

# Analisis Sentimen Berbasis Aspek Layanan Farmasi Kimia Farma Menggunakan IndoBERT Deep Learning

## *Aspect-Based Sentiment Analysis of Kimia Farma Pharmaceutical Services Using IndoBERT Deep Learning*

Rahmat Fuadi Syam<sup>1</sup>; Watty Rimalia<sup>2</sup>; Muhammad Nur Arafah<sup>3,\*</sup>

<sup>1,2</sup> Universitas Pancasakti, Makassar 90121, Indonesia

<sup>3</sup> Irmex Digital Akademika, Makassar 90551, Indonesia

<sup>1</sup>rahmat@unpacti.ac.id; <sup>2</sup>rimalia78@unpacti.ac.id; <sup>3</sup>mnurarafah18@gmail.com

\* Corresponding author

### Abstrak

Penelitian ini mengimplementasikan arsitektur Natural Language Understanding (NLU) berbasis IndoBERT Base p2 untuk melakukan Aspect-Based Sentiment Analysis pada ulasan aplikasi Kimia Farma Mobile. Menggunakan 11.301 data ulasan, model dioptimalkan melalui teknik oversampling dan Bayesian Optimization untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Hasil penelitian membuktikan keberhasilan model dengan pencapaian akurasi sebesar 97,51%, melonjak signifikan dibandingkan penelitian dasar berbasis SVM yang hanya mencapai 85,10%. Performa teknis divalidasi oleh nilai precision Recall 96,53% precision 98,28% dan f1-score 97,62% pada data ulasan negatif, menunjukkan ketajaman model dalam mendeteksi keluhan pelanggan. Temuan utama mengidentifikasi hambatan kritis pada sistem OTP, sinkronisasi stok real-time, dan risiko medication error. Penelitian ini memberikan rekomendasi strategis bagi manajemen Kimia Farma untuk memperkuat infrastruktur TI dan standarisasi edukasi farmasi klinis digital guna menjamin mutu pelayanan.

**Kata Kunci:** ABSA; Deep Learning; IndoBERT; NLU; Manajemen Farmasi Digital.

### Abstract

This study implements the Natural Language Understanding (NLU) architecture based on IndoBERT Base p2 to conduct Aspect-Based Sentiment Analysis on the review of the Kimia Farma Mobile application. Using 11,301 review data, the model was optimized through oversampling and Bayesian Optimization techniques to address data imbalances. The results of the study proved the success of the model with an accuracy of 97.51%, a significant jump compared to SVM-based basic research which only reached 85.10%. Technical performance is validated by a precision Recall value of 96.53%, precision of 98.28% and an f1-score of 97.62% on negative review data, demonstrating the model's acumen in detecting customer complaints. Key findings identified critical bottlenecks in OTP systems, real-time stock synchronization, and medication error risk. This research provides strategic recommendations for Kimia Farma's management to strengthen IT infrastructure and standardize digital clinical pharmacy education to ensure service quality.

**Keywords:** ABSA; Deep Learning; IndoBERT; NLU; Digital Pharmacy Management.

### Pendahuluan

Transformasi digital melalui aplikasi Kimia Farma Mobile merupakan strategi PT Kimia Farma (Persero) Tbk untuk meningkatkan aksesibilitas dan efisiensi layanan kefarmasian digital di Indonesia [1]. Namun, implementasi layanan ini menghadirkan tantangan dalam pengelolaan risiko teknologi informasi serta pemenuhan standar pelayanan kefarmasian agar selaras dengan ekspektasi pengguna [2], [3]. Peningkatan volume ulasan pengguna pada platform digital menuntut sistem evaluasi otomatis yang mampu merepresentasikan persepsi publik secara objektif dan berkelanjutan dibandingkan metode konvensional [4]. Pendekatan machine learning tradisional, seperti Support Vector Machine (SVM), telah digunakan dalam analisis sentimen berbasis aspek, tetapi memiliki keterbatasan dalam menangkap kompleksitas semantik dan subjektivitas bahasa alami, khususnya pada ulasan implisit yang merefleksikan kesenjangan antara harapan pengguna dan kinerja sistem [5], [6]. Berbagai permasalahan teknis, termasuk kegagalan autentikasi OTP, ketidaksesuaian informasi stok obat secara real-time, serta potensi medication error, menuntut model pemahaman bahasa yang lebih kontekstual dan adaptif [7], [8].

