



Pengelompokan Tingkat Stres Akademik Pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Medoids

Nova Siska Nurfadilah¹, Elvia Budianita^{1,*}, Alwis Nazir¹, Fitri Insani¹, Reni Susanti²

¹ Fakultas Sains dan Teknologi, Prodi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

² Fakultas Psikologi, Program Studi Psikologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia
Email: ¹12150124481@students.uin-suska.ac.id, ^{2,*}elvia.budianita@uin-suska.ac.id, ³alwis.nazir@uin-suska.ac.id,
⁴fitri.insani@uin-suska.ac.id, ⁵reni.susanti@uin-suska.ac.id

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

Submitted: **20/05/2025**; Accepted: **13/05/2025**; Published: **13/05/2025**

Abstrak—Stres akademik merupakan salah satu permasalahan umum yang dialami oleh mahasiswa, akibat beban tugas yang berat, tekanan nilai, serta tututan akademik lainnya. Kondisi ini dapat berdampak negatif terhadap kesehatan mental, produktivitas, hingga menurunnya prestasi akademik secara keseluruhan. Dalam jangka panjang, stres yang tidak ditangani dapat memicu gangguan psikologis yang dapat berkembang menjadi lebih serius. Karena itu, penting untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan tingkat stres akademik mahasiswa secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan tingkat stres akademik pada mahasiswa melalui penerapan algoritma *K-Medoids*. Data yang dianalisis dalam penelitian ini diperoleh dari hasil kuesioner yang diisi oleh 507 mahasiswa angkatan 2021-2023 yang telah dimodifikasi berdasarkan instrumen *Perception of Academic Stress Scale* (PASS). Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa algoritma *K-Medoids* mampu mengelompokkan data menjadi 2 *cluster*: *cluster* 0 yang merepresentasikan tingkat stres rendah dengan 212 mahasiswa, dan *cluster* 1 yang merepresentasikan tingkat stres tinggi sebanyak 295 mahasiswa. *Cluster* dengan tingkat stres tinggi ini menunjukkan rata-rata skor yang tinggi pada pertanyaan 12 dan 13 (skor r3-5), yang termasuk kategori favorable yang diduga pemicu utama stres akademik pada mahasiswa di *cluster* ini. Berdasarkan dari 2 pengujian yang digunakan, yaitu *Silhouette Coefficient* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI), dapat disimpulkan bahwa jumlah *cluster* yang paling optimal untuk algoritma *K-Medoids* pada data ini adalah $K = 2$. Namun, hasil pengujian ini belum menunjukkan kekuatan pemisahan *cluster* yang maksimal akibat variasi jurusan dan disitribusi responden yang tidak merata dari tiap angkatan. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan arah dalam pengembangan kebijakan dan strategi intervensi psikologis dan akademik yang lebih terarah untuk mendukung kesejahteraan mahasiswa.

Kata Kunci: Stres Akademik; Mahasiswa; K-Medoids; Cluster; Silhouette Coefficient; Davies-Bouldin Index (DBI)

Abstract—Academic stress is one of the common problems issues by university students due to heavy with heavy workloads, grade pressure, and various academic. This condition can have a negatively impact on mental health, productivity and overall academic performance. In the long term, unmanaged stress may lead serious psychological disorders. Therefore, it is important to accurately identify and classify the levels of academic stress. This study aims to cluster students' academic stress levels by utilizing the K-Medoids algorithm. The data analyzed in the research were collected through questionnaires that were filled out by 507 students from the 2021-2023 cohorts, based on a modified version of the Perception of Academic Stress Scale (PASS). The results show that the K-medoids algorithm successfully clustered the data in 2 groups: cluster 0, which represents a moderate stress level with 212 students, and cluster 1, which indicates a high stress level with 295 students. This high-stress cluster exhibited higher average cores on questions 12 and 13 (score 3-5), which fall under the favorable category and are suspected to be the main triggers of academic stress among students in this group. Based on two evaluation metrics—Silhouette Coefficient and Davies-Bouldin Index (DBI)—it can be concluded that the optimal number of clusters for this data set is $K=2$. However, the clustering separation was not optimal due to the variation in study programs and the uneven distribution of respondents across academic years. This research is expected to provide direction the development intervention policies and strategies to support student welfare.

Keywords: Academic Stress; University Students; K-Medoids; Cluster; Silhouette Coefficient; Davies-Bouldin Index (DBI).

1. PENDAHULUAN

Mendidik diri di perguruan tinggi adalah tahapan penting dalam karir akademik seseorang. Seiring berjalannya waktu dilingkungan kampus, mahasiswa dapat menghadapi berbagai tantangan yang meningkat salah satu tantangan yang meningkat salah satu tantangan utama yang akan dihadapi adalah stres, yang dapat menyebabkan gangguan mental [1]. Tekanan tersebut disebabkan oleh ketidaksesuaian antara harapan dan realitas yang membahayakan, mengancam, atau menganggu keadaan emosi dan pikiran seseorang [2].

Sebagai seseorang yang tengah mengalami proses transisi dari akhir masa remaja ke tahap dewasa awal, Sehingga cenderung lebih rentan terhadap stres, khususnya yang berasal dari tekanan dalam kegiatan akademik [3]. Stres akademik terjadi ketika mahasiswa mengalami frustasi, tekanan, atau kecemasan karena memiliki banyak tugas dan tuntutan orang tua maupun dosen yang menuntut prestasi atau nilai yang tinggi [4]. Bedewy & Gabriel mengungkapkan, tiga komponen aspek stres akademik berdasarkan *Perception of Academic Stress Scale* (PASS). Pertama, ekspektasi akademik atau harapan akademik, yang merupakan harapan tinggi tentang prestasi akademik yang ditunjukkan kepada mahasiswa, baik yang timbul dari individu maupun dari lingkungan sekitarnya, seperti keluarga, teman, dan dosen. Selanjutnya, tekanan yang timbul dari tuntutan dalam akademik dan ujian. Ketiga, persepsi akademik mahasiswa mahasiswa, yang merupakan persepsi negatif tentang kemampuan diri mahasiswa yang muncul akibat dari tidak mampu untuk memenuhi tuntutan akademik [5].



