



Pemetaan Profil Mahasiswa dalam Adopsi Dompset Digital Berdasarkan Sentimen Bauran Pemasaran Menggunakan Fuzzy C-Means

Selvia De Wana*¹, Amri Sinuraya²

^{1,2}Universitas Kristen Indonesia, Jakarta, Indonesia

*Corresponding author

E-mail addresses: sildewana@gmail.com

ARTICLE INFO

Article history:

Received January 23, 2026

Revised February 28, 2026

Accepted April 03, 2026

Available online April 03, 2026

Kata Kunci:

Dompset Digital; Perilaku Mahasiswa; Analisis Sentimen; Bauran Pemasaran 4P; Fuzzy C-Means.

Keywords:

Digital Wallet; Student Behavior; Sentiment Analysis; Marketing Mix 4P; Fuzzy C-Means.



This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license. Copyright © 2026 by Author. Published by Yayasan Sagita Akademia Maju.

ABSTRAK

Adopsi dompet digital di kalangan mahasiswa Indonesia menunjukkan fenomena perilaku yang kompleks dan paradoks, di mana pengguna memiliki sensitivitas tinggi terhadap biaya layanan namun sekaligus impulsif terhadap penawaran promosi. Penelitian terdahulu yang menggunakan klasifikasi sentimen tegas (hard clustering) seringkali gagal menangkap ambiguitas perilaku tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk memetakan profil adopsi mahasiswa dengan mengelompokkan pola sentimen mereka terhadap atribut Bauran Pemasaran (Product, Price, Place, Promotion) menggunakan algoritma Fuzzy C-Means (FCM). Data penelitian terdiri dari 3.363 ulasan pengguna yang diambil dari platform Google Play Store dan media sosial X pada lima aplikasi dompet digital utama. Melalui ekstraksi fitur berbasis aspek dan pembobotan leksikon, data diklasterisasi menggunakan FCM yang memungkinkan derajat keanggotaan ganda. Hasil penelitian berhasil mengidentifikasi tiga profil psikografis utama: (1) "Si Kritis Biaya & Teknis" (Severe Critics, 12,8%) yang memiliki sentimen negatif ekstrem pada aspek produk dan harga; (2) "Si Kecewa Ringan" (Mildly Dissatisfied, 47,3%) yang mendominasi populasi dengan keluhan moderat pada stabilitas aplikasi; dan (3) "Si Puas Fungsional" (Functional Loyalists, 39,8%) yang mengapresiasi keandalan fitur. Temuan ini mengindikasikan bahwa bagi segmen mahasiswa, keandalan teknis dan kewajaran biaya jauh lebih krusial dibandingkan insentif promosi. Penelitian ini merekomendasikan penyedia layanan untuk memprioritaskan perbaikan infrastruktur teknis guna meningkatkan retensi pengguna.

ABSTRACT

The adoption of digital wallets among Indonesian university students exhibits complex and paradoxical behavioral phenomena, where users display high price sensitivity yet remain impulsive toward promotional offers. Previous studies utilizing crisp sentiment classification (hard clustering) often fail to capture such behavioral ambiguity. This study aims to map student adoption profiles by clustering their sentiment patterns toward Marketing Mix attributes (Product, Price, Place, Promotion) using the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm. The dataset comprises 3,363 user reviews harvested from Google Play Store and X social media across five major digital wallet applications. Through aspect-based feature extraction and lexicon scoring, the data were clustered using FCM to accommodate partial memberships. The results identified three distinct psychographic profiles: (1) "Severe Critics" (12.8%), exhibiting extreme negative sentiment on product and price aspects; (2) "Mildly Dissatisfied" (47.3%), dominating the population with moderate complaints regarding app stability; and (3) "Functional Loyalists" (39.8%), who appreciate feature reliability. These findings indicate that for the student segment, technical reliability and fair pricing are far more crucial than promotional incentives. This study recommends that service providers prioritize technical infrastructure improvements to enhance user retention.

1. PENDAHULUAN

Transformasi teknologi finansial (fintech) telah mendisrupsi metode pembayaran konvensional menuju era cashless society. Di Indonesia, ekosistem ini ditandai dengan persaingan ketat antar penyedia layanan dompet digital (e-wallet) seperti GoPay, OVO, ShopeePay, dan DANA. Dalam lanskap kompetitif ini, mahasiswa menjadi segmen demografis yang sangat strategis karena tingkat adopsi teknologi yang tinggi. Namun, perilaku konsumsi mahasiswa cenderung kompleks dan paradoks. Fikri et al. (2025) menyoroti bahwa mahasiswa saat ini mengalami pergeseran perilaku yang signifikan; mereka memiliki sensitivitas yang ekstrem terhadap biaya layanan (Price), namun di sisi lain sangat impulsif terhadap penawaran promosi (Promotion) (Gunawan et al., 2025).

