

ANALISIS CUSTOMER ENGAGEMENT PADA LIVE SELLING FACEBOOK UNTUK STRATEGI SOCIAL COMMERCE MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING

Dyo Arya Purnama, Idris Sonny, Ongki Juliandra, Dhafin Rizky Trisandy, Fathoni, Ali Ibrahim

Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya

Jl. Srijaya Negara, Bukit Besar, Kec. Ilir Barat I, Kota Palembang, Sumatera Selatan, Indonesia

Idrissonny1502@gmail.com

ABSTRAK

Perkembangan *social commerce* melalui aktivitas *live selling* di Facebook telah meningkatkan interaksi antara penjual dan konsumen, namun penelitian sebelumnya umumnya masih berfokus pada hubungan antar variabel dan belum mengkaji segmentasi perilaku pengguna secara mendalam. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan mengelompokkan *customer engagement* pada aktivitas *live selling* Facebook guna mengidentifikasi pola perilaku pengguna. Data yang digunakan berupa interaksi pengguna yang meliputi komentar, *reaction*, dan *share* yang diperoleh dari Kaggle. Penelitian ini menggunakan pendekatan *data mining* dengan metode *K-Means Clustering* melalui tahapan *preprocessing* data, normalisasi menggunakan *Min-Max Scaling*, serta penentuan jumlah cluster optimal menggunakan metode *Elbow* dan *Silhouette Score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah cluster optimal adalah tiga dengan nilai *Silhouette Score* sebesar 0,7687 yang mengindikasikan kualitas pengelompokan yang baik. Segmentasi yang dihasilkan terdiri dari pengguna dengan *engagement* rendah, *engagement* tinggi berbasis interaksi aktif, serta *engagement* tinggi berbasis respon emosional. Temuan ini menunjukkan bahwa perilaku *customer engagement* bersifat heterogen serta memberikan implikasi strategis bagi pelaku bisnis dalam merancang strategi *social commerce* yang lebih adaptif dan berbasis data.

Kata kunci : *Customer Engagement, Live Selling, Social Commerce, K-Means Clustering, Data Mining, Segmentasi*

1. PENDAHULUAN

Transformasi teknologi digital telah mendorong perubahan secara signifikan dalam aktivitas perdagangan, khususnya melalui integrasi media sosial dan *e-commerce* yang dikenal sebagai *social commerce*. Salah satu bentuk inovasi yang berkembang pesat adalah *live streaming commerce* atau *live selling*, di mana penjual mempromosikan produk secara langsung melalui siaran video dan berinteraksi secara *real-time* dengan konsumen. Fenomena ini semakin populer karena mampu menciptakan pengalaman berbelanja yang lebih interaktif, menarik, dan personal dibandingkan metode konvensional [1], [2].

Customer engagement menjadi salah satu faktor kunci yang menentukan keberhasilan strategi pemasaran. *Customer engagement* mencerminkan tingkat keterlibatan pengguna yang dapat diukur melalui berbagai indikator seperti jumlah penonton, *likes*, komentar, dan *shares*. Interaksi yang tinggi antara penjual dan audiens terbukti dapat meningkatkan kepercayaan, nilai emosional, serta mendorong niat pembelian konsumen [1], [3].

Selain itu, penelitian menunjukkan bahwa interaktivitas dalam *live streaming* memiliki pengaruh signifikan terhadap perilaku pembelian, terutama melalui peningkatan keterlibatan pengguna secara langsung [3].

Berbagai studi menunjukkan bahwa *customer engagement* memiliki pengaruh signifikan terhadap

purchase intention dalam *live commerce*. Niat pembelian tidak hanya dipengaruhi oleh aspek rasional, tetapi juga oleh faktor emosional yang terbentuk selama interaksi dalam siaran langsung [2].

Selain itu, nilai emosional serta tingkat kepercayaan pengguna terhadap konten yang disampaikan turut berperan dalam mendorong keputusan pembelian konsumen [1].

Interaksi seperti komentar, *likes*, dan respon langsung dari host menjadi faktor penting yang mampu meningkatkan keterlibatan sekaligus mendorong konsumen untuk melakukan pembelian. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya masih menggunakan pendekatan analisis hubungan antar variabel, sehingga belum mampu mengungkap pola perilaku pengguna secara lebih mendalam, khususnya dalam segmentasi audiens. Padahal, pemahaman terhadap karakteristik dan pengelompokan pengguna sangat penting untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif dan tepat sasaran. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *K-Means Clustering* untuk mengelompokkan pengguna berdasarkan tingkat *customer engagement* pada aktivitas *live selling* di Facebook. Pendekatan ini dipilih karena mampu mengidentifikasi pola data secara objektif tanpa memerlukan label awal, sehingga diharapkan dapat memberikan wawasan baru terkait segmentasi audiens serta mendukung pengambilan keputusan dalam strategi *social commerce* yang lebih optimal [6], [5].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Social Commerce dan Live Streaming Commerce

Perkembangan teknologi digital telah melahirkan konsep *social commerce*, merupakan integrasi antara media sosial dan aktivitas e-commerce yang memungkinkan interaksi antara penjual dan konsumen dalam sebuah platform. Social commerce tidak hanya fokus pada transaksi, tetapi juga pada pengalaman sosial yang mempengaruhi keputusan pembelian pengguna [9].

