

Pemeringkatan Popularitas Dompot Digital dengan Pendekatan SNA-OCRA

Imam Husni Al Amin¹, Fatkhul Amin², Setyawan Wibisono^{3,*}, Endang Lestariningsih⁴,
Eko Nur Wahyudi⁵

^{1,2,3,4}Fakultas Teknologi Informasi dan Industri, Teknik Informatika, Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia

⁵Fakultas Vokasi, Manajemen Informatika, Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia

Email: ¹imam@edu.unisbank.ac.id, ²fatkhulamin@edu.unisbank.ac.id, ^{3,*}setyawan@edu.unisbank.ac.id,

⁴endang_lestariningsih@edu.unisbank.ac.id, ⁵eko@edu.unisbank.ac.id

Abstrak—Penelitian ini mengkaji popularitas produk dompot digital berdasarkan percakapan Twitter dengan pendekatan hibrid *Social Network Analysis* (SNA) dan *Operational Competitiveness Ratings Analysis* (OCRA). SNA menganalisis interaksi pengguna dalam percakapan dompot digital, sementara OCRA memberikan pemeringkatan berdasarkan kriteria yang berasal dari *network properties* pada SNA. Dalam konstruksi SNA akan diperoleh banyak *network properties* yang tercatat, namun dalam penelitian ini *network properties* yang digunakan sebagai kriteria adalah *Node, Edges, Average Degree, Modularity, Diameter, Density, Average Path Length, Connected Component*. Kemudian OCRA memberikan perhitungan pemeringkatan popularitas dompot digital berdasarkan kriteria. Hasil dari penelitian ini menyatakan bahwa dompot digital dengan kode alternatif A2 menduduki peringkat tertinggi dengan nilai indeks seleksi preferensi 603.3993893. Dompot digital dengan kode alternatif A3 menduduki peringkat terendah dengan nilai indeks seleksi preferensi 4.903316045. Hasil ini mencerminkan popularitas merek dompot digital berdasarkan percakapan Twitter dan analisis jaringan sosial. Validasi hasil penelitian ini dilakukan dengan membandingkan peringkat popularitas penelitian ini dengan nilai properti aplikasi dompot digital pada playstore. Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah download aplikasi dompot digital, maka dompot digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah *download* 100 juta lebih. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menempatkan dompot digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler. Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah ulasan aplikasi dompot digital, maka dompot digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah ulasan sekitar 13 juta. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menempatkan dompot digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler. Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah ulasan aplikasi dompot digital, maka dompot digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah ulasan sekitar 13 juta. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menempatkan dompot digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler. Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah ulasan aplikasi dompot digital, maka dompot digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah ulasan sekitar 13 juta. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menempatkan dompot digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler. Berdasarkan hasil validasi ini dapat disimpulkan bahwa apabila dicari dompot digital yang menempati peringkat pertama pada sisi popularitas, maka antara hasil penelitian ini dengan nilai properti aplikasi pada playstore hanya terdapat sedikit perbedaan saja, namun variasi perbedaan akan muncul pada peringkat-peringkat di bawahnya.

Kata Kunci: pemeringkatan, popularitas, dompot digital, Twitter, SNA, OCRA

Abstract— This research examines the popularity of digital wallet products based on Twitter conversations using a hybrid approach of Social Network Analysis (SNA) and Operational Competitiveness Ratings Analysis (OCRA). SNA analyzes user interactions in digital wallet conversations, while OCRA provides rankings based on criteria derived from network properties in SNA. In the construction of SNA, numerous network properties are recorded, but this study focuses on Node, Edges, Average Degree, Modularity, Diameter, Density, Average Path Length, and Connected Component as the criteria. OCRA then calculates popularity rankings for digital wallets based on these criteria. The results of the research state that the digital wallet with the alternative code A2 occupies the highest rank with a preference selection index value of 603.3993893. On the other hand, the digital wallet with the alternative code A3 ranks lowest with a preference selection index value of 4.903316045. These findings reflect the popularity of digital wallet brands based on Twitter conversations and social network analysis. The validation of these results is carried out by comparing the popularity rankings from this research with the values of digital wallet application properties on the Play Store. If popularity on the Play Store is based on the number of downloads, then the most popular digital wallet is A2 with over 100 million downloads. This result aligns with the research, which places the A2-coded digital wallet as the most popular. When popularity on the Play Store is based on the number of reviews, the most popular digital wallet is again A2 with approximately 13 million reviews. This result corresponds with the research, positioning the A2-coded digital wallet as the most popular. However, when popularity on the Play Store is based on wallet ratings, the most popular digital wallet is A3 with a rating of 4.7, while A2 ranks second with a rating of 4.6. This result slightly differs from the research, which identifies the A2-coded digital wallet as the most popular. Based on this validation, it can be concluded that for a digital wallet occupying the top rank in terms of popularity, there is only a slight difference between the results of this research and the application properties on the Play Store. However, variations in differences may appear in the rankings below the top position.

Keywords: popularity, e-wallet, Twitter, SNA, OCRA

1. PENDAHULUAN

Dalam konteks percakapan di Twitter tentang dompot digital, muncul fenomena yang menarik yaitu berbagai diskusi dan ulasan tentang kualitas, fitur, dan pelayanan dari berbagai *platform* dompot digital.

Percakapan ini mencerminkan persepsi dan pandangan pengguna tentang popularitas masing-masing dompet digital [1]. Permasalahan yang terjadi adalah di dalam lingkungan percakapan yang dinamis seperti Twitter, mencari tahu tingkat popularitas suatu dompet digital secara manual sangatlah sulit dan memakan waktu. Selain itu, subjektivitas dalam mengevaluasi percakapan juga dapat mempengaruhi hasil analisis popularitas [2]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih terstruktur dan obyektif untuk mengukur popularitas dompet digital berdasarkan percakapan di Twitter [3]. Penggunaan metode hibrid yang menggabungkan *Social Network Analysis* (SNA) dan *Operational Competitiveness Ratings Analysis* (OCRA) menjadi alternatif yang menarik untuk mencapai tujuan ini.

Social Network Analysis (SNA) adalah metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara individu atau entitas dalam suatu jaringan sosial [7]. Dalam konteks penelitian ini, SNA digunakan untuk mengidentifikasi dan menganalisis pola interaksi antara pengguna Twitter dan platform dompet digital dalam mencari pemahaman tentang popularitas dompet digital berbasis percakapan di Twitter. Metode SNA memungkinkan analisis interaksi antara pengguna Twitter dan platform dompet digital, mengidentifikasi pola percakapan yang relevan, dan mengeksplorasi jaringan pengguna yang terlibat dalam membahas suatu dompet digital [4]. Sementara itu, OCRA merupakan pendekatan pemeringkatan yang didasarkan pada kriteria-kriteria obyektif [5]. Kombinasi dari kedua metode ini diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih komprehensif dan dapat diandalkan dalam mengukur popularitas dompet digital di Twitter. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pendekatan metode hibrid SNA dan OCRA untuk pemeringkatan popularitas dompet digital berbasis percakapan di Twitter. Dengan mengidentifikasi dan menganalisis percakapan yang relevan serta menerapkan kriteria-kriteria obyektif, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang popularitas masing-masing dompet digital di platform media sosial ini.