Fenomena di lapangan menunjukkan adanya ambiguitas dalam loyalitas pengguna. Mahasiswa cenderung melakukan praktik multi-homing (menggunakan banyak aplikasi sekaligus) dan berpindah platform hanya demi mengejar diskon atau cashback terbesar. Dari sisi produk (Product), dompet digital kini tidak lagi sekadar alat pembayaran, melainkan telah berevolusi menjadi instrumen manajemen keuangan melalui fitur PayLater. Elvi (2025) menemukan bahwa fitur PayLater pada e-wallet berkontribusi signifikan terhadap perilaku konsumtif mahasiswa, menciptakan profil pengguna yang bergantung pada fitur kredit namun seringkali mengeluhkan mekanisme penagihan atau bunganya. Kontradiksi ini—menyukai utilitas produk tetapi membenci struktur harganya—mencerminkan profil psikografis yang tidak biner (Elvi, 2025).

Untuk memahami preferensi pengguna yang dinamis ini, User Generated Content (UGC) berupa ulasan aplikasi menjadi sumber data yang krusial. Salamah (2025) mengungkapkan bahwa volume ulasan di platform seperti Google Play Store dan media sosial X (Twitter) mengandung informasi berharga mengenai kepuasan pengguna, namun jumlahnya yang masif dan tidak terstruktur menyulitkan analisis manual. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan komputasi untuk mengekstraksi opini tersebut dan mengaitkannya dengan strategi bisnis perusahaan, khususnya Bauran Pemasaran 4P (Product, Price, Place, Promotion) (Lutfiaazahra, 2025; Natasia et al., 2022).

Penelitian terdahulu, seperti yang dilakukan oleh Pangestu dan Luthfiarta (2023), telah berhasil menerapkan analisis sentimen berbasis aspek marketing mix untuk mengevaluasi layanan dompet digital. Namun, mayoritas penelitian semacam ini masih berhenti pada tahap klasifikasi sentimen atau menggunakan metode pengelompokan tegas (hard clustering) seperti K-Means. Pendekatan tegas memaksa satu individu masuk ke dalam satu kelompok profil secara kaku, yang seringkali gagal menangkap nuansa perilaku manusia yang "abu-abu". Sebagaimana dibuktikan oleh Putra et al. (2025), metode hard clustering memiliki keterbatasan dalam memodelkan segmen pelanggan yang memiliki karakteristik tumpang tindih (overlapping), seperti mahasiswa yang loyal pada fitur aplikasi tetapi sekaligus menjadi pengkritik utama kebijakan biaya admin (Kuswardhani et al., 2025; Prajapati & Vidani, 2025).

Guna mengatasi keterbatasan logika tegas tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma Fuzzy C-Means (FCM). Berbeda dengan logika

biner, FCM memungkinkan satu titik data memiliki derajat keanggotaan di beberapa klaster sekaligus. Pendekatan ini mampu memetakan profil adopsi mahasiswa secara lebih natural dan presisi. Dengan FCM, sistem dapat mengidentifikasi pola bahwa seorang mahasiswa mungkin memiliki derajat keanggotaan 70% sebagai "Pemburu Promo" dan 30% sebagai "Pengguna Fitur Loyal". Berdasarkan urgensi tersebut, penelitian ini bertujuan memetakan profil mahasiswa dalam adopsi dompet digital melalui analisis sentimen bauran pemasaran menggunakan Fuzzy C-Means, guna memberikan wawasan strategis yang lebih adaptif bagi penyedia layanan.

TELAAH TEORI

Adopsi Dompet Digital dan Perilaku Mahasiswa

Dompet digital (e-wallet) merupakan inovasi teknologi finansial yang memungkinkan pengguna menyimpan uang dan melakukan transaksi elektronik melalui aplikasi seluler. Dalam kajian perilaku konsumen, penerimaan teknologi ini sering dijelaskan menggunakan Technology Acceptance Model (TAM). Davis (1989) menyatakan bahwa adopsi teknologi utamanya dipengaruhi oleh dua variabel: persepsi kemudahan penggunaan (*perceived ease of use*) dan persepsi kebermanfaatannya (*perceived usefulness*) (Dwivedi & Wang, 2022; Mansouri et al., 2023).

Namun, dalam konteks mahasiswa sebagai digital natives, Fikri et al. (2025) menemukan bahwa faktor adopsi tidak lagi sesederhana model TAM. Perilaku mahasiswa kini bersifat dinamis dan oportunistis, ditandai dengan fenomena multi-homing (menggunakan banyak aplikasi sekaligus). Elvi (2025) menambahkan bahwa fitur-fitur baru seperti PayLater turut mengubah fungsi dompet digital dari sekadar alat bayar menjadi instrumen manajemen arus kas (utang), yang memicu perilaku konsumtif spesifik pada segmen mahasiswa (Putra et al., 2025; Yuttama, 2025).

Transformasi Bauran Pemasaran (Marketing Mix) 4P

Bauran pemasaran adalah kumpulan alat pemasaran taktis yang terkendali. Menurut Kotler dan Keller (2016), elemen dasar bauran pemasaran terdiri dari Product, Price, Place, dan Promotion. Dalam konteks layanan digital, Pangestu dan Luthfiarta (2023) mengadaptasi keempat elemen ini sebagai berikut:

1. **Product:** Meliputi kualitas aplikasi (*User Experience*), kelengkapan fitur (seperti pembayaran tagihan, investasi), dan reliabilitas sistem.
2. **Price:** Merujuk pada biaya layanan yang dibebankan, seperti biaya administrasi top-up dan biaya transfer antar-bank.
3. **Place:** Dimaknai sebagai kemudahan akses, stabilitas server, dan luasnya jaringan merchant (QRIS).
4. **Promotion:** Mencakup insentif finansial seperti cashback, diskon, dan poin loyalitas yang menjadi daya tarik utama bagi pengguna sensitif harga (Guenther et al., 2023; Lutfiaazahra, 2025).

