DOI: https://doi.org/10.52436/1.jpti.727
p-ISSN: 2775-4227

e-ISSN: 2775-4219

Klasifikasi Efektivitas Iklan di E-Commerce dan Media Sosial terhadap Minat Beli Mahasiswa UMS dengan Decision Tree

Annisa Dwi Prastika¹, Yusuf Sulistyo Nugroho*²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Komunikasi dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Surakarta, Indonesia

Email: 1200210218@student.ums.ac.id, 2yusuf_sulistyo@ums.ac.id

Abstrak

E-commerce dan media sosial memiliki perbedaan dalam mempengaruhi minat beli, di mana e-commerce berfokus pada personalisasi dan transaksi langsung, sementara media sosial menekankan interaksi sosial dan konten kreatif. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan efektivitas iklan di kedua platform terhadap minat beli mahasiswa S1 Universitas Muhammadiyah Surakarta (UMS). Metode yang digunakan adalah survei dengan kuesioner berbasis skala Likert, yang didistribusikan secara daring kepada mahasiswa S1 UMS. Variabel yang diukur meliputi minat beli (variabel dependen) serta lima variabel independen: responsiveness, informativeness, visibility, meta voicing, dan guidance shopping. Model ini di uji menggunakan dataset 396 responden dengan validasi 80:20 untuk data training dan testing. Data dianalisis menggunakan algoritma Decision Tree untuk mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh terhadap minat beli pada masing-masing platform. Hasil penelitian menunjukkan bahwa media sosial memiliki akurasi model yang lebih tinggi dibandingkan e-commerce dalam memprediksi minat beli mahasiswa. Selain itu, Guidance Shopping (X5) merupakan variabel paling berpengaruh dalam iklan media sosial, sedangkan Meta Voicing (X4) lebih dominan dalam e-commerce. Temuan ini memberikan wawasan bagi pelaku bisnis dalam menentukan strategi pemasaran digital yang lebih efektif, dengan mempertimbangkan karakteristik unik dari masing-masing platform. Dengan memahami faktor yang paling berpengaruh terhadap minat beli, perusahaan dapat mengoptimalkan strategi iklan mereka untuk meningkatkan efektivitas pemasaran di e-commerce maupun media sosial.

Kata kunci: decision tree, e-commerce, efektivitas iklan, media sosial, minat beli.

Classification of Advertising Effectiveness in E-commerce and Social Media on UMS Students' Purchase Intention with Decision Tree

Abstract

E-commerce and social media have differences in influencing purchase intention, where e-commerce focuses on personalization and direct transactions, while social media emphasizes social interaction and creative content. This study aims to analyze and compare the effectiveness of advertisements on both platforms on the purchase intention of undergraduate students of Universitas Muhammadiyah Surakarta (UMS). The method used was a survey with a Likert scale-based questionnaire, which was distributed online to UMS undergraduate students. The measured variables include purchase intention (dependent variable) as well as five independent variables: responsiveness, informativeness, visibility, meta voicing, and guidance shopping. The model was tested using a dataset of 396 respondents with 80:20 validation for training and testing data. The data was analyzed using a Decision Tree algorithm to identify the most influential variables on purchase intention on each platform. The results show that social media has higher model accuracy than e-commerce in predicting students' purchase intention. In addition, Guidance Shopping (X5) is the most influential variable in social media advertising, while Meta Voicing (X4) is more dominant in e-commerce. These findings provide insights for businesses in determining a more effective digital marketing strategy, taking into account the unique characteristics of each platform. By understanding the most influential factors on purchase intention, companies can optimize their advertising strategies to increase marketing effectiveness in e-commerce and social media.

Keywords: decision tree, e-commerce, advertising effectiveness, social media, purchase intention.

1. PENDAHULUAN

Pada era akselerasi inovasi teknologi, perkembangan teknologi telah banyak mengubah berbagai sektor kehidupan termasuk cara manusia dalam memperoleh informasi mengenai produk. Informasi produk atau umum disebut sebagai iklan, yang semula disampaikan secara konvensional kini beralih menjadi digital. Periklanan digital memainkan peran krusial dalam meningkatkan efektivitas penjualan suatu produk. Strategi periklanan digital memungkinkan bisnis menjangkau target pasar secara lebih tepat, interaktif, dan efisien dibandingkan metode konvensional [1]. Platform periklanan digital yang menjadi salah satu sistem pemasaran terbesar ialah *ecommerce* [2]. Selain *e-commerce*, media sosial juga menjadi salah satu platform pemasaran yang umum digunakan untuk mempromosikan produk secara dua arah [3].

Keberadaan *e-commerce* adalah wujud transformasi dalam pemasaran. Platform ini mempermudah penyampaian informasi dan membantu pengguna mengambil keputusan secara lebih efektif dengan teknologi baru [4]. *E-commerce* juga menawarkan pengalaman belanja yang lebih terstruktur, karena iklan yang ditawarkan bersifat personal sesuai dengan preferensi masing-masing pengguna [2]. Dukungan terhadap hal ini dapat dilihat dari penelitian yang dilakukan oleh Li dan Zhang, menyatakan bahwa *e-commerce* dapat menjangkau konsumen dengan cara yang lebih personal dengan menggunakan algoritma berbasis big data. Algoritma yang digunakan ini dapat menganalisis data pengguna untuk memberikan rekomendasi barang sesuai dengan preferensi masing-masing pengguna [5]. Penambahan video dan audio pada produk e-commerce juga dinilai dapat meningkatkan daya tarik, pemahaman, dan kepercayaan konsumen, sehingga mendorong pembelian [6].

Sementara itu media sosial menawarkan pendekatan yang berbeda dalam menyampaikan iklan kepada konsumen. Iklan di media sosial kini menjadi strategi populer bagi pelaku bisnis untuk membangun hubungan online dengan konsumen. Media sosial memengaruhi keputusan pembelian dengan berfungsi sebagai platform daring untuk berbagi konten, berkomunikasi, dan membentuk komunitas. Kemampuan ini tidak hanya memfasilitasi interaksi antara konsumen dan brand, tetapi juga secara signifikan mempengaruhi loyalitas konsumen terhadap produk atau merek tertentu [3]. Selain itu media sosial memiliki jangkauan audiens yang luas menjadikannya efektif untuk meningkatkan kinerja pemasaran [7]. Dengan luasnya jangkauan media sosial memungkinkan penyebaran informasi produk yang lebih viral melalui pengguna yang terhubung secara luas.

Kedua platform tersebut, baik *e-commerce* maupun media sosial memiliki tujuan yang sama yaitu menarik minat beli konsumen, namun terdapat perbedaan karakteristik dalam mencapai tujuan tersebut. *E-commerce* menampilkan iklan personalisasi berbasis preferensi pengguna untuk memberikan pengalaman belanja yang terstruktur dan efisien. Di sisi lain, media sosial menonjolkan interaksi sosial dan konten kreatif untuk menarik perhatian emosional pengguna. Media sosial cenderung mengedepankan hubungan yang lebih erat antara pengguna dan brand, yang dapat memperkuat loyalitas konsumen dalam jangka panjang [8]. Perbedaan pendekatan inilah yang membuat masing-masing platform memiliki keunggulan tersendiri dalam mempengaruhi keputusan pembelian, tergantung pada karakteristik audiens dan strategi pemasaran yang digunakan.