Dengan memahami tingkat popularitas, perusahaan penyedia dompet digital dapat memperkuat strategi pemasaran mereka, meningkatkan interaksi dengan pelanggan, dan menyediakan layanan yang lebih baik, sesuai dengan kebutuhan dan preferensi pengguna. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi kontribusi akademis dalam pengembangan metode analisis popularitas dan pemeringkatan di lingkungan media sosial, khususnya dalam konteks industri keuangan digital.

Struktur penelitian ini akan mencakup beberapa tahap. Pertama, dilakukan pengumpulan data dari Twitter dengan menggunakan alat analisis teks dan metode *web crawling* untuk mengidentifikasi percakapan yang berkaitan dengan berbagai dompet digital. Setelah itu, data tersebut akan dianalisis menggunakan metode SNA untuk mengidentifikasi pola interaksi antara pengguna Twitter dan platform dompet digital. Diterapkan OCRA untuk mengevaluasi dan memeringkat popularitas masing-masing dompet digital berdasarkan kriteria-kriteria obyektif yang relevan. Hasil dari analisis ini akan disajikan dalam bentuk visualisasi jaringan, grafik, dan tabel yang mudah dipahami dan diinterpretasi. Dalam akhir penelitian, kesimpulan akan disajikan berdasarkan hasil analisis dan temuan yang diperoleh [6].

Studi tentang struktur dan dinamika jaringan di Twitter telah memberikan dasar penting dalam menerapkan SNA pada percakapan media sosial [8]. Penerapan SNA dalam konteks popularitas merek dan produk juga telah menjadi subjek penelitian yang menarik. Studi tentang pengaruh popularitas merek di Twitter menunjukkan bahwa tingkat popularitas merek di media sosial dapat memengaruhi persepsi dan sikap pengguna terhadap merek tersebut. Dalam konteks pemeringkatan popularitas konten di media sosial, menggunakan SNA untuk menganalisis *network properties* di Twitter [9].

Dalam konteks penelitian ini, SNA akan digunakan untuk mengidentifikasi pola interaksi antara pengguna Twitter dan platform dompet digital. Melalui analisis jaringan sosial, akan diidentifikasi pengguna dalam membahas dompet digital, serta pola interaksi antara pengguna dan dompet digital tersebut [10]. Pengukuran popularitas berdasarkan percakapan di media sosial, khususnya Twitter [11], telah menjadi topik penelitian yang menarik dalam era digital ini. Metode *Social Network Analysis* (SNA) telah menjadi salah satu pendekatan yang populer dalam mengidentifikasi pola interaksi dan hubungan antara entitas di jaringan sosial, termasuk dalam konteks pemeringkatan popularitas di media sosial [12].

Melalui SNA, dapat diidentifikasi konten yang mendapatkan *retweet* yang tinggi, menunjukkan popularitas yang lebih besar di platform [13]. Dalam konteks penelitian ini, SNA akan digunakan untuk mengukur popularitas dompet digital berbasis percakapan di Twitter [14]. Melalui analisis jaringan sosial, akan diidentifikasi pola interaksi antara pengguna Twitter dan platform dompet digital. Pengguna yang paling aktif dalam membahas dompet digital tertentu dan hubungan interaksi mereka dengan entitas dompet digital akan diidentifikasi. Hal ini akan memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang popularitas masing-masing dompet digital di platform Twitter.

Dengan menggunakan SNA untuk mengukur popularitas berdasarkan percakapan Twitter, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti dalam memahami bagaimana interaksi pengguna mempengaruhi popularitas suatu entitas di media sosial [4]. Hasil dari analisis SNA ini diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi perusahaan penyedia dompet digital dalam meningkatkan strategi pemasaran dan meningkatkan kualitas pelayanan mereka. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi penelitian lebih lanjut dalam bidang analisis popularitas di media sosial menggunakan pendekatan SNA.

Pemeringkatan popularitas merupakan aspek penting dalam analisis media sosial, yang membantu perusahaan memahami tingkat popularitas dan dampak dari entitas tertentu di platform seperti Twitter. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk melakukan pemeringkatan popularitas secara obyektif adalah OCRA. Penelitian tentang OCRA telah digunakan sebelumnya untuk menganalisis dan memilih alternatif dan tingkat kepentingan [15]. Tingkat kepentingan ini kemudian digunakan dalam metode OCRA untuk menilai dan membandingkan berbagai alternatif [16]. Dengan menggunakan analisis OCRA, dapat dilakukan evaluasi dan pemeringkatan solusi yang paling optimal [17].

Dalam konteks penelitian ini, OCRA akan digunakan untuk melakukan pemeringkatan popularitas dompet digital berbasis percakapan di Twitter yang kemudian dikonstruksikan menggunakan SNA. Kriteria-kriteria obyektif yang relevan akan diidentifikasi dan diukur berdasarkan network properties pada SNA, seperti *Node*, *Edges*, *Average Degree*, *Modularity*, *Diameter*, *Density*, *Average Path Length*, *Connected Component*, yang dapat memberikan gambaran tentang popularitas dompet digital di platform Twitter [2].

Hasil dari analisis OCRA diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang popularitas masing-masing dompet digital di Twitter. Dengan menggabungkan hasil dari OCRA dengan analisis dari metode *Social Network Analysis* (SNA), penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang popularitas dompet digital berbasis percakapan di media sosial.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Obyek Penelitian dan Pengumpulan Data

Obyek penelitian adalah percakapan pada media sosial Twitter (X) tentang merek dompet digital yang beroperasi di Indonesia. Merek dompet digital yang dijadikan sebagai obyek penelitian adalah LinkAja, ShopeePay, GoPay dan OVO. Data percakapan pada tentang merek dompet digital berasal dari media sosial Twitter (X) dengan pencatatan dari 5 Agustus 2023 sampai dengan 5 November 2023. Diperoleh melalui *crawling* data media sosial Twitter dari 11 November 2023 sampai dengan 12 November 2023.

2.2 Pengolahan Data SNA

Ada banyak metrik yang dapat digunakan untuk menjelaskan properti jaringan. Penelitian ini menggunakan beberapa properti jaringan untuk membandingkan popularitas merek [18], yaitu:

1. *Node* dihitung sebagai jumlah entitas sosial yang terlibat dalam sebuah jaringan sosial. Semakin banyak jumlah *node* yang terlibat dalam suatu jaringan, maka akan semakin meningkatkan tingkat popularitas [19].
2. *Edge* dihitung sebagai jumlah hubungan antara satu *node* dengan *node* lain. Jika lebih banyak *edge* yang muncul dalam suatu jaringan, maka akan semakin meningkatkan tingkat popularitas [20].
3. *Average Degree* adalah perhitungan rerata relasi semua *node* dibandingkan dengan setiap *node*. Nilai *Average Degree* yang tinggi menyatakan bahwa jaringan dibentuk dengan tingkat kepadatan yang relatif baik, sehingga dapat meningkatkan nilai kemungkinan jalur pintas antar *node* [21].