Salah satu implementasi yang berkembang pesat adalah *live streaming commerce* atau *live selling*, di mana penjual dapat memasarkan produk secara real-time melalui siaran video sekaligus berinteraksi langsung dengan audiens. Menurut Jiang dan Kodono, konsep ini memberikan pengalaman berbelanja yang lebih interaktif serta mampu meningkatkan keterlibatan dan kepercayaan konsumen terhadap produk yang ditawarkan [4].

2.2. Customer Engagement

Customer engagement merupakan sebuah konsep yang menggambarkan tingkat keterlibatan dan interaksi antara konsumen dengan suatu brand atau platform, yang dalam konteks digital dapat diukur melalui indikator seperti jumlah *likes*, komentar, *shares*, serta durasi menonton konten [5].

Dalam bisnis modern, transformasi digital turut meningkatkan *customer experience* yang berdampak pada meningkatnya *engagement* dan loyalitas pelanggan melalui interaksi yang lebih personal dan responsif [11].

Dalam konteks *live streaming commerce*, *engagement* menjadi faktor kunci yang mempengaruhi keberhasilan pemasaran. Interaktivitas antara host dan audiens serta nilai emosional yang tercipta dalam sesi siaran terbukti mampu meningkatkan keterlibatan pengguna sekaligus mendorong niat pembelian konsumen [1].

2.3. Purchase Intention

Purchase intention atau niat pembelian merupakan indikator penting dalam mengukur efektivitas strategi pemasaran digital, khususnya dalam konteks *live commerce* yang melibatkan interaksi *real-time* antara penjual dan konsumen. Niat pembelian dipengaruhi oleh dua jalur utama, yaitu jalur emosional yang berkaitan dengan pengalaman pengguna selama interaksi, serta jalur rasional yang berkaitan dengan informasi produk yang diterima konsumen [2].

Kepercayaan konsumen juga menjadi faktor kunci dalam meningkatkan keputusan pembelian dalam ekosistem e-commerce, sehingga menunjukkan bahwa *purchase intention* terbentuk dari kombinasi berbagai faktor psikologis dan kontekstual dalam lingkungan digital [13].

2.4. Data Mining dan Clustering

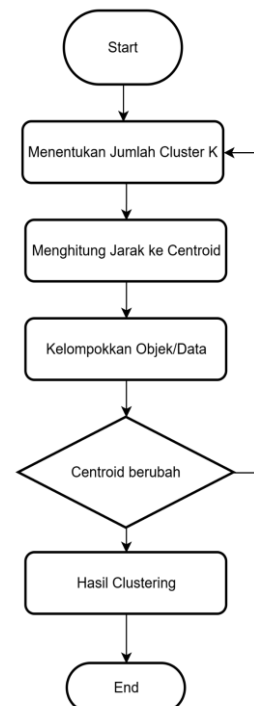
Perkembangan teknologi digital dan media sosial telah menghasilkan data dengan ukuran besar yang berasal dari banyak bentuk interaksi pengguna, seperti *likes*, komentar, dan aktivitas lainnya dalam *live streaming commerce*, yang memiliki potensi untuk dianalisis guna menemukan pola perilaku pengguna dan mendukung pengambilan keputusan strategis [5], [6].

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa interaksi pengguna memiliki pengaruh signifikan terhadap *customer engagement* serta perilaku pembelian konsumen [5], [3], sementara faktor-faktor seperti nilai emosional, interaktivitas, dan kepercayaan turut memengaruhi tingkat keterlibatan pengguna dalam platform digital [1], [7].

2.5. K-Means Clustering

K-Means Clustering merupakan metode *unsupervised learning* untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa *cluster* berdasarkan kedekatan jarak antar data, sehingga memungkinkan identifikasi pola perilaku pengguna dalam aktivitas *live selling* secara lebih terstruktur dan sistematis. Dalam analisis *customer engagement* pada *live streaming commerce*, data interaksi pengguna seperti jumlah *likes*, komentar, dan *shares* menghasilkan volume data yang besar dan kompleks, serta menunjukkan adanya pengaruh signifikan terhadap tingkat *engagement* dan perilaku pembelian konsumen [5], [6].