Analisis Sentimen Berbasis Aspek

Analisis sentimen adalah komputasi studi opini, sentimen, dan emosi yang diekspresikan dalam teks (Liu, 2012). Untuk mendapatkan wawasan strategis, analisis sentimen tingkat dokumen umum tidaklah cukup. Diperlukan pendekatan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) yang mampu membedah satu ulasan menjadi beberapa komponen penilaian. Salamah (2025) menekankan bahwa dalam

ulasan aplikasi, metode ini krusial untuk memisahkan opini pengguna; misalnya, memisahkan apresiasi terhadap promo (positif) dari keluhan terhadap bug aplikasi (negatif) dalam satu kalimat yang sama (Arman et al., 2025; Li et al., 2023; Wu & Monfort, 2023).

Algoritma Fuzzy C-Means (FCM)

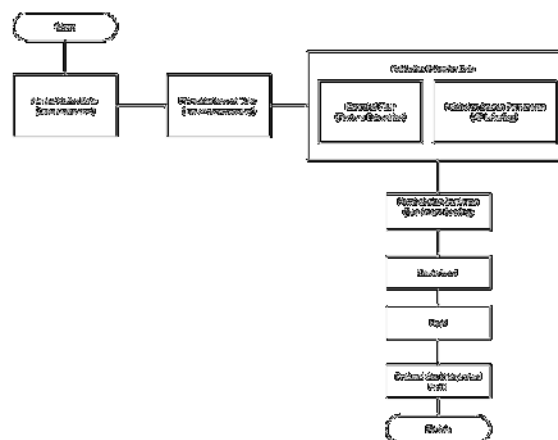
Pengelompokan (clustering) bertujuan membagi data ke dalam grup yang memiliki karakteristik serupa. Metode konvensional seperti K-Means menggunakan logika tegas (crisp logic). Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2010), logika tegas memiliki kelemahan karena hanya mengenal nilai 0 atau 1, yang berarti data harus masuk ke satu kluster secara mutlak (Antoni & Findawati, 2024; Cahyadi et al., 2021).

Untuk mengatasi kekakuan tersebut, Bezdek (1981) mengembangkan algoritma Fuzzy C-Means (FCM). FCM memungkinkan setiap titik data memiliki derajat keanggotaan (membership degree) di setiap kluster dengan rentang nilai 0 hingga 1. Putra et al. (2025) membuktikan bahwa dalam segmentasi pelanggan e-commerce, FCM lebih unggul dibandingkan K-Means karena mampu memodelkan perilaku konsumen yang ambigu, di mana seorang pelanggan dapat memiliki karakteristik irisan antara dua profil yang berbeda (Mahendra et al., 2024; Sadikin & Susanti, 2025).

2. METODE

Alur Penelitian

Penelitian ini dirancang menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis penambangan teks (text mining). Secara umum, tahapan penelitian mengikuti kerangka kerja sistematis sebagaimana digambarkan dalam diagram alir penelitian. Proses dimulai dari pengumpulan data, dilanjutkan dengan pra-pemrosesan teks, pelabelan data parsial berbasis aspek bauran pemasaran, pembobotan sentimen, hingga klusterisasi menggunakan algoritma Fuzzy C-Means untuk menghasilkan profil pengguna.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dataset Penelitian

Data primer yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari ulasan pengguna (User Generated Content) pada platform distribusi aplikasi Google Play Store dan media sosial X (Twitter). Dataset mencakup ulasan dari empat penyedia

layanan dompet digital utama di Indonesia, yaitu LinkAja, OVO, Sakuku, dan DANA.

Total data mentah yang berhasil dikumpulkan sebanyak 6.531 ulasan. Mengingat fokus penelitian adalah segmen mahasiswa, dilakukan penyaringan data (filtering) menggunakan pendekatan heuristik berbasis kata kunci (seperti "kampus", "bayar UKT", "jajan", "uang saku") serta seleksi manual untuk memastikan relevansi konteks. Setelah melalui tahapan pra-pemrosesan (cleaning, filtering, & deduplication), diperoleh total 3.363 data bersih yang siap digunakan untuk proses analisis sentimen dan klusterisasi. Data ini mencerminkan keluhan, saran, dan apresiasi pengguna terkait pengalaman penggunaan aplikasi dalam periode transaksi terkini.

