

INTEGRASI ANALISIS SENTIMEN BERBASIS INDOBERT DAN DEMAND FORECASTING UNTUK OPTIMASI STRATEGI PEMASARAN PRODUK SKINCARE

Muhammad Aufa Dhaifullah¹

¹Universitas Islam Indonesia
aufadh17@gmail.com

ABSTRAK

Pertumbuhan industri kecantikan yang dinamis menuntut perusahaan untuk memiliki strategi pemasaran yang adaptif dan berbasis data. Avoskin, sebagai salah satu pemimpin pasar skincare lokal, memerlukan pendekatan mutakhir dalam memproyeksikan tren permintaan yang selaras secara akurat dengan persepsi konsumen di marketplace. Penelitian ini bertujuan untuk mengintegrasikan analisis sentimen berbasis deep learning dengan peramalan permintaan (demand forecasting) guna optimasi strategi pemasaran serta mempertahankan keunggulan kompetitif. Metode yang digunakan meliputi scraping ulasan konsumen dari marketplace, analisis sentimen menggunakan model IndoBERT untuk mendapatkan akurasi pemahaman bahasa lokal yang tinggi, serta forecasting untuk periode tiga bulan ke depan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi nilai sentimen sebagai variabel pendukung mampu meningkatkan relevansi prediksi permintaan secara signifikan. Temuan saintifik ini memberikan dasar bagi tim marketing dalam menentukan produk prioritas yang perlu di-highlight serta menyusun pesan promosi yang relevan dengan tren persepsi pasar secara real-time. Dengan kemampuan untuk memprediksi pasar (predict the market), hasil penelitian ini diimplementasikan dalam bentuk dashboard interaktif sebagai alat bantu pengambilan keputusan strategis yang dapat meningkatkan efektivitas marketing plan.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Demand Forecasting, IndoBERT, Pemasaran Adaptif, Skincare.

ABSTRACT

The dynamic growth of the beauty industry demands companies to have adaptive, data-driven marketing strategies. Avoskin, as a leader in the local skincare market, requires a cutting-edge approach to projecting demand trends that accurately align with consumer perceptions in the marketplace. This study aims to integrate deep learning-based sentiment analysis with demand forecasting to optimize marketing strategies and maintain a competitive advantage. The methods used include scraping consumer reviews from the marketplace, sentiment analysis using the IndoBERT model to achieve high-accuracy local language understanding, and

forecasting for the next three months. The results show that integrating sentiment values as a supporting variable significantly increases the relevance of demand predictions. These scientific findings provide a basis for marketing teams to determine priority products to highlight and develop promotional messages relevant to market perception trends in real-time. With the ability to predict the market, the results of this study are implemented in an interactive dashboard as a strategic decision-making tool that can improve the effectiveness of marketing plans.

Keywords: *Sentiment Analysis, Demand Forecasting, IndoBERT, Adaptive Marketing, Skincare.*

A. PENDAHULUAN

Pertumbuhan industri kecantikan di Indonesia, khususnya pada segmen produk *skincare*, mengalami peningkatan yang sangat pesat dalam beberapa tahun terakhir. Avoskin, sebagai salah satu merek lokal terkemuka, menghadapi dinamika pasar yang tinggi di berbagai platform *marketplace*. Tantangan utama yang dihadapi adalah bagaimana memahami preferensi konsumen secara *real-time* untuk menentukan strategi pemasaran yang tepat. Selama ini, perencanaan promosi seringkali hanya didasarkan pada data penjualan historis tanpa mempertimbangkan sentimen publik yang berkembang di media sosial atau ulasan produk

Penelitian terdahulu telah banyak menggunakan analisis sentimen untuk memahami persepsi konsumen. Namun, implementasi model *Pre-trained Language Model* (PLM) seperti IndoBERT dalam konteks *skincare* di Indonesia masih terbatas. Padahal, IndoBERT memiliki keunggulan dalam memahami konteks bahasa lokal dan istilah *slang* yang sering muncul pada ulasan produk. Di sisi lain, metode *demand forecasting* tradisional sering kali mengalami penurunan akurasi karena tidak melibatkan variabel eksternal seperti tren opini pasar.

