

# Pengelompokan Tingkat Kesejahteraan dan Tekanan Psikologis Mahasiswa Menggunakan Mental Health Inventory-38 dengan Algoritma *K-Medoids*

Muhammad Abdan Syakura, Elvia Budianita\*, Okfalisa, Fitri Insani, Yuli Widiningsih

Fakultas Sains dan Teknologi, Prodi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>12250115210@students.uin-suska.ac.id, <sup>2</sup>elvia.budianita@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>okfalisa@uin-suska.ac.id, <sup>4</sup>fitri.insani@uin-suska.ac.id, <sup>5</sup>yuli.widiningsih@uin-suska.ac.id  
Email Penulis Korespondensi: elvia.budianita@uin-suska.ac.id

**Abstrak**—Kesehatan mental mahasiswa merupakan isu mendesak yang kerap terabaikan di tengah tekanan akademik perguruan tinggi. Tanpa pemetaan yang sistematis, intervensi sulit dilakukan secara tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan pola kesehatan mental mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau angkatan 2022–2025 menggunakan algoritma *K-Medoids* berbasis instrumen *Mental Health Inventory-38* (MHI-38) yang telah diadaptasi ke Bahasa Indonesia dan divalidasi oleh psikolog ahli. Data dikumpulkan melalui kuesioner daring, menghasilkan 522 data valid dari 559 total responden setelah proses *data cleaning*. Setiap jawaban ditransformasi ke nilai numerik berdasarkan kategori *Favorable* dan *Unfavorable* menggunakan skala Likert lima poin. Algoritma *K-Medoids* dipilih karena keunggulannya dalam menangani data ordinal yang mengandung *outlier*, serta menghasilkan pusat *cluster* berupa data nyata yang lebih mudah diinterpretasikan secara psikologis. Jumlah *cluster* diuji dari  $K=2$  hingga  $K=10$  dan dievaluasi menggunakan *Silhouette Coefficient* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI). Hasil menunjukkan  $K=2$  sebagai jumlah *cluster* optimal, dengan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,2308 dan DBI sebesar 1,9926. *Cluster* 0 mencakup 280 mahasiswa yang tergolong dalam kategori kesejahteraan psikologis, sementara *Cluster* 1 mencakup 242 mahasiswa yang terindikasi mengalami tekanan psikologis. Pola ini ditemukan bervariasi antar angkatan dan jurusan, di mana mahasiswa tingkat awal serta jurusan Teknik Informatika dan Teknik Industri menunjukkan proporsi tekanan psikologis yang lebih tinggi. Meskipun kualitas pemisahan *cluster* masih tergolong lemah berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient*, hasil penelitian ini memberikan gambaran awal mengenai karakteristik kesehatan mental mahasiswa yang dapat digunakan sebagai bahan eksplorasi dan evaluasi lebih lanjut dalam pengembangan program pendampingan mahasiswa. Kontribusi penelitian ini mencakup tiga aspek: (1) metodologis, yaitu pembuktian bahwa *K-Medoids* dengan Manhattan Distance menghasilkan kualitas klaster yang lebih baik dibandingkan Euclidean Distance pada data MHI-38 berdimensi tinggi; (2) instrumen, yaitu penerapan dan validasi MHI-38 versi adaptasi Bahasa Indonesia pada populasi mahasiswa perguruan tinggi Islam di Indonesia; serta (3) praktis, yaitu tersedianya profil awal kondisi kesehatan mental mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sultan Syarif Kasim Riau yang dapat dijadikan acuan dalam merancang program dukungan psikologis yang lebih tepat sasaran.

**Kata Kunci:** Algoritma *K-Medoids*; Kesehatan Mental; Clustering; *Silhouette Coefficient*; *Davies-Bouldin Index* (DBI)

**Abstract**—Mental health among university students is an increasingly critical issue, particularly in academic environments characterized by high levels of pressure and demands. This study aims to cluster mental health patterns of students at the Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, from the 2022–2025 cohort, using the *K-Medoids* algorithm based on the *Mental Health Inventory-38* (MHI-38) instrument, which has been modified and validated. Data were collected through an online questionnaire distributed to students, yielding 522 valid records from 559 total respondents following the data cleaning process. Each response was transformed into numerical values based on *Favorable* and *Unfavorable* categories using a five-point Likert scale. The *K-Medoids* algorithm was applied to form clusters, with the number of clusters tested ranging from  $K=2$  to  $K=10$ . Clustering quality was evaluated using two metrics, namely the *Silhouette Coefficient* and the *Davies-Bouldin Index* (DBI). The results indicate that the optimal number of clusters is  $K=2$ , with a *Silhouette Coefficient* value of 0.2308 and a DBI value of 1.9926. *Cluster* 0 comprises 280 students categorized as having psychological well-being, while *Cluster* 1 comprises 242 students categorized as experiencing psychological distress. Although the quality of cluster separation is still relatively weak based on the *Silhouette Coefficient*, the results of this study provide an initial overview of the mental health characteristics of college students, which can be used as a basis for further exploration and evaluation in the development of student support programs. The contributions of this study encompass three aspects: (1) methodological, demonstrating that *K-Medoids* with Manhattan Distance produces better cluster quality compared to Euclidean Distance on high-dimensional MHI-38 data; (2) instrumental, validating the Indonesian-adapted MHI-38 on an Islamic university student population in Indonesia; and (3) practical, providing an initial mental health profile of students at the Faculty of Science and Technology of UIN Sultan Syarif Kasim Riau that can serve as a reference for designing more targeted psychological support programs.

**Keywords:** *K-Medoids* Algorithm; Mental Health; Clustering; *Silhouette Coefficient*; *Davies-Bouldin Index*

## 1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan aspek penting dari kesejahteraan individu yang mempunyai peranan signifikan dalam menentukan produktivitas dan kualitas hidup individu [1]. Kesejahteraan psikologis merujuk pada kondisi optimal dalam seluruh dimensi pertumbuhan fisik dan mental seseorang. Kesejahteraan psikologis juga mencakup mekanisme penanggulangan stres, kapasitas adaptasi, pola interaksi sosial, serta proses pengambilan keputusan. Tingkat kesejahteraan psikologis bervariasi antar individu dan mengalami perubahan seiring waktu. Pada hakikatnya, individu sering dihadapkan pada situasi yang memerlukan solusi melalui beragam opsi penyelesaian. Kesejahteraan psikologis memegang peranan krusial dalam eksistensi manusia, serupa dengan signifikansi kesehatan jasmani. Dengan kondisi psikologis yang sehat, seluruh aspek kehidupan individu lainnya akan berfungsi secara efektif. [2]



Kesehatan mental merupakan komponen esensial untuk mencapai kebahagiaan menyeluruh. Akan tetapi, di berbagai negara berkembang, isu kesehatan mental belum mendapatkan prioritas yang sepadan jika dibandingkan dengan penanggulangan penyakit infeksi. Di Indonesia, kondisi psikologis tergolong sebagai kebutuhan masyarakat, namun implementasinya belum optimal[3]. Kesehatan mental merupakan isu yang semakin mendesak secara global dan nasional. Menurut laporan World Health Organization (2025), lebih dari 1 miliar orang di seluruh dunia hidup dengan gangguan kesehatan mental, dengan kecemasan dan depresi menjadi kondisi yang paling sering terjadi sehingga menimbulkan beban sosial dan ekonomi yang besar. Di Indonesia, Survei Kesehatan Mental Nasional (I-NAMHS) mengungkapkan bahwa sekitar 34,9% remaja mengalami masalah kesehatan mental, menunjukkan besarnya tantangan kesehatan mental pada kelompok usia produktif. Di sisi lain, survei lain juga menunjukkan bahwa burnout merupakan gangguan yang paling dikhawatirkan oleh masyarakat Indonesia, sedangkan prevalensi depresi di Jakarta mencapai 1,5% pada kelompok usia  $\geq 15$  tahun. Dan menurut Asia Care Survey 2024, tercatat, stres dan burnout menjadi gangguan kesehatan mental yang paling dikhawatirkan, mencapai 56% dari total responden. Penelitian oleh tim dari Universitas Andalas (2025) menerapkan K-Means clustering pada data kuesioner kesejahteraan psikologis dan tekanan psikologis mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi Unand. Hasilnya membentuk tiga cluster: tertekan (C1), netral/stabil (C2), dan bahagia (C3), dengan evaluasi *Silhouette Coefficient* menunjukkan struktur cluster sedang pada beberapa prodi seperti Arsitektur dan Biologi[4].