Selain itu, karakteristik keterlibatan pengguna bersifat heterogen karena dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti tingkat interaksi, nilai emosional, dan persepsi terhadap konten yang disajikan [1], [7].



Gambar 1. Alur Proses K-Means Clustering

2.5.1. Jarak (Euclidean Distance):

$$d(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - c_{jk})^2}$$

Menghitung jarak antara data x_i dengan centroid c_j :

x_i = data ke-i

c_j = centroid ke-j

n = jumlah atribut

d = jarak data ke centroid

2.5.2. Update Centroid:

$$c_j = \frac{1}{n_j} \sum_{x_i \in C_j} x_i$$

Memperbarui posisi centroid berdasarkan rata-rata data dalam satu cluster.

c_j = centroid cluster ke-j

n_j = jumlah data dalam cluster ke-j

C_j = himpunan data di cluster ke-j

2.5.3. Fungsi Objektif:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} \|x_i - c_j\|^2$$

c_j = centroid cluster ke-j

n_j = jumlah data dalam cluster

C_j = himpunan data di cluster ke-j

Tujuan untuk meminimalkan total jarak dalam cluster.

2.6. Penelitian Terdahulu

Berbagai penelitian terdahulu telah mengkaji hubungan antara *customer engagement* dan *purchase intention* dalam konteks *live commerce*, dengan menekankan pentingnya interaksi dan pengalaman pengguna dalam mendorong perilaku konsumen. Penelitian menunjukkan bahwa aktivitas *live streaming* memiliki peran signifikan dalam meningkatkan niat pembelian melalui keterlibatan pengguna yang tinggi serta pengalaman interaktif yang diberikan kepada konsumen [9].

Selain itu, kombinasi antara *live streaming* dan ulasan konsumen juga terbukti memengaruhi keputusan pembelian pengguna dalam lingkungan digital [10].

Dari sisi keterlibatan, efektivitas *live streaming commerce* dalam meningkatkan *engagement* juga tercermin dari meningkatnya interaksi dan partisipasi aktif audiens selama sesi berlangsung [5].

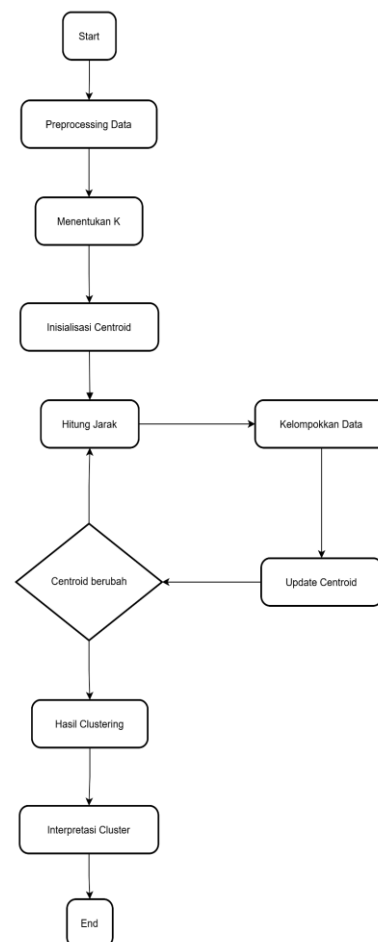
Faktor kepercayaan konsumen juga turut memperkuat hubungan antara *engagement* dan keputusan pembelian dalam ekosistem *e-commerce* [13].

Namun, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada analisis hubungan antar variabel, sehingga belum banyak yang mengkaji segmentasi perilaku pengguna secara mendalam menggunakan pendekatan berbasis data mining, khususnya teknik *clustering* [6].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis *customer engagement* pada aktivitas *live selling* di Facebook dalam konteks *social commerce* menggunakan pendekatan *data mining* berbasis algoritma *K-Means Clustering*. Perkembangan *live commerce* memungkinkan interaksi langsung antara penjual dan konsumen, sehingga menciptakan pengalaman belanja yang lebih interaktif dan meningkatkan keterlibatan pengguna [4], [9].

Aktivitas ini juga menghasilkan data interaksi dalam jumlah besar seperti komentar, reaksi, dan *shares* yang bersifat multidimensional, sehingga memerlukan metode analisis komputasional untuk mengidentifikasi pola perilaku pelanggan secara objektif [5].



Gambar 2. Alur Metodologi Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Tahapan pengumpulan data ini dilakukan untuk memperoleh dataset yang merepresentasikan aktivitas *live selling* pada media sosial Facebook. Dataset penelitian diperoleh dari platform Kaggle yang menyediakan data interaksi pengguna selama sesi *live streaming* berlangsung.

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang mencerminkan aktivitas engagement pengguna secara nyata, sehingga mampu menggambarkan perilaku konsumen dalam ekosistem social commerce secara aktual [12].