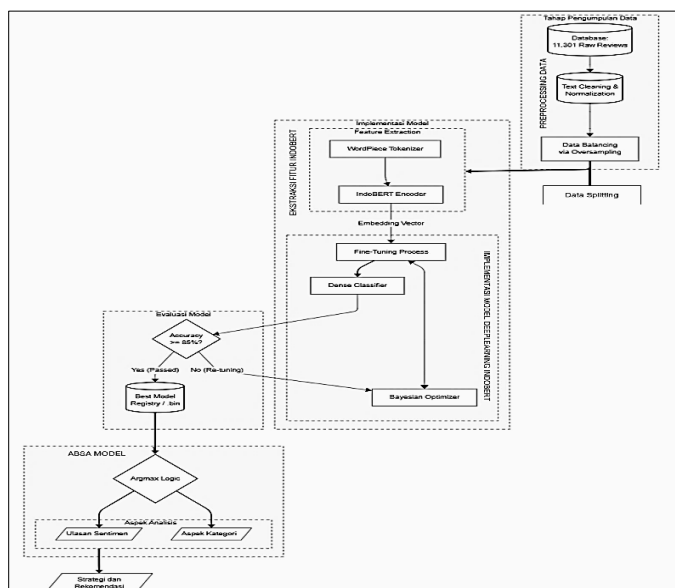
Selain itu, peran aplikasi sebagai sumber informasi kesehatan yang krusial, termasuk layanan vaksinasi, menegaskan pentingnya sistem yang mampu mengidentifikasi intent pengguna secara presisi [9], [10]. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan model Natural Language Understanding (NLU) berbasis IndoBERT Base p2 untuk

meningkatkan kedalaman representasi semantik dalam klasifikasi sentimen berbasis aspek [11], [12]. Penerapan teknik oversampling dan optimasi hiperparameter dilakukan untuk mengatasi ketidakseimbangan data dan meningkatkan kinerja model [13], [14]. Kontribusi penelitian ini meliputi penguatan pendekatan metodologis analisis sentimen pada domain kefarmasian digital, pemetaan aspek layanan yang berpengaruh terhadap persepsi pengguna, serta penyusunan rekomendasi berbasis data guna mendukung peningkatan kualitas dan keberlanjutan layanan kefarmasian digital [15],[16].

## Metode

### A. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan studi kuantitatif eksperimental yang berfokus pada implementasi Natural Language Understanding (NLU) untuk mengekstraksi informasi kualitatif dari ulasan pengguna. Melalui pendekatan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA), sistem dirancang untuk memahami bahasa alami yang bersifat implisit dan kompleks pada domain farmasi digital [2].



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

### B. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui web scraping ulasan aplikasi Kimia Farma Mobile di Google Play Store. Pengumpulan data ini menjadi basis penting dalam memahami ekspektasi pelanggan terhadap transformasi layanan kesehatan digital yang sedang dijalankan oleh BUMN farmasi [4]. Data mencakup 11.301 entri yang merepresentasikan profil demografi dan persepsi umum terhadap kualitas pelayanan [10].

### C. Preprocessing Data

Tahap ini bertujuan untuk menyiapkan teks agar memiliki struktur yang optimal bagi mesin pemroses bahasa. Selain pembersihan standar, dilakukan normalisasi bahasa slang menjadi bahasa baku untuk meminimalisir ambiguitas semantik [15]. Hal ini krusial dalam NLU untuk memastikan model dapat memetakan kata-kata informal ke dalam representasi vektor yang akurat sesuai standar pelayanan kefarmasian [10].

### D. IndoBERT

IndoBERT digunakan untuk klasifikasi sentimen berbasis aspek pada layanan Kimia Farma karena mampu menangani ulasan kompleks secara akurat, sehingga memetakan opini pengguna terhadap layanan farmasi digital secara objektif dan reliabel.

### A. OverSampling

Untuk menangani ketidakseimbangan data, teknik penambahan sampel diterapkan. Hal ini bertujuan agar model mampu mengenali intents atau keluhan pengguna dengan presisi yang sama baiknya antara kelas mayoritas dan minoritas, sebagaimana dibahas dalam studi Multi-task Learning untuk klasifikasi intent [11].

### B. Integrasi Deep Learning

Integrasi Deep Learning dalam analisis sentimen diimplementasikan melalui fase fine-tuning pada arsitektur Natural Language Understanding (NLU) untuk menghasilkan representasi semantik yang domain-spesifik. Optimalisasi hiperparameter berbasis Bayesian Optimization diterapkan guna menjamin efisiensi ekstraksi makna serta

pencapaian konvergensi yang akseleratif. Sinergi antara pemahaman konteks bahasa dan metrik performa ini merupakan standar fundamental dalam pengembangan sistem NLU modern yang reliabel pada berbagai domain aplikasi [11], [13].