Tabel 1. Sampel Data Hasil Crawling Ulasan Dompet Digital

Sumber	Cuplikan Data Ulasan (Teks)
o Aplikasi LinkAja	<i>"jadi jelek masukan kontak telepon menetik nama jadi isi pulsa kontak handphone ribet"</i>
LinkAja	<i>"link diversi terbarunya kena bug transfer pulsa pending untuk kembalikan saldo nama akun larasati no akun"</i>
OVO	<i>"ku mengisi token listrik masuk saldo ku ter ambil jlas ovo"</i>
OVO	<i>"beli saldo ovo toko masuk berkurang kemana pergi oh ternyata bayar menyebalkan saldo ovo jadi kuota berkurang menyesal pakai aplikasi"</i>
Sakuku	<i>"saldo tempo terpotong gagal isi pulsa alhamdulillah kembali isi pulsa no telkomsel mengalami kegagalan koreksi kembali telepon halo baca pulsa keluar"</i>
Sakuku	<i>"sakuku dikatakan wallet efektif shrusnya transaksi pembayaran minimal digunakan dimana pembayaran wallet batas minimal rupiah min rbu bedul banget"</i>
DANA	<i>"min pengguna setia dana untuk kirim uang gagal kah dana gangguan"</i>
DANA	<i>"pihak dana login mengalami malasah terus masuk beranda dana tiba tiba langsung keluar sendirian suruh login ulang secara terus menerus aplikasi berguna"</i>

Topik Klasifikasi (Klasifikasi 4P)

Penelitian ini tidak menggunakan pemodelan topik umum (general topic modeling), melainkan menerapkan pendekatan berbasis domain (domain-specific classification) yang mengacu pada teori Bauran Pemasaran (Marketing Mix). Setiap ulasan diklasifikasikan ke dalam empat dimensi variabel (4P) berdasarkan keberadaan kata kunci (keywords) yang relevan dalam ekosistem pembayaran digital. Definisi operasional untuk setiap topik klasifikasi adalah sebagai berikut:

1. **Product (Produk):** Mengacu pada aspek fungsionalitas aplikasi. Topik ini mencakup ulasan yang membahas kualitas antarmuka (User Interface), kelengkapan fitur, keandalan sistem (reliability), serta kendala teknis seperti bug, gagal login, atau kegagalan verifikasi akun.
2. **Price (Harga):** Berkaitan dengan struktur biaya yang dibebankan kepada pengguna. Klasifikasi ini menangkap sentimen terhadap besaran biaya administrasi top-up, biaya transfer antar-bank, serta transparansi potongan saldo yang dialami pengguna.
3. **Place (Tempat/Akses):** Merepresentasikan kemudahan akses layanan. Dalam konteks digital, dimensi ini mencakup stabilitas koneksi server, luasnya jaringan merchant (penerimaan QRIS), serta kemudahan penggunaan aplikasi di berbagai lokasi (seperti kantin kampus atau minimarket).
4. **Promotion (Promosi):** Berfokus pada insentif pemasaran yang ditawarkan. Topik ini mengidentifikasi ulasan yang mengandung kata kunci terkait program diskon, cashback, poin loyalitas, undian berhadiah, serta efektivitas kode promo (Hutahaean & Hutagalung, 2022; Rifanti et al., 2023).

Tabel 2. Definisi Topik Klasifikasi Bauran Pemasaran

Kode Topik	Topik Klasifikasi	Definisi Operasional	Kata Representatif (Keywords)	Kunci
P1	Product (Produk)	Aspek yang berkaitan dengan fungsi utama aplikasi, kualitas antarmuka (UI/UX), keandalan sistem, dan kelengkapan fitur.	<i>aplikasi, fitur, error, bug, login, lemot, lambat, gagal, verifikasi, update, upgrade, wajah, ktp</i>	
P2	Price (Harga)	Aspek yang berkaitan dengan beban biaya yang ditanggung pengguna, baik biaya langsung maupun tidak langsung.	<i>biaya, admin, potongan, tarif, mahal, fee, gratis, topup, saldo, potong</i>	
P3	Promotion (Promosi)	Aspek yang berkaitan dengan insentif ekonomi atau program pemasaran untuk menarik minat pengguna.	<i>promo, diskon, cashback, voucher, poin, reward, bonus, undian, hadiah</i>	
P4	Place (Tempat/Akses)	Aspek yang berkaitan dengan aksesibilitas layanan,	<i>merchant, qris, scan, server, down, jaringan,</i>	

ketersediaan jaringan mitra, *sinyal, offline, alfamart,*
 dan stabilitas koneksi. *indomaret*

Sample Hasil Klasifikasi Topik

Untuk memvalidasi akurasi pengelompokan topik, dilakukan pengambilan sampel acak dari dataset yang telah diproses. Proses klasifikasi bekerja dengan memindai kata dasar (stemmed words) pada setiap kalimat ulasan dan mencocokkannya dengan kamus fitur 4P.

Sebagai ilustrasi, sebuah ulasan yang berbunyi "Sudah top up tapi saldo tidak masuk dan adminnya mahal" akan dideteksi memiliki dua label topik sekaligus. Kata kunci "saldo tidak masuk" akan memicu label Product (kendala teknis), sedangkan kata kunci "admin mahal" akan memicu label Price. Pendekatan multi-label ini memungkinkan sistem untuk menangkap kompleksitas masalah yang seringkali saling berkaitan dalam satu pengalaman pengguna. Tabel di bawah ini (Tabel 3) menampilkan contoh nyata hasil ekstraksi topik dari data ulasan.