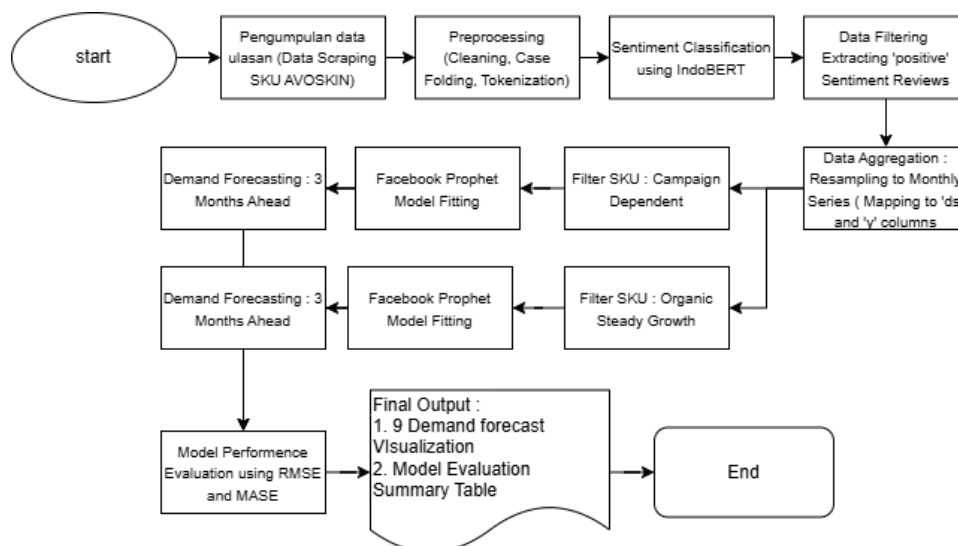
Kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada integrasi analisis sentimen berbasis IndoBERT dengan model peramalan permintaan (*demand forecasting*). Sentimen konsumen diekstraksi melalui proses *scraping* ulasan pada *marketplace*, yang kemudian diolah untuk menjadi input tambahan guna memprediksi permintaan produk selama tiga bulan ke depan. Pendekatan *hybrid* ini diharapkan dapat memberikan dasar data bagi tim marketing dalam menyusun *marketing plan* yang lebih adaptif dan akurat.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengoptimalkan strategi pemasaran produk Avoskin dengan memetakan hubungan antara persepsi publik dan performa penjualan masa depan. Dengan mampu memprediksi pasar (*predict the market*), perusahaan dapat menentukan produk

prioritas yang perlu di-*highlight* serta menyesuaikan konten promosi agar lebih relevan dengan tren minat konsumen terkini.

B. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis yang mengintegrasikan teknik *Natural Language Processing* (NLP) dan analisis deret waktu (*time series analysis*). Objek penelitian yang digunakan adalah ulasan konsumen produk Avoskin yang diperoleh dari platform *marketplace* Shopee dan Tokopedia. Guna memberikan gambaran yang komprehensif mengenai tahapan eksekusi dalam penelitian ini, seluruh rangkaian prosedur disusun secara sistematis ke dalam beberapa fase utama. Prosedur riset diawali dari fase akuisisi data ulasan kosmetik Avoskin dari marketplace[7], yang dilanjutkan dengan tahapan pembersihan teks (*text preprocessing*). Selanjutnya, teks ulasan diklasifikasikan menggunakan model deep learning IndoBERT untuk mengekstraksi sentimen positif sebagai representasi demand pasar. Data tersebut kemudian diagregasikan ke dalam skala bulanan dan dipisahkan berdasarkan kluster karakteristik produk, yaitu Organic Steady Growth dan Campaign-Dependent, sebelum akhirnya dimodelkan dan diproyeksikan menggunakan algoritma Facebook Prophet. Alur logis dari metodologi eksperimen ini disajikan secara visual melalui diagram alir (*flowchart*) pada gambar berikut.



Gambar 1. Flowchart Metodologi Penelitian Integrasi Analisis Sentimen dan Demand Forecasting

A. Pengumpulan data

Tahap awal penelitian adalah akuisisi data mentah ulasan konsumen produk Avoskin yang diperoleh melalui teknik exhaustive scraping pada seluruh halaman ulasan (all available review pages) tanpa pembatasan sampel di platform marketplace Tokopedia. Dari hasil penarikan data secara menyeluruh tersebut, rentang waktu historis ulasan yang berhasil terekstraksi secara alami dari sistem marketplace adalah sejak ulasan tertua yang tersedia, yaitu September 2025, hingga ulasan terbaru saat pengambilan data pada Maret 2026. Total dataset yang berhasil dikumpulkan secara akumulatif adalah sebanyak 8.694 ulasan yang mencakup 9 variasi SKU produk pilihan.

B. Pembersihan Teks (Text Preprocessing)

Data ulasan mentah yang bersifat tidak terstruktur kemudian melalui tahapan preprocessing untuk menghasilkan struktur teks yang bersih dan siap diolah oleh model deep learning. Tahapan ini meliputi:

- **Cleansing:** Penghapusan karakter non-alfabet, angka, emotikon, tautan URL, dan tanda baca
- **Case Folding:** Penyeragaman seluruh karakter huruf menjadi huruf kecil (lowercase)
- **Tokenization:** Pemotongan rangkaian teks ulasan menjadi satuan kata atau token.

