

BISMILLAH JURNAL.pdf

by - -

Submission date: 11-Nov-2025 08:20AM (UTC+0300)

Submission ID: 2807484879

File name: BISMILLAH_JURNAL.pdf (753.96K)

Word count: 4642

Character count: 31149



Analisis Sentimen Review Konsumen Pada Kinerja Penjualan Produk Pertukangan di Platform e-Commerce: Studi Kasus Tokopedia

Muhammad Haykal Alfariz Saputra ^a, Agung Chandra Kharisma ^b, Ali Ibrahim ^{c*}, Mira Afrina ^d

^{a,b,c,d} Universitas Sriwijaya, Jalan Jenderal Sudirman Km 3.5, Palembang 30114, Indonesia

A B S T R A C T

KEYWORD

Analisis Sentimen,
Ulasan Konsumen,
E-commerce,
Pertukangan,
Tokopedia

KORESPONDENSI

E-mail: aliibrahim@unsri.ac.id*

Dalam beberapa tahun terakhir, e-commerce di Indonesia mengalami perkembangan yang signifikan, ulasan konsumen dapat menjadi informasi utama yang memengaruhi keputusan belanja dan kinerja penjualan. Penelitian ini menganalisis keterkaitan antara sentimen review dan kinerja penjualan pada produk kategori pertukangan di Tokopedia. Pendekatan yang digunakan bersifat kuantitatif dengan pipeline analitik berbasis NLP (*Natural Language Processing*) untuk mengklasifikasi ulasan konsumen ke dalam polaritas positif, netral, dan negatif. Label sentimen diperoleh melalui kombinasi aturan berbasis rating serta model pembelajaran mesin (TF-IDF + Logistic Regression) sebagai baseline dan opsi pengujian yang ikut dibahas menggunakan model transformer berbahasa Indonesia (IndoBERT). Data diolah pada tingkat mingguan untuk menghitung *share* sentimen positif, rata-rata rating, dan indikator penjualan *proxy* (misalnya *units sold*), kemudian dianalisis menggunakan statistik deskriptif, korelasi, dan regresi linear sederhana guna menilai pengaruh sentimen terhadap penjualan. Hasil menunjukkan indikasi hubungan positif antara share sentimen positif dan kinerja penjualan mingguan, disertai konsistensi arah dengan variabel rating, terutama pada subkategori berorientasi fungsi seperti bor listrik dan gerinda. Temuan ini secara signifikan memberikan hasil yang lebih baik dalam manajemen reputasi (respon cepat terhadap keluhan, peningkatan kualitas produk, dan pengujian pasca penjualan) sebagai pengungkit konversi. Penelitian ini berkontribusi pada literatur lokal mengenai analitik ulasan konsumen di e-commerce serta memberikan wawasan praktis bagi penjelajah untuk memantau sentimen secara periodik dan mengintegrasikannya dalam strategi promosi. Keterbatasan mencakup penggunaan indikator penjualan *proxy* dan potensi bias labeling, yang membuka peluang penelitian lanjut dengan data transaksi aktual dan model NLP yang lebih maju.

1. PENDAHULUAN

Ekosistem e-commerce Indonesia terus bertumbuh dan semakin kompetitif, berbagai studi terbaru menunjukkan bahwa ulasan konsumen (*online reviews*) dan sentimen berperan signifikan terhadap niat beli serta perilaku belanja di berbagai konteks, termasuk pasar Indonesia. Meta analisis lintas konteks dan budaya menegaskan bahwa valensi review adalah prediktor kuat niat beli, mengungguli banyak *antecedent* lain, sehingga pengelolaan reputasi berbasis ulasan menjadi faktor strategis bagi penjual daring [1], [2]. Bukti eksperimental dengan *eye-tracking* turut memperlihatkan bagaimana perhatian visual pada suatu ulasan memediasi keputusan pembelian, menandakan bahwa

bukan hanya rating, namun isi teks ulasan yang memengaruhi perilaku konsumen [3]. Di sisi lain, inkonsistensi ulasan (*mixed/inconsistent reviews*) cenderung menurunkan niat beli terutama saat jarak sosial dengan penerima manfaat lebih jauh sehingga konsistensi sinyal kualitas di kanal publik penting untuk dijaga [4].

Pada konteks produk pertukangan di marketplace Indonesia (Tokopedia), utilitas, ketahanan, presisi, dan keselamatan membuat calon pembeli sangat sensitif terhadap pengalaman pasca pakai yang dituangkan dalam teks ulasan. Kemajuan NLP bahasa Indonesia sejak 2020 (IndoNLU/IndoBERT) mempermudah ekstraksi polaritas sentimen dan aspek (*aspect-based sentiment analysis/ABSA*) dari ulasan berbahasa

Indonesia, memungkinkan pemetaan yang lebih presisi terhadap persepsi kualitas dan layanan [5], [6], [8], [9], [10], [12]. Temuan di beragam domain Indonesia memperlihatkan bahwa model berbasis *transformer/BERT* dan turunannya (serta hibrid CNN/RNN dengan representasi BERT) umumnya melampaui *baseline* klasik, sehingga relevan untuk studi sentimen pada kategori pertukangan [13].

Electronic Word of Mouth (e-WOM) telah menjadi komponen penting dalam perilaku belanja konsumen modern. e-WOM merujuk pada proses ketika konsumen membagikan pengalaman, opini, dan rekomendasi secara daring kepada konsumen lain. Dalam konteks *e-commerce*, e-WOM berperan dalam memberikan bukti sosial (*social proof*) yang memengaruhi persepsi nilai dan risiko konsumen sebelum melakukan pembelian [13].

