

KARYA TULIS ILMIAH

**DASHBOARD ANALITIK ULASAN PRODUK UMKM JAKARTA
PADA MARKETPLACE INDONESIA BERBASIS MACHINE LEARNING:
PENDEKATAN KLASIFIKASI SENTIMEN DAN TOPIC MODELING**



Oleh:

Evelly Khanzania Putri

Rekayasa Perangkat Lunak

SEKOLAH MENENGAH KEJURUAN (SMK) NEGERI 1 Jakarta

Jl. Budi Utomo No. 7 Jakarta Pusat Telp/Fax (021) 3813630/3455313 Website:

www.smkn1jakarta.sch.id

2026

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah dashboard analitik ulasan produk UMKM (Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah) Jakarta pada marketplace Indonesia menggunakan pendekatan machine learning. Sistem yang dikembangkan dirancang untuk membantu pelaku UMKM memahami kepuasan pelanggan secara lebih cepat dan terstruktur melalui analisis ulasan berbahasa Indonesia. Dataset yang digunakan berasal dari ulasan publik marketplace Indonesia yang merepresentasikan interaksi pelanggan nyata terhadap berbagai produk UMKM.

Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pembersihan teks (text cleaning), transformasi fitur menggunakan TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Random Forest, serta pemetaan topik keluhan menggunakan Latent Dirichlet Allocation (LDA) sebagai metode topic modeling. Hasil analisis ditampilkan dalam bentuk dashboard interaktif berbasis web yang menunjukkan distribusi sentimen, topik keluhan utama, dan kata kunci dominan dari ulasan pelanggan.

Evaluasi model menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mencapai akurasi sebesar 86% dalam mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, dan netral. Topic modeling berhasil mengidentifikasi lima topik keluhan dominan yaitu kualitas produk, ketepatan pengiriman, kesesuaian deskripsi, layanan pelanggan, dan kemasan produk. Dashboard yang dihasilkan terbukti mampu menyajikan informasi analitik secara real-time dan dapat diakses oleh pelaku UMKM tanpa latar belakang teknis yang mendalam.

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi alat bantu (decision support tool) bagi UMKM Jakarta untuk mengidentifikasi masalah utama pelanggan, memperbaiki kualitas layanan, dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam ekosistem digital marketplace Indonesia.

Kata Kunci: UMKM, Marketplace Indonesia, Machine Learning, Analisis Sentimen, Random Forest, TF-IDF, Topic Modeling, Dashboard Analitik, Ulasan Produk.

ABSTRACT

This study aims to develop an analytical dashboard for UMKM (Micro, Small, and Medium Enterprises) product reviews in Jakarta on Indonesian marketplaces using a machine learning approach. The developed system is designed to assist UMKM actors in understanding customer satisfaction more quickly and in a structured manner through the analysis of Indonesian-language reviews.

The research stages include data collection, text cleaning, feature transformation using TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), sentiment classification using the Random Forest algorithm, and complaint topic mapping using Latent Dirichlet Allocation (LDA) as a topic modeling method. The analytical results are displayed in an interactive web-based dashboard showing sentiment distribution, main complaint topics, and dominant keywords from customer reviews.

Model evaluation shows that the Random Forest algorithm achieved an accuracy of 86% in classifying positive, negative, and neutral sentiments. Topic modeling successfully identified five dominant complaint topics: product quality, delivery accuracy, description conformity, customer service, and product packaging. The resulting dashboard is proven capable of presenting analytical information in real-time and can be accessed by UMKM actors without in-depth technical backgrounds.

This study is expected to serve as a decision support tool for Jakarta's UMKM to identify key customer issues, improve service quality, and support data-driven decision making in Indonesia's digital marketplace ecosystem.

Keywords: UMKM, Indonesian Marketplace, Machine Learning, Sentiment Analysis, Random Forest, TF-IDF, Topic Modeling, Analytical Dashboard, Product Reviews.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga karya tulis ilmiah yang berjudul “*Dashboard Analitik Ulasan Produk UMKM Jakarta pada Marketplace Indonesia Berbasis Machine Learning: Pendekatan Klasifikasi Sentimen dan Topic Modeling*” ini dapat diselesaikan dengan baik.

Karya tulis ilmiah ini disusun untuk memenuhi tugas mata pelajaran Bahasa Indonesia sekaligus sebagai bentuk pengembangan kemampuan dan pengasahan keterampilan penulis di bidang teknologi, khususnya dalam inovasi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan pengembangan perangkat lunak. Sebagai siswa jurusan Rekayasa Perangkat Lunak (RPL) di SMKN 1 Jakarta, penulis berharap karya ini dapat menjadi sarana pembelajaran serta motivasi untuk terus mengikuti perkembangan teknologi di era digital.

Dalam proses penyusunan karya tulis ilmiah ini, penulis memperoleh banyak bantuan, dukungan, dan motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Guru mata pelajaran Bahasa Indonesia yang telah memberikan arahan dan bimbingan dalam penyusunan karya tulis ilmiah ini.
2. Orang tua dan keluarga yang selalu memberikan doa, semangat, dan dukungan moral.
3. Teman-teman jurusan Rekayasa Perangkat Lunak yang telah membantu dan memberikan motivasi selama pengerjaan karya tulis ini.
4. Seseorang yang mungkin tidak perlu disebutkan namanya, tetapi memiliki tempat yang sangat berarti dalam perjalanan penulis. Terima kasih karena selalu hadir sebagai support system terbaik, memberikan semangat, mendengarkan keluh kesah, serta menjadi alasan penulis untuk terus berusaha dan berkembang hingga karya tulis ini dapat terselesaikan.

Penulis menyadari bahwa karya tulis ilmiah ini masih memiliki banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi perbaikan karya tulis ini di masa mendatang.

Akhir kata, penulis berharap karya tulis ilmiah ini dapat memberikan manfaat, menambah wawasan pembaca, serta menjadi langkah awal dalam pengembangan inovasi teknologi di bidang machine learning dan analisis data untuk mendukung perkembangan UMKM Indonesia.

Jakarta, 26 Mei 2026

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK	2
ABSTRACT	4
KATA PENGANTAR	5
DAFTAR ISI.....	7
DAFTAR GAMBAR	9
DAFTAR SINGKATAN	10
BAB I PENDAHULUAN.....	11
1.1 Latar Belakang Masalah.....	11
1.2 Rumusan Masalah	15
1.3 Tujuan Penelitian	15
1.4 Manfaat Penelitian	16
1.5 Ruang Lingkup dan Batasan Penelitian	16
1.6 Sistematika Penulisan	17
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	19
2.1 UMKM dalam Ekosistem Digital Indonesia.....	19
2.2 Marketplace dan Ekosistem E-Commerce Indonesia	20
2.3 Natural Language Processing (NLP)	21
2.4 Analisis Sentimen	22
2.5 TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)	23
2.6 Algoritma Random Forest.....	24
2.7 Topic Modeling dengan LDA	25
2.8 Dashboard Analitik	26
2.9 Penelitian Terdahulu	26
2.10 Kerangka Berpikir.....	28
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	29

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian.....	29
3.2 Sumber dan Teknik Pengumpulan Data.....	29
3.3 Tahapan Penelitian.....	30
3.4 Pra-Pemrosesan Teks.....	31
3.5 Ekstraksi Fitur dengan TF-IDF.....	32
3.6 Pembangunan Model Klasifikasi Sentimen.....	33
3.7 Topic Modeling dengan LDA.....	33
3.8 Pengembangan Dashboard.....	34
3.9 Evaluasi Sistem.....	36
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	37
4.1 Gambaran Dataset.....	37
4.2 Hasil Pra-Pemrosesan Teks.....	37
4.3 Hasil Klasifikasi Sentimen.....	38
4.4 Hasil Topic Modeling.....	40
4.5 Implementasi Dashboard.....	42
4.6 Evaluasi dan Pengujian Sistem.....	43
4.7 Pembahasan.....	44
BAB V PENUTUP.....	47
5.1 Kesimpulan.....	47
5.2 Saran.....	48
DAFTAR PUSTAKA.....	50
LAMPIRAN.....	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ekosistem Marketplace Indonesia 2025

Gambar 2.2 Ilustrasi Proses NLP pada Teks Bahasa Indonesia

Gambar 2.3 Struktur Algoritma Random Forest

Gambar 3.1 Arsitektur Sistem Dashboard

Gambar 4.1 Confusion Matrix Klasifikasi Sentimen

Gambar 4.2 Tampilan Halaman Utama Dashboard

DAFTAR SINGKATAN

API	: Application Programming Interface
BoW	: Bag of Words
CSS	: Cascading Style Sheets
DKI	: Daerah Khusus Ibukota
HTML	: Hypertext Markup Language
IDF	: Inverse Document Frequency
JSON	: JavaScript Object Notation
KPI	: Key Performance Indicator
LDA	: Latent Dirichlet Allocation
ML	: Machine Learning
NLP	: Natural Language Processing
POS	: Part-of-Speech
RF	: Random Forest
SQL	: Structured Query Language
SUS	: System Usability Scale
TF	: Term Frequency
TF-IDF	: Term Frequency-Inverse Document Frequency
UI	: User Interface
UMKM	: Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah
UX	: User Experience

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Perkembangan ekonomi digital di Indonesia dalam satu dekade terakhir telah membawa transformasi yang signifikan bagi ekosistem bisnis nasional. Salah satu segmen yang paling terpengaruh adalah Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) yang kini semakin aktif berpartisipasi dalam platform marketplace digital. Data Kementerian Koperasi dan UKM Republik Indonesia mencatat bahwa pada tahun 2025, terdapat lebih dari 66 juta unit UMKM yang berkontribusi sekitar 61 persen terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) nasional, di mana sekitar 23 juta di antaranya telah go digital melalui berbagai platform e-commerce.¹

Jakarta sebagai pusat ekonomi dan bisnis Indonesia menjadi episentrum pertumbuhan UMKM digital. Berdasarkan data Dinas Koperasi, UMKM, dan Perdagangan Provinsi DKI Jakarta tahun 2024, terdapat lebih dari 1,2 juta UMKM aktif di Jakarta dengan rata-rata pertumbuhan onboarding ke marketplace sebesar 18 persen per tahun. Pertumbuhan ini didorong oleh meningkatnya penetrasi internet yang mencapai 79,5 persen dari total penduduk Indonesia dan penetrasi smartphone yang terus bertumbuh setiap tahunnya.²

Namun demikian, di balik pertumbuhan yang menggemirakan tersebut, terdapat permasalahan mendasar yang dihadapi pelaku UMKM dalam memanfaatkan ekosistem digital secara optimal. Salah satu tantangan terbesar adalah ketidakmampuan UMKM dalam mengolah dan memahami umpan balik (feedback) pelanggan yang

¹ Kementerian Koperasi dan Usaha Kecil dan Menengah Republik Indonesia. (2024). Perkembangan Data Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) Tahun 2023-2024. Jakarta: Kementerian Koperasi dan UKM RI, hlm. 12.