4. *Graph Density* secara umum dikatakan sebagai perbandingan antara jumlah hubungan pada suatu jaringan berbanding dengan total hubungan yang mungkin terjadi [22]. Persamaan 1 digunakan untuk mengukur *graph density* [23]:

$$\Delta = \frac{L}{g(g-1)} \quad (1)$$

5. *Average Path Length* adalah rerata jarak pada jalur terpendek yang mungkin didapat pada semua hubungan. Jika nilai jarak kecil, maka dapat dikatakan sebagai sebuah informasi yang efisien [24]. Persamaan 2 digunakan untuk mengukur *Average Path Length* [25]:

$$d = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j=1,N; i \neq j} d_{i,j} \quad (2)$$

6. *Network Diameter* adalah jarak yang diukur sebagai jarak paling jauh dari semua jalur hubungan yang mungkin terjadi [26]. Persamaan 3 digunakan untuk mengukur *network diameter* [25]:

$$d_{\max} = (i, j) \quad (3)$$

7. *Modularity* berfungsi dalam mengidentifikasi komunitas pada suatu jaringan. Nilai *modularity* memperlihatkan kualitas struktur jaringan, serta berfungsi untuk mengidentifikasi jumlah partisi kelompok dalam mendapatkan struktur komunitas optimal [27]. Persamaan 4 digunakan untuk mengukur *network diameter* [25]:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} \left[A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \delta_{s_i s_j} \quad (4)$$

8. *Connected Component* diartikan sebagai kelompok pengguna dengan intensitas tinggi dalam komunikasi dua arah [28].

2.3 AHP (Analytic Hierarchy Process)

AHP merupakan suatu model fungsional yang didasarkan pada perhitungan pembobotan kriteria. Kriteria ditentukan dari persepsi manusia. Pembobotan juga dilakukan dengan persepsi manusia secara subjektif, namun dengan memperhatikan tingkat kepentingan secara umum. Cara pembobotan kriteria dilakukan menggunakan matriks *pairwise comparison*, kemudian dilakukan konsistensi bobot, sehingga didapatkan bobot kriteria yang valid [29]. Tahapan AHP dan perhitungan pembobotan diperlihatkan pada langkah-langkah berikut [30]:

Langkah 1: Membuat matriks *pairwise comparison* m x n berdasarkan skala Saaty, menggunakan persamaan 5.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12\dots} & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ 1/a_{1n} & 1/a_{2n\dots} & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Langkah 2: Pada matriks timbal balik di mana $a^{ji} = 1/a_{ij}$, matriks A direstrukturisasi menggunakan persamaan 6. Pada penentuan bobot kriteria, maka eigen-vektor dihitung menggunakan persamaan 7.

$$\begin{bmatrix} 1 & a_{12\dots} & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ 1/a_{1n} & 1/a_{2n\dots} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} = \lambda_{max} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$AW = \lambda_{max} W \quad (7)$$

Langkah 3: Pengecekan konsistensi dilakukan untuk memastikan bahwa penentuan nilai oleh pengambil keputusan benar dan konsisten. Pengecekan konsistensi dilakukan dengan menghitung nilai CI (*Consistency Index*) dan nilai RI (*Random Index*). Perhitungan nilai CI menggunakan persamaan 8, sedangkan perhitungan nilai RI menggunakan persamaan 9.

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (8)$$

Di mana, λ_{max} adalah konsistensi rata-rata dan n adalah jumlah kriteria.

$$RI = \frac{\lambda_{max,avg} - n}{n - 1} \quad (9)$$

Nilai CR dihitung dengan menggunakan persamaan 10. Nilai CR dapat dikatakan handal jika kurang dari 0,1, namun jika lebih dari 0,1, maka proses penilaian harus diulangi.

$$CR = \frac{CI}{RI} < 0,1 \quad (10)$$

RI adalah nilai indeks konsistensi yang dibangkitkan secara *random*. Nilai RI diperlihatkan pada tabel 1.

Tabel 1. Indeks konsistensi random (RI)

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
RI	0	0	0,58	0,9	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49	1,51	1,58

2.4 Metode OCRA (Operational Competitiveness Ratings Analysis)

Teknik OCRA dikembangkan untuk menghitung kinerja relatif dari serangkaian alternatif yang bersaing. Langkah-langkah metode OCRA disajikan dalam bagian ini [17]. Prosedur dimulai dengan menghitung nilai preferensi untuk atribut yang tidak menguntungkan, sesuai dengan persamaan 11.

$$I_i = \sum_{j=1}^m W_j \times \frac{\max(X_{ij}) - X_{ij}}{\min(X_{ij})} \quad (11)$$

Di mana I_i mengacu pada pentingnya relatif alternatif ke-i untuk atribut yang tidak menguntungkan, dan m mengacu pada jumlah atribut yang tidak menguntungkan. Langkah ini diikuti dengan menghitung nilai preferensi linier untuk kriteria input untuk memberikan nilai nol bagi alternatif yang paling tidak diinginkan, sesuai dengan persamaan 12.

$$II_i = I_i - \min(I_i) \quad (12)$$

di mana II_i mengacu pada nilai preferensi agregat alternatif ke-i terkait dengan atribut ke-j. Nilai preferensi untuk atribut yang menguntungkan dihitung menggunakan Persamaan 13.

$$O_i = \sum_{n=1}^h W_j \times \frac{X_{ij} - \min(X_{ij})}{\min(X_{ij})} \quad (13)$$

di mana O_i mengacu pada pentingnya relatif alternatif ke-i untuk atribut yang menguntungkan, dan h h mengacu pada jumlah atribut yang menguntungkan. Perhitungan nilai preferensi linier untuk kriteria input ditunjukkan dalam persamaan 14.

$$OO_i = O_i - \min(O_i) \tag{14}$$

Di mana OO_i mengacu pada nilai preferensi agregat alternatif ke- i terkait dengan atribut ke- j . Prosedur ini diakhiri dengan menghitung nilai preferensi keseluruhan. Alternatif dengan nilai preferensi keseluruhan lebih tinggi diberikan peringkat lebih tinggi, Sesuai dengan Persamaan 15.

$$PP_i = (II_i + OO_i) - \min(II_m + OO_m) \tag{15}$$

2.5 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti dalam pemahaman tentang popularitas dompet digital berbasis percakapan di Twitter. Dengan menggabungkan analisis jaringan sosial (SNA) dan pendekatan pemeringkatan berbasis kriteria obyektif (OCRA), diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan berharga bagi perusahaan penyedia dompet digital dan juga menjadi referensi bagi penelitian lebih lanjut dalam bidang analisis popularitas di media sosial. Tahapan penelitian dapat digambarkan pada gambar 1.

Pengumpulan Data	<ul style="list-style-type: none"> •Pengumpulan percakapan di Twitter tentang dompet digital •Menggunakan program Python untuk mengambil data percakapan
Preprocessing	<ul style="list-style-type: none"> •Membangun jaringan sosial •Menghubungkan pengguna yang saling berinteraksi
Membangun SNA	<ul style="list-style-type: none"> •Menghitung nilai <i>network properties</i> •Menggunakan nilai <i>network properties</i> sebagai kriteria
Hibrid SNA dan OCRA	<ul style="list-style-type: none"> •Menggunakan kriteria dalam pemeringkatan popularitas •Menghitung skor OCRA untuk setiap dompet digital •Mengurutkan dompet digital berdasarkan skor OCRA
Analisis Hasil	<ul style="list-style-type: none"> •Menganalisis pemeringkatan popularitas dompet digital •Kesimpulan hubungan antara <i>network properties</i> dan popularitas
Validasi	<ul style="list-style-type: none"> •Validasi hasil dengan membandingkan dengan data lain •Validasi hasil dengan membandingkan dengan metode lain
Kesimpulan	<ul style="list-style-type: none"> •Menyimpulkan temuan penelitian •Batasan penelitian dan saran untuk penelitian lanjutan

