

## MEMAHAMI NIAT PEMBELIAN KONSUMEN RITEL KECIL INFORMAL: PENDEKATAN DATA MINING DENGAN DECISION TREE

Yoga Religia <sup>1</sup>, Muhamad Ridwan <sup>2</sup>, Imam Prayogo Pujiono <sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Manajemen, UPN Veteran Yogyakarta

<sup>3</sup>Pendidikan Bahasa Arab, UIN K.H. Abdurrahman Wahid Pekalongan

<sup>1</sup>yoga.religia@upnyk.ac.id, <sup>2</sup>muhamad.ridwan@upnyk.ac.id,

<sup>3</sup>imam.prayogopujiono@uingusdur.ac.id

---

### ABSTRAK

---

Penelitian ini mengenai analisis niat pembelian konsumen dalam bisnis ritel kecil informal di negara berkembang. Penggunaan metode Decision Tree dalam data mining menjadi fokus penelitian untuk memprediksi niat pembelian berdasarkan Data Subsistence Retail Consumer. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Decision Tree memiliki akurasi di atas 90 persen, yang menandakan hasil yang signifikan dan baik dalam menganalisis niat pembelian konsumen. Item kualitas produk toko sesuai dengan harga yang dibayarkan pada niat yang dirasakan menjadi prediktor paling kuat dalam mempengaruhi niat pembelian. Implikasi teoritis dari penelitian ini memberikan panduan bagi strategi pemasaran dan bisnis untuk lebih memahami faktor-faktor yang memengaruhi perilaku pembelian konsumen secara efektif. Implikasi praktisnya adalah perusahaan dapat menggunakan model ini sebagai alat handal dalam merancang strategi pemasaran yang lebih efektif untuk meningkatkan niat pembelian konsumen dan mencapai kepuasan konsumen yang lebih tinggi.

**Kata Kunci** : bisnis ritel kecil informal, data mining, decision tree, niat pembelian.

---

---

### ABSTRACT

---

*This research concerns the analysis of consumer purchase intentions in informal small retail businesses in developing countries. The use of the Decision Tree method in data mining is the focus of research to predict purchase intentions based on Retail Consumer Subsistence Data. The results show that the Decision Tree model has an accuracy above 90 percent, which indicates a significant and good result in analyzing consumer purchase intentions. Items of store product quality according to the price paid on perceived intention are the most powerful predictors in influencing purchase intentions. The theoretical implications of this research provide guidance for marketing and business strategy to better understand the factors that influence consumer buying behavior effectively. The practical implication is that companies can use this model as a powerful tool in designing more effective marketing strategies to increase consumer purchase intentions and achieve higher consumer satisfaction.*

**Keywords** : *informal small retail business, data mining, decision tree, purchase intention.*

---

## 1. PENDAHULUAN

Saat ini tidak dapat dipungkiri bahwa ritel kecil informal yang digerakkan oleh UMKM telah memegang peran penting dalam pertumbuhan ekonomi di Indonesia (Religia, 2023). Namun, ritel kecil informal ini sedang menghadapi tantangan dalam beroperasi di lingkungan bisnis yang kompleks dan kompetitif (Cant & Wiid, 2013; Malgas & Zondi, 2020). Hal ini menjadikan pemahaman tentang niat konsumen untuk melakukan pembelian produl retail menjadi penting untuk dilakukan (Nyagadza et al., 2023; Prakash et al., 2019).

Data mining menyediakan teknik yang kuat untuk menemukan informasi yang bermakna dan berguna dari sejumlah besar data, sehingga sangat berguna untuk diaplikasikan padadunia nyata (Religia & Amali, 2021; Religia et al., 2021). Suatu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi niat pembelian konsumen melalui teknik data mining adalah dengan menggunakan model klasifikasi (Nugroho & Religia, 2021). Saat ini situs Mendeley Data telah menyediakan berbagai data untuk dimanfaatkan dalam penelitian, salahsatunya adalah *Data Subsistence Retail Consumer* (Zulu & Nkunal, 2022), sehingga dapat digunakan untuk klasifikasi niat pembelian konsumen retail.

*Decision Tree* merupakan salah satu algoritma yang paling kuat dalam data mining (Topirceanu & Grosseck, 2017). Decision tree bertujuan untuk membuat model yang dapat memprediksi nilai dari variabel target berdasarkan beberapa variabel input (Matzavela & Alepis, 2021). Dalam data mining, pohon keputusan juga dapat dijelaskan sebagai kombinasi teknik matematika dan komputasi yang membantu mendeskripsikan, mengkategorikan, dan menggeneralisasi suatu kumpulan data tertentu (Singh Kushwah et al., 2022). Menurut Esmeli et al. (2021, 2022), *Decision Tree* memberikan hasil terbaik dalam menentukan keputusan pembelian konsumen. Namun penelitian yang memanfaatkan *Decision*

*Tree* untuk mengidentifikasi penyebab niat pembelian konsumen masih sangat jarang ditemukan.