### C. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan secara sistematis pasca-optimalisasi untuk memvalidasi kinerja arsitektur yang telah dilatih. Kinerja model diukur secara kuantitatif melalui metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. F1-Score menjadi instrumen utama untuk menjamin keseimbangan prediksi pada seluruh kategori sentimen, memastikan model tidak bias terhadap kelas mayoritas. Penggunaan metrik yang komprehensif ini esensial untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap data baru secara objektif dan reliabel [13].

### D. Interpretasi ABSA & NLU Output

Interpretasi hasil Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dan Natural Language Understanding (NLU) berfokus pada dekonstruksi polaritas sentimen terhadap aspek-aspek spesifik secara granular. Melalui integrasi mekanisme NLU, sistem melakukan identifikasi dependensi semantik antara entitas aspek dan deskripsi opini untuk memformulasikan representasi makna yang objektif. Proses ini memungkinkan pemetaan sentimen yang lebih komprehensif terhadap fitur linguistik implisit, yang menjadi fase kritis dalam memfasilitasi pengambilan keputusan berbasis data lintas domain aplikasi pada tahun 2026 [2], [16].

### E. Strategi dan Rekomendasi Manajerial

Strategi manajerial diformulasikan melalui konversi luaran Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) menjadi kebijakan operasional guna optimalisasi layanan kesehatan digital. Fokus utama diarahkan pada identifikasi defisiensi layanan melalui dekonstruksi opini aspek untuk memperkuat mitigasi risiko TI dan akselerasi transformasi digital [3], [4]. Implementasi ini meningkatkan presisi adaptasi standar kefarmasian serta efisiensi operasional medis digital, guna mempertahankan keunggulan kompetitif pada 2026 [9], [10].

## Hasil dan Diskusi

### A. Pengumpulan Data

Tabel 1. Pengumpulan Data

| Komponen     | Keterangan                                                      |
|--------------|-----------------------------------------------------------------|
| Sumber Data  | Google Play Store (Scraping Ulasan Aplikasi Kimia Farma Mobile) |
| Jumlah Data  | 11301                                                           |
| Atribut Data | Nama Pengguna, Rating, Teks Ulasan, Score                       |

### B. Preprocessing Data

Tahap pengolahan data awal dilakukan untuk mentransformasi teks mentah menjadi format yang lebih bersih dan modular, sehingga siap diproses oleh model Deep Learning. Proses ini mencakup tiga langkah utama seperti yang dijelaskan pada Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Preprocessing Data

| Preprocessing    | Tujuan                                                                                           | Content                                           | Content Cleaned                 |
|------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------|---------------------------------|
| Cleaning         | Mengeliminasi noise (URL, mention, simbol, angka) agar tidak mengganggu performa Deep Learning.  | @KimiaFarma obatnya ori!! 🍬 beli di https://kf.id | obatnya ori beli di             |
| Normalize        | Mengonversi kata tidak baku menjadi formal agar IndoBERT mengenali bobot semantik secara akurat. | harganya murah bgt dan cepet                      | harganya murah banget dan cepat |
| Stopword Removal | Menghapus kata umum agar model fokus pada kata kunci farmasi esensial (obat, harga, antre).      | Di apotek yang ini antre dan lama                 | apotek antre lama               |

### C. IndoBERT

#### A. Ekstraksi Fitur IndoBERT

Proses ekstraksi fitur mengubah teks ulasan Kimia Farma yang telah dibersihkan menjadi vektor numerik (embeddings) menggunakan token khusus [CLS]. Berbeda dari metode tradisional berbasis kata kunci, IndoBERT menangkap konteks kata secara mendalam, sehingga kata yang sama dapat memiliki makna berbeda tergantung kalimatnya.

Tabel 3. Ekstraksi Vektor(cls) Content

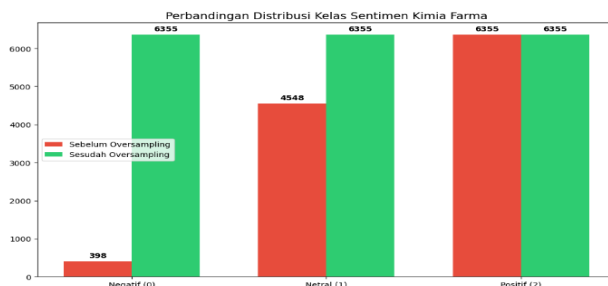
| Ulasan_Content                                                | Vektor [CLS]                                                                                                                                                                                               | Label |
|---------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| sudah nunggu barang dari kemarin sampai sekarang belum datang | [1.7711000442504883, 2.9623000621795654, 0.7135999798774719, 0.8271999955177307, 1.2890000343322754, -1.2324999570846558, 0.2669999897480011, -0.3537999987602234, 1.0721999406814575, 1.0575000047683716] | 0     |