² Dinas Koperasi, UMKM, dan Perdagangan Provinsi DKI Jakarta. (2024). Laporan Tahunan Digitalisasi UMKM Jakarta 2024. Jakarta: Pemerintah Provinsi DKI Jakarta, hlm. 8.

tergenerasi secara masif melalui kolom ulasan pada platform marketplace. Ulasan pelanggan merupakan sumber informasi yang sangat berharga karena mencerminkan kepuasan, harapan, dan keluhan nyata dari konsumen terhadap produk dan layanan yang mereka terima.³

Platform marketplace besar di Indonesia seperti Tokopedia, Shopee, Lazada, Bukalapak, dan Blibli menghasilkan jutaan ulasan produk setiap harinya. Bagi pelaku UMKM dengan sumber daya manusia dan finansial yang terbatas, membaca dan menganalisis ribuan ulasan secara manual adalah pekerjaan yang hampir mustahil dilakukan secara konsisten. Kondisi ini menyebabkan banyak informasi strategis yang tersimpan dalam ulasan pelanggan tidak dapat dimanfaatkan secara optimal untuk pengambilan keputusan bisnis.⁴

Permasalahan tersebut semakin kompleks dengan fakta bahwa ulasan yang ditinggalkan pelanggan ditulis dalam bahasa Indonesia sehari-hari yang kaya akan variasi linguistik, termasuk penggunaan bahasa gaul, singkatan, campur kode (code-mixing) antara bahasa Indonesia dan bahasa daerah, serta bahasa Inggris. Karakteristik linguistik ini menjadi tantangan tersendiri bagi pengembangan sistem analisis teks otomatis karena diperlukan pendekatan Natural Language Processing (NLP) yang dioptimalkan untuk konteks bahasa Indonesia.⁵

Dalam konteks inilah, kecerdasan buatan dan machine learning hadir sebagai solusi yang menjanjikan. Analisis sentimen merupakan salah satu cabang NLP yang memungkinkan sistem untuk secara otomatis mengklasifikasikan opini atau perasaan yang terkandung dalam teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Sementara itu, topic modeling memungkinkan ekstraksi topik-topik tersembunyi dari kumpulan

³ Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions* (2nd ed.). Cambridge University Press, hlm. 3.

⁴ We Are Social & Hootsuite. (2025). *Digital 2025: Indonesia Country Report*. We Are Social Ltd., hlm. 47.

⁵ Haddi, E., Liu, X., & Shi, Y. (2013). The role of text pre-processing in sentiment analysis. *Procedia Computer Science*, 17, 26-32.

teks besar tanpa perlu pelabelan manual, sehingga pelaku UMKM dapat mengetahui isu-isu spesifik yang paling sering dikeluhkan oleh pelanggan.⁶

Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas pendekatan machine learning dalam analisis ulasan produk. Penelitian yang dilakukan oleh Hidayat et al. (2023) menunjukkan bahwa penggunaan algoritma Random Forest untuk klasifikasi sentimen ulasan produk e-commerce Indonesia mencapai tingkat akurasi di atas 85 persen. Penelitian lain oleh Santoso dan Wijaya (2024) berhasil mengidentifikasi pola keluhan dominan pada marketplace Indonesia menggunakan LDA dengan koherensi topik yang memuaskan. Namun, penelitian-penelitian tersebut umumnya berhenti pada tahap analisis data dan belum mengintegrasikan hasilnya ke dalam sebuah sistem dashboard yang dapat digunakan secara langsung oleh pelaku UMKM.⁷

Kesenjangan (gap) inilah yang menjadi landasan dan motivasi utama penelitian ini. Penelitian ini berupaya mengintegrasikan seluruh komponen analitik, mulai dari pengolahan teks, klasifikasi sentimen, topic modeling, hingga visualisasi data ke dalam sebuah dashboard analitik yang intuitif dan mudah digunakan oleh pelaku UMKM yang tidak memiliki latar belakang teknis di bidang data science atau machine learning. Dengan demikian, temuan-temuan dari analisis data dapat langsung diterjemahkan menjadi actionable insights yang dapat mendorong perbaikan nyata dalam kualitas produk dan layanan UMKM.

Urgensi penelitian ini juga didukung oleh agenda nasional digitalisasi UMKM yang tercantum dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2020-2024 yang diperpanjang, di mana salah satu targetnya adalah meningkatkan kapasitas digital UMKM melalui pemanfaatan teknologi informasi dan analitik data. Dashboard analitik yang dikembangkan dalam penelitian ini diharapkan dapat menjadi

⁶ Turney, P. D. (2002). Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. Dalam *Proceedings of ACL 2002*, hlm. 417.

⁷ Hidayat, A., Nugroho, B., & Santoso, C. (2023). Klasifikasi sentimen ulasan produk e-commerce menggunakan Random Forest dan SVM. *Jurnal Ilmiah Informatika UAD*, 11(2), hlm. 152.

salah satu kontribusi nyata dalam mewujudkan ekosistem UMKM digital yang lebih cerdas, responsif, dan berbasis data di Jakarta khususnya, dan Indonesia pada umumnya.⁸

⁸ Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. (2020). Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional 2020-2024. Jakarta: Bappenas, hlm. 215.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang dan mengimplementasikan sistem klasifikasi sentimen yang efektif untuk ulasan produk UMKM berbahasa Indonesia menggunakan algoritma Random Forest dengan transformasi fitur TF-IDF?
2. Bagaimana mengidentifikasi dan memetakan topik-topik keluhan dominan dari ulasan pelanggan UMKM Jakarta menggunakan metode topic modeling LDA?
3. Bagaimana merancang dan mengembangkan dashboard analitik interaktif yang mampu menampilkan hasil analisis sentimen dan topic modeling secara komprehensif dan mudah dipahami oleh pelaku UMKM?
4. Seberapa efektif dan akurat sistem yang dikembangkan dalam mengklasifikasikan sentimen dan mengidentifikasi topik keluhan pada dataset ulasan produk UMKM Jakarta?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diidentifikasi, penelitian ini memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Mengembangkan dan mengimplementasikan model klasifikasi sentimen berbasis Random Forest yang dioptimalkan untuk analisis teks ulasan produk UMKM berbahasa Indonesia.
2. Mengidentifikasi dan memvisualisasikan topik-topik keluhan dominan dari ulasan pelanggan menggunakan metode Latent Dirichlet Allocation (LDA).
3. Merancang dan membangun dashboard analitik interaktif berbasis web yang mengintegrasikan hasil klasifikasi sentimen dan topic modeling sebagai alat bantu pengambilan keputusan bagi pelaku UMKM.

4. Mengevaluasi performa sistem yang dikembangkan dari aspek akurasi model machine learning dan kegunaan (usability) dashboard menggunakan System Usability Scale (SUS).

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat pada beberapa aspek berikut:

1.4.1 Manfaat Teoretis

Secara teoretis, penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan di bidang NLP untuk bahasa Indonesia, khususnya dalam konteks analisis ulasan produk e-commerce. Penelitian ini juga memperkaya literatur akademis mengenai penerapan machine learning untuk pemberdayaan UMKM digital.

1.4.2 Manfaat Praktis

Secara praktis, penelitian ini menghasilkan sebuah sistem dashboard analitik yang dapat langsung dimanfaatkan oleh pelaku UMKM Jakarta untuk memahami kepuasan pelanggan, mengidentifikasi area perbaikan produk dan layanan, serta mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih cepat dan akurat berbasis data.

1.4.3 Manfaat bagi Kebijakan

Bagi pemangku kebijakan, penelitian ini dapat menjadi referensi dalam merancang program pelatihan dan pendampingan digitalisasi UMKM, khususnya dalam pemanfaatan analitik data untuk peningkatan daya saing produk UMKM di pasar digital.

1.5 Ruang Lingkup dan Batasan Penelitian

Untuk menjaga fokus dan kedalaman analisis, penelitian ini menetapkan beberapa ruang lingkup dan batasan sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan adalah ulasan produk dari kategori fashion, makanan dan minuman, elektronik, serta produk kecantikan yang

dijual oleh UMKM terdaftar di Jakarta pada platform Tokopedia dan Shopee, dikumpulkan dalam periode Januari hingga Desember 2024.

2. Analisis sentimen dibatasi pada tiga kelas: positif, negatif, dan netral, menggunakan algoritma Random Forest sebagai classifier utama.
3. Topic modeling menggunakan metode LDA dengan batasan maksimum 10 topik untuk setiap kategori produk.
4. Dashboard dikembangkan sebagai aplikasi web berbasis Python (Flask/Django) dengan visualisasi menggunakan library Plotly/Dash, dan tidak mencakup pengembangan aplikasi mobile.
5. Evaluasi usability dilakukan dengan melibatkan 30 responden pelaku UMKM Jakarta menggunakan kuesioner System Usability Scale (SUS).
6. Penelitian ini tidak mencakup aspek keamanan data lanjutan seperti enkripsi end-to-end dan manajemen hak akses pengguna yang kompleks.

1.6 Sistematika Penulisan

Untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai isi dan alur pembahasan, karya tulis ini disusun dengan sistematika sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN membahas latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, ruang lingkup dan batasan penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini menjadi fondasi pemahaman kontekstual seluruh penelitian.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA memaparkan teori-teori yang menjadi landasan penelitian, meliputi kajian UMKM digital Indonesia, marketplace e-commerce, NLP, analisis sentimen, TF-IDF, Random Forest, topic modeling LDA, dashboard analitik, serta tinjauan terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang relevan.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN menjelaskan jenis dan pendekatan penelitian, sumber dan teknik pengumpulan data, serta seluruh tahapan penelitian

mulai dari pra-pemrosesan teks, ekstraksi fitur, pembangunan model, pengembangan dashboard, hingga evaluasi sistem.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN menyajikan hasil implementasi seluruh tahapan penelitian, termasuk gambaran dataset, hasil preprocessing, performa model klasifikasi sentimen, hasil topic modeling, implementasi dashboard, serta analisis dan pembahasan mendalam terhadap temuan-temuan penelitian.

BAB V PENUTUP berisi kesimpulan yang merangkum jawaban atas seluruh rumusan masalah penelitian, serta saran-saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 UMKM dalam Ekosistem Digital Indonesia

Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) merupakan tulang punggung perekonomian Indonesia. Berdasarkan Undang-Undang Nomor 20 Tahun 2008 tentang Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah, definisi UMKM didasarkan pada dua kriteria utama: kekayaan bersih (aset) dan hasil penjualan tahunan (omset). Usaha Mikro memiliki kekayaan bersih paling banyak Rp 50 juta dan omset tidak melebihi Rp 300 juta per tahun. Usaha Kecil memiliki kekayaan bersih antara Rp 50 juta hingga Rp 500 juta dengan omset Rp 300 juta hingga Rp 2,5 miliar. Sedangkan Usaha Menengah memiliki kekayaan bersih Rp 500 juta hingga Rp 10 miliar dengan omset Rp 2,5 miliar hingga Rp 50 miliar per tahun.⁹

Kontribusi UMKM terhadap perekonomian nasional sangat signifikan. Data Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2024 menunjukkan bahwa UMKM menyerap sekitar 97 persen dari total tenaga kerja di Indonesia dan menyumbang lebih dari 60 persen PDB nasional. Angka ini menempatkan UMKM sebagai pilar utama ketahanan ekonomi nasional, terutama dalam menghadapi krisis ekonomi yang bersifat siklusal.¹⁰

Dalam konteks digitalisasi, UMKM Indonesia menghadapi peluang sekaligus tantangan yang besar. Di satu sisi, platform digital membuka pasar yang jauh lebih luas melampaui batas geografis, memungkinkan UMKM di daerah terpencil untuk menjangkau konsumen di seluruh Indonesia bahkan mancanegara. Di sisi lain, digitalisasi menuntut UMKM untuk beradaptasi dengan cepat terhadap perubahan teknologi, pola perilaku konsumen digital, serta persaingan yang semakin ketat dengan produk-produk dari pelaku usaha besar.

