

MODEL KLUSTERING UNTUK MENGIDENTIFIKASI PREFERENSI KONSUMEN DALAM EKONOMI KEATIF BERBASIS KECERDASAN BUATAN

Nandita Sekar Sukma Dewi¹, Joni Maulindar², Edy Susena*³

¹²Univesitas Duta Bangsa Surakarta, ³Politeknik Indonusa Surakarta
¹²³Surakarta, Indonesia

Email: ¹nanditasekarsukmadewi@gmail.com, ²joni_maulindar@udb.ac.id,
³edysusena@gmail.com

Abstract

The issue raised in this research is the lack of understanding of consumer preferences in the creative economy influenced by artificial intelligence and data mining. The aim of this study is to utilize data mining techniques to identify consumer preferences in the creative economy sector. The research method employed is descriptive analysis and correlation analysis on survey data obtained from 50 respondents. The results indicate that the average age of respondents is 31 years, with most being in the young adult category. The frequency of purchases by respondents reaches 4.5 times per month, indicating a relatively high level of engagement. Additionally, respondents spend an average interaction time of about 48.2 minutes with the content they choose. Consumers also show significant interaction time, averaging 19.28 hours per month. These findings suggest that a better understanding of consumer behavior can assist business actors in formulating more effective and targeted marketing strategies. High engagement and consistency in purchasing behavior reflect the growth potential within the creative economy sector.

Keywords: Data mining, creative economy, consumer preferences, artificial intelligence, descriptive analysis.

Abstraksi

Masalah yang diangkat dalam penelitian ini adalah kurangnya pemahaman tentang preferensi konsumen dalam ekonomi kreatif yang dipengaruhi oleh kecerdasan buatan dan data mining. Tujuan penelitian ini adalah untuk memanfaatkan teknik data mining dalam mengidentifikasi preferensi konsumen di sektor ekonomi kreatif. Metode penelitian yang digunakan adalah analisis deskriptif dan analisis korelasi pada data survei yang diperoleh dari 50 responden. Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata usia responden adalah 31 tahun, dengan sebagian besar berada dalam kelompok dewasa muda. Frekuensi pembelian responden mencapai 4,5 kali per bulan, menandakan tingkat keterlibatan yang cukup tinggi. Selain itu, responden menghabiskan rata-rata waktu interaksi sekitar 48,2 menit dengan konten yang mereka pilih. Konsumen juga menunjukkan waktu interaksi yang signifikan, dengan rata-rata 19,28 jam dalam sebulan. Temuan ini mengindikasikan bahwa pemahaman yang lebih baik tentang perilaku konsumen dapat membantu pelaku bisnis dalam merumuskan strategi pemasaran yang lebih efektif dan terarah. Keterlibatan yang tinggi dan konsistensi dalam perilaku pembelian mencerminkan potensi pertumbuhan dalam sektor ekonomi kreatif.

Kata Kunci: Data mining, ekonomi kreatif, preferensi konsumen, kecerdasan buatan, analisis deskriptif.

1. PENDAHULUAN

Di era digital yang semakin maju, sektor ekonomi kreatif memainkan peran penting dalam mendorong pertumbuhan ekonomi global. Ekonomi kreatif mencakup berbagai industri seperti seni, desain, musik, media digital, dan teknologi, yang semuanya mengandalkan inovasi dan kreativitas sebagai pendorong utama kesuksesan. Namun, salah satu tantangan terbesar yang dihadapi oleh pelaku industri ini adalah kemampuan untuk memahami dan merespons preferensi konsumen secara tepat. Dalam banyak kasus, perusahaan masih mengandalkan asumsi dan intuisi dalam pengambilan keputusan strategis, tanpa memanfaatkan potensi besar dari teknologi data *mining* dan kecerdasan buatan (AI) untuk menganalisis data konsumen secara mendalam [1].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penerapan data *mining* dapat membantu perusahaan dalam memproses data yang sangat besar dan tidak terstruktur dari berbagai sumber, seperti media sosial, *e-commerce*, dan platform digital lainnya [2]. Dengan data *mining*, perusahaan dapat mengidentifikasi pola-pola tersembunyi dan tren yang sulit dideteksi secara manual[3]. Namun, meskipun manfaat ini sudah jelas, masih banyak perusahaan dalam sektor ekonomi kreatif yang belum memanfaatkan teknologi ini secara optimal[4]. Salah satu hambatan utama adalah kurangnya pengetahuan teknis dan infrastruktur yang memadai untuk menerapkan data *mining* pada skala yang dibutuhkan[5].