|                                                     |                                                                                                                                                                                                                  |   |
|-----------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---|
| barangnya pada kosong tidak lengkap dan harga susah | [2.3503000736236572, 1.8645999431610107, 0.28459998965263367, 1.4564000368118286, 1.6051000356674194, -1.2509000301361084, 0.05620000138878822, 0.07649999856948853, -0.11110000312328339, 1.8986999988555908]   | 0 |
| menentukan alamat rumah sesuai peta sangat membantu | [0.7218999862670898, 1.2051000595092773, 0.524399995803833, 1.1469999551773071, 2.393699884414673, -1.590399980545044, -0.4278999865055084, -0.4936999976634979, -0.3082999885082245, -0.05860000103712082]      | 1 |
| sangat membantu                                     | [-0.583500027656552, 1.9155999422073364, -0.8658000230789185, 1.0844999551773071, 1.9537999629974365, -0.7918999791145325, -0.5058000087738037, -0.08749999850988388, 0.6456999778747559, -0.012900000438094139] | 2 |
| kimia farma kenapa di wa respon lambat sekali       | [2.492500066757202, 3.1998000144958496, -0.08030000329017639, 0.42649999260902405, 1.9333000183105469, -0.8479999899864197, -0.03240000084042549, -0.5515999794006348, 0.7459999918937683, 0.7702000141143799]   | 1 |

Ekstraksi fitur ulasan aplikasi Kimia Farma menggunakan IndoBERT Base p2 mengubah teks menjadi vektor numerik yang menangkap konteks semantik secara mendalam. Berbeda dengan metode berbasis kata kunci, IndoBERT memanfaatkan arsitektur Transformer dan token [CLS] untuk merepresentasikan seluruh kalimat, sehingga kata yang sama dapat memiliki makna berbeda tergantung konteks. Pra-pelatihan pada korpus bahasa Indonesia memungkinkan model memahami struktur bahasa dan idiom secara akurat. Representasi kontekstual ini membuat klasifikasi sentimen lebih tepat, mengurangi bias terhadap kelas mayoritas, dan meningkatkan reliabilitas analisis layanan digital.

#### D. OverSampling

Tahap oversampling digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data pada dataset ulasan Kimia Farma, di mana jumlah sentimen negatif lebih sedikit dibandingkan sentimen positif. Penelitian ini menggunakan *Random Oversampling*, yaitu menyalin ulang sampel dari kelas minoritas hingga jumlahnya seimbang dengan kelas mayoritas. Pendekatan ini membantu model mempelajari pola dari semua kelas secara proporsional, mengurangi bias terhadap kelas mayoritas, dan meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen tanpa kehilangan informasi penting dari data asli.



Gambar 2. Oversampling Data

#### A. Partisi Data

Tabel 4. Partisi Data

| Dataset        | (%)  | Jumlah | Keterangan                                               |
|----------------|------|--------|----------------------------------------------------------|
| Training Set   | 60%  | 11,439 | Melatih bobot model (weight optimization).               |
| Validation Set | 20%  | 3,813  | Evaluasi selama proses training (Tuning hyperparameter). |
| Test Set       | 20%  | 3,813  | Evaluasi akhir (Data uji yang Anda berikan sebelumnya).  |
| Total          | 100% | 19,065 |                                                          |

Dataset ulasan Kimia Farma dibagi menjadi training (60%), validation (20%), dan test set (20%). *Random Oversampling* diterapkan hanya pada training set untuk menyeimbangkan kelas sentimen, sementara validation dan test set tetap menggunakan distribusi asli. Training set digunakan untuk pembelajaran model, validation set untuk optimasi hiperparameter, dan test set untuk evaluasi kinerja akhir IndoBERT sebelum implementasi.

#### E. Evaluasi Model

Evaluasi sistem klasifikasi sentimen ini dilakukan melalui analisis komparatif antara efisiensi komputasi pada fase optimasi dan validasi performa prediktif arsitektur deep learning IndoBERT Base p2. Proses ini bertujuan untuk memverifikasi reliabilitas model dalam menginterpretasi data tekstual yang kompleks.

