 0,5663, nilai FSI dan *Silhouette Coefficient* sebesar 0,3056, yang menghasilkan dua kelompok mahasiswa, yakni 313 orang dengan tingkat stres tinggi dan 274 orang dengan tingkat stres rendah. Penurunan skor PCI, FSI maupun *Silhouette* pada jumlah *cluster* yang lebih besar menunjukkan bahwa pembagian dua *cluster* memberikan struktur pengelompokan yang paling jelas. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma FCM efektif dalam menggambarkan pola stres mahasiswa akademik dan dapat dijadikan dasar dalam merancang strategi pendampingan akademik, layanan konseling, serta program intervensi psikologis yang lebih tepat sasaran.

Kata Kunci: *Clustering*; *Fuzzy C-Means*; Metrik Validasi Klaster; *Perception of Academic Stress Scale*; Stres Akademik

Abstract—Academic stress is a common problem experienced by students due to the burden of assignments, exams, and social pressures. If not managed properly, it can impact achievement and psychological well-being. This study aims to classify the academic stress levels of students at the Faculty of Science and Technology, Sultan Syarif Kasim State Islamic University, Riau, using the *Fuzzy C-Means* (FCM) algorithm, which allows flexibility in the degree of data membership in more than one cluster. Data were obtained from a modified *Perception of Academic Stress Scale* (PASS) questionnaire, with 587 respondents from the 2021–2024 intake. The research stages included data selection, cleaning, and transformation, application of the FCM algorithm, and evaluation using three validation metrics: the *Partition Coefficient Index* (PCI), the *Fuzzy Silhouette Index* (FSI) and the *Silhouette Coefficient*. The test results showed the optimal number of clusters at $C = 2$, with the highest PCI value of 0.5663, FSI and *ilhouette Coefficient* score of 0.3056, resulting in two groups of students: 313 with high stress levels and 274 with low stress levels. The decrease in PCI, FSI and *Silhouette* scores across a larger number of clusters indicates that dividing two clusters provides the clearest grouping structure. These findings demonstrate that the FCM algorithm is effective in mapping students' academic stress patterns and can be used as a basis for designing more targeted academic mentoring strategies, counseling services, and psychological intervention programs services.

Keywords: *Clustering*; *Fuzzy C-Means*; *Cluster Validation Metrics*; *Perception of Academic Stress Scale*; *Academic Stress*

1. PENDAHULUAN

Selama menempuh pendidikan tinggi, mahasiswa umumnya berusia 18 hingga 25 tahun tidak hanya berfokus pada prestasi akademik tetapi juga terlibat dalam berbagai kegiatan ekstrakurikuler (Funsu Andiarna & Estri Kusumawati, 2020). Selama masa ini, mahasiswa juga sering menghadapi tekanan dari berbagai pihak, baik akademik, keluarga, teman sebaya, maupun dorongan internal. Tekanan yang berlebihan dapat memicu stres, yaitu respons alami yang wajar sampai titik tertentu, namun berdampak negatif jika tidak terkelola dengan baik (Rosyidah et al., 2020). Fenomena yang dikenal sebagai stres akademik muncul ketika tuntutan belajar dianggap melebihi kemampuan individu untuk mengatasinya. Pemicunya meliputi beban yang tinggi, tekanan untuk berprestasi, dan minimnya dukungan sosial (Lubis et al., 2021). Sejak pandemi COVID-19, situasi ini semakin kompleks karena keterbatasan fasilitas, infrastruktur, dan kesiapan mahasiswa untuk beradaptasi (Funsu Andiarna & Estri Kusumawati, 2020). Mahasiswa bahkan lebih rentan karena harus menghadapi kombinasi tekanan akademik, emosional, dan sosial. Stres yang tidak terkelola berpotensi memicu penurunan prestasi akademik, perasaan putus asa, dan kualitas hidup (Glarisa Gaite et al., 2022). Hal ini selaras dengan penelitian (Erika Maulidiya et al., 2021) di mana hasil kuesioner DASS-42 menunjukkan 151 mahasiswa sains dan teknologi berada pada kategori stres berat, 19 pada stres sedang, 18 pada stres ringan, serta 24 dalam kondisi normal. Sedangkan pada kelompok mahasiswa sosial hukum, tercatat 100 mahasiswa mengalami stres berat, 16 stres sedang, 12 stres ringan, dan 17 berada pada kategori normal, dan pada penelitian (Diah Wiranti et al., 2025) menunjukkan bahwa dari 507 mahasiswa responden, algoritma *K-Means* berhasil membagi dua klaster stres akademik: *cluster* pertama (229 mahasiswa) dengan tingkat stres rendah, dan *cluster* kedua (278 mahasiswa) dengan tingkat stres tinggi. Namun kualitas klasterisasi yang diukur menggunakan *Davies-Bouldin Index* (1,43) dan *Silhouette Coefisien* (0,27) masih tergolong rendah, yang berarti hasil pengelompokan belum optimal.

Kekurangan utama penggunaan *K-Means* dalam kasus ini ialah setiap data hanya bisa berada dalam satu klaster secara tegas, sehingga siswa yang memiliki karakteristik stres di ambang kategori “rendah- tinggi” tidak bisa tercermin secara halus, ketidakpekaan terhadap keanggotaan ganda atau ambiguitas karena sifat *hard clustering* (Dwi Ananda et



al., 2025), hasil evaluasi seperti Silhouette yang rendah menunjukkan bahwa perpisahan antar *cluster* masih sering kabur. Hal ini sejalan dengan penelitian (Winar Wahyu Prastanika & Arie Wahyu Wijayanto, 2023) yang menunjukkan bahwa metode *hard clustering* cenderung menghasilkan akurasi rendah ketika data memiliki overlap yang tinggi.

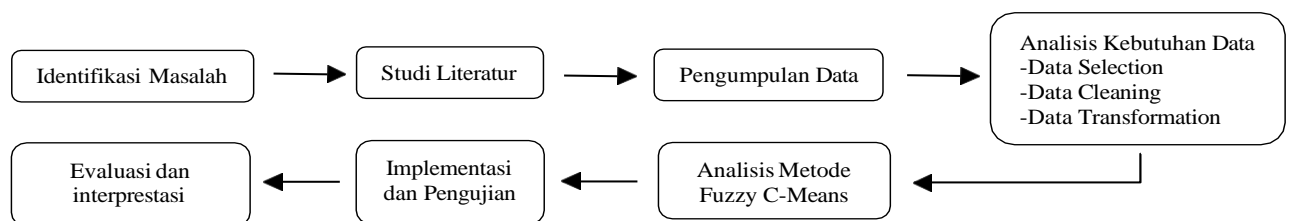
Mengidentifikasi tingkat stres mahasiswa secara akurat membutuhkan metode analisis yang mampu mengelompokkan data berdasarkan karakteristik yang sama. Pendekatan klasterisasi merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan untuk tujuan ini (Ananda & Amalia Aras, 2021). *Fuzzy C-Means* (FCM) dipandang lebih tepat karena memungkinkan setiap mahasiswa memiliki derajat lebih dari satu klaster. FCM tidak hanya memberikan pembagian klaster yang lebih realistis, tetapi juga menangkap sifat spektrum dari stres akademik yang jarang bersifat mutlak (Nurmin et al., 2022).

Temuan penelitian sebelumnya memperkuat keunggulan FCM. Sebuah studi oleh Nur Indah Selviana menunjukkan bahwa validasi klaster yang dihasilkan oleh FCM lebih konsisten dibandingkan dengan K-Means. Penelitian oleh Han bahkan mencatat bahwa FCM Heuristik dapat mendeteksi kondisi psikologis dan kinerja akademik mahasiswa dengan akurasi hingga 95,1%. Kemampuannya dalam memproses data kompleks menjadikan FCM sebagai metode yang relevan untuk menganalisis tingkat stres akademik (Inayah et al., 2022). Selain itu penelitian terbaru oleh (Karisma et al., 2023) menyatakan bahwa *Fuzzy C-Means* (FCM) unggul dalam menangani data dengan ketidakpastian dan overlap yang tinggi, sehingga relevan diterapkan pada kasus analisis stres mahasiswa.