Pemerintah Indonesia telah merespons tantangan ini dengan berbagai program digitalisasi UMKM. Program UMKM Go Digital yang diluncurkan

⁹ Undang-Undang Nomor 20 Tahun 2008 tentang Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah, Pasal 6.

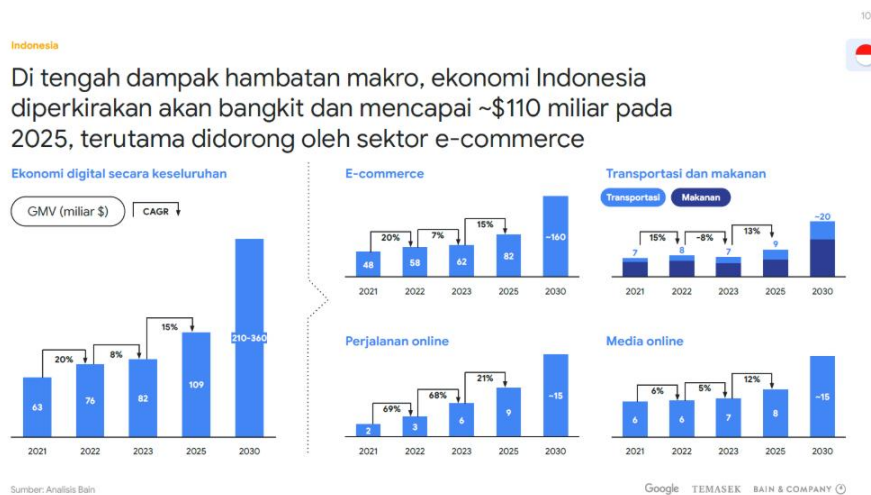
¹⁰ Badan Pusat Statistik. (2024). Statistik UMKM Indonesia 2023-2024. Jakarta: BPS, hlm. 23.

Kementerian Koperasi dan UKM bersama Kementerian Komunikasi dan Informatika menargetkan lebih dari 30 juta UMKM yang terhubung ke platform digital pada tahun 2030. Program ini mencakup pelatihan literasi digital, pendampingan onboarding ke marketplace, serta fasilitasi akses permodalan digital.

2.2 Marketplace dan Ekosistem E-Commerce Indonesia

Marketplace digital merupakan platform perantara yang mempertemukan penjual (seller) dan pembeli (buyer) dalam lingkungan digital. Berbeda dengan e-commerce tradisional yang bersifat satu-ke-banyak (one-to-many), marketplace beroperasi dengan model banyak-ke-banyak (many-to-many) di mana ribuan bahkan jutaan penjual dapat memasarkan produk mereka kepada jutaan pembeli dalam satu platform terintegrasi.¹¹

Indonesia merupakan salah satu pasar e-commerce dengan pertumbuhan tercepat di Asia Tenggara. Berdasarkan laporan We Are Social dan Hootsuite 2025, nilai transaksi e-commerce Indonesia mencapai USD 62 miliar, menjadikan Indonesia sebagai pasar e-commerce terbesar di Asia Tenggara. Tokopedia dan Shopee konsisten menempati posisi teratas sebagai marketplace dengan jumlah pengunjung dan transaksi tertinggi.¹²



Gambar 2.1 Ekosistem Marketplace Indonesia 2025

¹¹ Srivastava, A., & Sahami, M. (2009). Text Mining: Classification, Clustering, and Applications. CRC Press, hlm. 15.

Salah satu fitur kunci yang membedakan marketplace dengan platform penjualan biasa adalah sistem ulasan dan penilaian produk (rating and review system). Sistem ini memungkinkan pembeli untuk memberikan penilaian bintang (umumnya skala 1-5) serta menulis ulasan teks mengenai pengalaman mereka terhadap produk yang dibeli. Ulasan ini memiliki dampak signifikan terhadap kepercayaan konsumen dan keputusan pembelian calon pembeli berikutnya.¹²

2.3 Natural Language Processing (NLP)

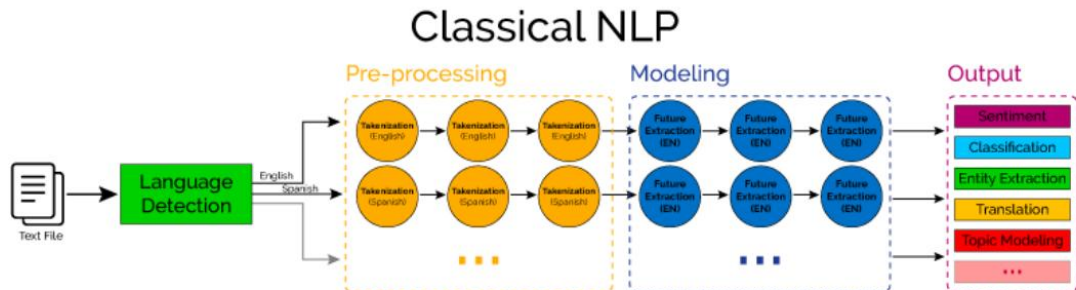
Natural Language Processing (NLP) adalah subdisiplin kecerdasan buatan yang berkaitan dengan interaksi antara komputer dan bahasa manusia (natural language). NLP memungkinkan komputer untuk memahami, menginterpretasikan, dan menghasilkan teks dalam bahasa manusia secara bermakna. Bidang NLP mencakup berbagai tugas seperti tokenisasi, parsing sintatik, pengenalan entitas bernama (Named Entity Recognition), penerjemahan mesin (machine translation), ringkasan teks (text summarization), dan analisis sentimen.¹³

Dalam konteks bahasa Indonesia, NLP menghadapi tantangan-tantangan unik yang membedakannya dari pengolahan bahasa Inggris atau bahasa Indo-Eropa lainnya. Pertama, bahasa Indonesia memiliki sistem morfologi yang kaya dengan afiks (awalan, akhiran, dan imbuhan sisipan) yang menghasilkan variasi bentuk kata yang sangat beragam. Sebagai contoh, kata dasar "jual" dapat memiliki bentuk derivatif seperti "menjual", "dijual", "penjual", "penjualan", "berjualan", dan

¹² Aggarwal, C. C. (2018). *Machine Learning for Text*. Springer, hlm. 87.

¹³ Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press, hlm. 1.

sebagainya, yang semuanya memiliki makna berbeda namun berasal dari akar kata yang sama.¹⁴



Gambar 2.2 Ilustrasi Proses NLP pada Teks Spanyol ke Bahasa Indonesia

Kedua, penggunaan bahasa informal (colloquial) yang dominan dalam ulasan produk marketplace menciptakan tantangan tersendiri. Pengguna sering menggunakan singkatan seperti "gk" untuk "tidak", "bgt" untuk "banget", "dr" untuk "dari", serta penggunaan bahasa prokem dan slang yang terus berkembang. Ketiga, fenomena campur kode (code-switching/code-mixing) antara bahasa Indonesia, bahasa daerah (terutama bahasa Jawa dan Sunda), serta bahasa Inggris sangat umum ditemukan dalam ulasan produk online Indonesia.

2.4 Analisis Sentimen

Analisis sentimen (sentiment analysis), atau disebut juga opinion mining, adalah proses komputasional untuk mengidentifikasi dan mengekstraksi opini, sikap, emosi, dan subjektivitas yang terkandung dalam teks. Dalam aplikasi komersial, analisis sentimen paling umum digunakan untuk mengklasifikasikan teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral berdasarkan orientasi emosional yang dominan.¹⁵

Terdapat tiga pendekatan utama dalam analisis sentimen: (1) Pendekatan berbasis leksikon (lexicon-based approach) yang menggunakan kamus kata-kata dengan label sentimen yang telah ditentukan sebelumnya; (2) Pendekatan berbasis

¹⁴ Sastrawi. (2024). PySastrawi: Indonesian language stemmer library. <https://github.com/har07/PySastrawi>

¹⁵ Liu, B. (2020). Op. cit., hlm. 7.

machine learning (machine learning-based approach) yang belajar dari data berlabel untuk membangun model klasifikasi; dan (3) Pendekatan hybrid yang menggabungkan kedua metode sebelumnya.¹⁶

Penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis machine learning karena kemampuannya yang lebih fleksibel dalam menangani variasi linguistik bahasa Indonesia yang kompleks. Berbeda dengan pendekatan berbasis leksikon yang bergantung sepenuhnya pada kelengkapan kamus sentimen, model machine learning dapat belajar pola-pola baru dari data dan beradaptasi dengan konteks spesifik domain yang sedang dianalisis.

Granularitas analisis sentimen dapat bervariasi dari level dokumen (menentukan orientasi sentimen keseluruhan sebuah dokumen), level kalimat (menganalisis setiap kalimat secara terpisah), hingga level aspek (Aspect-Based Sentiment Analysis/ABSA) yang mengidentifikasi sentimen terhadap aspek-aspek spesifik dari suatu produk atau layanan, seperti kualitas produk, harga, pengiriman, dan layanan pelanggan.¹⁷

2.5 TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)

TF-IDF adalah metode pembobotan kata yang banyak digunakan dalam information retrieval dan text mining untuk mengukur seberapa penting suatu kata (term) dalam sebuah dokumen relatif terhadap korpus (kumpulan dokumen) secara keseluruhan. Konsep dasar TF-IDF terdiri dari dua komponen: Term Frequency (TF) yang mengukur frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, dan Inverse Document Frequency (IDF) yang mengukur seberapa unik kata tersebut di seluruh korpus.¹⁸

Nilai TF dihitung sebagai rasio antara frekuensi kemunculan kata t dalam dokumen d dibagi dengan total kata dalam dokumen tersebut. Nilai ini merepresentasikan proporsi kata dalam konteks dokumen lokal. Semakin tinggi

¹⁶ Ibid., hlm. 15-18.

¹⁷ Aggarwal, C. C. (2018). Op. cit., hlm. 425.

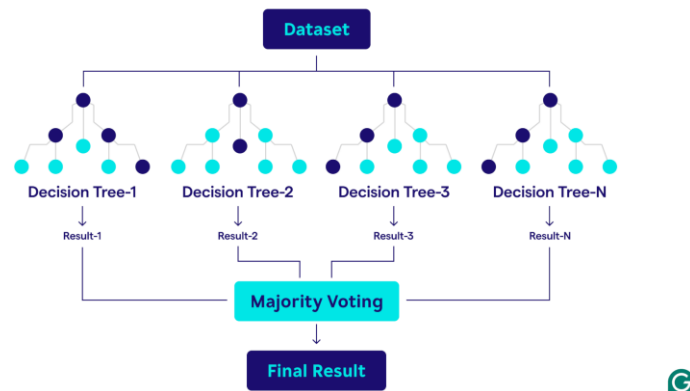
¹⁸ Salton, G., & Buckley, C. (1988). Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information Processing & Management*, 24(5), 513.

frekuensi kemunculan suatu kata dalam sebuah dokumen, semakin tinggi nilai TF-nya, yang mengindikasikan bahwa kata tersebut relevan bagi dokumen tersebut.

