



Cluster Analysis of the Clustering of Digital Payment User Preferences and Its Impact on Financial Inclusion of Telkom University Student

Analisis Cluster Terhadap Pengelompokan Preferensi Pengguna Pembayaran Digital dan Dampaknya Terhadap Inklusi Keuangan Mahasiswa Telkom University

Muhammad Alfian Khoiri^{1*},
Raswysnoe Boing Kotjoprayudi², Alit Yuniargan Eskaluspita³

^{1,2,3}Sistem Informasi Akuntansi, Universitas Telkom, Indonesia

E-Mail: ¹alfvin@student.telkomuniversity.ac.id,
²raswysnoe@telkomuniversity.ac.id, ³eskaluspita@telkomuniversity.ac.id

Received Jun 10th 2025; Revised Jul 26th 2025; Accepted Jul 30th 2025; Available Online Jul 31th 2025, Published Aug 15th 2025

Corresponding Author: Muhammad Alfian Khoiri

Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

This study aims to identify trends in non-cash payment system usage and its relationship with financial inclusion among the academic community of Telkom University. With the advancement of digital technology, financial innovations have transformed how users interact with services through platforms such as mobile banking, digital wallets, and QR code-based payments. Involving 100 students from all faculties, this study employs the DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) algorithm to cluster respondents based on digital payment preferences. The analysis reveals three clusters: (1) active users from the Faculties of Economics and Business, Electrical Engineering, and Industrial Engineering; (2) moderate users from the Faculties of Applied Science, Creative Industries, and Business Communication; and (3) selective users from the Faculty of Informatics, who are more critical of security and service efficiency. Evaluation using several validation indices indicates that an epsilon value of 1.0 produces the optimal clustering structure. These findings may serve as a foundation for developing more inclusive digital financial services suited to the higher education environment.

Keyword: Cluster Analysis, DBSCAN, Digital Payments, Financial Inclusion, User Preferences

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi kecenderungan penggunaan sistem pembayaran non-tunai serta hubungannya dengan ketercukupan finansial di kalangan sivitas akademika Universitas Telkom. Seiring dengan perkembangan teknologi digital, inovasi di bidang keuangan telah mengubah cara pengguna berinteraksi dengan layanan finansial, melalui berbagai sarana transaksi elektronik seperti *mobile banking*, dompet digital, dan metode pembayaran berbasis *QR code*. Dengan melibatkan 100 mahasiswa dari seluruh fakultas, penelitian menggunakan algoritma DBSCAN untuk mengelompokkan responden berdasarkan preferensi penggunaan sistem pembayaran digital. Hasilnya terbentuk tiga kluster: (1) pengguna aktif dari Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Teknik Elektro, dan Rekayasa Industri; (2) pengguna sedang dari Fakultas Ilmu Terapan, Industri Kreatif, dan Komunikasi Bisnis; dan (3) pengguna selektif dari Fakultas Informatika. Evaluasi menggunakan beberapa indeks validasi menunjukkan nilai *epsilon* 1.0 menghasilkan klusterisasi yang optimal. Temuan ini dapat menjadi dasar pengembangan layanan keuangan digital yang lebih inklusif di lingkungan perguruan tinggi.

Kata Kunci: Analisis Cluster, DBSCAN, Inklusi Keuangan, Pembayaran Digital, Preferensi Pengguna

1. PENDAHULUAN

Di era digital ini, evolusi teknologi keuangan telah secara signifikan mengubah cara individu berinteraksi dengan layanan keuangan, terutama melalui adopsi sistem pembayaran digital [1]. Pembayaran digital, yang ditandai oleh kenyamanan dan efisiensinya, telah muncul sebagai alat penting untuk meningkatkan inklusi keuangan, terutama di wilayah yang sedang berkembang [2]. Fenomena ini sangat



relevan di sekitar Universitas Telkom di Bandung, Indonesia, di mana komunitas yang terdiri dari mahasiswa, profesional muda, dan pemilik usaha kecil menciptakan lanskap dinamis yang unik untuk menganalisis preferensi pengguna terhadap pembayaran digital [3].

Selain itu, inklusi keuangan, yang didefinisikan sebagai aksesibilitas dan pemanfaatan produk serta layanan keuangan yang terjangkau dan sesuai, memegang peran penting dalam pembangunan ekonomi dan pengentasan kemiskinan [2]. Dengan meneliti preferensi pengguna terhadap pembayaran digital, kita dapat mengungkap bagaimana platform-platform ini berpengaruh pada inklusi keuangan, terutama bagi kelompok masyarakat yang kurang terlayani [4]. Analisis ini juga dapat menjelaskan hambatan yang menghalangi kelompok-kelompok tertentu untuk sepenuhnya memanfaatkan solusi pembayaran digital [5].

Studi ini bertujuan untuk menganalisis kluster dalam mengkategorikan pengguna berdasarkan preferensi pembayaran digital mereka, dengan menerapkan algoritma *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN), karena memiliki keunggulan utama dibandingkan algoritma kluster lainnya, yaitu tidak mengharuskan peneliti untuk menentukan jumlah kluster di awal, serta mampu mengenali kluster dengan bentuk yang tidak beraturan dan mengidentifikasi data *outlier* (*noise*) secara langsung [6]. Hal ini menjadikannya ideal dalam menganalisis data pengguna digital yang kompleks dan beragam. Beberapa penelitian sebelumnya juga telah menunjukkan efektivitas DBSCAN dalam konteks serupa, seperti pada studi segmentasi pengguna *e-wallet* dan analisis perilaku transaksi digital, yang sama-sama menggunakan DBSCAN untuk mengungkap pola perilaku pengguna berdasarkan data transaksi aktual [7].

Dalam penelitian ini digunakan algoritma DBSCAN serta validasi dengan indeks Silhouette, Dunn, Calinski-Harabasz, dan Davies-Bouldin untuk memperoleh pengelompokan yang optimal. Dengan menggunakan DBSCAN dapat mengelompokkannya menjadi kluster, mengidentifikasi titik-titik yang dianggap sebagai *noise*. Hasil analisis memberikan wawasan dan meningkatkan kampanye edukasi yang ditargetkan bagi kelompok yang kurang terlayani [8]. Pemahaman yang mendalam mengenai preferensi pengguna ini akan memfasilitasi pengembangan kebijakan yang lebih efektif untuk mendorong inklusi keuangan, sehingga memberikan kontribusi nyata terhadap pertumbuhan ekonomi dan pembangunan sosial yang berkelanjutan. Penelitian mengenai pengelompokan preferensi pengguna pembayaran digital di lingkungan Telkom University tidak hanya meningkatkan pemahaman kita tentang perilaku pengguna, tetapi berkontribusi juga pada inklusi keuangan dan penggunaan teknologi pembayaran digital yang efektif [1] [2].

Namun demikian, belum terdapat pemetaan spesifik yang mengelompokkan preferensi pengguna berdasarkan persepsi terhadap sistem pembayaran digital di lingkungan kampus, khususnya Telkom University, menggunakan pendekatan segmentasi berbasis kepadatan. Hal ini menunjukkan adanya kebutuhan untuk mengidentifikasi pola preferensi pengguna secara lebih sistematis guna mendukung strategi peningkatan inklusi keuangan. Penelitian ini berkontribusi dalam memberikan pendekatan baru untuk segmentasi pengguna pembayaran digital menggunakan algoritma DBSCAN, yang diharapkan dapat membantu pengembangan strategi inklusi keuangan berbasis perilaku pengguna aktual di lingkungan pendidikan tinggi.