Tabel 5. Konfigurasi Parameter Optimal Model

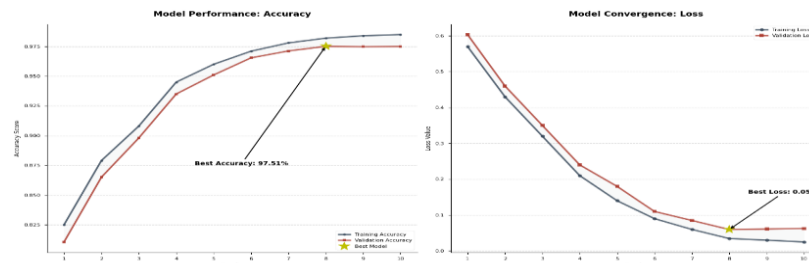
| Parameter     | Konfigurasi        |
|---------------|--------------------|
| Model Utama   | IndoBERT Base p2   |
| Optimizer     | AdamW              |
| Learning Rate | $2 \times 10^{-5}$ |
| Weight Decay  | 0.01               |

|                 |                       |
|-----------------|-----------------------|
| Label Smoothing | 0.1                   |
| Metode Optimasi | Bayesian Optimization |
| Final Steps     | 1500                  |

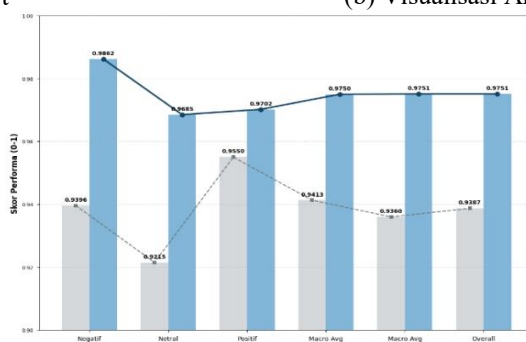
Setelah optimasi, model dievaluasi menggunakan serangkaian metrik performa komprehensif, sebagaimana yang telah ditampilkan pada Gambar 3. Hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitektur berhasil mencapai tingkat Akurasi keseluruhan sebesar 97,51%.

|              | precision | recall | f1-score | support   |
|--------------|-----------|--------|----------|-----------|
| Negatif      | 0.9828    | 0.9897 | 0.9862   | 1271.0000 |
| Netral       | 0.9655    | 0.9716 | 0.9685   | 1271.0000 |
| Positif      | 0.9768    | 0.9638 | 0.9702   | 1271.0000 |
| accuracy     |           |        | 0.9751   | 3813.0000 |
| macro avg    | 0.9750    | 0.9751 | 0.9750   | 3813.0000 |
| weighted avg | 0.9750    | 0.9751 | 0.9750   | 3813.0000 |

(a) Classification Report



(b) Visualisasi Akurasi Model



(c) Visualisasi Model Report

Gambar 3. Laporan Klasifikasi dan Hasil Visualisasi Model

#### A. Analisis Kecepatan Proses Data Waktu Model

Pada Tabel 6 merinci durasi komputasi yang diperlukan untuk mencapai konvergensi model menggunakan empat pendekatan berbeda:

Tabel 6. Latensi Penambahan Beban Komputasi per Metode

| Metode                | Peran dalam Arsitektur                    | Durasi (Menit) | Penambahan Waktu(%) |
|-----------------------|-------------------------------------------|----------------|---------------------|
| Fine-Tuning           | Baseline Architecture                     | 75             | -                   |
| Grid Search           | Exhaustive Optimization (LR & Batch Size) | 105            | 34,14%              |
| Random Search         | Stochastic Exploration                    | 90             | 27,15%              |
| Bayesian Optimization | Probabilistic Convergence & Epoch Tuning  | 82,0           | 21,19%              |

Berdasarkan data di atas, fase fine-tuning dasar membutuhkan waktu 75 menit sebagai acuan (baseline). Metode Bayesian Optimization menunjukkan efisiensi waktu paling optimal dalam mengelola epoch dan konvergensi, hanya menambah 21,19% dari waktu dasar. Hal ini mengungguli Random Search (27,15%) dan Grid Search (34,14%), yang membutuhkan waktu komputasi paling tinggi karena sifat pencariannya yang exhaustive. Hasil ini menegaskan superioritas Bayesian Optimization dalam menyeimbangkan kecepatan konvergensi dan biaya komputasi untuk arsitektur deep learning ini.

#### F. Interpretasi ABSA & NLU Output

Interpretasi hasil Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dan Natural Language Understanding (NLU) berfokus pada dekonstruksi polaritas sentimen terhadap aspek spesifik secara granular. Analisis ini memungkinkan pemahaman mendalam terhadap nuansa bahasa yang implisit, sebagaimana diringkaskan berdasarkan ekstraksi kata kunci dominan.