Tabel 3. Sampel Hasil Ekstraksi Topik dari Dataset

Ulasan Asli (Raw Text)	Kata Kunci Ditemukan	Klasifikasi Topik	Prediksi Sentimen
"Aplikasi bagus banget... untuk transfer antar bank bumn juga gratis, seneng banget pokoknya..."	<i>transfer, gratis</i>	Price	Positif (+1)
"Sebelum update gak ada masalah. Skarang aplikasi sering keluar sendiri ktw melakukan pembayaran pake scan qris..."	<i>scan, qris</i>	Place	Negatif (-1)
"Alhamdulillah bulan Agustus ini seluruh transaksi saya tidak pernah mendapat bonus sama sekali. Padahal ada info promo nya..."	<i>bonus, promo</i>	Promotion	Negatif (-1)
"Ni amplikasi cuma buat mainan... Masa KTP udah Poto berulang kali sampe di dalam rumah... ujung ujungnya gagal..."	<i>ktp, gagal, foto</i>	Product	Negatif (-1)

Parameter Model

Penelitian ini menggunakan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) sebagai mesin utama pengelompokan profil. Agar hasil penelitian dapat direproduksi (reproducible) dan memiliki validitas ilmiah, parameter model ditetapkan berdasarkan standar literatur dan uji coba empiris sebagai berikut:

1. **Jumlah Klaster (c):** Ditetapkan sebanyak 3 klaster. Pemilihan nilai ini didasarkan pada hipotesis awal mengenai segmentasi pengguna (kelompok puas, kecewa, dan pemburu promo) serta hasil pengujian Elbow Method yang menunjukkan penurunan varians paling optimal pada titik $K = 3$
2. **Pangkat Pembobot / Fuzzifier (w):** Ditetapkan sebesar 2.0. Nilai ini adalah standar umum dalam penggunaan FCM. Nilai $w = 2$ memberikan tingkat "kekaburan" (fuzziness) yang ideal untuk menghindari pengelompokan yang terlalu tegas (seperti K-Means) atau terlalu bias.

3. **Maksimum Iterasi:** Dibatasi hingga 100 iterasi. Batasan ini bertujuan untuk menjaga efisiensi komputasi sekaligus memastikan algoritma memiliki cukup waktu untuk mencapai konvergensi (titik stabil).
4. **Kriteria Penghentian / Epsilon (ϵ):** Ditetapkan pada nilai 10^{-5} (0.00001). Iterasi akan berhenti secara otomatis jika perubahan nilai pada matriks keanggotaan antar-iterasi sudah lebih kecil dari nilai ambang batas ini, yang menandakan bahwa posisi pusat kluster (centroid) sudah stabil dan tidak lagi berubah signifikan.
5. **Metode Jarak:** Menggunakan Euclidean Distance untuk mengukur kedekatan antara titik data sentimen pengguna dengan pusat kluster profil. Parameter Algoritma Fuzzy C-Means

Tabel 4. Parameter Algoritma Fuzzy C-Means

Parameter	Simbol	Nilai	Penjelasan
Jumlah Kluster	c	3	Dipilih berdasarkan metode <i>Elbow</i> atau asumsi domain (Kelompok Puas, Kecewa, & Pemburu Promo).
Pangkat Pembobot (<i>Fuzzifier</i>)	m / w	2.0	Nilai standar untuk memberikan derajat "kabur" (<i>fuzziness</i>) yang optimal. Jika $m=1$, FCM menjadi K-Means (tegas).
Maksimum Iterasi	MaxIter	100	Batas maksimal pengulangan algoritma agar tidak <i>looping</i> selamanya.
Error Terkecil	ϵ	10^{-5}	(0.00001) Batas toleransi perubahan matriks. Jika perubahan $< \epsilon$, iterasi berhenti (konvergen).
Metode Jarak	d	<i>Euclidean Distance</i>	Mengukur kedekatan data sentimen ke pusat kluster.

Parameter Pra-pemrosesan & Ekstraksi

Tabel 5. Parameter Pra-pemrosesan & Ekstraksi

Komponen	Spesifikasi / Library
Library Stemming	Sastrawi (Python)
Kamus Stopword	Tala (2003) + Stopword List Sastrawi
Kamus Sentimen	<i>InSet Lexicon</i> (Indonesia Sentiment Lexicon)
Ambang Batas Sentimen	Positif > 0 , Negatif < 0 , Netral = 0

