

Natural Language Processing (NLP) untuk Analisis Sentimen Ulasan Manajemen Pelayanan Kimia Farma

Natural Language Processing (NLP) for Sentiment Analysis of Service Management Reviews on Kimia Farma

Risna Handayani¹; Maria Delviana Berti²; Fitri Rahmadani³; Muhammad Nur Arafah^{4,*}; Veronika Yohanna Japung⁵; Serpasius Dappa Sudda⁶; Nur Maghfirah⁷

^{1,2,3,5,6,7} Universitas Pancasakti, Makassar 90121, Indonesia

⁴ Irmex Digital Akademika, Makassar 90551, Indonesia

¹risnah643@gmail.com; ²delvimaria477@gmail.com; ³fhytry184@gmail.com; ⁴mmurafah18@gmail.com; ⁵veronikajapung@gmail.com;

⁶bungsubungsu412@gmail.com; ⁷maghfirahfirah756@gmail.com

* Corresponding author

Abstrak

Penelitian ini melakukan pemodelan analisis sentimen terhadap 11.301 ulasan aplikasi Kimia Farma Mobile dengan mengintegrasikan teknik Natural Language Processing (NLP) dan fungsi aktivasi sigmoid. Secara metodologis, penelitian ini mengevaluasi kinerja algoritma Machine Learning dalam mengonversi teks tidak terstruktur menjadi kategori sentimen yang terukur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) mencapai performa paling optimal dengan tingkat akurasi sebesar 85,10%. Secara teoritis, implementasi fungsi sigmoid terbukti efektif dalam melakukan pemetaan probabilitas sentimen, yang menghasilkan diferensiasi kategori secara tegas dan sistematis. Temuan empiris menunjukkan dominasi sentimen positif sebesar 56,2%, yang merefleksikan efikasi layanan farmasi digital terhadap kepuasan pengguna. Namun, keberadaan sentimen netral sebesar 40,3% dan negatif sebesar 3,5% mengidentifikasi adanya disparitas antara ekspektasi pengguna dengan fungsionalitas sistem, khususnya pada aspek stabilitas transaksi digital dan responsivitas layanan pelanggan. Sebagai pengembangan, disarankan penggunaan arsitektur deep learning berbasis IndoBERT dan pendekatan Natural Language Understanding (NLU) guna meningkatkan kedalaman ekstraksi informasi pada konteks bahasa ulasan yang bersifat subjektif dan kompleks.

Kata Kunci: NLP; Analisis Sentimen; Kimia Farma Mobile; Machine Learning; Manajemen Pelayanan.

Abstract

This study conducted sentiment analysis modeling on 11,301 reviews of the Kimia Farma Mobile application by integrating Natural Language Processing (NLP) techniques and sigmoid activation functions. Methodologically, this study evaluates the performance of Machine Learning algorithms in converting unstructured text into measurable sentiment categories. The test results showed that the Support Vector Machine (SVM) algorithm achieved the most optimal performance with an accuracy rate of 85.10%. Theoretically, the implementation of the sigmoid function has proven to be effective in mapping the probability of sentiment, which results in a decisive and systematic differentiation of categories. Empirical findings show a dominance of positive sentiment at 56.2%, reflecting the efficacy of digital pharmacy services on user satisfaction. However, the existence of neutral sentiment of 40.3% and negative sentiment of 3.5% identified a disparity between user expectations and system functionality, especially in terms of digital transaction stability and customer service responsiveness. As a development, it is recommended to use IndoBERT-based deep learning architecture and the Natural Language Understanding (NLU) approach to increase the depth of information extraction in the context of subjective and complex review languages.

Keywords: NLP; Sentiment Analysis; Kimia Farma Mobile; Machine Learning; Service Management.