Pada penelitian Najah Muchsin Sanin menggunakan *Principal Component Analysis*(PCA) untuk reduksi dimensi data *Brief Mental Health Inventory-12*(BMHI-12) mahasiswa, diikuti K-Means clustering. Hasil dari 2 cluster utama (kesehatan mental tinggi vs rendah), *Silhouette Score* tertinggi 0.4803 pada angkatan 2024[5]. Dalam penelitian lain yang dilakukan, penelitian lainnya menggunakan metode *K-Medoids* untuk mengelompokkan mahasiswa S1 di Universitas Ilmu Kedokteran Shahrekord(*Shahrekord University of Medical Sciences*) berdasarkan kelelahan akademik dan kepuasan terhadap bidang studi, Metode pengambilan sampel kluster bertahap digunakan untuk memilih 400 mahasiswa S1 dari berbagai bidang studi pada tahun 2022 dengan hasil skor rata-rata kepuasan akademik adalah  $17,70 \pm 5,39$ , sedangkan kelelahan akademik rata-rata  $37,90 \pm 13,27$ . Jumlah kluster optimal diperkirakan dua berdasarkan indeks siluet rata-rata. Kluster pertama mencakup 221 mahasiswa, dan kluster kedua mencakup 179 mahasiswa. Mahasiswa di kluster kedua memiliki tingkat kelelahan akademik yang lebih tinggi daripada kluster pertama[6]. Menurut Schubert dkk.[7], algoritma K-Medoids memiliki keunggulan dalam memilih objek aktual sebagai pusat cluster sehingga lebih robust terhadap outlier dibandingkan metode berbasis centroid. Sejalan dengan itu, penelitian yang dilakukan oleh arifin dkk.[8], membandingkan performa algoritma K-Means dan K-Medoids dalam mengelompokkan mahasiswa berdasarkan kecenderungan kepribadian menggunakan kuesioner berskala Likert lima poin, dengan mengevaluasi empat skenario kombinasi algoritma dan metrik jarak (Euclidean dan Manhattan), serta menilai kualitas cluster menggunakan *Silhouette Score* sebagai ukuran validasi internal. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemilihan metrik jarak berpengaruh terhadap kualitas pengelompokan, khususnya pada data psikologis multidimensi berbasis kuesioner. Selain itu, studi terkini mengenai kesejahteraan mental mahasiswa juga menunjukkan bahwa pendekatan clustering dengan evaluasi *Silhouette* dan *Davies-Bouldin Index* mampu mengidentifikasi profil kesehatan mental yang berbeda secara signifikan antar kelompok mahasiswa[9].

Beberapa penelitian terdahulu telah mencoba memetakan pola kesehatan mental menggunakan pendekatan kluster[10] mengidentifikasi tiga profil utama mahasiswa teknik di Tiongkok dengan akurasi 82%. Penelitian oleh [11] menunjukkan bahwa *Mental Health Inventory-38*(MHI-38) memiliki validitas dan reliabilitas yang baik ketika digunakan pada populasi mahasiswa di Indonesia. Hasil analisis faktor eksplorasi(mencari pola tersembunyi dan menjelajah data) dan validasi data dalam penelitian tersebut mengonfirmasi bahwa struktur dua faktor MHI-38 sesuai dengan kerangka teoretis kesehatan mental[11]. Kemudian Temuan tersebut diperkuat oleh penelitian [12]yang dimana hasil penelitian menunjukkan bahwa MHI-38 memiliki konsistensi internal yang tinggi serta struktur dua faktor yang konsisten, yaitu *psychological well-being* dan *psychological distress*, sesuai dengan model teoretis aslinya, yang disimpulkan bahwa instrumen ini akurat dan dapat digunakan pada penelitian pendidikan. Studi lain [13] mengembangkan model empat kluster untuk mahasiswa Eropa, tetapi hanya berfokus pada aspek emosional tanpa mempertimbangkan dimensi kognitif dan perilaku yang justru krusial dalam konteks STEM. [14]mengembangkan *Mental Health Inventory* (MHI) sebagai instrumen pengukuran kesehatan mental yang dirancang untuk menilai kedua dimensi tersebut secara simultan. Instrumen ini memungkinkan pengukuran kondisi kesehatan mental individu secara komprehensif, tidak hanya dari sisi tekanan psikologis yang dialami, tetapi juga dari tingkat kesejahteraan psikologis yang dirasakan. Hasil penelitian oleh [11] menunjukkan bahwa MHI-38 memiliki validitas dan reliabilitas yang baik ketika digunakan pada populasi mahasiswa di Indonesia.

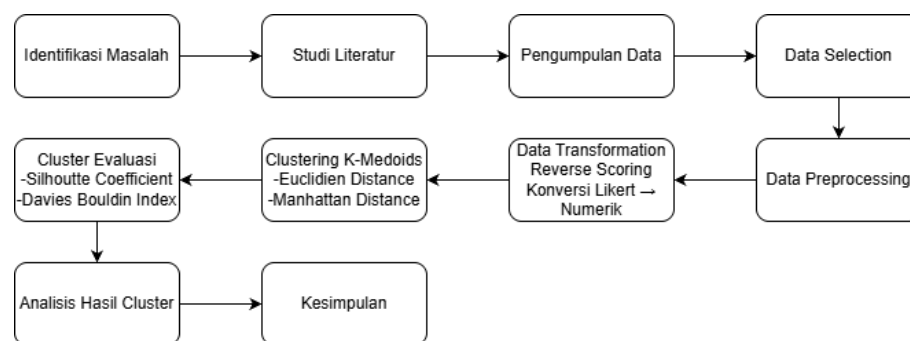
Beberapa penelitian terdahulu telah berupaya memetakan kondisi kesehatan mental mahasiswa menggunakan pendekatan clustering, namun masing-masing memiliki keterbatasan yang menjadi celah penelitian (research gap) bagi studi ini. Pertama, penelitian oleh Yunita dkk. (2025)[4] dari Universitas Andalas menerapkan algoritma K-Means pada data kuesioner kesejahteraan psikologis mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi dan menghasilkan tiga cluster. Meskipun berhasil mengidentifikasi pola, algoritma K-Means yang digunakan sensitif terhadap outlier karena pusat cluster ditentukan berdasarkan nilai rata-rata (centroid), bukan dari data aktual, sehingga profil yang dihasilkan sulit diinterpretasikan secara psikologis secara langsung. Selain itu, penelitian tersebut tidak menggunakan instrumen MHI-38 dan tidak melibatkan populasi mahasiswa di lingkungan perguruan tinggi Islam. Kedua, penelitian Sanin (2025)[5] menggunakan kombinasi PCA dan K-Means pada data *Brief Mental Health Inventory-12* (BMHI-12). Meskipun pendekatan reduksi dimensi memberikan nilai *Silhouette Score* yang relatif lebih tinggi (0,4803), penggunaan instrumen

yang lebih pendek (12 item) dan penerapan PCA berpotensi menghilangkan informasi penting dari dimensi kesehatan mental yang lebih kaya, serta tidak mengeksplorasi penggunaan Manhattan Distance sebagai alternatif metrik jarak yang lebih stabil pada data ordinal. Ketiga, penelitian Sanjari dkk. (2023)[6] menggunakan metode K-Medoids (Partitioning Around Medoid) untuk mengelompokkan mahasiswa S1 berdasarkan kelelahan akademik dan kepuasan bidang studi. Walaupun penelitian ini menggunakan K-Medoids, fokusnya terbatas pada dua variabel dan tidak menggunakan instrumen kesehatan mental yang komprehensif seperti MHI-38 yang mengukur 38 indikator secara multidimensi. Keempat, studi komparatif oleh Arifin dkk. (2026) [8] membandingkan K-Means dan K-Medoids dengan Silhouette Score pada data kepribadian Eysenck menggunakan skala Likert lima poin, menunjukkan bahwa pilihan metrik jarak memengaruhi kualitas pengelompokan pada data psikologis multidimensi. Namun, penelitian tersebut tidak menggunakan instrumen MHI-38, tidak berfokus pada kesehatan mental mahasiswa, dan tidak mengevaluasi secara spesifik efektivitas Manhattan Distance pada data ordinal psikologis di konteks lokal Indonesia. Berdasarkan identifikasi kesenjangan dari keempat penelitian tersebut, terdapat tiga gap utama yang belum dijawab: (1) belum ada penelitian yang menerapkan K-Medoids dengan Manhattan Distance secara spesifik pada data instrumen MHI-38 yang berdimensi tinggi (38 item); (2) belum ada penelitian clustering kesehatan mental mahasiswa yang menggunakan MHI-38 versi adaptasi Bahasa Indonesia pada populasi mahasiswa perguruan tinggi Islam di Indonesia; dan (3) belum ada evaluasi komparatif antara Euclidean Distance dan Manhattan Distance pada K-Medoids untuk data psikologis ordinal berbasis MHI-38, padahal pemilihan metrik jarak terbukti berpengaruh signifikan terhadap kualitas kluster. Penelitian ini hadir untuk menjawab ketiga kesenjangan tersebut sekaligus.

