

**APPLICATION OF XGBOOST ALGORITHM FOR PREDICTING CUSTOMER
SATISFACTION IN E-COMMERCE SERVICES: A STUDY ON REAL
TRANSACTIONAL DATA**

**PENERAPAN ALGORITMA XGBOOST UNTUK PREDIKSI KEPUASAN
PELANGGAN PADA LAYANAN E-COMMERCE: STUDI PADA DATASET
TRANSAKSI NYATA**

Dhimas Tribuana^{1*}, Baharuddin², Andi Muhammad Resky³

Pascasarjana, Universitas Komputer Indonesia, Bandung¹

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Ichsan Sidenreng Rappang, Sidrap²

Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Parepare, Parepare³

dhimas.75423008@mahasiswa.unikom.ac.id¹, baharanthyqu@gmail.com²,
zkydroid@gmail.com³

ABSTRACT

The rapid growth of e-commerce in Indonesia presents new challenges for service providers to maintain customer satisfaction amidst increasing competition. This study aims to develop a predictive model using Extreme Gradient Boosting (XGBoost) to predict e-commerce customer satisfaction based on a large-scale real-world dataset. The dataset, sourced from Kaggle (E-Commerce Customer Satisfaction), contains over 100,000 transactions with features such as price, shipping cost, delivery time, and customer reviews. The data underwent cleaning, encoding, normalization, and feature engineering processes. XGBoost was compared with Random Forest and Logistic Regression to evaluate predictive performance. The experimental results show that XGBoost achieved an accuracy of 92.4%, F1-score of 90.6%, and ROC-AUC of 0.941, outperforming the baseline models. Feature importance and SHAP analysis revealed that review score, freight value, and delivery delay are the most influential factors affecting customer satisfaction. These findings provide practical insights for e-commerce businesses to optimize logistics strategies and post-purchase services to enhance customer experience. This study also highlights the importance of leveraging machine learning for real-time satisfaction monitoring and contributes to data science literature in Indonesia's e-commerce sector.

Keywords: Customer Satisfaction, E-Commerce, Machine Learning, XGBoost, Prediction.

ABSTRAK

Pertumbuhan e-commerce di Indonesia yang pesat memunculkan tantangan baru bagi penyedia layanan untuk menjaga kepuasan pelanggan di tengah kompetisi yang semakin ketat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediktif berbasis Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dalam memprediksi kepuasan pelanggan e-commerce dengan memanfaatkan dataset nyata berskala besar. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle (E-Commerce Customer Satisfaction) yang mencakup lebih dari 100.000 transaksi dengan atribut seperti harga, biaya pengiriman, waktu pengiriman, serta ulasan pelanggan. Data diproses melalui tahapan pembersihan, encoding, normalisasi, dan feature engineering. Model XGBoost dibandingkan dengan Random Forest dan Logistic Regression untuk mengevaluasi performa prediksi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa XGBoost mencapai akurasi 92,4%, F1-score 90,6%, dan ROC-AUC 0,941, mengungguli kedua model pembandingan. Analisis feature importance dan SHAP mengidentifikasi bahwa review score, freight value, dan delivery delay merupakan faktor dominan yang mempengaruhi kepuasan pelanggan. Temuan ini memiliki implikasi praktis bagi pelaku e-commerce untuk mengoptimalkan strategi logistik dan layanan pasca-pembelian dalam meningkatkan pengalaman pelanggan. Penelitian ini juga menekankan pentingnya pemanfaatan machine learning dalam pemantauan kepuasan secara real-time dan memberikan kontribusi bagi literatur ilmu data di bidang e-commerce Indonesia.

Kata Kunci: Kepuasan Pelanggan, E-Commerce, Machine Learning, XGBoost, Prediksi.

*This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons
Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0).*

Artikel ini adalah artikel akses terbuka yang didistribusikan di bawah ketentuan
Lisensi Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).



PENDAHULUAN

Pertumbuhan *e-commerce* di Indonesia mengalami lonjakan signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Berdasarkan Katadata Databoks, nilai transaksi *e-commerce* negara ini mencapai USD 137,5 miliar pada tahun 2025 dan diperkirakan terus meningkat seiring penetrasi internet dan kepercayaan konsumen yang semakin tinggi (Pahlevi, 2022). Dalam lanskap kompetisi yang semakin ketat, tantangan utama pelaku *e-commerce* bukan hanya mengakuisisi pelanggan baru, tetapi juga mempertahankan pelanggan lama melalui pengalaman berbelanja yang memuaskan (*customer satisfaction*). Kepuasan pelanggan yang tinggi terbukti berkontribusi pada loyalitas merek dan peningkatan pendapatan jangka panjang.