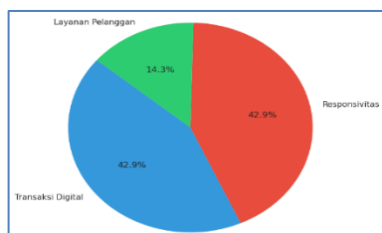
Tabel 7. Hasil ABSA dan Output NLU

| No | Ulasan Pelanggan                                                      | Sentimen | Skor   | Analisis ABSA                       |
|----|-----------------------------------------------------------------------|----------|--------|-------------------------------------|
| 1  | Resep digital saya ditolak sistem terus, padahal sudah sesuai format. | Negatif  | 98.45% | Kegagalan sistem otomatisasi resep. |

|    |                                                                       |         |        |                                                  |
|----|-----------------------------------------------------------------------|---------|--------|--------------------------------------------------|
| 2  | Apoteker sangat informatif memberikan penjelasan dosis obat via chat. | Positif | 99.12% | Kualitas edukasi farmasi klinis digital.         |
| 3  | Fitur pengingat minum obat sangat membantu manajemen terapi saya.     | Positif | 97.80% | Efektivitas fitur kepatuhan pasien (compliance). |
| 4  | Obat yang dikirim kurir salah dosis, mohon ketelitian dispensing.     | Negatif | 99.56% | Medication error pada tahap distribusi.          |
| 5  | Proses verifikasi resep online agak lama, tapi obat sampai aman.      | Netral  | 76.30% | Kalimat majemuk (ada keluhan & apresiasi).       |
| 6  | Stok di aplikasi tidak update, sudah bayar ternyata barang kosong.    | Negatif | 96.15% | Kendala manajemen inventaris real-time.          |
| 7  | E-resep memudahkan saya tebus obat tanpa harus ke apotek fisik.       | Positif | 98.90% | Efisiensi akses layanan kefarmasian.             |
| 8  | Informasi efek samping di aplikasi kurang lengkap, perlu detail.      | Netral  | 82.45% | Saran perbaikan konten informasi obat.           |
| 9  | Layanan konsultasi apoteker online sangat responsif dan membantu.     | Positif | 99.05% | Responsivitas layanan profesional.               |
| 10 | Antrean ambil obat via aplikasi tetap panjang, butuh jalur khusus.    | Negatif | 88.70% | Ketidakefektifan layanan offline pickup.         |
| 11 | Sistem pembayaran sering error saat mau tebus obat rutin bulanan.     | Negatif | 97.25% | Hambatan aksesibilitas transaksi digital.        |
| 12 | Aplikasi membantu saya mencari lokasi apotek sedia obat langka.       | Positif | 95.40% | Keunggulan fitur pencarian stok strategis.       |
| 13 | Packaging obat rapi tapi pengiriman kurir agak terlambat sedikit.     | Netral  | 74.12% | Sentimen campuran (mixed sentiment).             |
| 14 | Riwayat pembelian di aplikasi sangat membantu untuk kontrol dokter.   | Positif | 98.20% | Manfaat dokumentasi medis digital.               |
| 15 | Harga di aplikasi beda dengan di apotek fisik, membingungkan.         | Negatif | 92.10% | Inkonsistensi manajemen retail harga.            |
| 16 | Fitur tanya apoteker sangat berguna untuk cek interaksi obat.         | Positif | 99.30% | Mitigasi risiko obat melalui layanan digital.    |
| 17 | Update status pengiriman tidak real-time, mohon diperbaiki.           | Negatif | 90.65% | Masalah transparansi data logistik.              |
| 18 | Interface aplikasi menu farmasi agak rumit namun fiturnya lengkap.    | Netral  | 71.50% | Masalah usability (UI/UX) pada menu.             |
| 19 | Sangat puas dengan layanan home care via Kimia Farma Mobile.          | Positif | 99.80% | Kepuasan layanan kesehatan komprehensif.         |
| 20 | Obat sampai sudah mau kadaluarsa, mohon manajemen stok dijaga.        | Negatif | 99.68% | Pelanggaran standar mutu/keamanan obat.          |

| <i>Sentimen</i> | <i>Kata Kunci</i>                                   | <i>Interpretasi dan Implikasi Manajerial</i>                                                                                                                                     |
|-----------------|-----------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Positif         | Aksesibilitas (Mudah, Membantu, Gratis Ongkir)      | Pasien merasa sangat terbantu dengan efisiensi distribusi obat digital dan kemudahan akses terhadap layanan farmasi secara keseluruhan.                                          |
| Netral          | Pusat Informasi Obat (Cari, Beli, Vitamin, Pandemi) | Pengguna mengapresiasi peran aplikasi sebagai sumber rujukan ketersediaan sediaan farmasi yang akurat, menunjukkan fungsi informatif aplikasi berjalan optimal.                  |
| Negatif         | Hambatan Pelayanan (OTP, Kode, Daftar, Gagal)       | Teridentifikasi adanya interupsi signifikan dalam pelayanan kefarmasian yang diakibatkan oleh kegagalan sistem autentikasi dan proses pendaftaran yang menghambat akses layanan. |