Penelitian yang dilakukan oleh Topal (2019) menemukan bahwa bahwa mengestimasi perilaku konsumen online merupakan tugas yang sulit karena banyak variabel yang berbeda, dengan perbedaan antara konsumen online dan konvensional. Mendapatkan data besar menjadi sulit karena pembatasan informasi pribadi dan memerlukan waktu analisis yang lama. Penggunaan decision tree dapat mempermudah estimasi perilaku konsumen online berdasarkan banyak variabel yang berbeda, terutama ketika telah tersedia data besar yang siap untuk dianalisis.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Vaca et al. (2020) menyebutkan bahwa dalam menghadapi biaya tinggi dan kompleksitas untuk penerapan teknik kecerdasan buatan yang disesuaikan, penggunaan model sederhana seperti pohon keputusan bisa menjadi alternatif yang ekonomis untuk analisis dan prediksi pasar bagi perusahaan kecil. Penggunaan Decision Tree ini memungkinkan perusahaan-perusahaan kecil untuk memanfaatkan kecerdasan buatan tanpa harus mengatasi biaya yang tinggi dari teknik yang lebih canggih.

Berdasarkan pembahasan sebelumnya diketahui bahwa mengidentifikasi niat pembelian konsumen pada bisnis ritel kecil informal sangatlah penting. Selain itu, saat ini masih jarang ditemui penelitian yang memanfaatkan metode data mining dengan algoritma *Decision Tree* untuk mengklasifikasikan niat pembelian konsumen. Penelitian ini mencoba mengidentifikasi niat pembelian konsumen retail menggunakan algoritma *Decision Tree* berdasarkan *Data Subsistence Retail Consumer*.

## 2. METODE

### 2.1. Data yang digunakan

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan *Data Subsistence Retail Consumer* yang diambil dari situs Mendeley Data yang

diakses pada 17 Juli 2023 (Zulu & Nkunal, 2022).

Tabel 1. Variabel dan item data Penelitian

Variabel	Item	Kode
Empati	Toko memahami kebutuhan spesifik pelanggan	E1
	Toko berusaha untuk mengakomodasi kebutuhan pelanggan	E2
	Toko memberikan layanan pribadi kepada pelanggan	E3
	Toko memberikan pelayanan yang sangat efisien	E4
Kenyamanan	Tata letak yang mempermudah menemukan kebutuhan pelanggan	C1
	Tata letak yang mempermudah pelanggan bergerak	C2
	Selalu menyediakan barang dagangan yang dibutuhkan	C3
Sensitifitas Harga	Pelanggan akan terus membeli, meski harga naik	PS1
	Pelanggan bersedia membayar lebih tinggi untuk lokasi toko yang lebih dekat	PS2
	Pelanggan bersedia tetap membeli dengan tidak berpindah ke toko lain	PS3
Lingkungan Fisik	Toko memiliki tampilan yang menarik	PE1
	Toko menyediakan lingkungan belanja yang bersih	PE2
	Toko memiliki lorong yang lebar dan terbuka	PE3
	Toko memiliki tanda lorong yang baik	PE4
	Toko menyediakan lingkungan belanja yang menyenangkan	PE5
	Lingkungan toko terasa aman dan terjamin	PE6
Kualitas Produk yang dirasakan	Kualitas keseluruhan produk yang bagus	PPQ1
	Kualitas departemen produksi yang bagus	PPQ2
	Kualitas departemen daging yang bagus	PPQ3
	Kualitas toko roti yang bagus	PPQ4
Kepercayaan Konsumen	Toko selalu memenuhi harapan pelanggan	CT1
	Pelanggan dapat mengandalkan toko untuk memenuhi kebutuhan	CT2
	Toko dapat diandalkan	CT3
	Toko selalu bisa dipercaya	CT4
	Toko secara konsisten menyediakan produk dan layanan berkualitas	CT5
	Penawaran toko sepadan dengan uang yang pelanggan keluarkan	CT6
	Toko membantu pelanggan menghemat waktu	CT7
Nilai yang dirasakan	Kualitas produk toko sesuai dengan harga yang dibayarkan	PV1
	Produk toko memiliki harga terjangkau	PV2
	Harga produk memungkinkan pelanggan berhemat	PV3
Niat Pembelian	Pelanggan berniat untuk membeli	PI1
	Pelanggan ingin mengulangi pengalaman pembelian	PI2
	Pelanggan akan melakukan pembelian	PI3
	Pelanggan merekomendasikan pembelian	PI4