Agar hasil klasterisasi lebih akurat, penelitian ini menggunakan *Partition Coeffisien Index* (PCI) sebagai metode evaluasi, karena indeks ini mampu mengukur kecerahan perpecahan antar klaster sekaligus menilai distribusi derajat keanggotaan data. Dengan demikian, PCI melengkapi keunggulan FCM dalam menghasilkan pola pengelompokan yang lebih andal, terutama ketika data stress siswa sering berada pada kategori ambang (antara rendah dan tinggi), yang tidak dapat ditangkap dengan baik dari *K-Means*. Hal ini dijelaskan pada penelitian (Karisma et al., 2023) menunjukkan bahwa evaluasi hasil klasterisasi menggunakan PCI menghasilkan validitas klaster sebesar 95,36 %, yang mengindikasikan bahwa PCI sangat efektif untuk memilih jumlah klaster paling optimal, oleh karena itu, penelitian ini secara khusus mengangkat metode *Fuzzy C-Means* dengan evaluasi PCI sebagai solusi atas keterbatasan penelitian sebelumnya yang menggunakan K-Means dengan *Davies-Bouldin Index* dan *Silhouette*, namun menghasilkan kualitas klasterisasi yang rendah. Selain PCI, penelitian ini juga menerapkan *Fuzzy Silhouette Index* (FSI) sebagai metrik validasi tambahan yang memiliki tujuan serupa, yaitu memperluas kualitas perpecahan antar klaster pada data fuzzy. Penggunaan kedua indeks ini memberikan hasil evaluasi yang lebih komprehensif, karena meskipun sama-sama menilai evaluasi antar klaster, masing-masing menggunakan pendekatan matematis yang berbeda dalam mengukur tingkat kejelasan batas klaster. Dengan pendekatan ini, diharapkan tingkat stres akademik siswa dapat dipetakan lebih valid dan mendekati kondisi nyata.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian ini menggambarkan tahapan-tahapan yang dilalui selama proses penelitian, seperti terlihat pada Gambar 1 yang memvisualisasikan alur langkah-langkah penelitian.



Gambar 1. Alur Penelitian

Seperti terlihat pada Gambar 1, penelitian ini diawali dengan mengidentifikasi masalah setelah itu studi literatur lalu mengumpulkan dan pra-pemrosesan data tingkat stres akademik siswa untuk memastikan kualitas data yang akan digunakan. Selanjutnya proses klasterisasi dilakukan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM), dan hasilnya dievaluasi dengan tiga metrik validasi klaster, yaitu *Partition Coeffisien Index* (PCI), *Fuzzy Silhouette Index* (FSI), *Silhouette Coefficient*. Tahap akhir berupa analisis hasil klasterisasi digunakan untuk menginterpretasikan pola tingkat stres akademik siswa secara lebih akurat.

2.1 Identifikasi Masalah

Tahap awal penelitian adalah mengidentifikasi masalah. Proses ini melibatkan pembahasan isu-isu kunci yang akan diteliti agar penelitian dapat diarahkan secara jelas dan terfokus. Dengan identifikasi yang tepat, penelitian dapat lebih terfokus dan mencapai tujuan yang telah ditetapkan (Risqi & Nasution, 2021).

2.2 Studi Literatur

Studi Literatur merupakan langkah yang sangat penting dalam mendukung proses penelitian. Pada tahap ini, peneliti mengumpulkan dan meninjau berbagai sumber ilmiah yang relevan, termasuk buku, jurnal, dan penelitian sebelumnya,



dengan tujuan memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif tentang topik yang diteliti. Kegiatan ini juga berfungsi sebagai dasar untuk merumuskan teori dan kerangka konseptual yang digunakan. Studi Literatur sering disebut sebagai penelitian kepustakaan karena lebih berfokus pada tinjauan pustaka tanpa melibatkan pengumpulan data langsung dari lapangan (Achmad Munib & Fitria Wulandari, 2021).

2.3 Pengumpulan Data

Pada tahap ini, data dikumpulkan untuk mengetahui tingkat stres akademik mahasiswa dengan melibatkan 587 responden dan 18 butir pertanyaan yang telah dimodifikasi oleh Reni Susanti, M.Psi., Psikolog. Instrumen yang digunakan berupa kuesioner *Perception of Academic Stress Scale* (PASS) dari Bedewy & Gabriel adaptasi dari penelitian (Murdhiono & Vidayanti, 2022). Proses pengumpulan data dilakukan melalui *Google Form* yang disebarluaskan kepada mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Responden berasal dari empat angkatan, yaitu: 2021 (157 mahasiswa), 2022 (229 mahasiswa), 2023 (121 mahasiswa), dan 2024 (80 mahasiswa). Panduan kuesioner PASS yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. PASS-Manual

NO	Aspek	Item	Jumlah
1	Ekpektasi Akademik	6, 8, 12, 13	4
2	Tuntutan Akademik	4, 5, 9, 10, 11, 15, 16, 17	8
3	Persepsi Diri Akademik	1, 2, 3, 7, 14, 18	6
Total			18

Aspek dalam instrumen PASS secara konseptual, termasuk nomor item dan jumlah pernyataan pada masing-masing aspek yang telah ditampilkan di Tabel 1. Untuk memberikan gambaran yang lebih operasional, Tabel 2 kemudian memuat butir-butir pertanyaan yang merepresentasikan aspek tersebut secara rinci dan disertai dengan pilihan jawaban, sehingga instrumen ini dapat langsung digunakan dalam proses pengukuran tingkat stres akademik mahasiswa.

Tabel 2. Instrumen PASS

No	Pertanyaan	STS	TS	RR	S	SS
1	Saya yakin akan menjadi mahasiswa yang sukses (UF)					
2	Saya memiliki kepercayaan diri yang tinggi bahwa saya akan sukses dalam karir saya di masa depan (UF)					
...	...					
17	Saat ujian merupakan salah satu situasi yang menegangkan bagi saya (F)					
18	Bahkan jika saya lulus ujian, saya masih khawatir dengan kepastian mendapatkan pekerjaan (F)					

Seperti terlihat pada Tabel 2 menampilkan butir pertanyaan dari instrument *Perception of Academic Stress Scale* (PASS) yang digunakan untuk mengukur tingkat stres akademik siswa. Setiap item yang dinilai menggunakan Skala Likert (Sangat Tidak Setuju hingga Sangat Setuju), mencakup dua dimensi utama yaitu *Unfavourable* (UF) dan *Favorable* (F). Skor total dari setiap responden digunakan untuk menentukan kategori tingkat stres akademik.

2.4 Analisis Kebutuhan Data

Analisis kebutuhan data bertujuan untuk menentukan informasi yang relevan dalam mendukung penelitian. Proses ini menjelaskan jenis data yang diperlukan serta bagaimana data tersebut digunakan dalam setiap tahap penelitian. Selain itu, analisis ini juga membantu peneliti memahami sumber data yang dapat diakses, baik dari data primer maupun sekunder. Dengan mengetahui data yang dibutuhkan sejak awal, peneliti dapat menyusun metode pengumpulan data yang lebih terarah dan efisien. Hal ini tentu akan mempermudah proses dan penarikan analisis kesimpulan yang sesuai dengan rumusan masalah penelitian

2.4.1 Data Selection

Langkah awal yang penting dalam penelitian ini adalah seleksi data, yaitu proses menentukan parameter atau atribut yang akan digunakan dari data yang telah dikumpulkan. Data penelitian bersumber dari jawaban responden pada kuesioner yang berisi 18 butir pertanyaan berdasarkan instrumen *Perception of Academic Stress Scale* (PASS).