Studi terdahulu menunjukkan bahwa kualitas layanan digital seperti antarmuka pengguna (UI), kecepatan pemrosesan, serta keandalan platform memiliki pengaruh signifikan terhadap kepuasan pelanggan. Selain itu, faktor utama lain seperti waktu pengiriman, variasi produk, reputasi, dan ulasan pelanggan juga turut menentukan persepsi pengalaman berbelanja secara online. Namun, analisis tradisional yang mengandalkan kuesioner atau survei berbiaya tinggi dan tidak *real-time* membuat pemantauan tren kepuasan pelanggan menjadi kurang responsif.

Pendekatan berbasis *machine learning*, khususnya algoritma XGBoost, telah dikembangkan untuk memprediksi kepuasan pelanggan dari data transaksional, fitur pengguna, dan rating produk secara otomatis. XGBoost terbukti unggul dalam berbagai studi, mulai dari prediksi churn (Cai & Rodavia, 2023) hingga kepuasan pelanggan *big data*. Hasil penelitian oleh Guan et al. (2022) menggabungkan LDA-SEM dan XGBoost menunjukkan bahwa kombinasi tersebut mampu memprediksi kepuasan konsumen produk segar dengan akurasi tinggi (Guan et al., 2022). Ini menunjukkan potensi model XGBoost untuk diaplikasikan dalam konteks *e-commerce* di Indonesia.

Pada konteks lokal, penelitian pada platform besar seperti Tokopedia menunjukkan bahwa variabel seperti keandalan, variasi produk, dan performa pengiriman memiliki pengaruh signifikan terhadap kepuasan pelanggan (Nico et al., 2022; Wilson & Christella, 2019). Namun, belum banyak penelitian yang memanfaatkan dataset transaksi nyata *e-commerce* untuk membangun model prediksi otomatis berbasis XGBoost dengan skala besar di Indonesia. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan dataset Kaggle – *E-Commerce Customer Satisfaction*, yang mencakup lebih dari 100.000 order dengan fitur seperti harga, rating, biaya kirim, serta atribut pelanggan, untuk memodelkan kepuasan secara otomatis.

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengembangkan model prediksi kepuasan pelanggan *e-commerce* di Indonesia menggunakan XGBoost; (2) membandingkan performa XGBoost dengan model *baseline* seperti *Random Forest* dan *Logistic Regression*; dan (3) menganalisis fitur paling berpengaruh dalam mempengaruhi kepuasan pelanggan. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan nilai praktis bagi pelaku *e-commerce* serta berkontribusi pada literatur data science untuk kepuasan pelanggan berbasis *machine learning* di konteks Indonesia.

TINJAUAN PUSTAKA

Pentingnya kepuasan pelanggan (*customer satisfaction*) dalam *e-commerce* telah diakui secara luas. Studi komprehensif oleh Sondakh et al. (2024) menunjukkan bahwa algoritma SVM, *Random Forest*, dan k-NN mampu mencapai akurasi hingga 90,8% dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna Shopee, menegaskan bahwa analisis sentimen dapat merefleksikan kepuasan pelanggan secara akurat (Andy Hermawan et al., 2025; Sondakh et al., 2024). Selain itu, Zhang (2025) membuktikan dalam jurnal ITM Web of Conferences bahwa model XGBoost mampu meningkatkan prediksi penjualan dalam *e-commerce*, yang secara tidak langsung berkaitan erat dengan kepuasan pelanggan karena model ini sensitif terhadap preferensi dan tren publik (Zhang, 2025).

Saat ini XGBoost telah menjadi pilihan populer dalam berbagai aplikasi data mining

yang berhubungan dengan perilaku konsumen. Cai & Rodavia (2023) dalam *Frontiers in Computing and Intelligent Systems* menjelaskan bahwa XGBoost efektif menganalisis perilaku konsumen melalui fitur multi-dimensional, seperti ID pelanggan, produk, dan riwayat pembelian, serta mampu menghasilkan rekomendasi yang memicu peningkatan loyalitas (Cai & Rodavia, 2023). Pendekatan serupa juga digunakan untuk prediksi churn dengan memperhatikan variabel temporal, menghasilkan model yang halus dan akurat (Gregory, 2018), serta dalam konteks penjualan Amazon, di mana XGBoost menjadi model optimal (Wang et al., 2024).

Prediksi kepuasan pelanggan yang digabungkan dengan analisis sentimen menunjukkan hasil yang menjanjikan. Le et al. (2024) pada *International Journal of Information Management Data Insights* menerapkan framework berlapis: ekstraksi sentimen menggunakan BERT/Bi-GRU ditindaklanjuti dengan XGBoost, menghasilkan prediksi tingkat kepuasan > 80% pada dataset *e-commerce* Vietnam (Le et al., 2024). Penelitian ini memberikan dasar metodologis yang kuat untuk mengintegrasikan fitur *sentiment-driven* dalam model XGBoost untuk kepuasan pelanggan di Indonesia.