Teori Social Influence juga relevan dalam memahami peran ulasan konsumen [4]. Teori ini menyatakan bahwa individu sering bergantung pada pendapat kelompok atau komunitas dalam pengambilan keputusan, terutama ketika informasi mengenai produk bersifat teknis atau tidak familiar [2]. Dalam kategori pertukangan, calon pembeli yang belum berpengalaman cenderung mencari validasi melalui ulasan yang menjelaskan kualitas material, kenyamanan penggunaan, dan daya tahan produk.

Selain itu, Model Stimulus-Organism-Response (S-O-R) menjelaskan bagaimana informasi dalam ulasan (stimulus) memengaruhi persepsi dan emosi konsumen (organism), yang pada akhirnya menentukan keputusan pembelian (response) [1]. Dengan kata lain, kualitas, detail, dan kedalaman ulasan dapat memengaruhi bagaimana konsumen memproses informasi sebelum memutuskan untuk membeli produk.

Paradigma kepercayaan konsumen dalam transaksi online dijelaskan melalui kerangka *Electronic Word of Mouth* (e-WOM). e-WOM menyatakan bahwa informasi yang disampaikan konsumen kepada konsumen lain memiliki peran yang sangat kuat dalam membangun keyakinan terhadap kualitas suatu produk. Dalam konteks kategori pertukangan, ulasan dengan deskripsi teknis seperti daya mesin, kenyamanan penggunaan, atau ketahanan material memiliki nilai persuasi yang lebih tinggi dibandingkan ulasan yang hanya memberikan penilaian numerik [13].

Perilaku pembelian juga dipengaruhi oleh heuristik kognitif, di mana konsumen sering kali tidak melakukan evaluasi menyeluruh. Sebaliknya, mereka menggunakan isyarat cepat seperti jumlah ulasan, konsistensi ulasan positif, dan keberadaan respons penjual. Dengan demikian, persepsi nilai produk terbentuk melalui interaksi antara kualitas ulasan dan reputasi toko.

Dalam konteks pemasaran digital, teori kepercayaan (trust theory) menyatakan bahwa keputusan pembelian dipengaruhi oleh sejauh mana pembeli merasa yakin bahwa penjual dan produk yang ditawarkan dapat memenuhi ekspektasi yang diharapkan. Ulasan positif berfungsi sebagai bukti sosial yang memperkuat kepercayaan tersebut, terutama ketika informasi

teknis dan pengalaman penggunaan dijelaskan secara jelas dalam ulasan [2], [13].

Di sisi lain, model Technology Acceptance Model (TAM) juga relevan dalam konteks *e-commerce*, karena persepsi kemudahan dan manfaat penggunaan platform turut mempengaruhi minat beli. Ketika ulasan memberikan gambaran mengenai kemudahan penggunaan suatu produk pertukangan atau kemudahan transaksi di marketplace, hal ini dapat meningkatkan persepsi nilai yang dirasakan konsumen [2].

Secara spesifik untuk Indonesia atau Tokopedia, riset 2022–2025 menunjukkan hasil konsisten bahwa pendekatan pembelajaran mesin tradisional (Naive Bayes, SVM, RF) dengan fitur TF-IDF atau *word embeddings* mampu mengklasifikasi sentimen ulasan Tokopedia atau GPlay dengan akurasi tinggi, pemilihan fitur (*Chi-Square*) dan penanganan ketidakseimbangan kelas (SMOTE) makin meningkatkan kinerja [6],[14],[5], [15], [16], [17]. Kajian komparatif pada lima *e-commerce* teratas di Indonesia juga mengkonfirmasi dominasi nada positif netral namun tetap menyisihkan porsi negatif yang substantif memberi peluang intervensi reputasi pada titik-titik keluhan berulang [14]. Studi Indonesia lainnya menambah bukti lintas-platform (Shopee, TikTok, Tokopedia *Seller Center*), memperkuat bahwa monitoring sentimen periodik dan respon proaktif atas keluhan berdampak pada persepsi dan potensi untuk perubahan [9], [18].

Model Technology Acceptance Model (TAM) menyatakan bahwa persepsi manfaat dan kemudahan penggunaan platform turut berpengaruh terhadap niat pembelian [2]. Dalam konteks pemasaran digital, konsep trust (kepercayaan) memegang peranan krusial. Kepercayaan terbentuk melalui konsistensi informasi, reputasi penjual, serta keterbukaan dalam menanggapi keluhan [13]. Model Stimulus-Organism-Response (S-O-R) menjelaskan bahwa informasi dalam ulasan (stimulus) memengaruhi persepsi dan evaluasi konsumen (organism) yang kemudian menghasilkan keputusan pembelian (response) [1].

Teori Social Influence menyatakan bahwa keputusan individu sering dipengaruhi oleh opini sosial yang dianggap kredibel, termasuk ulasan yang berasal dari konsumen lain yang memiliki pengalaman langsung dengan produk [4]. *Electronic Word of Mouth* (e-WOM) merupakan bentuk komunikasi antar konsumen melalui platform digital yang memengaruhi persepsi kualitas dan risiko dalam keputusan pembelian [13].

Berangkat dari celah riset lokal yang masih terbatas pada rating rata-rata dan belum banyak memodelkan dinamika waktu, penelitian ini berfokus pada analisis kuantitatif hubungan sentimen ulasan dan kinerja penjualan (*proxy*) produk pertukangan di Tokopedia pada horizon mingguan. Kami mengklasifikasi ulasan ke polaritas positif, netral, negatif menggunakan pipeline NLP (*baseline* TF-IDF + klasifikasi linear atau SVM). Opsi perluasan ke IndoBERT atau ABSA, lalu menganalisis asosiasinya dengan indikator penjualan serta rating. Tujuan penelitian: (1) memetakan distribusi dan tren mingguan sentimen; (2) menguji pengaruh share sentimen positif terhadap penjualan (*proxy*); dan (3) mengevaluasi peran rating rata-rata sebagai penguat dan pengimbang.