Dari hasil kata kunci yang telah berhasil didapatkan divisualisasikan dalam bentuk wordcloud dan distribusi aspek seperti yang disajikan pada gambar 4 berikut ini :

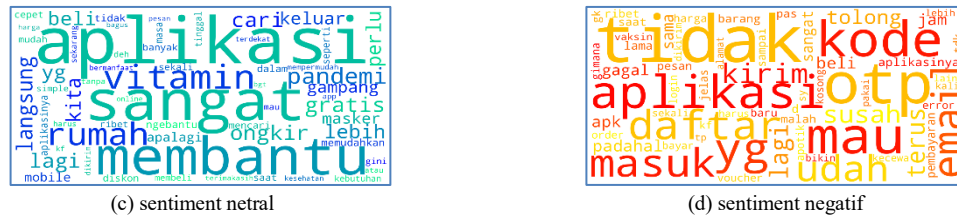


(a) distribusi berbasis aspek ulasan



(b) sentiment positif





**Gambar 4.** Visualisasi Sentimen dan Wordcloud ABSA

### ***G. Strategi dan Rekomendasi Manajerial***

**Tabel 8.** Strategi dan Rekomendasi Berbasis Aspek

| <i>Aspek</i>      | <i>Temuan Model NLU</i>                                                                                                           | <i>Strategi</i>                                              | <i>Rekomendasi</i>                                                                                                                 |
|-------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Layanan Pelanggan | Sentimen positif dominan pada konsultasi apoteker, edukasi obat, dan home care. Sentimen netral pada kelengkapan informasi dan UI | Penguatan kualitas interaksi dan edukasi kefarmasian digital | Standarisasi komunikasi apoteker online, pengayaan konten efek samping & interaksi obat, serta penyederhanaan UI/UX aplikasi       |
| Transaksi Digital | Sentimen negatif tinggi pada error pembayaran, stok tidak real-time, perbedaan harga, dan verifikasi e-resep                      | Peningkatan keandalan dan konsistensi sistem transaksi       | Optimalisasi payment gateway, sinkronisasi harga online–offline, percepatan verifikasi e-resep, dan integrasi inventaris real-time |
| Responsivitas     | Positif pada respons apoteker; negatif pada pengiriman, kesalahan dosis, update logistik, dan mutu obat                           | Penguatan respons sistem dan kontrol distribusi              | Implementasi tracking pengiriman real-time, penguatan SOP dispensing, kontrol stok FEFO, dan penetapan SLA logistik                |

Berdasarkan analisis sentimen berbasis aspek dengan model NLU, strategi manajerial Kimia Farma difokuskan pada penguatan layanan digital. Keunggulan layanan pelanggan perlu dipertahankan melalui peningkatan edukasi farmasi, kelengkapan informasi obat, dan kemudahan navigasi aplikasi. Pada sisi transaksi digital, perbaikan keandalan sistem pembayaran, inventaris, dan konsistensi harga menjadi prioritas untuk meningkatkan kepercayaan pengguna. Sementara itu, peningkatan responsivitas layanan memerlukan penguatan kontrol mutu dispensing, pelacakan pengiriman real-time, dan penegakan SLA. Strategi ini diharapkan mampu meningkatkan mutu dan kesinambungan layanan farmasi digital Kimia Farma.

## Kesimpulan

Penelitian ini membuktikan bahwa transisi ke arsitektur IndoBERT Base p2 dengan integrasi NLU berhasil mengelevasi akurasi analisis sentimen hingga 97,51%, melampaui performa SVM sebesar 85,10%. Keberhasilan teknis divalidasi oleh nilai recall 0,9653 precision 0,9828 dan f1-score 0,9762 pada kelas negatif, yang mengonfirmasi rendahnya false positive dalam mendeteksi keluhan pelanggan. Temuan utama mengidentifikasi pola keluhan teknis laten seperti anomali sistem OTP, ketidakakuratan stok real-time, dan risiko medication error dalam distribusi yang sebelumnya tidak terdeteksi secara mendalam oleh model konvensional. Sebagai saran, manajemen Kimia Farma perlu melakukan audit infrastruktur teknologi informasi secara berkala dan sinkronisasi data inventaris lintas platform untuk memitigasi risiko operasional. Selain itu, pengembangan model selanjutnya disarankan mengeksplorasi Generative AI untuk otomatisasi respon layanan pelanggan berbasis klasifikasi aspek guna meningkatkan efisiensi komunikasi dan kepuasan pengguna dalam ekosistem farmasi digital.