Gambar 1. Tahapan Penelitian

Dari gambar 1 dapat dijelaskan langkah-langkah yang dilaksanakan dalam penelitian ini:

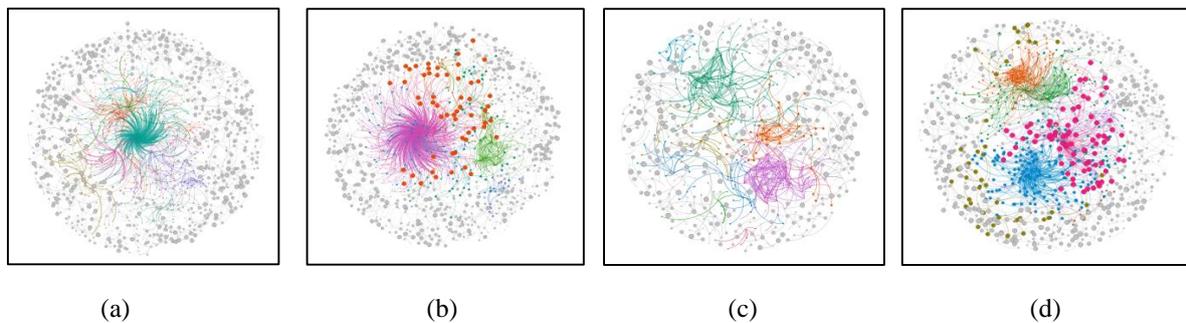
1. Pengumpulan Data. Data percakapan Twitter yang berkaitan dengan dompet digital akan dikumpulkan melalui proses *crawling* menggunakan program *Tweet Harvest*. Data yang diambil akan mencakup *id*, *username*, *full text tweet*, tanggal posting, jumlah *retweet*, *tweet url* dan interaksi lainnya yang relevan.
2. *Pre-processing*. Data yang telah dikumpulkan akan melalui tahap pra-pemrosesan untuk membersihkan dan mempersiapkannya sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Tahap ini termasuk penghapusan *tweet* duplikat, penghapusan karakter khusus, dan pengubahan format data agar sesuai dengan kebutuhan analisis.
3. *Social Network Analysis* (SNA). Metode SNA akan dilakukan untuk mengidentifikasi dan menganalisis pola interaksi antara pengguna Twitter dan dompet digital. Penggunaan metode SNA akan membantu dalam menggambarkan hubungan dan pengaruh antara entitas dalam percakapan tentang dompet digital. Pada tahap ini akan dihitung nilai *network properties* yang digunakan sebagai kriteria pemeringkatan popularitas nantinya adalah *node*, *edges*, *average degree*, *modularity*, *diameter*, *density*, *average path length*, *connected component*.
4. *Operational Competitiveness Ratings Analysis* (OCRA). OCRA akan diterapkan untuk melakukan pemeringkatan popularitas dompet digital berdasarkan nilai *network properties* pada SNA. Kriteria-kriteria ini akan mencakup *Node*, *Edges*, *Average Degree*, *Modularity*, *Diameter*, *Density*, *Average Path Length*, *Connected Component*. Nilai-nilai kriteria ini akan digunakan untuk menilai dan memeringkat popularitas masing-masing dompet digital secara objektif.
5. Integrasi metode hibrid. *Network properties* yang dihasilkan oleh SNA akan menjadi kriteria dalam menghitung skor OCRA pada setiap alternatif merek dompet digital. Skor OCRA akan digunakan sebagai dasar dalam melakukan pemeringkatan popularitas dompet digital.

6. Analisis dan interpretasi hasil. Setelah dilakukan analisis SNA dan OCRA, hasil akan dianalisis dan diinterpretasikan untuk mendapatkan wawasan yang berharga tentang popularitas dompet digital berbasis percakapan Twitter. Visualisasi grafik dan tabel akan digunakan untuk menyajikan temuan secara jelas dan mudah dimengerti.
7. Kesimpulan dan rekomendasi. Pada bagian akhir, kesimpulan dari penelitian ini akan disajikan berdasarkan hasil analisis dan temuan yang diperoleh. Selain itu, rekomendasi akan diberikan bagi perusahaan penyedia dompet digital untuk meningkatkan interaksi dengan pengguna dan meningkatkan popularitas mereka di Twitter.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Visualisasi Jaringan dan Nilai *Network Properties*

Data percakapan pada tentang merek dompet digital pada media sosial Twitter berasal dari *crawling data* dari media sosial Twitter. Perhitungan properti jaringan dalam SNA diperlukan untuk mendapatkan nilai properti jaringan yang akan digunakan sebagai dasar dalam proses perankingan. Proses analisis menggunakan Gephi 0.10.1. Langkah pertama adalah membuat visualisasi model jaringan menggunakan Gephi dengan tidak mempertimbangkan arah hubungan antar simpul. Tata letak untuk visualisasi jaringan menggunakan *Reingold Fruchterman*. Tata letak ini mampu mengelompokkan setiap simpul dalam setiap komunitas. Ini sangat bermanfaat karena akan lebih mudah untuk menganalisis dan menghitung nilai properti jaringan. Visualisasi jaringan ditampilkan dalam gambar 2.



Gambar 2. Visualisasi Jaringan: (a) LinkAja, (b) ShopeePay, (c) Gopay, (d) OVO

Data set hasil visualisasi jaringan ini berisi banyak *network properties* yang tercatat, namun dalam penelitian ini *network properties* yang digunakan sebagai dasar penelitian ini adalah *Node, Edges, Average Degree, Modularity, Diameter, Density, Average Path Length, Connected Component*. Kompilasi Data diperlihatkan pada tabel 2.

Tabel 2. Nilai *Network Properties* Merek Dompet Digital

Dompet Digital	Node	Edges	Average Degree	Modularity	Diameter	Density	Average Path Length	Connected Component
LinkAja	1472	1657	2,251	0,86	14	0,002	5,243	349
ShopeePay	1438	2106	2,929	0,635	14	0,002	4,865	309
GoPay	684	724	2,117	0,883	16	0,003	7,622	164
OVO	1124	1609	2,859	0,81	12	0,003	5,773	194

3.2 Dompet Digital

Data ketersediaan percakapan Twitter tentang merek dompet digital dalam Bahasa Indonesia berasal dari *crawling data* pada media sosial Twitter menggunakan program Python. Data dikumpulkan dari tanggal 5 Agustus 2023 sampai dengan 10 November 2023. Diperoleh melalui pengunduhan data sekunder dari 11 November 2023 sampai dengan 12 November 2023. Berdasarkan data hasil *crawling* kemudian ditentukan kriteria dan alternatif sebagai dasar dalam proses pemeringkatan popularitas merek dompet digital. Data alternatif adalah empat merek dompet digital yang beroperasi di Indonesia seperti terlihat pada tabel 3.

Tabel 3. Alternatif

No	Kode Alternatif	Merek Dompot digital
1	A1	LinkAja
2	A2	ShopeePay
3	A3	GoPay
4	A4	OVO

3.3 Kriteria

Dalam rangka melakukan pemeringkatan popularitas merek dompet digital di Indonesia, penilaian dilakukan dengan memanfaatkan berbagai kriteria penting. Kriteria-kriteria ini termasuk jumlah *edge*, jumlah *node*, *average degree*, *modularity*, diameter, *network density*, *average path length*, dan *connected component*, yang diperoleh melalui perhitungan dengan metode *Social Network Analysis* menggunakan alat Gephi 10.