*Data Subsistence Retail Consumer* mulai dipublikasikan sejak 7 Februari 2022, sehingga masih sangat baru untuk digunakan dalam penelitian. Data tersebut terdiri dari 281 *instance* dimana terdapat 8 variabel dengan 34 item didalamnya. Berdasarkan 281 *instance* yang ada, tidak terdapat satupun missing value pada data tersebut. *Data Subsistence Retail Consumer* merupakan dataset yang mengidentifikasi kenyamanan, sensitivitas harga, kualitas produk yang dirasakan, kepercayaan pelanggan, dan nilai yang dirasakan sebagai faktor yang merangsang perilaku pembelian. Tujuan dari data tersebut adalah untuk memodelkan perilaku pembelian konsumen subsisten dalam lingkungan ritel di negara berkembang. Seluruh item merupakan data desimal dengan skala likert 1 sampai dengan 5. Dimana 5 menandakan sangat setuju, sedangkan 1 menandakan sangat tidak setuju. Kelas label yang akan digunakan dari data tersebut adalah niat pembelian konsumen. Label tersebut diperoleh dari nilai rata-rata dari 4 item yaitu berniat untuk membeli, ingin mengulangi pengalaman pembelian, akan melakukan pembelian, dan merekomendasikan pembelian. Lihat pada Tabel 1.

## 2.2. Model Penelitian

Pembuatan model penelitian diawali dengan pemanggilan data *Subsistence Retail Consumer*. Selanjutnya dilakukan proses validasi dengan cross validation. Penggunaan Cross Validation dipilih karena mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik daripada metode validasi lainnya (Horvat et al., 2020). Setelah proses validasi selanjutnya dilakukan apply model menggunakan algoritma *Decision Tree*. Tahap terakhir dilakukan dengan mengukur performa dari model yang terbentuk untuk evaluasi model. Pembuatan model akan dilakukan menggunakan tools RapidMiner 5.3. Pembuatan model *Decision Tree* menggunakan RapidMiner karena platform ini menyediakan antarmuka yang mudah digunakan, alat pemodelan lengkap, integrasi dengan alat lain, kemampuan visualisasi, serta

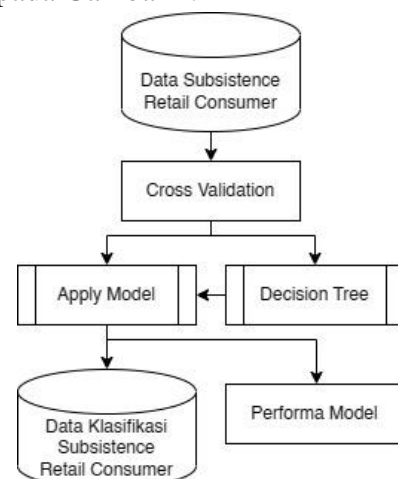
kinerja dan skalabilitas yang baik (László & Ghous, 2020).

Penelitian ini menggunakan klasifikasi dengan algoritma *Decision Tree*. Selain memberikan performa yang baik (Topîrceanu & Grosseck, 2017), penelitian ini menggunakan *Decision Tree* karena merupakan metode klasifikasi yang simpel dan mudah dipahami oleh pengguna dalam penerapannya dalam situasi nyata (Syed Nor et al., 2019). *Decision Tree* adalah salah satu metode dalam data mining dan machine learning yang digunakan untuk pengambilan keputusan berdasarkan serangkaian aturan atau keputusan berjenjang. Algoritma ini menggambarkan suatu pohon dengan daun sebagai hasil atau kelas dan cabang sebagai pengambilan keputusan berdasarkan fitur atau atribut data (Quinlan, 1986). *Decision Tree* bekerja dengan membagi dataset menjadi subset yang lebih kecil berdasarkan aturan-aturan yang dibuat untuk mendapatkan hasil prediksi atau klasifikasi yang akurat. Keuntungan dari *Decision Tree* adalah kemampuannya dalam memberikan interpretasi yang mudah dimengerti serta kemampuan mengatasi masalah klasifikasi dan regresi (Yap et al., 2011).