Menurut riset yang dilakukan oleh Dewi et al. yang berjudul *Profil Perceived Academic Stress* pada Mahasiswa, penelitian ini melibatkan mahasiswa dari delapan program studi di Fakultas Ilmu Pendidikan, memiliki total sebanyak 487 mahasiswa, ditemukan bahwa 2% mahasiswa tergolong dalam kategori stres akademik yang sangat tinggi, 28% mahasiswa tergolong dalam kategori stres akademik tinggi, 49% berada pada tingkat stres akademik sedang, 16% masuk dalam kategori stres akademik yang rendah, 4% tergolong memiliki tingkat stres akademik yang sangat rendah [6].

Berdasarkan hasil wawancara lima responden mahasiswa mengungkapkan, mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi merupakan salah satu kelompok mahasiswa yang tidak luput dari adanya gangguan stres. Hal ini disebabkan oleh kerumitan mata kuliah yang membutuhkan pemahaman mendalam, beban tugas praktik yang berat, dan kebutuhan untuk memahami teknologi terbaru yang terus berkembang. Selain itu, seiring mengalami kelelahan mental dan tertekan karena tekanan untuk mencapai nilai akademik yang tinggi. Mahasiswa sering mengalami kesulitan untuk mengatur waktu, karena harus membagi waktu antara tugas kuliah, kegiatan organisasi, dan kebutuhan pribadi. Namun, hingga saat ini belum ada pengukuran yang spesifik mengenai level stres yang dirasakan oleh mahasiswa di fakultas ini, padahal pemahaman terhadap tingkat stres sangat penting untuk mengembangkan strategi akademik dan psikologi yang tepat guna mendukung kesejahteraan mahasiswa.

Untuk Mengidentifikasi tingkat stres akademik pada mahasiswa, diperlukan langkah yang tepat. Salah satu langkah yang digunakan adalah teknik *data mining*, yaitu untuk mencari pola, mengklasifikasikan data, mengelompokkan data, dan melakukan teknik membangun pengetahuan lainnya [7]. *Data mining* bertujuan untuk mentransformasikan data menjadi informasi yang dapat diandalkan dan digunakan untuk pengambilan keputusan yang lebih baik [8]. Salah satu teknik dalam *data mining* adalah pengelompokan (*clustering*), yaitu proses mengelompokkan sekumpulan objek data menjadi berbagai kelompok yang berbeda mengenai kesamaan ciri dari tiap-tiap data dengan setiap kategori yang ada [9]. Salah satu contoh dari *clustering* adalah *K-Medoids*, yaitu sebuah metode *clustering* yang dipakai untuk mencari *medoid* terhadap suatu kelompok. Kelebihan dari algoritma ini adalah output dari proses *clustering* tetap konsisten pada urutan pemasukan *dataset* [10].

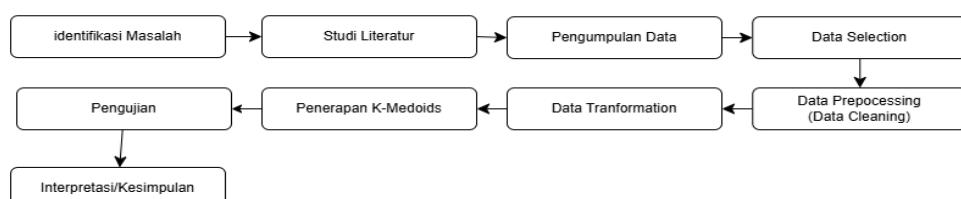
Adapun penelitian yang dilakukan Triansyah et al. yaitu membandingkan kedua metode yaitu *k-means* dan *k-medoids* untuk mengelompokkan tingkat stres pada manusia, dan hasilnya menunjukkan bahwa metode *kmedoids* memberikan hasil yang baik [11]. Penelitian lainnya oleh Nurlaela et al., yaitu algoritma *k-medoids* menggunakan *Euclidean Distance*. Hasil menunjukkan bahwa analisis pengelompokan data menunjukkan bahwa *cluster* 2 memiliki kualitas yang baik [12]. Penelitian terkait lainnya, yang dilakukan Khoirunisa et al., melakukan penerapan *k-medoids clustering* untuk menentukan *cluster* kabupaten dan kota berdasarkan populasi peternakan di Jawa barat. Dengan hasil menunjukkan bahwa pada tahun 2022 terdapat 3 *cluster* berdasarkan jumlah populasi peternakan [13]. Peneliti lainnya yang dilakukan Wahyusari et al., menerapkan algoritma *k-medoids* dengan mengukur tingkat keeratan menggunakan *Davies-Bouldin Index (DBI)*. Hasil dari penelitian ini, *cluster* 3 paling efektif dalam mengelompokkan 500 data dengan 17 atribut obesitas, dengan mendekati 0 yaitu 0,071 [14]. Hasil dari penelitian lain yaitu Penerapan Metode *K-Medoids* Guna Pengelompokan Data Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) Bidang Kuliner Di Kota Yogaykarta dengan hasil penelitian menggunakan 1336 data menerapkan metode pengujian *silhouette coefficient*, yang menghasilkan akurasi 0,60 serta menghasilkan pengelompokan data yang terbagi menjadi 2 *cluster* [15].

Namun demikian, hingga saat ini belum terdapat penelitian yang secara spesifik menerapkan metode *K-Medoids* untuk mengelompokkan tingkat stres akademik pada mahasiswa, khususnya di lingkungan Fakultas Sains dan Teknologi. Hal ini menunjukkan adanya celah penelitian yang perlu diisi. Oleh karean itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *K-Medoids* dalam mengelompokkan mahasiswa berdasarkan tingkat stres akademik yang mereka alami, guna memberikan informasi yang dapat dimanfaatkan oleh pihak fakultas dalam merancang program intervensi yang lebih tepat sasaran.

Dengan demikian, kontribusi utama dari penelitian ini adalah memberikan pendekatan analitis berbasis *data mining* untuk mengidentifikasi tingkat stres akademik pada mahasiswa, sekaligus memperluas penerapan algoritma *K-Medoids* dalam ranah pendidikan tinggi. Penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi dasar bagi studi lanjutan yang bertujuan untuk mengintegrasikan hasil pengelompokan ini dengan layanan bimbingan dan konseling dilingkungan kampus.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian menjelaskan tahapan-tahapan yang akan dilaksanakan selama pelaksanaan penelitian. Gambar 1 memperlihatkan alur atau langkah-langkah yang diambil dalam proses penelitian ini.



Gambar 1. Metodologi Penelitian



2.1 Identifikasi Masalah

Langkah pertama dalam pendekatan penelitian melibatkan proses identifikasi masalah, yaitu proses mengenali permasalahan yang dijadikan topik penelitian. Tahapan ini bertujuan untuk memahami permasalahan yang ada sehingga dilakukan penelitian guna menemukan solusi yang diharapkan. Dalam identifikasi masalah penelitian ini, fokus utamanya adalah bagaimana menerapkan metode *k-medoids* untuk pengelompokan tingkat stres akademik pada mahasiswa.