Sehingga pemanfaatan algoritma *K-Medoids* pada penelitian populasi mahasiswa Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, dengan menggunakan kuesioner Mental Health Inventory-38 (MHI-38) edisi adaptasi Bahasa Indonesia yang telah dimodifikasi secara spesifik, masih sangat terbatas. Penggabungan populasi lokal dengan instrumen yang telah melalui proses adaptasi budaya menghasilkan kontribusi inovatif dalam analisis pengelompokan pola kesehatan mental, yang pada gilirannya meningkatkan signifikansi dan kecocokan kontekstual dari hasil studi ini. Data penelitian diperoleh dari mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi melalui kuesioner MHI-38 yang telah diadaptasi ke Bahasa Indonesia dan dimodifikasi oleh psikolog ahli, Yuli Widiningsih, S.Psi., M.Psi. Penggunaan algoritma *K-Medoids* ini diharapkan dapat menghasilkan pengelompokan sikap yang lebih akurat, sehingga dapat menjadi referensi bagi pihak universitas dan institusi pendidikan lainnya dalam menyusun program dukungan guna mengelola Kesehatan Mental mahasiswa secara lebih efektif. Adapun kontribusi yang dihasilkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut: (1) Kontribusi metodologis: penelitian ini membuktikan secara empiris bahwa penerapan K-Medoids dengan Manhattan Distance menghasilkan kualitas pengelompokan yang lebih baik dibandingkan Euclidean Distance pada data psikologis MHI-38 yang berdimensi tinggi dan berskala ordinal, sehingga memberikan rekomendasi pemilihan metrik jarak yang lebih tepat untuk penelitian klusterisasi psikologis serupa; (2) Kontribusi instrumen: penelitian ini menjadi salah satu yang pertama menerapkan dan memvalidasi instrumen MHI-38 versi adaptasi Bahasa Indonesia pada populasi mahasiswa perguruan tinggi Islam di Indonesia, memperluas basis bukti terkait kegunaan instrumen tersebut pada konteks budaya lokal; (3) Kontribusi praktis: hasil pengelompokan memberikan profil awal kondisi psikologis mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sultan Syarif Kasim Riau berdasarkan angkatan dan program studi, yang dapat dijadikan acuan bagi pihak institusi dalam merancang intervensi dan program pendampingan psikologis yang lebih tepat sasaran dan berbasis data.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Bagian metodologi memaparkan prosedur yang dirancang sebagai solusi terhadap permasalahan penelitian. Rangkaian tersebut disajikan pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Metodologi Penelitian Pengelompokan Pola Kesehatan Mental

### 2.1 Identifikasi Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini adalah belum adanya pemetaan yang jelas mengenai kondisi kesehatan mental mahasiswa berdasarkan indikator gejala yang mereka alami. Data yang tersedia hanya menunjukkan nilai per indikator tanpa mengetahui pola atau pengelompokan mahasiswa yang memiliki karakteristik gejala yang serupa. Akibatnya, sulit

untuk mengidentifikasi kelompok mahasiswa yang berada pada tingkat kerentanan tertentu. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang mampu mengelompokkan data tersebut secara objektif sehingga pola kesehatan mental mahasiswa dapat terlihat dengan lebih jelas.

## 2.2 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan melalui proses penelusuran dan analisis terhadap berbagai permasalahan yang relevan. Beberapa aspek penting yang dikaji dalam literatur terkait penelitian ini mencakup teori mengenai kesehatan mental, meliputi definisi, faktor penyebab, metode pengukuran, serta dampaknya terhadap mahasiswa. Selain itu, kajian mengenai algoritma *K-Medoids* membahas prinsip dasar, mekanisme kerja, penerapan, serta studi kasus dalam pengelompokan data. Literatur terkait implementasi data mining, khususnya teknik clustering dalam bidang psikologi maupun pendidikan, juga dianalisis untuk memberikan gambaran mengenai penggunaan metode tersebut pada konteks serupa. Selanjutnya, dibahas pula metode penelitian yang digunakan untuk mengukur tingkat kesehatan mental, termasuk teknik pengumpulan data melalui survei dengan instrumen kuesioner yang valid dan reliabel. Studi literatur ini bertujuan, pertama, membangun landasan teoritis yang kuat, dan kedua, mendukung pemahaman terhadap penerapan metode yang sesuai dalam pengelompokan kesehatan mental dengan algoritma *K-Medoids*.

## 2.3 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data bertujuan untuk memperoleh informasi yang relevan dengan isu yang sedang diselidiki. Dalam studi ini, pengumpulan data dilakukan melalui survei yang dirancang untuk mengukur tingkat kesehatan mental akademik. Survei ini didasarkan pada instrumen Mental Health Inventory-38, yang awalnya diciptakan oleh Veit dan Ware[14]. Instrumen ini telah diadaptasi ke bahasa Indonesia oleh Yuli Widiningsih, S. Psi., M.Psi., seorang ahli psikologi tanpa melakukan uji reliabilitas ulang pada data penelitian, agar sesuai dengan tujuan penelitian. Kuesioner ini, yang berisi 38 pertanyaan sebagaimana tercantum dalam tabel 3, didistribusikan kepada mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau angkatan 2022-2025 menggunakan platform Google Form. Penelitian adaptasi MHI-38 versi Indonesia yang dilakukan oleh[12] menunjukkan bahwa instrumen memiliki reliabilitas yang sangat baik dengan nilai Cronbach's Alpha sebesar 0,892 untuk skala total, 0,894 untuk dimensi *Psychological Well-Being*, dan 0,952 untuk dimensi *Psychological Distress*. Selanjutnya, pengujian reliabilitas pada data penelitian ini menghasilkan nilai Cronbach's Alpha sebesar 0,915 yang menunjukkan konsistensi internal yang sangat baik. Reliabilitas instrumen diuji menggunakan koefisien Cronbach's Alpha terhadap penelitian ini diperoleh dari 522 responden. Hasil pengujian menunjukkan nilai Cronbach's Alpha sebesar 0,915. Nilai tersebut berada di atas batas minimum 0,70 sehingga menunjukkan bahwa instrumen *Mental Health Inventory* (MHI-38) memiliki tingkat konsistensi internal yang sangat baik dan layak digunakan dalam penelitian ini. *MHI-38* terdiri dari 38 item yang mengukur kedua dimensi tersebut secara simultan. Dimensi *psychological well-being* mencakup afek positif, kepuasan hidup, dan ikatan emosional, sedangkan dimensi *psychological distress* meliputi aspek kecemasan, depresi, serta kehilangan kontrol emosi dan perilaku. Struktur dua dimensi ini memungkinkan penilaian kesehatan mental secara kontinu dan komprehensif, sehingga *MHI-38* memiliki dasar teoretis yang kuat dalam kajian kesehatan mental. Veit dan Ware [14] mengemukakan bahwa dari *The Mental Health Inventory* (MHI) memiliki dua dimensi yaitu:

### 1. *Psychological Distress* ( psikologi distress )

*Psychological distress*/mental distress ialah kondisi individu yang berada pada keadaan kesehatan mental yang tidak baik. Adapun 3 aspek pada *Psychological distress*/mental distress adalah *Anxiety*, *Depression*, *Loss Behavioral/Emotional Control*.

### 2. *Psychological Well-Being* (kesejahteraan psikologis)

*Psychological well-being* ialah kondisi individu yang dapat merealisasikan kemampuannya sendiri, dapat mengatasi tekanan kehidupan yang normal, dapat bekerja secara produktif, dan mampu memberikan kontribusi kepada komunitasnya. Terdapat 2 aspek pada *Psychological Well-Being* (kesejahteraan psikologis) yaitu *Emotional Ties*(ikatan emosional), *General Positive affect*(efek positif umum).

**Tabel 1.** Dimensi Aspek pada *Mental Health Inventory-38*(MHI-38)

Dimensi	Aspek
<i>Psychological Well-Being</i>	<i>General Positive Affect</i> (efek positif umum), <i>Emotional Ties</i> (ikatan emosional)
<i>Psychological Distress</i>	<i>Anxiety</i> (kecemasan), <i>Depression</i> (depresi), <i>Loss Behavioral/Emotional Control</i>

Indikator kesehatan mental yang kurang optimal dapat diidentifikasi sebagai tekanan psikologis. Sebaliknya, kesejahteraan psikologis merujuk pada kondisi seseorang yang mampu mengaktualisasikan potensi dirinya, menghadapi tantangan hidup sehari-hari dengan efektif, berkontribusi secara produktif dalam pekerjaan, dan memberikan sumbangsih yang berarti bagi lingkungannya.

**Tabel 2.** *Mental Health Inventory -38*(MHI-38) Manual

No	Aspek	Item	Jumlah
1	Tekanan Psikologis	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23	23



No	Aspek	Item	Jumlah
2	Kesejahteraan Psikologis	24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38	15
		Total	38

## 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 *Mental Health Inventory-38(MHI-38)* yang telah diisi oleh responden. Penelitian ini menggunakan skala likert sebagai jenis pengukurannya dengan lima pilihan respon, yaitu Sangat Sering(SS), Sering(S), Kadang-kadang(KK), Jarang(J), dan Tidak Pernah(TP). 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. Adapun Kuesioner MHI-38 tersebut terdiri dari 38 pertanyaan tersebut ditampilkan dalam Tabel 2. Masing-masing pertanyaan disusun berdasarkan indikator dalam kuesioner MHI-38 yang telah dimodifikasi. Setiap butir pertanyaan dikodekan sebagai F atau UF untuk mempermudah proses pengolahan data.