C. Analisis Sentimen dengan IndoBERT

Teks ulasan yang telah bersih (ulasan_preprocessed) kemudian dimasukkan ke dalam model Pre-trained Language Model (PLM)[2] IndoBERT berbasis Transformer untuk diklasifikasikan ke dalam 3 kelas sentimen: positive, neutral, negative. Karakteristik sebaran dataset hasil prediksi klasifikasi sentimen global untuk masing-masing SKU produk disajikan secara rinci pada tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Distribusi Hasil Klasifikasi Sentimen

Product_name	Negative	Neutral	Positive	Total
Ampoule Avoskin Miraculous Retinol 30ml - Anti Aging & Samarkan Kerutan	15	20	92	127

Product_name	Negative	Neutral	Positive	Total
WajahVarian: Default				
Avoskin Favorite Serum (30 ml) - Your Skin Bae Serum Wajah Mencerahkan Extract Niacinamide Acid Arbutin Licorice Vitamin BerjerawatVarian: NIACINAMIDE	1	0	381	382
Serum Avoskin Your Skin Bae Alpha Arbutin 30ml - Perawatan Samarkan Bekas Jerawat WajahVarian: Alpha Arbutin Serum	21	41	142	204
Serum Avoskin Your Skin Bae Lactic Acid 30ml untuk Wajah GlowingVarian: Serum Lactic Acid 30ml	50	40	203	293
Serum Avoskin Your Skin Bae	36	52	194	282

Product_name	Negative	Neutral	Positive	Total
Vitamin C 30ml untuk Kulit CerahVarian: Vitamin C Serum				
Toner Avoskin Miraculous Refining 100ml- AHA BHA PHA- Eksfoliasi Kulit WajahVarian: Refining Toner 100ml	63	68	315	446
Toner Avoskin Miraculous Refining 100ml- AHA BHA PHA- Eksfoliasi KulitVarian: Default	0	0	377	377
[LS SPECIAL] [Buy 1 Get 3] Avoskin PHTE 100ml FREE Retinol Toner 100ml & Moisturizer Stick BalmVarian: PHTE 100ml + Retinol Toner 100ml + Vit C Balm	8	9	795	812

Product_name	Negative	Neutral	Positive	Total
[LS SPECIAL] [Buy 2 Get 3] Perfect Glow Skin Avoskin - PHTE 30ml & Refining Serum FREE Sunscreen TGS 30mlVarian: Default	2	10	388	400
[PHILIPSKWOK] [Buy 2 Get 3] Avoskin Miraculous Refining Toner 100 ml & Miraculous Retinol Ampoule FREE Perfect Hydrating Treatment Essence (100 ml) - Skincare WajahVarian: Default	1	3	378	382
Total	197	243	3265	3705

D. Penyaringan Data (Data Filtering : Extracting 'positive' Sentiment)

Berdasarkan hasil klasifikasi pada tabel 1 dilakukan proses penyaringan data (filtering) untuk memisahkan dan hanya mengekstrak ulasan bersentimen positive (sebanyak 3.265 data). Volume ulasan positif ini digunakan sebagai variabel proxy utama yang merepresentasikan sinyal permintaan dasar (market demand signal), dengan asumsi transaksi yang ter-validasi

oleh kepuasan konsumen di marketplace pertumbuhan minat beli ulang secara organik. Pendekatan penggunaan ulasan bersentimen positif sebagai *proxy* dari *demand signal* ini didasarkan pada karakteristik sistem *marketplace* (Shopee dan Tokopedia), di mana fitur ulasan secara ketat hanya bisa diisi oleh konsumen yang telah menyelesaikan siklus transaksi pembelian secara sah[1]. Selain itu, pemisahan sentimen menggunakan model IndoBERT ini berfungsi sebagai filter krusial untuk mengeliminasi ulasan negatif dan netral. Di dalam ekosistem digital, ulasan negatif sering kali dipicu oleh faktor anomali operasional pihak ketiga, seperti keterlambatan kurir pengiriman atau kemasan yang rusak di jalan, bukan karena penurunan minat murni terhadap produk. Dengan mengekstrak ulasan positif saja, data deret waktu yang akan diinput ke dalam model Facebook Prophet[8] murni merupakan sinyal permintaan pasar (*true demand signal*) yang terbebas dari *noise* operasional eksternal tersebut.