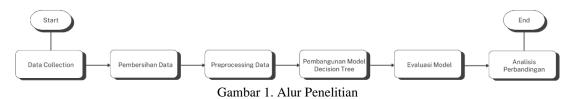
Penelitian mengenai efektivitas iklan di platform digital telah diteliti dalam beberapa penelitian sebelumnya. Salah satunya adalah studi yang dilakukan oleh Li dan Zhang yang membahas mengenai personalisasi menggunakan big data di *e-commerce*. Hasil dari penelitian tersebut menunjukan bahwa iklan yang dipersonalisasi dapat meningkatkan kepuasan pengguna dan meningkatkan perilaku pembelian konsumen [5]. Selain itu, studi oleh Pradani dan Muthohar yang membahas mengenai pengaruh pemasaran melalui sosial media terhadap minat beli dan loyalitas konsumen. Menyatakan bahwa semakin tinggi tingkat interaksi dengan konsumen, semakin besar pula minat beli konsumen [9]. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, yang hanya berfokus pada elemen personalisasi dan interaksi dan tidak mempertimbangkan perbandingan efektivitas iklan di berbagai platform digital secara menyeluruh, penelitian ini menggunakan Decision Tree untuk menemukan komponen paling berpengaruh terhadap minat beli mahasiswa UMS. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan wawasan baru tentang pemanfaatan Decision Tree, tetapi juga menawarkan perspektif yang lebih komprehensif.

Penelitian ini memiliki perbedaan signifikan dibanding dengan penelitian-penelitian sebelumnya, karena secara khusus berfokus pada mahasiswa yang memiliki karakteristik tersendiri dalam memanfaatkan platform digital. Penelitian ini juga akan memberikan kontribusi baru dengan mengukur dan membandingkan efektifitas iklan di kedua platform tersebut secara bersamaan, khususnya dalam konteks mahasiswa S1 Universitas Muhammadiyah Surakarta (UMS). Hal ini memungkinkan penelitian ini memberikan wawasan lebih mendalam mengenai pola perilaku dan faktor-faktor yang memengaruhi efektivitas iklan digital di kalangan mahasiswa. Untuk membandingkan efektivitas iklan di kedua platform tersebut dengan mengukur respon mahasiswa terhadap beberapa variabel yang relevan seperti *Responsiveness, Informativeness, Visibility, Meta Voicing*, dan *Guidance Shopping* [10]. Algoritma Decision Tree digunakan dalam analisis perilaku konsumen untuk

mengidentifikasi pola dan faktor utama yang memengaruhi keputusan pembelian. Dengan membagi data ke dalam berbagai cabang berdasarkan variabel yang relevan, algoritma ini dapat mengungkap hubungan antara karakteristik iklan digital dan minat beli konsumen, sehingga menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat bagi pengiklan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ilmiah kontemporer menyatakan bahwa metode analisis kuantitatif memiliki peran krusial untuk memahami kompleksitas hubungan antar variabel dan menghasilkan metode prediktif yang handal [11]. Salah satu pendekatan analitis yang paling efektif dalam mengeksplorasi hubungan kompleks adalah Decision Tree, sebuah metode yang memungkinkan peneliti untuk memetakan struktur keputusan dengan cara yang sistematis dan mudah dipahami. Penelitian ini menerapkan metode Decision Tree untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen dan independen, dengan mempertimbangkan sifatnya yang mudah diinterpretasikan dan strukturnya yang menyerupai pohon, yang biasanya divisualisasikan dengan gambar daun dan cabang [12]. Pada Decision Tree, setiap simpul mewakili pengujian terhadap suatu atribut, sementara setiap cabang merepresentasikan hasil dari pengujian tersebut [13]. Dalam alur penelitian ini melibatkan beberapa fase yang berurutan, seperti yang digambarkan pada Gambar 1.



2.1 Data Collection

Data dalam penelitian ini dikumpulkan melalui metode survei dengan menggunakan kuesioner yang didistribusikan secara daring melalui platform seperti Google Forms. Responden survei adalah mahasiswa program Sarjana Universitas Muhammadiyah Surakarta (UMS) yang telah terpapar iklan pada platform *e-commerce* dan media sosial. Pertanyaan dalam kuesioner dirancang menggunakan skala Likert untuk mendukung analisis kuantitatif dalam mengukur tanggapan responden terhadap fenomena yang diteliti [14].

2.2.1 Penentuan Variabel

Dalam penelitian ini, variabel yang digunakan ditentukan berdasarkan tujuan penelitian. Variabel tersebut diklasifikasikan menjadi dua jenis, yaitu variabel independen (X) dan variabel dependen (Y). Variabel independen (X) terdiri dari *Responsiveness, Informativeness, Visibility, Meta Voicing*, dan *Guidance Shopping*, yang merupakan faktor-faktor yang diduga memengaruhi variabel dependen. Adapun variabel dependen (Y) adalah minat beli. Penjelasan rinci mengenai masing-masing variabel dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Variabel Dependen

Simbol Variabel Deskripsi

Y Minat Beli Variabel ini mengukur sejauh mana keinginan atau niat seseorang untuk membeli produk setelah melihat iklan. Hal ini menunjukkan apakah iklan tersebut mampu mempengaruhi keputusan konsumen dalam melakukan pembelian

	Tabel 2. Variabel Independen					
Simbol	Variabel	Deskripsi	Pertanyaan			
X1	Responsiveness	Mengukur seberapa cepat respon yang diberikan oleh penjual dalam menjawab pertanyaan dan aduan dari pembeli.	Seberapa cepat respon yang di berikan			
X2	Informativeness	Mengukur seberapa banyak informasi yang bisa diperoleh dari iklan. Iklan yang informatif biasanya memberikan penjelasan yang detail tentang produk, fungsinya, serta manfaat yang bisa diperoleh konsumen.	Seberapa informatif iklan yang disampaikan			
X3	Visibility	Mengukur seberapa jelas produk dideskripsikan dalam iklan. Aspek ini berfokus pada bagaimana produk ditampilkan secara visual atau bagaimana produk dijelaskan dalam teks atau suara yang mendukung.	Seberapa jelas produk di deskripsikan			
X4	Meta Voicing	Mengukur seberapa jelas suara atau narasi dalam iklan. Ini biasanya berhubungan dengan kualitas pesan suara atau konten audio dalam iklan, yang dapat mempengaruhi pemahaman konsumen terhadap produk.	Seberapa jelas suara saat iklan di sampaikan			
X5	Guidance Shopping	Mengukur seberapa jelas panduan pemesanan atau proses pembelian yang diberikan dalam iklan. Panduan ini mencakup instruksi mengenai cara membeli produk, dari tahap pertama hingga tahap akhir.	Seberapa jelas panduan pemesanan yang diberikan			

Instrumen pengukuran untuk seluruh variabel akan menggunakan skala Likert 1-5. Skala ini memungkinkan responden untuk mengekspresikan tingkat persetujuan mereka, di mana 1 menunjukkan tingkat ketidaksetujuan yang sangat rendah, dan 5 menunjukkan tingkat persetujuan yang sangat tinggi. Penggunaan skala Likert yang terstruktur akan memudahkan proses analisis data secara kuantitatif.