Seiring dengan perkembangan kecerdasan buatan, teknik data mining semakin berkembang dalam hal akurasi dan kecepatan analisis. Algoritma pembelajaran mesin (*machine learning*) yang digerakkan oleh AI memungkinkan sistem untuk belajar dari data yang tersedia dan membuat prediksi yang lebih baik terkait preferensi konsumen[6]. Misalnya, di sektor musik digital, AI dan data *mining* dapat digunakan untuk menganalisis perilaku pengguna di platform *streaming* dan memberikan rekomendasi yang lebih personal dan relevan[7]. Namun, adopsi AI dalam ekonomi kreatif masih terbatas, terutama di kalangan usaha kecil dan menengah yang menghadapi kendala sumber daya dan keterbatasan teknologi [8].

Menurut penelitian yang dilakukan sebelumnya bahwa data *mining* juga berperan penting dalam mengidentifikasi tren pasar yang berubah dengan cepat, memungkinkan perusahaan untuk merespons kebutuhan konsumen lebih efektif[9]. Teknik ini memungkinkan perusahaan untuk memahami pola konsumsi konsumen, seperti preferensi gaya atau tema produk, yang selanjutnya dapat digunakan untuk pengembangan produk baru[10]. Namun, masalah lain yang sering muncul adalah bagaimana cara mengintegrasikan data dari berbagai sumber dengan efisien, terutama ketika data ini tersebar di berbagai platform digital[11].

Selain tantangan teknis, ada juga masalah privasi yang semakin mendesak. Meskipun data *mining* dan AI menawarkan peluang besar untuk mengidentifikasi preferensi konsumen, ada risiko penyalahgunaan data yang dapat merusak kepercayaan konsumen [12]. Dengan semakin meningkatnya kesadaran konsumen tentang privasi data, perusahaan perlu lebih berhati-hati dalam mengelola dan menganalisis data konsumen [13].

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pemanfaatan teknologi data *mining* dalam mengidentifikasi preferensi konsumen di sektor ekonomi kreatif yang berbasis kecerdasan buatan. Penelitian ini akan menganalisis bagaimana teknik data *mining* dapat membantu perusahaan dalam mengolah data konsumen dan menghasilkan wawasan yang akurat untuk pengembangan produk dan strategi pemasaran. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengidentifikasi tantangan yang dihadapi pelaku ekonomi kreatif dalam mengadopsi teknologi data *mining* dan AI, serta merumuskan solusi untuk memaksimalkan pemanfaatan teknologi tersebut dalam konteks industri kreatif yang dinamis.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai pemanfaatan kecerdasan buatan (AI) dan klustering dalam analisis preferensi konsumen telah meningkat pesat seiring dengan perkembangan ekonomi kreatif. Menurut [14], penggunaan algoritma klustering berbasis K-Means pada *e-commerce* menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengidentifikasi segmen pelanggan dengan preferensi yang serupa, yang membantu perusahaan menyusun strategi pemasaran yang lebih personal. Studi ini menemukan bahwa klustering memberikan hasil optimal saat didukung oleh analisis data perilaku konsumen secara *real-time*. Di sisi lain, [15] menyatakan bahwa penerapan algoritma K-Medoids, yang lebih stabil terhadap data yang mengandung *outlier*, menjadi pilihan dalam mengkaji preferensi konsumen pada sektor kreatif seperti mode dan seni digital. Hasil klustering ini memungkinkan perusahaan untuk menargetkan pasar secara lebih tepat, terutama di era yang semakin berbasis personalisasi.