Arsitektur Model Sistem



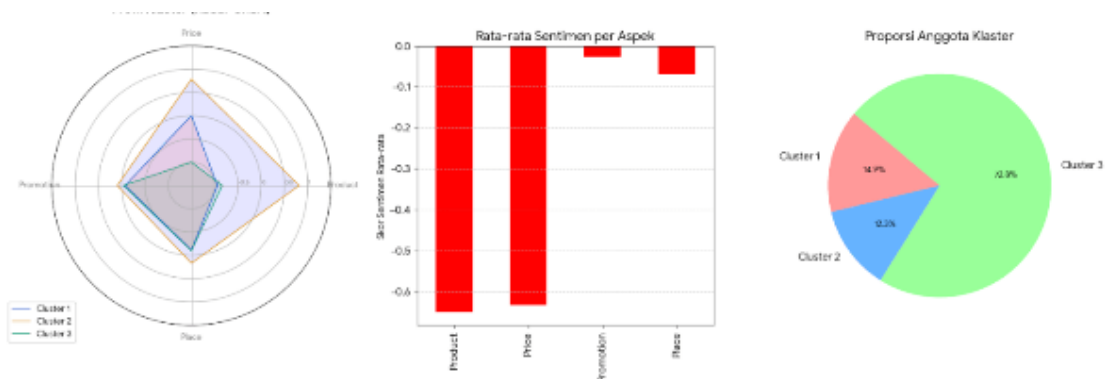
Gambar 2. Arsitektur Sistem High-Level

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan dataset ulasan pengguna dari empat aplikasi dompet digital utama di Indonesia, yaitu LinkAja, OVO, Sakuku, dan DANA. Total data mentah yang berhasil dikumpulkan sebanyak 6.531 ulasan. Setelah melalui tahap pra-pemrosesan (preprocessing) dan penyaringan data yang mengandung muatan sentimen relevan, diperoleh 3.363 data ulasan bersih yang siap untuk dipetakan. Data ini kemudian diekstraksi nilainya berdasarkan empat dimensi Bauran Pemasaran (4P) yaitu Product, Price, Promotion, dan Place.



Gambar 3. Grafik Visualisasi

1. Hasil Klasterisasi (Fuzzy C-Means)

Berdasarkan pengujian menggunakan algoritma klasterisasi dengan jumlah kluster optimal $c = 3$, Terbentuk tiga profil pengguna dengan karakteristik sentimen yang berbeda (Tabel 4.1). Nilai pada tabel menunjukkan pusat kluster (centroid) yang merepresentasikan rata-rata skor sentimen pada setiap aspek.

Tabel 3. Pusat Kluster (Centroid) Profil Pengguna

Profil (Klaster)	Product	Price	Promotion	Place	Jumlah Anggota	Interpretasi Profil
Klaster 1	-2.60	-1.88	-0.04	-0.09	433 (12.8%)	"Si Kritis Biaya & Teknis" (Severe Critics)
Klaster 2	-1.02	-0.45	-0.03	-0.04	1.591 (47.3%)	"Si Kecewa Ringan" (Mildly Dissatisfied)
Klaster 3	+1.46	+0.95	+0.07	+0.11	1.339 (39.8%)	"Si Puas Fungsional" (Functional Loyalists)

2. Pembahasan Profil Pengguna

1. Profil "Si Kritis Biaya & Teknis" (Klaster 1) Klaster ini merupakan kelompok minoritas (12,8%) namun memiliki intensitas sentimen negatif yang sangat ekstrem. Skor sentimen pada aspek Product mencapai -2.60 dan Price -1.88.

a. Karakteristik: Pengguna dalam kelompok ini cenderung mengalami kegagalan fatal saat menggunakan aplikasi, seperti saldo terpotong namun transaksi gagal, atau akun terblokir tanpa alasan jelas. Frustrasi teknis ini diperparah dengan keluhan mengenai biaya admin yang dianggap tidak sepadan dengan kualitas layanan yang buruk.

b. Temuan: Kelompok ini adalah segmen yang paling berisiko melakukan churn (berhenti berlangganan) dan berpotensi menyebarkan Word-of-Mouth negatif di media sosial.

2. Profil "Si Kecewa Ringan" (Klaster 2) Ini adalah profil dengan jumlah anggota terbesar (47,3%). Sentimen negatif pada kelompok ini bersifat moderat (Product -1.02; Price -0.45).

a. Karakteristik: Pengguna ini umumnya masih menggunakan aplikasi, namun sering menemui gangguan minor seperti aplikasi yang lambat (lag), proses login yang berulang, atau fitur yang kurang responsif. Mereka tidak terlalu vokal mengenai harga, namun merasa pengalaman pengguna (User Experience) belum optimal.

b. Temuan: Dominasi profil ini menunjukkan bahwa standar kualitas teknis aplikasi dompet digital di Indonesia masih perlu ditingkatkan agar pengguna tidak bergeser menjadi kelompok kritis.

3. Profil "Si Puas Fungsional" (Klaster 3) Sebanyak 39,8% pengguna masuk dalam kategori ini, ditandai dengan sentimen positif pada semua aspek, terutama Product (+1.46) dan Price (+0.95).

Karakteristik: Pengguna ini merasa aplikasi bekerja sesuai fungsinya: transfer cepat, top-up mudah, dan UI yang nyaman. Menariknya, mereka juga memberikan respon positif terhadap struktur harga (biaya admin), yang mengindikasikan bahwa

segmen ini tidak keberatan membayar biaya layanan asalkan kualitas produk terjamin (value for money).

Pembahasan

Hasil pemetaan ini mengungkap fakta menarik yang berbeda dari asumsi umum mengenai mahasiswa sebagai "Pemburu Promo". Pada dataset ini, aspek Promotion memiliki skor yang mendekati nol (netral) di ketiga klaster. Hal ini mengindikasikan bahwa bagi pengguna saat ini, keandalan sistem (Product) dan kewajaran biaya (Price) jauh lebih penting daripada promo atau diskon.