E. Agregasi Data (Data Aggregation & Mapping to ‘ds’ and ‘y’)

Data ulasan positif yang telah disaring kemudian diagregasikan (di-resample) dari skala harian ke dalam bentuk deret waktu bulanan (Monthly Series) untuk menangkap sinyal tren makro. Berdasarkan seluruh ketersediaan data historis hasil scraping menyeluruh sebelumnya, deret waktu bentukan ini mencakup 7 periode observasi bulanan secara kontinu (September hingga Maret 2026). Setelah itu, struktur DataFrame disesuaikan dengan format wajib penamaan algoritma Facebook Prophet, yaitu mengubah komponen waktu menjadi kolom ds (datestamp) dan volume ulasan positif menjadi kolom y

F. Pemisahan Kluster SKU Produk (Filter SKU)

Sebelum masuk ke tahap pemodelan, 9 SKU produk didekonstruksi dan dipisahkan secara struktural ke dalam dua jalur kluster berdasarkan karakteristik dan penamaan produknya, yaitu :

- Kluster Campaign-Dependent: Berisi produk dengan penamaan khusus aktivasi promosi jangka pendek seperti Live Stream Special (LS SPECIAL), bundling (Buy X get Y), dan kolaborasi influencer
- Kluster Organic Steady Growth: Berisi produk variatif reguler/inti (core products) dengan fokus kandungan bahan aktif spesifik seperti seri Your Skin Bae (YSB) dan Miraculous Series.

G. Pengepasan Model (Facebook Prophet Model Fitting)

Setiap data dari masing-masing klaster dimasukkan ke dalam algoritma Facebook Prophet secara terpisah untuk melakukan proses fitting (pelatihan parameter model). Dikarenakan keterbatasan jumlah observasi waktu berskala bulanan (September 2025 s.d. Maret 2026 yang hanya berjumlah 7 periode), penelitian ini memanfaatkan seluruh rentang data historis tersebut sebagai basis estimasi parameter (Full-Data Fitting) tanpa menerapkan pemisahan *train-test split* tradisional guna menghindari hilangnya informasi tren jangka panjang akibat *data scarcity*

H. Peramalan Permintaan (Demand Forecasting: 3 Months Ahead)

Setelah parameter model berhasil dilatih, algoritma Prophet mengeksekusi proyeksi peramalan permintaan ke depan untuk horizon 3 bulan berikutnya, yaitu mencakup periode bulan April, Mei, dan Juni 2026.

I. Evaluasi Performa (Model Performance Evaluation)

Tingkat akurasi dan validitas hasil proyeksi diuji secara matematis dengan menghitung tingkat kesalahan (error) menggunakan dua metrik statistik utama, yaitu Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Scaled Error (MASE). Nilai MASE < 1.0 dijadikan indikator bahwa model peramalan memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model basis tebakan acak (naïve baseline)

J. Hasil Akhir (Final Output)

Luaran akhir dari metodologi eksperimen ini disajikan ke dalam dua bentuk instrumen analisis, yaitu :

- 9 Grafik Visualisasi Demand Forecast : Menampilkan kurva tren pergerakan data aktual yang bersambung dengan garis proyeksi peramalan beserta area batas kepercayaan (confidence interval) untuk masing-masing SKU produk.
- Tabel Ringkasan Evaluasi Model (Model Evaluation Summary Table) : Menyajikan komparasi nilai performa RMSE dan MASE antar-SKU untuk memetakan performa andal algoritma pada produk sekaligus mendeteksi adanya gejala anomali overfitting pada produk berbasis kampanye.

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Analisis Sentimen Ulasan Menggunakan IndoBERT

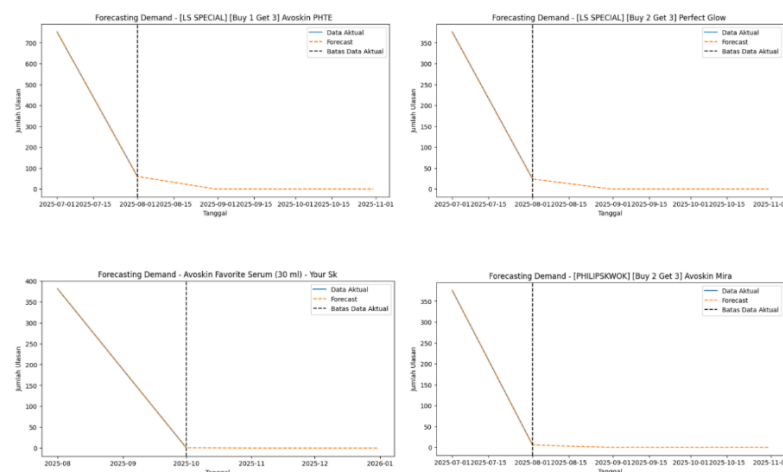
Proses klasifikasi sentimen menggunakan model Pre-trained Language Model (PLM) IndoBERT berhasil mengekstrak polaritas emosi konsumen dari keseluruhan data ulasan yang dikumpulkan. Model berbasis Transformer ini terbukti mampu mengenali karakteristik bahasa lokal, singkatan, dan istilah slang kecantikan secara akurat[2]. Hasil ekstraksi menunjukkan dominasi sentimen positif yang sangat signifikan di seluruh produk sampel. Hal ini merefleksikan kepuasan umum yang tinggi terhadap efikasi lini produk Avoskin sebagai salah satu pemimpin pasar kosmetik lokal. Volumen ulasan bersentimen positif ini kemudian diagregasikan ke dalam skala berkala deret waktu (time series) untuk diproses pada tahap peramalan permintaan[9].