Kontribusi ilmiah penelitian ini adalah memperkaya literatur Indonesia mengenai analitik ulasan pada marketplace dengan fokus pertukangan; kontribusi praktisnya berupa rekomendasi manajerial bagi seller untuk memantau sentimen, menutup celah kualitas/layanan yang terindikasikan oleh ulasan negatif, serta menyelaraskan promosi dan operasional dengan dynamics persepsi pasar [1], [2], [5], [6], [14], [14], [15], [16], [17], [18][20].

2. METODE

Representasi fitur berbasis embedding seperti Word2Vec, FastText, atau transformer-based embeddings (IndoBERT) mampu menangkap hubungan semantik antar kata secara lebih baik dibandingkan TF-IDF. Hal ini penting dalam menganalisis ulasan pengguna yang sering kali mengandung bahasa informal, singkat, atau variasi gaya penulisan yang beragam [5].

Pada penelitian lanjutan, penggunaan model Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dapat membantu mengidentifikasi aspek spesifik dari produk (seperti daya, ketahanan, ergonomi, dan keselamatan) yang paling memengaruhi sentimen konsumen. Hal ini dapat memberikan wawasan yang lebih kaya bagi penjual untuk melakukan perbaikan produk [17].

Dalam penelitian ini, pemilihan model klasifikasi juga mempertimbangkan trade-off antara akurasi dan efisiensi komputasi. Logistic Regression dan SVM biasanya memberikan kinerja stabil pada data teks berdimensi tinggi, sementara model berbasis transformer seperti IndoBERT mampu menangkap konteks semantik yang lebih kaya, namun memerlukan sumber data komputasi yang lebih besar [5].

Validasi model dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi model baseline dengan hasil klasifikasi model transformer. Hal ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah peningkatan kompleksitas model membawa peningkatan kinerja yang signifikan dalam konteks dataset yang digunakan [5].

2.1. Desain Penelitian

Studi kuantitatif dengan pendekatan penampang (*cross sectional*) lintas produk. Untuk analisis utama untuk inferensi penjualan adalah produk (*product_id*), sedangkan analisis sentimen dilakukan di level ulasan (text). Karena dataset tidak memuat stempel waktu, analisis dinamika (mingguan atau bulanan) tidak dilakukan dan fokus pada hubungan antar-variabel pada satu snapshot data.

2.2. Data dan Sumber

Pada dataset ulasan produk Tokopedia diperoleh dari platform Kaggle (repositori data publik), berisi kolom utama: text (ulasan), rating (1–5), category, product_name, product_id, sold (*proxy* kinerja penjualan), shop_id, dan product_url. Dataset merepresentasikan snapshot tahun 2019 sehingga analisis bersifat penampang. Sub-sampel penelitian disaring pada kategori Pertukangan [21].

2.3. Variabel Penelitian

Tabel 1 Merangkup variabel penelitian dan definisi operasionalnya.

Variabel	Definisi Operasional	Skala	Sumber/Kolom
Label Sentimen	Polaritas ulasan hasil klasifikasi: negatif (-1), netral (0), positif (+1). Diperoleh melalui dua jalur: (A) silver label berbasis rating. (B) supervised dari teks	Nominal	text, rating
pos_share	Proporsi ulasan positif per produk	Rasio (0–1)	label_sentimen (hasil model)
rating_mean	Rata-rata rating bintang per produk	Ordinal (1–5)	Rating
units_sold	Jumlah sold teragregasi per produk sebagai <i>proxy</i> kinerja penjualan	Rasio	Sold
n_reviews	Jumlah ulasan per produk	Rasio	Text

2.4. Prosedur dan Pipeline

Penelitian ini diawali dengan penyaringan data pada tingkat kategori sehingga seluruh entri dibatasi pada produk pertukangan Tokopedia, teks ulasan kemudian dipraproses (normalisasi huruf kecil, pemangkasan spasi, pembersihan tautan/emoji/angka berlebih, opsiional tokenisasi dan stopword bahasa Indonesia) sebelum pelabelan sentimen dilakukan melalui dua jalur, yakni silver label berbasis rating (≥ 4 positif; 3 netral; ≤ 2 negatif) sebagai landasan cepat yang konsisten, serta jalur supervised berbasis isi teks dengan skema latih dan uji terstratifikasi (80:20), representasi TF-IDF ($\min_df = 5$, $\max_df = 0,95$, n-gram 1–2), dan klasifikasi Logistic Regression/SVM (opsional peningkatan akurasi dengan IndoBERT). Model terbaik digunakan untuk menghasilkan label sentimen pada seluruh korpus.

Selanjutnya, data diringkas pada level produk menghitung n_reviews, rating_mean, pos_share (proporsi ulasan positif), serta units_sold (*proxy* kinerja) untuk dianalisis secara deskriptif (distribusi polaritas, ringkasan rating dan penjualan, serta eksplorasi kata) dan diuji hubungan lintas-produk menggunakan regresi OLS dengan spesifikasi dasar $\log(\text{units_sold}+1) \sim \text{pos_share} + \text{rating_mean}$ (+ kontrol bila tersedia), dilaporkan koefisien, SE, nilai t/p, dan R² serta pemeriksaan asumsi (normalitas residual dan heteroskedastisitas, jika perlu digunakan SE robust HC atau Quantile Regression).