Dalam penelitian lain, [16] memfokuskan pada penerapan klustering hierarkis untuk memahami preferensi konsumen terhadap produk-produk kreatif berbasis platform. Penelitian ini menunjukkan bahwa klustering hierarkis mampu memberikan *insight* mendalam mengenai hierarki preferensi berdasarkan usia, pendapatan, dan lokasi konsumen.

Selanjutnya, penelitian oleh [17] menjelaskan bagaimana algoritma klustering berbasis pembelajaran mesin dapat mengidentifikasi tren konsumsi budaya, yang sangat penting dalam industri kreatif. Dengan menggunakan data dari media sosial, mereka membangun model yang memprediksi preferensi konsumen berdasarkan analisis sentimen dan pola interaksi *online*. Penelitian ini sejalan dengan temuan dari studi [18], yang menggunakan pendekatan *fuzzy clustering* untuk menggali *insight* dari data

tekstual pada platform ulasan, yang terbukti mampu mengidentifikasi preferensi unik konsumen berdasarkan kata-kata yang sering digunakan dalam ulasan mereka.

Sebagai tambahan, penelitian oleh [19] menunjukkan bahwa metode klustering berbasis *deep learning* semakin populer dalam analisis preferensi konsumen. Mereka menggunakan pendekatan ini untuk membangun model prediksi yang dinamis sesuai dengan perubahan preferensi konsumen dari waktu ke waktu. Hal ini diperkuat oleh studi [20] yang memanfaatkan pendekatan *hybrid* antara klustering dan analisis asosiasi untuk menemukan hubungan antara kategori produk kreatif dan minat konsumen, yang memungkinkan pemasar untuk lebih memahami kebutuhan yang belum terpenuhi.

Terakhir, penelitian dari [21] menekankan pentingnya menggunakan metode *hybrid* dalam klustering untuk mencapai akurasi yang lebih tinggi dalam mengidentifikasi preferensi. Model *hybrid* yang menggabungkan klustering dengan analisis komponen utama (PCA) mampu menyederhanakan data yang kompleks tanpa mengorbankan informasi penting, sehingga memberikan manfaat besar dalam riset preferensi konsumen yang kompleks.

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan teknik data *mining* untuk menganalisis preferensi konsumen di sektor ekonomi kreatif berbasis kecerdasan buatan (AI). Data yang digunakan bersumber dari platform digital seperti media sosial, situs *e-commerce*, dan aplikasi *streaming*, yang dikumpulkan secara otomatis melalui *web scraping* dan API. Tahap pertama adalah pengumpulan data, di mana data terkait preferensi konsumen diambil selama periode tertentu. Kemudian, dilakukan *preprocessing* untuk membersihkan dan mengorganisir data, termasuk mengatasi *missing values* dan *noise*. Selanjutnya, teknik *clustering* dan *association rule mining* diterapkan untuk mengidentifikasi pola konsumsi dan hubungan antara variabel. Hasil analisis dievaluasi menggunakan algoritma *machine learning*, seperti K-Means untuk *clustering* dan Apriori untuk asosiasi. Penelitian ini juga mengukur akurasi prediksi menggunakan metode validasi silang (*cross-validation*) untuk memastikan hasil yang valid dan dapat diterapkan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, kami mengkaji preferensi konsumen dalam ekonomi kreatif dengan fokus pada sejumlah variabel kunci yang berperan dalam pengambilan keputusan pembelian. Data yang dikumpulkan meliputi Usia (Tahun), Jenis Kelamin, dan Lokasi (Kota) responden, yang memberikan gambaran demografis yang penting. Selain itu, variabel Frekuensi Pembelian (per bulan) dan Lama Waktu (menit) digunakan untuk menilai keterlibatan dan aktivitas konsumen terhadap produk yang ditawarkan. Variabel Jenis Konten dan Sumber Data membantu kami memahami tipe konten yang paling menarik perhatian konsumen, sementara Waktu Interaksi (jam) menunjukkan seberapa

lama mereka berinteraksi dengan konten tersebut. Akhirnya, Preferensi Produk mencerminkan pilihan konsumen yang dapat memengaruhi strategi pemasaran di sektor ekonomi kreatif. Dengan menganalisis data ini, kami berharap dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang perilaku dan preferensi konsumen dalam ekosistem digital saat ini seperti pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. Data penelitian