2. METODE PENELITIAN

Pemilihan metode DBSCAN didasarkan pada kemampuannya mengidentifikasi kluster dengan bentuk tidak beraturan dan menangani outlier, sebagaimana ditunjukkan dalam studi Hastuti et al. (2024) dan Yang et al. (2022). Dibandingkan metode lain seperti K-Means atau Agglomerative Clustering, DBSCAN tidak memerlukan jumlah kluster ditentukan di awal dan lebih unggul untuk data dengan distribusi tidak linier.

2.1 Jenis Penelitian dan Pengumpulan Data

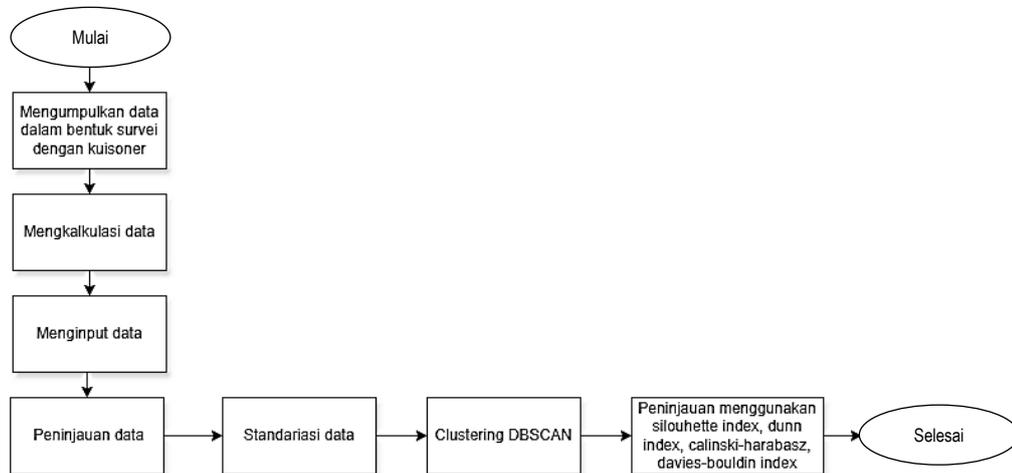
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis kluster. Metode dan variabel dalam penelitian ini disesuaikan karena pendekatan sebelumnya telah banyak digunakan. Oleh sebab itu, digunakan DUN Index dan DBSCAN untuk memberikan perspektif baru terhadap topik yang dikaji. Data diperoleh melalui survei menggunakan kuesioner yang disebarakan kepada pengguna di sekitar Telkom University. Variabel yang dianalisis meliputi: DUN Index, *Cluster* hasil DBSCAN, Calinski-Harabasz Index, Davies-Bouldin Index

2.2 Metode Analisis dan Alur Penelitian

Pengelompokan dilakukan menggunakan algoritma DBSCAN, dengan target pembentukan dua kluster. Metode ini mampu memisahkan data berdasarkan kepadatan, serta mengidentifikasi data yang tidak termasuk dalam kluster manapun (*noise/outlier*). Alur pengerjaan analisis dalam penelitian ini terdiri dari tahapan: pengumpulan data, pengolahan, penerapan DBSCAN, hingga evaluasi kluster menggunakan indeks evaluasi seperti silhouette index, dunn index, calinski harabasz, dan davies-bouldin index. Alur tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.

Alur pelaksanaan pada Gambar 1, menggambarkan tahapan dari pengumpulan data hingga evaluasi hasil klusterisasi. Metode pelaksanaan penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yaitu dimulai dengan pengumpulan data dilakukan melalui survei menggunakan kuesioner yang disebarakan di sekitar Telkom University, dengan tujuan mendapatkan informasi terkait penggunaan pembayaran *digital*. Perhitungan rasio

profitabilitas meliputi *Gross Profit Margin (GPM)*, *Return on Assets (ROA)*, dan *Return on Equity (ROE)* berdasarkan data yang diperoleh. Peninjauan dan pembersihan data dilakukan untuk memastikan data yang diperoleh bersih dan bebas dari anomali atau ketidaksesuaian yang dapat mempengaruhi hasil analisis. *Standarisasi* data diterapkan untuk memastikan setiap variabel berada dalam skala yang sama, sehingga metode klusterisasi dapat bekerja secara optimal. Pengelompokan data yang telah distandarisasi menggunakan metode klusterisasi DBSCAN untuk mengidentifikasi pola dalam penggunaan pembayaran digital dan mengelompokkan data berdasarkan profitabilitas.



Gambar 1. Alur Sistem

2.3 Analisis Kluster

Analisis kluster adalah teknik multivariat yang bertujuan untuk mengelompokkan objek berdasarkan karakteristik yang dimiliki, di mana objek-objek dengan kesamaan tinggi dikelompokkan dalam kluster yang sama, sementara objek yang berbeda ditempatkan di kluster lain. Metode ini berguna untuk menemukan pola tersembunyi dalam data tanpa memerlukan label awal, dan diterapkan di berbagai bidang seperti pemasaran, pengolahan citra, serta analisis keuangan [11].

2.4 Pembayaran Digital

Pembayaran pada dasarnya merupakan proses pemindahan sejumlah uang dari pihak yang membayar ke pihak yang menerima. Dalam pembayaran digital, proses ini didukung oleh teknologi, di mana uang disimpan, diproses, dan diterima dalam bentuk informasi digital, serta pemindahannya dilakukan melalui alat elektronik. Jika pembayaran tradisional melibatkan uang tunai, cek, atau kartu kredit, pembayaran digital memanfaatkan perangkat lunak khusus, kartu pembayaran, dan uang elektronik. Komponen utama dalam sistem pembayaran digital mencakup aplikasi untuk transfer uang, jaringan infrastruktur, serta aturan dan prosedur yang mengatur penggunaannya [5] [13].

2.5 Preferensi Konsumen Terhadap Pembayaran Digital

Kesenjangan dalam penelitian terkait preferensi konsumen terhadap metode pembayaran digital terletak pada kurangnya pemahaman menyeluruh mengenai berbagai faktor yang memengaruhinya. Meskipun beberapa studi telah menyoroti dampak nilai utilitarian, nilai hedonis, dan risiko yang dirasakan pada niat konsumen untuk kembali menggunakan metode pembayaran digital, penelitian tersebut sering terbatas pada aspek-aspek tertentu. Selain faktor teknis seperti keamanan dan kemudahan penggunaan, aspek sosial dan psikologis seperti pengaruh sosial dan pengalaman pengguna juga perlu diperhatikan lebih mendalam untuk memahami perilaku konsumen yang lebih luas dan beragam [14].

2.6 Survei

Penelitian survei merupakan aktivitas yang umum dilakukan dan telah menjadi praktik yang dikenal luas di masyarakat. Sebagai pendekatan positivistik dalam ilmu sosial, metode ini menghasilkan informasi statistik, sebagaimana dikemukakan oleh *Robert Groves*. Survei, sebagai metode utama dalam penelitian kuantitatif, memungkinkan peneliti mengumpulkan dan menganalisis data terukur. Informasi yang diperoleh memberikan wawasan mengenai perilaku dan preferensi masyarakat. Dengan demikian, survei berperan penting dalam memahami fenomena sosial serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data [14].