2.2 Studi Literatur

Studi literatur melibatkan pencarian dan menganalisis masalah. Beberapa elemen penting dibahas dalam literature yang dibahas dalam permasalahan ini, termasuk teori tentang stres akademik yang meliputi pengertian, penyebab, metode pengukurannya, dan bagaimana hal itu berdampak pada mahasiswa. Selain itu, kajian tentang algoritma *k-medoids* mencakup prinsip dasar, cara kerja, pengaplikasian, dan studi kasus pengelompokan data. Literatur terkait penerapan *data mining*, khususnya *clustering*, dalam bidang psikologi atau pendidikan dilakukan untuk memberikan gambaran tentang bagaimana teknik ini digunakan dalam konteks serupa. Selanjutnya, metode penelitian yang digunakan untuk mengukur tingkat stres akademik juga dibahas. Metode ini mencakup pengumpulan data melalui survei yang menggunakan kuesioner yang sah dan dapat diandalkan. Studi literatur ini memiliki tujuan, yang pertama membangun landasan teoritis yang kokoh, yang kedua untuk menemukan metode yang tepat untuk mengkategorikan tingkat stres akademik mahasiswa dengan algoritma *k-medoids*.

2.3 Pengumpulan Data

Pada tahap ini, proses pengumpulan data dilakukan untuk menentukan tingkat stres akademik pada mahasiswa yang melibatkan 507 responden dengan 18 pertanyaan. Instrumen kuesioner yang digunakan adalah versi dari *Perception of Academic Stress Scale (PASS)* Bedewy & Gabriel adaptasi Murdhiono & Vidayanti [16] dan modifikasi Reni Susanti, M.Psi., Psikolog yang merupakan dosen atau pakar dibidang Psikologi. Pengumpulan data dilakukan melalui *google form* oleh para mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Responden berasal dari tiga angkatan yaitu 2021 sebanyak 157 mahasiswa, angkatan 2022 sebanyak 229 mahasiswa, dan angkatan 2023 sebanyak 121 mahasiswa. Kuesioner ini mengacu pada panduan PASS yang ditampilkan Tabel 1.

Tabel 1. PASS-Manual

No	Aspek	Item	Jumlah
1	Ekspetasi 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

2.4 Data Selection

Pada tahap seleksi data, atribut awal dikumpulkan mencakup nama, jenis kelamin, NIM, angkatan, program studi, serta jawaban dari pertanyaan yang menggunakan kuesioner PASS yang telah diisi oleh responden. Penelitian ini menggunakan skala likert sebagai jenis pengukurannya dengan lima pilihan respon, yaitu Sangat Tidak Setuju (STS), Tidak Setuju (TS), Ragu-Ragu (RR), Setuju (S), dan Sangat Setuju (SS) [16]. Dalam proses ini, data juga dikategorikan ke dalam dua kelompok, yaitu UF (*Unfavorable*) untuk data yang memiliki kecenderungan jawaban negatif, sedangkan F (*Favorable*) mencerminkan kecenderungan jawaban positif [17].

Adapun Kuesioner PASS tersebut terdiri dari 18 pertanyaan tersebut ditampilkan dalam Tabel 1. Masing-masing pertanyaan disusun berdasarkan indikator dalam kuesioner PASS yang telah dimodifikasi. Setiap butir pertanyaan dikodekan sebagai F atau UF untuk mempermudah proses pengolahan data.

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)					
3	Saya mudah mengambil keputusan terkait kegiatan akademik saya (UF)					
4	Proporsi waktu antara kuliah/bimbingan dengan penugasan yang diberikan menurut saya sudah seimbang (UF)					
5	Saya memiliki waktu yang cukup untuk beristirahat setelah menyelesaikan tugas-tugas saya (UF)					
6	Tuntutan dari dosen terhadap pencapaian akademik saya membuat saya tertekan (F)					
7	Saya takut mengalami kegagalan pada beberapa mata kuliah yang saya jalani pada semester ini (F)					

No	Pertanyaan	STS	TS	RR	S	SS
8	Dosen memiliki harapan yang lebih tinggi terhadap kinerja saya dibandingkan dengan kemampuan saya sendiri (F)					
9	Beban SKS dan praktik yang harus saya tempuh selama berkuliah menurut saya terlalu besar (F)					
10	Menurut saya, jumlah penugasan setiap mata kuliah terlalu banyak (F)					
11	Saya sering tidak dapat menyelesaikan tugas tepat waktu (F)					
12	Harapan orang tua terhadap pencapaian akademik yang lebih membuat saya tertekan (F)					
13	Ada persaingan yang ketat dengan teman-teman sekelas saya untuk mendapatkan nilai terbaik (F)					
14	Saya berpikir bahwa kekhawatiran saya akan ujian merupakan salah satu kelemahan saya (F)					
15	Soal-soal ujian yang diujikan biasanya sangat sulit (F)					
16	Menurut saya, alokasi waktu pengerjaan soal-soal ujian terlalu singkat (F)					
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)					

2.5 Data Preprocessing

Dalam penelitian ini, data preprocessing merupakan langkah-langkah di mana data metnah disiapkan, dibersihkan, dan diubah agar dapat dianalisis lebih lanjut. Tahap ini bertujuan untuk mempermudah proses *clustering* pada penelitian ini, serta memastikan bahwa data yang digunakan berkualitas dan relevan.

2.5.1 Data Cleaning

Tahapan ini merupakan bagian penting dari proses data *preprocessing*, dimana data *cleaning* dilakukan untuk menghilangkan gangguan (*noise*), mengatasi data yang tidak tersedia, serta menyaring informasi yang tidak relevan akibat kesalahan teknis atau pengisian tidak valid. Dalam penelitian ini, proses data *cleaning* mencakup penyaringan, yaitu mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau angkatan 2021-2023. Selain itu, data kuesioner yang bersifat duplikat serta jawaban yang kosong juga dihapus. Langkah ini bertujuan untuk menghindari kesalahan sistematis dan memastikan keakuratan hasil analisis *clustering* menggunakan algoritma *k-medoids*.