Dataset mencakup berbagai atribut interaksi seperti jumlah komentar, jumlah reaksi, serta aktivitas berbagi konten yang terjadi selama *live streaming*.

Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan struktur dataset, identifikasi atribut yang relevan, serta konversi data ke dalam format yang tepat untuk proses analisis lebih lanjut.

3.2. Preprocessing Data

Data mentah yang diperoleh umumnya masih mengandung inkonsistensi dan *noise*, sehingga diperlukan tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas data sebelum proses *clustering*. Tahap ini bertujuan memastikan dataset berada dalam kondisi optimal agar analisis pola keterlibatan pengguna dapat dilakukan secara lebih akurat [11].

Proses *preprocessing* meliputi pembersihan data dari duplikasi dan nilai kosong, transformasi tipe data ke bentuk numerik, serta normalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling*. Normalisasi diperlukan karena algoritma *K-Means* berbasis jarak *Euclidean* yang sensitif terhadap perbedaan skala antar variabel [7], sehingga setiap atribut dapat berkontribusi secara seimbang dalam proses pengelompokan.

3.3. Ekstraksi dan Pembentukan Variabel Engagement

Tahap ekstraksi fitur dilakukan untuk membentuk variabel yang merepresentasikan *customer engagement* selama aktivitas *live selling*. *Engagement* dalam *live commerce* mencerminkan tingkat partisipasi pengguna melalui interaksi sosial yang terjadi secara *real-time* [2], [10].

Berikut variabel engagement yang kami gunakan dalam penelitian ini terdiri dari:

- Comment Engagement*, yaitu jumlah komentar pengguna sebagai indikator komunikasi dua arah antara audiens dan penjual.
- Reaction Engagement*, yaitu jumlah reaksi pengguna yang menggambarkan respons emosional terhadap konten *live streaming*.
- Share Engagement*, yaitu jumlah aktivitas berbagi konten sebagai indikator penyebaran informasi dalam jaringan sosial.
- Engagement Rate*, yaitu rasio total interaksi terhadap jumlah penonton untuk mengukur tingkat keterlibatan relatif.

Pembentukan variabel ini menghasilkan representasi numerik perilaku pelanggan yang dapat dianalisis menggunakan metode *clustering* [5].

3.4. Penentuan Jumlah Cluster (K)

Penetapan jumlah cluster optimal merupakan tahapan penting dalam penerapan algoritma *K-Means*. Pemilihan nilai K dilakukan menggunakan pendekatan *Elbow Method* dengan menganalisis perubahan nilai *Within Cluster Sum of Squares* (WCSS). Titik perubahan yang mulai stabil menunjukkan jumlah cluster yang representatif terhadap struktur data.

Validasi tambahan dilakukan menggunakan *Silhouette Score* untuk mengukur tingkat kesamaan data dalam cluster dibandingkan dengan cluster lainnya. Pendekatan ini membantu memastikan hasil segmentasi memiliki kualitas pemisahan yang baik [13].

3.5. Proses Clustering Menggunakan Metode K-Means

K-Means merupakan algoritma *unsupervised learning* yang mengklasifikasi data berdasarkan kedekatan jarak antar objek terhadap *centroid cluster* [7].

Proses *clustering* dilakukan secara iteratif hingga posisi *centroid* stabil. Tahapan utama algoritma meliputi:

- Menentukan jumlah *cluster* berdasarkan hasil evaluasi sebelumnya.
- Menginisialisasi *centroid* awal secara acak.
- Menghitung jarak data terhadap *centroid* menggunakan *Euclidean Distance*.
- Mengelompokkan data ke *cluster* terdekat.
- Memperbarui *centroid* berdasarkan rata-rata anggota *cluster* hingga konvergen.

Tahapan ini menghasilkan kelompok data dengan karakteristik engagement yang serupa.

3.6. Evaluasi Cluster

Evaluasi dilakukan guna untuk menilai kualitas hasil *clustering* yang didapatkan. Metode yang digunakan adalah *Silhouette Score* karena mampu mengukur tingkat kohesi dalam *cluster* sekaligus separasi antar cluster [13].

Nilai evaluasi digunakan untuk memastikan bahwa setiap *cluster* mempunyai karakteristik yang nyata dan tidak mengalami *overlap* signifikan. Hasil evaluasi menjadi dasar validasi sebelum dilakukan interpretasi lebih lanjut.

3.7. Analisis dan Interpretasi Cluster

Pada tahap ini dilakukan analisis karakteristik masing-masing *cluster* berdasarkan nilai rata-rata variabel *engagement*. Interpretasi bertujuan mengidentifikasi pola perilaku pelanggan dalam aktivitas *live selling*.