N o	Usia (Tahun)	Jenis Kelamin	Lokasi (Kota)	Frekuensi Pembelian (per bulan)	Lama Waktu (menit)	Jenis Konten	Sumber Data	Waktu Interaksi (jam)	Preferensi Produk
1	25	Pria	Jakarta	5	45	Film	Media Sosial	18	Drama
2	30	Wanita	Bandung	3	30	Musik	E-commerce	20	Pop
3	22	Pria	Surabaya	8	60	Fashion	Aplikasi Straming	16	Streetwear
4	28	Wanita	Yogyakarta	4	50	Seni	Media Sosial	19	Lukisan
5		Pria	Medan	6	40	Film	E-commerce	21	Action
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
47	29	Pria	Bandung	1	20	Fashion	E-commerce	14	Smart Casual
48	25	Wanita	Surabaya	4	35	Seni	Aplikasi Streaming	16	Installation Art
49	36	Pria	Yogyakarta	6	45	Film	Media Sosial	22	Action Comedy
50	31	Wanita	Medan	3	30	Musik	E-commerce	18	World Music

Data yang ditampilkan mencakup 50 responden dengan berbagai karakteristik yang dapat memberikan gambaran tentang preferensi konsumen dalam ekonomi kreatif. Variabel usia (tahun) menunjukkan distribusi usia responden antara 21 hingga 36 tahun, dengan usia terbanyak berkisar antara 25 hingga 30 tahun. Terdapat keseimbangan dalam jenis kelamin, dengan proporsi pria dan wanita yang hampir sama, memberikan pandangan menyeluruh tentang preferensi dari kedua gender. Lokasi (kota) juga bervariasi, mencakup kota-kota besar seperti Jakarta, Bandung, Yogyakarta, dan Surabaya, yang memungkinkan analisis lebih dalam terkait perbedaan preferensi berdasarkan daerah.

Dalam hal frekuensi pembelian (per bulan), responden menunjukkan rentang yang bervariasi antara 1 hingga 9 kali, dengan kecenderungan lebih banyak responden melakukan pembelian antara 4 hingga 6 kali per bulan. Lama waktu (menit) yang dihabiskan untuk berinteraksi dengan konten bervariasi, dengan banyak responden menghabiskan waktu sekitar 30 hingga 60 menit. Jenis konten yang menjadi perhatian adalah film dan musik, dengan film sebagai jenis konten yang paling banyak dipilih, diikuti oleh berbagai bentuk seni seperti seni dan fashion.

Sumber data dari media sosial dan *E-commerce* menunjukkan peran penting platform digital dalam mengakses konten kreatif. Rata-rata waktu interaksi (jam) dengan konten bervariasi, dan beberapa responden menghabiskan lebih dari 20 jam dalam sebulan, menunjukkan keterlibatan yang cukup tinggi. Preferensi produk bervariasi, mencakup genre dari drama, pop, hingga berbagai jenis *fashion*, mencerminkan keberagaman selera di kalangan konsumen. Dengan data ini, dapat disimpulkan bahwa

terdapat banyak faktor yang mempengaruhi preferensi konsumen dalam ekonomi kreatif, termasuk demografi, frekuensi, dan jenis konten yang dikonsumsi. Analisis lebih lanjut dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai perilaku dan preferensi ini untuk pengembangan strategi pemasaran yang lebih efektif.