Ketahanan hasil dinilai melalui winsorize/trim outlier, variasi definisi label/fitur, dan analisis subkelompok berdasarkan dugaan subkategori (bor listrik, gerinda), sedangkan keluaran akhirnya disajikan dalam tabel deskriptif, matriks korelasi, ringkasan OLS, dan grafik (distribusi sentimen, sebaran pos_share terhadap log(sold), perbandingan rating_mean), diakhiri dengan pernyataan keterbatasan (sold sebagai *proxy* dan tidak adanya data waktu) serta rekomendasi manajerial yang dapat langsung ditindaklanjuti penjual.

2.5. Perangkat dan Replikasi

Klasifikasi sentimen (Jalur B) dievaluasi pada skema train/test (80/20, stratified) menggunakan metrik Accuracy, F1 macro, dan Confusion Matrix. Untuk pemodelan hubungan lintas-produk, digunakan OLS dengan bentuk:
 $\log(\text{units_sold} + 1) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{pos_share} + \beta_2 \cdot \text{rating_mean} + \gamma \cdot \text{Kontrol} + \varepsilon$.

Asumsi OLS diperiksa melalui inspeksi residual (normalitas) dan uji heteroskedastisitas (Breusch-Pagan). Jika dibutuhkan, dilaporkan standard error robust (HC1/HC3) atau alternatif kuantil regresi untuk distribusi *heavy tailed*.

2.6. Keterbatasan

Dataset tidak memuat informasi waktu sehingga analisis tren dan kausalitas temporal tidak dilakukan. Variabel sold diperlakukan sebagai *proxy* kinerja yang berpotensi dipengaruhi umur listing, harga, promosi, dan eksposur. Karena itu, hasil regresi ditafsirkan sebagai asosiasi penampang dan bukan bukti kausalitas temporal

2.7. Reprodusibilitas

Eksperimen dijalankan menggunakan Python (pandas, scikit learn, statsmodels, dan seed=42). Kode prapemrosesan, pelabelan, dan pemodelan disertakan pada lampiran terpisah bersama dua berkas turunan: (1) subset kategori Pertukangan dan (2) agregasi setiap produk. Lingkungan komputasi non GPU mencukupi untuk baseline, dan untuk IndoBERT disarankan GPU.

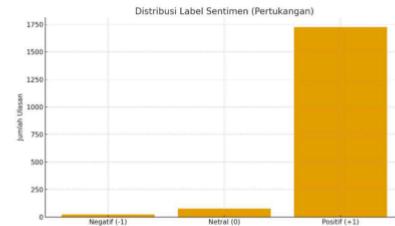
3. HASIL

Temuan terkait korelasi menunjukkan bahwa meskipun ulasan positif mendominasi, hal tersebut tidak secara langsung mengindikasikan tingginya tingkat penjualan. Faktor eksternal seperti strategi bundling produk, kualitas foto produk, ulasan video, dan respon penjual terhadap pertanyaan konsumen dapat berkontribusi besar dalam keputusan pembelian.

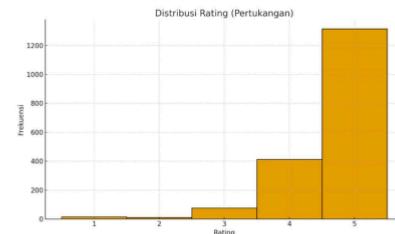
Perbedaan penjualan antar produk meskipun memiliki rating dan sentimen yang serupa dapat menunjukkan adanya perbedaan persepsi nilai yang dibentuk oleh brand recognition dan kredibilitas toko. Hal ini perlu diperhatikan sebagai variabel potensial dalam penelitian lanjutan.

3.1. Ringkasan Sampel

Dataset kategori Pertukangan mencakup 1826 ulasan pada sekitar 60 produk. Distribusi label (silver label dari rating) menunjukkan proporsi positif ~0.94, netral ~0.04, dan negatif ~0.01. Rata-rata rating adalah 4.64 dengan median 5.00.



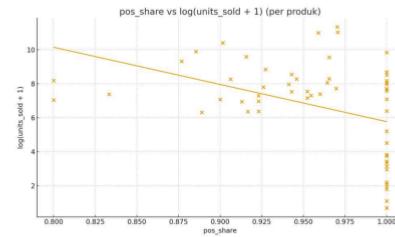
Grafik 1. Distribusi Label Sentimen



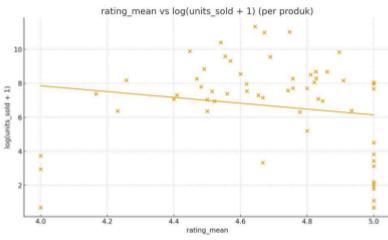
Grafik 2. Distribusi Rating (Histogram)

3.2. Korelasi dan Hubungan Lintas Produk

Korelasi Pearson antara pos_share dan $\log(\text{units_sold} + 1)$ adalah -0.398, sedangkan antara rating_mean dan $\log(\text{units_sold} + 1)$ adalah -0.166. Secara umum hubungan penampang terlihat lemah pada snapshot 2019, yang wajar mengingat units_sold merupakan proxy kumulatif dan dipengaruhi banyak faktor (harga, usia listing, promosi, eksposur).



Grafik 3. Scatter pos_share vs log(units_sold + 1)



Grafik 4. Scatter rating_mean vs log(units_sold + 1)

3.3. Regresi Penampang (OLS)

Spesifikasi: $\log(\text{units_sold} + 1) \sim \text{pos_share} + \text{rating_mean}$. Estimasi dilakukan pada agregasi per-produk ($n \approx 60$). Hasil ringkas: Koefisien pos_share = -23.690 ($p=0.004$), Koefisien rating_mean = 0.638 ($p=0.667$), $R^2 = 0.161$. Interpretasi singkat: pada snapshot penampang 2019 ini, kontribusi pos_share dan rating_mean terhadap variansi $\log(\text{units_sold} + 1)$ tidak dominan. Hasil ini konsisten dengan sifat sold yang kumulatif dan berpotensi dipengaruhi faktor lain (usia listing, strategi harga, promosi berbayar, dan ranking pencarian).