2.2.2 Menentukan Jumlah Sample

Dalam penelitian ini, ukuran sampel ditentukan menggunakan rumus Slovin, yang merupakan metode probabilistik untuk menentukan jumlah sampel representatif dari suatu populasi. Rumus Slovin dirumuskan sebagai berikut [15]:

$$n = \frac{N}{1 + N(e^2)} \tag{1}$$

Keterangan:

n = Jumlah Sampel

N =Populasi (Jumlah total mahasiswa S1 UMS)

e = *Margin of error* (ditetapkan sebesar 5%)

Margin of error (MoE) ditetapkan sebesar 5% berdasarkan standar umum dalam penelitian sosial dan survei yang menganggap tingkat kesalahan ini masih dapat diterima untuk memperoleh hasil yang representative [16]. Nilai ini dianggap cukup untuk memberikan keseimbangan antara tingkat kepercayaan dan jumlah sampel yang wajar, dan margin kesalahan yang lebih rendah, seperti 1% atau 2%, akan membutuhkan sampel yang lebih besar, sementara margin yang lebih besar, seperti 10%, dapat mengurangi akurasi hasil penelitian [17]. MoE 5% biasanya digunakan bersama dengan tingkat kepercayaan 95%, yang berarti hasil penelitian dapat dipercaya dengan probabilitas 95% untuk mewakili populasi sebenarnya. Ini memberikan keseimbangan optimal antara akurasi hasil dan efisiensi sumber daya [18].

Misalkan jumlah mahasiswa S1 UMS adalah 40000, sampel yang dibutuhkan adalah:

$$n = \frac{N}{1 + N(e^2)} = 396,03 \approx 396 \tag{2}$$

Berdasarkan perhitungan di atas, jumlah sampel yang representatif untuk penelitian ini adalah 396 responden. Penggunaan rumus Slovin memungkinkan peneliti untuk mendapatkan sampel yang dapat mewakili karakteristik populasi dengan tingkat kepercayaan 95% dan *margin of error* sebesar 5%.

2.2.3 Uji Validitas dan Reliabilitas

Uji validitas bertujuan untuk mengukur seberapa akurat setiap item pertanyaan dalam kuesioner dapat mengungkap apa yang ingin diukur. Pengujian ini menggunakan pendekatan Convergent Validity, yang bertujuan untuk menilai sejauh mana suatu konstruk berkorelasi tinggi dengan indikator-indikator yang secara teoritis berhubungan erat. Nilai Convergent Validity dievaluasi melalui Average Variance Extracted (AVE), di mana nilai AVE yang lebih besar dari 0,5 menunjukkan bahwa konstruk memiliki validitas konvergen yang memadai [19].

Sementara itu, uji reliabilitas mengevaluasi sejauh mana kuesioner memberikan hasil yang stabil dan konsisten. Pengujian menggunakan Cronbach's Alpha, dengan nilai minimum 0,7 sebagai indikator reliabilitas yang memadai [20]. Uji ini memastikan bahwa alat ukur akan menghasilkan data yang relatif sama ketika digunakan kembali dalam situasi serupa.

Kedua pengujian tersebut merupakan langkah penting dalam penelitian, karena menjamin kualitas data yang terkumpul. Dengan data yang valid dan reliabel, hasil analisis akan lebih akurat dan dapat dipercaya dalam mendukung kesimpulan penelitian.

2.2 Pembersihan Data

Pembersihan data merupakan langkah penting sebelum proses analisis, yang bertujuan untuk memastikan kualitas dan integritas data sehingga dapat meningkatkan kinerja model secara keseluruhan. Dataset yang telah melalui proses pembersihan dengan baik mampu secara signifikan mengurangi *noise* dan bias dalam data, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan andal [21].

2.3 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* data dilakukan untuk mempersiapkan dataset sebelum analisis lebih lanjut, dengan tujuan meningkatkan kualitas data agar hasil analisis menjadi lebih valid dan akurat [22]. Proses ini mencakup pembagian dataset menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Meskipun proporsi ini umum digunakan, dalam artikel "*Optimal Ratio for Data Splitting*" oleh Joseph disebutkan bahwa tidak ada aturan baku mengenai proporsi pembagian data [23].

Selanjutnya, analisis deskriptif dilakukan untuk mengevaluasi distribusi setiap variabel, termasuk Responsiveness, Informativeness, Visibility, Meta Voicing, Guidance Shopping, dan Minat Beli. Langkah ini bertujuan memastikan keseimbangan dataset antara iklan e-commerce dan media sosial, sehingga analisis dapat dilakukan tanpa bias. Jika dataset menunjukkan ketidakseimbangan distribusi antara iklan e-commerce dan media sosial, diterapkan teknik Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) guna meningkatkan representasi kelas minoritas. Dengan demikian, distribusi data menjadi lebih proporsional dan analisis dapat dilakukan tanpa bias.

Dengan menerapkan langkah-langkah praproses ini, dataset menjadi siap untuk membangun model Decision Tree yang akurat dan relevan dengan tujuan penelitian.

2.4 Pembuatan Model Decision Tree

Pada tahap ini, model Decision Tree dibuat menggunakan algoritma Decision Tree Classifier. Model dilatih menggunakan data latih untuk menentukan pola hubungan antara variabel independen (*responsiveness*, *informativeness*, *visibility*, dll.) dan variabel dependen (minat beli). Model yang dihasilkan digunakan untuk menganalisis pengaruh signifikan setiap variabel terhadap minat beli mahasiswa.

2.5 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan menghitung akurasi dan membuat laporan klasifikasi. Akurasi dihitung untuk mengukur persentase prediksi yang benar dari total data uji. Selain itu, laporan klasifikasi digunakan untuk

memberikan metrik evaluasi detail seperti precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas target [24]. Untuk memastikan performa yang konsisten, diterapkan k-fold cross-validation (k=5). GridSearchCV dengan cv=5 digunakan untuk mengevaluasi performa model dengan berbagai kombinasi hyperparameter. Proses ini membantu memilih parameter terbaik berdasarkan akurasi pada data validasi, sehingga model yang dihasilkan lebih optimal.

2.6 Analisis Perbandingan

Pada tahap ini, dilakukan perbandingan kinerja model Decision Tree yang diterapkan pada data iklan *e-commerce* dan media sosial. Selain itu, dilakukan analisis terhadap variabel-variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap minat beli, guna mengidentifikasi faktor utama yang berkontribusi terhadap efektivitas iklan pada masing-masing platform.