**Tabel 3.** Instrumen *Mental Health Inventory-38*

No	Pernyataan	SS	S	KK	J	TP
1	Seberapa sering kamu merasa sangat gugup? (UF)					
2	Seberapa sering kamu terganggu oleh rasa gugup? (UF)					
3	Seberapa sering kamu merasa tegang atau sangat tertekan? (UF)					
4	Seberapa sering kamu merasa cemas atau khawatir? (UF)					
5	Seberapa sering kamu kesulitan untuk menenangkan diri? (UF)					
6	Seberapa sering kamu merasa gugup hingga gemetar? (UF)					
7	Seberapa sering kamu merasa gelisah? (UF)					
8	Seberapa sering kamu merasa resah, kesal, atau bingung? (UF)					
9	Seberapa sering kamu merasa tangan gemetar saat melakukan aktivitas? (UF)					
10	Seberapa sering kamu merasa suasana hati murung atau sering memikirkan hal-hal negatif? (UF)					
11	Seberapa sering kamu merasa semangat hidup rendah? (UF)					
12	Seberapa sering kamu merasa terpuruk dan sedih? (UF)					
13	Seberapa sering kamu merasa tertekan? (UF)					
14	Seberapa sering kamu merasa mengalami tekanan, stres, atau beban berat? (UF)					
15	Seberapa sering kamu merasa hilang kendali terhadap perilaku, pikiran, dan perasaan? (UF)					
16	Seberapa sering datang kekhawatiran mengenai hilangnya kendali diri? (UF)					
17	Seberapa sering kamu merasa emosi tidak stabil? (UF)					
18	Seberapa sering kamu merasa tidak ada yang terasa menyenangkan? (UF)					
19	Seberapa sering kamu merasa ingin menangis? (UF)					
20	Seberapa sering kamu merasa lebih baik jika meninggal? (UF)					
21	Seberapa sering kamu merasa sangat terpuruk? (UF)					
22	Seberapa sering kamu memikirkan untuk mengakhiri hidup? (UF)					
23	Seberapa sering kamu tidak menantikan masa depan? (UF)					
24	Seberapa sering kamu merasa bahagia? (F)					
25	Seberapa sering kamu merasa puas, senang, atau gembira? (F)					
26	Seberapa sering kamu merasa kehidupan sehari-hari terasa menarik? (F)					
27	Seberapa sering kamu merasa tenang dan damai? (F)					
28	Seberapa sering kamu merasa ceria dan bersemangat? (F)					
29	Seberapa sering kamu merasa benar-benar menikmati berbagai aktivitas? (F)					
30	Seberapa sering kamu menyadari dan menghargai hal-hal yang menyenangkan? (F)					
31	Seberapa sering kamu menjalani hidup sebagai sebuah petualangan yang bermakna? (F)					
32	Seberapa sering kamu mengharapkan hal-hal menarik di masa depan? (F)					
33	Seberapa sering kamu bangun tidur dengan perasaan segar dan beristirahat cukup? (F)					
34	Seberapa sering masa depan terasa penuh harapan dan menjanjikan? (F)					
35	Seberapa sering kamu merasa dicintai dan diinginkan? (F)					

No	Pernyataan	SS	S	KK	J	TP
36	Seberapa sering kamu merasa memiliki hubungan yang penuh kasih? (F)					
37	Seberapa sering kamu merasa utuh secara emosional? (F)					
38	Seberapa sering kamu merasa dicintai sepenuh hati? (F)					

## 2.5 Data Preprocessing

Pada studi ini, pra-pemrosesan data melibatkan serangkaian prosedur untuk mempersiapkan, memurnikan, dan mentransformasi data awal sehingga dapat diadopsi untuk analisis selanjutnya. Tujuan utama dari fase ini adalah untuk memfasilitasi penerapan algoritma clustering dalam kerangka penyelidikan ini, sekaligus menjamin bahwa data yang dimanfaatkan memiliki mutu dan signifikansi yang memadai.

### 2.5.1 Data Cleaning

Pembersihan data merupakan tahap untuk menghilangkan noise pada dataset, seperti nilai kosong (missing value), data ganda, maupun kesalahan input lainnya. Dalam penelitian ini, pembersihan data dilakukan dengan menghapus data responden yang mengisi kuesioner lebih dari satu kali. Langkah ini diperlukan guna memastikan kualitas data sebelum dianalisis menggunakan algoritma *K-Medoids*.

### 2.6 Data Transformation

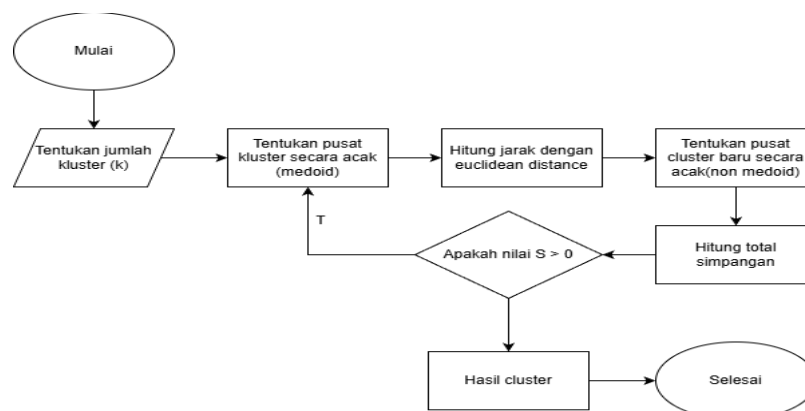
Proses ini melibatkan perubahan data menjadi bentuk numerik. Transformasi ini memastikan bahwa seluruh data bersifat kuantitatif dan seragam, sehingga memudahkan algoritma dalam menghitung jarak antar data serta dalam proses pembentukan cluster. Setiap item dalam kuesioner dikategorikan sebagai Favorable (F) atau Unfavorable (UF). Untuk pernyataan Favorable, skor diberikan dari 1 (Tidak Pernah) hingga 5 (Sangat Sering). Sebaliknya, untuk Unfavorable, skala dibalik, yakni dari 5 (Sangat Sering) hingga 1 (Tidak Pernah). Konversi ini ditampilkan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Data Transformation

No	Jawaban	UF	F
1	Sangat Sering	1	5
2	Sering	2	4
3	Kadang-kadang	3	3
4	Jarang	4	2
5	Tidak Pernah	5	1

## 2.7 Penerapan Algoritma *K-Medoids*

*K-Medoids* merupakan algoritma clustering berbasis partisi yang mengelompokkan data ke dalam sejumlah cluster dengan memilih objek aktual dalam dataset sebagai pusat cluster (medoid). Berbeda dengan *K-Means* yang menggunakan rata-rata (centroid), *K-Medoids* menentukan pusat cluster berdasarkan data yang memiliki total jarak minimum terhadap anggota dalam cluster sehingga lebih tahan terhadap pencilan (outlier)[7]. Sebelum algoritma ini diterapkan, langkah yang sangat penting adalah menentukan nilai *K* (jumlah cluster) yang paling optimal. Dalam penelitian ini nilai *K* ditentukan menggunakan 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 penjelasan dari Gambar 2 Flowchart Algoritma *K-Medoids*:

1. Menentukan sejumlah titik pusat cluster sebanyak *k*, sesuai dengan jumlah cluster yang diinginkan

2. Tentukan pusat medoid awal dipilih secara acak.
3. Setiap objek dalam dataset kemudian dihitung jaraknya ke pusat dari cluster (medoid) terdekat dengan menggunakan rumus Euclidean Distance berikut:
 
$$d(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2} \quad [15] \quad (1)$$
 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.
4. Setelah memperoleh nilai jarak Euclidean Distance didapatkan, selanjutnya memilih ulang medoid baru secara acak sebagai calon non medoid.
5. Melakukan evaluasi terhadap perubahan total simpangan ( $S$ ) dengan perhitungan total distance baru dikurangi total distance lama.
6. 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
7. Setelah iterasi selesai, hasil akhir adalah terbentuknya beberapa cluster beserta anggotanya berdasarkan medoid akhir.

Metode perhitungan jarak yang digunakan pada penelitian ini diantar lain:

#### 1) Euclidean Distance

Dalam analisis data, salah satu metode paling umum untuk mengukur jarak adalah jarak Euclidean. Pendekatan ini diaplikasikan untuk mengidentifikasi jarak yang memisahkan dua titik data, seperti  $x$  dan  $y$ , dalam ruang berdimensi  $d$ , yang proses perhitungannya dapat dirujuk pada Persamaan 2.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad [16] \quad (2)$$

Pada rumus tersebut,  $d$  merupakan nilai jarak Euclidean yang dihasilkan dari perhitungan,  $x$  merupakan titik data yang akan dihitung jaraknya, sedangkan  $y$  merupakan titik centroid atau pusat cluster yang digunakan sebagai acuan perhitungan jarak antar data dalam proses klasterisasi.