Pada tahap seleksi data, informasi awal yang dikumpulkan meliputi nama, jenis kelamin, NIM, angkatan, program studi, serta jawaban responden dari kuesioner PASS yang sudah di isi. Instrumen ini memakai skala likert dengan lima pilihan jawaban, yaitu Sangat Tidak Setuju (STS), Tidak Setuju (TS), Ragu-Ragu (RR), Setuju (S), dan Sangat Setuju (SS) (Murdhiono & Vidayanti, 2022). Data yang dikumpulkan kemudian dibedakan menjadi dua kelompok, yaitu *Unfavorable* (UF) untuk menjawab pertanyaan yang cenderung bernilai negatif, dan *Favorable* (F) untuk menjawab pertanyaan yang bernilai positif (Fathoni & Alwi, 2021).



Kuesioner PASS yang dipakai dalam penelitian ini terdiri dari 18 pertanyaan sebagaimana ditampilkan pada tabel 2. Setiap pertanyaan disusun berdasarkan indikator dari instrumen PASS yang sudah dimodifikasi, lalu diberikan kode F atau UF agar lebih mudah dalam tahap pemrosesan data selanjutnya.

2.4.2 Data Cleaning

Pada tahap dilakukannya pembersihan data (*data cleaning*) untuk mengatasi berbagai permasalahan, seperti adanya gangguan (*noise*), data yang tidak lengkap, maupun informasi yang tidak relevan akibat kesalahan teknis atau pengisian yang tidak valid. Pada penelitian ini, proses pembersihan data dilakukan dengan cara menyaring responden yang sesuai kriteria, yaitu mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau dari angkatan 2021 hingga 2024. Selain itu, data kuesioner yang bersifat duplikat serta jawaban kosong juga dihapus. Langkah ini dilakukan agar analisis hasil lebih akurat serta meminimalisir kesalahan sistematis ketika proses *clustering* menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*.

2.4.3 Data Transformation

Pada tahap ini dilakukan proses transformasi data agar sesuai dengan kebutuhan analisis. Data yang ditransformasikan merupakan data yang sudah melalui tahap pembersihan data, sehingga data yang diolah sudah bersih dari kesalahan maupun duplikasi. Proses transformasi sangat penting karena data mentah umumnya masih berbentuk teks atau kategori, sehingga perlu konversi ke dalam bentuk angka agar dapat digunakan dalam proses analisis.

Pada penelitian ini, setiap jawaban responden dari kuesioner diberi kode angka sesuai tingkat kesetujuannya, mulai dari “Sangat Tidak Setuju” hingga “Sangat Setuju” sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3. Nilai-nilai tersebut selanjutnya menjadi dasar perhitungan dan analisis lebih lanjut. Dengan adanya transformasi data, proses interpretasi menjadi lebih sederhana, sekaligus meningkatkan akurasi serta efisiensi dalam pengambilan keputusan berbasis data.

Tabel 3. Data Transformation

No	Jawaban	Singkatan	UF	F
1	Sangat Tidak Setuju	STS	5	1
2	Tidak Setuju	TS	4	2
3	Ragu-Ragu	RR	3	3
4	Setuju	S	2	4
5	Sangat setuju	SS	1	5

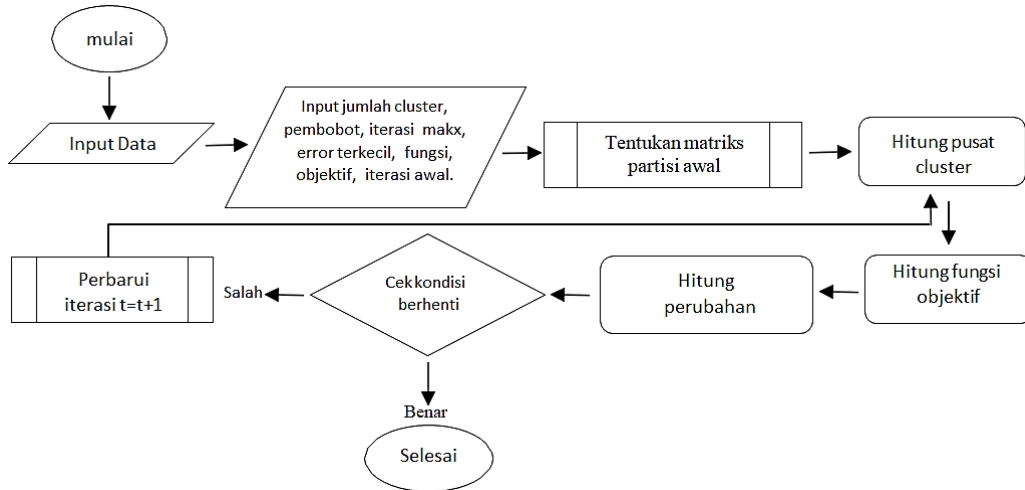
Tabel 3 ini menunjukkan konversi skor Skala Likert lima tingkat yang digunakan dalam penilaian instrumen PASS. Skor diberikan berdasarkan jenis pernyataan, yaitu *favourable* (F) dan *unfavorable* (UF). Pada pernyataan (UF) respon “Sangat Tidak Setuju” memperoleh skor tertinggi (5) karena menunjukkan tingkat stres yang rendah, sedangkan pada pernyataan (F) skor tertinggi (5) diberikan untuk tanggapan “Sangat Setuju” yang menunjukkan tingkat stres yang tinggi. Konversi ini digunakan untuk memastikan interpretasi skor tetap konsisten pada kedua jenis item.

2.5 Penerapan Algoritma *Fuzzy C-Means*

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan metode klusterisasi yang dirancang untuk menghasilkan pengelompokan data secara lebih optimal dibandingkan teknik konvensional. Jika metode kluster tradisional bersifat tegas dengan menempatkan setiap data hanya pada satu kluster, FCM menggunakan pendekatan derajat pengumpulan sehingga suatu data dapat memiliki keterkaitan dengan lebih dari satu kluster sesuai tingkat kedekatannya dengan pusat kluster. Mekanisme ini menjadikan proses klusterisasi lebih fleksibel sekaligus terukur, karena setiap data tidak hanya disimpan ke dalam kelompok tertentu, tetapi juga diberikan nilai kesaksian numerik yang mencerminkan intensitas izin dengan masing-masing kluster. Dengan kemampuan tersebut, FCM lebih mampu menangani data yang kompleks, heterogen, dan cenderung memiliki batas antar kelompok yang kabur, sehingga hasil pengelompokannya lebih akurat dan relevan untuk kasus penelitian seperti tingkat stres akademik mahasiswa (Nurdiana et al., 2022).

Proses pengelompokan data menggunakan algoritma ini tidak hanya berlangsung secara langsung, tetapi melalui serangkaian tahapan sistematis yang saling berhubungan. Setiap langkah memiliki peran penting dalam memastikan hasil klusterisasi yang akurat, mulai dari tahap inisialisasi, perhitungan derajat pengumpulan, pembaruan pusat kluster, hingga proses iterasi berulang hingga mencapai kondisi konvergensi. Seluruh alur kerja tersebut divisualisasikan secara lebih jelas pada sebuah bagan alir (*flowchart*) pada gambar 2, yang disusun untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai mekanisme kerja algoritma dalam mengelompokkan data berdasarkan karakteristik yang dimiliki.