2.7 Pertanyaan Penelitian

Untuk memandu dan melakukan penelitian ini, telah ditentukan pertanyaan penelitian yang berupa:

2.7.1 PP1 Bagaimana perbandingan efektivitas iklan *e-commerce* dan media sosial terhadap minat beli mahasiswa S1 UMS?

Motivasi: *E-commerce* dan media sosial adalah dua platform utama yang digunakan dalam pemasaran digital. Memahami perbedaan efektivitas antara keduanya dalam mempengaruhi minat beli mahasiswa akan membantu pelaku bisnis merancang strategi pemasaran yang lebih efektif dan terarah. Perbandingan ini akan memberi wawasan yang lebih dalam tentang keunggulan relatif kedua platform dalam menarik perhatian dan minat beli mahasiswa.

Pendekatan: Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tahapan sebagai berikut:

- a) Pengumpulan data
 - Data akan dikumpulkan melalui kuesioner yang dibagikan kepada mahasiswa S1 UMS secara daring. Setiap pertanyaan dalam kuesioner akan menggunakan skala Likert 1-5 untuk menilai variabel yang relevan, seperti minat beli (variabel dependen) dan variabel independen (*responsiveness*, *informativeness*, *visibility*, *meta voicing*, dan *guidance shopping*).
- Pengelompokan data berdasarkan platform
 Data yang di dapat akan di kelompokkan menjadi dua yaitu data untuk *e-commerce* dan data untuk media sosial.
- c) Analisis data
 - Data yang terkumpul akan dianalisis menggunakan algoritma Decision Tree. Algoritma ini dipilih karena mampu menentukan pola hubungan antara variabel dependen (minat beli) dan variabel independen dari masing-masing platform dari masing-masing platform secara transparan dan mudah diinterpretasikan. Decision Tree memiliki beberapa keunggulan dibandingkan dengan metode lain seperti Random Forest atau Support Vector Machine (SVM) yang relevan dengan penelitian ini. Dari segi interpretasi, struktur Decision Tree memungkinkan visualisasi hubungan antar variabel, yang membuatnya lebih mudah dipahami dibandingkan SVM yang cenderung lebih kompleks [25]. Selain itu, Decision Tree lebih efisien secara komputasi dibandingkan Random Forest, yang terdiri dari banyak pohon keputusan dan mesin pendukung [26]. Kemampuan untuk menangani data numerik dan kategorikal tanpa memerlukan banyak preprocessing adalah keunggulan lain. Melalui struktur cabangnya, Decision Tree dalam penelitian ini juga dapat mengidentifikasi komponen utama yang paling memengaruhi minat beli mahasiswa UMS. Decision Tree dipilih sebagai metode analisis utama dalam studi ini karena aspek interpretabilitas, efisiensi, dan relevansi dengan tujuan penelitian.
- d) Perbandingan efektifitas
 - Hasil analisis Decision Tree digunakan untuk membandingkan tingkat efektivitas iklan di kedua platform. Efektivitas ini diukur berdasarkan pengaruh variabel-variabel independen terhadap minat beli.
- e) Kesimpulan dan rekomendasi
 - Berdasarkan hasil analisis, kesimpulan akan diambil mengenai platform mana yang lebih efektif dalam meningkatkan minat beli mahasiswa S1 UMS. Temuan ini akan digunakan untuk memberikan rekomendasi strategis bagi pelaku bisnis dalam memanfaatkan masing-masing platform secara optimal.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif yang telah di lakukan dengan teliti, ditemukan sejumlah pola menaik dan signifikan terkait penilaian responden dalam mengevaluasi berbagai dimensi iklan digital. Hasil pengolahan data memberikan gambaran mengenai pandangan mahasiswa sebagai responden dalam menilai dan tanggapan mereka terhadap aspek yang menjadi elemen kunci dalam strategi periklanan digital. Temuan ini tidak hanya menggambarkan preferensi responden secara umum, tetapi juga mengungkap detail spesifik mengenai cara mereka memandang dan berinteraksi dengan berbagai elemen iklan digital yang disajikan. Berikut adalah hasil analisis pola presepsi responden di masing-masing platform:

3.1.1 E-commerce

Berikut adalah hasil pengolahan data yang digunakan untuk mempermudah pemahaman terhadap distribusi nilai rata-rata dari setiap variable.

0	<pre># Deskripsi statistik data print("Statistik Deskriptif:") print(data.describe())</pre>						
	Statis	tik Deskript	if:				
		X1	X2	Х3	X4	X5	
	count	403.000000	403.000000	403.000000	403.000000	403.000000	403.000000
	mean	3.620347	4.047146	4.114144	3.977667	4.002481	3.841191
	std	0.802535	0.709046	0.713671	0.820749	0.808840	0.857853
	min	1.000000	2.000000	2.000000	2.000000	1.000000	1.000000
	25%	3.000000	4.000000	4.000000	3.000000	4.000000	3.000000
	50%	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000
	75%	4.000000	4.000000	5.000000	5.000000	5.000000	4.000000
	max	5.000000	5.000000	5.000000	5.000000	5.000000	5.000000

Gambar 2. Analisis Deskriptif *E-commerce*

Dari gambar 2 di atas dapat di ketahui bahwa, *Visibility* (X3) memiliki rata-rata tertinggi (4,11), menunjukan bahwa keberadaan dan tampilan visual iklan sangat diperhatikan dan memainkan peran yang cukup signifikan dalam menarik perhatian mahasiswa. *Informativeness* (X2) mendapat rata-rata 4,04, mengindikasikan bahwa konten informasi dalam iklan dinilai penting dalam periklanan. Hal ini menunjukan bahwa ketersediaan informasi yang lengkap mengenai produk yang di iklankan mempengaruhi penilaian mahasiswa mengenai sebuah iklan. *Guidance Shopping* (X5) dengan rata-rata 4,00 menunjukkan bahwa panduan pemesanan atau proses pembelian yang diberikan dalam iklan dinilai cukup membantu. *Meta Voicing* (X4) memperoleh rata-rata 3,97, menandakan bahwa suara atau narasi dalam iklan mendapat respon positif. *Responsiveness* (X1) memiliki rata-rata terendah (3,62), namun masih dalam kategori baik, menunjuk-kan bahwa kecepatan respon dalam iklan masih perlu ditingkatkan.

3.1.2 Media Sosial

Gambar 3 merupakan hasil pengolahan data di media sosial yang di gunakan untuk mempermudah pemahaman distribusi nilai data.

Gambar 3. Analisis Deskriptif Media Sosial

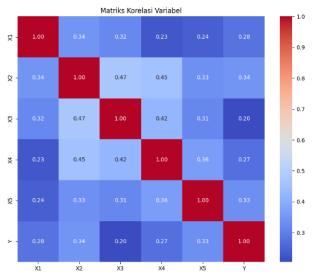
Visibility (X3) memiliki rata-rata tertinggi yaitu sebesar 4.13, menunjukan bahwa mahasiswa memperhatikan dan mengangap penting kejelasan suatu produk dideskripsikan dalam iklan. Meta Voicing (X4) memiliki rata-rata 4.06, menempati posisi kedua dalam penilaian di media sosial. Hal ini mengambarkan bahwa mahasiswa menilai positif terkait suara atau narasi dalam iklan, yang berkaitan tentang suara atau audio dalam iklan. Informativeness (X2) memiliki rata-rata 4.04 menunjukkan bahwa kualitas dan kelengkapan informasi dalam iklan digital dinilai penting oleh mahasiswa. Nilai ini mencerminkan bahwa responden sangat memperhatikan sejauh mana iklan dapat menyediakan informasi yang relevan, akurat, dan bermanfaat tentang produk atau layanan yang ditawarkan. Guidance Shopping (X5) memiliki rata-rata 3.99 mengindikasikan bahwa fungsi panduan dalam berbelanja mendapat respon yang cukup positif. Responsiveness (X1) memiliki rata-rata 3.70 meskipun merupakan nilai terendah di antara kelima dimensi, masih termasuk dalam kategori baik. Hal ini menandakan bahwa kecepatan dan kualitas respon dalam iklan digital sudah cukup memadai.