2.6 Data Transformation

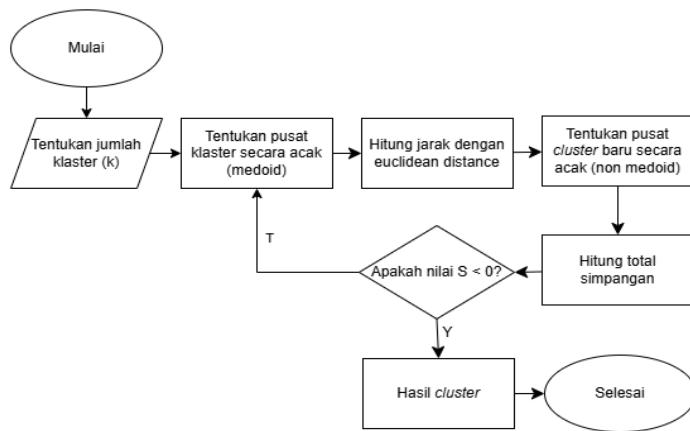
Pada tahapan ini dilakukan untuk mentransformasikan data kedalam bentuk yang sesuai dengan kebutuhan. Data yang akan melalui proses transformasi adalah data yang telah melalui proses pembersihan pada tahapan data *cleaning*, sehingga data yang diolah sudah terbebas dari kesalahan dan duplikat. Proses transformasi sangat penting sebab data asli sering kali berupa teks atau kategori yang harus dikonversi kedalam bentuk angka agar bisa digunakan dalam analisis, yang dapat dilihat pada Tabel 3, setiap jawaban diberi kode angka berdasarkan tingkat kesetujuannya, mulai dari "Sangat Tidak Setuju" hingga "Sangat Setuju". Nilai-nilai ini kemudian digunakan sebagai dasar perhitungan frekuensi dan analisis lebih lanjut. Dengan demikian, transformasi data tidak hanya membantu dalam menyederhanakan interpretasi, tetapi juga meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses pengambilan keputusan berbasis data.

Tabel 3. Data Transformation

Jawaban	Singkatan	UF	F
Sangat Tidak Setuju	STS	5	1
Tidak Setuju	TS	4	2
Ragu-ragu	RR	3	3
Setuju	S	2	4
Sangat Setuju	SS	1	5

2.7 Penerapan Algoritma K-Medoids

Algoritma *k-medoids* adalah salah satu teknik *clustering* yang digunakan untuk mengidentifikasi *medoid* sebagai pusat dari suatu kelompok [18]. Sebelum algoritma ini diterapkan, langkah yang sangat penting adalah menentukan nilai *K* (jumlah *cluster*) yang paling optimal. Dalam penelitian ini nilai *K* ditentukan menuggunakan dua metode evaluasi internal, yaitu *Silhouette Coefficient* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI). Prosesnya dilakukan dengan mencoba beberapa nilai *K*, kemudian hasil pengelompokan dari masing-masing nilai tersebut dianalisis menggunakan kedua metrik evaluasi tersebut. Nilai *K* yang paling optimal dipilih berdasarkan nilai *Silhouette* tertinggi dan DBI terendah. Adapun Proses pengelompokan menggunakan algoritma ini dilakukan melalui tahapan-tahapan yang digambarkan pada flowchart berikut ini.

**Gambar 2.** Flowchart Algoritma *K-Medoids*

Berikut ini adalah uraian terkait *flowchart* yang terdapat pada gambar Algoritma *k-medoids*:

- Menentukan sejumlah titik pusat cluster sebanyak k , sesuai dengan jumlah cluster yang diinginkan.
- Tentukan pusat *medoid* awal dipilih secara acak.
- Setiap objek dalam dataset kemudian dihitung jaraknya ke pusat dari *cluster (medoid)* terdekat dengan menggunakan rumus *Euclidean Distance* berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Dimana D (x, y) merupakan jarak antara data ke pusat cluster, x adalah data asli, y merupakan data *medoid*, dan i menyatakan jumlah atribut pada data yang digunakan dalam perhitungan.

- Setelah memperoleh nilai jarak *Euclidean Distance* didapatkan, selanjutnya memilih ulang *medoid* baru secara acak sebagai calon non *medoid*.
- Melakukan evaluasi terhadap perubahan total simpangan (S) dengan perhitungan total *distance* baru dikurangi total *distance* lama.
- Jika nilai ($S < 0$), maka *medoid* lama digantikan dengan *medoid* baru, jika ($S > 0$), maka *medoid* tidak digantikan. Jika *medoid* lama digantikan ulangi langkah c-e sampai tidak ada lagi perubahan pada *medoid*.
- Setelah iterasi selesai, hasil akhir adalah terbentuknya beberapa *cluster* beserta anggotanya berdasarkan *medoid* akhir.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisa Kebutuhan

Dalam penelitian ini, mahasiswa akan dikelompokkan berdasarkan tingkat stres akademik yang mereka alami. Penelitian ini menggunakan instrumen *Perception of Academic Stress Scale* (PASS) oleh Gabriel & Bedewy adaptasi adaptasi Murdhiono Vidayanti [16] modifikasi Reni Susanti, digunakan untuk mengumpulkan data tentang tingkat stres akademik pada mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2021-2023 melalui pengisian kuesioner, dengan 510 data dan 18 pertanyaan yang mengukur berbagai dimensi stres akademik. Hasil dari tahap ini menjadi dasar penting dalam memahami kebutuhan psikologis dan akademik mahasiswa secara lebih komprehensif, sebagai langkah awal dalam perancangan program dukungan yang efektif.

3.2 Data Selection

Sumber data dalam penelitian ini adalah kuesioner yang diisi oleh mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi dengan rentang angkatan 2021-2023. Terdiri dari 18 pertanyaan yang dimanfaatkan pada penelitian ini berdasarkan data tingkat stres akademik pada mahasiswa. Data yang diperoleh kemudian dilakukan proses seleksi untuk memastikan hanya data yang valid dan lengkap yang digunakan dalam tahap analisis selanjutnya. Proses seleksi tersebut ditampilkan pada Tabel 4, yang merepresentasikan data siap olah untuk proses pengelompokan menggunakan algoritma *clustering*.