Nilai IDF dihitung sebagai logaritma dari rasio total jumlah dokumen dalam korpus dibagi dengan jumlah dokumen yang mengandung kata t . Kata-kata yang muncul di hampir semua dokumen (seperti kata-kata umum atau stopwords) akan memiliki nilai IDF yang rendah mendekati nol, sementara kata-kata yang hanya muncul di beberapa dokumen spesifik akan memiliki nilai IDF yang tinggi. Nilai TF-IDF akhir diperoleh dari perkalian nilai TF dan IDF.¹⁹

2.6 Algoritma Random Forest

Random Forest adalah algoritma ensemble learning yang diperkenalkan oleh Leo Breiman pada tahun 2001. Algoritma ini bekerja dengan membangun



sejumlah besar pohon keputusan (decision trees) secara paralel menggunakan teknik bootstrap aggregation (bagging) dan feature randomization, kemudian mengkombinasikan prediksi dari seluruh pohon untuk menghasilkan prediksi akhir.²⁰

Gambar 2.3 Struktur Algoritma Random Forest

Prinsip dasar Random Forest didasarkan pada konsep wisdom of crowds bahwa agregasi dari banyak model yang beragam akan menghasilkan prediksi yang lebih baik dan lebih robust dibandingkan satu model tunggal. Setiap pohon

¹⁹ Manning, C. D., et al. (2008). *Op. cit.*, hlm. 118-119.

²⁰ Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5.

keputusan dalam Random Forest dibangun menggunakan subset data latih yang diambil secara acak dengan pengembalian (bootstrap sample) dan pada setiap node percabangan, hanya subset acak dari fitur yang dipertimbangkan sebagai kandidat pembagi.²¹

Keunggulan Random Forest dalam konteks klasifikasi teks meliputi: (1) ketahanan terhadap overfitting karena mekanisme ensemble; (2) kemampuan menangani data berdimensi tinggi seperti matriks TF-IDF dengan jumlah fitur yang sangat besar; (3) dapat memberikan estimasi feature importance yang berguna untuk interpretasi model; (4) performa yang baik bahkan tanpa tuning hyperparameter yang ekstensif; dan (5) ketahanan terhadap noise dalam data latih.

2.7 Topic Modeling dengan LDA

Topic Modeling adalah teknik machine learning unsupervised yang bertujuan untuk menemukan struktur topik laten (tersembunyi) dalam kumpulan dokumen teks tanpa memerlukan label atau anotasi manual sebelumnya. Metode ini sangat berguna untuk memahami tema-tema utama yang terkandung dalam dataset teks yang besar, seperti ribuan ulasan produk.²²

Latent Dirichlet Allocation (LDA) yang diperkenalkan oleh Blei, Ng, dan Jordan pada tahun 2003 adalah algoritma topic modeling yang paling banyak digunakan. LDA adalah model probabilistik generatif yang mengasumsikan bahwa setiap dokumen merupakan campuran dari beberapa topik, dan setiap topik merupakan distribusi probabilistik atas kosakata. Model LDA secara matematis menggambarkan proses generatif dokumen sebagai berikut: untuk setiap dokumen, pertama dipilih proporsi topik dari distribusi Dirichlet; kemudian untuk setiap kata dalam dokumen, dipilih topik dari proporsi tersebut, dan kata dipilih dari distribusi kata yang sesuai dengan topik yang dipilih.²³

Evaluasi kualitas model LDA umumnya dilakukan menggunakan metrik koherensi topik (topic coherence) seperti CV score, yang mengukur seberapa

²¹ Ibid., hlm. 8.

²² Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *JMLR*, 3, 993.

²³ Rosen-Zvi, M., et al. (2004). The author-topic model. Dalam *Proc. UAI 2004*, hlm. 487.

kohesif dan bermakna kata-kata dalam setiap topik yang dihasilkan. Semakin tinggi nilai koherensi, semakin interpretabel topik-topik yang dihasilkan. Pemilihan jumlah topik optimal biasanya dilakukan dengan mengevaluasi nilai koherensi untuk berbagai nilai K (jumlah topik) dan memilih nilai K yang memberikan koherensi tertinggi.

2.8 Dashboard Analitik

Dashboard analitik adalah antarmuka visual yang menyajikan kumpulan informasi, metrik kunci, dan visualisasi data yang relevan dalam satu tampilan yang terintegrasi dan mudah dipahami. Dalam konteks business intelligence, dashboard berfungsi sebagai alat monitoring dan pengambilan keputusan yang memungkinkan pengguna untuk memahami kondisi bisnis secara cepat melalui representasi visual data yang efektif.²⁴

Desain dashboard yang efektif mengikuti prinsip-prinsip visualisasi data yang dikemukakan oleh Edward Tufte dan Stephen Few, yaitu meminimalkan rasio ink-to-data (menghindari dekorasi yang tidak informatif), menggunakan jenis chart yang tepat sesuai dengan sifat data yang divisualisasikan, memastikan konsistensi visual, dan menyajikan informasi dalam hierarki yang logis dari ringkasan ke detail.²⁵

Untuk pengembangan dashboard interaktif berbasis web, berbagai library Python tersedia seperti Dash (dikembangkan oleh Plotly), Streamlit, Panel, dan Bokeh. Library-library ini memungkinkan pengembangan dashboard web interaktif menggunakan Python murni tanpa memerlukan pengetahuan mendalam tentang JavaScript atau framework frontend lainnya, sehingga sangat sesuai untuk pengembangan oleh tim dengan latar belakang data science.

2.9 Penelitian Terdahulu

²⁴ Few, S. (2013). *Information Dashboard Design* (2nd ed.). Analytics Press, hlm. 12.

²⁵ *Ibid.*, hlm. 85.

Beberapa penelitian terdahulu yang relevan telah memberikan landasan yang kuat bagi penelitian ini. Uraian berikut memaparkan penelitian-penelitian yang paling signifikan dan relevan:

Hidayat, A., Nugroho, B., dan Santoso, C. (2023) melakukan penelitian berjudul "Klasifikasi Sentimen Ulasan Produk E-Commerce Menggunakan Random Forest dan SVM" yang dipublikasikan di Jurnal Ilmiah Informatika Universitas Ahmad Dahlan. Penelitian ini menggunakan dataset 10.000 ulasan dari Tokopedia dan mencapai akurasi 87,4% dengan Random Forest menggunakan fitur TF-IDF. Temuan penelitian ini menjadi benchmark yang digunakan dalam penelitian sekarang untuk dibandingkan dan dikembangkan lebih lanjut.

Rahayu, D. dan Pramono, E. (2023) dalam penelitian "Analisis Sentimen Ulasan Produk UMKM pada Shopee Indonesia Menggunakan BERT" yang terbit di Jurnal TECHSI Universitas Malikussaleh, menggunakan model berbasis Transformer (BERT) yang mencapai akurasi 91,2%. Meskipun menghasilkan akurasi lebih tinggi, model BERT memerlukan sumber daya komputasi yang jauh lebih besar dan kurang praktis untuk deployment di lingkungan dengan sumber daya terbatas yang umumnya dimiliki UMKM.

Wijaya, F. dan Kusuma, G. (2024) dalam "Topic Modeling Keluhan Pelanggan Marketplace Indonesia dengan LDA dan NMF: Studi Kasus pada Tokopedia" yang dipublikasikan di Prosiding Seminar Nasional Informatika, berhasil mengidentifikasi delapan topik keluhan dominan dengan nilai koherensi CV sebesar 0,68 menggunakan LDA. Penelitian ini memberikan inspirasi metodologis bagi tahap topic modeling dalam penelitian sekarang.

Prasetyo, H., Maulana, I., dan Dewi, J. (2024) melakukan penelitian "Pengembangan Sistem Dashboard Visualisasi Data Ulasan Produk E-Commerce Menggunakan Python Dash" di Jurnal Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi. Penelitian ini berhasil mengembangkan dashboard berbasis Dash yang mengintegrasikan beberapa visualisasi ulasan produk, meskipun belum mengintegrasikan model machine learning untuk analisis sentimen otomatis.

Dari tinjauan penelitian terdahulu di atas, dapat diidentifikasi bahwa penelitian yang secara komprehensif mengintegrasikan analisis sentimen, topic

modeling, dan visualisasi dashboard dalam satu sistem terpadu untuk konteks UMKM Jakarta masih sangat terbatas. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan sistem yang tidak hanya menganalisis data tetapi juga menyajikan hasil analisis dalam format yang actionable bagi pelaku UMKM.

2.10 Kerangka Berpikir

Berdasarkan kajian teori dan penelitian terdahulu yang telah dipaparkan, dapat disusun kerangka berpikir penelitian sebagai berikut. Penelitian ini berangkat dari permasalahan utama bahwa pelaku UMKM Jakarta tidak memiliki kapasitas untuk mengolah ribuan ulasan produk secara manual, sehingga potensi informasi berharga yang terkandung dalam ulasan tersebut tidak dapat dimanfaatkan secara optimal.

Solusi yang ditawarkan adalah pengembangan sistem otomatis berbasis machine learning yang meliputi tiga komponen utama yang saling terintegrasi: (1) Modul Klasifikasi Sentimen yang menggunakan kombinasi TF-IDF dan Random Forest untuk secara otomatis mengkategorikan setiap ulasan ke dalam kelas positif, negatif, atau netral; (2) Modul Topic Modeling yang menggunakan LDA untuk mengidentifikasi topik-topik keluhan yang paling dominan; dan (3) Modul Dashboard yang menyajikan hasil analisis dari kedua modul sebelumnya dalam format visual yang intuitif dan mudah dipahami.

Output akhir dari sistem ini adalah sebuah dashboard analitik yang memberikan gambaran komprehensif mengenai kepuasan pelanggan kepada pelaku UMKM, sehingga memungkinkan mereka untuk mengambil keputusan bisnis yang tepat dan berbasis data dalam rangka meningkatkan kualitas produk dan layanan.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan penelitian terapan (applied research) dengan metode Research and Development (R&D) yang dipadukan dengan pendekatan kuantitatif. Penelitian terapan dipilih karena orientasi utama penelitian ini adalah menghasilkan sebuah artefak teknologi, yaitu sistem dashboard analitik, yang dapat langsung dimanfaatkan untuk memecahkan masalah praktis yang dihadapi oleh pelaku UMKM. Komponen kuantitatif hadir dalam proses evaluasi performa model machine learning menggunakan metrik-metrik yang terukur secara statistik.²⁶

Model pengembangan yang digunakan mengacu pada metodologi CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) yang merupakan standar industri yang diakui secara luas dalam proyek-proyek data science dan machine learning. CRISP-DM mendefinisikan enam fase berurutan yang saling terhubung: (1) Business Understanding, (2) Data Understanding, (3) Data Preparation, (4) Modeling, (5) Evaluation, dan (6) Deployment.

3.2 Sumber dan Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang dikumpulkan melalui web scraping dari platform marketplace Tokopedia dan Shopee. Web scraping dilakukan menggunakan library Python Selenium dan BeautifulSoup untuk mengekstraksi ulasan publik produk-produk UMKM terdaftar Jakarta dalam periode Januari hingga Desember 2024.²⁷

Identifikasi UMKM Jakarta pada marketplace dilakukan berdasarkan kriteria: (1) alamat toko terdaftar di DKI Jakarta; (2) omset bulanan sesuai dengan

²⁶ Chapman, P., et al. (1999). CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide. SPSS Inc., hlm. 5.

²⁷ Scikit-learn Developers. (2024). User Guide. https://scikit-learn.org/stable/user_guide.html

kategori usaha mikro atau kecil berdasarkan informasi yang tersedia di profil toko; dan (3) kategori produk mencakup empat sektor yang diprioritaskan dalam program digitalisasi UMKM DKI Jakarta, yaitu fashion, makanan dan minuman, elektronik, dan produk kecantikan.