2.7 Kuesioner

Kuesioner merupakan alat yang digunakan untuk mengumpulkan data pribadi responden, mencakup sikap, opini, harapan, dan keinginan. Data yang diperoleh akurat dan representatif, responden diharapkan memiliki motivasi tinggi dalam mengisi kuesioner secara serius dan menyelesaikan seluruh pertanyaan. Partisipasi aktif ini menjadi faktor penting dalam menjamin validitas dan reliabilitas data yang dikumpulkan. Validasi kuesioner dilakukan melalui uji validitas isi dengan meminta masukan dari dua ahli bidang sistem informasi dan pembayaran digital, serta melalui uji coba terbatas untuk memastikan kejelasan dan konsistensi pernyataan [16]. Kuesioner disusun menggunakan skala *Likert* 5 poin (1 = Sangat Tidak Setuju sampai 5 = Sangat Setuju), sebagaimana lazim digunakan dalam penelitian sosial kuantitatif untuk mengukur persepsi, berdasarkan pedoman Sugiyono (2018).

2.8 Data Mining

Data mining adalah proses mengekstrak informasi berguna dari basis data yang besar. Salah satu tekniknya adalah membangun model untuk mengenali pola, termasuk pola tersembunyi. Fungsi utama *data mining* terbagi dua: deskriptif, untuk memahami perilaku dan karakteristik data; serta prediktif, untuk memprediksi variabel yang belum diketahui berdasarkan pola yang ada. Proses ini melibatkan berbagai metode yang mendukung pengumpulan dan analisis data, mulai dari perencanaan hingga implementasi akhir [15].

2.9 Density Based Spatial Clustering (DBSCAN)

DBSCAN merupakan algoritma pengelompokan berbasis kepadatan yang populer dalam analisis data. Algoritma ini mengidentifikasi area dengan kepadatan tinggi yang dipisahkan oleh area berkepadatan rendah, sehingga dapat menemukan kluster dengan berbagai bentuk dalam basis data spasial. Dibandingkan algoritma berbasis jarak, DBSCAN unggul dalam menghubungkan wilayah berdekatan dengan kepadatan serupa. Selain itu, DBSCAN efektif dalam menangani outlier, menjadikannya metode yang andal untuk pengelompokan data spasial [16].

2.10 Cluster

Clustering adalah proses pengelompokan di mana semua anggota dari setiap partisi memiliki kesamaan berdasarkan matriks tertentu. Analisis *cluster* atau analisis kelompok adalah teknik analisis data yang bertujuan untuk mengelompokkan individu atau objek ke dalam beberapa kelompok yang memiliki sifat berbeda antar kelompok. Dalam analisis ini, individu atau objek dalam satu kelompok akan memiliki sifat yang relatif homogen. Tujuan utama dari analisis *cluster* adalah untuk mengelompokkan objek-objek tersebut secara efektif [17].

2.11 Sampel Penelitian

Sampel merupakan bagian dari data yang diambil dari objek penelitian dan populasi yang relevan. Penentuannya harus mengikuti metode pengambilan sampel atau teknik sampling. Sampel berfungsi sebagai representasi populasi dengan karakteristik serupa. Penulis menyadari keterbatasan dalam pemilihan partisipan karena cakupan masyarakat yang tersedia untuk seluruh populasi yang idealnya menjadi sampel. Penelitian difokuskan pada lingkup yang lebih terbatas untuk memaksimalkan validitas sampel. Jumlah sampel dalam penelitian ini dihitung menggunakan metode statistik dengan menerapkan rumus Slovin [18].

$$n = \frac{N}{1 + Ne^2} \quad (1)$$

Dengan: n adalah jumlah sampel minimum yang dibutuhkan; N adalah total populasi dan e adalah *margin of error*.

2.12 Teknik Pengumpulan Data

Data primer diperoleh melalui kuesioner tertutup yang disebar secara daring menggunakan *Google Form* kepada mahasiswa dari berbagai fakultas di Telkom University. Kuesioner berisi pernyataan terkait efisiensi dan kebiasaan penggunaan pembayaran digital, seperti *e-wallet* dan *mobile banking*. Penentuan jumlah sampel menggunakan rumus Slovin dengan *margin of error* 10%, menghasilkan total 100 responden yang dianggap representatif untuk dianalisis.

2.13 Perhitungan Hasil dari Responden

Dalam penelitian ini, penulis menyebarkan kuesioner kepada responden yang terdiri dari mahasiswa di berbagai fakultas di Telkom University. Salah satu pernyataan dalam kuesioner tersebut berisi pernyataan: "Saya merasa pembayaran digital lebih efisien dibandingkan dengan pembayaran tunai." Dari 100 responden yang mengisi kuesioner, mayoritas memilih opsi "Sangat Setuju", yaitu sebanyak 65 orang. Data yang telah terkumpul dari tiap fakultas kemudian diolah menggunakan rumus Slovin untuk menentukan jumlah sampel

yang representatif. Rumus Slovin digunakan karena efektif dalam menentukan jumlah sampel minimum berdasarkan ukuran populasi dan margin of error yang diinginkan.

Dalam penelitian ini, digunakan *margin of error* sebesar 10% ($e=0,1$). *Margin of error* tersebut dipilih karena populasi relatif kecil dan sifat penelitian yang eksploratif, sehingga toleransi kesalahan 10% masih dapat diterima. Sebagai contoh perhitungan, pada Fakultas Teknik Elektro yang memiliki populasi sebanyak 17 mahasiswa, maka:

$$n = \frac{17}{1 + 17 \cdot (0.1)^2} = \frac{17}{1 + 17 \cdot 0.01} = \frac{17}{1.17} \approx 14.53 \Rightarrow \text{dibulatkan menjadi } 15$$

Hasil ini kemudian dibulatkan menjadi 15 responden sebagai jumlah sampel minimum yang dibutuhkan dari fakultas tersebut. Untuk memudahkan analisis, Tabel 1 ditampilkan jumlah populasi dan hasil perhitungan jumlah sampel minimum dari masing-masing fakultas.

Tabel 1. Hasil Perhitungan Sampel Minimum Berdasarkan Populasi per Fakultas

| Fakultas | Jumlah Populasi (N) | Sampel Minimum (n) |
|-----------------------------|---------------------|--------------------|
| Fakultas Ilmu Terapan | 14 | 13 |
| Fakultas Teknik Elektro | 17 | 15 |
| Fakultas Komunikasi Bisnis | 5 | 5 |
| Fakultas Industri Kreatif | 6 | 6 |
| Fakultas Ekonomi dan Bisnis | 27 | 22 |
| Fakultas Informatika | 13 | 12 |
| Fakultas Rekayasa Industri | 19 | 16 |

Tabel 1 menunjukkan hasil perhitungan jumlah sampel minimum dari masing-masing fakultas berdasarkan populasi dan *margin of error* 10%. Berdasarkan perhitungan tersebut, jumlah responden yang dikumpulkan dari masing-masing fakultas telah memenuhi atau melebihi jumlah sampel minimum yang dibutuhkan. Dengan demikian, data yang diperoleh dapat dianggap cukup representatif dan layak untuk dianalisis lebih lanjut.

2.14 Validasi Clustering

2.14.1 Silouhetter Index

Silhouette Index merupakan metode validasi berbasis standar internal yang digunakan untuk menilai seberapa baik objek-objek ditempatkan dalam kluster yang tepat. Metode ini mengukur seberapa baik objek cocok dalam kluster dengan membandingkan rata-rata jarak objek tersebut dengan objek lain di kluster yang sama, serta dengan objek di kaster lain. Indeks ini memberikan gambaran tentang seberapa terpisah dan segam kluster-kluster tersebut berdasarkan jarak antara objek-objek yang diukur, sehingga memudahkan evaluasi kualitas pengelompokan data.

$$SI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{b(i)-a(i)}{\max\{a(i),b(i)\}} \right) \quad (2)$$

Koefisien Silhouette memiliki rentang nilai antara -1 hingga 1. Semakin mendekati nilai 1, semakin baik kualitas kluster yang terbentuk. Nilai yang lebih tinggi menunjukkan bahwa objek dalam kluster tersebut lebih mirip satu sama lain dan lebih berbeda dari objek di kluster lainnya. Sebaliknya, nilai yang mendekati -1 menunjukkan bahwa objek mungkin lebih sesuai ditempatkan di kluster lain [19].