Temuan ini sejalan dengan teori Expectation-Confirmation Theory (ECT), di mana kepuasan pengguna lebih ditentukan oleh terpenuhinya ekspektasi dasar (aplikasi bisa dipakai transfer) daripada fitur tambahan (promo). Ketika ekspektasi dasar gagal dipenuhi (error/lemot), keberadaan promo tidak cukup untuk mengangkat sentimen pengguna menjadi positif.

Implikasi manajerial bagi penyedia layanan dompet digital adalah perlunya mengalihkan fokus dari "perang promo" (burning money) menjadi perbaikan infrastruktur teknis. Retensi pengguna jangka panjang lebih efektif dibangun melalui stabilitas aplikasi dan transparansi biaya admin daripada sekadar tawaran cashback sesaat.

4. SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, penelitian ini menyimpulkan bahwa pola sentimen mahasiswa terhadap layanan dompet digital tidaklah tunggal, melainkan multidimensi yang didominasi oleh aspek fungsionalitas dan biaya. Hasil analisis sentimen berbasis Bauran Pemasaran (4P) menunjukkan bahwa variabel Product (kualitas aplikasi) dan Price (biaya layanan) merupakan determinan utama yang memicu sentimen negatif, sementara variabel Promotion (promosi) memiliki dampak yang relatif netral dalam ulasan terkini. Hal ini mengindikasikan pergeseran perilaku mahasiswa yang tidak lagi semata-mata tergiur oleh insentif promosi, melainkan lebih menuntut keandalan sistem teknis dan kewajaran biaya administrasi sebagai syarat utama kepuasan pengguna.

Lebih lanjut, penerapan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) terbukti efektif dalam memodelkan kompleksitas perilaku pengguna yang bersifat ambigu. Berbeda dengan metode klasterisasi tegas, FCM berhasil memetakan profil adopsi mahasiswa ke dalam tiga segmen psikografis yang distingtif, yaitu profil "Si Kritis Biaya & Teknis" (Severe Critics), profil "Si Kecewa Ringan" (Mildly Dissatisfied), dan profil "Si Puas Fungsional" (Functional Loyalists). Temuan profil ini menegaskan bahwa mayoritas mahasiswa saat ini berada pada fase "kritis" hingga "kecewa ringan", di mana keputusan mereka untuk bertahan atau berpindah aplikasi (churn) sangat dipengaruhi oleh stabilitas performa aplikasi saat bertransaksi dan transparansi potongan biaya, bukan sekadar besaran diskon yang ditawarkan.

Saran

Bagi penyedia layanan dompet digital (e-wallet), penelitian ini menyarankan adanya reorientasi strategi dari pendekatan "bakar uang" melalui promosi masif menjadi penguatan infrastruktur teknis dan efisiensi biaya. Mengingat profil

pengguna terbesar adalah kelompok yang kecewa terhadap isu teknis, perusahaan disarankan untuk memprioritaskan perbaikan bug, stabilitas server saat jam sibuk, dan penyederhanaan antarmuka pengguna (User Interface) untuk meningkatkan User Experience. Selain itu, transparansi mengenai biaya admin dan biaya transfer perlu ditingkatkan untuk mereduksi sentimen negatif pada aspek Price, yang terbukti menjadi pemicu utama ketidakpuasan pelanggan loyal.

Bagi peneliti selanjutnya, disarankan untuk memperluas cakupan sumber data dengan menyertakan platform visual seperti TikTok atau Instagram, mengingat ekspresi sentimen Gen Z semakin bergeser ke format video pendek yang mungkin mengandung nuansa emosi berbeda dibandingkan teks ulasan. Secara metodologis, penelitian mendatang dapat mengkomparasi kinerja algoritma Fuzzy C-Means dengan metode Deep Learning seperti Self-Organizing Maps (SOM) atau mengintegrasikan variabel demografis (seperti uang saku atau lokasi kampus) untuk menghasilkan profil segmentasi yang lebih tajam dan prediktif.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Antoni, I. D., & Findawati, Y. (2024). Implementasi Logika Fuzzy untuk Menentukan Jumlah Produksi Roti Menggunakan Metode Tsukamoto. *SMATIKA JURNAL*, 14(1), 61–70. <https://doi.org/10.32664/smatika.v14i01.1168>
- Arman, M. A., Rusdi, M., Haslindah, H., & Thahir, I. M. C. (2025). The Implementation of Digital Marketing at Guci Farm MSME in Facing Opportunities and Challenges in Tuncung Village, Maiwa Subdistrict, Enrekang Regency. *Journal of Management: Small and Medium Enterprises (SMEs)*, 18(3), 2031–2043. <https://doi.org/10.35508/JOM.V18I3.22796>
- Cahyadi, W., Chaidir, A. R., & Anda, M. F. (2021). Penerapan Logika Fuzzy sebagai Alat Deteksi Hipotermia dan Hipertermia pada Manusia Berbasis Internet Of Thing (Iot). *Jurnal Rekayasa Elektrika*, 17(2), 1–12. <https://doi.org/10.17529/JRE.V17I2.15670>
- Dwivedi, Y. K., & Wang, Y. (2022). Guest Editorial: Artificial Intelligence for B2B Marketing: Challenges and Opportunities. *Industrial Marketing Management*, 105, 109–113. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2022.06.001>
- Elvi, F. (2025). The Dampak Penggunaan Shopee Paylater terhadap Perilaku Konsumtif Mahasiswa (Studi pada Program Studi Kewirausahaan Institut Teknologi Keling Kumang). *Jurnal Ilmiah Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi (MEA)*, 9(1), 2222–2233. <https://doi.org/10.31955/MEA.V9I1.5388>
- Guenther, P., Guenther, M., Ringle, C. M., Zaefarian, G., & Cartwright, S. (2023). Improving PLS-SEM use for Business Marketing Research. *Industrial Marketing Management*, 111, 127–142. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2023.03.010>
- Gunawan, L. Q., Rahayu, I., & Rismayani, G. (2025). Dampak Framing Effect dan Penggunaan Shopee PayLater Terhadap Kesehatan Keuangan Generasi Z di Priangan Timur. *Jurnal Akuntansi, Bisnis Dan Ekonomi Indonesia (JABEL)*, 4(2), 60–69. <https://doi.org/10.30630/JABEL.V4I2.307>
- Hutahaean, J., & Hutagalung, J. (2022). Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Teknisi Terbaik Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(4), 846. <https://doi.org/10.30865/JURIKOM.V9I4.4519>