Tabel 4. Data Selection

No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (F)	Q7 (F)	Q8 (F)	Q9 (F)	Q18 (F)
1	Sangat Setuju	Sangat Setuju	Setuju	Setuju	Sangat Setuju	Tidak Setuju	Setuju	Ragu- ragu	Ragu- ragu	...	Sangat Setuju

No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (F)	Q7 (F)	Q8 (F)	Q9 (F)	...	Q18 (F)
2	Sangat Setuju	Sangat Setuju	Setuju	Setuju	Setuju	Ragu- ragu	Setuju	Ragu- ragu	Sangat Setuju	...	Ragu- ragu
3	Sangat Setuju	Sangat Setuju	Setuju	Setuju	Sangat Setuju	Setuju	Sangat Setuju	Setuju	Setuju	...	Sangat Setuju
4	Sangat Setuju	Sangat Setuju	Sangat Setuju	Setuju	Setuju	Setuju	Ragu- ragu	Tidak	Tidak	...	Ragu- ragu
5	Setuju	Setuju	Tidak	Setuju	Ragu- ragu	Ragu- ragu	Sangat Setuju	Ragu- ragu	Tidak	...	Ragu- ragu
...
506	Sangat Setuju	Setuju	Setuju	Setuju	Ragu- ragu	Tidak	Ragu- ragu	Tidak	Ragu- ragu	...	Tidak Setuju
507	Setuju	Ragu- ragu	Ragu- ragu	Tidak	Tidak	Setuju	Ragu- ragu	Setuju	Setuju	...	Ragu- ragu
508	Ragu- ragu	Ragu- ragu	Ragu- ragu	Tidak	Tidak	Setuju	Ragu- ragu	Ragu- ragu	Setuju	...	Ragu- ragu
509	Setuju	Setuju	Ragu- ragu	Ragu- ragu	Tidak	Ragu- ragu	Tidak	Tidak	Ragu- ragu	...	Ragu- ragu
510	Setuju	Setuju	Setuju	Setuju	Ragu- ragu	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	...	Tidak Setuju

3.3 Data Preprocessing

Tahap ini meliputi langkah-langkah dimana data mentah disiapkan dibersihkan dan diubah agar dianalisis lebih lanjut. Proses ini sangat penting untuk memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum dilakukan pemodelan.

3.3.1 Data Cleaning

Tahap ini melibatkan proses pembersihan data guna menghilangkan duplikasi, memperbaiki kesalahan dalam pengisian dan memastikan konsistensi serta kelengkapan data yang akan digunakan dalam proses analisis. Tahap ini bertujuan untuk mempermudah proses dan meningkatkan akurasi hasil dari analisis *clustering* dalam penelitian. Pada tahapan ini juga dilakukan pemeriksaan duplikat, apabila ada data pengisian duplikat maka dihapus. Proses pembersihan data pada penelitian ini merupakan pembersihan kesalahan pengisian. Pada penelitian ini terdapat proses *cleaning* pada data yang sebelumnya 510 data menjadi 507 data. Dengan melakukan data *cleaning* secara menyeluruh, kualitas data set dapat ditingkatkan sehingga hasil analisis *clustering* dilakukan nantinya akan lebih representatif, relevan, dan dapat diandalkan untuk pengambilan kesimpulan dalam penelitian ini.

3.4 Data Transformation

Tahap ini merupakan proses mengubah format data menjadi data yang memenuhi kriteria penelitian. Setelah data dibersihkan dari jawaban yang tidak relevan, langkah selanjutnya adalah transformasi data, yang melibatkan perubahan data menjadi nilai berdasarkan angka yang ditetapkan dalam penelitian pada tabel berikut. Langkah transformasi ini melibatkan pengubahan dengan mengonversi setiap jawaban pada kuesioner menjadi nilai numeric berdasarkan skala penilaian yang telah ditetapkan dalam penelitian. Nilai numerik tersebut mempresentasikan tingkat kecenderungan respondee terhadap setiap pertanyaan, mulai dari sangat tidak setuju, tidak setuju, ragu-ragu, setuju, sangat setuju. Transformasi data memainkan peran yang sangat krusial untuk memastikan validitas data yang digunakan dalam analisis sesuai dan mendukung tujuan analisis. Berikut ini ditampilkan hasil dari proses transformasi data yang diterapkan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Data Transformation Tingkat Stres Akademik Mahasiswa Angkatan 2021-2023

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
...
503	1	2	2	2	3	2	2	3	2
504	2	3	3	4	4	4	3	4	4	...	3
505	3	3	3	4	4	3	3	4	4	...	3
506	2	2	3	3	4	3	2	2	3	...	3
507	2	2	2	2	3	2	2	2	2	...	2



3.5 Penerapan Algoritma *K-Medoids*

Setelah dilakukan proses transformasi data untuk memastikan keseragaman dan siap diolah, tahap selanjutnya adalah penerapan algoritma *K-Medoids* sebagai metode klasterisasi. Adapun keluaran yang dihasilkan oleh program setelah proses *clustering* selesai ditampilkan pada gambar 3, yang menunjukkan dua data terpilih sebagai *medoid* final dari masing-masing *cluster*. Pemilihan *medoid* akhir didasarkan pada total jarak minimum antar data yang bersangkutan, sehingga setiap *medoid* memiliki peran penting dalam menggambarkan karakteristik umum dari kelompoknya. Informasi ini sangat penting karena *medoid* digunakan sebagai acuan dalam penentuan keanggotaan *cluster*, sekaligus menjadi dasar dalam analisis profil masing-masing kelompok tingkat stres akademik mahasiswa.

Nilai medoids (pusat cluster):									
	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (F)	Q7 (F)	Q8 (F)	\
501	2	2	2	2	3	3	2	2	
317	2	2	2	2	2	4	4	4	
	Q9 (F)	Q10 (F)	Q11 (F)	Q12 (F)	Q13 (F)	Q14 (F)	Q15 (F)	Q16 (F)	\
501	2	3	2	2	2	3	3	3	
317	4	4	4	4	4	4	4	4	
	Q17 (F)	Q18 (F)							
501	3	2							
317	4	4							

Gambar 3. Hasil pemilihan *medoid* akhir

Adapun hasil label setiap data dapat ditampilkan pada tabel 6, yang menyajikan nilai dari masing-masing item pertanyaan (Q1 hingga Q18) yang diisi responden, beserta label cluster yang diperoleh melalui proses pengelompokan menggunakan algoritma *K-Medoids*.