Cluster kemudian dianalisis untuk mengetahui perbedaan tingkat keterlibatan pengguna, sehingga dapat dikategorikan sebagai kelompok *engagement*

tinggi, sedang, dan rendah. Pendekatan berbasis data ini memungkinkan pemahaman perilaku audiens secara objektif dalam lingkungan *social commerce* [1], [5].

3.8. Perumusan Strategi Social Commerce

Tahap akhir penelitian ini adalah merumuskan strategi *social commerce* berdasarkan hasil segmentasi pelanggan. Strategi disusun dengan menyesuaikan pendekatan pemasaran terhadap karakteristik *engagement* masing-masing cluster.

Hasil analisis ini digunakan sebagai dasar dalam menentukan strategi komunikasi, optimalisasi konten *live selling*, serta peningkatan interaksi pelanggan guna meningkatkan loyalitas dan performa penjualan [4], [14].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian hasil dan pembahasan ini memaparkan hasil dari pengolahan data dan pembahasan analisis customer engagement pada aktivitas *live selling* Facebook menggunakan metode *K-Means Clustering*. Proses ini dilakukan melalui beberapa tahapan, dimulai dengan pemilihan variabel, *data cleaning*, normalisasi data, penentuan jumlah *cluster* optimal menggunakan metode *Elbow*, evaluasi menggunakan *Silhouette Score*, serta proses *clustering* dan analisis hasil *cluster*.

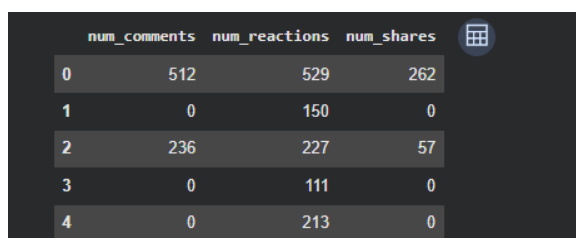
Hasil pengelompokan kemudian dianalisis untuk mengidentifikasi pola perilaku pengguna berdasarkan tingkat *engagement*, serta digunakan sebagai dasar dalam merumuskan strategi *social commerce*.

4.1. Deskripsi Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data interaksi pengguna pada aktivitas *live selling* Facebook yang diperoleh dari platform Kaggle. Data ini mencerminkan perilaku pengguna melalui indikator *engagement* seperti jumlah komentar (*num_comments*), reaksi (*num_reactions*), dan *share* (*num_shares*). Pemilihan variabel tersebut didasarkan pada penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa interaksi pengguna merupakan indikator utama dalam mengukur *customer engagement* dalam *live streaming e-commerce* [5].

4.2. Hasil Preprocessing Data

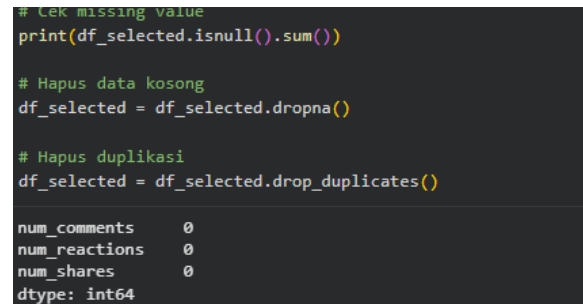
Sebelum melalui proses *clustering*, data harus diproses terlebih dahulu agar kualitas data dipastikan layak. Tahapan ini diawali dengan seleksi variabel, pembersihan data, lalu normalisasi.



	num_comments	num_reactions	num_shares
0	512	529	262
1	0	150	0
2	236	227	57
3	0	111	0
4	0	213	0

Gambar 3. Seleksi Variabel

Pada tahap seleksi variabel, atribut yang relevan dengan *customer engagement* seperti jumlah komentar, reaksi, dan *share* dipilih. Selanjutnya, dilakukan proses *data cleaning* untuk menghapus data tidak memiliki nilai dan duplikasi, sehingga *dataset* berada dalam kondisi bersih dan siap digunakan.



```
# Cek missing value
print(df_selected.isnull().sum())

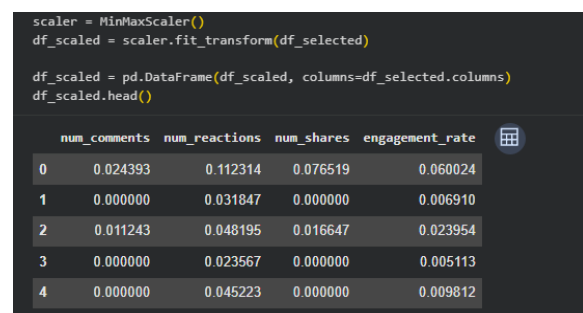
# Hapus data kosong
df_selected = df_selected.dropna()

# Hapus duplikasi
df_selected = df_selected.drop_duplicates()

num_comments    0
num_reactions    0
num_shares       0
dtype: int64
```