Penelitian ini menerapkan cross validation dengan menggunakan teknik pengambilan sampel stratified sampling dan  $k=10$ , di mana proses pelatihan dan pengujian data dilakukan sebanyak 10 kali untuk membagi seluruh data ke dalam subkelompok yang berbeda. Metode stratified sampling digunakan untuk memastikan investigasi pada subkelompok yang berbeda dalam data yang digunakan (Religia & Amali, 2021). Hasil dari proses ini akan digunakan dalam pembuatan apply model untuk evaluasi model.

Evaluasi model pada data mining adalah tahap kritis untuk memverifikasi bahwa pemodelan data yang digunakan memberikan performa yang optimal (Religia, 2021). Penelitian ini akan mengevaluasi model yang digunakan berdasarkan akurasi, presisi dan *recall* untuk kemudian dianalisa struktur pohon

yang dihasilkan dari model yang digunakan. Perhitungan nilai akurasi, presisi, dan recall akan dilakukan menggunakan binary confusion matrix. Dalam binary confusion matrix, pengamatan yang secara benar diklasifikasikan ke dalam kelas positif disebut true positives (TP), sementara pengamatan yang diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas negatif disebut true negatives (TN). Jika instances dari kelas positif salah diklasifikasikan sebagai negatif, disebut false negatives (FN), dan jika instances dari kelas negatif salah diklasifikasikan sebagai positif, disebut false positives (FP). Dari nilai TP, FP, TN, dan FN, dapat dihitung indikator performa klasifikasi seperti akurasi, presisi, dan recall (sensitivitas) dengan menggunakan persamaan yang telah ditentukan (Ruuska et al., 2018). Secara sederhana model penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Model Penelitian

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Hasil Pengujian

Terdapat beberapa keluaran berupa performa model penelitian dan diagram pohon keputusan untuk identifikasi faktor yang mempengaruhi niat pembelian konsumen pada produk retail setelah dilakukan pengujian menggunakan Tools RapidMiner 5.3. Hasil pengujian performa model penelitian dapat dilihat pada Tabel 2. Berdasarkan Tabel 2 menunjukkan bahwa dari model penelitian yang dibangun diperoleh akurasi sebesar 90,01 persen, presisi sebesar 92,80 persen, dan recall

sebesar 91,37 persen. Hasil akurasi 90,01 persen menunjukkan bahwa model Decision tree yang digunakan telah memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam melakukan klasifikasi data. Presisi sebesar 92,80 persen pada model Decision Tree berarti bahwa 92,80 persen dari prediksi positif yang dibuat oleh model tersebut adalah benar atau tepat, sedangkan 7,20 persen merupakan prediksi positif yang salah atau salah klasifikasi..