Tabel 6. Hasil Label Setiap Data

No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (F)	Q7 (F)	Q8 (F)	Q9 (F)	...	Q18 (F)	Cluster KMEDOIDS
1	1	1	2	2	1	2	4	3	3	...	5	1
2	1	1	2	2	2	3	4	3	5	...	3	1
3	1	1	2	2	2	3	4	3	5	...	5	1
4	1	1	1	2	2	4	3	2	2	...	3	0
5	2	2	4	2	3	3	5	3	3	...	3	1
...
503	1	2	2	2	3	2	2	2	3	...	2	0
504	2	3	3	4	4	4	3	4	4	...	3	1
505	3	3	3	4	4	3	3	4	4	...	3	1
506	2	2	3	3	4	3	2	2	3	...	3	0
507	2	2	2	2	3	2	2	2	2	...	2	0

Berikut hasil jumlah data pada masing-masing *cluster* dengan 2 *cluster* yang telah terbentuk dalam proses analisis, yang bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai distribusi responden berdasarkan karakteristik yang serupa sesuai hasil pengelompokan menggunakan algoritma *K-Medoids*.

Tabel 7. Jumlah Data Setiap *Cluster*

Cluster	Jumlah
0	212
1	295

Hasil analisis menggunakan algoritma *K-Medoids* berhasil mengelompokkan mahasiswa kedalam dua kategori utama berdasarkan tingkat stres akademik. *Cluster* 0 mencakup 212 yang tergolong memiliki tingkat stres akademik rendah. Penetapan ini didasarkan pada rata-rata skor kuesioner yang rendah yang menunjukkan bahwa mahasiswa dalam kelompok ini tidak terlalu merasakan tekanan dari aktivitas akademik mereka seperti beban tugas, ujian atau beban studi yang padat. Mahasiswa dalam cluster ini cenderung memiliki kemampuan manajemen waktu yang baik dalam menghadapi tuntutan akademik. Sementara itu, *cluster* 1 berisi 295 mahasiswa dengan tingkat stres akademik tinggi. Kelompok ini menampilkan rata-rata skor yang tinggi dalam pengisian kuesioner, terutama dipertanyaan 12 dan 13, yang cenderung memiliki skor antara 3 hingga 5. Hal ini mengindikasikan bahwa aspek-aspek yang ditanyakan pada dua nomor tersebut kemungkinan besar menjadi pemicu utama stres akademik yang dirasakan oleh para mahasiswa di *cluster* ini. Pernyataan tersebut tergolong dalam kategori *Favorable*, yang artinya meskipun secara

umum dimaksudkan untuk mengukur presesi positif, hasil skor tinggi mencerminkan aspek-aspek akademik yang memiliki potensi paling besar dalam memicu stres pada mahasiswa.

3.6 Pengujian

Penelitian ini menggunakan 2 pengujian yaitu *Silhouette Coefficient* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI), guna menilai kualitas dari hasil pengelompokan data yang diperoleh dari algoritma *K-Medoids*. Berikut 2 model pengujian yang digunakan:

a. Silhouette Coefficient

Dalam mengevaluasi kualitas pengelompokan, *silhouette coefficient* merupakan metrik yang digunakan untuk menilai sejauh mana setiap objek data sesuai dengan *cluster*-nya sendiri jika dibandingkan dengan kedekatannya terhadap *cluster* lain [19]. Nilai *silhouette coefficient* berkisar antara -1 dan 1. Nilai yang lebih tinggi mendekati 1 menunjukkan bahwa objek sangat sesuai dengan klasernya dan terpisah baik dari klaster lain. Sebaliknya, nilai yang lebih rendah mendekati -1 mengindikasikan bahwa objek cenderung lebih cocok berada di klaster lain, sehingga menunjukkan kualitas pengelompokan yang buruk [20].

Pengujian dilakukan terhadap dari *cluster* K = 2 hingga K = 10 untuk menentukan konfigurasi yang paling optimal. Hasilnya dapat dilihat pada gambar berikut, yang menggambarkan output yang telah dilakukan pada pengujian *Silhouette Coefficient* untuk setiap nilai K. Berdasarkan hasil tersebut, nilai Silhouette Coefficient tertinggi sebesar 0.26 diperoleh pada K = 2, yang menunjukkan bahwa konfigurasi 2 *cluster* merupakan pengelompokan terbaik pada data ini.

```

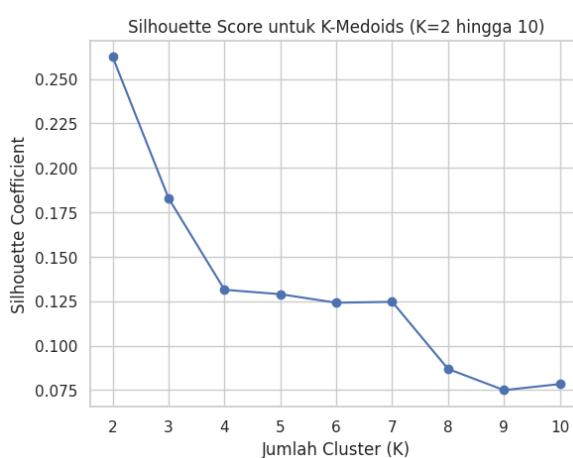
K = 2, Silhouette Coefficient = 0.26
K = 3, Silhouette Coefficient = 0.18
K = 4, Silhouette Coefficient = 0.13
K = 5, Silhouette Coefficient = 0.13
K = 6, Silhouette Coefficient = 0.12
K = 7, Silhouette Coefficient = 0.12
K = 8, Silhouette Coefficient = 0.09
K = 9, Silhouette Coefficient = 0.07
K = 10, Silhouette Coefficient = 0.08

```

Cluster terbaik untuk K-Medoids berdasarkan Silhouette Coefficient berada di K = 2 dengan nilai 0.26

Gambar 15. Output skor *Silhouette Coefficient* masing masing *cluster* dan *cluster* Terbaik *Silhouette Coefficient*

Visualisasi pada gambar berikut menunjukkan hasil dari pengujian yang dilakukan menggunakan metode *Silhouette Coefficient*.



Gambar 16. Visualisasi *Silhouette Coefficient*

b. Davies-Bouldin Index (DBI)

Davies Bouldin Index (DBI) merupakan metode pengujian *clustering* yang menggunakan pengukuran jarak *Euclidean* dan *Mahattan* [21]. Pada Evaluasi ini, nilai DBI yang semakin kecil mendekati nol mengindikasikan bahwa hasil clustering yang diperoleh dianggap semakin baik atau optimal. Perhitungan DBI dilakukan dengan membagi total nilai kekompakkan masing-masing *cluster* dengan jarak antara dua pusat *cluster* sebagai ukuran pemisah, kemudian dihitung rata-ratanya untuk setiap pusat cluster [22].