Gambar 4. Data Cleaning

Tahap ini diperlukan karena data yang akan digunakan pada penelitian perlu memiliki kondisi yang optimal untuk dianalisis. Beberapa hal yang harus dilakukan pada tahap ini adalah pemeriksaan terhadap nilai kosong dan data yang terduplikasi. Data yang memiliki nilai kosong pada variabel yang digunakan dihapus agar tidak mempengaruhi hasil perhitungan dalam proses *clustering*. Data yang teridentifikasi sebagai duplikasi juga dihapus untuk menghindari bias akibat pengulangan data.



```
scaler = MinMaxScaler()
df_scaled = scaler.fit_transform(df_selected)

df_scaled = pd.DataFrame(df_scaled, columns=df_selected.columns)
df_scaled.head()
```

	num_comments	num_reactions	num_shares	engagement_rate
0	0.024393	0.112314	0.076519	0.060024
1	0.000000	0.031847	0.000000	0.006910
2	0.011243	0.048195	0.016647	0.023954
3	0.000000	0.023567	0.000000	0.005113
4	0.000000	0.045223	0.000000	0.009812

Gambar 5. Normalisasi Data

Tahap terakhirnya adalah menormalisasikan data tersebut menggunakan metode *Min-Max Scaling* untuk memastikan skala antar variabel sudah setara, karena metode *K-Means* menggunakan perhitungan jarak Euclidean yang rentan terpengaruhi oleh skala [7]. Dengan demikian, setiap variabel dapat berkontribusi untuk *cluster* yang Optimal. Penentuan jumlah *cluster* dilakukan menggunakan metode *Elbow* dengan menganalisis nilai *Within Cluster Sum of Squares* (WCSS). Berdasarkan hasil visualisasi grafik *Elbow*, terlihat bahwa penurunan nilai WCSS mulai melandai pada nilai tertentu yang menunjukkan jumlah *cluster* optimal.

Evaluasi menggunakan *Silhouette Score* dilakukan pada beberapa nilai K. Hasil pengujian menunjukkan bahwa:

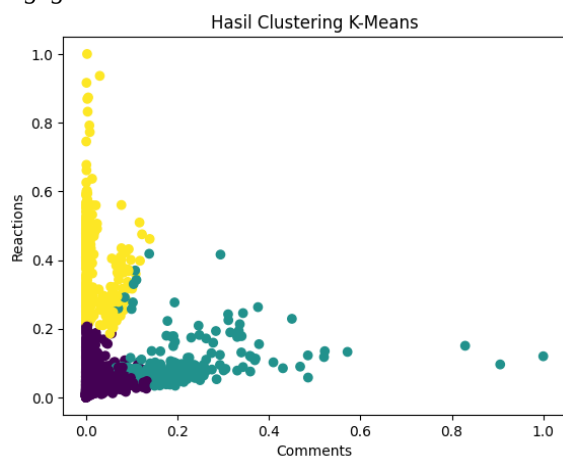
- K = 2 menghasilkan *Silhouette Score* sebesar 0.7575

- K = 3 menghasilkan *Silhouette Score* sebesar 0.7687
- K = 4 menghasilkan *Silhouette Score* sebesar 0.6382
- K = 5 menghasilkan *Silhouette Score* sebesar 0.6949

Berdasarkan hasil tersebut, nilai *Silhouette Score* tertinggi diperoleh pada K = 3, yaitu 0.7687. Nilai ini menunjukkan bahwa *cluster* memiliki tingkat kohesi yang tinggi dan pemisahan yang baik antar *cluster*. Dengan demikian, jumlah *cluster* optimal yang digunakan dalam penelitian ini adalah tiga *cluster*, karena mampu mencapai kualitas pengelompokan paling optimal dibandingkan jumlah *cluster* lainnya [13].

4.3. Hasil Clustering K-Means

Proses *clustering* dilakukan menggunakan algoritma K-Means dengan jumlah *cluster* sebanyak tiga. Setiap data kemudian diberikan label *cluster* dan dianalisis berdasarkan nilai rata-rata variabel *engagement*.



Gambar 6. Hasil Clustering K-Means

Berdasarkan hasil pengolahan data, diperoleh nilai rata-rata masing-masing variabel pada setiap *cluster* sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil Clustering

Cluster	Comments	Reactions	Shares	Engagement Rate
0	169.06	178.68	38.34	386.07
1	4760.37	514.37	521.71	5796.45
2	323.09	1769.41	112.57	2205.06

Berdasarkan tabel tersebut, terlihat adanya perbedaan yang signifikan antar *cluster*, yang menunjukkan bahwa data berhasil dikelompokkan berdasarkan tingkat keterlibatan pengguna.