Pendahuluan

Pertumbuhan penggunaan aplikasi layanan kesehatan digital, khususnya Kimia Farma Mobile, semakin meningkat seiring kebutuhan masyarakat akan akses cepat dan praktis terhadap informasi obat, layanan farmasi, dan transaksi digital [1], [2]. Ulasan pengguna di platform daring menjadi sumber data penting untuk memahami kepuasan, harapan, dan kendala yang dialami pengguna terhadap layanan tersebut [3], [4]. Penelitian ini bertujuan melakukan analisis sentimen ulasan pengguna Kimia Farma Mobile menggunakan pendekatan Natural Language Processing (NLP), yang memungkinkan pengolahan bahasa manusia secara otomatis dan sistematis [5], [6], [7]. Metode NLP telah banyak diterapkan dalam klasifikasi sentimen pada teks ulasan aplikasi, layanan kesehatan, dan media sosial, sehingga mampu memberikan wawasan lebih mendalam mengenai persepsi pengguna [8], [9]. Pendekatan berbasis leksikon seperti VADER, dikombinasikan dengan algoritma Machine Learning seperti Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes, terbukti efektif meningkatkan akurasi pengklasifikasian sentimen [10], [11], [12], [13]. Integrasi data sosial media atau metrik tambahan memungkinkan analisis yang lebih mendalam terhadap opini pengguna [3], [14].

Pemahaman opini pengguna menjadi aspek strategis dalam pengembangan layanan dan peningkatan kualitas aplikasi [15], [16]. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola sentimen ulasan pengguna Kimia Farma Mobile secara sistematis menggunakan pendekatan Natural Language Processing (NLP), dengan mempertimbangkan tantangan pemrosesan bahasa alami seperti variasi gaya penulisan, kesalahan ejaan, dan kompleksitas ekspresi subjektif [6], [7]. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola sentimen ulasan pengguna Kimia Farma Mobile secara sistematis menggunakan pendekatan NLP untuk memperoleh pemahaman yang komprehensif mengenai persepsi pengguna. Kontribusi utama penelitian ini tidak terletak pada kebaruan algoritmik, melainkan pada pengembangan dan evaluasi kerangka analisis sentimen berbasis probabilistik yang memungkinkan interpretasi tingkat keyakinan model terhadap setiap prediksi, khususnya pada ulasan data berbahasa Indonesia dengan distribusi kelas yang tidak seimbang. Hasil penelitian diharapkan dapat mendukung strategi peningkatan kualitas aplikasi Kimia Farma Mobile serta memperkaya kajian NLP terapan pada domain kesehatan digital di Indonesia [3], [4], [5].

Metode

A. Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah penelitian kuantitatif deskriptif dengan pendekatan komputasional untuk memodelkan serta menganalisis sentimen pada ulasan pengguna. Pendekatan ini bertujuan untuk mengukur opini pengguna secara numerik dan menginterpretasikan kecenderungan sentimen berdasarkan kategori yang telah ditetapkan, yaitu positif, negatif, dan netral. Penelitian kuantitatif deskriptif dipilih karena data yang digunakan bersifat terukur dan memungkinkan untuk dianalisis secara statistik setelah melalui tahapan pengolahan teks (*text mining*) menggunakan teknik Natural Language Processing (NLP).

Dalam penelitian ini, data yang dianalisis merupakan data sekunder berupa ulasan pengguna yang diperoleh melalui Application Programming Interface (API) Google Play Store. Data tersebut selanjutnya diproses secara otomatis menggunakan metode NLP untuk menghasilkan klasifikasi sentimen yang sistematis dan informatif. Pendekatan ini memungkinkan peneliti tidak hanya mengidentifikasi distribusi sentimen ulasan pengguna, tetapi juga memperoleh gambaran yang komprehensif mengenai persepsi dan tingkat kepuasan pengguna terhadap layanan aplikasi Kimia Farma Mobile.

B. Metode Natural Language Processing (NLP)

Natural Language Processing (NLP) adalah cabang dari *Artificial Intelligence* yang memungkinkan komputer untuk memahami, menafsirkan, dan mengolah bahasa manusia dalam bentuk teks sehingga dapat dianalisis secara komputasional. NLP dapat mengonversi teks yang bersifat tidak terstruktur seperti ulasan pengguna menjadi informasi yang bermakna dan terstruktur untuk tujuan analisis, termasuk klasifikasi sentimen ulasan [17], [18]. Dalam penelitian ini, NLP digunakan untuk mengidentifikasi opini dan sikap pengguna terhadap aspek layanan aplikasi secara otomatis, sehingga memberikan pemahaman yang sistematis dan efisien terhadap persepsi pengguna.