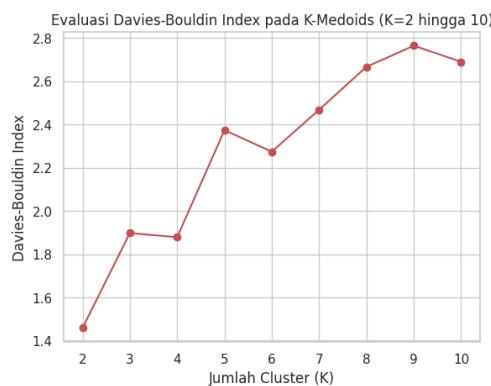
Pengujian dilakukan terhadap jumlah dari K= 2 hingga K = 10 untuk menilai kualitas pengelompokan secara menyeluruh. Berdasarkan hasil tersebut, *cluster* terbaik untuk algoritma *K-Medoids* diperoleh K = 2 dengan nilai DBI sebesar 1.46, yang merupakan nilai terkecil diantara semua pengujian yang menunjukkan bahwa konfigurasi 2 *cluster* merupakan pengelompokan terbaik pada data ini.

K = 2, Davies-Bouldin Index = 1.46
K = 3, Davies-Bouldin Index = 1.90
K = 4, Davies-Bouldin Index = 1.88
K = 5, Davies-Bouldin Index = 2.37
K = 6, Davies-Bouldin Index = 2.27
K = 7, Davies-Bouldin Index = 2.47
K = 8, Davies-Bouldin Index = 2.67
K = 9, Davies-Bouldin Index = 2.76
K = 10, Davies-Bouldin Index = 2.69

Cluster terbaik untuk K-Medoids berdasarkan Davies-Bouldin Index berada di K = 2 dengan nilai 1.46

Gambar 18. Output skor DBI masing masing cluster dan cluster Terbaik DBI

Visualisasi pada gambar berikut menunjukkan hasil dari pengujian yang dilakukan menggunakan metode DBI.



Gambar 19. Visualisasi DBI

Berdasarkan dari 2 pengujian yang digunakan, yaitu *Silhouette Coefficient* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI), dapat disimpulkan bahwa jumlah klaster yang paling efektif untuk algoritma *K-Medoids* pada data ini adalah K = 2. Hal ini didukung oleh hasil pengujian di mana nilai *Silhouette Coefficient* menghasilkan nilai 0.26, yang merupakan nilai tertinggi dibandingkan K lainnya dalam rentang 2 hingga 10 klaster, serta *Davies-Bouldin Index* (DBI) sebesar 1.46, yang merupakan nilai terendah pada rentang tersebut. Secara sistematis, kombinasi kedua nilai ini menunjukkan bahwa pemisahan data ke dalam dua *cluster* adalah paling optimal dibandingkan opsi lainnya. Namun demikian, hasil ini juga mengindikasikan bahwa kualitas *clustering* yang terbentuk masih tergolong rendah. Nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0.26 termasuk dalam kategori lemah, karena umumnya nilai yang terbaik berada diatas 0.5. Sementara itu, nilai DBI sebesar 1.46 masih relatif tinggi, karena ideal untuk metrik ini sebaiknya mendekati nol agar menunjukkan kekompakkan internal yang baik dan pesahan cluster yang jelas. Kondisi ini dapat disebabkan oleh karakteristik data responden yang tidak merata, seperti dominasi dari satu jurusan tertentu, yang menyebabkan pola data menjadi tidak seimbang dan menyulitkan pembentukan cluster yang benar-benar representatif.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, proses pengelompokan tingkat stres akademik pada mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau berhasil dilakukan dengan menggunakan algoritma *K-Medoids*. Data diperoleh dari kuesioner *Perception of Academic Stress Scale (PASS)* yang telah dimodifikasi, kemudian diproses hingga diperoleh 507 data valid dari 510 data responden. Proses penelitian meliputi sejumlah tahapan antara lain seleksi data, praproses data, transformasi data, penerapan metode *K-Medoids*, serta evaluasi *clustering* metrik validasi. Berdasarkan dari 2 pengujian yang digunakan, yaitu *Silhouette Coefficient* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI), dapat disimpulkan bahwa jumlah klaster yang paling efektif untuk algoritma *K-Medoids* pada data ini adalah K = 2. Hasil pengujian ini belum menunjukkan kekuatan pemisahan klaster yang optimal. Hal ini disebabkan oleh karakteristik data responden yang berasal dari lima jurusan berbeda di Fakultas Sains dan Teknologi, serta jumlah pengisi kuesioner dari masing-masing angkatan 2021-2023 yang tidak merata, sehingga memengaruhi hasil pengujian klaster secara keseluruhan. Adapun hasil pengelompokan menunjukkan bahwa kelompok pertama (*cluster 0*) berisi mahasiswa dengan tingkat stres akademik yang tergolong rendah, terdiri dari 212 mahasiswa. Kategori ini ditetapkan berdasarkan rata-rata skor total dari hasil pengisian kuesioner. Sedangkan kelompok kedua (*cluster 1*) mencakup 295 mahasiswa yang menunjukkan tingkat stres akademik tinggi. Situasi ini tercermin dari rata-rata skor total yang lebih tinggi, menunjukkan persepsi tekanan akademik dengan level yang tinggi, mencerminkan persepsi tekanan akademik yang lebih tinggi dari kalangan tersebut. Hasil ini membuktikan bahwa algoritma *K-Medoids* dapat dimanfaatkan untuk mengelompokan mahasiswa berdasarkan tingkat stres akademik yang dialami. Temuan ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam upaya penyusunan program pendampingan akademik atau penanganan psikologis terhadap program-program yang lebih tepat sasaran seperti konseling, manjemen waktu dan



stres serta penyuluhan kesehatan mental yang berkelanjutan. Dengan adanya strategi yang tepat, mahasiswa diharapkan dapat menjalani proses pembelajaran dengan lebih sehat secara mental dan optimal secara akademik. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan mengekplorasi metode clustering lainnya seperti *Fuzzy C-Means*, atau algoritma lainnya untuk mendapatkan perbandingan hasil yang lebih luas dan memungkinkan satu data masuk ke lebih dari 2 *cluster* dengan tingkat keanggotaan tertentu. Selain itu, penelitian lanjutan juga dapat difokuskan pada pengelompokan tingkat stres akademik berdasarkan program studi mahasiswa. Dengan demikian, intervensi atau program pendampingan yang disusun dapat disesuaikan secara lebih spesifik berdasarkan kebutuhan dan kondisi masing-masing program studi, sehingga efektivitasnya pun dapat ditingkatkan.