4.1. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif menunjukkan gambaran umum mengenai preferensi konsumen dalam ekonomi kreatif. Rata-rata usia responden menunjukkan bahwa mayoritas pengguna berada di usia dewasa, sedangkan frekuensi pembelian yang relatif tinggi menunjukkan ketertarikan mereka dalam konten kreatif. Standar deviasi yang diperoleh memberikan informasi mengenai variasi yang ada dalam data, membantu dalam pemahaman perilaku konsumen lebih dalam. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk analisis deskriptif: *Mean* (Rata-rata) pada rumus 1; *Median*, nilai tengah dalam *dataset* yang telah diurutkan; *Modus*, nilai yang paling sering muncul dalam *dataset*; *Standar Deviasi* pada rumus 2; *Rentang* (*range*), nilai maksimal dikurangi nilai minimal.

$$Mean = \frac{\sum x}{N} \quad (1)$$

$$SD = \sqrt{\frac{\sum (X - Mean)^2}{N}} \quad (2)$$

Di mana X adalah nilai-nilai dalam *dataset* dan N adalah jumlah data.

Variabel yang digunakan adalah usia (tahun), frekuensi pembelian (per bulan), lama waktu interaksi (menit) dan waktu interaksi (jam). Analisis deskriptif menunjukkan gambaran umum mengenai preferensi konsumen dalam ekonomi kreatif. Rata-rata usia responden menunjukkan bahwa mayoritas pengguna berada di usia dewasa, sedangkan frekuensi pembelian yang relatif tinggi menunjukkan ketertarikan mereka dalam konten kreatif. Standar deviasi yang diperoleh memberikan informasi mengenai variasi yang ada dalam data, membantu dalam pemahaman perilaku konsumen lebih dalam seperti pada tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Analisis Deskriptif

Variabel	Mean	Median	Modus	Standar Deviasi	Rentang
Usia (Tahun)	31	29.5	36	4.56	15
Frekuensi Pembelian (per bulan)	4.5	5	6	1.57	8
Lama Waktu Interaksi (menit)	48.2	45	50	12.24	45
Waktu Interaksi (jam)	19.28	20	20	2.02	9

4.2. Analisis Korelasi Pearson (r)

Analisis korelasi digunakan untuk mengukur sejauh mana hubungan antara dua *variable* pada rumus 3. Dalam penelitian ini, kita akan melakukan analisis korelasi untuk mengetahui hubungan antara beberapa variabel yang telah ditentukan sebelumnya,

yaitu usia (tahun), frekuensi pembelian (per bulan), lama waktu interaksi (menit) dan waktu interaksi (jam).

$$r = \frac{N(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[N\sum x^2 - (\sum x)^2][N\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (3)$$

Tabel 3. Hasil Analisis Korelasi

Variabel	Koefisien Korelasi (r)
Usia dan Frekuensi Pembelian	-0.1965
Usia dan Lama Waktu Interaksi	0.4562
Usia dan Waktu Interaksi	0.6128
Frekuensi Pembelian dan Lama Waktu Interaksi	0.8492
Frekuensi Pembelian dan Waktu Interaksi	0.7324
Lama Waktu Interaksi dan Waktu Interaksi	0.5215

Berdasarkan hasil analisis korelasi di atas, berikut adalah interpretasi untuk setiap pasangan *variable* sebagai berikut.

1. Usia dan Frekuensi Pembelian: Terdapat hubungan yang lemah dan negatif, menunjukkan bahwa peningkatan usia tidak selalu berkorelasi dengan frekuensi pembelian yang lebih tinggi.
2. Usia dan Lama Waktu Interaksi: Terdapat hubungan positif yang moderat, menunjukkan bahwa semakin tua usia, semakin lama waktu interaksi dengan konten.
3. Usia dan Waktu Interaksi: Hubungan positif yang kuat, menunjukkan bahwa usia berpengaruh terhadap waktu interaksi dengan konten.
4. Frekuensi Pembelian dan Lama Waktu Interaksi: Hubungan positif yang sangat kuat, menunjukkan bahwa semakin sering melakukan pembelian, semakin lama waktu interaksi.
5. Frekuensi Pembelian dan Waktu Interaksi: Hubungan positif yang kuat, menunjukkan bahwa pembelian yang lebih sering berkorelasi dengan waktu interaksi yang lebih tinggi.
6. Lama Waktu Interaksi dan Waktu Interaksi: Hubungan positif yang moderat, menunjukkan bahwa lama waktu interaksi mempengaruhi waktu interaksi yang dilakukan.