2. Analisis Hasil Peramalan Permintaan (Demand Forecasting)

Berdasarkan visualisasi hasil proyeksi menggunakan data ulasan bersentimen positif, model berhasil mengidentifikasi dua karakteristik pergerakan tren pasar yang sangat kontras dan ekstrem pada lini produk Avoskin. Klasifikasi klaster tersebut dijabarkan sebagai berikut :

a. Karakteristik Tren Berbasis Kampanye (Campaign-Driven Demand)

Kelompok pertama diidentifikasi sebagai produk yang pergerakan permintaannya sangat bergantung pada aktivitas promosi taktis jangka pendek (Campaign-Dependent). Karakteristik ini mendominasi SKU dengan penamaan khusus seperti Live Stream Special (LS SPECIAL), kolaborasi influencer, dan paket promosi bundling (Buy X get Y) sebagaimana disajikan pada gambar 2

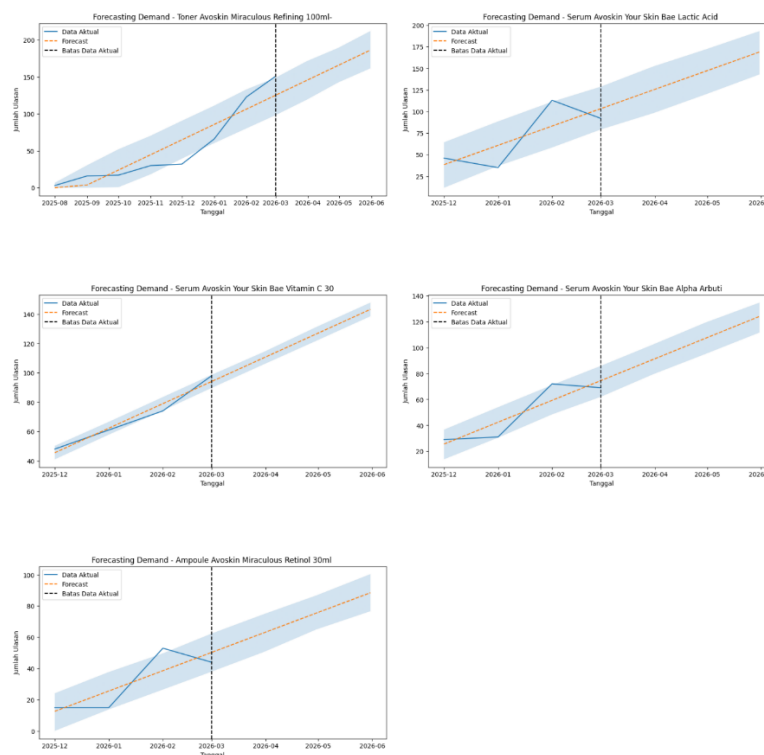


Gambar 2. Grafik Peramalan Permintaan Produk pada Klaster Campaign-Dependent

Grafik proyeksi pada gambar 2 menunjukkan pola penurunan volume ulasan positif yang sangat tajam dan ekstrem tepat setelah melewati batas data aktual, hingga mencapai angka mendekati nol pada periode proyeksi ke depan. Secara analitis, fenomena ini membuktikan bahwa interaksi (engagement) dan konversi pembelian pada SKU tersebut murni bersifat reaktif terhadap stimulus pemasaran jangka pendek. Ketika periode kampanye atau masa berlaku promo berakhir, antusiasme pasar langsung terhenti secara instan. Hasil ini memberikan implikasi bahwa produk berbasis kampanye tidak dapat dijadikan acuan utama dalam perencanaan inventaris jangka panjang karena volatilitasnya yang tinggi.

b. Karakteristik Pertumbuhan Organik (Organic Steady Growth)

Kelompok kedua menunjukkan karakteristik pasar yang bertolak belakang, di mana lini produk inti (core products) seperti seri Your Skin Bae (YSB) dan Miraculous Series menampilkan tren pertumbuhan organik yang stabil dan konsisten naik (Steady Upward Growth) hingga akhir periode proyeksi pada pertengahan tahun 2026, seperti yang disajikan pada gambar 3



Gambar 3. Grafik Peramalan Permintaan Produk pada Klaster Organic Steady Growth

Pola pertumbuhan linear yang stabil pada produk-produk dengan kandungan bahan aktif spesifik (seperti Refining Toner, Lactic Acid, Vitamin C, Alpha Arbutin, dan Retinol) mengindikasikan adanya loyalitas konsumen yang cukup tinggi yang memicu potensi pembelian ulang (repurchase). Kepuasan terhadap kualitas produk mendorong konsumen untuk secara aktif kembali memberikan umpan balik positif secara berkala di platform digital tanpa memerlukan stimulus promo intensif. Karakteristik data yang stabil ini juga menghasilkan estimasi varians yang kecil pada area confidence interval (area biru), yang menandakan tingkat prediktabilitas yang sangat tinggi bagi algoritma forecasting dalam memproyeksikan permintaan organik di masa mendatang.