Metode Natural Language Processing (NLP) dipilih dalam penelitian ini karena memiliki beberapa keunggulan utama dibandingkan metode konvensional dalam menganalisis sentimen ulasan teks, sebagai berikut:

1. Efisiensi dalam Memproses Data Teks Tidak Terstruktur
NLP mampu mengolah sejumlah besar data teks secara otomatis, termasuk ulasan pengguna yang memiliki variasi bahasa, sehingga mempercepat proses analisis tanpa perlu pemeriksaan manual satu per satu [17].
2. Kemampuan Menangkap Makna dan Konteks Bahasa
NLP tidak hanya menghitung frekuensi kata, tetapi juga dapat memahami konteks kalimat dan hubungan semantis antar kata, sehingga dapat mengidentifikasi nuansa makna dalam teks yang kompleks seperti opini negatif, humor, atau sarkasme. Hal ini penting karena ulasan pengguna sering kali berisi ekspresi subjektif yang sulit ditangkap oleh pendekatan sederhana [19].
3. Peningkatan Akurasi dalam Analisis Sentimen
Dengan menggunakan teknik NLP, teks ulasan dapat diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral secara konsisten dan objektif. Analisis ini menjadi lebih akurat dibandingkan penilaian manual karena model NLP dapat memanfaatkan pola dan hubungan dalam data secara komputasional [20].
4. Integrasi dengan *Machine Learning* dan *Deep Learning*
NLP dapat digabungkan dengan algoritma Machine Learning dan pendalaman seperti Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), maupun model pembelajaran mendalam (*deep learning*) untuk meningkatkan performa klasifikasi dan generalisasi model dalam memprediksi sentimen. Pendekatan ini membuka peluang peningkatan kualitas hasil analisis yang lebih canggih [21].
5. Mampu Menyajikan *Insight* dari Big Data Teks
NLP mendukung ekstraksi informasi dan pola dari data teks dalam jumlah besar untuk mengidentifikasi tren umum, sentimen dominan, dan persepsi pengguna secara lebih komprehensif. Hal ini membantu peneliti atau pengembang layanan dalam mengambil keputusan berbasis data yang lebih kuat [22].
6. Skalabilitas dan Otomatisasi Analisis

NLP dirancang untuk menangani data dalam skala besar secara otomatis, sehingga cocok untuk penelitian yang melibatkan jutaan ulasan atau komentar tanpa mengorbankan waktu atau sumber daya manusia [23].

C. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini dirancang untuk mengubah data teks ulasan yang diperoleh melalui scraping API menjadi informasi sentimen yang bermakna secara komputasional. Secara umum, proses penelitian mencakup beberapa langkah utama sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Data ulasan pengguna aplikasi dikumpulkan secara otomatis menggunakan scraping API Google Play Store yang relevan dengan konteks Kimia Farma Mobile. Data yang diambil mencakup :

- a. reviewId
- b. userName
- c. userImage
- d. content
- e. score
- f. thumbsUpCount
- g. reviewCreatedVersion
- h. at
- i. replyContent
- j. repliedAt
- k. appVersion

Setelah ulasan pengguna dikumpulkan melalui scraping API, data disimpan dalam format CSV atau JSON agar mudah dikelola dan dianalisis lebih lanjut.

2. Prapemrosesan Data (Data Preprocessing)

- a. Case Folding : seluruh huruf pada teks diubah menjadi huruf kecil agar kata dengan kapitalisasi berbeda dianggap sama.
- b. Menghapus stopwords : kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi signifikan pada sentimen seperti “di”, “dan”, dan “ke” dihapus.
- c. Stemming : kata-kata diubah ke bentuk dasar, misalnya “sudah nunggu” menjadi “nunggu”.
- d. Tokenisasi : teks dipecah menjadi unit kata individual untuk mempermudah pemrosesan.
- e. Normalisasi teks ejaan tidak baku dan kata slang dikonversi ke bentuk standar yang konsisten agar model NLP dapat bekerja dengan optimal saat proses klasifikasi sentimen.