2.14.2 Dunn Index

Dunn Index adalah metode validasi kluster yang memberikan skor terbaik pada algoritma klustering yang menghasilkan kluster dengan kemiripan tinggi di dalam satu kluster, namun rendah antar kluster. Tujuan utama Dunn Index adalah untuk mengidentifikasi kluster yang terpisah dengan baik. Metode ini menghitung rasio antara jarak minimum antar kluster dengan jarak maksimum di dalam kluster. Semakin tinggi nilai Dunn Index, semakin baik pemisahan antar kluster dan semakin optimal jumlah kluster yang terbentuk [20]. Dengan demikian, semakin tinggi nilai Dunn Index, semakin baik hasil *clustering* yang diperoleh. Dunn Index dirumuskan sebagai persamaan (3).

$$D = \min_{j=i+1 \dots c} \left\{ \min_{j=i+1 \dots c} \left(\frac{d(c_i, c_j)}{\max_{k=1 \dots n_c} (\text{diam}(c_k))} \right) \right\} \quad (3)$$

dengan: $d(C_i, C_j)$ adalah ukuran kedekatan antara *cluster* i dan *cluster* j ; dan $j.(Cl)$ adalah ukuran kedekatan antar anggota dalam *cluster* l

2.14.3 Calinski-Harabasz

Indeks Calinski-Harabasz didasarkan pada asumsi bahwa kluster-kluster harus cukup terpisah satu sama lain untuk menciptakan distribusi yang baik. Indeks ini dihitung dengan membagi varians jumlah kuadrat dari jarak antara objek individu ke pusat kluster dengan jumlah kuadrat jarak antara pusat kluster. Semakin tinggi nilai indeks ini, semakin baik pemisahan antar kluster. Nilai indeks yang tinggi menunjukkan bahwa kluster lebih terpisah dan kompak. Rumus Calinski-Harabasz memberikan penilaian terhadap kualitas pembagian kluster tersebut. Persamaan (4) adalah rumus untuk menghitung Indeks Calinski-Harabasz.

$$CH_k = \frac{BCSM}{k-1} \times \frac{n-k}{WCSM'} \quad (4)$$

Jika k merupakan hasil dari *cluster* yang terbentuk dari kelompok n pengamatan, maka *Between Cluster Scatter Matrix (BCSM)* dalam Bahasa Indonesia dapat diartikan sebagai matriks hamburan antar kluster mengukur sejauh mana *cluster-cluster* tersebut terpisah satu sama lain, sedangkan *Within Cluster Scatter Matrix (WCSM)* dalam Bahasa Indonesia dapat diartikan sebagai matriks hamburan dalam *cluster* mengukur sejauh mana *cluster-cluster* tersebut kohesif atau terkompak di dalamnya [21].

2.14.4 Davies-Bouldin Index

Metode Davies-Bouldin berfokus pada pemisahan dan kekompakan kelompok. Hal ini didasarkan pada perhitungan nilai maksimum dari jarak rata-rata antar titik dalam kluster serta jarak antara pusat kluster yang paling berdekatan. Davies-Bouldin menunjukkan adanya peningkatan dalam kualitas pengelompokan. Indeks Davies-Bouldin didefinisikan sebagai ukuran yang menunjukkan seberapa baik kluster terpisah satu sama lain dan seberapa kompak kluster-kluster tersebut. Davies-Bouldin Index didefinisikan sebagai persamaan (5).

$$DB = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} \left(\frac{\sigma_i + \sigma_j}{d(c_i, c_j)} \right) \quad (5)$$

Dimana k artinya jumlah *cluster*, sedangkan σ_i merupakan jarak rata-rata pada seluruh titik di ke- i *cluster* dari pusat *cluster* c_i , serta $d(c_i, c_j)$ merupakan jarak antara ke- i dan ke- j pusat *cluster* [23]. Beberapa survey lain diantaranya menunjukkan tentang sebaran aktivitas pengguna internet per kelompok umur [13], situs-situs terpopuler sepanjang tahun 2013 [14], dan [15] telah dirangkum dalam [16].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Responden

Gambar 2 merupakan diagram batang yang menyajikan distribusi penilaian responden berdasarkan variabel, skala nilai, dan fakultas asal. Visualisasi ini terbagi ke dalam tujuh sub-grafik, masing-masing mewakili satu fakultas, yaitu Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Fakultas Ilmu Terapan, Fakultas Industri Kreatif, Fakultas Informatika, Fakultas Komunikasi Bisnis, Fakultas Rekayasa Industri, dan Fakultas Teknik Elektro. Pada setiap sub-grafik, sumbu horizontal (x) menunjukkan daftar variabel atau butir pernyataan dalam kuesioner, sedangkan sumbu vertikal (y) merepresentasikan jumlah responden yang memberikan penilaian terhadap masing-masing variabel. Setiap batang dalam grafik diberi warna sesuai dengan skala *Likert*, mulai dari nilai 1 hingga 5, dengan rincian warna sebagai berikut: merah untuk nilai 1 (Sangat Tidak Setuju), oranye untuk nilai 2 (Tidak Setuju), kuning untuk nilai 3 (Netral), biru muda untuk nilai 4 (Setuju), dan biru tua untuk nilai 5 (Sangat Setuju).

Visualisasi ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai pola penilaian responden terhadap setiap variabel berdasarkan fakultas. Dengan membandingkan tinggi batang pada setiap sub-grafik, dapat diketahui kecenderungan nilai yang dominan di masing-masing fakultas. Dominasi warna biru tua, misalnya, mengindikasikan tingkat persetujuan tinggi terhadap suatu pernyataan, sedangkan variasi warna yang merata menunjukkan distribusi pendapat yang lebih beragam. Representasi visual ini memungkinkan analisis perbandingan antar fakultas dilakukan untuk mengidentifikasi perbedaan pola preferensi atau persepsi antar kelompok responden terhadap isu yang diteliti, khususnya terkait penggunaan pembayaran digital.