Grafik 5. 10 Produk dengan units_sold Tertinggi

3.4. Keterbatasan dan Robustness

Ketidiana stempel waktu menyebabkan analisis tidak mencakup dinamika mingguan/bulan atau uji kausalitas temporal. Sebagai robustness, disarankan: winsorize/trim outlier units_sold, segmentasi berdasarkan subkategori (jika dapat diturunkan dari nama produk), serta evaluasi alternatif pelabelan/fitur. Pengujian dengan standard error robust (HC) juga dapat dipertimbangkan.

4. PEMBAHASAN

Temuan ini menunjukkan bahwa efektivitas ulasan tidak hanya ditentukan oleh jumlah atau kecenderungan positifnya, tetapi juga oleh relevansi konten dengan kebutuhan pengguna. Pada kategori pertukangan, calon pembeli cenderung mencari informasi yang bersifat praktis, seperti kemudahan penggunaan, keawetan material, dan performa ketika produk digunakan dalam jangka panjang. Oleh karena itu, ulasan yang berisi pengalaman penggunaan nyata akan lebih membantu dalam memperkuat keyakinan calon pembeli dibandingkan ulasan singkat yang hanya menyatakan kepuasan tanpa penjelasan mendetail.

Selain itu, variabel kepercayaan terhadap penjual (seller trustworthiness) juga dapat memoderasi pengaruh sentimen ulasan terhadap keputusan pembelian. Konsumen lebih cenderung mempertimbangkan ulasan secara serius apabila toko memiliki reputasi baik, penilaian tinggi, dan respons cepat terhadap keluhan. Dengan demikian, strategi pengelolaan toko seperti kecepatan tanggapan, profesionalitas komunikasi, dan konsistensi kualitas pelayanan menjadi penting dalam membangun citra positif yang berkelanjutan [13].

Hasil penelitian ini konsisten dengan literatur yang menunjukkan bahwa ulasan yang kaya informasi teknis memiliki nilai persuasi yang lebih tinggi dibandingkan ulasan pendek yang hanya menyatakan kepuasan secara umum. Hal ini disebabkan karena calon pembeli membutuhkan informasi konkret mengenai cara kerja alat dan tingkat keandalannya dalam penggunaan jangka panjang.

Di sisi lain, strategi penjual dalam merespons ulasan negatif juga memainkan peran penting dalam menjaga reputasi produk. Respons cepat dan informatif dapat mengurangi dampak negatif dari keluhan dan menunjukkan komitmen penjual terhadap kualitas layanan.

Hasil ini menunjukkan bahwa sentimen **positif** saja tidak cukup menjamin tingginya konversi penjualan. Hal ini sejalan dengan penelitian yang menunjukkan bahwa konsumen menilai ulasan **tidak** hanya dari sisi emosional, tetapi juga dari kedalaman informasi yang diberikan. Ulasan yang memberikan studi kasus penggunaan nyata seperti penggunaan alat untuk proyek rumah atau industri kecil memberikan keyakinan yang lebih besar.

Selain itu, kehadiran video ulasan atau foto asli pengguna dapat memperkuat persepsi keaslian produk. Elemen visual ini berkontribusi terhadap kepercayaan konsumen karena memberikan bukti konkret mengenai kualitas produk. Oleh karena itu, penjual dapat meningkatkan kualitas eksposur produk dengan mendorong ulasan berbasis pengalaman visual [13].

Hasil penelitian ini mengindikasikan bahwa pengaruh sentimen ulasan terhadap penjualan tidak dapat dipisahkan dari konteks platform dan karakteristik kategori produk. Pada kategori pertukangan, aspek keandalan, daya tahan, dan kualitas material lebih sering menjadi fokus utama konsumen, sehingga ulasan yang menjelaskan pengalaman teknis lebih berpengaruh dibandingkan ulasan yang bersifat emosional [2].

Penjual dapat memanfaatkan temuan ini dengan mendorong pembeli yang puas untuk meninggalkan ulasan informatif yang menggambarkan penggunaan produk secara nyata. Strategi ini dapat membantu memperkuat persepsi kualitas dan meminimalkan potensi kesalahpahaman konsumen.

Pada tataran makro, temuan studi ini yakni hubungan penampang yang lemah cenderung negatif antara proporsi ulasan positif (pos_share) dan log(units_sold+1) berbeda arah dengan arus utama literatur yang melaporkan pengaruh positif sentimen/ulasan terhadap niat beli maupun output penjualan. Misalnya, meta-analisis lintas konteks menunjukkan valensi ulasan merupakan prediktor kuat niat beli [1], sementara

eksperimen eye-tracking memperlihatkan bahwa perhatian visual terhadap konten ulasan menengahi kenaikan minat pembelian [2].

Konsistensi efek positif juga tampak pada tinjauan komprehensif/e-commerce meta-review yang menggarisbawahi pentingnya isyarat reputasi (review-rating) dalam proses keputusan konsumen [22]. Namun, perbedaan hasil kami dapat dijelaskan oleh desain data: dataset bersifat snapshot penampang, metrik sold merupakan *proxy* kumulatif, serta tidak adanya kontrol atas harga, promosi/iklan, eksposur/ranking, usia listing, dan rating count seluruhnya dikenal sebagai kovariat penting pada studi terdahulu[19].