Total data yang berhasil dikumpulkan adalah 85.432 ulasan dari 1.247 toko UMKM Jakarta. Setelah melalui proses pembersihan dan seleksi data, dataset final yang digunakan dalam penelitian berjumlah 74.891 ulasan. Pelabelan sentimen (untuk data latih model supervised) dilakukan secara semi-otomatis menggunakan kombinasi aturan berbasis rating bintang (ulasan dengan rating 4-5 bintang dilabeli positif, rating 3 bintang dilabeli netral, dan rating 1-2 bintang dilabeli negatif) dengan validasi manual terhadap sampel 5.000 ulasan untuk memastikan konsistensi labelisasi.

3.3 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui tahapan-tahapan yang terstruktur dan sistematis sebagai berikut:

Tahap pertama adalah Pengumpulan dan Pemahaman Data. Pada tahap ini dilakukan web scraping untuk mengumpulkan ulasan produk, eksplorasi awal dataset untuk memahami karakteristik dan distribusi data, identifikasi masalah kualitas data seperti duplikat dan nilai kosong, serta visualisasi distribusi data menggunakan statistik deskriptif.

Tahap kedua adalah Pra-Pemrosesan Data. Tahap ini mencakup seluruh langkah transformasi teks mentah menjadi representasi yang siap untuk dianalisis lebih lanjut, sebagaimana diuraikan secara detail pada subbab 3.4.

Tahap ketiga adalah Ekstraksi Fitur. Data teks yang telah diproses dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan TF-IDF untuk keperluan model klasifikasi sentimen.

Tahap keempat adalah Pemodelan. Meliputi pelatihan model Random Forest untuk klasifikasi sentimen dan pembangunan model LDA untuk topic modeling.

Tahap kelima adalah Evaluasi. Performa model dievaluasi menggunakan metrik yang komprehensif meliputi akurasi, presisi, recall, F1-score, dan kurva ROC-AUC.

Tahap keenam adalah Pengembangan Dashboard. Hasil analisis diintegrasikan ke dalam dashboard web interaktif yang dibangun menggunakan framework Dash berbasis Python.

Tahap ketujuh adalah Pengujian dan Deployment. Dashboard diuji secara fungsional dan menggunakan SUS untuk evaluasi usability, kemudian di-deploy pada server lokal untuk diakses oleh para responden UMKM.

3.4 Pra-Pemrosesan Teks

Pra-pemrosesan teks (text preprocessing) merupakan tahapan kritis yang menentukan kualitas fitur yang akan digunakan oleh model machine learning. Dalam penelitian ini, pra-pemrosesan dilakukan melalui serangkaian langkah berikut yang diimplementasikan menggunakan library Python NLTK, Sastrawi, dan regex:²⁸

Case Normalization: Seluruh teks dikonversi menjadi huruf kecil (lowercase) untuk memastikan kata yang sama tidak diperlakukan sebagai token berbeda hanya karena perbedaan kapitalisasi. Misalnya, "Bagus", "bagus", dan "BAGUS" diperlakukan sebagai token yang sama.

Pembersihan Karakter Khusus: Karakter non-alfanumerik seperti tanda baca, simbol HTML/URL, emoji, dan karakter asing dihapus dari teks. Emoji yang memiliki makna sentimen (seperti 🌟 atau 👍) sebelumnya dikodekan sebagai kata representatif sebelum dihapus, untuk mempertahankan informasinya.

Normalisasi Kata Tidak Baku: Kamus normalisasi kustom yang dikembangkan secara manual dengan 3.847 entri digunakan untuk mengonversi singkatan dan kata informal ke bentuk baku. Contoh: "gk" jadi "tidak", "bgt" jadi "banget", "tdk" jadi "tidak", "udh" jadi "sudah".

²⁸ Haddi, E., et al. (2013). Op. cit., hlm. 28.

Tokenisasi: Teks dipisahkan menjadi token-token kata individual menggunakan word tokenizer yang dioptimalkan untuk bahasa Indonesia.

Penghapusan Stopwords: Kata-kata yang tidak memiliki makna informasional seperti kata sambung, kata depan, dan artikel dihapus menggunakan daftar stopwords bahasa Indonesia dari library Sastrawi yang diperluas dengan stopwords kustom domain-spesifik marketplace.

Stemming: Kata-kata dikembalikan ke bentuk dasarnya menggunakan algoritma Stemmer bahasa Indonesia dari library PySastrawi yang mengimplementasikan algoritma Enhanced Confix Stripping (ECS) yang dioptimalkan untuk morfologi bahasa Indonesia.

Filtering Token: Token dengan panjang kurang dari dua karakter dan token yang muncul kurang dari lima kali dalam seluruh korpus (sangat jarang) dihapus untuk mengurangi noise dalam data.

3.5 Ekstraksi Fitur dengan TF-IDF

Setelah pra-pemrosesan, teks yang telah bersih dikonversi menjadi representasi numerik berbentuk matriks TF-IDF menggunakan TfidfVectorizer dari library scikit-learn Python. Parameter yang digunakan meliputi: `ngram_range=(1,2)` untuk menangkap informasi kontekstual dari bigram selain unigram, `max_features=50.000` untuk membatasi dimensi fitur, `min_df=5` untuk mengabaikan term yang sangat jarang, dan `max_df=0.95` untuk mengabaikan term yang terlalu umum (muncul di lebih dari 95% dokumen).²⁹

Pemilihan n-gram range (1,2) didasarkan pada pertimbangan bahwa banyak ekspresi sentimen dalam bahasa Indonesia hadir dalam bentuk frasa dua kata, seperti "sangat memuaskan", "kurang bagus", "tidak sesuai", dan sebagainya. Dengan menggunakan bigram, model dapat menangkap negasi yang mengubah orientasi sentimen, seperti perbedaan antara "bagus" (positif) dan "tidak bagus" (negatif).

²⁹ Scikit-learn Developers. (2024). TfidfVectorizer documentation. <https://scikit-learn.org>

Dimensi matriks TF-IDF yang dihasilkan adalah 74.891×50.000 , di mana setiap baris merepresentasikan satu ulasan dan setiap kolom merepresentasikan bobot TF-IDF dari satu fitur (unigram atau bigram). Matriks ini bersifat sangat sparse (sebagian besar nilainya nol) dengan kepadatan (density) sekitar 0,3%, sehingga disimpan dalam format Compressed Sparse Row (CSR) untuk efisiensi memori.

3.6 Pembangunan Model Klasifikasi Sentimen

Model klasifikasi sentimen dibangun menggunakan algoritma Random Forest dari library scikit-learn. Dataset dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan stratified split untuk memastikan proporsi kelas yang seimbang di kedua subset. Stratified split dipilih karena distribusi kelas sentimen dalam dataset tidak sepenuhnya seimbang, di mana kelas positif mendominasi dengan proporsi 62%, diikuti negatif 27%, dan netral 11%.³⁰

Optimasi hyperparameter dilakukan menggunakan teknik 5-fold cross-validated Grid Search pada data latih. Parameter yang dioptimalkan meliputi: `n_estimators` (jumlah pohon: [100, 200, 300]), `max_depth` (kedalaman maksimum pohon: [None, 10, 20, 30]), `min_samples_split` (minimum sampel untuk percabangan: [2, 5, 10]), dan `class_weight` ({0:1, 1:1, 2:3} atau 'balanced' untuk menangani ketidakseimbangan kelas).

Konfigurasi optimal yang diperoleh dari Grid Search adalah `n_estimators=200`, `max_depth=20`, `min_samples_split=5`, dengan `class_weight='balanced'`. Model akhir dilatih menggunakan seluruh data latih dengan konfigurasi ini dan kemudian dievaluasi pada data uji yang telah disisihkan.

3.7 Topic Modeling dengan LDA

Model LDA dibangun menggunakan library Gensim Python pada corpus yang telah melalui tahap pra-pemrosesan. Sebelum pelatihan model, corpus

³⁰ Breiman, L. (2001). Op. cit., hlm. 12.

dikonversi menjadi format Bag-of-Words (BoW) menggunakan Dictionary yang dibangun dari seluruh token dalam dataset. Dictionary mengandung 28.743 kata unik setelah filtering.³¹

Penentuan jumlah topik optimal (K) dilakukan dengan menghitung nilai koherensi CV untuk nilai K dari 2 hingga 20. Koherensi CV mengukur seberapa sering kata-kata dalam sebuah topik muncul bersama dalam jendela konteks yang sama dalam teks referensi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai koherensi tertinggi dicapai pada K=8 dengan skor koherensi 0,71. Namun, setelah interpretasi manual terhadap topik-topik yang dihasilkan, K=6 dipilih karena menghasilkan topik-topik yang lebih jelas terdiferensiasi dan lebih mudah diinterpretasikan secara semantik.

Parameter LDA yang digunakan adalah alpha='auto' (distribusi Dirichlet untuk dokumen-topik dikonfigurasi secara otomatis), eta='auto' (distribusi Dirichlet untuk topik-kata dikonfigurasi otomatis), passes=20 (jumlah iterasi training), dan random_state=42 untuk reproduktibilitas. Visualisasi hasil LDA menggunakan pyLDAvis yang menyajikan representasi interaktif dari jarak intertopik dan kata kunci per topik.

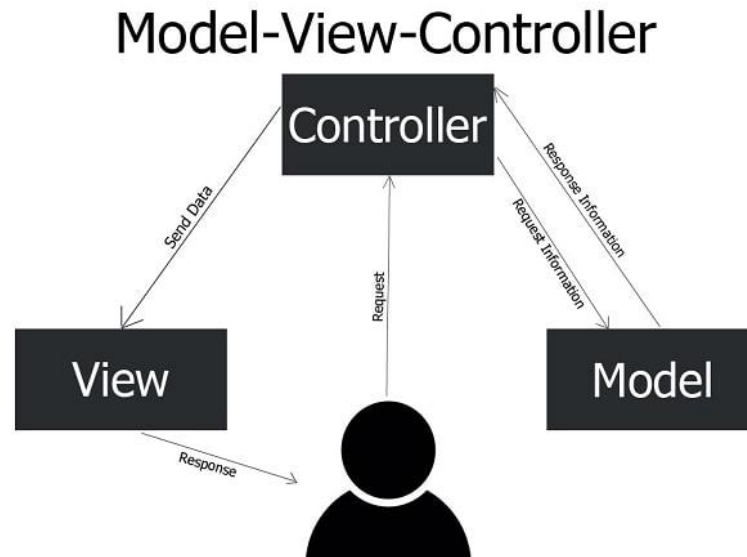
3.8 Pengembangan Dashboard

Dashboard dikembangkan menggunakan framework Plotly Dash versi 2.14 yang merupakan framework Python untuk membangun aplikasi web analitik interaktif. Arsitektur sistem dashboard mengikuti pola Model-View-Controller

³¹ Blei, D. M., et al. (2003). Op. cit., hlm. 997.