Visualisasi hasil *clustering* juga menunjukkan bahwa setiap *cluster* memiliki distribusi yang cukup terpisah, sehingga memperkuat hasil evaluasi sebelumnya.

4.4. Evaluasi Hasil Clustering

Evaluasi hasil *clustering* dilakukan menggunakan *Silhouette Score* untuk mengukur kualitas dalam pengelompokan data. Berdasarkan hasil evaluasi, diperoleh nilai *Silhouette Score* sebesar 0,7687 pada K = 3, yang tergolong tinggi dan menunjukkan bahwa setiap *cluster* memiliki tingkat kemiripan internal yang kuat serta pemisahan yang jelas dengan *cluster* lainnya. Hasil ini mengindikasikan bahwa metode K-Means berhasil dengan optimal mengelompokkan data berdasarkan karakteristik customer engagement, dan penggunaan *Silhouette Score* dalam penelitian inipun sejalan dengan metode evaluasi *clustering* yang digunakan pada penelitian sebelumnya [13].

4.5. Analisis Customer Engagement Berdasarkan Cluster

Berdasarkan hasil *clustering*, diperoleh tiga kelompok pengguna dengan karakteristik *engagement* yang berbeda. *Cluster 0* memiliki nilai rata-rata terendah pada seluruh variabel, yaitu jumlah komentar sebesar 169.06, reaksi sebesar 178.68, dan *share* sebesar 38.34, dengan *engagement rate* sebesar 386.07. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna dalam *cluster* ini cenderung pasif dan memiliki tingkat keterlibatan yang rendah dalam aktivitas *live selling*.

Cluster 1 memiliki nilai tertinggi pada variabel komentar dan *share*, dengan rata-rata komentar sebesar 4760.37 dan *share* sebesar 521.71, serta *engagement rate* sebesar 5796.45. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna dalam *cluster* ini sangat aktif dalam berinteraksi, terutama dalam memberikan komentar dan menyebarkan konten, sehingga dapat dikategorikan sebagai pengguna dengan *engagement* tinggi yang bersifat interaktif.

Cluster 2 memiliki nilai reaksi tertinggi yaitu sebesar 1769.41, dengan *engagement rate* sebesar 2205.06. Meskipun jumlah komentar dan *share* tidak setinggi *cluster 1*, tingginya jumlah reaksi menunjukkan bahwa pengguna salah satu merespons konten secara emosional. *Cluster* ini mencerminkan tipe pengguna dengan *engagement* tinggi yang lebih bersifat responsif dibandingkan interaktif.

Hasil ini menunjukkan bahwa perilaku pengguna dalam *live streaming* tidak bersifat homogen, melainkan terbagi ke dalam beberapa pola keterlibatan yang berbeda, sebagaimana dijelaskan dalam penelitian sebelumnya [1], [7].

4.6. Implikasi terhadap Strategi Social Commerce

Berdasarkan hasil segmentasi yang diperoleh, strategi *social commerce* dapat disusun secara lebih terarah dan teratur serta sesuai dengan karakteristik masing-masing tiap *cluster*.

Pada *cluster* dengan *engagement* tinggi yang bersifat interaktif (*Cluster 1*), strategi yang dapat diterapkan adalah mempertahankan loyalitas pengguna melalui peningkatan interaksi langsung, penggunaan *call to action*, serta promosi berbasis

partisipasi. Pada cluster dengan *engagement* tinggi yang bersifat responsif (Cluster 2), strategi yang dapat diterapkan adalah meningkatkan daya tarik *visual* dan emosional konten untuk mempertahankan respons pengguna.

Sementara itu, pada *cluster* dengan *engagement* rendah (Cluster 0), diperlukan strategi untuk meningkatkan *awareness* dan partisipasi pengguna melalui konten yang lebih menarik dan edukatif. Pendekatan ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa interaktivitas dan *engagement* sangat berpengaruh secara signifikan terhadap perilaku pembelian dalam *live commerce* [3], [4].