#### 2) Manhattan Distance

Manhattan Distance menghitung jarak antar objek berdasarkan jumlah selisih absolut pada setiap atribut. Metode ini banyak digunakan pada algoritma clustering karena lebih stabil terhadap variasi data dan tidak terlalu dipengaruhi oleh nilai ekstrem dibandingkan Euclidean Distance. Pada algoritma K-Medoids, Manhattan Distance juga dinilai mampu menghasilkan kualitas cluster yang lebih baik pada data multidimensi dan data ordinal. Jarak pada Manhattan dikalkulasikan dengan menggunakan dua titik koordinat dari entitas yang sedang dikomparasi. Berikut ini adalah formulasi yang digunakan dalam perhitungan jarak Manhattan untuk menguji banding kedua metodologi pengukuran jarak yang diterapkan:

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (3)$$

Pada rumus tersebut,  $d(x, y)$  merupakan nilai jarak Manhattan antara dua titik atau objek yang dibandingkan,  $x_i$  adalah nilai atribut ke- $i$  pada objek  $x$ , sedangkan  $y_i$  adalah nilai atribut ke- $i$  pada objek  $y$ . Variabel  $n$  menyatakan jumlah atribut, variabel, atau dimensi yang dibandingkan, dan  $|x_i - y_i|$  merupakan selisih absolut antara nilai atribut dari dua objek yang dihitung jaraknya.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Analisis Kebutuhan

Dalam penelitian ini, mahasiswa akan dikelompokkan berdasarkan tingkat kesehatan mental yang mereka alami. Penelitian ini menggunakan instrumen Mental Health Inventory oleh Veit dan Ware modifikasi Yuli Widiningsih, digunakan untuk mengumpulkan data tentang kesehatan mental pada mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2022-2025 melalui pengisian kuesioner, dengan 522 data dan 38 pertanyaan yang mengukur berbagai dimensi pada kesehatan mental mahasiswa. 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 2022-2025. Terdiri dari Question1(Q1)-Question38(Q38) yang dimanfaatkan pada penelitian ini berdasarkan data kesehatan mental 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 5**, yang merepresentasikan data siap olah untuk proses pengelompokan menggunakan algoritma clustering.



**Tabel 5.** Data Selection

No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (UF)	Q7 (UF)	Q8 (UF)	Q9 (UF)	...	Q38 (F)
1	Sering	Sering	Jarang	Sering	Jarang	Tidak Pernah	Sering	Sering	Tidak Pernah	...	Jarang
2	Sering	Jarang	Jarang	Sering	Jarang	Sering	Jarang	Jarang	Jarang	...	Kadang- kadang
3	Sering	Jarang	Jarang	Sering	Sering	Jarang	Jarang	Jarang	Jarang	...	Sangat Sering
4	Sangat Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	...	Sangat Sering
5	Sering	Sering	Sering	Sangat Sering	Sangat Sering	Sering	Sering	Sering	Sangat Sering	...	Kadang- kadang
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
518	Kadang- Kadang	Tidak Pernah	Jarang	Kadang- Kadang	Tidak Pernah	Jarang	Tidak Pernah	Jarang	Jarang	...	Jarang
519	Jarang	Jarang	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Jarang	Tidak Pernah	Tidak Pernah	...	Kadang- kadang
520	Jarang	Kadang- Kadang	Tidak Pernah	Kadang- Kadang	Jarang	Jarang	Kadang- Kadang	Jarang	Tidak Pernah	...	Sering
521	Jarang	Jarang	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Jarang	Jarang	Jarang	Tidak Pernah	Tidak Pernah	...	Kadang- kadang
522	Jarang	Jarang	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Tidak Pernah	Tidak Pernah	...	Kadang- kadang

### 3.3 Data Preprocessing

Tahap ini mencakup serangkaian proses penyiapan, pembersihan, dan transformasi data mentah agar siap diteliti lebih mendalam. Langkah tersebut krusial guna menjamin akurasi serta konsistensi data sebelum memasuki fase 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 535 data menjadi 522 data valid. 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

Pada tahap ini, format data disesuaikan agar memenuhi standar penelitian. Setelah data dibersihkan dari jawaban yang tidak relevan, proses dilanjutkan dengan transformasi data. Langkah ini dilakukan dengan mengubah setiap jawaban kuesioner menjadi nilai angka (numerik) sesuai dengan matriks skala penilaian yang tertera pada tabel 5.

Nilai numerik tersebut mempresentasikan tingkat kecenderungan responden terhadap setiap pertanyaan, mulai dari sangat sering, sering, kadang-kadang, jarang, tidak pernah. Transformasi data merupakan tahapan krusial untuk menjamin bahwa data yang akan dianalisis memiliki validitas tinggi dan selaras dengan tujuan penelitian. Adapun hasil dari proses transformasi data pada studi ini disajikan secara rinci pada tabel 6.

**Tabel 6.** Data Transformation Kesehatan Mental Mahasiswa Angkatan 2022-2025

No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (UF)	Q7 (UF)	Q8 (UF)	Q9 (UF)	...	Q38 (F)
1	2	2	4	2	4	5	2	2	5	...	2
2	2	4	4	2	4	2	4	4	4	...	3
3	2	4	4	2	2	4	4	4	1	...	5
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	...	5
5	2	2	2	1	1	2	2	2	2	...	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
518	3	5	4	3	5	4	5	4	4	...	2
519	4	4	5	5	5	5	4	5	5	...	3
520	4	3	5	3	4	4	3	4	5	...	4



No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (UF)	Q7 (UF)	Q8 (UF)	Q9 (UF)	...	Q38 (F)
521	4	4	5	5	4	4	4	5	5	...	3
522	4	4	5	5	5	5	5	5	5	...	3

### 3.5 Penerapan Algoritma K-Medoids

Setelah dilakukan proses transformasi data untuk memastikan keseragaman dan siap di olah, 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. Untuk implementasi disini menggunakan phyton dengan google colab.

```

Nilai medoid akhir:
      Q1 (UF)  Q2 (UF)  Q3 (UF)  Q4 (UF)  Q5 (UF)  Q6 (UF)  Q7 (UF)  Q8 (UF)  \
101    0.75    0.75    0.75    0.75    0.75    0.75    0.75    0.75
445    0.50    0.50    0.75    0.75    0.50    0.50    0.50    0.75

      Q9 (UF)  Q10 (UF)  ...  Q29 (F)  Q30 (F)  Q31 (F)  Q32 (F)  Q33 (F)  \
101    0.75    0.75    ...    0.75    0.75    0.75    0.75    0.75
445    0.75    0.50    ...    0.50    0.50    0.50    0.50    0.50

      Q34 (F)  Q35 (F)  Q36 (F)  Q37 (F)  Q38 (F)
101    0.75    0.75    0.75    0.75    0.75
445    0.50    0.50    0.50    0.50    0.50
    
```

Gambar 3. Hasil pemilihan medoid akhir

Hasil label pada setiap data dapat dilihat pada tabel 6, yang memuat nilai dari masing-masing item pertanyaan (Q1 hingga Q38) yang diisi responden, beserta cluster yang diperoleh melalui proses pengelompokan menggunakan algoritma *K-Medoids*.

Tabel 7. Hasil Cluster Setiap Data

No	Q1 (UF)	Q2 (UF)	Q3 (UF)	Q4 (UF)	Q5 (UF)	Q6 (UF)	Q7 (UF)	Q8 (UF)	Q9 (UF)	...	Cluster K-Medoids
1	2	2	4	2	4	5	2	2	5	...	1
2	2	4	4	2	4	2	4	4	4	...	1
3	2	4	4	2	2	4	4	4	1	...	0
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	...	1
5	2	2	2	1	1	2	2	2	2	...	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
518	4	3	4	4	5	5	3	4	5	...	0
519	3	5	4	3	5	4	5	4	4	...	0
520	4	4	5	5	5	5	4	5	5	...	0
521	4	3	5	3	4	4	3	4	5	...	0
522	4	4	5	5	4	4	4	5	5	...	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 8. Jumlah Data Setiap Cluster berdasarkan aspek Kesejahteraan dan Tekanan (Q1-Q38)

Cluster	Jumlah
0	280
1	242

Tabel 9. Jumlah Data Aspek Cluster Data Q1-Q23

Cluster	Jumlah
0	380
1	142



**Tabel 10.** Jumlah Data Aspek Cluster Data Q24-Q38

Cluster	Jumlah
0	380
1	142

**Tabel 11.** Hasil Uji Mann-Whitney U untuk kedua cluster

Cluster	Jumlah	Rata-rata Skor	p-value
0	280	110,43	0,0000244 (p < 0,001)
1	242	104,30	

Untuk memastikan bahwa kedua cluster yang terbentuk memiliki karakteristik yang berbeda secara statistik, dilakukan uji Mann-Whitney U terhadap skor total MHI-38. Hasil pengujian menunjukkan nilai  $p < 0,001$ , yang mengindikasikan adanya perbedaan yang signifikan antara Cluster 0 dan Cluster 1. Dengan demikian, kedua cluster tidak hanya berbeda berdasarkan rata-rata skor, tetapi juga memiliki perbedaan yang signifikan secara statistik. Berdasarkan karakteristik skor MHI-38, kedua cluster kemudian diinterpretasikan sebagai kelompok dengan tingkat kesejahteraan psikologis yang berbeda.