Ada banyak *network properties* yang dapat digunakan pada SNA, namun mengapa hanya delapan *network properties* ini yang dipilih sebagai kriteria, justifikasi yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

- a. *Node* dipilih karena mewakili entitas individual dalam jaringan, dalam konteks ini, pengguna Twitter atau platform dompet digital. Identifikasi *node* penting membantu memahami peran dan pengaruh individu atau entitas dalam jaringan, seperti pengguna Twitter yang paling aktif atau berpengaruh dalam membahas dompet digital.
- b. *Edge* dipilih karena *edge* merepresentasikan hubungan atau interaksi antara dua *node*, seperti *retweet* atau *mention* antar pengguna Twitter. Analisis *edge* membantu mengidentifikasi pola koneksi dan interaksi antar entitas, yang dapat mengungkapkan dinamika percakapan dan hubungan di antara pengguna Twitter dan platform dompet digital.
- c. *Average degree* dipilih karena *average degree* adalah rata-rata jumlah *edge* yang terhubung ke setiap *node* dalam jaringan. Menunjukkan sejauh mana pengguna Twitter terlibat dalam diskusi tentang dompet digital, memberikan gambaran tentang tingkat keterlibatan dan interaksi dalam jaringan.
- d. *Modularity* dipilih karena *modularity* mengukur seberapa baik jaringan terbagi menjadi kelompok-kelompok (*communities*) yang padu dan terpisah. Memahami struktur kelompok dalam jaringan dapat membantu mengidentifikasi kluster pengguna Twitter yang membahas dompet digital secara bersamaan.
- e. *Diameter* dipilih karena *diameter* adalah jarak terpendek dari jalur terpanjang dalam jaringan. Menunjukkan sejauh mana informasi atau interaksi dapat menyebar cepat dalam jaringan, memberikan gambaran tentang efisiensi dan kecepatan penyebaran informasi tentang dompet digital.
- f. *Density* dipilih karena *density* mengukur sejauh mana *edge* dalam jaringan terbentuk dibandingkan dengan jumlah *edge* yang mungkin terbentuk. Tinggi densitas dapat menunjukkan tingkat koneksi yang kuat dalam jaringan, sementara densitas rendah mungkin menunjukkan jaringan yang lebih terfragmentasi dalam percakapan tentang dompet digital.
- g. *Average path length* dipilih karena *average path length* adalah rata-rata panjang jalur terpendek antara setiap pasang *node* dalam jaringan. Menunjukkan seberapa cepat informasi atau interaksi dapat mencapai setiap bagian jaringan, memberikan wawasan tentang efisiensi komunikasi dalam jaringan pada percakapan tentang dompet digital.
- h. *Connected component* dipilih karena *connected component* mengacu pada kelompok *nodes* yang terhubung secara langsung atau tidak langsung. Memahami komponen terhubung membantu mengidentifikasi sejauh mana jaringan bersatu atau terpisah, mengungkapkan struktur dan hubungan antar kelompok pengguna Twitter pada percakapan tentang dompet digital.

Dengan menggunakan atribut-atribut ini, penelitian bertujuan untuk menyusun peringkat yang mencerminkan popularitas merek-merek tersebut dalam masyarakat Indonesia. Pemilihan kriteria-kriteria ini dan penggunaan alat Gephi 10 sebagai sarana analisis adalah langkah-langkah penting dalam mengungkapkan informasi tentang preferensi dan interaksi konsumen terhadap merek dompet digital di Indonesia. Dalam penelitian ini, kode kriteria dan nama kriteria diperlihatkan pada tabel 4.

Tabel 4. Kriteria

Kode Kriteria	Kriteria
C1	Node
C2	Edge
C3	Average Degree
C4	Modularity
C5	Diameter

C6	Density
C7	Average Path Length
C8	Connected Component

3.4 Kriteria Menguntungkan dan Kriteria Merugikan

Metode OCRA tidak hanya mempertimbangkan aspek positif (atribut yang menguntungkan) atau negatif (atribut yang tidak menguntungkan) dari setiap alternatif. Sebaliknya, metode ini menggabungkan kedua jenis atribut, menciptakan suatu gambaran yang menyeluruh tentang kinerja relatif dari alternatif-alternatif tersebut. Dengan menggabungkan preferensi untuk atribut yang menguntungkan dan tidak menguntungkan, OCRA memberikan pandangan komprehensif yang mencakup berbagai dimensi atau kriteria yang relevan. Pendekatan ini mencerminkan pengakuan bahwa keputusan yang efektif seringkali memerlukan pertimbangan lebih dari satu aspek atau faktor.

Metode OCRA sangat berguna dalam situasi di mana perlu ada keseimbangan antara atribut yang menguntungkan dan tidak menguntungkan. Ini dapat mencakup pengambilan keputusan di berbagai konteks, seperti pemilihan proyek, investasi, atau pilihan strategi bisnis.

Dengan menggabungkan elemen-elemen ini, OCRA menjadi alat yang handal dan efektif dalam membantu pengambil keputusan menghadapi situasi di mana banyak faktor atau kriteria harus dipertimbangkan secara bersamaan. Ada dua kelompok besar kriteria, yaitu kriteria yang dinilai menguntungkan dan kriteria merugikan. Kriteria menguntungkan adalah kriteria yang jika nilainya semakin besar, maka akan semakin bagus, sedangkan kriteria merugikan adalah kriteria yang jika nilainya semakin tinggi, maka akan semakin jelek. Pengelompokan kriteria menguntungkan dan kriteria merugikan diperlihatkan pada tabel 5 [2], [3], [18].

Tabel 5. Pengelompokan Kriteria Menguntungkan dan Kriteria Merugikan

Kode Kriteria	Kriteria	Kelompok	Justifikasi
C1	Node	Menguntungkan	Jumlah <i>node</i> yang tinggi dinilai menguntungkan karena menunjukkan tingkat partisipasi atau keterlibatan pengguna Twitter dalam diskusi tentang dompet digital.
C2	Edge	Menguntungkan	Jumlah <i>edge</i> yang tinggi dinilai menguntungkan karena mencerminkan tingginya tingkat interaksi atau koneksi antar pengguna Twitter dalam konteks diskusi dompet digital.
C3	Average Degree	Menguntungkan	<i>Average degree</i> yang tinggi dinilai menguntungkan karena menunjukkan bahwa setiap pengguna terlibat dalam banyak interaksi atau koneksi dalam jaringan.
C4	Modularity	Merugikan	<i>Modularity</i> yang tinggi dinilai merugikan karena menunjukkan jaringan yang tidak terbagi dengan baik, sehingga menciptakan kelompok-kelompok yang terpecah.
C5	Diameter	Merugikan	Diameter yang tinggi (jalur terpendek yang panjang) dinilai merugikan karena menunjukkan keterpisahan atau ketidakefisienan dalam penyebaran informasi.
C6	Density	Menguntungkan	Densitas yang tinggi dinilai menguntungkan karena mencerminkan koneksi yang kuat antar pengguna Twitter.
C7	Average Path Length	Merugikan	<i>Average Path Length</i> yang tinggi dinilai merugikan karena menunjukkan informasi memerlukan waktu yang lebih lama untuk mencapai tujuan.
C8	Connected Component	Merugikan	<i>Connected Component</i> yang tinggi dinilai merugikan karena akan menunjukkan koneksi jarak yang tinggi antar node pada suatu jaringan

3.5 Kandidat

Dalam konteks ini, langkah pertama adalah menentukan sejumlah alternatif atau pilihan merek dompet digital yang akan dievaluasi dalam penilaian popularitas. Alternatif-alternatif ini mungkin mencakup berbagai merek terkenal atau dikenal yang beroperasi di Indonesia. Selanjutnya, kriteria yang digunakan untuk mengevaluasi popularitas setiap merek tersebut juga harus ditetapkan. Misalnya, kriteria tersebut dapat mencakup nilai *network properties* yang digenerate dari metode *Social Network Analysis* seperti jumlah *edge*, jumlah *node*, *average degree*, *modularity*, *diameter*, *network density*, *average path length*, dan *connected component*. Nilai *network properties* pada setiap kriteria diperlihatkan pada tabel 6.