3. Feature Extraction (Ekstraksi Fitur Teks)

Setelah praproses, teks diubah menjadi representasi numerik yang dapat dipahami oleh algoritma *machine learning*. Teknik utama yang digunakan meliputi:

- a. TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency) : adalah teknik yang mengubah teks menjadi representasi numerik dengan memberi bobot pada kata berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam sebuah dokumen dan seberapa jarang kata itu muncul di seluruh kumpulan dokumen (corpus). Metode ini membantu model mengenali kata-kata penting yang lebih informatif untuk analisis sentimen.
- b. Word Embedding (*Word2Vec* dan *FastText*): teknik representasi teks ke dalam vektor numerik berdimensi tinggi yang berfungsi untuk mengekstraksi relasi semantik antarleksem melalui kalkulasi jarak matematis.
- c. Word Cloud : adalah teknik visualisasi yang menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam kumpulan ulasan. Ukuran kata mencerminkan frekuensi kemunculannya, sehingga memberikan gambaran intuitif kata-kata dominan dalam teks ulasan sebelum dilakukan analisis lebih lanjut.

4. Klasifikasi Sentimen dengan Machine Learning

Model klasifikasi diterapkan untuk mengelompokkan ulasan ke dalam kategori positif, negatif, atau netral:

- a. Machine Learning
algoritma seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), atau Random Forest sering digunakan untuk dataset skala kecil hingga menengah dan terbukti efektif dalam banyak studi.

5. Evaluasi Model dan Interpretasi Hasil

Kinerja model klasifikasi dievaluasi menggunakan metrik kinerja standar seperti:

- Akurasi (Accuracy) : proporsi ulasan yang diklasifikasikan dengan benar.
- Presisi (Precision) : kemampuan model mengidentifikasi ulasan tertentu dengan benar berdasarkan prediksi positif.
- Recall : kemampuan model menemukan semua ulasan yang relevan dalam kelas tertentu.
- F1-Score : harmonisasi antara presisi dan recall untuk memberikan gambaran keseluruhan performa model.

Evaluasi ini penting untuk menilai efektivitas model dalam memprediksi sentimen, serta membandingkan performa model. Selain itu, distribusi sentimen yang diperoleh dapat dibandingkan dengan rating numerik (misalnya skor bintang) untuk melihat korelasi antara ulasan tekstual dan penilaian pengguna.

Hasil dan Diskusi

A. Scrapping Data dari Google Play



Gambar 1. Proses Scrapping Menggunakan Google Play Reviews Scrape

Gambar 2 Output Data Ulasan

Dari scrapper pada Gambar 1 dan Gambar 2 menunjukkan proses pengambilan dan struktur data ulasan pengguna yang diperoleh melalui API Google Play Store. Pendekatan scraping ini memungkinkan pengumpulan data dalam jumlah besar secara konsisten dan terstandarisasi, sehingga meminimalkan bias subjektif yang umumnya muncul pada pengumpulan data manual. Ketersediaan atribut seperti skor bintang, waktu ulasan, dan isi teks menjadi fondasi penting bagi proses pelabelan sentimen dan evaluasi model pada tahap selanjutnya.

B. Prapemrosesan Data (Data Preprocessing)

Tahapan *preprocessing* dalam analisis data meningkatkan kualitas representasi teks sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Proses seperti case lipat, stopword removal, stemming, tokenisasi, dan normalisasi ejaan secara signifikan mengurangi noise linguistik yang umum ditemukan pada ulasan pengguna, seperti penggunaan slang, singkatan, dan kesalahan penulisan. Dengan berkurangnya variasi kata yang tidak relevan, distribusi fitur menjadi lebih padat dan konsisten, sehingga klasifikasi algoritma mampu membentuk batas keputusan yang lebih stabil dan akurat.

1. Case Folding

Tabel 1. Case Folding

Content	case_folding
sudah nunggu barang dr kmrn smpek skrng blm d kirim kirim pdhl donapk tertera sedang di kirim. call center tidak bisa d hub sama sekali	sudah nunggu barang dr kmrn smpek skrng blm d kirim kirim pdhl donapk tertera sedang di kirim call center tidak bisa d hub sama sekali
BARANGNYA PADA KOSONG, GA LENGKAP DAN HARGA SUPER DUPER MAHAL	barangnya pada kosong ga lengkap dan harga super duper mahal
1. menentukan alamat rumah sesuai peta sangat buruk. 2. mau "cancel" resep obat karena terlalu lama, tidak ada fitur cancel. walaupun mau cancel harus menunggu 2 jam lagi untuk konfirmasi. sudah WA tapi tidak ada respon.	menentukan alamat rumah sesuai peta sangat buruk mau cancel resep obat karena terlalu lama tidak ada fitur cancel walaupun mau cancel harus menunggu jam lagi untuk konfirmasi sudah wa tapi tidak ada respon
sangat membantu👍	sangat membantu
kimia farma kenapa di wa slowrespon sekali	kimia farma kenapa di wa slowrespon sekali