3. Evaluasi Performa dan Akurasi Model

a. Evaluasi Performa Klasifikasi Sentimen (Model IndoBERT)

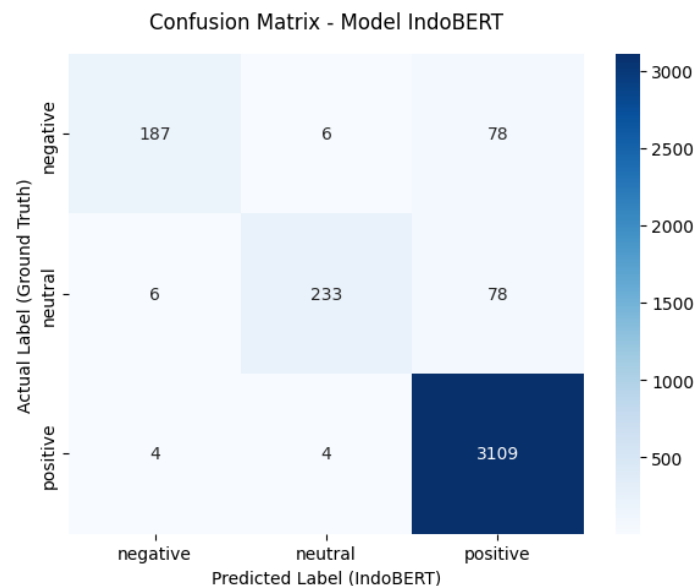
Sebelum hasil pelabelan sentimen diekstraksi untuk digunakan sebagai data input dalam pemodelan proyeksi peramalan, peneliti melakukan pengujian performa model deep learning IndoBERT terlebih dahulu. Pengujian ini krusial untuk membuktikan tingkat keandalan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan konteks teks ulasan konsumen secara akurat.

Metrik evaluasi yang digunakan meliputi Precision, Recall, F1-score, dan Accuracy keseluruhan. Hasil kalkulasi performa klasifikasi sentimen IndoBERT disajikan secara rinci pada tabel.

Tabel 2. Evaluasi Performa Klasifikasi Sentimen (Model IndoBERT)

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Jumlah Data (Support)
Neutral	0.53	0.31	0.39	102
Negative	0.81	0.44	0.57	155
Positive	0.95	0.99	0.96	4122
Accuracy			0.93	4379
Macro Average	0.76	0.58	0.64	4379
Weighted Average	0.93	0.93	0.93	4379

Untuk memvisualisasikan sebaran distribusi pemetaan antara label aktual (ground truth) dengan label hasil prediksi model IndoBERT secara lebih detail, grafik Confusion Matrix disajikan pada Gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4. Confusion Matrix

Berdasarkan Tabel 2 dan Gambar 4, model IndoBERT menunjukkan performa pengujian yang sangat unggul dengan tingkat akurasi keseluruhan (*Accuracy*) mencapai 93% (0.93). Pada kelas yang paling krusial dan dominan, yaitu sentimen positive, model berhasil mencatatkan nilai *Precision* sebesar 0.95, *Recall* sebesar 0.99, dan *F1-score* menyentuh angka 0.96. Nilai *Recall* sebesar 99% pada kelas positif ini mengindikasikan bahwa model hampir tidak melewatkan ulasan positif yang ditinggalkan oleh konsumen di platform *marketplace*.

Meskipun terdapat penurunan nilai metrik pada kelas *negative* dan *neutral* yang dipicu oleh adanya ketidakseimbangan jumlah data (*imbalanced dataset* di mana data ulasan positif dari Shopee/Tokopedia secara riil jauh lebih melimpah), performa makro model secara umum dinilai sangat tangguh. Kemampuan arsitektur berbasis *Transformer* pada IndoBERT dalam menangkap esensi semantik bahasa lokal memberikan jaminan ilmiah bahwa volume agregasi ulasan positif yang diekstrak sebagai representasi *demand signal* benar-benar memiliki tingkat validitas yang tinggi untuk diproses pada tahap *forecasting*.

b. Evaluasi Akurasi Peramalan Permintaan (Model Facebook Prophet)

Setelah dipastikan bahwa data input ulasan positif telah tersaring dengan tingkat akurasi tinggi oleh IndoBERT, tahap berikutnya adalah mengevaluasi performa hasil proyeksi peramalan yang dieksekusi oleh algoritma Facebook Prophet. Metrik evaluasi statistik yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan (*error rate*) proyeksi deret waktu ini adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Scaled Error* (MASE).