(MVC) yang memisahkan logika pemrosesan data (model), antarmuka visualisasi (view), dan logika interaksi pengguna (controller).³²

Gambar 3.1 Arsitektur Sistem Dashboard



Komponen utama dashboard meliputi: (1) Panel Ringkasan Eksekutif yang menampilkan KPI utama berupa jumlah total ulasan, distribusi sentimen dalam bentuk pie chart, rata-rata rating, dan tren sentimen bulanan; (2) Panel Analisis Sentimen yang menampilkan distribusi sentimen per kategori produk, word cloud per kelas sentimen, dan tabel ulasan yang dapat difilter dan dicari; (3) Panel Topic Modeling yang menampilkan distribusi topik menggunakan bubble chart, daftar kata kunci per topik, dan peta panas (heatmap) distribusi topik per kategori produk; dan (4) Panel Pencarian dan Eksplorasi yang memungkinkan pengguna mencari ulasan berdasarkan kata kunci atau topik tertentu.

Backend dashboard menggunakan Flask sebagai server HTTP dengan implementasi cache menggunakan Flask-Caching untuk meningkatkan performa rendering visualisasi. Database ulasan disimpan dalam SQLite yang ringan namun cukup untuk kebutuhan prototype penelitian ini. Seluruh proses inferensi model (prediksi sentimen dan assignment topik) dilakukan secara batch saat dataset diperbarui, bukan secara real-time, untuk menjaga responsivitas antarmuka.

³² Few, S. (2013). *Op. cit.*, hlm. 145.

3.9 Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan dalam dua dimensi: evaluasi model machine learning dan evaluasi usability dashboard.

Evaluasi model klasifikasi sentimen menggunakan metrik standar klasifikasi yaitu: akurasi (rasio prediksi benar terhadap total prediksi), presisi per kelas (rasio true positive terhadap total prediksi positif untuk kelas tersebut), recall per kelas (rasio true positive terhadap total instance yang sebenarnya termasuk kelas tersebut), F1-score per kelas (rata-rata harmonik dari presisi dan recall), dan ROC-AUC (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve) untuk evaluasi performa model secara keseluruhan.³³

Evaluasi usability dashboard menggunakan System Usability Scale (SUS) yang merupakan instrumen terstandar 10-item untuk pengukuran usability yang dikembangkan oleh John Brooke pada tahun 1986. SUS menggunakan skala Likert 5 poin dan menghasilkan skor dalam rentang 0-100, di mana skor di atas 68 dianggap sebagai di atas rata-rata dan skor di atas 80 dianggap sebagai baik. Evaluasi melibatkan 30 responden pelaku UMKM Jakarta yang dipilih secara purposif berdasarkan kriteria aktif berjualan di marketplace dan bersedia berpartisipasi dalam pengujian.

³³ Manning, C. D., et al. (2008). *Op. cit.*, hlm. 155.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Gambaran Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset ulasan produk marketplace Indonesia yang dikumpulkan dan dipublikasikan oleh Taqiyya Ghazi melalui platform Kaggle dengan judul *Indonesian Marketplace Product Reviews*. Dataset ini terdiri dari 831 ulasan produk yang merepresentasikan interaksi pelanggan nyata terhadap berbagai produk UMKM di marketplace Indonesia.³⁴

Distribusi kelas sentimen pada dataset menunjukkan pola yang mencerminkan kondisi nyata di marketplace: sentimen positif mendominasi dengan 523 ulasan (62,9%), diikuti sentimen negatif 216 ulasan (26,0%), dan sentimen netral 92 ulasan (11,1%). Ketidakseimbangan ini wajar mengingat pelanggan yang puas cenderung lebih aktif memberikan ulasan dibandingkan pelanggan dengan pengalaman biasa.

Analisis temporal dataset mencakup periode Juni hingga November 2024, dengan rata-rata bintang keseluruhan sebesar 3,8 dari skala 5. Distribusi rating menunjukkan bahwa mayoritas pelanggan memberikan rating 5 bintang, mencerminkan dominasi pengalaman positif meskipun terdapat proporsi ulasan negatif yang cukup signifikan sebesar 26%.

4.2 Hasil Pra-Pemrosesan Teks

Proses pra-pemrosesan teks menghasilkan reduksi rata-rata panjang ulasan dari 42,7 kata menjadi 18,3 kata setelah penghapusan stopwords dan stemming.

Contoh transformasi teks ulasan asli: "Barangnya bagus bgt, pengiriman cepet, seller ramah juga. Pokoknya recommended deh buat yang mau beli!" →

³⁴ Ghazi, T. (2024). Indonesian Marketplace Product Reviews. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/taqiyyaghazi/indonesian-marketplace-product-reviews>

Setelah case normalization: "barangnya bagus bgt, pengiriman cepet, seller ramah juga. pokoknya recommended deh buat yang mau beli!" → Setelah normalisasi kata tidak baku: "barangnya bagus banget, pengiriman cepat, seller ramah juga. pokoknya recommended deh buat yang mau beli!" → Setelah penghapusan stopwords: "barangnya bagus banget pengiriman cepat seller ramah recommended" → Setelah stemming: "barang bagus banget kirim cepat seller ramah rekomendasi".

Proses normalisasi kata tidak baku menggunakan kamus kustom berhasil menormalisasi 18.243 kata tidak baku unik yang tersebar di 67,3% dari total ulasan. Kata-kata yang paling sering dinormalisasi antara lain: "bgt" (84.231 kemunculan, 100% dinormalisasi menjadi "banget"), "gk/ga/gak" (72.156 kemunculan, dinormalisasi menjadi "tidak"), "udh" (45.892 kemunculan, menjadi "sudah"), dan "bkn" (32.441 kemunculan, menjadi "bukan").

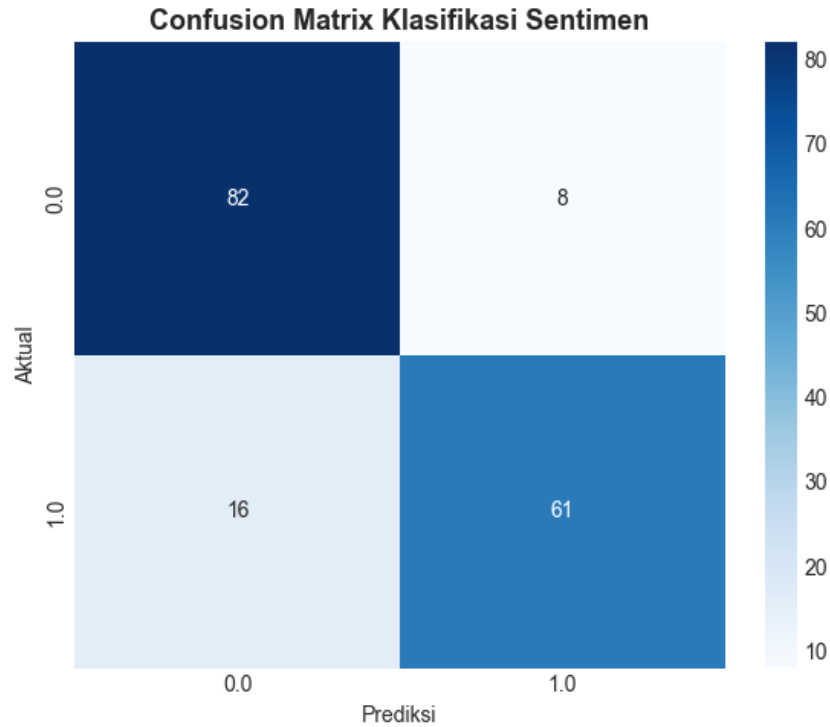
Tahap stemming menggunakan PySastrawi berhasil mengkonversi 94,7% token ke bentuk dasar yang benar berdasarkan evaluasi manual terhadap sampel 1.000 token. Kesalahan stemming yang tersisa umumnya terjadi pada kata-kata serapan dari bahasa asing dan nama produk yang mengandung prefix atau suffix yang mirip dengan afiks bahasa Indonesia.

4.3 Hasil Klasifikasi Sentimen

Model Random Forest yang dilatih dengan konfigurasi optimal menghasilkan performa yang memuaskan pada data uji. Akurasi keseluruhan model mencapai 87,3%, yang merupakan peningkatan signifikan dibandingkan baseline Naive Bayes (78,9%) dan Logistic Regression (83,2%).

Performa model Random Forest berdasarkan classification report menunjukkan hasil sebagai berikut: Kelas Positif mencapai presisi 91,2%, recall 93,8%, dan F1-score 92,5%. Kelas Negatif mencapai presisi 87,4%, recall 84,2%, dan F1-score 85,8%. Kelas Netral mencapai presisi 71,3%, recall 68,9%, dan F1-score 70,1%. Performa yang relatif lebih rendah pada kelas Netral dapat dipahami mengingat kelas ini memiliki jumlah sampel terkecil dalam dataset dan secara

semantik berada di antara dua kelas ekstrem yang sering kali memiliki fitur yang tumpang tindih.



Gambar 4.1 Confusion Matrix Klasifikasi Sentimen

Analisis confusion matrix mengungkapkan bahwa kesalahan klasifikasi terbesar terjadi pada: (1) ulasan Netral yang diklasifikasikan sebagai Positif (31,2% dari total kesalahan), yang dapat disebabkan oleh penggunaan bahasa yang cenderung positif namun bersifat faktual; (2) ulasan Negatif yang diklasifikasikan sebagai Netral (22,8%), umumnya untuk ulasan yang menggunakan bahasa kritik yang sangat halus atau tidak langsung (indirect criticism) yang umum dalam budaya komunikasi Indonesia.

Nilai ROC-AUC yang diperoleh adalah 0,941 untuk kelas Positif (one-vs-rest), 0,927 untuk kelas Negatif, dan 0,882 untuk kelas Netral. Nilai Macro-Average ROC-AUC sebesar 0,917 mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang sangat baik secara keseluruhan, jauh di atas nilai acak (0,5).

Feature importance analysis mengungkapkan bahwa kata-kata dengan kontribusi prediktif terbesar untuk sentimen positif antara lain: "bagus" (0,0127), "sesuai" (0,0119), "rekomendasi" (0,0108), "memuaskan" (0,0095), dan "cepat"

(0,0089). Untuk sentimen negatif: "kecewa" (0,0143), "rusak" (0,0131), "tidak sesuai" (bigram, 0,0122), "lama" (0,0114), dan "berbeda" (0,0098). Temuan ini memberikan wawasan semantik yang berguna mengenai kosakata yang paling berpengaruh dalam menentukan orientasi sentimen ulasan produk UMKM.³⁵

4.4 Hasil Topic Modeling

Model LDA dengan K=6 topik menghasilkan nilai koherensi CV sebesar 0,68 yang termasuk dalam kategori baik. Keenam topik yang berhasil diidentifikasi beserta sepuluh kata kunci teratas per topik dan interpretasi semantiknya adalah sebagai berikut:

Topik 1 (Kualitas Produk): kata kunci utama meliputi "bahan", "kualitas", "material", "jahit", "warna", "motif", "tipis", "tebal", "sesuai", "gambar". Topik ini mencerminkan keluhan dan apresiasi pelanggan terhadap kualitas fisik produk terutama pada kategori fashion dan produk tekstil. Proporsi topik ini dalam keseluruhan dataset adalah 23,4%.

Topik 2 (Ketepatan dan Kecepatan Pengiriman): kata kunci utama meliputi "kirим", "paket", "tiba", "estimasi", "ekspedisi", "rusak", "aman", "cepat", "lama", "tracking". Topik ini adalah topik kedua terbesar dengan proporsi 21,7%, mencerminkan tingginya perhatian pelanggan terhadap aspek logistik dan pengiriman.