3.2. Uji Validitas Reliabilitas

Instrumen penelitian yang digunakan dalam bentuk kuesioner telah melalui proses pengujian validitas dan reliabilitas. Hasil uji validitas menunjukkan bahwa seluruh item pertanyaan memenuhi kriteria ke-layakan, sehingga dapat dinyatakan valid dan layak digunakan dalam penelitian ini. Lihat Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Validitas

| Variabel | Item | Pearson r | p -value |
|------------------|--------------------------------|-------------|------------|
| <i>Usability</i> | Rutin pakai pembayaran digital | 0.80 | 2.45e-23 |

| Variabel | Item | Pearson r | p-value |
|-----------|---|-----------|----------|
| Usability | Lebih efisien daripada tunai | 0.76 | 1.20e-20 |
| Usability | Pilih <i>e-wallet</i> untuk transaksi kecil | 0.74 | 3.50e-19 |
| Security | Lebih aman dari uang tunai | 0.84 | 2.91e-28 |
| Security | Membantu kelola keuangan | 0.88 | 1.08e-32 |
| Security | Mempermudah akses layanan keuangan | 0.88 | 4.58e-34 |
| Speed | Mudah lacak transaksi | 0.81 | 5.91e-25 |
| Speed | Sering ada kendala teknis | 0.85 | 1.98e-29 |
| Speed | Khawatir soal keamanan data | 0.84 | 3.82e-28 |
| Speed | Pendaftaran terasa rumit | 0.78 | 1.50e-18 |

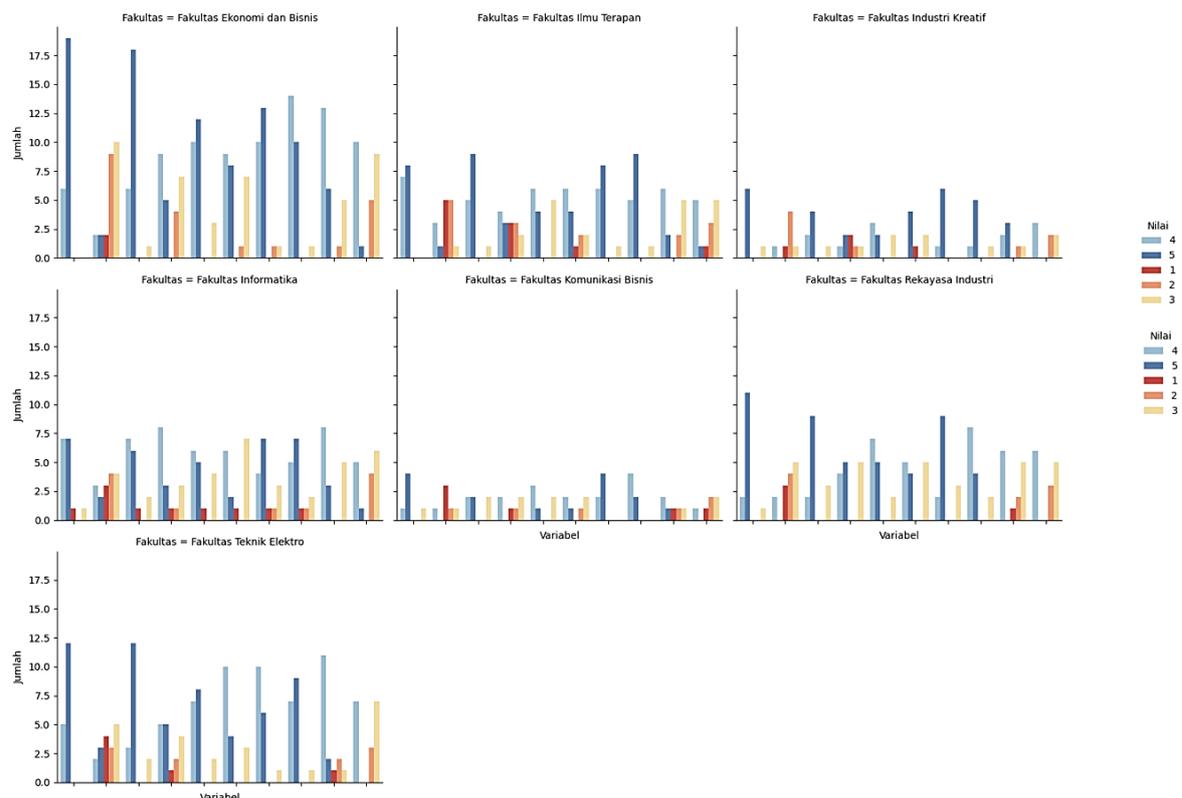
Berdasarkan hasil uji validitas dengan metode korelasi Pearson, seluruh item dalam masing-masing variabel yaitu Kemudahan Penggunaan, Keamanan, dan Kecepatan Transaksi menunjukkan nilai koefisien korelasi (r) lebih dari 0,6 serta p-value di bawah 0,05. Hal ini mengindikasikan bahwa seluruh butir pertanyaan dinyatakan valid. Selanjutnya, hasil uji reliabilitas disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Uji Reliabilitas

| Variabel | Cronbach's Alpha |
|-----------|------------------|
| Usability | 0.76 |
| Security | 0.86 |
| Speed | 0.82 |

Uji reliabilitas dengan *Cronbach's Alpha* juga menunjukkan seluruh variabel memiliki nilai di atas 0,6 (kemudahan penggunaan = 0,76; keamanan = 0,86; kecepatan transaksi = 0,82), yang berarti instrumen penelitian ini reliabel dan layak digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Jumlah Responden per Nilai, per Variabel, dan per Fakultas

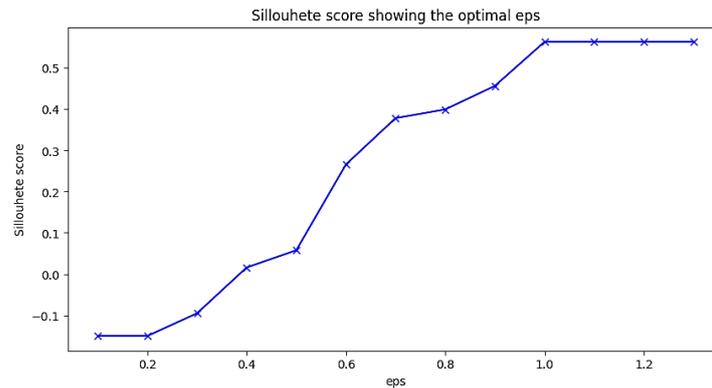


Gambar 2. Menampilkan Distribusi Penilaian Responden Terhadap Variabel Berdasarkan Fakultas

3.3. Hasil Silouhetter Index

Gambar 3 menunjukkan hubungan antara parameter *epsilon* (ϵ) dengan nilai Silhouette Score, yang merupakan metrik evaluasi untuk mengukur kualitas klasterisasi berdasarkan konsistensi internal (dalam-klaster) dan pemisahan antar klaster. Gambar di bawah menggambarkan hubungan antara parameter *epsilon* (ϵ) dengan nilai Silhouette Score, yang merupakan metrik evaluasi untuk mengukur kualitas klasterisasi

berdasarkan konsistensi internal (dalam-klaster) dan pemisahan antar klaster. Nilai Silhouette Score berkisar antara -1 hingga 1, dengan nilai mendekati 1 menunjukkan struktur klaster yang optimal. Pada nilai *epsilon* rendah, yaitu antara 0,1 hingga 0,3, Silhouette Score bernilai negatif, mengindikasikan bahwa klaster yang terbentuk cenderung tumpang tindih dan tidak terdefinisi dengan baik. Mulai dari *epsilon* 0,4 hingga 0,6, skor mengalami peningkatan secara signifikan, dari nilai mendekati nol hingga mencapai lebih dari 0,25. Peningkatan terus berlanjut hingga mencapai nilai *epsilon* 1,0, di mana Silhouette Score mencapai nilai maksimum sekitar 0,56. Setelah titik tersebut, skor tetap stabil hingga *epsilon* 1,3, menandakan bahwa struktur klaster telah optimal dan tambahan peningkatan *epsilon* tidak lagi menghasilkan perbaikan signifikan. Dengan demikian, nilai *epsilon* sebesar 1,0 dapat dianggap sebagai titik optimal dalam proses klusterisasi berdasarkan evaluasi menggunakan Silhouette Score, karena menghasilkan pemisahan antar klaster yang baik serta kohesi dalam klaster yang kuat.