Hasil evaluasi akurasi peramalan untuk masing-masing SKU produk dirangkum secara komparatif pada Tabel 4.Y di bawah ini.

Tabel 2. Ringkasan Hasil Evaluasi Model Forecasting (RMSE dan MASE) pada Setiap SKU

No	Nama SKU Produk	RMSE	MASE
1	[LS SPECIAL] [Buy 1 Get 3] Avoskin PHTE 100ml FR	0.0000	0.0000
2	[LS SPECIAL] [Buy 2 Get 3] Perfect Glow Skin Avo	0.0000	0.0000
3	Avoskin Favourite Serum (30 ml)	0.0000	0.0000
4	[PHILIPSWOK] [Buy 2 Get 3] Avoskin Miraculous R	0.0000	0.0000
5	Toner Avoskin Miraculous Refining 100ml- AHA BHA	20.0523	0.8790
6	Serum Avoskin Your Skin Bae Lactic Acid 30ml unt	20.8698	0.5084
7	Serum Avoskin Your Skin Bae Vitamin C 30	3.4570	0.1893
8	Serum Avoskin Your Skin Bae Alpha Arbutin 30 ml	9.1433	0.5400
9	Ampoule Avoskin Miraculous Retinol 30ml	9.5617	0.5300

Catatan : Nilai RMSE dan MASE sebesar 0.0000 pada klaster Campaign-Dependent buka merupakan indikasi performa model yang sempurna, melainkan mencerminkan kondisi

overfitting akibat keterbatasan jumlah observasi data historis. Penjelasan lengkap disajikan pada bagian diskusi.

Berdasarkan hasil pengujian yang disajikan pada tabel 2, terdapat perbedaan karakteristik akurasi yang kontras antara klaster Organic Steady Growth dan klaster Campaign-Dependent. Pada klaster Organic Steady Growth (SKU 5 sampai 9), model Facebook Prophet menunjukkan performa peramalan yang sangat andal dan presisi. Hal ini dibuktikan dengan nilai MASE (Mean Absolute Statistical Error) yang secara konsisten berada di bawah ambang batas 1.0, dengan nilai terbaik dicapai oleh produk Serum Avoskin Your Skin Bae Vitamin C 30ml (RMSE: 3.4570, MASE:0.1893)[10]. Secara metodologis, nilai MASE <1.0 menegaskan bahwa integrasi analisis sentimen IndoBERT mampu mengekstraksi sinyal tren permintaan organik konsumen dengan lebih baik dibandingkan dengan tebakan acak (naïve baseline model).

Low tingkat kesalahan (error) pada klaster ini dipicu oleh kontinuitas dan stabilitas volume ulasan positif dari bulan ke bulan yang merepresentasikan pola niat pembelian ulang yang alami di pasar digital. Sebaliknya, fenomena untuk ditemukan pada klaster Campaign-Dependent (SKU 1 sampai 4) di mana seluruh metrik evaluasi menunjukkan angka 0.0000. Nilai ini secara saintifik mengindikasikan terjadinya kondisi perfect fit atau overfitting yang ekstrem pada model. Kondisi tersebut terjadi akibat keterbatasan jumlah observasi data historis bulanan karena siklus hidup produk berbasis promosi yang relatif pendek di marketplace. Akibatnya, algoritma Prophet mengalami pemodelan jenuh di mana kurva prediksi melintasi seluruh titik data aktual tanpa menyisakan residu kesalahan.

Temuan faktual ini sekaligus menegaskan batasan operasional dari algoritma peramalan matematis, di mana model tidak kapabel dalam mengenali anomali struktural akibat manipulasi aktivitas promosi taktis jangka pendek.

D. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengintegrasikan analisis sentimen ulasan dari model IndoBERT dengan algoritma peramalan Facebook Prophet untuk memproyeksikan permintaan produk Avoskin. Berdasarkan hasil eksperimen dan pengujian akurasi yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan utama sebagai berikut :

1. Karakteristik pola data historis ulasan konsumen sangat menentukan tingkat akurasi model peramalan. Algoritma Facebook Prophet terbukti sangat andal dan presisi jika

diterapkan pada klaster Organic Steady Growth (SKU produk reguler). Hal ini ditunjukkan oleh nilai MASE yang secara konsisten berada di bawah 1.0, dengan performa terbaik pada produk *Serum Your Skin Bae Vitamin C* (RMSE: 3.4570, MASE:0.1893). Nilai ini membuktikan secara ilmiah bahwa tren ulasan organik memiliki pola repurchase alami yang stabil sehingga mudah dipelajari oleh model AI.