3.2 Analisis Korelasi

Dalam penelitian ini, analisis korelasi dilakukan untuk menentukan seberapa besar hubungan antara Responsiveness (X1), Informativeness (X2), Visibility (X3), Meta Voicing (X4), dan Guidance Shopping (X5) dengan keinginan untuk membeli (Y).

3.2.1 E-commerce

Gambar 4 akan menyajikan visualisasi dalam bentuk heatmap yang menggambarkan tingkat keterkaitan atau hubungan antara masing-masing variabel independen dengan variabel dependen, sehingga mempermudah interpretasi pola korelasi dalam penelitian ini. Dalam visualisasi ini, intensitas warna menggambarkan kekuatan hubungan antar variabel, di mana warna merah menunjukkan korelasi positif yang kuat (mendekati 1,0) sedangkan warna biru menunjukkan korelasi yang lebih lemah (mendekati 0). Diagonal matriks berwarna merah pekat dengan nilai 1,0 karena menunjukkan korelasi variabel dengan dirinya sendiri.

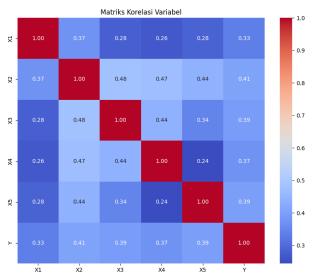


Gambar 4. Korelasi Variabel di E-commerce

Berdasarkan heatmap diatas, dapat dilihat bahwa variabel dengan korelasi tertinggi terhadap minat beli adalah X2 (*Informativeness*), yang berarti semakin tinggi informasi yang diberikan oleh iklan, semakin tinggi minat beli konsumen.

3.2.2 Sosial Media

Gambar 5 akan menyajikan visualisasi dalam bentuk heatmap yang menggambarkan tingkat keterkaitan atau hubungan antara masing-masing variabel independen dengan variabel dependen, sehingga mempermudah interpretasi pola korelasi dalam penelitian ini. Dengan intensitas warna menggambarkan kekuatan hubungan antar variabel di mana warna merah menunjukkan korelasi positif yang kuat (mendekati 1,0) sedangkan warna biru menunjukkan korelasi yang lebih lemah (mendekati 0).



Gambar 5. Korelasi Variabel di Media Sosial

Pada iklan media sosial, variabel yang paling berpengaruh terhadap minat beli adalah X2 (*Informativeness*), yang berarti semakin tinggi informasi yang diberikan oleh iklan akan lebih dominan dalam meningkatkan minat beli.

3.3 Pemodelan Decision Tree

Algoritma Decision Tree digunakan untuk pemodelan dan dioptimalkan menggunakan GridSearchCV untuk menemukan kombinasi parameter terbaik. Sebelum pembuatan model teknik SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) digunakan untuk menyeimbangkan data. Tujuan dari Langkah ini adalah untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas pada variabel target (Y) yang sebelumnya didominasi oleh kelas mayoritas. Dalam penelitian ini, sebelum penerapan SMOTE, distribusi kelas pada variabel target menunjukkan ketimpangan yang signifikan, di mana kelas target mayoritas memiliki jumlah sampel yang jauh lebih tinggi dibandingkan kelas target minoritas. Setelah penerapan SMOTE, jumlah sampel di kelas target minoritas meningkat dengan cara menghasilkan sampel sintetis berdasarkan *nearest neighbors* dari data yang ada, tanpa sekadar menduplikasi data asli. Hal ini membantu model untuk belajar dengan lebih adil dari setiap kategori, sehingga meningkatkan kemampuan prediksi terutama untuk kelas minoritas.

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai dampak SMOTE, berikut distribusi kelas sebelum dan sesudah penerapan teknik ini:

Tabel 3. Distribusi Kelas Target (Y) di E-commerce

Kelas Target (Y)	Sebelum SMOTE	Sesudah SMOTE				
1	2	179				
2	22	179				
3	107	179				
4	179	179				
5	93	179				

Tabel 4. Distribusi Kelas Target (Y) di Media Sosial

Kelas Target (Y)	Sebelum SMOTE	Sesudah SMOTE
1	2	180
2	17	180
3	92	180
4	180	180
5	112	180

Berdasarkan table 2 dan table 3 tersebut, terlihat bahwa jumlah sampel pada kelas yang sebelumnya memiliki jumlah data lebih sedikit (kelas minoritas) telah mengalami peningkatan setelah diterapkannya teknik

SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Hal ini bertujuan untuk mengatasi ketidakseimbangan data, sehingga model dapat belajar secara lebih adil dan meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan tingkat minat beli mahasiswa.

3.4 Evaluasi Model

Proses evaluasi model dilakukan untuk mengevaluasi kinerja algoritma Decision Tree dalam memprediksi minat beli berdasarkan data iklan di *e-commerce* dan media sosial. Hasil evaluasi meliputi akurasi, precision, dan nilai F1-score untuk setiap kelas.

3.4.1 E-commerce

Sebelum dilakukan SMOTE model Decision Tree yang dihasilkan mencapai akurasi sebesar 46,27%. Akurasi model rendah karena data target memiliki distribusi yang tidak seimbang. Setelah penerapan SMOTE, akurasi model meningkat menjadi 72,07% pada data uji, menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan tingkat minat beli mahasiswa berdasarkan data *e-commerce*. Menunjukkan bahwa teknik ini efektif dalam menangani ketidakseimbangan data. Performa model untuk setiap kelas sebelum dan setelah SMOTE ditampilkan dalam Tabel 5:

Tabel 5. Perbandingan Performa Model Decision Tree Sebelum dan Sesudah SMOTE

Kelas Target (Y)	Classification Report:	ification Report: Sebelum SMOTE	
1	Precision	0.00	0.97
	Recall	0.00	0.97
	F1-score	0.00	0.97
2	Precision	0.00	0.75
	Recall	0.00	0.94
	F1-score	0.00	0.84
3	Precision	0.44	0.58
	Recall	0.12	0.53
	F1-score	0.19	0.55
4	Precision	0.45	0.61
	Recall	0.82	0.53
	F1-score	0.58	0.57
5	Precision	0.52	0.66
	Recall	0.35	0.64
	F1-score	0.42	0.65

Peningkatan terbesar terlihat pada kelas 1 dan 2, di mana model mencapai f1-score 0,97 dan 0,84 setelah SMOTE, dibandingkan dengan 0,00 sebelumnya. Kelas 3, 4 dan 5 juga menunjukkan peningkatan yang sama, meskipun tidak sebanyak dua kelas pertama, dengan f1-score kelas 3 meningkat dari 0,19 menjadi 0,55, menunjukkan kemampuan model untuk menemukan dan mengklasifikasikan kasus di kelas tersebut.