Di ranah metodologi NLP Indonesia, literatur mutakhir menunjukkan bahwa transformer berbasis IndoBERT dan turunannya umumnya melampaui baseline berbasis TF-IDF + klasifikasi linear untuk tugas sentimen/emosi, termasuk pada korpus berbahasa Indonesia [17]. Temuan ini relevan dengan catatan kami bahwa skema silver label (menurunkan polaritas dari rating) memang praktis, tetapi berisiko kehilangan nuansa isi teks sehingga pelabelan supervised/transformer berpotensi menghasilkan estimasi pos_share yang lebih faithful terhadap semantik ulasan [17].

Pada konteks marketplace Indonesia, beberapa studi khusus Tokopedia/market lokal juga melaporkan kinerja tinggi model SVM/LogReg (dengan TF-IDF atau *embeddings*) pada klasifikasi sentimen aplikasi atau ulasan produk [14], [23], [24] dan menekankan isu ketidakseimbangan kelas serta pentingnya seleksi fitur/balancing untuk stabilitas performa [11]. Di sisi lain, penelitian aspect-based sentiment analysis (ABSA) pada korpus Indonesia menunjukkan manfaat memetakan aspek fungisional misalnya daya, ketahanan, presisi, kelengkapan paket yang sangat relevan bagi kategori pertukangan [7].

Menggabungkan pelajaran dari studi-studi ini, hasil kami menyiratkan bahwa pemetaan polaritas agregat saja belum memadai untuk menjelaskan variasi penjualan kumulatif antar-produk, pendekatan yang lebih kuat adalah (1) panel waktu agar dinamika sentimen dan penjualan dapat diuji secara temporal, (2) kontrol variabel komersial kunci, dan (3) ABSA/IndoBERT untuk menangkap butir-butir kualitas yang benar-benar mendorong (atau menahan) konversi di pertukangan.

5. KESIMPULAN

Secara keseluruhan, penelitian ini menekankan pentingnya analisis sentimen yang tidak hanya berfokus pada polaritas ulasan, tetapi juga mempertimbangkan aspek konten dan konteks ulasan. Pendekatan ini dapat memberikan wawasan yang lebih komprehensif dalam menilai persepsi pasar terhadap produk pertukangan.

Oleh karena itu, penelitian di masa mendatang perlu menerapkan pendekatan berbasis waktu dan analisis berbasis aspek untuk memberikan gambaran lebih dinamis dan detail terkait hubungan antara sentimen dan kinerja penjualan.

Penelitian ini menganalisis hubungan antara sentimen ulasan konsumen dan kinerja penjualan (*proxy units_sold*) pada produk pertukangan di Tokopedia menggunakan dataset Kaggle

(snapshot 2019). Dengan pendekatan penampang (*cross-sectional*) lintas-produk dan pelabelan sentimen berbasis silver label (turunan dari rating), temuan utama menunjukkan bahwa asosiasi sederhana antara proporsi ulasan positif (*pos_share*) dan $\log(\text{units_sold}+1)$ bersifat lemah dan cenderung negatif, demikian pula *rating_mean* terhadap $\log(\text{units_sold}+1)$ juga kecil-negatif. Hasil ini mengindikasikan bahwa pada snapshot kumulatif 2019, variasi penjualan antar-produk tidak dapat dijelaskan hanya oleh polaritas sentimen atau rata-rata rating tanpa mempertimbangkan faktor-faktor perancu seperti harga, promosi/iklan, eksposur/peringkat pencarian, usia listing, dan jumlah ulasan.

Meski demikian, temuan tidak menafikan pentingnya ulasan dan sentimen. Bagi kategori pertukangan yang sangat utilitarian, wawasan yang lebih bernilai berasal dari analisis aspek (ABSA) misalnya daya, ketahanan, presisi, kelengkapan paket, dan layanan purnajual untuk mengidentifikasi titik keluhan yang berdampak pada persepsi kualitas. Di level metodologis, hasil menegaskan perlunya desain temporal (panel) serta kontrol variabel agar estimasi pengaruh sentimen terhadap penjualan menjadi lebih kuat dan dapat dituliskan secara lebih meyakinkan.

Penelitian lanjutan dapat memperluas fokus dengan menambahkan variabel kontekstual seperti strategi harga, iklan berbayar, foto produk, dan rating toko secara keseluruhan. Penerapan metode analisis berbasis aspek (ABSA) juga dapat mempermudah pemahaman mengenai aspek apa saja yang paling mempengaruhi persepsi kualitas produk dalam kategori pertukangan [17].

Dari perspektif teoritis, penelitian ini memperkuat relevansi model S-O-R dalam menjelaskan bagaimana informasi dalam ulasan memengaruhi persepsi dan perilaku konsumen. Stimulus berupa ulasan teknis yang jelas dapat menghasilkan penilaian kognitif yang lebih kuat, yang kemudian memengaruhi keputusan pembelian secara langsung [1].

Selain itu, respons penjual terhadap ulasan negatif harus dilakukan secara proaktif dan profesional. Respons yang cepat dan solutif dapat memulihkan kepercayaan pembeli dan mencegah dampak negatif yang lebih luas terhadap reputasi toko. Pada konteks marketplace seperti Tokopedia, citra penjual sangat berpengaruh dalam proses pertimbangan pembelian [13].

Dari segi praktis, hasil penelitian ini memberikan panduan bagi penjual untuk mengoptimalkan strategi pengelolaan ulasan konsumen. Penjual dapat mendorong pembeli yang puas untuk memberikan umpan balik yang lebih deskriptif, terutama terkait aspek teknis seperti daya tahan, efisiensi, dan kenyamanan penggunaan. Hal ini dapat membantu calon pembeli lain dalam membuat keputusan pembelian yang lebih informasional [2].