Dari hasil analisis menggunakan algoritma *K-Medoids* berhasil mengelompokkan mahasiswa pada dua kategori utama berdasarkan pengelompokkan kesehatan mental mahasiswa. Cluster 0 memiliki rata-rata skor MHI-38 yang lebih tinggi dibandingkan Cluster 1. Berdasarkan kecenderungan skor tersebut, Cluster 0 diinterpretasikan sebagai kelompok dengan tingkat kesejahteraan psikologis yang relatif lebih baik, sedangkan Cluster 1 diinterpretasikan sebagai kelompok dengan tingkat tekanan psikologis yang relatif lebih tinggi.

**Tabel 12.** Jumlah Data Cluster Q1-Q23 per Angkatan

Angkatan	Cluster 0	Cluster 1
2022	124	32
2023	92	31
2024	83	41
2025	80	38

**Tabel 13.** Jumlah Data Cluster Q24-Q38 per Angkatan

Angkatan	Cluster 0	Cluster 1
2022	124	32
2023	92	31
2024	83	41
2025	80	38

**Tabel 14.** Jumlah Data Cluster Gabungan 2 Aspek per Angkatan

Angkatan	Cluster 0	Cluster 1
2022	100	56
2023	64	59
2024	59	66
2025	57	61

Berdasarkan Tabel 13, hasil pengelompokan (clustering) mahasiswa berdasarkan angkatan menunjukkan pola yang cukup bervariasi. Mahasiswa angkatan 2022 memiliki jumlah terbesar pada Cluster 0 (kesejahteraan psikologis) dengan 100 mahasiswa, dibandingkan 56 mahasiswa yang tergolong dalam Cluster 1 (tekanan psikologis). Hal ini mengindikasikan bahwa mahasiswa angkatan 2022 cenderung memiliki kondisi psikologis yang lebih baik, kemungkinan karena mereka telah lebih beradaptasi dengan lingkungan perkuliahan. Sebaliknya, angkatan 2023 hingga 2025 menunjukkan distribusi yang lebih berimbang antara kedua cluster, bahkan angkatan 2024 dan 2025 memperlihatkan jumlah mahasiswa pada Cluster 1 (tekanan psikologis) yang sedikit lebih tinggi dibandingkan Cluster 0, yakni masing-masing 66 berbanding 59 dan 61 berbanding 57. Kondisi ini mengisyaratkan bahwa mahasiswa pada tahun-tahun awal perkuliahan cenderung lebih rentan mengalami tekanan psikologis, kemungkinan akibat proses transisi dan penyesuaian diri terhadap dunia akademik yang baru.

**Tabel 14.** Jumlah Data Cluster Q1-Q23 per Jurusan

Jurusan	Cluster 0	Cluster 1
Teknik Informatika	50	52
Teknik Industri	53	47
Sistem Informasi	81	18
Matematika	106	14

Teknik Elektro	89	11
----------------	----	----

**Tabel 15.** Jumlah Data *Cluster* Q24-Q38 per Jurusan

Jurusan	Cluster 0	Cluster 1
Teknik Informatika	50	52
Teknik Industri	53	47
Sistem Informasi	81	18
Matematika	106	14
Teknik Elektro	89	11

**Tabel 16.** Jumlah Data *Cluster* Gabungan 2 Aspek per Jurusan

Jurusan	Cluster 0	Cluster 1
Teknik Informatika	40	62
Teknik Industri	40	60
Sistem Informasi	62	38
Matematika	68	52
Teknik Elektro	70	30

Berdasarkan Tabel 16, terdapat perbedaan yang cukup signifikan dalam distribusi kondisi psikologis mahasiswa antar jurusan. Jurusan Teknik Elektro mencatat proporsi kesejahteraan psikologis tertinggi dengan 70 mahasiswa pada Cluster 0 berbanding hanya 30 mahasiswa pada Cluster 1, diikuti oleh jurusan Matematika dengan 68 berbanding 52, serta Sistem Informasi dengan 62 berbanding 38. Ketiga jurusan ini menunjukkan dominasi Cluster 0, yang berarti sebagian besar mahasiswanya berada dalam kondisi psikologis yang sejahtera. Sebaliknya, jurusan Teknik Informatika dan Teknik Industri justru memperlihatkan pola yang berlawanan, di mana jumlah mahasiswa yang mengalami tekanan psikologis (Cluster 1) lebih tinggi dibandingkan yang sejahtera secara psikologis, yakni masing-masing 62 berbanding 40 dan 60 berbanding 40. Hasil clustering menunjukkan bahwa mahasiswa Teknik Informatika dan Teknik Industri memiliki proporsi anggota Cluster 1 yang lebih tinggi dibandingkan program studi lainnya. Namun, penelitian ini tidak mengukur faktor penyebab secara langsung sehingga penyebab perbedaan tersebut belum dapat disimpulkan dan memerlukan penelitian lanjutan.

### 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*

*Silhouette* merupakan metode untuk interpretasi dan validasi konsistensi di dalam klaster data. Nilai *silhouette* mengukur seberapa mirip suatu objek dengan klasternya sendiri (kohesi) dibandingkan dengan klaster lain (separasi), dengan rentang nilai antara  $-1$  hingga  $+1$ . Sebagaimana dijelaskan oleh [17], semakin tinggi skor *Silhouette* yang diperoleh, maka semakin kokoh dan valid kualitas pengelompokan yang dihasilkan oleh model clustering tersebut. Dalam mengevaluasi kualitas clustering, *silhouette coefficient* digunakan sebagai ukuran untuk menilai seberapa tepat suatu objek data berada di dalam klasternya sendiri dibandingkan kedekatan objek tersebut dengan cluster-cluster lainnya [18]. Nilai pada *silhouette coefficient* berkisar antara  $-1$  dan  $1$ . Nilai yang lebih tinggi mendekati  $1$  menunjukkan objek sangat sesuai dengan klasternya dan terpisah baik dari klaster lain. Sebaliknya, jika nilai yang lebih rendah mendekati  $-1$ , maka objek cenderung lebih cocok berada di klaster lain, sehingga menunjukkan kualitas pengelompokan yang buruk [19]. Pengujian dilakukan dari  $K=2$  hingga  $K=10$ , pengujian *silhouette* menggunakan jarak *euclidian* mendapatkan hasil  $K$  terbaik di  $K=2$  dengan nilai  $0,15$  dan menggunakan *manhattan* dapat hasil terbaiknya berada di  $K=2$  dengan nilai  $0,2308$ .

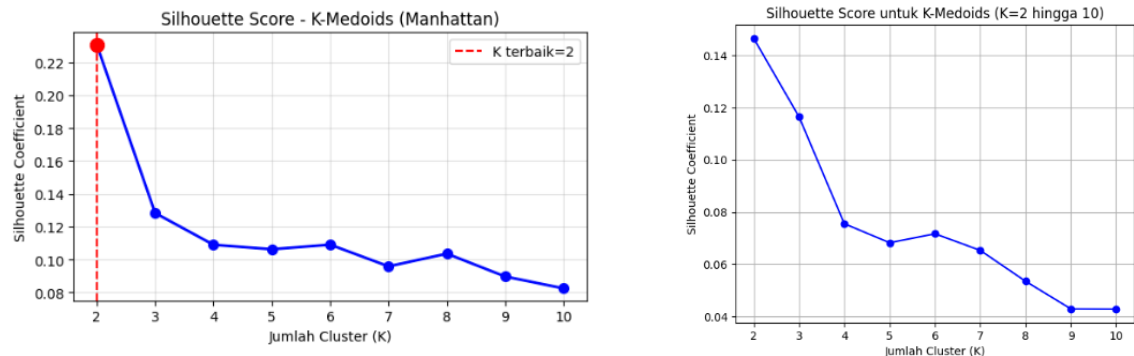
**Tabel 16.** Hasil Pengujian *Silhouette Coefficient* dengan *Euclidian Distance* dan *Manhattan*

Cluster	Nilai Eucliden	Nilai Manhattan
2	0,15	0,2308
3	0,12	0,1282
4	0,08	0,1089
5	0,07	0,1062
6	0,07	0,1089
7	0,07	0,957
8	0,05	0,1035
9	0,05	0,0895
10	0,05	0,0823

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 16, nilai *Silhouette* tertinggi menggunakan perhitungan jarak *Euclidean Distance* diperoleh pada  $k = 2$  dengan nilai  $0,15$ . Nilai ini menurun secara konsisten seiring bertambahnya jumlah klaster.