3.4.2 Sosial Media

Sebelum dilakukan penerapan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), akurasi model hanya sebesar 54,54%. Hal ini terjadi karena distribusi data target yang tidak seimbang, sehingga model tidak mampu mengenali beberapa kelas dengan baik, terutama Kelas 1 yang bahkan tidak terdeteksi sama sekali. Setelah penerapan SMOTE, akurasi model meningkat menjadi 73,89%, menunjukkan peningkatan signifikan dalam kemampuan model untuk mengklasifikasikan tingkat minat beli mahasiswa berdasarkan data media sosial. Performa model untuk setiap kelas sebelum dan setelah SMOTE ditampilkan dalam Tabel 6:

Tobal 6 Darbandingan	Doufousso	Model Desigion	Tuon Cabalum	don Coandah CMOTE
Tabel 6. Perbandingan	Periorma	Woder Decision	i ree Seneium (dan Sesudan SiviO i E

Kelas Target (Y)	Classification Report:	Sebelum SMOTE	Sesudah SMOTE
1	Precision		1.00
	Recall	Tidak Terdeteksi	0.97
	F1-score		0.99
2	Precision	0.00	0.77
	Recall	0.00	1.00
	F1-score	0.00	0.87
3	Precision	0.67	0.64
	Recall	0.39	0.64
	F1-score	0.49	0.64
4	Precision	0.53	0.50
	Recall	0.79	0.47
	F1-score	0.63	0.49
5	Precision	0.53	0.79
	Recall	0.30	0.61
	F1-score	0.38	0.69

Setelah penerapan SMOTE, terjadi peningkatan performa model yang cukup signifikan. Kelas 1 sebelumnya tidak terdeteksi kini memiliki f1-score masing-masing 0.99, menunjukkan bahwa model lebih mampu mengenali sampel dalam kedua kelas ini dengan baik.

3.5 Analisis Feature Importance

Memahami seberapa besar masing-masing variabel independen berkontribusi terhadap prediksi minat beli mahasiswa adalah langkah penting dalam pemodelan. Untuk menentukan variabel yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi model Decision Tree, penelitian ini melakukan analisis *feature importance*. Hasil analisis ini, yang dibuat dengan menggunakan parameter optimal yang telah diperoleh sebelumnya, menunjukkan perbedaan tingkat kepentingan di antara lima variabel independen (X1 hingga X5), yang masing-masing menunjukkan peran mereka dalam memengaruhi keputusan pembelian.

3.5.1 E-commerce

Analisis *feature importance* dilakukan dengan menggunakan model Decision Tree untuk memahami faktor yang paling berpengaruh terhadap minat beli mahasiswa dalam iklan *e-commerce*. Hasil analisis ditampilkan pada Gambar 6, yang menunjukkan kontribusi relatif setiap variabel terhadap prediksi minat beli.



Gambar 6. Feature Importance E-commerce

Hasil menunjukkan bahwa fitur *Meta Voicing* (X4) memiliki pengaruh terbesar pada minat beli mahasiswa. Ini menunjukkan bahwa interaksi pelanggan dengan iklan, terkait suara atau narasi dalam iklan yang terjadi di *ecommerce*, memainkan peran penting dalam keputusan mereka untuk membeli sesuatu. Selain itu, fitur *Guidance*

Shopping (X5) dan Responsiveness (X1) menunjukkan kontribusi yang signifikan. Seberapa baik iklan memberikan panduan pemesanan yang jelas kepada calon pembeli. Sementara itu, responsiveness berkaitan dengan seberapa baik penjual atau platform menanggapi pertanyaan dan kebutuhan pembeli. Sebaliknya, fitur Visibility (X3) dan Informativeness (X2) kurang penting daripada fitur lainnya. Meskipun Visibility yang menunjukkan seberapa jelas produk dideskripsikan dalam iklan. Informativeness, yang menunjukkan seberapa informatif iklan menyampaikan detail produk, juga memiliki pengaruh yang lebih rendah.

3.5.2 Sosial Media

Gambar 7 menunjukan analisis *feature importance* yang dilakukan untuk memahami faktor yang paling berpengaruh terhadap minat beli mahasiswa dalam iklan di media sosial.



Gambar 7. Feature Importance Media Sosial

Menurut hasil analisis nilai fitur, *Guidance Shopping* (X5) muncul sebagai faktor yang paling berpengaruh dalam menentukan minat beli mahasiswa. Ini menunjukkan bahwa fitur seperti panduan pemesanan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap keputusan pembelian calon pembeli. Selain itu, *Visibility* (X3) sangat penting, yang menunjukkan bahwa semakin jelas produk dideskripsikan dalam iklan dapat meningkatkan minat beli. *Responsiveness* (X1), yang menunjukkan kualitas dan kecepatan tanggapan penjual, masih merupakan komponen penting dalam menarik perhatian pembeli potensial. Sebaliknya, *informativeness* (X2) memiliki pengaruh yang lebih rendah, menunjukkan bahwa unsur lain, seperti *Visibility* dan *Guidance Shopping*, lebih dominan dalam memengaruhi minat pembeli daripada informasi produk. *Meta Voicing* (X4), yang menunjukkan interaksi pengguna dengan konten iklan, juga memiliki pengaruh yang paling kecil dalam model ini.

3.6 Analisis Perbandingan

3.6.1 Perbandingan Media Sosial vs. E-Commerce

Hasil evaluasi model Decision Tree menunjukkan perbandingan nilai performa dari iklan media sosial dan iklan e-commerce terhadap minat beli mahasiswa. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa iklan media sosial memiliki nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan iklan e-commerce. Akurasi untuk iklan media sosial sebesar 73,89%, sedangkan untuk iklan e-commerce sebesar 72,07%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa model lebih akurat dalam memprediksi minat beli mahasiswa pada platform media sosial dibandingkan dengan e-commerce. Adapun kenapa akurasi yang lebih besar dianggap lebih efektif, ini karena akurasi mencerminkan sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar berdasarkan data yang diberikan. Dalam hal ini, meskipun selisihnya kecil, model dengan akurasi yang lebih tinggi (media sosial) menunjukkan bahwa iklan media sosial sedikit lebih baik dalam menarik perhatian mahasiswa, yang mengarah pada minat beli yang lebih tinggi di platform tersebut. Analisis deskriptif menunjukkan bahwa *Visibility* (X3) memiliki rata-rata tertinggi pada kedua platform. Ini menunjukkan bahwa iklan visual memiliki pengaruh besar dalam menarik perhatian mahasiswa.