Pada Gambar 2, *flowchart* algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) menyoroti proses iteratif dalam pembentukan kluster. Proses dimulai dari inisialisasi jumlah kluster dan derajat pengumpulan awal setiap data, kemudian dilakukan perhitungan pusat kluster (*centroid*) berdasarkan derajat pengumpulan tersebut. Selanjutnya, derajat pemanasan diperbarui menggunakan jarak antara data dan pusat kluster yang baru dihitung. Langkah pembaruan ini diulang secara iteratif hingga memenuhi kondisi berhenti (konvergensi), yaitu ketika perubahan nilai fungsi tujuan berada di bawah ambang batas yang ditentukan.



Gambar 2. Flowchart Algoritma *Fuzzy C-Means*

Adapun algoritma *Fuzzy C-Means* adalah sebagai berikut :

1. Masukkan data X yang akan dijadikan *cluster* adalah sebuah matriks dengan ukuran $n \times m$ (n merupakan jumlah dari data sampel, m merupakan variable tiap data input. X_{ij} adalah data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$), input ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$).
2. Setelah itu tentukan banyaknya *cluster* = c , pangkat = w , iterasi maksimum = $MaxIter$, error terkecil yang diharapkan = ϵ , objektif fungsi pertama ($P() = 0$), iterasi pertama ($t = 1$)
3. Hasilkan bilangan acak μ_{ik} , elemen atau unsur dari matriks partisi awal U dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, m$. Hitung tiap anggota dengan

$$\sum_{j=1}^k \mu_{ij} = 1 \quad (1)$$

4. Hitung pusat *cluster* ke- k , V_{kj} Dimana $k = 1, 2, \dots, c$, dan $j = 1, 2, \dots, m$ (X_{ij} = variable yang digunakan), (w = bobot):

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w)} \quad (2)$$

5. Menghitung fungsi objektif iterasi ke = t :

$$p_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^w (X_{ij} - V_{kj})^2 \quad (3)$$

6. Tentukan perubahan dari matriks partisi :

$$\mu_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^{\frac{-1}{w-1}}]} \quad (4)$$

7. Perhatikan kondisi berhenti:

- a. Jika $(|P_t - P_{t-1}| < \epsilon)$ atau ($t > MaxIter$)
- b. Jika tidak $t = t + 1$, ulangi Langkah 4 (persamaan 1)

2.6 Pengujian

Pada Penelitian ini akan dilakukan pengujian menggunakan 3 metode evaluasi, yaitu *Partition Coefficient Index* (PCI), *Fuzzy Silhouette index* (FSI) dan *Silhouette Coefficient*.

2.6.1 Metode *Partition Coefficient Index* (PCI)

Metode *Partition Coefficient Index* (PCI) digunakan untuk mengevaluasi pada setiap *cluster* berdasarkan nilai keanggotaannya. *Partition Coefficient Index* (PCI) digunakan untuk memancarkan kualitas derajat pembekuan dalam proses *clustering*. Indeks ini tidak berhubungan langsung dengan nilai data asli yang merepresentasikan sebaran data, melainkan lebih tekanan pada kejelasan pembentukan *cluster*. Nilai PCI berada pada jarak $[0,1]$, di mana mendekati 1 menunjukkan bahwa *cluster* yang terbentuk semakin optimal (Agung Priambodo & Zakki Falani, 2020). Berikut adalah rumus perhitungan untuk *Partition Coefficient Indeks* (PCI) :

$$PC(c) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^2 \quad (5)$$

Dimana μ_{ik} adalah derajat keanggotaan data ke- k pada *cluster* ke- i , c adalah jumlah *cluster*, dan N merupakan jumlah total data.



2.6.2 Metode Fuzzy Silhouette Index (FSI)

Fuzzy Silhouette Index (FSI) merupakan perluasan dari metode *Silhouette Coefficient* yang awalnya diperkenalkan untuk *hard clustering*. Pada FSI, evaluasi dilakukan dengan mempertimbangkan derajat keanggotaan setiap data terhadap *cluster*, sehingga lebih sesuai digunakan dalam *clustering fuzzy*.

Nilai FSI berada pada rentang $[-1,1]$ $[-1, 1]$ $[-1,1]$, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan bahwa objek lebih sesuai berada pada *cluster* yang ditempati dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Rumus umum FSI untuk data ke-*i* dituliskan sebagai berikut (Shutaywi & Kachouie, 2021):

$$s(xi) = \frac{b(xi) - a(xi)}{\max\{b(xi), a(ai)\}} \tag{6}$$

2.6.3 Metode Silhouette Coefficient

Silhouette Coefficient merupakan metode evaluasi internal yang digunakan untuk menilai kualitas hasil *clustering* dengan mengukur tingkat kerapatan data dalam suatu *cluster* sekaligus sejauh mana data tersebut terpisah dari *cluster* lainnya. Nilai *Silhouette* berada pada rentang -1 hingga 1, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan pengelompokan yang baik karena data sesuai dengan *cluster*-nya dan terpisah jelas dari *cluster* lain, nilai mendekati 0 menandakan data berada di batas antar *cluster*, sedangkan nilai negatif menunjukkan kemungkinan kesalahan penempatan data (Paembonan et al., 2021).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini ditampilkan hasil pengolahan data dari kuesioner yang telah dikumpulkan. Data tersebut kemudian dianalisis dengan metode *Fuzzy C-Means* untuk melihat bagaimana siswa berkontribusi berdasarkan tingkat stres akademik yang mereka alami. Setelah itu, hasil analisis dibahas lebih lanjut agar dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai kondisi stres akademik siswa.

3.1 Analisa Kebutuhan

Dalam penelitian ini, instrumen yang digunakan adalah *Perception of Academic Stress Scale* (PASS) oleh Gabriel & Bedewy yang telah diadaptasi oleh Murdhiono Vidayanti dan dimodifikasi oleh Reni Susanti. Kuesioner ini diberikan kepada mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2021–2024 dengan total 587 data dan 18 butir pertanyaan yang mengukur berbagai dimensi stres akademik. Hasil pengisian kuesioner ini menjadi dasar penting dalam memahami kondisi psikologis dan akademik mahasiswa secara lebih menyeluruh, serta dapat digunakan sebagai langkah awal dalam merancang program dukungan yang lebih efektif.

3.2 Data Selection

Sumber data dalam penelitian ini berasal dari kuesioner yang diisi oleh mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2021 hingga 2024. Instrumen yang digunakan terdiri dari 18 item pertanyaan yang berkaitan dengan tingkat stres akademik mahasiswa. Data yang dikumpulkan kemudian melalui tahap penyaringan untuk memastikan hanya jawaban analisis yang lengkap dan sesuai yang dipakai pada. Hasil dari proses penyaringan tersebut menghasilkan data akhir yang siap digunakan pada tahap pengelompokan menggunakan metode *clustering*.

3.3 Data Cleaning

Tahap ini dilakukan dengan membersihkan data, mulai dari memeriksa duplikasi, memeriksa *data outlier*, hingga memastikan data yang dipakai sudah lengkap dan konsisten. Dalam penelitian ini, data awal berjumlah 590, namun setelah melewati proses pembersihan data tersisa 587 data. Dengan melakukan pembersihan data secara menyeluruh, kualitas dataset menjadi lebih baik sehingga hasil *clustering* nantinya bisa lebih relevan. Pada tahap ini dilakukan pengecekan data ganda, dan jika ada responden yang mengisi dua kali atau lebih maka akan dihapus. Selain itu, dilakukan pula pengecekan *data outlier* menggunakan *threshold >3* dan *>5*, hasilnya menunjukkan bahwa pada seluruh kolom Q1-Q18 tidak ditemukan *data outlier*. Sedangkan jika menggunakan *threshold > 3*, diperoleh jumlah *outlier*, seperti pada tabel 5.