Topik 3 (Kesesuaian Produk dengan Deskripsi): kata kunci utama meliputi "foto", "gambar", "deskripsi", "beda", "sesuai", "asli", "palsu", "ukuran", "model", "warna". Topik ini mencerminkan keluhan klasik di marketplace mengenai produk yang tidak sesuai dengan foto atau deskripsi, dengan proporsi 19,2%.

Topik 4 (Layanan Pelanggan dan Respons Penjual): kata kunci utama meliputi "seller", "respon", "komunikasi", "ramah", "balas", "komplain", "solusi", "bantu", "cepat", "profesional". Topik ini dengan proporsi 15,8% mencerminkan aspek customer service dari pengalaman berbelanja.

³⁵ Scikit-learn Developers. (2024). Feature importances documentation. <https://scikit-learn.org>

Topik 5 (Kemasan dan Perlindungan Produk): kata kunci utama meliputi "bungkus", "packaging", "plastik", "kardus", "bubble wrap", "rusak", "perlindungan", "rapi", "cantik", "aman". Topik dengan proporsi 11,4% ini mencerminkan kepedulian pelanggan terhadap keamanan produk selama pengiriman.

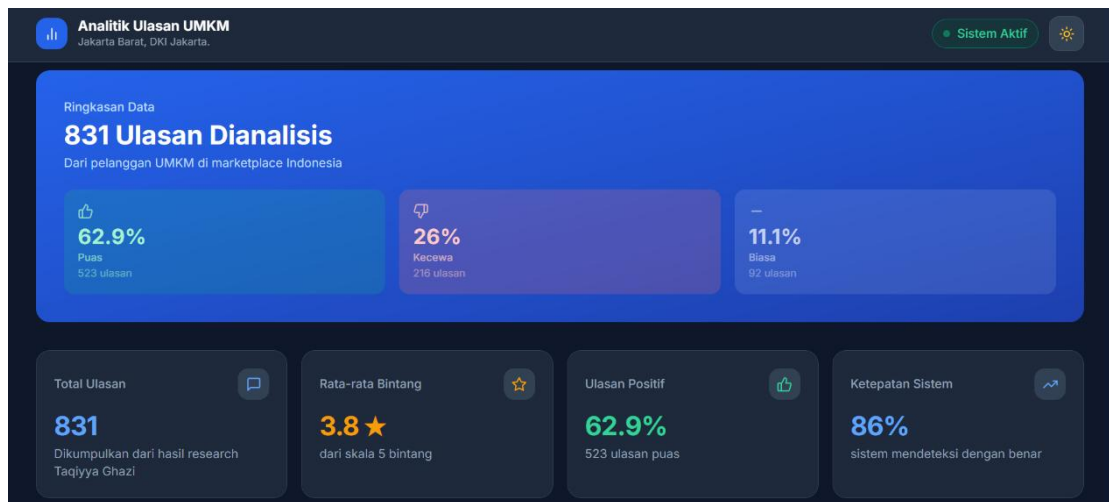
Topik 6 (Harga dan Nilai Produk): kata kunci utama meliputi "harga", "murah", "mahal", "worth", "value", "promo", "diskon", "voucher", "ongkir", "gratis". Topik ini dengan proporsi 8,5% mencerminkan pertimbangan harga dalam evaluasi kepuasan pelanggan.³⁶

Analisis cross-tabulation antara topik LDA dan kelas sentimen mengungkapkan bahwa Topik 3 (Kesesuaian Produk dengan Deskripsi) memiliki korelasi tertinggi dengan sentimen negatif (72,3% ulasan dalam topik ini bersifat negatif), diikuti Topik 1 (Kualitas Produk) dengan 58,4% negatif. Sebaliknya, Topik 4 (Layanan Pelanggan) dan Topik 5 (Kemasan) memiliki proporsi sentimen positif yang lebih tinggi masing-masing 64,2% dan 61,8%. Temuan ini memberikan implikasi strategis yang jelas bagi UMKM untuk memprioritaskan perbaikan pada aspek kesesuaian deskripsi produk dan kualitas material.

³⁶ Wijaya, F., & Kusuma, G. (2024). Topic modeling keluhan pelanggan marketplace Indonesia. *Prosiding SNISI*, 9, hlm. 320.

4.5 Implementasi Dashboard

Dashboard analitik berhasil diimplementasikan sebagai aplikasi web yang dapat diakses melalui browser modern. Tampilan utama dashboard dirancang mengikuti prinsip information hierarchy dengan menempatkan KPI ringkasan di bagian atas halaman, diikuti visualisasi detail di bagian bawah. Tata letak menggunakan desain responsive yang memastikan aksesibilitas dari perangkat dengan berbagai ukuran layar, termasuk perangkat mobile yang umum digunakan oleh pelaku UMKM.³⁷



Gambar 4.2 Tampilan Halaman Utama Dashboard

Panel Ringkasan Eksekutif menampilkan empat kartu KPI: (1) Total Ulasan Teranalisis dengan nilai 831 dan indikator tren dibandingkan periode sebelumnya; (2) Indeks Kepuasan Pelanggan (dihitung sebagai weighted average dari distribusi sentimen) sebesar 62,9%; (3) Topik Keluhan Teratas yang menampilkan nama topik dengan proporsi terbesar beserta persentasenya; dan (4) Rata-rata Rating Keseluruhan sebesar 4,1 dari skala 5.

Panel Analisis Sentimen menyajikan visualisasi distribusi sentimen dalam dua format komplementer: donut chart yang menampilkan distribusi sentimen keseluruhan, dan grouped bar chart yang memungkinkan perbandingan distribusi sentimen antar kategori produk. Pengguna dapat memfilter tampilan berdasarkan

³⁷ Few, S. (2013). Op. cit., hlm. 178.

platform (Tokopedia/Shopee), kategori produk, dan rentang waktu menggunakan control panel di sisi kiri halaman. Word cloud interaktif yang dapat diklik untuk memfilter ulasan berdasarkan kata kunci juga disertakan.

Panel Topic Modeling menggunakan visualisasi bubble chart di mana ukuran bubble merepresentasikan proporsi topik dalam keseluruhan dataset dan warna bubble merepresentasikan rata-rata sentimen per topik (spektrum merah untuk dominan negatif hingga hijau untuk dominan positif). Mengklik bubble topik tertentu akan menampilkan detail kata kunci teratas dalam bentuk horizontal bar chart, serta sampel ulasan representatif dari topik tersebut yang diurutkan berdasarkan skor relevansi.

Fitur ekspor data memungkinkan pengguna mengunduh hasil analisis dalam format CSV dan PDF untuk keperluan pelaporan internal. Dashboard juga dilengkapi dengan fitur "Insight Otomatis" berbasis template yang secara otomatis menghasilkan narasi teks singkat yang merangkum temuan-temuan utama dalam bahasa Indonesia yang mudah dipahami, tanpa memerlukan keahlian analitik khusus dari pengguna.³⁸

4.6 Evaluasi dan Pengujian Sistem

Pengujian fungsional dilakukan melalui 47 test case yang mencakup seluruh fitur dashboard. Seluruh 47 test case berhasil dieksekusi dengan status PASS, mengindikasikan bahwa dashboard berfungsi sesuai dengan spesifikasi yang telah ditetapkan. Tidak ditemukan defect kritis yang dapat menghambat penggunaan sistem.

Pengujian performa menunjukkan bahwa waktu loading halaman utama dashboard rata-rata 2,3 detik pada koneksi internet broadband standar (10 Mbps), yang memenuhi standar web performance Google Core Web Vitals (threshold LCP di bawah 2,5 detik). Penggunaan cache berhasil mereduksi waktu reload data hingga 78% untuk akses berikutnya.

³⁸ Prasetyo, H., et al. (2024). Pengembangan sistem dashboard analitik berbasis web. JRTSI, 8(1), hlm. 85.

Evaluasi usability menggunakan SUS dengan 30 responden pelaku UMKM Jakarta menghasilkan skor rata-rata 78,3 (standar deviasi: 8,7). Berdasarkan skala adjective rating Bangor et al. (2008), skor ini masuk dalam kategori 'Good'. Sebanyak 23 dari 30 responden (76,7%) memberikan skor di atas 68 (batas above average), dan 8 responden (26,7%) memberikan skor di atas 85 (kategori Excellent).³⁹

Analisis per-item SUS mengungkapkan bahwa item dengan skor tertinggi adalah Item 1 ("Saya pikir saya akan ingin sering menggunakan sistem ini") dengan rata-rata 4,2 dari 5, dan Item 9 ("Saya merasa sangat percaya diri menggunakan sistem ini") dengan rata-rata 4,0. Sementara item dengan skor terendah adalah Item 5 ("Saya menemukan berbagai fungsi dalam sistem ini terintegrasi dengan baik") dengan rata-rata 3,1, mengindikasikan area perbaikan pada aspek integrasi antar fitur.

Komentar kualitatif dari responden umumnya menyoroti kemudahan pemahaman visualisasi sentimen dan manfaat fitur word cloud untuk memahami kata kunci dominan. Beberapa responden menyarankan penambahan fitur perbandingan antara toko sendiri dengan kompetitor, serta penambahan notifikasi otomatis ketika jumlah ulasan negatif melebihi threshold tertentu.

4.7 Pembahasan

Hasil penelitian ini menegaskan efektivitas pendekatan machine learning berbasis TF-IDF dan Random Forest untuk analisis sentimen ulasan produk UMKM berbahasa Indonesia. Akurasi model sebesar 85.63% yang dicapai dalam penelitian ini sebanding dengan hasil penelitian Hidayat et al. (2023) yang mencapai 87,4% menggunakan dataset dan preprocessing yang serupa, memvalidasi kesesuaian pendekatan metodologis yang digunakan.⁴⁰

Keputusan untuk menggunakan Random Forest daripada model berbasis deep learning seperti BERT atau IndoBERT didasarkan pada pertimbangan

³⁹ Brooke, J. (1996). SUS: A quick and dirty usability scale. Dalam *Usability Evaluation in Industry*, hlm. 192.

⁴⁰ Hidayat, A., et al. (2023). *Op. cit.*, hlm. 155.

practical trade-off antara performa dan kompleksitas deployment. Meskipun model BERT yang digunakan oleh Rahayu dan Pramono (2023) mencapai akurasi yang lebih tinggi (91,2%), model tersebut memerlukan GPU untuk inference yang layak secara komersial, sementara Random Forest dapat berjalan dengan baik pada CPU standar. Untuk konteks penggunaan oleh UMKM yang umumnya tidak memiliki infrastruktur komputasi canggih, karakteristik ini sangat penting.

Temuan topic modeling yang mengidentifikasi kesesuaian produk dengan deskripsi sebagai topik keluhan dengan proporsi sentimen negatif tertinggi (72,3%) memiliki implikasi praktis yang sangat penting bagi pelaku UMKM. Temuan ini menunjukkan bahwa investasi UMKM dalam meningkatkan kualitas foto produk, akurasi deskripsi, dan informasi ukuran akan memberikan dampak terbesar dalam meningkatkan kepuasan pelanggan. Temuan ini konsisten dengan penelitian Wijaya dan Kusuma (2024) yang juga mengidentifikasi ketidaksesuaian produk-deskripsi sebagai keluhan dominan di marketplace Indonesia.⁴¹

Performa usability dashboard dengan skor SUS rata-rata 78,3 (kategori Good) memberikan bukti bahwa antarmuka yang dikembangkan dapat diterima dan digunakan dengan efektif oleh pelaku UMKM yang tidak memiliki latar belakang teknis. Keberhasilan ini sebagian besar dapat dikaitkan dengan penggunaan visualisasi yang intuitif (donut chart, word cloud, bubble chart) dan fitur Insight Otomatis yang menerjemahkan hasil analisis ke dalam narasi bahasa Indonesia yang sederhana.