REFERENCES

- [1] S. T. Aula, R. N. Shifa, and D. K. Aini, "Analisis Strategi Management Waktu dalam Meningkatkan Produktivitas Belajar Untuk Menghindari Stress Akademik Pada Mahasiswa," *Observasi : Jurnal Publikasi Ilmu Psikologi*, vol. 2, no. 3, pp. 91–113, Aug. 2024, doi: 10.61132/observasi.v2i3.467.
- [2] M. Prima Yuda, I. Mawarti, and M. Mutmainnah, "Gambaran Tingkat Stres Akademik Mahasiswa dalam Menyelesaikan Tugas Akhir Skripsi di Fakultas Kedokteran dan Ilmu Kesehatan Universitas Jambi," *Pinang Masak Nursing Journal*, vol. 2, no. 1, p. 38, Jun. 2023
- [3] A. H. Azizah, S. Warsini, and K. P. Yuliandari, "Hubungan Stres Akademik dengan Kecenderungan Depresi Mahasiswa Ilmu Keperawatan Universitas Gadjah Mada pada Masa Transisi Pandemi COVID-19," *Jurnal Keperawatan Klinis dan Komunitas (Clinical and Community Nursing Journal)*, vol. 7, no. 2, p. 114, Jul. 2023, doi: 10.22146/jkkk.84827.
- [4] E. M. Ladapase and A. Sona, "Gambaran Stres Akademik pada Mahasiswa Universitas Nusa Nipa Indonesia di Maumere," *Empowerment Jurnal Mahasiswa Psikologi Universitas Buana Perjuangan Karawang*, vol. 2, no. 1, Jul. 2022.
- [5] R. Widohardhono, N. Rachman, and M. Jannah, "Dampak Aktivitas Olahraga terhadap Stres Akademik pada Peserta Didik," vol. 19, no. 1, pp. 93–103, 2024
- [6] D. K. Dewi, S. I. Savira, Y. W. Satwik, and R. N. Khoirunnisa, "Profil Perceived Academic Stress pada Mahasiswa Profile of Perceived Academic Stress in Students," *Jurnal Psikologi Teori dan Terapan*, vol. 13, no. 3, pp. 395–402, 2022.
- [7] F. Sulianta, *Buku Dasar Data Mining from A to Z*. 2024. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/377018853_Buku_Dasar_Data_Mining_from_A_to_Z_-Feri_SLN_Free
- [8] S. Syam, Y. Tokoro, L. Judjianto, M. Garonga, M. F. Sinaga, and N. Umar, "Data Mining : Teori dan Penerapannya dalam Berbagai Bidang," Jambi: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [9] R. A. Ananda, Y. Maulita, and H. Khair, "Clustering Menggunakan Algoritma K-Means untuk Mengelompokan Data Perjudian Berdasarkan Wilayah di Kota Binjai (Studi Kasus : Pengadilan Negeri Binjai)," *Switch : Jurnal Sains dan Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 4, pp. 167–180, Sep. 2024, doi: 10.62951/switch.v2i4.226.
- [10] H. Ningrum, E. Irawan, M. R. Lubis, "Implementasi K-Medoids Dalam Pengelompokan Data Penyakit Alergi Pada Anak," *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)*, vol. 6, pp. 130–139, Feb. 2021
- [11] A. Triansyah, D. E. Herwindati, and J. Hendryli, "Perbandingan K-Means dan K-Medoids untuk Klastering Tingkat Stres pada Manusia," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 2022.
- [12] S. Nurlaela, A. Primajaya, and T. N. Padilah, "Algoritma K-Medoids untuk Clustering Penyakit Maag di Kabupaten Karawang," *Jurnal Informatika, Manajemen dan Komputer*, vol. 12, no. 2, 2020.
- [13] I. Khoirunisa, R. Astuti, T. Suprapti, "Penerapan Algoritma K-Medoids dalam Menentukan Cluster Kabupaten dan Kota Berdasarkan Populasi Peternakan di Provinsi Jawa Barat," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, Dec, 2023.
- [14] R. Wahyusari, "Penerapan Algoritma K-Medoids Untuk Mengelompokan Status Obesitas," *SIMETRIS*, vol. 18, no. 1, Juni, 2024.
- [15] U. Linarti, A. Rahmawati, A. H. S. Jones, and L. Zahrotun, "Penerapan Metode K-Medoids Guna Pengelompokan Data Usaha Mikro, Kecil dan Menengah (UMKM) Bidang Kuliner Di Kota Yogyakarta," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 37–45, 2024.
- [16] W. R. Murdhiono and V. Vidayanti, "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)*, vol. 7, no. 1, p. 2, Jun. 2022, doi: 10.24990/injec.v7i1.441.
- [17] M. H. Fathoni and M. Alwi, "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*, vol. 1, pp. 1–17, 2021.
- [18] S. Sindi, W. R. O. Ningse, I. A. Sihombing, F. I. R. H. Zer, and D. Hartama, "Analisis Algoritma K-Medoids Clustering dalam Pengelompokan Penyebaran Covid-19 di Indonesia," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, 2020.
- [19] A. Atira and B. N. Sari, "Penerapan Silhouette Coefficient, Elbow Method dan Gap Statistics untuk Penentuan Cluster Optimum dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indeks Kebahagiaan," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 9, no. 17, pp. 76–86, 2023, doi: 10.5281/zenodo.8282638.
- [20] T. Rahmawati, Y. Wilandari, and P. Kartikasari, "Analisis Perbandingan Silhouette Coefficient dan Metode Elbow pada Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator IPM dengan K-Medoids," *Jurnal Gaussian*, vol. 13, no. 1, pp. 13–24, Aug. 2024, doi: 10.14710/j.gauss.13.1.13–24.
- [21] W. Gie and D. Jollyta, "Perbandingan Euclidean dan Manhattan Untuk Optimasi Cluster Menggunakan Davies Bouldin Index: Status Covid-19 Wilayah Riau," *Prosiding Seminar Nasional Riset Dan Information Science (SENARIS)*, vol. 2, pp. 187–191, 2020.
- [22] G. B. Kaligis and S. Yulianto, "Analisa Perbandingan Algoritma K-Means, K-Medoids, Dan X-Means untuk Pengelompokan Kinerja Pegawai (Studi Kasus: Sekretariat DPRD Provinsi Sulawesi Utara)," *IT-EXPLORE Jurnal Penerapan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 1, pp. 179–193, Oct. 2022.