Tabel 5. Data Outlier threshold >3 dan >5

Item Pertanyaan	Jumlah Outlier >3	Item Pertanyaan	Jumlah Outlier >5
Q1	8	Q1	0
Q2	5	Q2	0
Q3	3	Q3	0
Q4	4	Q4	0
Q5	0	Q5	0
...
Q17	0	Q17	0
Q18	0	Q18	0

Berdasarkan Tabel 5, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan ambang batas >3 masih terdapat beberapa item pertanyaan yang terdeteksi sebagai *outlier*, *outlier* tersebut tidak dihapus dari dataset, melainkan dijadikan bahan evaluasi untuk menentukan ambang batas yang paling sesuai dengan karakteristik data. Dengan menggunakan ambang batas >5, seluruh item tidak menunjukkan adanya *outlier*, sehingga kondisi ini dianggap lebih stabil dan mencerminkan sebaran data yang normal. Oleh karena itu, ambang batas >5 dipilih sebagai dasar kelayakan data untuk tahap analisis *Fuzzy C-Means* (FCM), karena dapat mengurangi pengaruh data yang tidak wajar terhadap hasil pengelompokan.

3.3 Data Transformation

Tahap ini adalah proses mengubah data mentah menjadi format yang sesuai dengan kebutuhan penelitian. Setelah data dibersihkan dari jawaban yang tidak relevan, langkah berikutnya adalah melakukan transformasi data. Proses ini dilakukan dengan mengkonversi setiap jawaban kuesioner ke dalam bentuk angka sesuai skala penilaian yang telah ditentukan dalam penelitian. Skala tersebut mewakili tingkat kecenderungan responden, mulai dari sangat tidak setuju, tidak setuju, ragu-ragu, setuju, hingga sangat setuju. Transformasi data ini penting untuk memastikan bahwa data yang dipakai valid dan dapat mendukung proses analisis. Hasil dari proses transformasi tersebut ditunjukkan pada tabel 6.

Tabel 6. Data Transformation Tingkat Stres Akademik Mahasiswa Angkatan 2021-2024

No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (F)	Q7 (F)	Q8 (F)	Q9 (F)	...	Q18 (F)
1	1	1	2	2	1	2	4	3	3	...	5
2	1	1	2	2	2	3	4	3	5	...	3
3	1	1	2	2	2	3	4	3	5	...	5
4	1	1	1	2	2	4	3	2	2	...	3
5	2	2	4	2	3	3	5	3	3	...	3
...
584	1	1	2	1	1	4	5	5	5	...	5
585	1	1	1	1	1	4	3	4	5	...	5
586	1	1	1	2	1	5	4	5	5	...	5
587	1	2	1	1	2	5	5	4	5	...	5

Tabel 6 ini menunjukkan hasil transformasi data dari kuesioner Skala Likert yang telah diubah ke dalam nilai numerik 1–5. Setiap kolom mewakili item pertanyaan (*Favourable dan Unfavourable*), sedangkan setiap baris mewakili respon individu. Data hasil transformasi ini digunakan sebagai masukan untuk tahap analisis klusterisasi menggunakan metode *Fuzzy C-Means* (FCM).

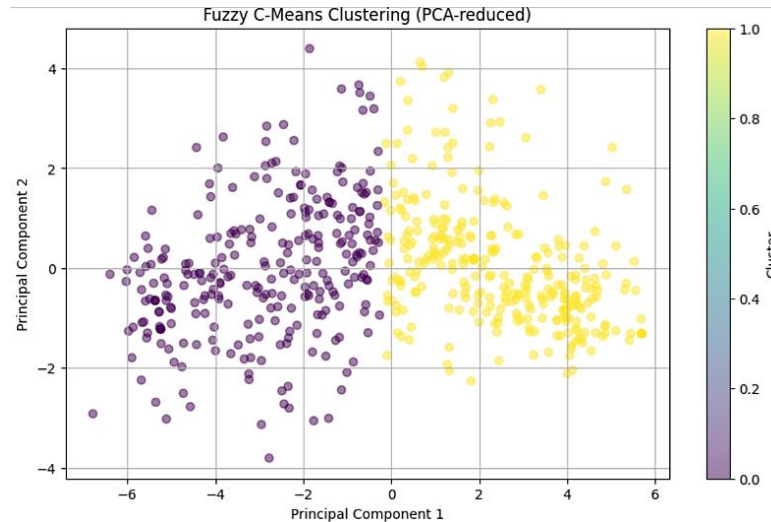
3.4 Penerapan Algoritma *Fuzzy C-Means*

Proses klusterisasi menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* telah dilakukan dengan total 587 data yang telah melewati tahap transformasi. Pengujian dilakukan dengan jumlah 2 *cluster*. Proses *clustering* ini dilakukan dengan menggunakan rumus (2) – (4) dan juga menggunakan data pada tabel 6.

Tabel 7. Pengujian dengan Jumlah 2 *Cluster*

<i>Cluster</i>	Jumlah Data	Karakteristik
C0	313	Tingkat Stres Tinggi
C1	274	Tingkat Stres Rendah

Hasil penerapan algoritma *Fuzzy C-Means* menunjukkan bahwa mahasiswa dapat di kelompokkan ke dalam dua kategori utama berdasarkan tingkat stres akademik. *Cluster* 1 terdiri dari 274 mahasiswa yang cenderung memiliki tingkat stres akademik rendah. Hal ini tercermin dari rata-rata skor kuesioner yang relatif rendah, rata-rata skor dari 18 item pernyataan hasil kuesioner setelah proses transformasi yang cenderung rendah, mencerminkan bahwa mahasiswa ini tidak terlalu merasakan tekanan dalam kegiatan akademik. Sebaliknya, *cluster* 0 beranggotakan 313 mahasiswa yang tergolong memiliki tingkat stres akademik tinggi. Rata-rata skor kuesioner pada kelompok ini relatif lebih tinggi, khususnya pada butir pertanyaan nomor 12 dan 13 yang banyak berada pada rentang nilai 3 hingga 5. Temuan ini mengindikasikan bahwa faktor-faktor yang diukur melalui kedua butir pertanyaan tersebut berpotensi menjadi pemicu dominan terhadap tinggi tingkat stres akademik yang dialami mahasiswa dalam *cluster* ini. Pertanyaan ini tergolong dalam kategori *Favorable*, yang artinya meskipun secara umum dimaksudkan untuk mengukur presisi positif, hasil skor tinggi mencerminkan aspek-aspek akademik yang memiliki potensi paling besar dalam memicu stres pada mahasiswa. Berdasarkan hasil kluster, klaster 0 terdiri dari 313 mahasiswa, klaster 1 itu terdiri dari 274 mahasiswa. Untuk memahami distribusi *cluster*, hasil klusterisasi divisualisasikan pada Gambar 3, agar gambaran lebih jelas mengenai sebaran dalam setiap klaster.



Gambar 3. Visualisasi Hasil *Clustering* (PCA 2D)

Pada Gambar 3 menampilkan hasil pemetaan dua dimensi menggunakan PCA terhadap hasil *Fuzzy C-Means clustering*. Terlihat visibilitas yang jelas antara dua kelompok data, di mana warna ungu mewakili kluster 0 ($n=313$) dan warna kuning mewakili kluster 1 ($n=274$). Pola sebaran ini menunjukkan bahwa kedua kluster memiliki batas yang cukup terpisah secara linear pada ruang fitur utama, sehingga mendukung validitas hasil pengelompokan dengan jumlah kluster optimal $C=2$. Untuk melihat kecenderungan tersebut secara menyeluruh, dilakukan perhitungan nilai rata-rata setiap item (Q1–Q18) pada masing-masing kluster hasil *Fuzzy C-Means*. Hasilnya disajikan pada tabel 8, yang menunjukkan perbedaan rata-rata antar kluster sebagai dasar penetapan label tinggi dan rendah pada tingkat stres akademik mahasiswa.