3.6.2 Variabel Paling Berpengaruh terhadap Minat Beli

Hasil analisis *Feature Importance* menunjukkan perbedaan faktor dominan dalam kedua platform. Di *ecommerce* sendiri variabel yang paling berpengaruh adalah *Meta Voicing* (X4), yang menunjukkan bahwa suara atau narasi dalam iklan memainkan peran penting dalam menarik perhatian konsumen dan meningkatkan minat beli. Sedangkan di media sosial variabel yang paling dominan adalah *Guidance Shopping* (X5), yang menunjukkan bahwa kemudahan dalam proses pembelian berperan besar dalam keputusan konsumen.

Temuan ini menunjukkan bahwa strategi pemasaran perlu disesuaikan dengan karakteristik masing-masing platform. Di *e-commerce*, iklan dengan suara atau narasi menarik lebih efektif, sedangkan di media sosial, iklan yang memberikan panduan pembelian yang jelas dan interaktif lebih disukai oleh konsumen.

3.6.3 Implikasi Praktis bagi Pemasar dan Perusahaan

Hasil penelitian ini memberikan wawasan yang sangat penting bagi penjual dalam menyusun strategi pemasaran digital yang lebih efektif dan terarah. Dengan memahami faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap minat beli mahasiswa, perusahaan dapat mengoptimalkan elemen-elemen dalam iklan mereka, baik di platform *e-commerce* maupun media sosial. Perjelas panduan pembelian agar memudahkan pelanagan dalam membeli dan mengurangi risiko tidak jadi beli karena proses pembelian yang membingungkan. Pastikan untuk merespon cepat setiap pertanyaan yang di tanyakan agar tidak kehilangan peluang transaksi.

Untuk melakukan periklanan di *e-commerce* pejual harus memperhatikan narasi suara yang di gunakan saat melakukan iklan gunakan bahasa yang menarik dan suara yang jelas. Gunakan audio musik yang menarik untuk menambahkan kesan estetika namun pastikan audio tidak mengganggu proses penyampaian informasi. Hasil ini dapat menambahkan studi yang dilakukan oleh Li dan Zhang mengenai personalisasi iklan agar menambahkan efektivitas periklanan di e-commerce.

Untuk melakukan periklanan di media sosial buat iklan yang memberikan panduan pembelian yang mudah dan jelas agar mudah di mengerti oleh pembeli. Perhatikan pula cara penyampaian visual produk agar mudah di ingat dan meningkatkan kepercayaan terhadap produk. Pastikan pengiklan memiliki respon yang cepat dan akurat saat berinteraksi dengan pembeli agar meningkatkan kepercayaan pembeli dan mempercepat proses pembelian. Hal ini sejalan dengan penelitian yang di lakukan oleh Pradani dan Muthohar yang menyatakan bahwa semakin tinggi tingkat interaksi dengan konsumen, semakin besar pula minat beli konsumen.

Dari kedua platform tersebut terlihat pola bahwa *Responsivness* (X1) dan *Guidance Shopping* (X5) menjadi faktor yang sangat di perhatikan oleh pembeli dalam menentukan keputusan pembelian. meskipun terdapat beberapa perbedaan dalam tingkat pengaruh faktor lainnya di masing-masing platform, pola ini menunjukkan bahwa aspek kemudahan dalam bertransaksi dan interaksi yang responsif tetap menjadi prioritas utama bagi calon pembeli, baik dalam *e-commerce* maupun media sosial. Oleh karena itu, bagi pemasar dan pelaku bisnis digital, meningkatkan kualitas layanan pelanggan serta memperjelas alur pembelian dalam strategi pemasaran dapat menjadi langkah yang efektif untuk meningkatkan minat beli dan konversi penjualan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan efektivitas iklan di *e-commerce* dan media sosial dalam memengaruhi minat beli mahasiswa S1 Universitas Muhammadiyah Surakarta (UMS). Analisis dilakukan dengan menggunakan metode Decision Tree, yang menunjukkan perbedaan karakteristik dan efektivitas kedua platform dalam strategi pemasaran digital. Hasil penelitian menunjukkan bahwa media sosial lebih efektif dalam menarik perhatian dan meningkatkan keterlibatan pengguna, dengan *Guidance Shopping* (X5) sebagai faktor paling berpengaruh terhadap minat beli. Interaksi aktif antara pengguna dan pengiklan menciptakan pengalaman berbelanja yang lebih dinamis, membantu pengguna dalam mengambil keputusan pembelian. Oleh karena itu, strategi pemasaran di media sosial sebaiknya berfokus pada konten interaktif untuk meningkatkan daya tarik dan *engagement*. Sebaliknya, e-commerce lebih unggul dalam mengonversi minat beli menjadi transaksi nyata, dengan *Meta Voicing* (X4) sebagai variabel paling dominan. Informasi produk yang lebih lengkap serta narasi iklan yang jelas meningkatkan kepercayaan calon pembeli. Oleh karena itu, strategi pemasaran di e-commerce sebaiknya menitikberatkan pada penyajian deskripsi produk yang detail. Narasi dalam iklan dan informasi yang lebih lengkap memberikan kepercayaan lebih kepada calon pembeli, menjadikan *e-commerce* sebagai platform yang lebih stabil dalam transaksi langsung.

Dengan adanya penelitian ini menambah wawasan tentang efektivitas iklan digital dengan membandingkan dua platform utama, yaitu *e-commerce* dan media sosial, menggunakan metode Decision Tree. Penelitian ini memperkaya pemahaman tentang faktor-faktor yang memengaruhi minat beli pada masing-masing platform, yang sebelumnya belum banyak dibahas secara kuantitatif dalam konteks mahasiswa. Selain manfaat teoritis,

penelitian ininjuga memberikan memberikan kontribusi praktis berupa panduan bagi pelaku bisnis dalam memilih platform pemasaran digital yang sesuai dengan tujuan mereka.

Pengaruh dari penelitian ini ialah bahwa pemilihan platform pemasaran harus disesuaikan dengan tujuan bisnis, jika tujuannya meningkatkan *awareness* dan interaksi, maka media sosial lebih efektif. Jika tujuannya meningkatkan konversi penjualan, maka *e-commerce* lebih tepat digunakan. Namun kombinasi kedua platform dapat meningkatkan efektivitas iklan pemasaran digital secara keseluruhan.