4.7. Pembahasan

Hasil penelitian yang telah dijalani ini menunjukkan bahwa metode *K-Means Clustering* dapat dengan tepat mengidentifikasi pola perilaku *customer engagement* secara efektif. Pendekatan ini memberikan keunggulan dibandingkan metode analisis konvensional karena mampu mengelompokkan pengguna secara langsung berdasarkan pola interaksi mereka. Temuan ini menunjukkan bahwa terdapat lebih dari satu tipe *engagement* tinggi, yaitu *engagement* berbasis interaksi dan *engagement* berbasis respons emosional. Temuan ini memberikan wawasan baru dalam memahami perilaku pengguna dalam *live commerce*. Analisis penelitian ini mendukung penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa interaksi pengguna, nilai emosional, dan pengalaman digital memiliki peran penting dalam meningkatkan *engagement* dan keputusan pembelian [1], [3], [6]. Hasil ini juga menunjukkan bahwa penelitian ini memberikan implikasi praktis dalam pengembangan strategi *social commerce* berbasis data serta kontribusi akademik dalam penerapan metode data mining.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, metode *K-Means Clustering* terbukti efektif dalam mengelompokkan *customer engagement* pada aktivitas *live selling* Facebook, dengan nilai *Silhouette Score* terbaik pada $K = 3$ sebesar 0,7687 yang menghasilkan kualitas *cluster* yang baik. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa perilaku pengguna terbagi menjadi tiga karakteristik utama, yaitu *engagement* rendah (pasif), *engagement* tinggi berbasis interaksi aktif, dan *engagement* tinggi berbasis respons. Temuan ini menegaskan bahwa pola interaksi pengguna dalam *live commerce* bersifat beragam dan bisa di gunakan untuk awalan untuk merancang cara pemasaran agar tepat sasaran. Bagi pelaku *social commerce*, pengguna dengan *engagement* tinggi dapat dipertahankan melalui peningkatan interaksi, pada pengguna yang *engagement* rendah bisa didorong melalui konten yang lebih menarik. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menambahkan variabel seperti durasi *live streaming*, jenis konten, atau waktu penayangan, serta

mempertimbangkan metode analisis lain agar hasil lebih komprehensif. Penelitian ini masih terbatas pada satu platform dan variabel tertentu, sehingga penelitian selanjutnya diharapkan menggunakan data yang lebih beragam agar hasil analisis lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. C. Batara and C. Sugiarto, "Exploring the influence of viewers engagement in live shopping: Impact of skepticism and emotional value on purchase intention," *International Journal of Science, Technology & Management*, 2024.
- [2] M. Deng, Y. Yang, and B. Sun, "Research on the purchase intention of social commerce consumers in video streams: Dual pathways of affection and rationality," *Behavioral Sciences*, vol. 14, no. 9, p. 738, 2024.
- [3] M. Z. Hanifah, L. Marthalia, and Sapri, "Engagement at scale: Experimental evidence on interactivity and purchase behavior in Indonesia's live commerce ecosystem," *Data: Journal of Information Systems and Management*, 2024.
- [4] L. Jiang and Y. Kodono, "An empirical study of consumer purchase behavior in live commerce," *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol. 29, no. 6, pp. 1454–1463, 2025.
- [5] S. Liu and S. Kumar, "Quantifying the impact of viewer interactions on consumer engagement metrics in live streaming e-commerce," *Asian Journal of Interdisciplinary Research*, vol. 8, no. 2, pp. 115–123, 2025.
- [6] R. A. Mahendra et al., "Dynamics of live-stream commerce," *Eduvest – Journal of Universal Studies*, vol. 4, no. 11, 2024.
- [7] Y. D. Nugraha et al., "Customer engagement on live streaming: A socio-technical approach," *BISMA: Bisnis dan Manajemen*, vol. 17, no. 1, pp. 107–128, 2024.
- [8] Nurmalasari, "Systematic literature review: Pengaruh live streaming commerce dan customer engagement terhadap purchase decision," *Jurnal Ekonomi STIEP*, vol. 9, no. 2, 2024.
- [9] L. Qi and M. Masrom, "Role of live e-commerce on consumer purchase intentions," *Journal of Ecohumanism*, vol. 3, no. 7, pp. 3574–3582, 2024.
- [10] C. Qin et al., "Do live streaming and online consumer reviews jointly affect purchase intention?" *Sustainability*, vol. 15, no. 8, 2023.
- [11] Felix and G. D. Rembulan, "DIGITAL TRANSFORMATION AND THE CUSTOMER EXPERIENCE: ENHANCING ENGAGEMENT AND LOYALTY ", *entrepreneur*, vol. 4, no. 03, pp. 228–240, Sep. 2023.
<https://doi.org/10.31949/entrepreneur.v4i03.6195>

- [12] P. Setiawan et al., “Efektivitas live streaming commerce dalam meningkatkan engagement,” *El-Mal: Jurnal Kajian Ekonomi & Bisnis Islam*, 2025.
- [13] G. A. Tirtayani and G. A. Aghivirwiati, “Building consumer trust in e-commerce,” *Asian Journal of Business Environment*, 2025.
- [14] P. Wulandari et al., “Exploration of the influence of TikTok live streaming,” *BECOSS Journal*, vol. 7, no. 3, 2025.
- [15] X. Ye, H. Batool, and S. Huang, “The effect of e-commerce livestreaming services on customer loyalty,” *Journal of Innovation and Entrepreneurship*, vol. 12, 2023.