Tabel 8. Nilai Rata-Rata Q1-Q18 untuk setiap Kluster

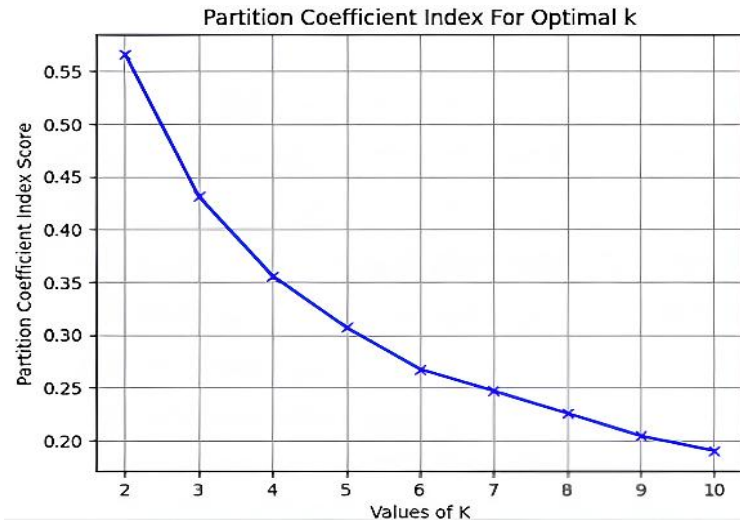
Item	Cluster 0	Cluster 1
Q1	1,47	1,60
Q2	1,74	1,73
Q3	1,84	2,11
...
Q12	4,12	2,41
Q13	4,04	2,34
Q14	4,29	2,77
Q15	4,28	2,87
Q16	4,26	2,99
Q17	4,26	2,94
Q18	4,35	3,12

Tabel 8 menunjukkan perbedaan rata-rata setiap item (Q1–Q18) antar kluster. kluster 0 memiliki nilai rata-rata lebih tinggi pada sebagian besar item, khususnya Q12–Q18, yang mewakili tekanan akademik. Sementara itu, kluster 1 cenderung memiliki nilai lebih rendah pada item-item tersebut. Perbedaan ini menegaskan bahwa kluster 0 mewakili kelompok dengan tingkat stres akademik lebih tinggi, sedangkan kluster 1 menggambarkan kelompok dengan tingkat stres lebih rendah.

3.5 Evaluasi

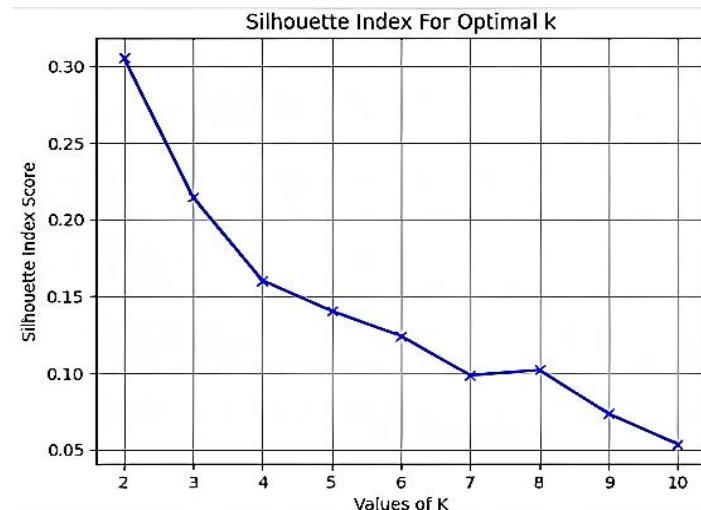
Setelah Implementasi menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*, berikutnya ialah melakukan pengujian untuk mengevaluasi seberapa baik hasil *clustering* yang diperoleh. Evaluasi ini dilakukan menggunakan dua metode umum yang digunakan yaitu *Partition Coefficient Indeks* (PCI), *Fuzzy Silhouette Indeks* (FSI) dan *Silhouette Coefficient*.

a. *Partition Coefficient Indeks* (PCI) adalah evaluasi hasil klasterisasi menggunakan *Partition Coefficient Indeks* (PCI) untuk menilai kualitas dan menentukan jumlah *cluster* optimal. Metode ini menggunakan rumus (6). Metode ini bernilai padad jarak $[0,1]$, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa *cluster* yang terbentuk semakin optimal. Pengujian dilakukan dari $C = 2$ hingga $C = 10$ untuk menentukan konfigurasi yang paling optimal. Hasilnya dapat dilihat pada gambar berikut, yang menggambarkan output yang telah dilakukan pada pengujian *Partition Coefficient Indeks* (PCI) untuk setiap nilai C . Berdasarkan hasil tersebut, nilai PCI tertinggi sebesar 0,5663 diperoleh pada $C = 2$, yang menunjukkan bahwa konfigurasi 2 *cluster* merupakan pengelompokkan terbaik pada data ini yang dapat ditunjukkan pada visualisasi yang ditunjukkan pada Gambar 4.



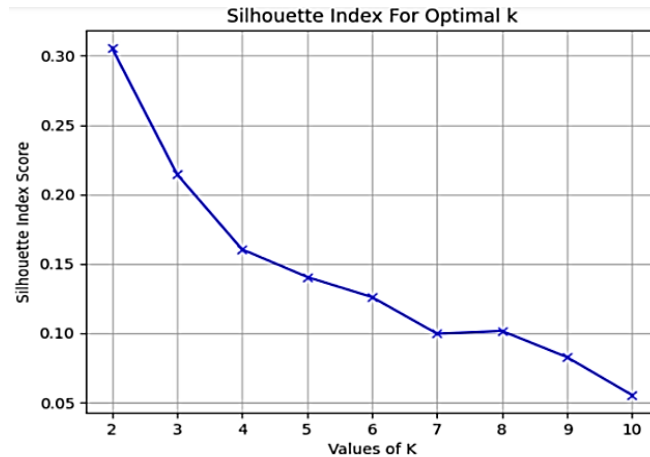
Gambar 4. Visualisasi *Partition Coefficient Indeks* (PCI)

- b. *Fuzzy Silhouette Indeks* (FSI) digunakan untuk memancarkan hasil klusterisasi dengan melihat seberapa baik data terpisah antar *cluster* sekaligus seberapa rapat tiap *cluster* terbentuk. Nilai FSI berada pada rentang $[-1,1]$. Semakin mendekati angka 1, maka kualitas pengelompokannya semakin baik. Pengujian dilakukan pada jumlah *cluster* $C=2$ hingga $C=10$. Dari hasil yang diperoleh, nilai FSI tertinggi ada pada $C=2$ dengan skor 0,3056. Artinya, pembagian data menjadi dua kelompok memberikan struktur kluster yang paling jelas dibandingkan jumlah *cluster* lainnya. Nilai ini menandakan bahwa data dalam setiap *cluster* memiliki tingkat kekompakan yang cukup baik, sekaligus perbedaan antar *cluster* yang relatif lebih jelas dibandingkan konfigurasi dengan jumlah *cluster* lebih banyak. Dengan kata lain, jumlah *cluster* semakin besar, kualitas peringkat antar kelompok cenderung menurun karena adanya tumpang tindih atau overlap yang semakin tinggi. Oleh karena itu, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa pemilihan $C=2$ merupakan opsi paling optimal dalam konteks data yang dianalisis. Hasil nilai *Fuzzy Silhouette index* (FSI) masing-masing *cluster* dapat ditunjukkan pada visualisasi pada Gambar 5.