4.3. Clustering (K-Means)

K-Means adalah algoritma *unsupervised learning* yang digunakan untuk melakukan *clustering* pada data ke dalam beberapa kelompok atau *cluster* berdasarkan kesamaan atribut. Algoritma ini bekerja dengan cara membagi data ke dalam KKK *cluster*, dengan menghitung jarak antara titik data dan pusat *cluster* (*centroid*) dan mengelompokkan data berdasarkan jarak terdekatnya ke *centroid* seperti pada rumus 4.

$$d(x_i, \mu_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - \mu_{kj})^2} \quad (4)$$

Misalkan kita ingin mengelompokkan data konsumen berdasarkan beberapa variabel seperti usia, frekuensi pembelian, dan waktu interaksi, maka langkah *clustering* menggunakan K-Means adalah sebagai berikut.

1. Inisialisasi: Pilih secara acak $K=3$ *centroid* dari data, misalnya *cluster* yang diinginkan adalah 3 *cluster* (Cluster 1, Cluster 2, Cluster 3).
2. Penghitungan jarak: Hitung jarak Euclidean antara tiap data ke *centroid* yang sudah dipilih. Misalnya, jika kita menggunakan usia dan frekuensi pembelian sebagai atribut, kita akan menghitung jarak tiap data terhadap setiap *centroid* dan mengelompokkan data berdasarkan jarak terdekat.
3. Pengelompokan dan pembaruan *centroid*: Setelah semua data dikelompokkan ke *cluster* terdekat, hitung kembali *centroid* baru dari tiap *cluster* sebagai rata-rata dari semua titik data dalam *cluster* tersebut. Proses ini diulang sampai konvergensi tercapai, yaitu ketika tidak ada lagi perubahan signifikan dalam pembagian *cluster*.

Tabel 4. Hasil *clustering*

Cluster	Rata-rata Usia	Rata-rata Frekuensi Pembelian (per bulan)	Rata-rata Lama Waktu (menit)	Rata-rata Waktu Interaksi (jam)
Cluster 1	23.5	7.8	54.5	18.7
Cluster 2	29.7	3.9	41.2	19.2
Cluster 3	34.2	5.2	45.8	20.3

Dari tabel 4, dapat disimpulkan bahwa: Cluster 1 terdiri dari konsumen muda dengan frekuensi pembelian tinggi dan waktu interaksi yang cukup lama; Cluster 2 mencakup konsumen yang lebih dewasa dengan frekuensi pembelian yang lebih rendah, tetapi tetap memiliki waktu interaksi yang tinggi; Cluster 3 adalah kelompok konsumen yang sedikit lebih tua, dengan frekuensi pembelian menengah, dan memiliki waktu interaksi yang paling tinggi di antara semua *cluster*.



Gambar 1. Visualisasi Data

Gambar 1 adalah visualisasi data hasil dari *clustering* menggunakan algoritma K-Means. Data ini dikelompokkan berdasarkan tiga variabel: usia, frekuensi pembelian per

bulan, dan waktu interaksi (jam). Visualisasi tersebut menampilkan distribusi responden berdasarkan usia dan waktu interaksi, dengan setiap warna mewakili satu kelompok (*cluster*) yang terbentuk dari proses *clustering*. *Cluster* ini membantu kita memahami bagaimana segmen konsumen berperilaku berbeda berdasarkan usia dan waktu interaksi mereka, yang dapat digunakan sebagai dasar untuk strategi pemasaran yang lebih terarah dalam ekonomi kreatif.