Tabel 6. Kandidat Alternatif Pemingkatan

Alternatif	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
A1	1472	1657	2,251	0,86	14	0,002	5,243	349
A2	1438	2106	2,929	0,635	14	0,002	4,865	309
A3	684	724	2,117	0,883	16	0,003	7,622	164
A4	1124	1609	2,859	0,81	12	0,003	5,773	194

3.6 Pembobotan Menggunakan AHP

Metode AHP mulai digunakan pada bagian ini. Berdasarkan persamaan 5, dibuat suatu matrik *pairwise comparison* dengan memberikan nilai bobot berdasarkan tingkat kepentingan masing-masing kriteria secara subjektif namun dengan tetap mempertimbangkan nilai kepantasan secara umum. Matrik *pairwise comparison* terlihat pada tabel 7.

Tabel 7. *Pairwise Comparison*

	Node	Edge	Average Degree	Modularity	Diameter	Density	Average Path Length	Connected Component
Node	1	1	3	3	5	5	7	7
Edge	1	1	3	3	5	5	7	7
Average Degree	0,3333	0,3333	1	1	3	3	5	5
Modularity	0,3333	0,3333	1	1	3	3	5	5
Diameter	0,2	0,2	0,3333	0,3333	1	1	3	3
Density	0,2	0,2	0,3333	0,3333	1	1	3	3
Average Path Length	0,1429	0,1429	0,2	0,2	0,3333	0,3333	1	1
Connected Component	0,1429	0,1429	0,2	0,2	0,3333	0,3333	1	1

Pairwise comparison direstrukturisasi menggunakan persamaan 6. Pada penentuan bobot kriteria, maka eigenvektor dihitung menggunakan persamaan 7. Pengecekan konsistensi dilakukan dengan menghitung nilai CI (*Consistency Index*) dan nilai RI (*Random Index*). Perhitungan nilai CI menggunakan persamaan 8, sedangkan perhitungan nilai RI menggunakan persamaan 9. Nilai CR dihitung dengan menggunakan persamaan 10. Nilai CR dapat dikatakan handal jika kurang dari 0,1, namun jika lebih dari 0,1, maka proses penilaian harus diulangi. Hasil akhir dalam proses ini adalah bobot masing-masing kriteria yang telah teruji validitasnya, seperti terlihat pada tabel 8.

Tabel 8. Bobot Kriteria

Kode	Nama Kriteria	Kelompok	Bobot
C1	Node	Menguntungkan	0,281906385
C2	Edge	Menguntungkan	0,281906385
C3	Average Degree	Menguntungkan	0,131689178
C4	Modularity	Merugikan	0,131689178
C5	Diameter	Merugikan	0,058893191
C6	Density	Menguntungkan	0,058893191
C7	Average Path Length	Merugikan	0,027511246
C8	Connected Component	Merugikan	0,027511246

3.7 Matriks Keputusan

Matriks keputusan memperlihatkan nilai setiap kriteria yang telah diberikan bobot masing-masing, kemudian

dihitung pada setiap alternatif. Pada langkah ini dicari nilai tertinggi (maksimal) dan nilai terendah (minimal) untuk setiap kriteria. Hasil perhitungan nilai maksimal dan nilai minimal diperlihatkan pada tabel 9.

Tabel 9. Nilai Maksimal dan Nilai Minimal Setiap Kriteria

Alternatif	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
A1	1472	1657	2,251	0,86	14	0,002	5,243	349
A2	1438	2106	2,929	0,635	14	0,002	4,865	309
A3	684	724	2,117	0,883	16	0,003	7,622	164
A4	1124	1609	2,859	0,81	12	0,003	5,773	194
MAX	1472	2106	2,929	0,883	16	0,003	7,622	349
MIN	684	724	2,117	0,635	12	0,002	4,865	164

Pada setiap kolom matriks akan diperoleh nilai maksimal dan nilai minimal yang menjadi dasar dalam perhitungan normalisasi pada matriks keputusan, seperti terlihat pada hasil matriks ternormalisasi N_{ij} .

3.8 Preferensi Atribut Merugikan

Proses dimulai dengan menghitung nilai preferensi untuk atribut yang merugikan. Ini mencakup penilaian seberapa buruk masing-masing alternatif berkinerja dalam hal atribut yang merugikan. Kriteria yang termasuk dalam kategori merugikan adalah C4, C5, C7, C8. Nilai preferensi atribut merugikan diperlihatkan pada tabel 10.

Tabel 10. Preferensi atribut merugikan

\bar{I}_i	Nilai Preferensi
\bar{I}_1	0,186264488
\bar{I}_2	1,326743649
\bar{I}_3	5,089580533
\bar{I}_4	4,560297517

3.9 Normalisasi Nilai Preferensi Merugikan

Setelah perhitungan nilai preferensi, dilakukan normalisasi untuk memberikan nilai relatif antar alternatif. Nilai nol diberikan pada alternatif yang dianggap paling tidak diinginkan. Nilai relatif antar alternatif diperlihatkan pada tabel 11.

Tabel 11. Nilai relatif antar alternatif

$\bar{\bar{I}}_i$	Nilai Relatif
$\bar{\bar{I}}_1$	0
$\bar{\bar{I}}_2$	1,140479161
$\bar{\bar{I}}_3$	4,903316045
$\bar{\bar{I}}_4$	4,37403303

3.10 Preferensi Atribut Menguntungkan

Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai preferensi untuk atribut yang menguntungkan. Ini melibatkan penilaian seberapa baik masing-masing alternatif berkinerja dalam hal atribut yang diinginkan. Kriteria yang termasuk dalam kategori menguntungkan adalah C1, C2, C3, C6. Nilai preferensi atribut menguntungkan diperlihatkan pada tabel 12.

Tabel 12. Preferensi atribut menguntungkan

\bar{O}_i	Nilai Preferensi
\bar{O}_1	485,1785341

\bar{O}_2	602,258969
\bar{O}_3	5,88932E-05
\bar{O}_4	373,6237318

3.11 Normalisasi Nilai Preferensi Menguntungkan

Mirip dengan langkah sebelumnya, normalisasi dilakukan pada nilai preferensi untuk atribut yang menguntungkan untuk memberikan nilai relatif antar alternatif. Nilai relatif antar alternatif diperlihatkan pada tabel 13.