Gambar 5. Visualisasi *Fuzzy Silhouette Indeks* (FSI)

- c. *Silhouette Coefisien* digunakan untuk menyalakan kualitas hasil klusterisasi dengan melihat tingkat diskon antar *cluster* sekaligus kekompakan data dalam setiap *cluster*. Nilai *Silhouette Coefisien* berada pada rentang $[-1,1]$. Semakin mendekati angka 1, maka kualitas pengelompokannya semakin baik. Pengujian dilakukan pada jumlah *cluster* $C=2$ hingga $K=10$. Dari hasil yang diperoleh, nilai *Silhouette* tertinggi terdapat pada $C=2$ dengan skor 0,3056. Hal ini menunjukkan bahwa pembagian data menjadi dua kelompok memberikan struktur kluster yang paling jelas dibandingkan jumlah *cluster* lainnya. Sementara itu, pada jumlah *cluster* yang lebih besar $C>2$, nilai *Silhouette* mengalami penurunan secara bertahap, yang mengindikasikan semakin kaburnya tampilan antar *cluster* dan berkurangnya kekompakan internal. Hasil nilai *Silhouette Coefisien* untuk setiap jumlah *cluster* dapat ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Visualisasi *Silhouette Coefficient*

Berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan metode *Partition Coefficient Indeks* (PCI), diperoleh hasil skor PCI pada jumlah *cluster* 2 hingga 10. Nilai PCI tertinggi terdapat pada jumlah *cluster* C=2 dengan skor 0,5663, kemudian nilai tersebut mengalami penurunan seiring bertambahnya jumlah *cluster*, di mana pada C=3 kira-kira sebesar 0,4313 dan terus menurun hingga mencapai 0,1903 pada C=10. Pola berikut ini menunjukkan bahwa semakin besar jumlah *cluster*, tingkat kepercayaan atau partisipasi semakin rendah. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa jumlah *cluster* yang paling efektif untuk algoritma *Fuzzy C-Means* pada data ini adalah C=2, karena memiliki nilai PCI tertinggi dibandingkan dengan opsi jumlah *cluster* lainnya. Hasil ini menunjukkan bahwa pemisahan data ke dalam dua kelompok lebih optimal dibandingkan jumlah *cluster* yang lebih banyak. Pada penelitian ini yang menggunakan pendekatan *Partition Coefficient Index* (PCI), yakni nilai PCI cenderung menurun seiring bertambahnya jumlah *cluster* dari C=2 hingga C=10. Namun demikian, berbeda dengan penelitian sebelumnya, hasil penelitian ini tetap menemukan titik optimal pada jumlah C=2 dengan nilai PCI tertinggi sebesar 0,5663. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun metode evaluasi yang digunakan berbeda, baik *Silhouette Coefficient* maupun *Partition Coefficient Indeks* sama-sama mengarah pada kesimpulan bahwa semakin banyak jumlah *cluster*, semakin rendah kualitas integrasi data yang dihasilkan. Selain menggunakan *Partition Coefficient Index* (PCI), evaluasi juga dilakukan dengan metode *Fuzzy Silhouette Index* (FSI) dan *Silhouette Coefficient*. Hasil pengujian FSI dan *Silhouette* pada jumlah *cluster* C=2 hingga C=10 menunjukkan pola serupa dengan PCI, di mana nilai tertinggi diperoleh pada C=2 dengan skor 0,3056. Selanjutnya nilai FSI menurun secara bertahap hingga mencapai 0,0535 dan nilai *Silhouette* mencapai nilai 0,0551. Hasil ini dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Evaluasi

Jumlah Cluster	Evaluasi		
	<i>Partition Coefficient Index</i>	<i>Fuzzy Silhouette Index</i>	<i>Silhouette Coefficient</i>
2	0,5663	0,3056	0,3056
3	0,4313	0,2145	0,2145
4	0,3562	0,1603	0,1603
5	0,3073	0,1404	0,1404
6	0,2676	0,1241	0,1258
7	0,2426	0,0984	0,0994
8	0,2257	0,1019	0,1014
9	0,2039	0,0734	0,0825
10	0,1903	0,0535	0,0551

Berdasarkan Tabel 9 terlihat bahwa ketiga metrik menunjukkan penurunan nilai seiring bertambahnya jumlah klaster (C). Nilai tertinggi diperoleh saat C=2, yaitu PCI sebesar 0,5663, FSI sebesar 0,3056, dan SC sebesar 0,3056. Hal ini menandakan bahwa struktur data paling stabil dan terpisah dengan baik ketika dibelah menjadi dua klaster, sehingga C=2 dipilih sebagai jumlah klaster optimal untuk analisis selanjutnya. Selanjutnya, untuk memperjelas karakteristik masing-masing klaster, dilakukan analisis deskriptif terhadap tiga aspek utama stres akademik, yaitu Ekspektasi Akademik, Tuntutan Akademik, dan Persepsi Diri Akademik. Nilai total masing-masing aspek pada setiap klaster disajikan pada table 10 berikut.

Tabel 10. Rata-Rata Skor pada Aspek Utama

Aspek Utama	Cluster 0	Cluster 1
Ekpektasi Akademik	1272,50	693,50
Tuntutan Akademik	1138,50	740,00
Persepsi Diri Akademik	936,33	653,50



Berdasarkan Tabel 10, klaster 0 menunjukkan nilai rata-rata yang lebih tinggi pada seluruh aspek utama, yaitu ekspektasi akademik, tuntutan akademik, dan persepsi diri akademik, dibandingkan dengan klaster 1. Temuan ini menunjukkan bahwa individu dalam klaster 0 memiliki tingkat tekanan akademik yang lebih tinggi, sejalan dengan tingginya persepsi terhadap ekspektasi dan tuntutan akademik yang memimpin. Sebaliknya, klaster 1 menampilkan nilai rata-rata yang lebih rendah pada ketiga aspek tersebut, yang merefleksikan kondisi stres akademik yang relatif lebih rendah. Perbedaan ini memperkuat validitas perpecahan klaster, di mana distribusi nilai menggambarkan adanya dua kelompok siswa dengan karakteristik stres akademik yang berbeda secara konsisten.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, proses pengelompokan tingkat stres akademik mahasiswa pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau berhasil dilakukan dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*. Data diperoleh dari kuesioner *Perception of Academic Stress Scale* (PASS) yang telah dimodifikasi, kemudian dilakukan Data Preprocessing hingga diperoleh jumlah data 587 data responden. Proses ini meliputi sejumlah tahapan antara lain seleksi data, prapemrosesan data, transformasi data, penerapan *Fuzzy C-Means*, serta evaluasi *clustering* metrik validasi. Berdasarkan hasil pengujian dengan *Partition Coefficient Index* (PCI) dan *Fuzzy Silhouette Index* (FSI), diperoleh kecenderungan yang serupa. Nilai FSI tertinggi terdapat pada $C=2$ dengan skor 0,3056, sedangkan pada jumlah *cluster* yang lebih besar nilai FSI terus menurun hingga mencapai 0,0535 pada $C=10$. Temuan ini menegaskan bahwa pembagian data menjadi dua *cluster* merupakan konfigurasi paling optimal. Dengan demikian, jumlah *cluster* yang paling efektif untuk algoritma *Fuzzy C-Means* pada data ini adalah $C=2$, karena mampu memberikan spesifikasi *cluster* yang jelas dan kekompakan internal yang baik. Adapun hasil pengelompokan menunjukkan bahwa *cluster* pertama (*cluster* 0) terdiri dari 313 siswa dengan tingkat stres akademik yang tergolong tinggi, berdasarkan rata-rata skor total dari hasil pengisian kuesioner. Rata-rata skor pada *cluster* ini relatif lebih tinggi, terutama pada butir pertanyaan nomor 12 dan 13 yang banyak berada pada rentang nilai 3 hingga 5. Hal ini menunjukkan bahwa kedua pertanyaan tersebut menjadi pemicu dominan terhadap tingginya stres akademik siswa. Meskipun pertanyaan ini tergolong Favorable, hasil skor tinggi justru mencerminkan aspek-aspek akademik yang memiliki potensi paling besar dalam memicu stres. Sedangkan kelompok kedua (*cluster* 1) mencakup 274 mahasiswa yang menunjukkan tingkat stres akademik rendah. Situasi ini terjadi dari rata-rata skor yang lebih rendah. Hasil ini membuktikan bahwa metode *Fuzzy C-Means* dapat dimanfaatkan untuk mengelompokkan mahasiswa berdasarkan tingkat stres akademik yang dialami. Namun demikian, hasil pengujian dengan PCI dan FSI menunjukkan nilai yang relatif rendah, sehingga kekuatan perpecahan *cluster* masih belum cukup kuat. Kondisi ini diduga dipengaruhi oleh adanya jawaban responden yang tidak sepenuhnya konsisten, yang terlihat dari hasil pengecekan data dengan ambang batas > 3 . Hal ini mengindikasikan bahwa kualitas *clustering* sangat bergantung pada kualitas input data. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya dapat dipertimbangkan untuk menggabungkan FCM dengan optimasi algoritma seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO) atau *Genetic Algorithm* (GA) agar jumlah *cluster* dan posisi centroid awal dapat ditentukan secara lebih adaptif.