Gambar 3. Hasil Silouhetter Index

3.4. Hasil Dunn Index

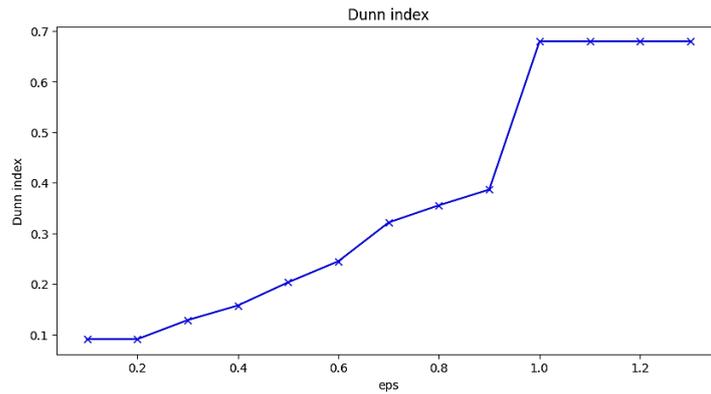
Gambar 4 menunjukkan hubungan antara parameter *epsilon* (ϵ) dan nilai Dunn Index sebagai indikator kualitas klusterisasi. Dunn Index mengukur rasio antara jarak minimum antar klaster dan diameter maksimum dalam klaster, sehingga semakin tinggi nilainya, semakin baik kualitas pemisahan antar klaster yang terbentuk. Pada nilai *epsilon* yang rendah (0,1 hingga 0,3), Dunn Index berada pada kisaran rendah, yaitu sekitar 0,09. Hal ini menunjukkan bahwa klaster yang terbentuk pada rentang *epsilon* tersebut memiliki kualitas pemisahan yang buruk dan masih cenderung tumpang tindih.

Seiring dengan bertambahnya nilai *epsilon* (0,4 hingga 0,9), terjadi peningkatan bertahap pada Dunn Index, menandakan adanya perbaikan dalam struktur klaster. Peningkatan ini menunjukkan bahwa jarak antar klaster semakin besar dan kekompakan dalam klaster meningkat. Peningkatan yang paling signifikan terjadi pada *epsilon* = 1,0, di mana Dunn Index melonjak tajam hingga mendekati angka 0,68. Setelah titik ini, nilai Dunn Index terlihat stabil pada tingkat yang sama hingga *epsilon* = 1,3, yang mengindikasikan bahwa kualitas klusterisasi telah mencapai titik optimal dan tambahan kenaikan *epsilon* tidak lagi memberikan peningkatan berarti. Dengan demikian, nilai *epsilon* sebesar 1,0 dapat dianggap sebagai nilai yang optimal, karena menghasilkan klusterisasi dengan kualitas pemisahan terbaik berdasarkan evaluasi Dunn Index.

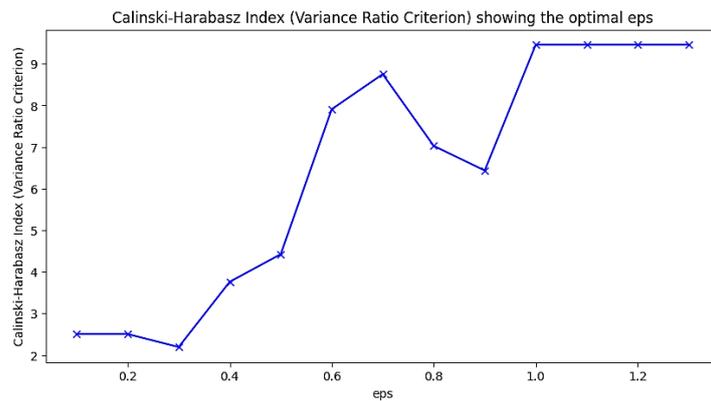
3.5. Hasil Calinski-Harabasz

Gambar 5 menampilkan hubungan antara parameter *epsilon* (ϵ) dan nilai Calinski-Harabasz Index, yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas klusterisasi berdasarkan rasio variansi antar-klaster dan dalam-klaster. Semakin tinggi nilai indeks ini, maka semakin baik pula pemisahan klaster yang dihasilkan pada nilai *epsilon* antara 0,1 hingga 0,3, indeks menunjukkan nilai yang rendah dan cenderung stabil di kisaran angka 2,5. Kondisi ini mencerminkan bahwa struktur klaster yang terbentuk pada rentang nilai *epsilon* tersebut belum optimal dalam memisahkan data ke dalam kelompok yang berbeda secara jelas.

Peningkatan signifikan mulai terlihat pada nilai *epsilon* di atas 0,4, di mana Calinski-Harabasz Index mengalami kenaikan tajam. Kenaikan tertinggi terjadi ketika *epsilon* berada pada kisaran 0,6 hingga 0,7, dengan nilai indeks mendekati angka 9. Kualitas pemisahan antar-klaster sangat baik. Namun grafik menunjukkan penurunan moderat pada nilai *epsilon* antara 0,8 hingga 0,9, yang menandakan sedikit penurunan dalam kualitas klusterisasi. Nilai indeks kembali meningkat dan mencapai kestabilan pada kisaran *epsilon* 1,0 hingga 1,3. Stabilitas indeks pada rentang ini menunjukkan bahwa klusterisasi telah mencapai performa yang optimal berdasarkan rasio variansi antar dan dalam klaster. Dapat disimpulkan bahwa nilai *epsilon* sebesar 1,0 merupakan titik optimal untuk parameter DBSCAN dalam penelitian ini, karena menghasilkan kualitas klusterisasi terbaik berdasarkan evaluasi menggunakan Calinski-Harabasz Index.



Gambar 4. Hasil Dunn Index

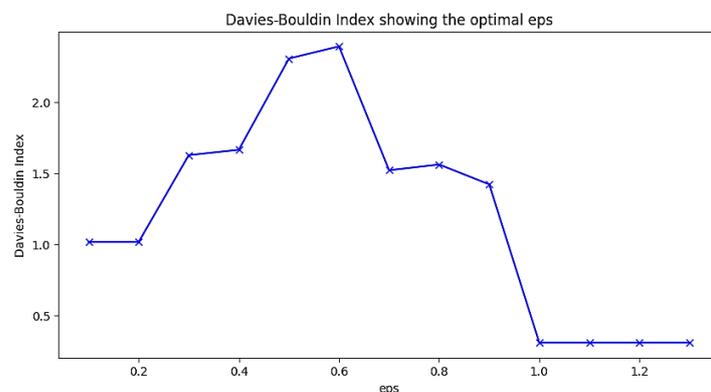


Gambar 5. Hasil Calinski-Harabasz Index

3.6. Hasil Davies-Bouldin Index

Gambar 6 memperlihatkan hubungan antara nilai parameter *epsilon* (ϵ) dengan Davies-Bouldin Index (DBI), yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas kluster berdasarkan jarak antar kluster dan sebaran dalam kluster. Semakin rendah nilai DBI, maka semakin baik struktur kluster yang terbentuk. Pada awal grafik, yaitu saat *epsilon* berada pada kisaran 0,1 hingga 0,2, nilai DBI relatif rendah dan stabil di sekitar angka 1,0. Selanjutnya, DBI mengalami peningkatan secara bertahap hingga mencapai nilai tertinggi pada *epsilon* 0,6, yaitu sekitar 2,3. Kenaikan ini menunjukkan bahwa pada rentang nilai tersebut, kualitas klusterisasi menurun karena antar kluster menjadi semakin tidak terpisah secara jelas.