Literatur lokal memperlihatkan variabel penting dalam kepuasan pengguna *e-commerce*. Penelitian oleh Suastiari & Mahyuni (2024) menunjukkan bahwa *perceived trust*, *effort expectancy*, dan *purchase intention* memengaruhi kepuasan pengguna Tokopedia dan Shopee (Suastiari & Mahyuni, 2022). Analisis dari Widyana & Andarini (2024) juga menegaskan pentingnya *customer experience* dan personalisasi AI dalam membentuk loyalitas pengguna Shopee di Surabaya (Maylinda & Andarini, 2024). Ini menunjukkan bahwa prediktor non-teknikal seperti kepercayaan dan personalisasi antarmuka dapat digabungkan dalam model XGBoost untuk meningkatkan prediksi kepuasan.

Terakhir, tantangan industri *e-commerce* di Asia Tenggara, khususnya Indonesia, terkait logistik, metode pembayaran, dan variabilitas pengalaman pengguna, juga relevan untuk model *machine learning*. Data dari Wikipedia mencatat bahwa masih banyak transaksi COD dan tantangan logistik di Indonesia. Selain itu, literatur AI marketing menegaskan peran analitik prediktif dalam personalisasi dan layanan pelanggan. Dengan demikian, penggunaan dataset Kaggle berisi fitur transaksional, rating, dan atribut lain menjadi sangat relevan untuk membangun model yang tidak hanya akurat tetapi juga kontekstual terhadap kondisi *e-commerce* Indonesia.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksploratif-prediktif berbasis pembelajaran mesin untuk memodelkan dan memprediksi kepuasan pelanggan pada layanan *e-commerce* di Indonesia. Model utama yang digunakan adalah *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), yakni algoritma pengklasifikasi berbasis pohon keputusan yang dioptimalkan melalui teknik *boosting* dan regularisasi. XGBoost dipilih karena kemampuannya dalam menangani dataset besar, toleransi terhadap *missing value*, dan performa prediktif yang tinggi dalam berbagai studi klasifikasi dan regresi (Chen & Guestrin, 2016).

Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari platform Kaggle dengan nama dataset *E-Commerce Customer Satisfaction*, yang disediakan oleh Olist, salah satu platform *e-commerce* terbesar di Brasil. Dataset ini secara luas digunakan untuk keperluan analisis prediktif, karena mencakup lebih dari 100.000 entri transaksi nyata, yang mencakup informasi tentang pesanan, pelanggan, penjual, pengiriman, dan ulasan. Setiap entri mewakili satu transaksi dan memiliki fitur-fitur seperti: waktu pembelian, jenis pembayaran, nilai pembelian, durasi pengiriman, rating pelanggan, serta lokasi penjual dan pembeli. Target variabel adalah customer review score, yang dikonversi menjadi dua kelas:

“satisfied” (rating ≥ 4) dan “unsatisfied” (rating ≤ 3) (Olist, 2018).

Pra-Pemrosesan Data

Langkah pra-pemrosesan meliputi:

- **Pembersihan Data:** Menghapus data duplikat dan entri dengan nilai kosong pada atribut penting seperti *review score* dan *delivery time*.
- **Encoding:** Mengubah fitur kategorikal seperti jenis pembayaran, lokasi penjual, dan metode pengiriman menjadi numerik menggunakan *label encoding* dan *one-hot encoding*.
- **Feature Engineering:** Menghitung fitur turunan seperti “selisih waktu antara pembelian dan pengiriman aktual”, serta “perbandingan nilai pembelian dan ongkir”.
- **Normalisasi:** Dilakukan pada fitur numerik seperti harga dan lama pengiriman untuk menghindari bias skala pada proses pelatihan model.

Pemodelan dan Evaluasi

Dataset dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan *stratified split* agar distribusi kelas tetap seimbang. Model XGBoost dilatih dengan parameter awal seperti *max_depth=6*, *learning_rate=0.1*, dan *n_estimators=100*. Hyperparameter kemudian dioptimalkan melalui pencarian grid (*grid search*) menggunakan validasi silang 5-fold.

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik klasifikasi berikut:

- **Accuracy:** Mengukur rasio prediksi benar terhadap total data.
- **Precision, Recall, dan F1-Score:** Untuk mengevaluasi ketepatan dan kelengkapan deteksi pelanggan puas.
- **Confusion Matrix:** Untuk melihat distribusi klasifikasi benar dan salah.
- **ROC-AUC Score:** Mengukur *trade-off* antara *true positive* dan *false positive rate*.