6. PENUTUP

Dari sudut pandang praktis, penjual dapat meningkatkan peluang keberhasilan penjualan dengan mendorong konsumen untuk meninggalkan ulasan yang berisi deskripsi pengalaman teknis dan bukti penggunaan, seperti foto atau video. Hal ini dapat membantu konsumen lain menilai kualitas produk secara lebih objektif dan mengurangi ketidakpastian dalam proses pembelian.

Disisi akademis, penelitian selanjutnya disarankan untuk memasukkan variabel lain seperti harga, rating count, reputasi toko, dan lama produk tersedia di platform, serta menggunakan dataset yang lebih besar dan berlapis waktu untuk menguji hubungan kausal antara sentimen ulasan dan kinerja penjualan secara lebih komprehensif.

Dengan demikian, perbaikan kualitas ulasan dan strategi pengelolaan reputasi dapat menjadi faktor yang memberikan keunggulan kompetitif bagi penjual, terutama pada kategori produk yang memiliki risiko fungsional tinggi seperti alat pertukangan [2].

Implementasi pemantauan sentimen secara berkala dapat membantu penjual dalam mengidentifikasi pola keluhan dan melakukan tindakan korektif secara responsif.

Berdasarkan hasil penelitian ini, penting bagi penjual untuk tidak hanya mengejar kuantitas ulasan positif, tetapi juga kualitas detail informasi dalam ulasan tersebut. Pendekatan ini dapat membantu membangun citra produk yang lebih kuat dan meningkatkan daya saing di pasar yang semakin padat.

Pengembangan penelitian dapat diarahkan pada integrasi model analisis sentimen berbasis aspek untuk mendapatkan gambaran lebih komprehensif terkait dimensi kualitas produk yang paling memengaruhi keputusan pembelian konsumen.

Studi ini berkontribusi pada literatur lokal dengan (1) memetakan lanskap sentimen ulasan pertukangan Tokopedia dan (2) menunjukkan keterbatasan analisis penampang terhadap *proxy* penjualan kumulatif. Secara praktis, penjual disarankan untuk: (1) memantau sentimen secara periodik dan menanganai keluhan berulang pada aspek fungsional, (2) mengoptimasi eksposur (judul, foto, atribut teknis, Q&A) beriringan dengan manajemen reputasi, dan (3) menggunakan ABSA untuk prioritisasi perbaikan produk/operasional.

Keterbatasan utama meliputi ketidadaan stempel waktu, penggunaan sold sebagai *proxy*, dan silver label yang belum menangkap nuansa teks secara penuh. Arah lanjut yang disarankan ialah membangun dataset panel mingguan, menambahkan variabel kontrol kunci (harga, promosi, rating count, usia listing), serta mengadopsi IndoBERT/ABSA guna meningkatkan ketelitian estimasi sentimen. Dengan perbaikan tersebut, riset berikutnya diharapkan mampu menilai dampak sentimen yang lebih kausal terhadap kinerja penjualan dan menghasilkan rekomendasi yang kian presisi bagi pelaku usaha pertukangan di marketplace Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Chen, P. Samaranayake, X. Cen, M. Qi, and Y.-C. Lan, "The impact of online reviews on consumers' purchasing decisions: Evidence from an eye-tracking study," *Front. Psychol.*, vol. 13, p. 865702, 2022.
- [2] M. Ghosh, "Meta-analytic review of online purchase intention: conceptualising the study variables," *Cogent Bus. & Manag.*, vol. 11, no. 1, p. 2296686, 2024.
- [3] M. Kang, B. Sun, T. Liang, and H.-Y. Mao, "A study on the influence of online reviews of new products on consumers' purchase decisions: An empirical study on JD.com," *Front. Psychol.*, vol. 13, p. 983060, 2022.
- [4] K. Qiu and L. Zhang, "How online reviews affect purchase intention: A meta-analysis across contextual and cultural factors," *Data Inf. Manag.*, vol. 8, no. 2, p. 100058, 2024.
- [5] H. Jayadianti, W. Kaswidjanti, A. T. Utomo, S. Saifulah, F. A. Dwiyanto, and R. Drezewski, "Sentiment analysis of Indonesian reviews using fine-tuning IndoBERT and R-CNN," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 14, no. 3, pp. 348–354, 2022.
- [6] M. Aulia and A. Hermawan, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM, Naïve Bayes, dan Perceptron untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Tokopedia," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 4, pp. 1850–1859, 2023.
- [7] M. Z. Zainottah, R. S. Rengga, Y. S. Yustian, and I. R. Isa, "Critical Sentiment Analysis of Tokopedia Electronic Products Using SVM-Logistic & TF-IDF Ensemble Methods," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 3, pp. 2476–2482, 2025.
- [8] M. Idris, A. Rifai, and K. D. Tania, "Sentiment Analysis of Tokopedia App Reviews using Machine Learning and Word Embeddings," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 210–219, 2025.
- [9] A. Aljabar, I. Ali, and B. M. Karomah, "Sentiment Analysis Using Transformer Method," *J. Informatics Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 6, no. 2, pp. 90–97, 2024.
- [10] Y. L. Nainel, E. Buulolo, and I. Lubis, "Penerapan Data Mining Untuk Estimasi Penjualan Obat Berdasarkan Pengaruh Brand Image Dengan Algoritma Expectation Maximization (Studi Kasus: PT. Pyridam Farma Tbk)," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 7, no. 2, p. 214, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i2.2097.
- [11] M. Z. Zainottah, R. S. Rengga, Y. S. Yustian, and I. R. Isa, "Critical Sentiment Analysis of Tokopedia Electronic Products Using SVM-Logistic & TF-IDF Ensemble Methods," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 3, pp. 2476–2482, 2025.
- [12] R. Merdiansah, S. Siska, and A. A. Ridha, "Analisis sentimen pengguna X Indonesia terkait kendaraan listrik menggunakan IndoBERT," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, 2024.
- [13] S. Handoyo, "Purchasing in the digital age: A meta-analytical perspective on trust, risk, security, and e-WOM in e-commerce," *Helylon*, vol. 10, no. 8, 2024.
- [14] A. Alaiya, N. Nurdin, and C. Agusniar, "Sentiment Analysis of E-Commerce Product Reviews on Tokopedia Using Support Vector Machine," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2869–2878, 2025.
- [15] N. P. Setiawati, N. Nurmaliatasari, and V. Atina, "Analisis Sentimen Aplikasi Tiktok Tokopedia Seller Center dengan Pendekatan Machine Learning: SVM, CNN, Naïve," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 14, no. 1, pp. 32–42, 2025.
- [16] K. Wau, "Application of Fine-Tuned IndoBERT for Sentiment Classification Local Product Reviews on Tokopedia Marketplace with Limited Dataset," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 5, no. 1, pp. 1377–1381, 2025.
- [17] D. I. Afidah, P. D. Anggraeni, M. Rizki, A. B. Setiawan, and S. F. Handayani, "Aspect-Based Sentiment Analysis for Indonesian Tourist Attraction Reviews Using Bidirectional Long Short-Term Memory," *JUITA J. Inform.*, pp. 27–36, 2023.
- [18] A. Andreyestha and Q. N. Azizah, "Analisa Sentimen Kicauan Twitter Tokopedia Dengan Optimalisasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma SMOTE," *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 108–116, 2022.