Tabel 13. Nilai relatif antar alternatif

\bar{O}_i	Nilai Relatif
\bar{O}_1	485,1784753
\bar{O}_2	602,2589101
\bar{O}_3	0
\bar{O}_4	373,6236729

3.12 Nilai Preferensi Total

Nilai preferensi total dihitung dengan menggabungkan nilai preferensi untuk atribut yang tidak menguntungkan dengan nilai preferensi untuk atribut yang menguntungkan. Nilai preferensi total diperlihatkan pada tabel 14.

Tabel 14. Nilai Preferensi Total

P_i	Nilai Preferensi Total
P_1	485,1784753
P_2	603,3993893
P_3	4,903316045
P_4	377,9977059

3.13 Pemeringkatan Alternatif

Setelah mendapatkan nilai preferensi yang dinormalisasi untuk atribut merugikan dan menguntungkan, dilakukan peringkatan terhadap alternatif-alternatif tersebut. Alternatif dengan nilai preferensi keseluruhan yang lebih tinggi mendapatkan peringkat yang lebih tinggi. Alternatif diperingkatkan dalam urutan menurun atau menaik untuk memudahkan interpretasi hasil oleh manajemen, yaitu alternatif yang memiliki indeks seleksi preferensi (P_i) tertinggi ditempatkan pertama, dan alternatif yang memiliki indeks seleksi preferensi (P_i) terendah ditempatkan terakhir, dan seterusnya, seperti terlihat pada tabel 15.

Tabel 15. Pemeringkatan Alternatif

Peringkat	Alternatif	Nilai Preferensi
1	A2	603,3993893
2	A1	485.1784753
3	A4	377,9977059
4	A3	4,903316045

Hasil akhir dari dalam serangkaian proses pemeringkatan ini adalah penyajian hasil urutan pemeringkatan Proses akhir adalah penyajian peringkat popularitas merek dompet digital menggunakan metode OCRA berdasarkan percakapan Twitter dengan menggunakan konstruksi SNA. Urutan peringkat disajikan mulai dari popularitas merek dompet digital dengan nilai indeks seleksi preferensi tertinggi, kemudian diikuti dengan nilai indeks seleksi preferensi tertinggi yang lebih rendah. Nilai indeks seleksi preferensi tertinggi berarti bahwa merek dompet digital tersebut mempunyai tingkat popularitas tertinggi dalam percakapan Twitter yang dihitung dengan sejumlah network properties dalam SNA, yaitu jumlah *edge*, jumlah *node*, *average degree*, *modularity*, *diameter*, *network density*, *average path length*, dan *connected component*.

Nilai indeks seleksi preferensi tertinggi sebesar 603.3993893 diperoleh merek dompet digital dengan kode alternatif A2, yang berarti bahwa A2 mempunyai dengan nilai yang paling ideal dipandang dari nilai *network properties* menguntungkan dan nilai *network properties* merugikan. Nilai indeks seleksi preferensi terendah sebesar 4.903316045 diperoleh merek dompet digital dengan kode alternatif A3, yang berarti bahwa merek dompet digital dengan kode alternatif A1 mempunyai dengan nilai yang paling tidak ideal dipandang dari nilai *network properties* menguntungkan dan nilai *network properties* merugikan.

Validasi hasil penelitian ini dapat dilakukan dengan membandingkan peringkat popularitas penelitian ini dengan nilai properti aplikasi dompet digital pada playstore. Pada tabel 16 diperlihatkan properti masing-masing dompet digital pada playstore.

Tabel 16. Properti Aplikasi Dompet Digital pada Playstore

Dompet Digital	Rating	Jumlah Ulasan	Jumlah Download
A1	3,6	780.488	10.000.000 +
A2	4,6	13.000.000	100.000.000 +
A3	4,7	88.000	10.000.000 +
A4	4,2	1.000.000	50.000.000 +

Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah download aplikasi dompet digital, maka dompet digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah download 100 juta lebih. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menentukan dompet digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler.

Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah ulasan aplikasi dompet digital, maka dompet digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah ulasan sekitar 13 juta. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menentukan dompet digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler.

Apabila popularitas di playstore didasarkan pada rating dompet digital, maka dompet digital paling populer pada playstore adalah A3 dengan *rating* 4,7 sedangkan A2 menduduki peringkat kedua dengan *rating* sebesar 4,6. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sedikit berbeda dengan penelitian ini yang menentukan dompet digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini dapat digunakan untuk memahami popularitas merek dompet digital di Indonesia dengan memadukan pendekatan *Operational Competitiveness Ratings Analysis* (OCRA) dan *Social Network Analysis* (SNA). Hasilnya tidak hanya dapat digunakan sebagai landasan bagi pengambil keputusan untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, tetapi juga memberikan wawasan mendalam tentang dinamika persaingan di pasar dompet digital.

Berdasarkan temuan penelitian, dompet digital dengan kode alternatif A2 menempati peringkat tertinggi dengan nilai indeks seleksi preferensi sebesar 603.3993893. Sementara itu, dompet digital dengan kode alternatif A3 menempati peringkat terendah dengan nilai indeks seleksi preferensi sebesar 4.903316045. Hasil ini mencerminkan popularitas merek dompet digital yang diukur dari percakapan yang terjadi di Twitter dan melalui analisis jaringan sosial.

Validasi hasil penelitian ini dapat dilakukan dengan membandingkan peringkat popularitas penelitian ini dengan nilai properti aplikasi dompet digital pada playstore. Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah download aplikasi dompet digital, maka dompet digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah *download* 100 juta lebih. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menentukan dompet digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler. Apabila popularitas di playstore didasarkan pada jumlah ulasan aplikasi dompet digital, maka dompet digital paling populer pada playstore adalah A2 dengan jumlah ulasan sekitar 13 juta. Hasil ini mengindikasikan hasil yang sama dengan penelitian ini yang menentukan dompet digital dengan kode A2 sebagai yang terpopuler. Apabila popularitas di playstore didasarkan pada *rating* dompet digital, maka dompet digital paling populer pada playstore adalah A3 dengan *rating* 4,7 sedangkan A2 menduduki peringkat kedua, dengan perbedaan yang sangat tipis yaitu sebesar 4,6.

Hasil ini mengindikasikan penilaian yang hampir sama antara popularitas dompet digital pada penelitian ini dan popularitas dompet digital di playstore, yang menempatkan dompet digital dengan kode A2 sebagai dompet digital yang paling populer.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada Universitas Stikubank Semarang, dalam hal ini Direktorat Penelitian, Pengabdian Masyarakat dan Publikasi yang telah memberikan dukungan dana dalam penelitian ini.