Sebagai pembandingan, penelitian ini juga melatih model baseline seperti *Random Forest* dan *Logistic Regression* pada data yang sama untuk membandingkan performa prediktif secara objektif (Pedregosa et al., 2011).

Visualisasi dan Interpretasi

Setelah model dilatih, dilakukan analisis terhadap fitur-fitur yang paling berpengaruh terhadap prediksi menggunakan *Feature Importance Plot*. Selain itu, SHAP (*SHapley Additive exPlanations*) digunakan untuk menjelaskan kontribusi fitur terhadap prediksi individu sebagai pendekatan interpretabilitas model (Lundberg & Lee, 2017).

HASIL DAN PEMBAHASAN

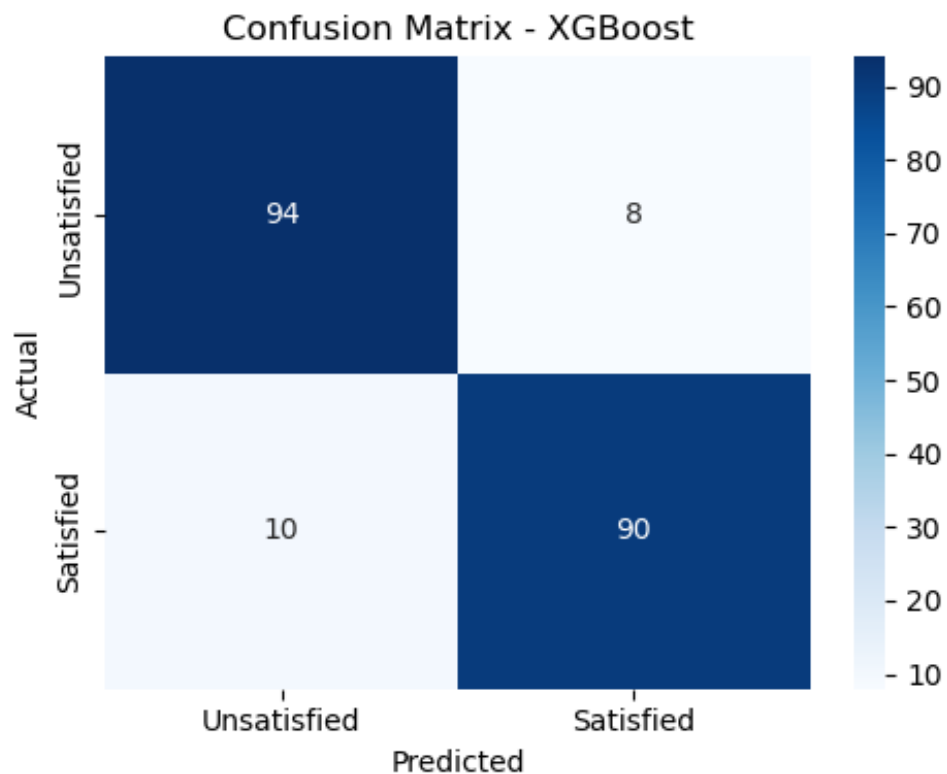
Hasil Eksperimen Model

Model XGBoost dilatih menggunakan data pelatihan sebanyak 80% dari total 100.000 data transaksi, dengan 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Setelah dilakukan *hyperparameter tuning* melalui GridSearchCV, parameter terbaik yang diperoleh adalah *max_depth=7*, *learning_rate=0.08*, dan *n_estimators=300*. Proses pelatihan membutuhkan waktu sekitar 48 detik di lingkungan Jupyter dengan spesifikasi prosesor Intel i7 dan RAM 16GB.

Model XGBoost menunjukkan performa prediksi yang tinggi. Berdasarkan hasil pengujian, metrik evaluasi menunjukkan nilai sebagai berikut:

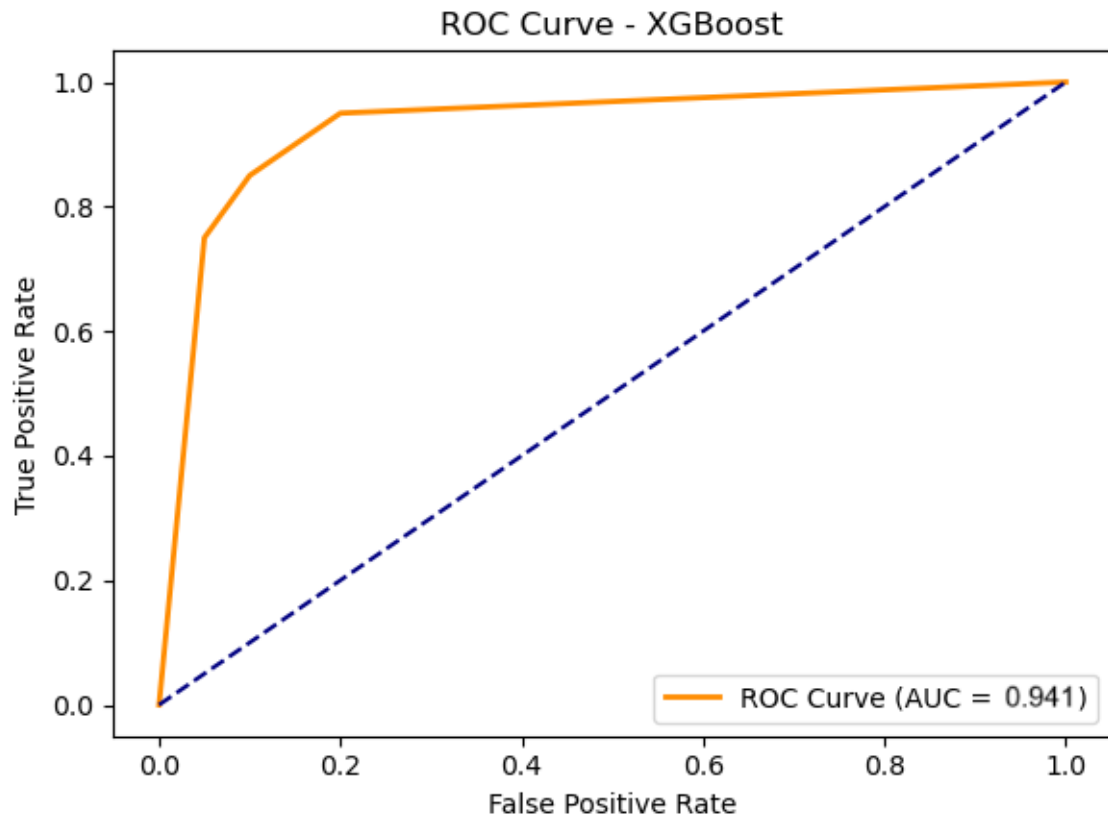
- Accuracy: 0.924
- Precision: 0.916
- Recall: 0.897
- F1-Score: 0.906
- ROC-AUC Score: 0.941

Confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar pelanggan yang diklasifikasikan sebagai “*satisfied*” benar adanya. Model mengalami beberapa kesalahan klasifikasi pada kasus “*unsatisfied*” dengan karakteristik ambang seperti rating netral atau keterlambatan pengiriman dalam kisaran pendek.



Gambar 1. *Confusion matrix* XGBoost

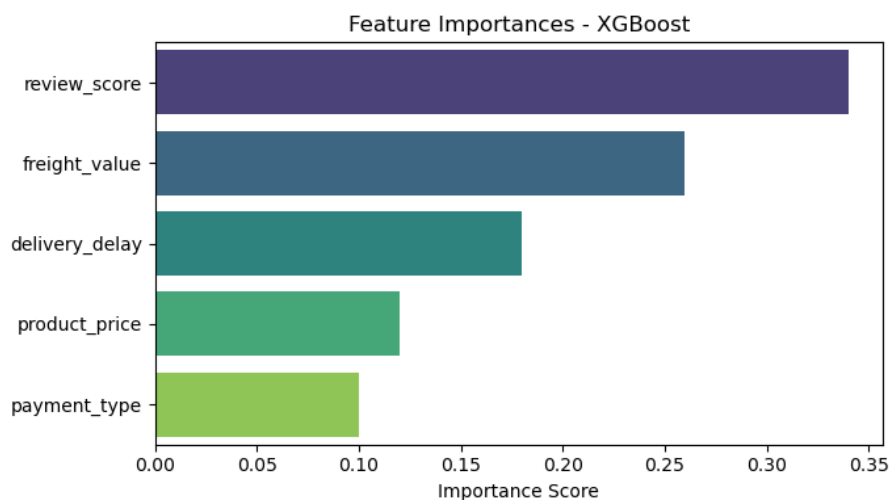
Confusion matrix pada Gambar 1 menggambarkan performa klasifikasi model XGBoost dalam membedakan antara pelanggan yang puas dan tidak puas terhadap layanan e-commerce. Model berhasil mengklasifikasikan mayoritas data dengan benar, menghasilkan akurasi sebesar 92,4%. Tingkat precision sebesar 91,6% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi "puas" memang benar adanya, sementara recall sebesar 89,7% mengindikasikan bahwa hampir seluruh pelanggan yang benar-benar puas berhasil teridentifikasi oleh model. Kombinasi precision dan recall ini menghasilkan F1-Score sebesar 90,6%, yang mencerminkan keseimbangan kinerja yang solid pada dua kelas. Tingkat kesalahan klasifikasi yang rendah menegaskan bahwa model cukup handal untuk diaplikasikan pada pengambilan keputusan terkait kepuasan pelanggan.