- Kuswardhani, E. L., Sari, M. A. N. P., Yuniawan, A., & Kusumawardhani, A. (2025). The Influence of E-Wallets on the Consumptive Behavior Generation Z: Systematic Review. *Economic and Business Horizon*, 4(2), 263–270. <https://doi.org/10.54518/ebh.4.2.2025.638>
- Li, F., Larimo, J., & Leonidou, L. C. (2023). Social Media in Marketing Research: Theoretical Bases, Methodological Aspects, and Thematic Focus. *Psychology & Marketing*, 40(1), 124–145. <https://doi.org/10.1002/mar.21746>
- Lutfiaazahra, A. (2025). Dampak Penggunaan Shopee Paylater terhadap Perilaku Konsumtif Mahasiswa Pendidikan Ekonomi. *Dinamika Penelitian: Media Komunikasi Penelitian Sosial Keagamaan*, 25(1), 1–12. <https://doi.org/10.21274/DINAMIKA.2025.25.1.1-12>
- Mahendra, A., Kristian, B., Serliyawati, E., Aprizal, Y., & Veronica, M. (2024). Penerapan Logika Fuzzy Guna Menggali Minat dan Bakat Calon Mahasiswa dalam Bidang Komputer. *MDP Student Conference*, 3(1), 232–240. <https://doi.org/10.35957/MDP-SC.V3I1.7263>
- Mansouri, S. A., Rezaee Jordehi, A., Marzband, M., Tostado-Véliz, M., Jurado, F., & Aguado, J. A. (2023). An IoT-Enabled Hierarchical Decentralized Framework for Multi-Energy Microgrids Market Management in The Presence of Smart Prosumers Using a Deep Learning-Based Forecaster. *Applied Energy*, 333, 120560. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120560>
- Natasia, S. R., Wiranti, Y. T., & Parastika, A. (2022). Acceptance Analysis of NUADU as E-Learning Platform Using The Technology Acceptance Model (TAM) Approach. *Procedia Computer Science*, 197, 512–520. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.168>
- Prajapati, H., & Vidani, J. (2025). Digital Payment Apps: A Study on Saving and Spending Habits among College Students in Ahmedabad City. *International Journal of Sustainable Applied Sciences*, 3(11), 727–744. <https://doi.org/10.59890/ijzas.v3i11.203>
- Putra, M. I. J., Alexander, V., Chusyairi, A., Abdurrahman, R. A., & Pratama, A. D. (2025). Enhancing E-Commerce Customer Segmentation with Fuzzy C-Means Soft Clustering Probabilities. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(5), 2418–2425. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i5.10652>
- Rifanti, U. M., Pujiharsono, H., & Pradana, Z. H. (2023). Implementasi Logika Fuzzy pada Penilaian Kegiatan Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM). *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 12(1), 250–260. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i1.50057>
- Sadikin, N. D. H., & Susanti, S. (2025). Analisis Sentimen Publik terhadap Kampanye Pengurangan Sampah Plastik Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *JURNAL FASILKOM*, 15(2), 202–212. <https://doi.org/10.37859/jf.v15i2.9574>
- Wu, C., & Monfort, A. (2023). Role of Artificial Intelligence in Marketing Strategies and Performance. *Psychology & Marketing*, 40(3), 484–496. <https://doi.org/10.1002/mar.21737>
- Yuttama, F. R. (2025). Behavioral Shifts in Digital Finance: How E-Payment Influences Consumer Spending and Financial Literacy. *Journal of Management and Entrepreneurship Research*, 6(4), 358–371. <https://doi.org/10.34001/jmer.2025.12.06.4-80>