2. Stopword Removal

Tabel 2. Stopword Removal

<i>content</i>	<i>stopword_removal</i>
sudah nunggu barang dr kmrn smpek skrng blm d kirim kirim pdhl donapk tertera sedang di kirim. call center tidak bisa d hub sama sekali	['nunggu', 'barang', 'kemarin', 'smpek', 'blm', 'd', 'kirim', 'kirim', 'pdhl', 'donapk', 'tertera', 'kirim', 'call', 'center', 'd', 'hub']
BARANGNYA PADA KOSONG, GA LENGKAP DAN HARGA SUPER DUPER MAHAL	['barangnya', 'kosong', 'lengkap', 'harga', 'super', 'duper', 'mahal']
1. menentukan alamat rumah sesuai peta sangat buruk. 2. mau "cancel" resep obat karena terlalu lama, tidak ada fitur cancel. walaupun mau cancel harus menunggu 2 jam lagi untuk konfirmasi. sudah WA tapi tidak ada respon.	['menentukan', 'alamat', 'rumah', 'sesuai', 'peta', 'buruk', 'cancel', 'resep', 'obat', 'fitur', 'cancel', 'cancel', 'menunggu', 'jam', 'konfirmasi', 'wa', 'respon']
sangat membantu👍	['membantu']
kimia farma kenapa di wa slowrespon sekali	['kimia', 'farma', 'wa', 'slowrespon']

3. Stemming

Tabel 3. Stemming

<i>content</i>	<i>stemming</i>
sudah nunggu barang dr kmrn smpek skrng blm d kirim kirim pdhl donapk tertera sedang di kirim. call center tidak bisa d hub sama sekali	['nunggu', 'barang', 'kemarin', 'smpek', 'blm', 'd', 'kirim', 'kirim', 'pdhl', 'donapk', 'tera', 'kirim', 'call', 'center', 'd', 'hub']
BARANGNYA PADA KOSONG, GA LENGKAP DAN HARGA SUPER DUPER MAHAL	['barang', 'kosong', 'lengkap', 'harga', 'super', 'duper', 'mahal']
1. menentukan alamat rumah sesuai peta sangat buruk. 2. mau "cancel" resep obat karena terlalu lama, tidak ada fitur cancel. walaupun mau cancel harus menunggu 2 jam lagi untuk konfirmasi. sudah WA tapi tidak ada respon.	['tentu', 'alamat', 'rumah', 'sesuai', 'peta', 'buruk', 'cancel', 'resep', 'obat', 'fitur', 'cancel', 'cancel', 'tunggu', 'jam', 'konfirmasi', 'wa', 'respon']
sangat membantu👍	['bantu']
kimia farma kenapa di wa slowrespon sekali	['kimia', 'farma', 'wa', 'slowrespon']