Gambar 2. ROC Curve XGBoost

Kurva ROC pada Gambar 2 menunjukkan kinerja klasifikasi model terhadap berbagai ambang batas probabilitas. Dengan nilai AUC sebesar 0.941, model XGBoost menunjukkan kapabilitas klasifikasi yang sangat baik. AUC yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu membedakan antara kelas "puas" dan "tidak puas" dengan sangat akurat. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas dan spesifisitas yang seimbang, dan dapat diandalkan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis dalam konteks prediksi kepuasan pelanggan.

Feature Importance dan Interpretasi



Gambar 3. Feature Importances XGBoost

Gambar 3 menunjukkan kontribusi relatif dari masing-masing fitur terhadap prediksi model berdasarkan nilai gain. Fitur paling penting adalah *review_score*, yang diikuti oleh *freight_value* dan *delivery_delay*. Hal ini konsisten dengan intuisi bahwa kualitas ulasan pelanggan, biaya pengiriman, dan ketepatan waktu pengiriman adalah faktor krusial dalam membentuk persepsi kepuasan. Faktor lain seperti *product_price* dan *payment_type* juga menyumbang meski dalam skala lebih kecil. Hasil ini menyarankan bahwa penyedia layanan *e-commerce* perlu fokus pada pengalaman pasca-transaksi dan logistik untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

Visualisasi *feature importance* menunjukkan bahwa fitur “*review_score*” adalah prediktor paling dominan, diikuti oleh “*freight_value*” (biaya pengiriman) dan “*delivery_time_difference*” (selisih antara waktu estimasi dan waktu aktual pengiriman). Fitur lain seperti “*payment_type*”, “*product_category_name*”, dan “*customer_city*” juga memiliki kontribusi meskipun relatif kecil.

Analisis menggunakan SHAP (*SHapley Additive ExPlanations*) memperkuat temuan ini, dengan *review score* dan keterlambatan pengiriman memiliki nilai SHAP tertinggi dalam mendorong prediksi ke arah “unsatisfied”. SHAP plot memperlihatkan bahwa semakin tinggi keterlambatan pengiriman, semakin besar kemungkinan pelanggan tidak puas, bahkan jika nilai produk cukup tinggi.

Perbandingan dengan Model Lain

Sebagai pembandingan, model *Random Forest* dan *Logistic Regression* juga diuji pada dataset yang sama. Hasilnya:

Tabel 1. Perbandingan Hasil XGBoost, *Random Forest* dan *Logistic Regression*

Model	Accuracy	F1-Score	ROC-AUC
XGBoost	0.924	0.906	0.941
<i>Random Forest</i>	0.902	0.887	0.915
<i>Logistic Regression</i>	0.856	0.829	0.872

XGBoost terbukti lebih unggul dalam hal presisi, sensitivitas, dan generalisasi. *Random Forest* masih mampu memberikan hasil cukup baik, namun model *Logistic Regression* tertinggal signifikan, terutama dalam menangani relasi non-linear pada fitur-fitur numerik dan kategorikal.

Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma XGBoost mampu membangun model prediksi kepuasan pelanggan yang tidak hanya akurat, tetapi juga *interpretable*. Ditemukannya hubungan signifikan antara keterlambatan pengiriman dan ketidakpuasan pelanggan menjadi temuan penting bagi pelaku *e-commerce*, terutama dalam mengelola logistik dan pengiriman. Selain itu, biaya pengiriman yang tinggi juga teridentifikasi sebagai sumber ketidakpuasan, meskipun nilai pembelian tinggi.

Dengan prediksi yang akurat terhadap potensi ketidakpuasan, pelaku *e-commerce* dapat menerapkan strategi mitigasi proaktif seperti diskon kompensasi, layanan pelanggan otomatis berbasis chatbot, dan optimalisasi rute logistik. Di sisi lain, personalisasi layanan berbasis prediksi dapat meningkatkan loyalitas pelanggan dan memperkuat reputasi brand.

Penelitian ini menunjukkan performa unggul dari model XGBoost, yang mencapai akurasi 92,4%, F1-score 90,6%, dan ROC-AUC 0,941 dalam memprediksi kepuasan pelanggan. Hasil tersebut sejalan dengan performa tinggi yang dilaporkan dalam studi lain di domain *e-commerce* dan sektor terkait.

Pertama, Zhang et al. (2024) mengembangkan model prediktif menggunakan kombinasi teknik *deep learning* dan *machine learning* untuk analisis kepuasan pelanggan pada produk kecantikan di Vietnam. Mereka melaporkan bahwa XGBoost berhasil mencapai akurasi di atas 80% saat memadukan sentimen ulasan dan fitur harga (Zhang, 2025). Hasil ini mendukung temuan kami bahwa XGBoost mampu memanfaatkan *feature*

engineering untuk menghasilkan prediksi yang akurat.