Meskipun nilai 0,15 tergolong dalam kategori struktur kluster yang lemah, nilai ini tetap merupakan yang terbaik di antara seluruh konfigurasi yang diuji, Sedangkan dalam perhitungan jarak menggunakan Manhattan Distance didapatkan nilai tertinggi yaitu 0,2308 pada  $k=2$ . sehingga memperkuat kesimpulan bahwa  $k = 2$  adalah jumlah kluster yang paling optimal untuk dataset penelitian ini.



**Gambar 4.** Visualisasi Hasil Pengujian Silhouette Coefficient dengan *Eucliden*(kanan) dan *Manhattan*(kiri)

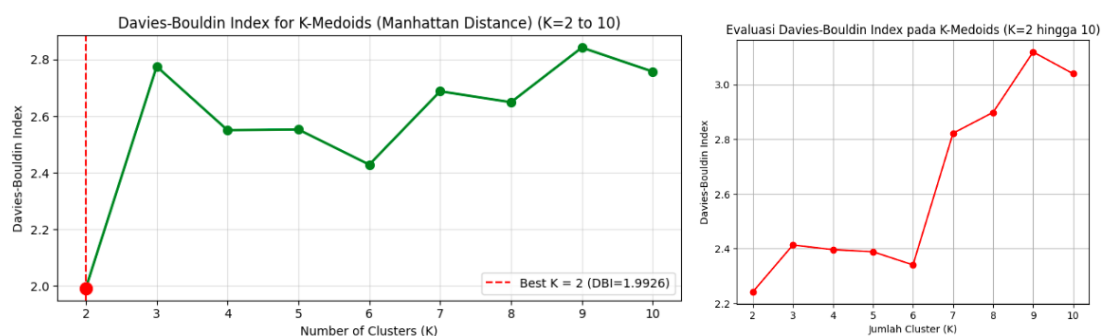
#### b. *Davies-Bouldin Index (DBI)*

*Davies Boldin Index (DBI)* merupakan satu metode pengujian clustering yang menggunakan pengukuran pada jarak Euclidean dan Mahattan[16]. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa kluster yang terbentuk memiliki tingkat kepadatan internal yang tinggi (jarak antar-data di dalam satu kluster minimum) sekaligus memiliki jarak pemisahan yang maksimum antar-kluster, sehingga kluster terpisah secara tegas dan tidak tumpang tindih [20]. Pengujian dilakukan terhadap jumlah dari  $K = 2$  hingga  $K = 10$  untuk menilai kualitas pengelompokan secara menyeluruh. Perhitungan pada DBI dilakukan dengan membagi jumlah nilai kekompakan masing-masing pada cluster dengan jarak antara dua pusat cluster sebagai ukuran pemisah, kemudian dihitung rata-ratanya untuk setiap pusat cluster. Pada pengujian kali ini menggunakan  $K=2$  sampai  $K=10$ , dengan didapat hasil nilai DBI terbaik pada  $K=2$  menggunakan eucliden dengan nilai =2,24, sedangkan hasil DBI menggunakan manhattan mendapatkan hasil terbaik di  $K=2$  dengan nilai=1,9926.

**Tabel 17.** Hasil Pengujian *Davies-Bouldin Index* dengan *Eucliden Distance* dan *Manhattan*

Cluster	Nilai Eucliden	Nilai Manhattan
2	2,24	1,99
3	2,41	2,77
4	2,40	2,55
5	2,39	2,55
6	2,34	2,42
7	2,82	2,68
8	2,90	2,64
9	3,12	2,84
10	3,04	2,75

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 17, nilai *Davies-Bouldin Index* terendah menggunakan perhitungan jarak *Manhattan Distance* diperoleh pada  $k = 2$  dengan nilai 1,99. Dalam perhitungan jarak menggunakan *Eucliden Distance* dengan DBI, nilai terendah diperoleh pada  $k=2$  dengan nilai 2,24. Nilai DBI meningkat seiring bertambahnya jumlah kluster. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan jumlah kluster justru menurunkan kualitas pemisahan antar kelompok, sehingga  $k = 2$  merupakan konfigurasi optimal berdasarkan metrik DBI. Visualisasi pada gambar dibawah menunjukkan hasil dari pengujian DBI diatas dalam bentuk grafik.



**Gambar 5.** Visualisasi Hasil Pengujian DBI dengan Eucliden dan Manhattan

Dari analisis menggunakan *Davies-Bouldin Index (DBI)* dan *Silhouette Coefficient* menunjukkan bahwa

pembagian data yang paling optimal adalah dua klaster. Pada metode Euclidean Distance, nilai DBI terendah tercatat sebesar 2,24 dengan nilai Silhouette tertinggi sebesar 0,15, sedangkan pada Manhattan Distance diperoleh nilai DBI terendah sebesar 1,99 dengan nilai Silhouette tertinggi sebesar 0,2308. Kedua metode secara konsisten mengonfirmasi bahwa konfigurasi dua klaster menghasilkan performa pengelompokan terbaik dibandingkan jumlah klaster lain yang dievaluasi. Berdasarkan skor DBI dan silhoutte, klasifikasi klaster yang dihasilkan dikategorikan sebagai lemah. Hal ini disebabkan oleh keragaman program studi di Fakultas Sains dan Teknologi yang menjadi sumber data responden, distribusi jumlah responden yang tidak merata, serta ketidakseimbangan dalam jumlah partisipan dari angkatan 2022 hingga 2025. Faktor-faktor tersebut berdampak pada penyebaran dan pemisahan antar klaster yang terbentuk.

### 3.7 Pembahasan

Temuan penelitian ini dibandingkan dengan penelitian-penelitian terdahulu untuk menilai konsistensi perbedaan, dan nilai tambah yang dihasilkan. Pertama, jika dibandingkan dengan penelitian Yunita dkk. (2025) [4] yang menggunakan K-Means pada data kuesioner kesejahteraan psikologis mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi Universitas Andalas, penelitian tersebut menghasilkan tiga cluster (tertekan, netral/stabil, dan bahagia) dengan nilai Silhouette Coefficient yang menunjukkan struktur cluster sedang. Sementara penelitian ini dengan K-Medoids dan Manhattan Distance pada MHI-38 menghasilkan dua cluster optimal dengan nilai Silhouette 0,2308, yang meskipun masih tergolong lemah, lebih tinggi dibandingkan hasil Euclidean Distance (0,15). Perbedaan jumlah cluster yang optimal (2 vs. 3) kemungkinan disebabkan oleh perbedaan instrumen, populasi, dan algoritma yang digunakan. Penelitian Yunita dkk. tidak mengevaluasi K-Medoids maupun Manhattan Distance, sehingga tidak dapat dibandingkan secara langsung pada aspek ketahanan terhadap outlier. Kedua, dibandingkan dengan penelitian Sanin (2025)[5] yang menerapkan PCA-K-Means pada data BMHI-12 dan memperoleh Silhouette Score tertinggi sebesar 0,4803, nilai Silhouette penelitian ini (0,2308) memang lebih rendah. Namun, perbedaan ini dapat dijelaskan oleh perbedaan jumlah dimensi data: BMHI-12 memiliki 12 item yang setelah reduksi PCA menjadi lebih kompak, sedangkan MHI-38 memiliki 38 item yang lebih kaya informasi namun juga lebih kompleks secara geometris, sehingga separasi antar cluster secara alami lebih sulit dicapai. Selain itu, reduksi dimensi oleh PCA berpotensi menghilangkan nuansa psikologis penting yang justru dapat ditangkap oleh MHI-38. Ketiga, jika dibandingkan dengan penelitian Sanjari dkk. (2023) [6] yang menggunakan K-Medoids (PAM) pada mahasiswa S1 Universitas Ilmu Kedokteran Shahrekord dan menemukan dua cluster optimal berdasarkan indeks siluet rata-rata — satu cluster mencakup 221 mahasiswa dan satu lagi 179 mahasiswa — hasil penelitian ini menunjukkan distribusi yang relatif serupa, yaitu Cluster 0 sebanyak 280 mahasiswa dan Cluster 1 sebanyak 242 mahasiswa. Kesamaan jumlah cluster optimal ( $K=2$ ) pada dua populasi mahasiswa yang berbeda konteks dan instrumen memperkuat argumen bahwa pengelompokan dua kategori (sejahtera vs. tertekan) merupakan pola yang konsisten pada populasi mahasiswa secara umum. Keempat, dibandingkan dengan studi komparatif Arifin dkk. (2026)[8] yang membandingkan K-Means dan K-Medoids menggunakan Silhouette Score pada data kepribadian Eysenck dengan skala Likert lima poin, penelitian ini memperluas temuan tersebut dengan secara spesifik membandingkan dua metrik jarak (Euclidean vs. Manhattan) pada K-Medoids untuk data psikologis ordinal MHI-38. Hasil penelitian ini mengonfirmasi bahwa pemilihan metrik jarak berpengaruh nyata terhadap kualitas klaster, sebagaimana diindikasikan oleh peningkatan nilai Silhouette dari 0,15 (Euclidean) menjadi 0,2308 (Manhattan) dan penurunan nilai DBI dari 2,24 menjadi 1,99. Temuan ini konsisten dengan argumen teoritis bahwa Manhattan Distance lebih stabil pada data ordinal multidimensi karena tidak mengkuadratkan selisih nilai sehingga lebih tahan terhadap pengaruh skor ekstrem. Secara keseluruhan, perbandingan dengan penelitian-penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penelitian ini memberikan nilai tambah berupa: konfirmasi dua cluster sebagai konfigurasi optimal pada populasi mahasiswa dengan instrumen yang lebih komprehensif; bukti empiris keunggulan Manhattan Distance atas Euclidean Distance pada K-Medoids untuk data psikologis ordinal; serta profil kesehatan mental mahasiswa yang lebih kaya secara diagnostik berkat penggunaan MHI-38 yang mengukur lima aspek kesehatan mental secara simultan.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma K-Medoids untuk mengelompokkan mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sultan Syarif Kasim Riau berdasarkan kondisi kesehatan mental mereka yang diukur menggunakan instrumen MHI-38. Dari hasil evaluasi dengan Davies-Bouldin Index (DBI) dan Silhouette Coefficient, ditemukan bahwa pembagian ke dalam dua cluster merupakan konfigurasi yang paling sesuai untuk data ini. Kedua cluster yang terbentuk mencerminkan perbedaan kecenderungan kesehatan mental antar mahasiswa satu kelompok dengan skor MHI-38 yang relatif lebih tinggi, dan satu kelompok lainnya dengan skor yang lebih rendah. Pola ini tidak seragam di seluruh angkatan maupun program studi. Mahasiswa yang baru masuk cenderung masuk ke dalam kelompok dengan skor lebih rendah dibandingkan mahasiswa yang sudah lebih lama menjalani perkuliahan, sementara perbedaan antar program studi juga terlihat cukup jelas. Bahwa nilai evaluasi internal yang dihasilkan masih berada pada kategori lemah, sehingga hasil pengelompokan ini lebih tepat dipandang sebagai gambaran awal kondisi kesehatan mental mahasiswa, bukan sebagai acuan tunggal untuk pengambilan kebijakan. Untuk penelitian berikutnya, disarankan agar melibatkan jumlah responden yang lebih besar, mempertimbangkan seleksi atau reduksi fitur, serta mencoba membandingkan K-Medoids dengan metode clustering lain agar kualitas pengelompokan yang dihasilkan bisa lebih baik.