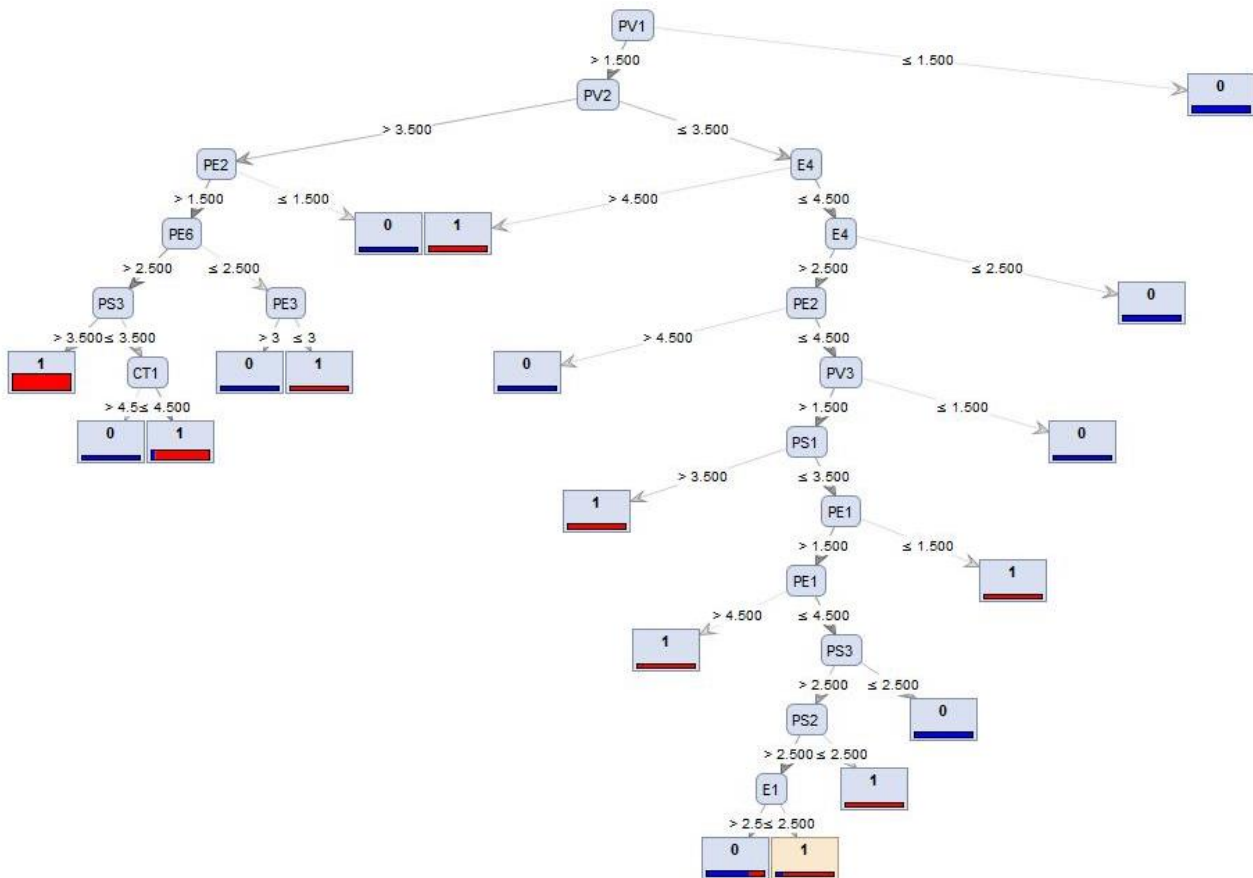
Tabel 2. Performa Model Penelitian

Performa	Persentase (%)
Akurasi	90,01
Presisi	92,80
Recall	91,37

Dengan demikian, semakin tinggi persentase presisi, semakin akurat model dalam mengklasifikasikan data positif. Recall sebesar 91,37 persen pada model Decision Tree berarti bahwa dari seluruh instances yang benar positif (TP) atau anggota kelas positif, model berhasil

mengeteksi dan mengklasifikasikan sebanyak 91,37 persen dari instances tersebut dengan benar. Dengan kata lain, sekitar 91,37 persen dari total anggota kelas positif berhasil diidentifikasi dengan tepat oleh model

Selain diperoleh performa model penelitian, berdasarkan pengujian menggunakan RapidMiner 5.3 juga diperoleh diagram pohon keputusan. Diagram pohon keputusan ini merupakan visualisasi yang menunjukkan urutan langkah-langkah pengambilan keputusan berdasarkan aturan dan kondisi item penelitian yang digunakan. Pohon dimulai dari akar sebagai titik awal, kemudian melalui cabang-cabang yang menggambarkan pemilihan nilai atau kondisi item, dan berakhir pada daun yang merepresentasikan hasil klasifikasi niat pembelian. Diagram ini membantu memahami cara model Decision Tree bekerja dan interpretasi hasil klasifikasinya. Diagram pohon keputusan yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Pohon Keputusan

Berdasarkan Gambar 2 dapat dijelaskan bahwa daun yang bernilai 1 bermakna konsumen berniat untuk melakukan pembelian, sedangkan daun yang bernilai 0 bermakna konsumen tidak berniat melakukan pembelian. Setiap cabang dari setiap node item bernilai 1 sampai dengan 5 karena data yang digunakan merupakan data desimal dengan skala likert 1 sampai dengan 5. Nilai 1 mewakili sangat tidak setuju, sedangkan nilai 5 mewakili sangat setuju. Berdasarkan hasil tersebut diketahui bahwa terdapat 9 kombinasi item yang menjadikan konsumen berniat melakukan pembelian. Apabila diurutkan dari kombinasi terpendek akan diperoleh 9 kombinasi sebagai berikut:

1. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $\leq 3,5$ ) -> E4 ( $>4,5$ )
2. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $>3,5$ ) -> PE2 ( $>1,5$ ) -> PE6 ( $>2,5$ ) -> PS3 ( $>3,5$ )
3. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $>3,5$ ) -> PE2 ( $>1,5$ ) -> PE6 ( $\leq 2,5$ ) -> PE3 ( $\leq 3,0$ )
4. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $>3,5$ ) -> PE2 ( $>1,5$ ) -> PE6 ( $>2,5$ ) -> PS3 ( $\leq 3,5$ ) -> CT1 ( $\leq 4,5$ )
5. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $\leq 3,5$ ) -> E4 ( $\leq 4,5$ ) -> E4 ( $>2,5$ ) -> PE2 ( $\leq 4,5$ ) -> PV3 ( $>1,5$ ) -> PS1 ( $>3,5$ )
6. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $\leq 3,5$ ) -> E4 ( $\leq 4,5$ ) -> E4 ( $>2,5$ ) -> PE2 ( $\leq 4,5$ ) -> PV3 ( $>1,5$ ) -> PS1 ( $\leq 3,5$ ) -> PE1 ( $\leq 1,5$ )
7. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $\leq 3,5$ ) -> E4 ( $\leq 4,5$ ) -> E4 ( $>2,5$ ) -> PE2 ( $\leq 4,5$ ) -> PV3 ( $>1,5$ ) -> PS1 ( $\leq 3,5$ ) -> PE1 ( $>1,5$ ) -> PE1 ( $>4,5$ )
8. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $\leq 3,5$ ) -> E4 ( $\leq 4,5$ ) -> E4 ( $>2,5$ ) -> PE2 ( $\leq 4,5$ ) -> PV3 ( $>1,5$ ) -> PS1 ( $\leq 3,5$ ) -> PE1 ( $>1,5$ ) -> PE1 ( $\leq 4,5$ ) -> PS3 ( $>2,5$ ) -> PS2 ( $\leq 2,5$ )
9. PV1 ( $>1,5$ ) -> PV2 ( $\leq 3,5$ ) -> E4 ( $\leq 4,5$ ) -> E4 ( $>2,5$ ) -> PE2 ( $\leq 4,5$ ) -> PV3 ( $>1,5$ ) -> PS1 ( $\leq 3,5$ ) -> PE1 ( $>1,5$ ) -> PE1 ( $\leq 4,5$ ) -> PS3 ( $>2,5$ ) -> PS2 ( $>2,5$ ) -> E1 ( $\leq 2,5$ )

### 3.2. Diskusi

Berdasarkan model penelitian yang terbentuk, diperoleh akurasi yang lebih besar dari 90 persen. Hasil ini menandakan temuan ini sudah signifikan karena memiliki error rate

yang kurang dari 10 persen. Secara umum, tingkat akurasi dari model klasifikasi yang di atas 90 persen dianggap sangat baik dan dapat diterima secara luas dalam banyak aplikasi (Charbuty & Abdulazeez, 2021).

Berdasarkan 9 kombinasi yang menentukan niat pembelian, kombinasi terpanjang memerlukan kombinasi 12 item yang mempengaruhi niat pembelian. sedangkan kombinasi terpendek hanya memerlukan 3 kombinasi untuk mempengaruhi niat pembelian konsumen. Kombinasi terpanjang adalah konsumen akan tetap berniat membeli ketika konsumen merasa tidak setuju jika kualitas produk toko sesuai dengan harga yang dibayarkan, cukup setuju jika produk toko memiliki harga terjangkau, cukup setuju jika toko memberikan pelayanan yang sangat efisien, cukup setuju jika mereka bersedia membayar lebih tinggi untuk lokasi toko yang lebih dekat, tidak setuju jika harga produk memungkinkan mereka berhemat, cukup setuju jika mereka akan terus membeli meski harga produk naik, tidak setuju jika toko memiliki tampilan yang menarik, cukup setuju jika mereka bersedia tetap membeli dengan tidak berpindah ke toko lain, cukup setuju jika mereka mau membayar lebih tinggi untuk lokasi toko yang lebih dekat, dan tidak setuju jika toko memahami kebutuhan spesifik mereka. Kombinasi terpendek adalah konsumen akan tetap berniat membeli ketika konsumen merasa tidak setuju jika kualitas produk toko sesuai dengan harga yang dibayarkan, cukup setuju jika produk toko memiliki harga terjangkau, dan sangat setuju jika toko memberikan pelayanan yang sangat efisien.

Berdasarkan Decision Tree diketahui bahwa item PV1 berada pada node akar, hal tersebut menjadikan PV1 menjadi item yang paling mempengaruhi niat pembelian konsumen. Konsumen selalu memiliki niat pembelian ketika paling tidak mereka merasa tidak setuju jika kualitas produk toko sesuai

dengan harga yang dibayarkan, sedangkan ketika konsumen merasa sangat tidak setuju jika kualitas produk toko sesuai dengan harga yang dibayarkan akan membuat mereka tidak berniat membeli. Hasil tersebut menunjukkan bahwa nilai yang dirasakan merupakan prediktor paling kuat dalam mempengaruhi niat pembelian karena PV1 merupakan bagian dari nilai yang dirasakan. Hasil ini juga mendukung temuan Zulu and Nkuna (2022) yang menyebutkan bahwa nilai yang dirasakan memiliki pengaruh positif signifikan terhadap niat pembelian dan merupakan prediktor paling kuat dalam mempengaruhi niat pembelian konsumen.