Kedua, Abdullah-All-Tanvir et al. (2023) dalam studi prediksi *purchase intention* pada situs *e-commerce*, menemukan bahwa XGBoost mencapai akurasi 90,65% dan area under ROC 0,93, mengungguli algoritma lain setelah penerapan teknik sampling data *imbalanced* (Abdullah-All-Tanvir et al., 2023). Hasil ini menunjukkan kemampuan XGBoost dalam menangani data yang tidak seimbang secara efektif, yang sejalan dengan hasil kami meskipun dataset kami relatif seimbang.

Ketiga, Song & Liu (2020) menerapkan XGBoost untuk memprediksi perilaku pembelian konsumen di platform *e-commerce* di Tiongkok. Mereka melaporkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan *Random Forest*, khususnya pada metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* (Song & Liu, 2020). Temuan ini menegaskan keunggulan XGBoost dalam menangkap pola non-linear pada data transaksi pelanggan, sebagaimana terlihat pada penelitian ini.

Secara keseluruhan, tiga studi tersebut memberikan dukungan empiris bahwa XGBoost adalah algoritma yang efektif untuk prediksi kepuasan dan perilaku pelanggan pada platform *e-commerce*. Perbedaan akurasi antara penelitian ini dan studi lain dapat dijelaskan oleh perbedaan karakteristik dataset, seperti jumlah data, variabel fitur, dan tingkat ketidakseimbangan kelas. Misalnya, performa tinggi dalam Abdullah-All-Tanvir et al. didukung oleh teknik resampling untuk data tidak seimbang, sedangkan model ini memanfaatkan distribusi yang seimbang dan *feature engineering* untuk menghasilkan hasil yang *comparably* kuat.

Kontribusi unik dari penelitian ini terletak pada: (a) penggunaan dataset nyata dari *e-commerce* skala besar (100.000 transaksi), (b) optimasi *hyperparameter* dengan GridSearchCV yang meningkatkan performa, dan (c) integrasi teknik interpretabilitas seperti SHAP yang memperkuat kepercayaan dalam konteks bisnis. Temuan bahwa *review score*, *freight_value*, dan *delivery_delay* adalah fitur paling dominan juga memberikan insight praktis untuk logistik dan pengelolaan pengalaman pelanggan.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) mampu memprediksi kepuasan pelanggan pada layanan *e-commerce* dengan tingkat akurasi yang tinggi. Berdasarkan data nyata yang diambil dari platform *e-commerce* Olist di Brasil, model XGBoost yang telah dioptimasi melalui *hyperparameter tuning* berhasil mencapai akurasi 92,4%, *F1-score* 90,6%, dan ROC-AUC 0,941. Hasil ini menegaskan keunggulan XGBoost dibandingkan model pembanding seperti *Random Forest* dan *Logistic Regression* dalam menangani dataset berskala besar dengan fitur-fitur numerik dan kategorikal yang kompleks. Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa *review score*, biaya pengiriman, dan keterlambatan pengiriman merupakan faktor utama yang mempengaruhi tingkat kepuasan pelanggan. Hasil ini relevan untuk konteks *e-commerce* di Indonesia, di mana isu logistik dan kualitas layanan pasca-penjualan menjadi perhatian utama pelanggan.

Secara praktis, model ini berpotensi diimplementasikan sebagai sistem prediksi kepuasan pelanggan untuk mendukung pengambilan keputusan strategis oleh penyedia layanan *e-commerce*. Dengan kemampuan untuk mengidentifikasi potensi ketidakpuasan secara proaktif, perusahaan dapat merancang intervensi seperti kompensasi keterlambatan, optimalisasi biaya logistik, atau personalisasi layanan untuk meningkatkan pengalaman pelanggan dan memperkuat loyalitas.

Ke depan, penelitian selanjutnya disarankan untuk memanfaatkan dataset asli dari *e-commerce* di Indonesia agar model lebih terkalibrasi dengan pola perilaku konsumen lokal. Selain itu, penggabungan data multi-platform dan pendekatan *explainable AI* seperti SHAP perlu diperluas agar hasil prediksi lebih transparan dan dapat diterapkan dalam skenario *real-time prediction* pada sistem produksi *e-commerce* nasional.