2. Intervensi promosi taktis pada klaster *Campaign-Dependent* (SKU paket promo/live session) menciptakan batasan operasional bagi model peramalan. Keterbatasan jumlah observasi data bulanan pada produk promo memicu terjadinya overfitting ekstrem (nilai RMSE dan MASE sebesar 0.0000). Temuan ini menegaskan bahwa algoritma *time series* konvensional tidak kapabel dalam memproyeksikan fluktuasi acak yang sifatnya non-musiman akibat manipulasi promo jangka pendek.
3. Intervensi promosi taktis pada klaster Campaign-Dependent (SKU paket promo/live session) menciptakan batasan operasional (research limitation) yang signifikan bagi model peramalan. Keterbatasan jumlah observasi data bulanan pada produk promo memicu terjadinya overfitting ekstrem (nilai RMSE dan MASE sebesar 0.0000). Temuan ini menegaskan batasan bahwa algoritma *time series* konvensional tidak kapabel dalam memproyeksikan fluktuasi acak non-musiman yang didorong oleh manipulasi aktivitas pemasaran jangka pendek.

Saran

1. Bagi Manajemen Perusahaan (Avoskin): Perencanaan inventaris gudang (supply chain) sebaiknya dipisahkan secara struktural. Manajemen dapat mengandalkan proyeksi berbasis data sentimen untuk produk inti (core items) yang masuk klaster organik. Sementara untuk SKU berbasis kampanye promosi, manajemen harus menggunakan pendekatan manajemen risiko operasional yang lebih dinamis dibanding bersandar pada forecasting makro.
2. Bagi penelitian Selanjutnya: Diharapkan peneliti berikutnya dapat mengatasi keterbatasan data (data scarcity) pada produk campaign-dependent dengan mengubah agregasi waktu dari skala bulanan ke skala harian atau mingguan guna meningkatkan jumlah observasi (sample size). Selain itu, disarankan untuk menambahkan variabel eksternal (additional regressors) ke dalam model Prophet., seperti kalender jadwal promosi bulanan, nominal diskon, atau durasi live stream untuk menjembatani anomali data tersebut secara lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- Mutmainah Mutmainah. (2025). Pengaruh Ulasan Online Terhadap Keputusan Pembelian Produk pada Platform Shopee. *Jurnal Ekonomi, Manajemen Pariwisata Dan Perhotelan*, 4(3), 696–706. <https://doi.org/10.55606/jempper.v4i3.5155>
- Nuryadi, D., Metandi, F., Hadiwijaya, N. A., Rohman, M. Z., Hartanto, S., Syafrizal, A., & Yadie, E. (2025). Fine Tuning Indobert Untuk Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Tiket. Com Di Google Play Store. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(2), 3577-3583.
- Illahi, R., Agustian, S., Jasril, J., & Yanto, F. (2025). Klasifikasi sentimen menggunakan Bidirectional LSTM dan IndoBERT dengan dataset terbatas. *ZONasi: Jurnal Sistem Informasi*, 7(1), 74-84.
- Ayu, I., Fudoli, A., & Fahamsyah, M. H. (2022). Metode Demand Forecasting dalam menjalankan manajemen operasi pada industri manufaktur. *EKOMABIS: Jurnal Ekonomi Manajemen Bisnis*, 3(02), 127-136.
- Afandi, E. A. P., Saputro, A. R., & Putra, A. C. (2025). Perbandingan Peramalan Permintaan Berbasis Permintaan Pasar pada Teh Solo Cabang Bangkalan. *Improvement: Jurnal Manajemen dan Bisnis*, 5(2), 101-109.
- Wahyudi, W. (2022). Analisis Peramalan Penjualan Produk Aqua Galon Isi Untuk Menentukan Persediaan (Studi kasus pada PT. Tirta Usaha Cianjur) (Doctoral dissertation, Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Pakuan).
- Wawan, A. B. T. (2025). Integrasi Big Data dan Sistem Informatika Manufaktur dalam Prediksi Permintaan Produksi. *JleTri: Journal of Industrial Engineering Tridinanti*, 3(01), 6-10.
- Dalimunthe, S. B., Ginting, R., & Sinulingga, S. (2023). The implementation of machine learning in demand forecasting: A review of method used in demand forecasting with machine learning. *Jurnal Sistem Teknik Industri*, 25(1), 41-49.
- Ruslani, R. A. A., & Fauzan, M. D. (2025, July). Pengembangan Model Transformer untuk Analisis Sentimen dan Ringkasan Ulasan E-commerce Berbahasa Indonesia. In *Seminar Nasional Inovasi Vokasi* (Vol. 4, pp. 1213-1224).
- Ikhsan, M. I., Suparto, S., & HM, G. B. (2022, November). Analisis Permintaan Pelanggan Menggunakan Metode Forecasting Pada Produk Paving Blok Ukuran 6 (Studi Kasus di PT. XYZ). In *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi Terapan*.

Wahyudi, W. (2022). Analisis Peramalan Penjualan Produk Aqua Galon Isi Untuk Menentukan Persediaan (Studi kasus pada PT. Tirta Usaha Cianjur) (Doctoral dissertation, Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Pakuan).