Arah penelitian di masa depan dapat mempertimbangkan penggunaan metode yang lebih kompleks, seperti Random Forest atau Neural Network, untuk meningkatkan akurasi analisis dalam menentukan faktor yang paling berpengaruh terhadap minat beli. Selain itu, penelitian dapat diperluas dengan mempertimbangkan variabel lain, seperti harga produk, loyalitas merek, dan pengalaman pengguna, guna memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai perilaku konsumen dalam ekosistem digital. Hasil ini dapat menjadi referensi bagi pelaku bisnis dalam menyusun strategi pemasaran digital yang lebih optimal, dengan mempertimbangkan karakteristik masing-masing platform dan perilaku konsumen di era digital.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. H. Demolingo, R. A. Putri, and K. Digdowiseiso, "Analisis Efektivitas Iklan Digital Terhadap Minat Pembelian Tiket Masuk Pada Kalangan Generasi Y Dan Z Di Desa Penglipuran Bangli, Bali," *Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia*, vol. 7, no. 3, 2022, doi: DOI: https://doi.org/10.36418/syntax-literate.v7i3.6558.
- [2] A. Zaures, B. Elmira, M. Belgozhakyzy, A. Ainur, and T. Nazym, "The development of e-commerce infrastructure in modern conditions," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Mar. 2020. doi: https://doi.org/10.1051/e3sconf/202015904028.
- [3] L. W. Evelina, F. Handayani, and S. Audreyla, "The Effect of Social Media Marketing on Brand Trust and Customer Loyalty of S Coffee Shop in Indonesia during Pandemic," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Sep. 2023. doi: 10.1051/e3sconf/202342602098.
- [4] A. Rosário and R. Raimundo, "Consumer marketing strategy and e-commerce in the last decade: A literature review," Dec. 01, 2021, *MDPI*. doi: https://doi.org/10.3390/jtaer16070164.
- [5] W. Li and Z. Xia, "Big Data-Driven Personalization in E-Commerce: Algorithms, Privacy Concerns, and Consumer Behavior Implications," *International Journal of Applied Machine Learning and Computational Intelligence*, vol. 12, no. 4, 2022.
- [6] Y. Cai and Z. Jiang, "The Effectiveness of Amazon Headphone Video Advertising Based on Time Series Analysis," in *Symposium on Creative Technology and Digital Media*, AHFE International, 2022. doi: 10.54941/ahfe1001435.
- [7] Waseem, M. U. Abbasi, and F. Hamid, "Impact of Digital Marketing Strategies on Marketing Performance: Role of Social Media Performance and E-commerce," *International Journal of Management Research and Emerging Sciences*, vol. 14, no. 3, Oct. 2024, doi: 10.56536/ijmres.v14i3.656.
- [8] T. Prihatiningsih, R. Panudju, and I. J. Prasetyo, "Digital Advertising Trends and Effectiveness in the Modern Era: A Systematic Literature Review," *Golden Ratio of Marketing and Applied Psychology of Business*, vol. 5, no. 1, 2025, doi: 10.52970/grmapb.v5i1.505.
- [9] H. H. Pradani and M. Muthohar, "The Influence of Social Media Marketing on Purchase Intention and Brand Loyalty (Study on the Batik Fashion Customer in Pekalongan)," *Budapest International Research and Critics Institute-Journal (BIRCI-Journal)*, vol. 5, no. 3, 2022, doi: 10.33258/birci.v5i3.6190.
- [10] D. Festyan, A. Viona, R. Simon, and A. M. Sundjaja, "Descriptive Analysis of Impulsive Purchase Intention on Live-Streaming Commerce in Indonesia," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Sep. 2023. doi: 10.1051/e3sconf/202342601002.
- [11] A. Ulfah and N. Huda, "Analisis Kuantitatif dalam Riset Kebijakan: Pendekatan, Karakteristik, dan Pembahasan Hasil," *Jurnal Studi Multidisipliner*, vol. 8, no. 6, 2024.
- [12] D. B. Stiawan and Y. S. Nugroho, "Perbandingan Performa Algoritma Decision Tree," *Indonesian Journal of Computer Science Attribution*, vol. 12, no. 4, 2023.
- [13] H. Imaduddin, B. Aditya Hermansyah, and F. B. Aura Salsabilla, "Arison Of Support Vector Machine and Decision Tree Methods In The Classification Of Breast Cancer," *Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 22–30, 2021, doi: http://dx.doi.org/10.22373/cj.v5i1.8805.
- [14] A. I. Fairuzsyifa and Y. S. Nugroho, "Analisis Regresi Linier Berganda Pengaruh Minat Calon Mahasiswa Di Universitas Muhammadiyah Surakarta Menggunakan Python," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 10, no. 2, 2024, doi: https://doi.org/10.33795/jip.v10i2.5014.

- [15] N. Wulandari and D. Wahyudi, "Pengaruh Pengetahuan Perpajakan, Sanksi Pajak, Kesadaran Wajib Pajak, dan Kualitas Pelayanan Pajak terhadap Kepatuhan Wajib Pajak dalam Membayar Pajak Bumi dan Bangunan di Desa Mranggen Kabupaten Demak," *Jurnal Pendidikan Tambusai*, vol. 6, no. 2, 2022, [Online]. Available: https://radarsemarang.jawapos.com/berita/jateng/demak/2019/11/15/ini-kecamatan-di-
- [16] A. Santoso, "Rumus Slovin: Panacea Masalah Ukuran Sampel," *Suksma: Jurnal Psikologi Universitas Sanata Dharma*, vol. 4, no. 2, pp. 24–43, 2023, doi: https://doi.org/10.24071/suksma.v4i2.6434.
- [17] A. M. Adam, "Sample Size Determination in Survey Research," *J Sci Res Rep*, pp. 90–97, Jun. 2020, doi: 10.9734/jsrr/2020/v26i530263.
- [18] O. McGrath and K. Burke, "Binomial Confidence Intervals for Rare Events: Importance of Defining Margin of Error Relative to Magnitude of Proportion," *Am Stat*, vol. 78, no. 4, pp. 437–449, 2024, doi: 10.1080/00031305.2024.2350445.
- [19] D. Ariyanto and D. A. Nuswantara, "Pengaruh Persepsi Tarif Pajak terhadap Kepatuhan Wajib Pajak UMKM," *AKUNESA: Jurnal Akuntansi Unesa*, vol. 8, no. 3, 2020, [Online]. Available: http://jurnalmahasiswa.unesa.ac.id/index.php/jurnal-akuntansi/AKUNESA:JurnalAkuntansiUnesa
- [20] R. D. Parashakti and Putriawati, "Pengaruh Keselamatan dan Kesehatan Kerja (K3), Lingkungan Kerja, dan Beban Kerja terhadap Kinerja Karyawan," *Jurnal Ilmu Manajemen Terapan*, vol. 1, no. 3, 2020, doi: 10.31933/JIMT.
- [21] Z. Jin, "Principle, Methodology and Application for Data Cleaning techniques," *BCP Business & Management FIBA*, vol. 2022, 2022.
- [22] F. Z. Sifi, W. Sabbar, and A. El Mzabi, "Application of Latent Dirichlet Allocation (LDA) for clustering financial tweets," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Sep. 2021. doi: 10.1051/e3sconf/202129701071.
- [23] V. R. Joseph, "Optimal Ratio for Data Splitting," arXiv, Feb. 2022, doi: 10.1002/sam.11583.
- [24] D. M. W. Powers, "Evaluation: From Precision, Recall And F-measure To ROC, Informedness, Markedness & Correlation," *arXiv*, 2020.
- [25] G. Devisetty and N. S. Kumar, "Prediction of Bradycardia using Decision Tree Algorithm and Comparing the Accuracy with Support Vector Machine," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Jul. 2023. doi: 10.1051/e3sconf/202339909004.
- [26] B. Talekar and S. Agrawal, "A Detailed Review on Decision Tree and Random Forest," *Biosci Biotechnol Res Commun*, vol. 13, no. 14, pp. 245–248, Dec. 2020, doi: 10.21786/bbrc/13.14/57.