5. KESIMPULAN

Dari analisis data yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa konsumen di sektor ekonomi kreatif menunjukkan perilaku yang aktif dan terlibat. Rata-rata usia responden adalah 31 tahun, menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna aktif dalam kategori dewasa muda hingga paruh baya, yang merupakan kelompok demografis penting untuk pemasaran produk kreatif. Frekuensi pembelian yang rata-rata mencapai 4,5 kali per bulan mencerminkan kebiasaan belanja yang cukup tinggi di kalangan konsumen, menandakan bahwa mereka cenderung untuk terus membeli produk atau konten yang sesuai dengan preferensi mereka. Selain itu, waktu interaksi yang signifikan, baik dalam menit maupun jam, menunjukkan bahwa konsumen tidak hanya melakukan pembelian, tetapi juga terlibat secara mendalam dengan konten yang mereka pilih. Hal ini memberikan wawasan bagi para pelaku bisnis untuk menciptakan strategi pemasaran yang lebih terfokus dan personal, memanfaatkan waktu interaksi yang tinggi untuk mengembangkan kampanye yang dapat menarik perhatian konsumen.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan pentingnya pemahaman tentang demografi dan perilaku konsumen dalam merumuskan strategi pemasaran yang efektif dalam ekonomi kreatif. Melalui analisis yang mendalam terhadap preferensi dan keterlibatan konsumen, pelaku bisnis dapat lebih mudah mengidentifikasi produk yang tepat dan cara penyampaian yang paling sesuai, sehingga mampu meningkatkan kepuasan dan loyalitas konsumen.

Untuk meningkatkan keterlibatan dan kepuasan konsumen, disarankan agar pelaku bisnis terus melakukan survei untuk mengidentifikasi perubahan preferensi di antara konsumen. Selain itu, penting untuk memanfaatkan platform digital secara optimal dalam menyampaikan konten yang relevan dan menarik. Pemasaran yang lebih personal dan berbasis data akan membantu dalam menarik perhatian konsumen serta memperkuat hubungan antara merek dan pelanggan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Liu, I. R. Alzahrani, R. A. Jaleel, and S. Al Sulaie, "An efficient smart data mining framework based cloud internet of things for developing artificial intelligence of marketing information analysis," *Inf. Process. Manag.*, vol. 60, no. 1, p. 103121, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103121>.
- [2] C. Xie, X. Xiao, and D. K. Hassan, "Data mining and application of social e-commerce users based on big data of internet of things," *J. Intell. Fuzzy Syst.*, vol. 39, pp. 5171–5181, 2020, doi: 10.3233/JIFS-189002.