Penelitian ini secara teoritis berimplikasi pada terbentuknya model dengan akurasi di atas 90 persen dan memiliki nilai prediktif yang baik untuk menganalisis niat pembelian konsumen. Selain itu, nilai yang dirasakan oleh konsumen, terutama item PV1, memiliki pengaruh paling kuat dalam mempengaruhi niat pembelian, hal ini sejalan dengan temuan penelitian sebelumnya Zulu and Nkuna (2022). Implikasi teoritis ini memberikan panduan berharga bagi strategi pemasaran dan bisnis untuk lebih memahami faktor-faktor yang memengaruhi perilaku pembelian konsumen secara efektif.

Implikasi praktis dari penelitian ini adalah perusahaan dapat menggunakan model penelitian sebagai alat yang handal untuk menganalisis dan memahami niat pembelian konsumen. Perusahaan yang berfokus pada item PV1 atau nilai yang dirasakan akan membantu perusahaan dalam merancang strategi pemasaran yang lebih efektif untuk meningkatkan niat konsumen untuk melakukan pembelian. Dengan memahami faktor-faktor yang paling berpengaruh dalam mempengaruhi niat pembelian, perusahaan dapat mengarahkan sumber daya dan upaya pemasaran secara lebih tepat untuk mencapai kesuksesan dalam bisnis dan mencapai kepuasan konsumen yang lebih tinggi.

Perlu diakui bahwa terdapat beberapa keterbatasan yang harus diperhatikan untuk memahami hasil dan interpretasi temuan penelitian ini. Penelitian ini masih menggunakan data sekunder, hal ini menjadikan jumlah variabel yang dapat dianalisis masihlah terbatas. Penting juga untuk menyadari bahwa model Decision Tree cenderung sensitif terhadap perubahan data, sehingga stabilitas model dapat menjadi perhatian dalam penggunaannya untuk analisis niat pembelian konsumen.

## **4. PENUTUP**

### **4.1. Kesimpulan**

Penelitian ini menghasilkan model dengan tingkat akurasi sangat baik sehingga cocok digunakan untuk menganalisis niat pembelian konsumen. Dalam penelitian ini, terdapat 9 kombinasi yang menentukan niat pembelian, di mana kombinasi terpanjang memerlukan 12 item yang mempengaruhi niat pembelian, sedangkan kombinasi terpendek hanya memerlukan 3 item. Hasil analisis menunjukkan bahwa konsumen akan tetap berniat membeli ketika mereka merasa tidak setuju terhadap kualitas produk toko sesuai dengan harga yang dibayarkan, cukup setuju dengan harga terjangkau, serta mendapatkan pelayanan yang sangat efisien. Berdasarkan Decision Tree, item PV1 berada pada node akar dan menjadi atribut yang paling mempengaruhi niat pembelian konsumen. Konsumen cenderung selalu memiliki niat pembelian ketika paling tidak mereka merasa tidak setuju terhadap kualitas produk toko yang sesuai dengan harga yang dibayarkan, sementara jika konsumen merasa sangat tidak setuju dengan kualitas produk dan harganya, mereka cenderung tidak berniat membeli. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa nilai yang dirasakan oleh konsumen memiliki pengaruh paling kuat dalam mempengaruhi niat pembelian.