4. Tokenization

Tabel 4. Tokenization

<i>case_folding</i>	<i>tokenization</i>
sudah nunggu barang dr kmrn smpek skrng blm d kirim kirim pdhl donapk tertera sedang di kirim call center tidak bisa d hub sama sekali	['sudah', 'nunggu', 'barang', 'dr', 'kmrn', 'smpek', 'skrng', 'blm', 'd', 'kirim', 'kirim', 'pdhl', 'donapk', 'tertera', 'sedang', 'di', 'kirim', 'call', 'center', 'tidak', 'bisa', 'd', 'hub', 'sama', 'sekali']
barangnya pada kosong ga lengkap dan harga super duper mahal	['barangnya', 'pada', 'kosong', 'ga', 'lengkap', 'dan', 'harga', 'super', 'duper', 'mahal']
menentukan alamat rumah sesuai peta sangat buruk mau cancel resep obat karena terlalu lama tidak ada fitur cancel walaupun mau cancel harus menunggu jam lagi untuk konfirmasi sudah wa tapi tidak ada respon	['menentukan', 'alamat', 'rumah', 'sesuai', 'peta', 'sangat', 'buruk', 'mau', 'cancel', 'resep', 'obat', 'karena', 'terlalu', 'lama', 'tidak', 'ada', 'fitur', 'cancel', 'kalaupun', 'mau', 'cancel', 'harus', 'menunggu', 'jam', 'lagi', 'untuk', 'konfirmasi', 'sudah', 'wa', 'tapi', 'tidak', 'ada', 'respon']
sangat membantu	['sangat', 'membantu']
kimia farma kenapa di wa slowrespon sekali	['kimia', 'farma', 'kenapa', 'di', 'wa', 'slowrespon', 'sekali']

5. Normalisasi Text

Tabel 5. Normalisasi

<i>content</i>	<i>normalisasi</i>
sudah nunggu barang dr kmrn smpek skrng blm d kirim kirim pdhl donapk tertera sedang di kirim. call center tidak bisa d hub sama sekali	nunggu barang dr kmrn smpek skrng belum d kirim kirim pdhl donapk tera kirim call center d hub
BARANGNYA PADA KOSONG, GA LENGKAP DAN HARGA SUPER DUPER MAHAL	barang kosong ga lengkap harga super duper mahal
1. menentukan alamat rumah sesuai peta sangat buruk. 2. mau "cancel" resep obat karena terlalu lama, tidak ada fitur cancel. kalau mau cancel harus menunggu 2 jam lagi untuk konfirmasi. sudah WA tapi tidak ada respon.	tentu alamat rumah sesuai peta buruk cancel resep obat fitur cancel cancel tunggu jam konfirmasi wa respon
sangat membantu 🍏	bantu
kimia farma kenapa di wa slowrespon sekali	kimia farma wa slowrespon

C. Feature Extraction (Ekstraksi Fitur Teks)

Setelah melalui tahap preprocessing atau pembersihan teks, langkah berikutnya dalam analisis teks adalah Pembobotan TF-IDF pada Tabel 6 menunjukkan bahwa kata-kata dengan frekuensi tinggi pada ulasan tertentu namun jarang muncul pada keseluruhan dokumen memperoleh bobot yang lebih besar. Mekanisme ini efektif karena kata-kata tersebut cenderung bersifat diskriminatif terhadap kelas sentimen tertentu, seperti kata “buruk”, “mahal”, atau “bantu”. Akibatnya, representasi vektor antar kelas menjadi lebih terpisah di ruang fitur, yang secara langsung memudahkan algoritma seperti SVM dalam membentuk hyperplane pemisah dengan margin yang lebih jelas.

- Mengumpulkan Data Mengambil 5 ulasan teks yang telah melalui preprocessing.
- Menerapkan bobot setiap kata dalam masing-masing ulasan berdasarkan kepentingannya dalam dokumen, dengan menggunakan metode TF-IDF, dan menampilkan hasilnya langsung dalam bentuk angka pada Tabel 6.

Tabel 6. Matriks Hasil Proses TF-IDF

<i>Kata</i>	<i>Ulasan 1</i>	<i>Ulasan 2</i>	<i>Ulasan 3</i>	<i>Ulasan 4</i>	<i>Ulasan 5</i>
alamat	0.000000	0.000000	0.210115	0.0	0.000000
bantu	0.000000	0.000000	0.000000	1.0	0.000000
barang	0.000000	0.291679	0.000000	0.0	0.000000
belum	0.214913	0.000000	0.000000	0.0	0.000000
buruk	0.000000	0.000000	0.210115	0.0	0.000000

- Implementasi word embedding
 - Word2Vec: Menggunakan model neural network untuk membuat representasi kata dalam bentuk vektor numerik berdasarkan konteks kata di seluruh dataset ulasan. Representasi ini memungkinkan model menangkap hubungan makna antar kata.
 - FastText: Mirip dengan Word2Vec, tetapi memperhitungkan sub-kata atau potongan kata, sehingga dapat menangkap informasi lebih detail dan menangani kata baru atau kata yang jarang muncul dengan lebih baik.
- Hasil Word Embedding (Contoh representasi vektor untuk kata "aplikasi dan obat"):