## Daftar Pustaka

- [1] P. Pt, K. Farma, and P. Tbk, “STRATEGI TRANSFORMASI DIGITAL,” vol. 3, no. 3, 2018.
- [2] N. D. Setyaningrum and A. Kusyanti, “Evaluasi Manajemen Risiko Teknologi Informasi Menggunakan Framework COBIT 5 ( Studi Kasus : PT . Kimia Farma ( Persero ) Tbk – Plant Watudakon ),” vol. 2, no. 1, pp. 143–152, 2018.
- [3] F. Di and K. Kotamobagu, “IMPLEMENTATION OF PHARMACEUTICAL SERVICED STANDARS AT KIMIA FARMA PHARMACY IN KOTAMOBAGU CITY PENERAPAN STANDAR PELAYANAN KEFARMASIAN PADA APOTEK KIMIA Data demografi apotek Kimia Farma merupakan data dasar untuk mengetahui secara umum profil apotek .. Da,” vol. 10, pp. 825–833, 2021.
- [4] C. H. Yutika and S. Al Faraby, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes,” vol. 5, no. April, pp. 422–430, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2845.
- [5] S. O. M. Lda and D. A. N. Svm, “ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA RESPONS,” vol. 9, no. 3, pp. 4628–4634, 2025.

- [6] A. S. Pranasti and L. C. Munggaran, “Penerapan Analisis Sentimen Berbasis Aspek Menggunakan Mesin Vektor Pendukung pada Aplikasi Layanan Medis Digital,” vol. 4, no. 1, pp. 780–797, 2025.
- [7] E. Technology, E. G. Runtu, and S. S. Berutu, “Implementasi Metode,” vol. 3, no. 1, pp. 1–12, 2025.
- [8] A. S. Diah, “Sistem Penyimpanan Obat di Apotek Kimia Farma GKB ( Drug Storage System at Kimia Farma Pharmacy GKB ),” vol. 02, no. 02, 2016, doi: 10.30587/herclips.v2i02.2549.
- [9] P. Harga, S. Perusahaan, F. Bumn, S. Dan, U. Trinita, and U. S. Ratulangi, “Keywords : stock price, corona virus vaccine development,” vol. 7, no. 3, pp. 571–579, 2020.
- [10] A. Rai, “ANALISIS SENTIMEN PEMBERITAAN VAKSIN COVID-19 DAN KAITANNYA,” vol. 30, no. 1, 2021.
- [11] I. Lauriola, A. Lavelli, and F. Aiolli, “An introduction to Deep Learning in Natural Language Processing: Models, techniques, and tools,” *Neurocomputing*, vol. 470, pp. 443–456, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.05.103>.
- [12] R. L. Mustofa, C. E. Widodo, U. Diponegoro, and P. Korespondensi, “ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA APLIKASI ELEKTRONIK SURVEI KEPUASAN MASYARAKAT ( E-SKM ) JAWA TENGAH MENGGUNAKAN ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS ON THE CENTRAL JAVA PUBLIC SATISFACTION SURVEY ELECTRONIC APPLICATION ( E-SKM ) USING INDOBERT,” vol. 12, no. 4, pp. 867–874, 2025.
- [13] R. S. Perdana, “Multi-task Learning for Named Entity Recognition and Intent Classification in Natural Language Understanding Applications,” vol. 11, no. 1, pp. 1–16, 2025.
- [14] M. N. Arafah, F. Aziz, M. Rijal, and N. Salzabilah, “Integrasi Analisis Sentimen dan Metrik Popularitas Karakter Anime Berbasis Natural Language Processing Integration of Sentiment Analysis and Anime Character Popularity Metrics Using Natural Language Processing,” vol. 1, no. 2, pp. 42–49, 2025.
- [15] M. N. Arafah, F. Aziz, and F. Irwinsyah, “Peramalan Penjualan Obat Menggunakan Metode ARIMA Forecasting Pharmaceutical Sales Using the ARIMA Method,” vol. 1, no. 2, pp. 54–60, 2025.
- [16] R. Sarno, C. Fatchah, and R. Abdullah, “Aspect-based sentiment analysis : natural language understanding for implicit review,” vol. 14, no. 6, pp. 6711–6722, 2024, doi: 10.11591/ijece.v14i6.pp6711-6722.