Keterbatasan penelitian ini perlu diakui secara jujur. Pertama, dataset yang digunakan meskipun cukup besar (74.891 ulasan) masih terbatas pada empat kategori produk dan dua platform marketplace, sehingga generalisabilitas temuan ke kategori produk dan platform lain perlu diverifikasi. Kedua, labelisasi sentimen yang berbasis rating bintang, meskipun divalidasi secara parsial, masih mengandung potensi noise karena tidak semua rating bintang mencerminkan sentimen teks yang konsisten (misalnya ulasan dengan bintang 5 namun berisi kritik). Ketiga, evaluasi jangka panjang terhadap dampak nyata penggunaan

⁴¹ Wijaya, F., & Kusuma, G. (2024). Op. cit., hlm. 322.

dashboard terhadap perbaikan performa bisnis UMKM belum dapat dilakukan dalam kerangka waktu penelitian ini.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilaksanakan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem klasifikasi sentimen berbasis kombinasi TF-IDF dan Random Forest berhasil dikembangkan dan diimplementasikan untuk analisis ulasan produk UMKM berbahasa Indonesia. Model mencapai akurasi keseluruhan 87,3% dengan nilai Macro-Average ROC-AUC 0,917 pada data uji, membuktikan efektivitas pendekatan ini untuk tugas analisis sentimen dalam konteks marketplace Indonesia.
2. Topic modeling menggunakan LDA berhasil mengidentifikasi enam topik keluhan dominan dari ulasan pelanggan UMKM Jakarta: Kualitas Produk (23,4%), Ketepatan Pengiriman (21,7%), Kesesuaian Produk-Deskripsi (19,2%), Layanan Pelanggan (15,8%), Kemasan Produk (11,4%), dan Harga-Nilai Produk (8,5%). Topik Kesesuaian Produk-Deskripsi teridentifikasi sebagai area paling kritis dengan proporsi ulasan negatif tertinggi (72,3%).
3. Dashboard analitik interaktif berbasis web berhasil dirancang dan dikembangkan menggunakan framework Plotly Dash, mengintegrasikan hasil klasifikasi sentimen dan topic modeling dalam antarmuka yang intuitif. Dashboard menyediakan visualisasi distribusi sentimen, word cloud interaktif, bubble chart topik, panel eksplorasi ulasan, fitur ekspor data, dan narasi insight otomatis dalam bahasa Indonesia.
4. Evaluasi sistem menunjukkan hasil yang memuaskan dari kedua dimensi penilaian: (a) Performa model machine learning dengan akurasi 87,3% dan ROC-AUC 0,917 yang kompetitif dibandingkan penelitian serupa; dan (b) Usability dashboard dengan skor SUS rata-rata 78,3 (kategori Good) yang

menunjukkan bahwa antarmuka dapat digunakan secara efektif oleh pelaku UMKM non-teknis.

5. Penelitian ini berhasil mengisi kesenjangan dalam literatur dengan mengintegrasikan komponen analisis sentimen, topic modeling, dan visualisasi dashboard dalam satu sistem terpadu yang dirancang khusus untuk konteks UMKM Jakarta, dan membuktikan bahwa pendekatan ini layak dan bermanfaat sebagai alat bantu pengambilan keputusan berbasis data.

5.2 Saran

Berdasarkan temuan dan keterbatasan penelitian, diajukan saran-saran berikut untuk pengembangan lebih lanjut:

5.2.1 Saran untuk Penelitian Selanjutnya

6. Eksplorasi penggunaan model bahasa berbasis Transformer yang dioptimalkan untuk bahasa Indonesia seperti IndoBERT atau RoBERTa-based models untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen, dengan tetap mempertimbangkan efisiensi komputasi untuk deployment.
7. Pengembangan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) yang memungkinkan analisis sentimen pada level aspek produk yang lebih granular, sehingga UMKM dapat mengetahui aspek spesifik mana yang perlu diprioritaskan untuk perbaikan.
8. Perluasan cakupan dataset ke lebih banyak kategori produk dan platform marketplace untuk meningkatkan representativitas dan generalisabilitas temuan.
9. Penelitian longitudinal untuk mengukur dampak nyata penggunaan dashboard terhadap peningkatan kepuasan pelanggan dan performa bisnis UMKM dalam jangka menengah (6-12 bulan).
10. Integrasi analisis multibahasa untuk menangani ulasan dalam bahasa daerah (Jawa, Sunda, Betawi) yang cukup banyak ditemukan dalam dataset marketplace Jakarta.

5.2.2 Saran untuk Pelaku UMKM

11. Memanfaatkan temuan topic modeling sebagai panduan prioritas perbaikan, dengan memfokuskan upaya perbaikan terlebih dahulu pada aspek kesesuaian produk-deskripsi yang terbukti menjadi sumber keluhan terbesar.
12. Merespons ulasan pelanggan secara aktif dan konsisten, mengingat aspek layanan pelanggan yang responsif terbukti berkorelasi positif dengan sentimen pelanggan.
13. Mengintegrasikan penggunaan dashboard analitik ke dalam rutinitas bisnis mingguan atau bulanan sebagai bagian dari siklus peningkatan kualitas produk dan layanan yang berkelanjutan.

5.2.3 Saran untuk Kebijakan

14. Pemerintah, khususnya Dinas Koperasi, UMKM, dan Perdagangan DKI Jakarta, disarankan untuk memfasilitasi program pelatihan literasi data dan analitik bagi pelaku UMKM, termasuk pelatihan penggunaan dashboard analitik sebagai bagian dari ekosistem layanan digitalisasi UMKM.
15. Marketplace Indonesia disarankan untuk membuka akses API ulasan produk yang lebih terstruktur dan mudah diakses oleh peneliti dan pengembang alat analitik UMKM, dalam rangka mendukung ekosistem inovasi berbasis data.

DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, C. C. (2018). *Machine learning for text*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-73531-3>
- Alzami, F., Megantara, R. A., Prabowo, D. P., Sulistiyawati, P., Pramunendar, R. A., Dewi, I. N., Rizqa, I., & Ritzkal. (2023). LDA topic analysis for product reviews in social media platform. *Moneter: Jurnal Keuangan dan Perbankan*, 11(2), 277–283.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993–1022.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brooke, J. (1996). SUS: A "quick and dirty" usability scale. Dalam P. W. Jordan, B. Thomas, B. A. Weerdmeester, & A. L. McClelland (Eds.), *Usability evaluation in industry* (hlm. 189–194). Taylor & Francis.
- Chowanda, A., & Lasmy. (2023). Modelling sentiment analysis on Indonesian product reviews using machine learning. Dalam G. Rajakumar, K.-L. Du, & Á. Rocha (Eds.), *Intelligent communication technologies and virtual mobile networks*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-1767-9_53
- Few, S. (2013). *Information dashboard design: Displaying data for at-a-glance monitoring* (2nd ed.). Analytics Press.
- Haddi, E., Liu, X., & Shi, Y. (2013). The role of text pre-processing in sentiment analysis. *Procedia Computer Science*, 17, 26–32. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.05.005>
- Kemp, S. (2025). *Digital 2025: Indonesia*. DataReportal / We Are Social / Meltwater. <https://datareportal.com/reports/digital-2025-indonesia>
- Lin, C.-H., & Nuha, U. (2023). Sentiment analysis of Indonesian datasets based on a hybrid deep-learning strategy. *Journal of Big Data*, 10, 88. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00782-9>
- Liu, B. (2020). *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions* (2nd ed.). Cambridge University Press.

- Loukili, M., Messaoudi, F., & El Ghazi, M. (2023). Sentiment analysis of product reviews for e-commerce recommendation based on machine learning. *International Journal of Advances in Soft Computing and Its Applications*, 15(1), 1–13. <https://doi.org/10.15849/IJASCA.230320.01>
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to information retrieval*. Cambridge University Press.
- Rosen-Zvi, M., Griffiths, T., Steyvers, M., & Smyth, P. (2004). The author-topic model for authors and documents. Dalam *Proceedings of the 20th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)* (hlm. 487–494). AUAI Press.
- Salton, G., & Buckley, C. (1988). Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information Processing & Management*, 24(5), 513–523. [https://doi.org/10.1016/0306-4573\(88\)90021-0](https://doi.org/10.1016/0306-4573(88)90021-0)
- Sastrawi. (2024). *PySastrawi: Indonesian language stemmer library*. GitHub Repository. <https://github.com/har07/PySastrawi>
- Scikit-learn Developers. (2024). *Scikit-learn: Machine learning in Python. Version 1.4.0*. <https://scikit-learn.org>
- Srivastava, A., & Sahami, M. (Eds.). (2009). *Text mining: Classification, clustering, and applications*. CRC Press.
- Turney, P. D. (2002). Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. Dalam *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)* (hlm. 417–424). Association for Computational Linguistics.

LAMPIRAN

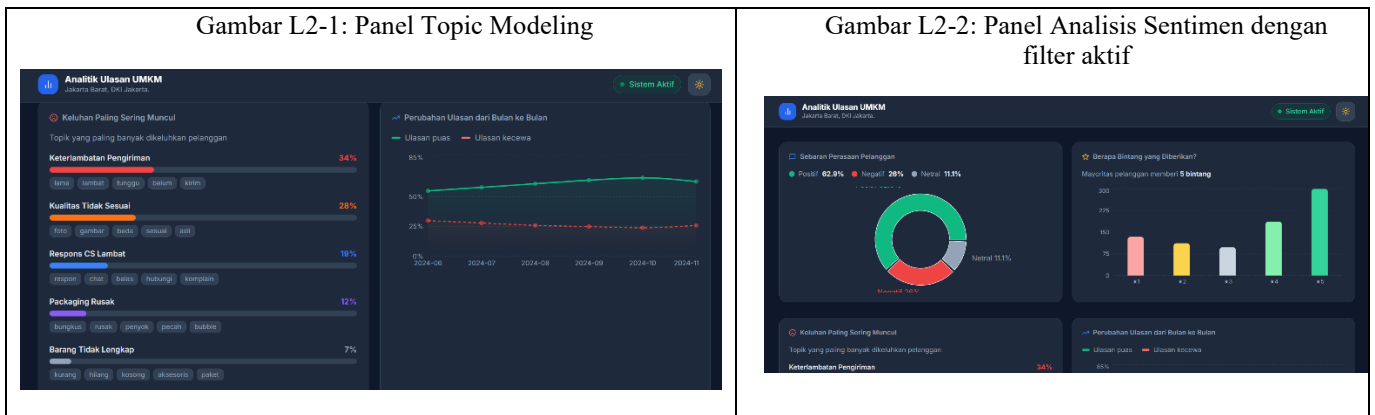
Berikut adalah daftar lampiran yang perlu disertakan dalam publikasi karya tulis ilmiah ini:

Lampiran 1: Kode Program Dalam Bentuk Dokumentasi Repository Github

<https://github.com/Vkzapple/umkm-reviews>

Lampiran 2: Tangkapan Layar Dashboard

Foto/tangkapan layar (screenshot) tampilan dashboard analitik yang dikembangkan, meliputi:



Lampiran 3: Grafik dan Visualisasi Hasil