## REFERENCES

- [1] D. Vierdiana, L. Akademik, and H. Sosial, "ANALISIS FAKTOR-FAKTOR MEMPENGARUHI KESEHATAN MENTAL DI," *J. Rev. Pendidik. dan Pengajaran*, vol. 7, no. 1, pp. 1553–1558, 2024, doi: 10.31004/jrpp.v7i1.25352.
- [2] H. K. M. Khalida Zia Br Siregar, Eka Wahyuni, "Intervensi untuk Meningkatkan Literasi Kesehatan Mental Khalida," *J. Bimbingan dan Konseling*, vol. 8, no. 3, pp. 1706–1715, 2024, doi: 10.31316/gcouns.v8i3.6133.
- [3] H. Brooks *et al.*, "Improving mental health literacy among young people aged 11 – 15 years in Java , Indonesia : the co - development of a culturally - appropriate , user - centred resource ( The IMPeTUs Intervention )," *Child Adolesc. Psychiatry Ment. Health*, vol. 15, no. 1, pp. 1–18, 2021, doi: 10.1186/s13034-021-00410-5.
- [4] F. Yunita, M. Sukma, W. Ari, H. Khaulasari, and M. Hafiyusholeh, "Implementasi K-Means Clustering Melalui Pemanfaatan Sampling Kombinasi Pada Pengelompokan Pola Kesehatan Mental Mahasiswa Sains dan Teknologi," *Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 11, no. 1, pp. 9–16, 2025, doi: 10.25077/TEKNOSI.v11i1.2025.9-16.
- [5] N. M. Sanin, "KLASTERISASI KESEHATAN MENTAL MAHASISWA MENGGUNAKAN PCA-CLUSTERING," Skripsi, Dept. Teknik Informatika, UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM, MALANG, 2025.
- [6] E. Sanjari, F. Majidian Dehkordi, and H. Raeisi Shahraki, "Clustering Undergraduate Students Based on Academic Burnout and Satisfaction from the Field Using Partitioning around Medoid," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2023, pp. 1–7, 2023, doi: 10.1155/2023/8898939.
- [7] E. Schubert and P. J. Rousseeuw, "Fast and eager k-medoids clustering: O(k) runtime improvement of the PAM, CLARA, and CLARANS algorithms," *Inf. Syst.*, vol. 101, pp. 1–18, 2021, doi: 10.1016/j.is.2021.101804.
- [8] M. Arifin, I. Wisma, D. Prastya, and J. R. Budiani, "Evaluating K-Means and K-Medoids Using Silhouette Score for Eysenck Personality-Based Clustering of Prospective Students," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 10, no. 2, pp. 1818–1827, 2026, doi: 10.30871/jaic.v10i2.12338.
- [9] U. Venkatesh *et al.*, "Uncovering mental well-being profiles in urban slums of Gorakhpur, India: A cluster-based approach using SWEMWBS," *Cambridge Prism. Glob. Ment. Heal.*, 2026, doi: 10.1017/gmh.2026.10132.
- [10] K. Liang, L. Huang, D. Qu, H. Bu, and X. Chi, "Self-compassion predicted joint trajectories of depression and anxiety symptoms during the COVID-19 pandemic : A five-wave longitudinal study on Chinese college students," *J. Affect. Disord.*, vol. 319, no. November 2021, pp. 589–597, 2022, doi: 10.1016/j.jad.2022.09.078.
- [11] A. D. Septilla, A. E., Dharma, A. S., Rahma, E. M., Harlee, J. A., Syahla, K., & Nindyati, "Evaluasi psikometrik mental health inventory (mhi)-38 pada mahasiswa: analisis faktor serta invariansi berdasarkan gender," *J. Ilm. Psikologi*, vol. 16, no. 1, pp. 15–26, 2025, doi: 10.51353/inquiry.v16i1.1038.
- [12] A. C. Parombean, F. A. Abidin, L. Qodariah, and S. Novita, "Adaptation of the Mental Health Inventory (MHI-38) for Adolescents - Indonesian Version," *Psychol. Res. Behav. Manag.*, vol. 16, no. July, pp. 2655–2665, 2023, doi: 10.2147/PRBM.S412460.
- [13] D. Ochnik *et al.*, "A Comparison of Depression and Anxiety among University Students in Nine Countries during the COVID-19 Pandemic," *J. Clin. Med. Artic.*, vol. 10, no. 13, p. 2882, 2021, doi: 10.3390/jcm10132882.
- [14] J. E. Veit, C. T., & Ware, "Veit\_WareStructureofPsycholDistressandWell-BeingJCCP1983.pdf," *J. Consult. Clin. Psychol.*, vol. 51, no. 5, pp. 730–742, 1983, doi: 10.1037/0022-006X.51.5.730.
- [15] S. T. Aula *et al.*, "Analisis Strategi Management Waktu dalam Meningkatkan Produktivitas Belajar Untuk Menghindari Stress Akademik Pada Mahasiswa Program Studi Psikologi , Fakultas Psikologi dan Kesehatan , Universitas Islam Negeri Bagaimana cara mengetahui strategi manajemen," *J. Publ. Ilmu Psikol.*, vol. 2, no. 3, pp. 91–113, 2024, doi: 10.61132/observasi.v2i3.467.
- [16] L. P. Solikhun, "Comparison of Euclidean with Manhattan in K-Means Clustering for Grouping Palm Oil Production in the Province North Sumatra," *J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 5, no. 158, pp. 709–716, 2022, doi: 10.30645/ijstech.v5i6.197.
- [17] M. Sholeh and K. Aeni, "Perbandingan Evaluasi Metode Davies Bouldin, Elbow dan Silhouette pada Model Clustering dengan Menggunakan Algoritma K-Means," *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 8, no. 1, p. 56, 2023, doi: 10.30998/string.v8i1.16388.
- [18] B. N. S. Afifa Atira, "Penerapan Silhouette Coefficient, Elbow Method dan Gap Statistics untuk Penentuan Cluster Optimum dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indeks Kebahagiaan," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 9, no. 17, pp. 76–86, 2023, doi: /10.5281/zenodo.8282638.
- [19] P. K. Tias Rahmawati1, Yuciana Wilandari2, "Analisis perbandingan silhouette coefficient dan metode elbow pada pengelompokan provinsi di indonesia berdasarkan indikator ipm dengan k-medoids 1,2,3," *J. GAUSSIAN*, vol. 13, no. 1, pp. 13–24, 2024, doi: 10.14710/j.gauss.13.1.13-24.
- [20] M. Orisa and A. Faisol, "Analisis Algoritma Partitioning Around Medoid untuk Penentuan Klasterisasi," *J. Teknol. Inf. dan Terap.*, vol. 8, no. 2, pp. 86–90, 2021, doi: 10.25047/jtit.v8i2.258.