## 4.2. Saran

Penelitian selanjutnya diharapkan dapat dapat melibatkan penggunaan data primer untuk memperluas jumlah variabel yang dapat dianalisis secara lebih komprehensif terkait analisis niat pembelian konsumen. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat melakukan analisis komparatif dengan menggunakan berbagai model klasifikasi selain Decision Tree, untuk mengevaluasi dan membandingkan stabilitas serta kinerja model dalam memprediksi niat pembelian konsumen dengan berbagai variasi data.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- Cant, M. C., & Wiid, J. A. (2013). Establishing the challenges affecting South African SMEs. *International Business & Economics Research Journal*, 12(6), 707-716. <https://doi.org/10.19030/iber.v12i6.7869>
- Charbuty, B., & Abdulazeez, A. (2021). Classification based on decision tree algorithm for machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 2(01), 20 - 28. <https://doi.org/10.38094/jastt20165>
- Esmeli, R., Bader-El-Den, M., & Abdullahi, H. (2021). Towards early purchase intention prediction in online session based retailing systems. *Electronic Markets*, 31(3), 697-715. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00448-x>
- Esmeli, R., Bader-El-Den, M., & Abdullahi, H. (2022). An analyses of the effect of using contextual and loyalty features on early purchase prediction of shoppers in e-commerce domain. *Journal of Business Research*, 147, 420-434. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.04.012>
- Horvat, T., Havaš, L., & Srpak, D. (2020). The Impact of Selecting a Validation Method in Machine Learning on Predicting Basketball Game Outcomes. *Symmetry*, 12(3).
- László, K., & Ghous, H. (2020). Efficiency comparison of Python and RapidMiner. *Multidiszciplináris Tudományok*, 10(3), 212-220.
- Malgas, M., & Zondi, W. B. (2020). Challenges facing small business retailers in selected South African townships. *The Southern African Journal of Entrepreneurship and Small Business Management*, 12(1), 1-9. [https://doi.org/10520/ejc-sajesbm\\_v\\_i\\_a202](https://doi.org/10520/ejc-sajesbm_v_i_a202)
- Matzavela, V., & Alepis, E. (2021). Decision tree learning through a Predictive Model for Student Academic Performance in Intelligent M-Learning environments. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100035. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100035>
- Nugroho, A., & Religia, Y. (2021). Analisis optimasi algoritma klasifikasi Naive Bayes menggunakan Genetic Algorithm dan Bagging. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 504 - 510. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i3.3067>
- Nyagadza, B., Mazuruse, G., Simango, K., Chikazhe, L., Tsokota, T., & Macheke, L. (2023). Examining the influence of social media eWOM on consumers' purchase intentions of commercialised indigenous fruits (IFs) products in FMCGs retailers. *Sustainable Technology and Entrepreneurship*, 2(3), 100040. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.stae.2023.100040>
- Prakash, G., Choudhary, S., Kumar, A., Garza-Reyes, J. A., Khan, S. A. R., & Panda, T. K. (2019). Do altruistic and egoistic values influence consumers' attitudes and purchase intentions towards eco-friendly packaged products? An empirical investigation. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 50, 163-169. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2019.05.011>
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1(1), 81-106. <https://doi.org/10.1007/BF00116251>
- Religia, Y. (2021). Evaluasi model data mining. In *Data mining dan aplikasinya* (pp. 193-210). Widina Bhakti Persada Bandung.
- Religia, Y. (2023). Theory of reasoned action dalam mempengaruhi niat adopsi tiktok dikalangan UMKM. *Journal of Economic, Business and Engineering*, 4(2), 199-205. <https://doi.org/10.32500/jebe.v4i2.4334>
- Religia, Y., & Amali. (2021). Perbandingan optimasi feature selection pada Naïve Bayes untuk klasifikasi kepuasan airline passenger. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 527 - 533. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i3.3086>
- Religia, Y., Nugroho, A., & Hadikristanto, W. (2021). Analisis perbandingan algoritma optimasi pada Random Forest untuk klasifikasi data bank marketing. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 187 - 192. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2813>
- Ruuska, S., Hämäläinen, W., Kajava, S., Mughal, M., Matilainen, P., & Mononen, J. (2018). Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle. *Behavioural Processes*, 148, 56-62. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.beproc.2018.01.004>
- Singh Kushwah, J., Kumar, A., Patel, S., Soni, R., Gawande, A., & Gupta, S. (2022). Comparative study of regressor and classifier with decision tree using modern tools. *Materials Today: Proceedings*, 56, 3571-3576. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.11.635>



- Syed Nor, S. H., Ismail, S., & Yap, B. W. (2019). Personal bankruptcy prediction using decision tree model. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 24(47), 157-170. <https://doi.org/10.1108/JEFAS-08-2018-0076>
- Topal, I. (2019). Estimation of Online Purchasing Intention Using Decision Tree. *Journal of Management Economics Research*, 17(4), 269-280. <https://doi.org/10.11611/yead.542249>
- Topîrceanu, A., & Grosseck, G. (2017). Decision tree learning used for the classification of student archetypes in online courses. *Procedia Computer Science*, 112, 51-60. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.021>
- Vaca, C., Riofrío, D., Pérez, N., & Benítez, D. (2020, 7-8 Aug. 2020). Buy & Sell Trends Analysis Using Decision Trees. 2020 IEEE Colombian Conference on Applications of Computational Intelligence (IEEE ColCACI 2020),
- Yap, B. W., Ong, S. H., & Husain, N. H. M. (2011). Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models. *Expert Systems with Applications*, 38(10), 13274-13283. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.147>
- Zulu, M., & Nkunal, A. (2022). *Subsistence Retail Consumer Data* Version 1). <https://doi.org/10.17632/5z37z85jck.1>
- Zulu, V. M., & Nkuna, A. M. (2022). Data modelling of subsistence retail consumer purchase behavior in South Africa. *Data in Brief*, 42, 108094. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2022.108094>