Namun, penurunan signifikan mulai terjadi setelah *epsilon* melewati 0,6. Nilai DBI turun drastis pada *epsilon* 1,0 dan kemudian stabil di titik terendah sebesar 0,3 hingga *epsilon* 1,3. Stabilitas nilai rendah ini mengindikasikan bahwa kluster yang terbentuk memiliki jarak antar kluster yang baik serta kekompakan dalam kluster yang tinggi. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa nilai *epsilon* sebesar 1,0 merupakan titik optimal berdasarkan Davies-Bouldin Index, karena menghasilkan kualitas klusterisasi terbaik dengan pemisahan antar kluster yang maksimal dan variansi dalam kluster yang minimal.

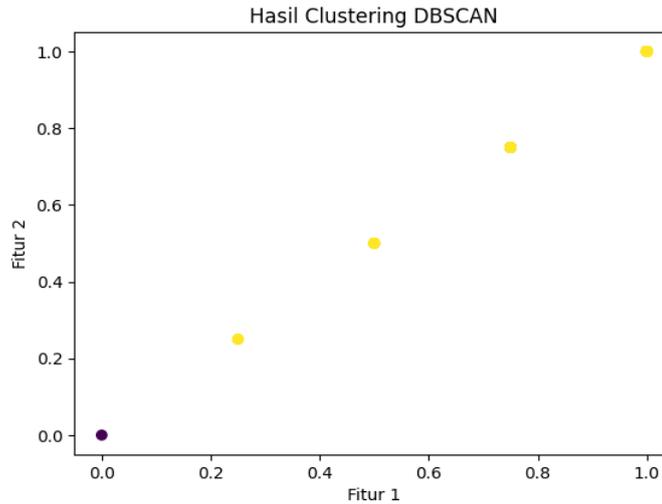


Gambar 6. Hasil Davies Bouldin Index

3.7. Hasil Clustering DBSCAN

Gambar 7 menunjukkan hasil pengelompokan data menggunakan algoritma DBSCAN terhadap dataset dua dimensi yang terdiri dari dua fitur utama, yaitu Fitur 1 dan Fitur 2. Titik-titik pada grafik dipetakan berdasarkan nilai masing-masing fitur. Berdasarkan hasil klusterisasi, terlihat bahwa sebagian besar data berhasil dikelompokkan ke dalam satu kluster yang ditandai dengan warna kuning, sedangkan satu titik data terpisah diidentifikasi sebagai *noise* dan ditandai dengan warna ungu.

Algoritma DBSCAN secara efektif mampu mengelompokkan data yang memiliki kepadatan tinggi, sekaligus memisahkan data yang menyimpang atau tidak memenuhi kriteria densitas sebagai *outlier*. Hal ini menunjukkan keandalan DBSCAN dalam mengidentifikasi pola distribusi data yang tidak beraturan, serta deteksi terhadap data yang tidak termasuk dalam kluster manapun. Hasil ini mendukung analisis lebih lanjut dalam pengelompokan preferensi pengguna berdasarkan pola penggunaan pembayaran digital.



Gambar 7. Hasil Pengujian DBSCAN

Gambar 7 menunjukkan hasil pengelompokan data menggunakan algoritma DBSCAN pada data fitur pembayaran digital. Metode DBSCAN digunakan untuk mengidentifikasi kelompok pengguna berdasarkan kemiripan pola preferensi, dengan mempertimbangkan kepadatan data.

Pada hasil visualisasi ini terlihat bahwa mayoritas titik data membentuk satu kelompok utama yang ditandai dengan warna (kuning) (*cluster 0*), sedangkan satu titik berada terpisah dan ditandai dengan warna berbeda (ungu), yang menunjukkan bahwa data tersebut diklasifikasikan sebagai *noise* atau *outlier* oleh algoritma (*cluster -1*). Temuan ini menunjukkan bahwa sebagian besar data memiliki karakteristik yang serupa dalam hal preferensi pembayaran digital, sementara sebagian kecil mungkin memiliki pola perilaku yang tidak umum. Penjelasan mengenai alasan data dimasukkan ke dalam masing-masing *cluster* tersebut akan dijelaskan secara rinci pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Clustering

| No | Fakultas | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | ... | X9 | X10 | Cluster |
|----|--------------------------------|------|------|------|------|------|------|-----|------|------|---------|
| 1 | Fakultas Ekonomi dan Bisnis | 4.76 | 4.68 | 3.60 | 4.36 | 3.96 | 4.40 | ... | 3.28 | 2.72 | 1 |
| 2 | Fakultas Ilmu Terapan | 4.53 | 4.53 | 3.07 | 3.93 | 3.67 | 4.47 | ... | 3.13 | 2.33 | 0 |
| 3 | Fakultas Industri Kreatif | 4.71 | 4.43 | 3.00 | 4.00 | 3.86 | 4.86 | ... | 3.14 | 2.29 | 0 |
| 4 | Fakultas Informatika | 4.19 | 4.06 | 3.87 | 3.88 | 3.50 | 3.94 | ... | 3.19 | 2.81 | 2 |
| 5 | Fakultas Komunikasi dan Bisnis | 4.50 | 4.00 | 2.83 | 3.83 | 3.50 | 4.67 | ... | 2.50 | 2.00 | 0 |
| 6 | Fakultas Rekayasa Industri | 4.71 | 4.43 | 4.00 | 4.21 | 3.93 | 4.43 | ... | 3.21 | 2.43 | 1 |
| 7 | Fakultas Teknik Elektro | 4.71 | 4.59 | 3.65 | 4.35 | 4.06 | 4.29 | ... | 3.24 | 2.82 | 1 |

Gambar 7 dan Tabel 4 yang menggambarkan hasil pengelompokan preferensi mahasiswa dalam penggunaan layanan pembayaran digital berdasarkan fakultas, menggunakan metode DBSCAN. Setiap titik pada visualisasi dan baris pada tabel mewakili nilai rata-rata penilaian mahasiswa terhadap sepuluh atribut utama (X1–X10), yang mencerminkan aspek seperti frekuensi penggunaan, kenyamanan, keamanan, dan kepuasan terhadap fitur aplikasi pembayaran digital.

Hasil analisis menunjukkan tiga kluster. *Cluster 1* terdiri dari mahasiswa Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Teknik Elektro, serta Rekayasa Industri, yang menunjukkan preferensi tinggi dan penggunaan aktif terhadap berbagai fitur digital payment. *Cluster 0* mencakup mahasiswa dari Ilmu Terapan, Industri Kreatif, dan Komunikasi dan Bisnis, dengan preferensi sedang dan penggunaan terbatas pada fitur dasar. Sementara

itu, *Cluster 2* yang terdiri dari Fakultas Informatika menunjukkan kecenderungan selektif, dengan penilaian kritis terhadap aspek keamanan dan efisiensi, didorong oleh latar belakang teknologi mereka.