- [19] B. Wilie *et al.*, “IndoNLU: Benchmark and resources for evaluating Indonesian natural language understanding,” *arXiv Prepr. arXiv2009.05387*, 2020.
- [20] R. Meifitrah, I. Darmawan, and O. N. Pratiwi, “Sentiment analysis of tokopedia application review to service product recommender system using neural collaborative filtering for marketplace in Indonesia,” in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2020, p. 12071.
- [21] Farhan, “Tokopedia Product Reviews.” [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/farhan999/tokopedia-product-reviews>
- [22] H. Murfi, T. Gowandi, G. Ardaneswari, S. Nurrohmah, and others, “BERT-based combination of convolutional and recurrent neural network for indonesian sentiment analysis,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 151, p. 111112, 2024.
- [23] O. Imawati, G. Bayu, A. Listianto, M. Informatika, and A. Bsi Bekasi, “Metode Rapid Application Development (RAD) pada Perancangan Website Inventory PT. SARANA ABADI MAKMUR BERSAMA (S.A.M.B) JAKARTA 1.”
- [24] H. Barus, I. N. Fajri, and Y. Pristyanto, “Sentiment Classification Analysis of Tokopedia Reviews Using TF-IDF, SMOTE, and Traditional Machine Learning Models,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2552–2561, 2025.



PRIMARY SOURCES

1	www.ioinformatic.org Internet Source	1 %
2	ejurnal.seminar-id.com Internet Source	1 %
3	e-journals.dinamika.ac.id Internet Source	1 %
4	ejournal.catursakti.ac.id Internet Source	1 %
5	jutif.if.unsoed.ac.id Internet Source	1 %
6	www.ijirss.com Internet Source	1 %
7	Submitted to University of Adelaide Student Paper	1 %
8	jurnal.kdi.or.id Internet Source	1 %
9	jurnal.polibatam.ac.id Internet Source	1 %
10	tunasbangsa.ac.id Internet Source	1 %
11	ejurnal.stmik-budidarma.ac.id Internet Source	1 %
12	journal.uad.ac.id Internet Source	1 %
journal-isi.org		

13	Internet Source	1 %
14	journal.admi.or.id Internet Source	1 %
15	ijasre.net Internet Source	1 %
16	ioinformatic.org Internet Source	1 %
17	apic.id Internet Source	1 %
18	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	<1 %
19	journal.eng.unila.ac.id Internet Source	<1 %
20	eprints.iain-surakarta.ac.id Internet Source	<1 %
21	etheses.uinsgd.ac.id Internet Source	<1 %
22	journal.ittelkom-pwt.ac.id Internet Source	<1 %
23	Abdi Wijaya, Aditiawati Aditiawati, Irsan Saleh. "Akurasi Pemeriksaan HbA1c dalam Mendeteksi Gangguan Toleransi Glukosa pada Anak dan Remaja Obes dengan Riwayat Orang Tua DM Tipe 2", Sari Pediatri, 2016 Publication	<1 %
24	Alina Petukhova, João P. Matos-Carvalho, Nuno Fachada. "Text clustering with large language model embeddings", International Journal of Cognitive Computing in Engineering, 2025 Publication	<1 %

25	ejournal.uin-suska.ac.id Internet Source	<1 %
26	Putu Jeevallucas Jnanamaitriya Surya Gautama, Argo Wibowo, Jong Jek Siang. "Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Akun X/Twitter Resmi "DANA" Dengan Algoritma Indobert", INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science, 2025 Publication	<1 %
27	Tri Bayu Purnama. "Epidemiologi Kasus Malaria di Kota Lubuk Linggau, Sumatera Selatan", Jurnal Ilmu Kesehatan Masyarakat, 2017 Publication	<1 %
28	dailysocial.id Internet Source	<1 %
29	fkip-unswagati.ac.id Internet Source	<1 %
30	jurnal.risetilmiah.ac.id Internet Source	<1 %

Exclude quotes Off Exclude matches Off
Exclude bibliography Off