Tabel 7. Hasil Pembobotan Wor2Vec

<i>Kata</i>	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5
obat	-0.69	0.38	-0.91	0.40	-0.73
aplikasi	-0.39	0.32	0.04	0.2	0.10

Tabel 8. Hasil Pembobotan FastText

<i>Kata</i>	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5
obat	-0.128016	-0.109579	0.047213	-0.084689	0.178430
aplikasi	0.092365	-0.116946	0.337576	0.020097	0.070910



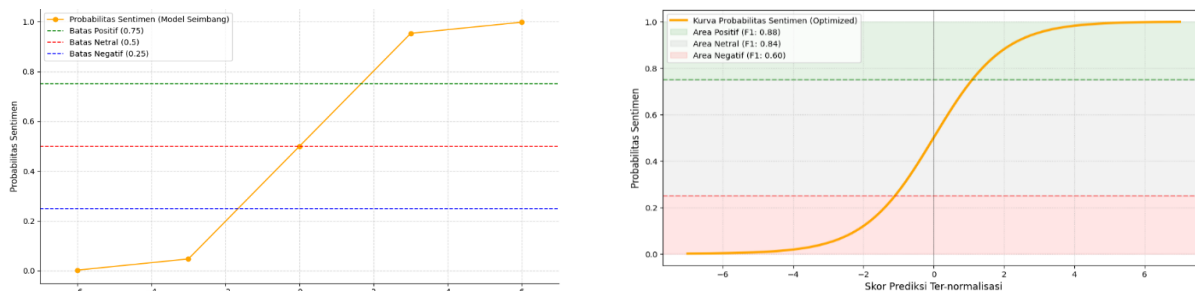
Gambar 3 menampilkan visualisasi WordCloud yang merepresentasikan kata-kata dominan dalam ulasan pengguna. Apakah kataminasi tertentu mencerminkan frekuensi kemunculan yang tinggi dan relevansi topik yang sering didiskusikan pengguna. Visualisasi ini membantu memvalidasi hasil ekstraksi fitur secara kecerahan, karena kata-kata yang menonjol pada WordCloud juga muncul sebagai fitur penting dalam pembobotan TF-IDF dan berkontribusi terhadap keputusan klasifikasi sentimen.

Setelah proses preprocessing dan ekstraksi fitur teks selesai, tahap selanjutnya adalah melakukan klasifikasi sentimen untuk mengidentifikasi apakah suatu ulasan bersifat positif, negatif, atau netral. Pada fase ini, digunakan tiga model Machine Learning klasik, yaitu Naïve Bayes, SVM (Support Vector Machine), dan Random Forest. Hasil evaluasi dari ketiga model tersebut disajikan dalam Tabel 9.

Berdasarkan model klasifikasi yang telah diuji, setiap entitas ulasan dipartisi ke dalam tiga kelas sentimen, dengan representasi sampel hasil klasifikasi sebanyak 11301 ulasan, dan dapat dilihat pada Tabel 10 perwakilan data ulasan sentimen.

43

E. Evaluasi Model dan Interpretasi Hasil



Gambar 4. Model Grafik Sigmoid

Grafik sigmoid pada Gambar 4 menunjukkan hasil evaluasi model dalam memetakan probabilitas sentimen ulasan secara sistematis, yang diinterpretasikan melalui beberapa aspek utama.