Meskipun beberapa variabel seperti X7 dan X8 disingkat dalam tabel, semuanya tetap digunakan dalam proses analisis *clustering*. Hasil ini menegaskan adanya perbedaan preferensi antar fakultas, sehingga penyedia layanan disarankan untuk menerapkan strategi berbasis segmentasi guna meningkatkan inklusi keuangan di lingkungan akademik.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan preferensi mahasiswa Telkom University dalam penggunaan sistem pembayaran digital menggunakan algoritma DBSCAN. Hasil analisis menunjukkan terbentuknya tiga kluster utama. Kluster pertama mencakup mahasiswa dengan preferensi tinggi dan penggunaan aktif, terutama dari Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Teknik Elektro, dan Rekayasa Industri. Kluster kedua menunjukkan preferensi sedang dan berasal dari Fakultas Ilmu Terapan, Industri Kreatif, serta Komunikasi Bisnis. Kluster ketiga terdiri dari mahasiswa Fakultas Informatika yang menunjukkan preferensi selektif, kemungkinan karena latar belakang teknis mereka yang membuat lebih kritis terhadap aspek keamanan dan efisiensi layanan.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Prameswari et al. (2021) yang juga menggunakan DBSCAN untuk segmentasi pengguna *e-wallet* dan menemukan variasi preferensi berdasarkan intensitas dan kenyamanan penggunaan. Namun, penelitian ini memperluas pendekatan tersebut dengan menambahkan evaluasi validitas kluster menggunakan empat metrik sekaligus untuk memperoleh pengelompokan yang lebih objektif. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Data hanya mencakup mahasiswa dan belum melibatkan dosen, masyarakat umum, maupun pelaku usaha di sekitar kampus. Pengambilan data dilakukan dalam waktu singkat, sehingga belum menangkap dinamika perubahan preferensi secara berkala. Selain itu, analisis belum secara eksplisit mengevaluasi pengaruh variabel demografis seperti usia, jenis kelamin, dan latar belakang pendidikan terhadap pembentukan kluster. Metode yang digunakan juga masih terbatas pada DBSCAN tanpa perbandingan dengan algoritma lain.

Keterbatasan penelitian meliputi cakupan responden yang hanya mahasiswa, waktu pengambilan data yang singkat, serta belum dianalisisnya pengaruh variabel demografis. Ke depan, disarankan memperluas responden, melakukan studi berkala, serta membandingkan DBSCAN dengan algoritma lain seperti K-Means atau GMM guna memperoleh hasil klasifikasi yang lebih optimal.

REFERENSI

- [1] R. E. Putri, G. Goso, R. S. Hamid, and I. Ukkas, "Pengaruh Literasi Keuangan, Financial Technology dan Inklusi Keuangan terhadap Kinerja Keuangan Pengusaha Muda.," *Owner*, vol. 6, no. 2, pp. 1664–1676, Mar. 2022, doi: 10.33395/owner.v6i2.790.
- [2] U. Maritim and A. Haji -Tanjungpinang, "Analysis of the Effect of Digitalization of Electronic Money Transactions on Cashless Society and Electronic Money Infrastructure as a Moderating Variable Tumpal Manik," *Jurnal Ilmiah Akuntansi dan Finansial Indonesia*, vol. 2, no. 2, 2019.
- [3] D. Okthafiani, M. Mranani, and Y. D. Pramita, "Pengaruh E-Commerce, Sosial Media, Penggunaan Sistem Informasi Akuntansi dan Pengetahuan Kewirausahaan Terhadap Pengambilan Keputusan Berwirausaha", [Online]. Available: <https://journal.unimma.ac.id>
- [4] S. Kasus *et al.*, "ATOM: Jurnal Riset Mahasiswa Analisis Preferensi Mahasiswa dalam Menggunakan Quick Response Code Indonesia Standar (QRIS) sebagai Alat Transaksi Pembayaran," vol. 3, no. 2, pp. 98–107, 2025, doi: 10.30598/atom.3.2.98-107.
- [5] * Anjas *et al.*, "Penerapan Penggunaan Pembayaran Digital Qris Pada UMKM," *Jurnal Sains Student Research*, vol. 3, no. 1, pp. 344–353, 2025, doi: 10.61722/jssr.v3i1.3483.
- [6] S. H. Hastuti, A. Septiani, H. Hendrayani, dan W. P. Nurmayanti, "Penerapan Metode OPTICS dan ST-DBSCAN untuk Klasterisasi Data Kesehatan," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8, no. 1, hlm. 252–261, Jun. 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.25765.
- [7] A. Prameswari, D. Namira Hsb, L. Nur Bayani, U. Islam Negeri Sumatera Utara, and A. Info, "Al-Sharf Jurnal Ekonomi Islam Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Minat Konsumen Dalam Menggunakan Sistem Pembayaran E-Wallet (Studi Kasus Pada Mahasiswa UINSU Medan)," Online, 2021. [Online]. Available: <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>
- [8] N. Wisna, S. Aulia Putri Lisna, T. Fahrudin, and R. Boing Kotjopradyudi, "Analisis Gross Profit Margin (GPM) dan Net Profit Margin (NPM) dengan Metode Algoritma K-Means Menggunakan Bahasa Pemrograman Python," vol. 7, no. 2, p. 2023.
- [9] E. Dona, "Industri Property, Real Estate and Building Construction Pengklasteran Berdasarkan Rasio profitabilitas dan Rasio Keuangan," *jurnal ekonomi*, vol. 24, no. 2, pp. 88–98, Feb. 2022, doi: 10.47896/je.v24i2.490.
- [10] "Pengaruh Pembayaran Digital Dan Literasi Keuangan".

-
- [11] S. Rahmadi Prodi Ekonomi Pembangunan Fak Ekonomi dan Bisnis, “Analisis kluster Kabupaten dan Kota di Provinsi Jambi berdasarkan indikator pembangunan.”
- [12] S. Hidayati, I. Nuryanti, A. Firmansyah, A. Fadly, and I. Darmawan, “Operasional E-Money,” 2006.
- [13] J. Meliza and D. Hastalona, “Jurnal Ekonomi Bisnis Manajemen Prima Volume V, Nomor I Fakultas Ekonomi Universitas Prima Indonesia Preferensi Konsumen dalam Memilih Metode Pembayaran Digital (Studi Kasus Pada Usaha Rumahan Pengolahan Hasil Laut di Desa Sentang Kec.Teluk Mengkudu Kabupaten Serdang Bedagai, Sumatera Utara).”
- [14] F. C. Susila, A. B. Hukum, and A. Negara, “Hukum dan Studi Penelitian Empiris: Penggunaan Metode Survey sebagai Instrumen Penelitian Hukum Empiris,” 2019.
- [15] J. Mahasiswa and A. Samudra, “Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Harga Bahan Pangan Di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor.”
- [16] Y. Yang *et al.*, “An efficient DBSCAN optimized by arithmetic optimization algorithm with opposition-based learning,” *Journal of Supercomputing*, vol. 78, no. 18, pp. 19566–19604, Dec. 2022, doi: 10.1007/s11227-022-04634-w.
- [17] J. Ilmu Matematika Dan Terapan and | Desember, “Analisis Cluster Dengan Menggunakan Metode K-Means Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2014,” 2017.
- [18] Y. Septiani, E. Arribe, and R. Diansyah, “Analisis Kualitas Layanan Sistem Informasi Akademik Universitas Abdurrah Terhadap Kepuasan Pengguna Menggunakan Metode Sevqual (Studi Kasus : Mahasiswa Universitas Abdurrah Pekanbaru)”.
- [19] M. A. Nahdliyah, T. Widiharih, and A. Prahutama, “Metode K-Medoids Clustering Dengan Validasi Silhouette Index Dan C-Index (Studi Kasus Jumlah Kriminalitas Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2018),” vol. 8, no. 2, pp. 161–170, 2019, [Online]. Available: <http://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- [20] H. Malikhatin *et al.*, “Penerapan K-Modes Clustering Dengan Validasi Dunn Index Pada Pengelompokan Karakteristik Calon TKI Menggunakan R-Gui,” vol. 10, no. 3, pp. 359–366, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [21] A. Rachwał *et al.*, “Determining the Quality of a Dataset in Clustering Terms,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 5, Mar. 2023, doi: 10.3390/app13052942.