REFERENCES

- Agung Priambodo, S., & Zakki Falani, A. (2020). Pemanfaatan Data Mining Untuk Klaterisasi Potensi Produksi Beras di Kabupaten Blitar Dengan Menggunakan Metode Fuzzy C-Means. *Jurnal Spirit*, 12(2), 30-36. <http://dx.doi.org/10.53567/spirit.v12i2.181>
- Ananda, N., & Amalia Aras, R. (2021). Clustering Pengeluaran Tahunan Berbagai Macam Produk Menggunakan Metode K-Means. *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI)*. <http://prosiding.seminar-id.com/index.php/sensasi/issue/archive>
- Diah Wiranti, L., Budianita, E., Nazir, A., Insani, F., & Susanti, R. (2025). Penerapan Algoritma K-Means Untuk Mengelompokkan Tingkat Stres Akademik Pada Mahasiswa. *Technology and Science (BITS)*, 7(1). <https://doi.org/10.47065/bits.v7i1.7410>
- Dwi Ananda, M., Nurmelita Malik, K., & Fitri Nur Masruriyah, A. (2025). Studi Komparatif Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Segmentasi Informasi Kesehatan. In *Computer Science (CO-SCIENCE)*, 5(2), 103-112. <https://doi.org/10.31294/coscience.v5i2.9207>
- Erika Maulidiya, Ifthatul Aulia Rahmah, Putri Ridha Amalia, Ryan Ramel, Siti Sheilawati, & Muhammad Alkaff. (2021). Analisis Perbandingan Tingkat Stress Mahasiswa Saintek dan Soshum dalam Pembelajaran Daring pada Masa Pandemi Covid-19 Berbasis Internet of Things. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 6(4), 2622–4615. <https://doi.org/10.32493/informatika.v6i4.14470>
- Fathoni, Moh. H., & Alwi, M. (2021). Hubungan Antara Regulasi Diri Dan Resiliensi Dalam Mengerjakan Skripsi Pada Mahasiswa Program Studi Pendidikan Agama Islam Di Institut Agama Islam Ibrahimy Banyuwangi. *Sociocouns: Journal of Islamic Guidance and Counseling*, 1(1), 66–81. <https://doi.org/10.35719/sjgic.v1i1.7>
- Funsu Andiarna, & Estri Kusumawati. (2020). Pengaruh Pembelajaran Daring terhadap Stres Akademik Mahasiswa Selama Pandemi Covid-19 Funsu. *Jurnal Psikologi*, 16(2), 139–150. <https://doi.org/10.24014/jp.v14i2.9221>



- Glarisa Gaitte, Elly Ingkiriwang, & Elly Tania. (2022). Gambaran Tingkat Stress, Kecemasan dan Depresi Mahasiswa saat Adaptasi Tahun Kedua Pandemi COVID-19. *Jurnal Kedokteran Meditek*, 28(3), 289–294. <https://doi.org/10.36452/jkdoktmeditek.v28i3.2381>
- Inayah, J., Maghfiroh, D. A. S. N., & Novitasari, D. C. R. (2022). Clustering Daerah Rawan Kriminalitas Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 27(2), 95–106. <https://doi.org/10.35760/ik.2022.v27i2.6019>
- Rosyidah, I., Efendi, A. R., Arfah, Muh. A., Jasman, P. A., & Jasman, P. A. (2020). Gambaran Tingkat Stres Akademik Mahasiswa Program Studi Ilmu Keperawatan Fakultas Keperawatan Unhas. *JURNAL ABDI*, 2(1), 33–39. <https://journal.unhas.ac.id/index.php/kpiunhas/article/view/9083>
- Karisma, R. D. L. N., Arinda, T. S., Widayani, H., & Kusumastuti, A. (2023). *Clustering of COVID-19 Provinces in Indonesia Using Fuzzy Means Cluster Methods* (pp. 394–406). https://doi.org/10.2991/978-94-6463-148-7_39
- Lubis, H., Ramadhani, A., & Rasyid, M. (2021). Stres Akademik Mahasiswa dalam Melaksanakan Kuliah Daring Selama Masa Pandemi Covid 19. *Psikostudia Jurnal Psikologi*, 10(1), 31–39. <https://doi.org/10.30872/psikostudia>
- Achmad Munib, & Fitria Wulandari. (2021). Studi Literatur: Efektivitas Model Kooperatif Tipe Course Review Horay Dalam Pembelajaran IPA Di Sekolah Dasar. *Jurnal Pendidikan Dasar Nusantara*, 7(1), 160–172. <https://doi.org/10.29407/jpdn.v7i1.16154>
- Murdhiono, W. R., & Vidayanti, V. (2022). Examining Academic Stress and Its Source Among Nursing Professional Students (Ners) Using the Modified Perception of Academic Stress Scale (PAS). *Indonesian Nursing Journal Of Education And Clinic (INJEC)*, 7(1), 2. <https://doi.org/10.24990/injec.v7i1.441>
- Nurdiana, N., Nilogiri, A., & Rahman, M. (2022). Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means dan Metode Elbow untuk Mengelompokkan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indeks Demokrasi Indonesia Application of The Fuzzy C-Means Algorithm and Elbow Method to Group Provinces in Indonesia Based on The Indonesian Democracy. In *Jurnal Smart Teknologi*, 3(5), 544–551. <https://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST/article/view/7924>
- Nurmin, D., Hayati, M. N., & Goejantoro, R. (2022). *Application of the Fuzzy C-Means Method in the Grouping of Regencies/Cities in Kalimantan Island Based on People's Welfare Indicators in 2020*. 13(2), 189–196. <https://doi.org/10.30872/eksponensial.v13i2.1068>
- Paembonan, S., Abduh, H., & Kunci, K. (2021). Penerapan metode silhouette coefficient untuk evaluasi clustering obat. *PENA TEKNIK: Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Teknik*, 6(2), 48–54. https://doi.org/10.51557/pt_jiit.v6i2.659
- Risqi, A., & Nasution, S. (2021). Identifikasi Permasalahan Penelitian. In *ALACRITY: Journal Of Education* (Vol. 1, Issue 2). <https://doi.org/10.52121/alacrity.v1i2.21>
- Shutaywi, M., & Kachouie, N. N. (2021). Silhouette analysis for performance evaluation in machine learning with applications to clustering. *Entropy*, 23(6). <https://doi.org/10.3390/e23060759>
- Winar Wahyu Prastanika, & Arie Wahyu Wijayanto. (2023). Analisis Hard dan Soft Clustering Untuk Pengelompokan Indikator Ketahanan Pangan Indonesia 2021. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 11(4), 596. <https://doi.org/10.26418/justin.v11i4.68400>