REFERENCES

- [1] G. P. Putra dan C. Candiwan, "Analisis Peringkat Brand Pada Sosial Media Twitter Menggunakan Metode Social Network Analysis (studi Kasus KFC Indonesia Dan McDonald's Indonesia)," *eProceedings Manag.*, vol. 8, no. 3, 2021.
- [2] V. N. Aini dan A. Alamsyah, "Analisis pada Peringkat Top Brand Menggunakan Jejaring Sosial Percakapan dengan Social Network (Studi Kasus pada Smartphone Samsung, Blackberry, Nokia, Iphone di Indonesia)," *e-Proceeding Manag.*, vol. 3, no. 1, hal. 77–85, 2016.
- [3] A. P. Rabbani, A. Alamsyah, dan S. Widiyanesty, "ANALISA INTERAKSI USER DI MEDIA SOSIAL MENGENAI INDUSTRI FINTECH MENGGUNAKAN SOCIAL NETWORK ANALYSIS (STUDI KASUS: GOPAY, OVO DAN LINKAJA)," *J. Mitra Manaj. (JMM Online)*, vol. 4, no. 3, hal. 341–351, 2020.
- [4] Y. Peranginangin dan A. Alamsyah, "Multiple Regression to Analyse Social Graph of Brand Awareness," vol. 15, no. 1, hal. 2013–2017, 2017, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v15i1.3460.
- [5] D. P. Indini, K. Khairunnisa, N. D. Puspa, T. A. Siregar, dan M. Mesran, M.Kom, "Penerapan Metode OCRA dalam Menentukan Media Pembelajaran Online Terbaik di Masa Pandemi Covid-19 dengan Pembobotan ROC," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, hal. 60, 2021, doi: 10.30865/json.v3i2.3576.
- [6] S. Ghafoori Kharanagh, M. E. Banihabib, dan S. Javadi, "An MCDM-based social network analysis of water governance to determine actors' power in water-food-energy nexus," *J. Hydrol.*, vol. 581, hal. 124382, 2020, doi: 10.1016/j.jhydrol.2019.124382.
- [7] R. Johnson, Eric M.; Chew, "Social Network Analysis for International Development," *Complex Adapt. Syst. Dev. Prof. Dev. Program.*, no. May, 2015.
- [8] S. Mazumdar dan D. Thakker, "Citizen science on twitter: Using data analytics to understand conversations and networks," *Futur. Internet*, vol. 12, no. 12, hal. 1–22, 2020, doi: 10.3390/fi12120210.
- [9] S. Guarino, N. Trino, A. Celestini, A. Chessa, dan G. Riotta, "Characterizing networks of propaganda on twitter: a case study," *Appl. Netw. Sci.*, vol. 5, no. 1, 2020, doi: 10.1007/s41109-020-00286-y.
- [10] A. Farooq, U. Akram, G. J. Joyia, dan C. N. Akbar, "A Technique to Identify Key Players that Helps to Improve Businesses Using Multilayer Social Network Analysis," *Int. J. Futur. Comput. Commun.*, vol. 7, no. 4, hal. 98–102, 2018, doi: 10.18178/ijfcc.2018.7.4.528.
- [11] G. Amoudi, "Popularity Prediction in Twitter during Financial Events," *21st Saudi Comput. Soc. Natl. Comput. Conf. NCC 2018*, hal. 1–6, 2018, doi: 10.1109/NCG.2018.8593027.
- [12] S. Aleidi, D. Alsuhaibani, N. Alrajebah, dan H. Kurdi, *A Tweet-Ranking System Using Sentiment Scores and Popularity Measures*, vol. 1097 CCIS. Springer International Publishing, 2019.
- [13] I. Daga, A. Gupta, R. Vardhan, dan P. Mukherjee, "Prediction of likes and retweets using text information retrieval," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 168, hal. 123–128, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.02.273.
- [14] M. Mora-Cantalops, S. Sánchez-Alonso, E. García-Barricocal, dan M. A. Sicilia, "Authority-based conversation tracking in twitter: An unattended methodological approach," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 9, 2020, doi: 10.3390/app10093273.
- [15] R. R. Shreyas, B. K. S. K. Sachin, dan T. S. Nanjundeswaraswamy, "Selection of Non-Traditional Machining Process," *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 8, no. 11, hal. 148–155, 2019, [Daring]. Tersedia pada: <https://www.ijert.org>.
- [16] A. Ozdagoglu dan E. Cirkin, "Electronic Device Selection in Industrial Products and Machinery Industry: Comparative Analysis With Ocra and Maut Method," *Int. J. Contemp. Econ. Adm. Sci.*, vol. 9, no. 1, hal. 119–134, 2019, [Daring]. Tersedia pada: <http://ijceas.com/index.php/ijceas/article/view/266>.
- [17] N. Elshaboury dan M. Marzouk, "Optimizing construction and demolition waste transportation for sustainable construction projects," *Eng. Constr. Archit. Manag.*, vol. 28, no. 9, hal. 2411–2425, 2021, doi: 10.1108/ECAM-08-2020-0636.
- [18] A. Utami dan A. Alamsyah, "Analisis Karakteristik Strategi Konten E-commerce Indonesia menggunakan Pendekatan Social Network Analysis untuk Market Intelligence," *J. Manaj. dan Bisnis Performa*, hal. 116–123, 2019, doi: 10.29313/performa.v0i0.3473.
- [19] Q. Chang, C. Long, M. A. Hall, dan Z. Duan, "Research characteristics on health law in China: Social network analysis," *J. Acad. Librariansh.*, vol. 45, no. 2, hal. 126–136, 2019, doi: 10.1016/j.acalib.2019.02.004.
- [20] S. S. Singh, V. Srivastava, A. Kumar, S. Tiwari, D. Singh, dan H.-N. Lee, "Social Network Analysis: A Survey on Measure, Structure, Language Information Analysis, Privacy, and Applications," *ACM Trans. Asian Low-Resource Lang. Inf. Process.*, 2022, doi: 10.1145/3539732.
- [21] H. Sivasubramaniam dan H. Li, "Differentially Private Sublinear Average Degree Approximation."
- [22] J. Pauli, K. Basso, R. L. Gobi, dan A. Bilhar, "The effect of co-authorship network density on the performance of postgraduate programs," *Brazilian Bus. Rev.*, vol. 16, no. 6, hal. 576–588, 2019, doi:

- 10.15728/BBR.2019.16.6.3.
- [23] S. Wasserman dan K. Faust, *Social Network Analysis: Methodes and Applications*. Melbourne: Press Syndicate of the University of Cambridge, 1994.
- [24] P. Rani, M. P. S. Bhatia, dan D. K. Tayal, "An Astute SNA with OWA Operator to Compare the Social Networks," *Int. J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 3, hal. 71–80, 2018, doi: 10.5815/ijitcs.2018.03.08.
- [25] A.-L. Barabási, "Network Science Book," *Online*, 2012. <http://networksciencebook.com> (diakses Feb 23, 2023).
- [26] M. Mao dan X. Cheng, "Evolution analysis of foreign trade network structure based on complex network SNA," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, hal. 136–140, 2019, doi: 10.1145/3377817.3377839.
- [27] A. Karataş dan S. Şahin, "A comparative study of modularity-based community detection methods for online social networks," *CEUR Workshop Proc.*, vol. 2201, 2018.
- [28] M. B. Smith, J. K. Blakemore, J. R. Ho, dan J. A. Grifo, "Making it (net)work: a social network analysis of 'fertility' in Twitter before and during the COVID-19 pandemic," *F S Reports*, vol. 2, no. 4, hal. 472–478, 2021, doi: 10.1016/j.xfre.2021.08.005.
- [29] T. L. Saaty, "Decision making with the Analytic Hierarchy Process," *Int. J. Serv. Sci.*, vol. 1, no. 1, hal. 83–98, 2008, doi: 10.1504/ijssci.2008.017590.
- [30] J. Awad dan C. Jung, "Extracting the Planning Elements for Sustainable Urban Regeneration in Dubai with AHP (Analytic Hierarchy Process)," *Sustain. Cities Soc.*, vol. 76, hal. 103496, 2022, doi: 10.1016/j.scs.2021.103496.