- [3] I. H. Sarker, "Machine Learning for Intelligent Data Analysis and Automation in Cybersecurity: Current and Future Prospects," *Ann. Data Sci.*, vol. 10, no. 6, pp. 1473–1498, 2023, doi: 10.1007/s40745-022-00444-2.
- [4] S. Rosyadi, A. S. Kusuma, E. Fitrah, A. Haryanto, and W. Adawiyah, "The Multi-Stakeholder's Role in an Integrated Mentoring Model for SMEs in the Creative Economy Sector," *Sage Open*, vol. 10, no. 4, p. 2158244020963604, Oct. 2020, doi: 10.1177/2158244020963604.
- [5] W. Rao, "Design and implementation of college students's physical education teaching information management system by data mining technology," *Heliyon*, vol. 10, no. 16, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e36393.
- [6] Q. Zhang and Y. Xiong, "Harnessing AI potential in E-Commerce: improving user engagement and sales through deep learning-based product recommendations," *Curr. Psychol.*, vol. 43, no. 38, pp. 30379–30401, 2024, doi: 10.1007/s12144-024-06649-3.
- [7] M. R. bin Abdullah and K. Iqbal, "Machine Learning's Impact on Customer Behavior Analytics: Current Trends, Challenges, and Future Directions," *Q. J. Emerg. Technol. Innov.*, vol. 9, no. 3 SE-Articles, pp. 4–14, Jul. 2024, [Online]. Available: <https://vectoral.org/index.php/QJETI/article/view/120>
- [8] J. Schwaewe, A. Peters, D. K. Kanbach, S. Kraus, and P. Jones, "The new normal: The status quo of AI adoption in SMEs," *J. Small Bus. Manag.*, pp. 1–35, doi: 10.1080/00472778.2024.2379999.
- [9] G. Wilson, O. Johnson, and W. Brown, "Exploring the Use of Data Mining Techniques in Marketing Strategies," *Preprints*. Preprints, 2024. doi: 10.20944/preprints202408.0039.v1.
- [10] S. Srivastava, A. Dwivedi, S. K. Mangla, B. L. Dey, and D. N. Koufopoulos, "Mindfully fashioned: Sustaining style through product value retention," *J. Retail. Consum. Serv.*, vol. 81, p. 103992, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103992>.
- [11] S. Aminizadeh *et al.*, "The applications of machine learning techniques in medical data processing based on distributed computing and the Internet of Things," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 241, p. 107745, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107745>.
- [12] N. B. Ahmad and W. A. Khan, "Ethical Data Practices in Customer Behavior Analytics: Balancing Business Intelligence with Consumer Privacy," *Int. J. Responsible Artif. Intell.*, vol. 14, no. 2 SE-Articles, pp. 24–45, Feb. 2024, [Online]. Available: <http://neuralslate.com/index.php/Journal-of-Responsible-AI/article/view/129>
- [13] H. H. H. Aldboush and M. Ferdous, "Building Trust in Fintech: An Analysis of Ethical and Privacy Considerations in the Intersection of Big Data, AI, and Customer Trust," *International Journal of Financial Studies*, vol. 11, no. 3. 2023. doi: 10.3390/ijfs11030090.
- [14] R. Fitriyani and L. A. Nurfadillah, "Penerapan Algoritma Clustering untuk Segmentasi Pelanggan E-commerce berdasarkan Data Pembelian dan Aktivitas," *Semin. Teknol. MAJALENGKA*, vol. 8, no. 0 SE-Articles, Oct. 2024, doi: 10.31949/stima.v8i0.1129.
- [15] V. Amelia, P. Silvianti, and L. O. A. Rahman, "Identification of Prospective Subindustries Ahead of the 2024 Simultaneous General Elections with K-Medoids

- Clustering: Identifikasi Subindustri Prospektif Menjelang Pemilihan Umum Serentak 2024 dengan K-Medoids Clustering,” *Indones. J. Stat. Its Appl.*, vol. 7, no. 2 SE-Articles, pp. 64–74, Dec. 2023, doi: 10.29244/ijsa.v7i2p64-74.
- [16] I. Marzuki, *Blended Learning di Perguruan Tinggi*.
- [17] M. K. Rony Sandra Yofa Zebua, S.T., M.Pd Khairunnisa, S.Pd., M.Cs Hartatik, S.Si., M.Si Pariyadi, M. P. Dessy Putri Wahyuningtyas, M. C. I. H. P. Dr. Ahmad M Thantawi, S.T., M.M I Gede Iwan Sudipa, S.Kom., C. Grace Christien Sumakul, S.Si., M.M Sepriano, S.Sos., M.Kom., and M. C. Lalu Puji Indra Kharisma, S.Kom., *Fenomena Artificial Intelligence (Ai)*, no. July. 2020.
- [18] M. Hamdhani, D. Purwitasari, and A. B. Raharjo, “Identifikasi Profil Konsumsi Energi Listrik untuk Meningkatkan Pendapatan dengan Klustering,” *J. Inf. Syst. Hosp. Technol.*, vol. 4, no. 2 SE-Articles, pp. 62–70, Dec. 2022, doi: 10.37823/insight.v4i2.232.
- [19] S. K. Sondakh M.T, Ph.D, Debby Erce, S. W. Taju, M. G. Tene, and A. E. T. Pangaila, “Sistem Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Belanja Online Menggunakan Metode Ensemble Learning ,” *CogITo Smart J.*, vol. 9, no. 2 SE-Articles, pp. 280–291, Dec. 2023, doi: 10.31154/cogito.v9i2.525.280-291.
- [20] M. A. Fauzi, *Sistem Pendukung Keputusan*, vol. MESRAN., R, no. March. 2020.
- [21] J. T. Informasi and K. Vol, “Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi Vol. 10 No. 1, Juni 2021 25,” vol. 10, no. 1, pp. 25–34, 2021.