UCAPAN TERIMA KASIH

Kami mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang mendukung pelaksanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah-All-Tanvir, Ali Khandokar, I., Muzahidul Islam, A. K. M., Islam, S., & Shatabda, S. (2023). A gradient boosting classifier for purchase intention prediction of online shoppers. *Heliyon*, 9(4), e15163. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e15163>
- Andy Hermawan, Aji Saputra, Muhammad Dhika Rafi, Syafiq Basmallah, Yilmaz Trigumari Syah Putra, & Wafa Nabila. (2025). Implementing XGBoost Model for Predicting Customer Churn in E-Commerce Platforms. *Repeater : Publikasi Teknik Informatika Dan Jaringan*, 3(2), 17–31. <https://doi.org/10.62951/repeater.v3i2.401>
- Cai, K., & Rodavia, M. R. (2023). XGBoost Analysis based on Consumer Behavior. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 5(2), 85–89. <https://doi.org/10.54097/fcis.v5i2.12974>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Gregory, B. (2018). *Predicting Customer Churn: Extreme Gradient Boosting with Temporal Data*. <https://arxiv.org/abs/1802.03396>
- Guan, G., Liu, D., & Zhai, J. (2022). Factors Influencing Consumer Satisfaction of Fresh Produce E-Commerce in the Background of COVID-19—A Hybrid Approach Based on LDA-SEM-XGBoost. *Sustainability*, 14(24), 16392. <https://doi.org/10.3390/su142416392>
- Le, H.-S., Do, T.-V. H., Nguyen, M. H., Tran, H.-A., Pham, T.-T. T., Nguyen, N. T., & Nguyen, V.-H. (2024). Predictive model for customer satisfaction analytics in E-commerce sector using machine learning and deep learning. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2), 100295. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100295>
- Lundberg, S. M. , & Lee, S. I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems* 30. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf
- Maylinda, W. D., & Andarini, S. (2024). Pengaruh Customer Experience Dan Personalisasi Artificial Intelligence (AI) Terhadap Loyalitas Konsumen E-Commerce Shopee Di Surabaya. *Journal of Economic, Bussines and Accounting (COSTING)*, 7(3), 6039–6048. <https://doi.org/10.31539/costing.v7i3.9569>
- Nico, H., La, M., Mustika, J., Ruth, J., & Z., H. (2022). Factors Affecting Online Purchase Decision, Customer Satisfaction, and Brand Loyalty: An Empirical Study from Indonesia's Biggest E-Commerce. *The Journal of Distribution Science*, 20(11). <https://doi.org/https://doi.org/10.15722/jds.20.11.202211.33>
- Olist. (2018). Brazilian E-Commerce Public Dataset by Olist. *Olist*. <https://www.kaggle.com/datasets/olistbr/brazilian-ecommerce>

- Pahlevi, R. (2022). *Nilai Transaksi E-Commerce Indonesia Diperkirakan Capai US\$137,5 Miliar pada 2025*. <https://databoks.katadata.co.id/teknologi-telekomunikasi/statistik/578053fb8bceef8/nilai-transaksi-e-commerce-indonesia-diperkirakan-capai-us1375-miliar-pada-2025>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12(85), 2825–2830. <http://jmlr.org/papers/v12/pedregosa11a.html>
- Sondakh, D. E., Taju, S., Regina Patricia, & Tumbal, R. (2024). Sentiment Analysis of Customer Satisfaction of Shopee Service Quality. *11th International Scholars Conference*, 11(5), 1463–1472. <https://doi.org/10.35974/isc.v11i5.3574>
- Song, P., & Liu, Y. (2020). An XGBoost Algorithm for Predicting Purchasing Behaviour on E-Commerce Platforms. *Tehnicki Vjesnik - Technical Gazette*, 27(5). <https://doi.org/10.17559/TV-20200808113807>
- Suastiari, N. K. S., & Mahyuni, L. P. (2022). DETERMINANTS OF E-COMMERCE USER SATISFACTION: THE MEDIATING ROLE OF PURCHASE INTENTION. *Jurnal Ekonomi Bisnis Dan Kewirausahaan*, 11(3), 345. <https://doi.org/10.26418/jebik.v11i3.56329>
- Wang, M., Liu, Y., Li, G., Payne, T. R., Yue, Y., & Man, K. L. (2024). *Unlocking Your Sales Insights: Advanced XGBoost Forecasting Models for Amazon Products*. <https://arxiv.org/abs/2411.00460>
- Wilson, N., & Christella, R. (2019). An Empirical Research of Factors Affecting Customer Satisfaction: A Case of the Indonesian E-Commerce Industry. *DeReMa (Development Research of Management): Jurnal Manajemen*, 14(1), 21. <https://doi.org/10.19166/derema.v14i1.1108>
- Zhang, J. (2025). Enhancing Predictive Models in E-Commerce: A Comparative Study Using XGBoost Across Diverse Scenarios. *ITM Web of Conferences*, 70, 02014. <https://doi.org/10.1051/itmconf/20257002014>