- a. Normalisasi Skor Prediksi
Skor prediksi diakumulasi dari peringkat ulasan (review rating) pada skala 1–5, yang kemudian dinormalisasi ke dalam rentang -6 hingga 6. Proses ini bertujuan untuk memfasilitasi fungsi sigmoid dalam memetakan probabilitas kategori sentimen secara lebih akurat.
- b. Probabilitas Sentimen
 1. Setiap skor dikonversi menjadi angka probabilitas melalui fungsi sigmoid dengan parameter sebagai berikut:
 2. Sentimen Positif: Ditunjukkan oleh probabilitas yang mendekati nilai 1,0.
 3. Sentimen Negatif: Ditunjukkan oleh probabilitas yang mendekati nilai 0,2.
 4. Sentimen Netral: Ditunjukkan oleh probabilitas di sekitar angka 0,5.
- c. Penetapan Ambang Batas (Threshold) Kategori
 1. Kategori Positif: Ulasan dengan nilai probabilitas di atas 0.75.
 2. Kategori Netral: Ulasan dengan nilai probabilitas di kisaran 0.5.
 3. Kategori Negatif: Ulasan dengan nilai probabilitas di bawah 0.25.
- d. Kesimpulan Evaluasi Model
 1. Model ini terbukti memiliki kemampuan memisahkan yang efektif antara ulasan positif, negatif, dan netral.
 2. Mayoritas ulasan dengan peringkat tinggi memiliki probabilitas melebihi 0,75, yang mengonfirmasi kecenderungan positif.
 3. Ulasan dengan peringkat rendah berada di bawah angka 0.25 yang menegaskan sentimen negatif.

Dengan demikian, grafik sigmoid menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sentimen berdasarkan peringkat ulasan secara sistematis. Diferensiasi kategori positif, netral, dan negatif tercermin melalui transisi nilai probabilitas yang jelas dan terstruktur.

F. Klasifikasi Review Content Aplikasi Kimia Farma

Berdasarkan hasil klasifikasi sentimen dari ulasan pelanggan mengenai manajemen pelayanan kefarmasian pada aplikasi kimia farma, Tabel 4 adalah rekapitulasi jumlah review berdasarkan kategori sentiment.

Tabel 11. Jumlah Review Content

<i>Jumlah Review</i>	<i>Review Positif</i>	<i>Review Netral</i>	<i>Review Negatif</i>
11.031	6.355	4.548	398

G. Analisis dan Pembahasan

Berdasarkan klasifikasi terhadap 11.301 ulasan, mayoritas sentimen pengguna tergolong positif sebanyak 6.355 ulasan (56,2%), yang menunjukkan persepsi baik terhadap kualitas produk dan layanan. Secara komputasional, sentimen positif terpetakan pada probabilitas di atas 0,75 pada kurva sigmoid, menandakan tingkat keyakinan model yang tinggi dan efektivitas representasi TF-IDF dalam menangkap pola linguistik ekspresi kepuasan. Sebanyak 4.548 ulasan (40,3%) diklasifikasikan sebagai sentimen netral dan berada pada area transisi dengan probabilitas sekitar 0,5, yang mencerminkan ambiguitas semantik akibat tumpang tindih kosakata antar kelas. Sementara itu, sentimen negatif tercatat sebanyak 398 ulasan (3,5%) sebagai kelas minoritas namun signifikan, karena merepresentasikan keluhan

pengguna, dan secara konsisten terpetakan pada probabilitas di bawah 0,25. Secara keseluruhan, pendekatan probabilistik berbasis kurva sigmoid memungkinkan diferensiasi sentimen yang lebih sistematis dan interpretatif dibandingkan klasifikasi diskrit, sehingga memberikan dasar analitis yang lebih kuat bagi evaluasi dan perbaikan layanan berbasis data.

Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa implementasi Natural Language Processing (NLP) menggunakan algoritma Machine Learning terbukti sangat efektif dalam memetakan persepsi pengguna terhadap aplikasi Kimia Farma Mobile. Berdasarkan analisis terhadap 11.301 ulasan, algoritma Support Vector Machine (SVM) memberikan performa klasifikasi paling optimal dengan tingkat akurasi mencapai 85,10%. Hasil evaluasi melalui fungsi sigmoid menunjukkan pemisahan sentimen yang jelas dan sistematis, di mana ditemukan dominasi sentimen positif sebesar 56,2% (6.355 ulasan) yang merefleksikan kepuasan pengguna terhadap layanan farmasi digital. Namun, terdapat porsi sentimen netral yang signifikan sebesar 40,3% (4.548 ulasan) dan sentimen negatif sebesar 3,5% (398 ulasan). Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun citra aplikasi tergolong solid, terdapat kendala teknis krusial pada sistem pembayaran dan responsivitas layanan pelanggan yang perlu segera diatasi oleh pihak pengelola untuk meningkatkan loyalitas pengguna secara menyeluruh.

Sebagai upaya pengembangan lebih lanjut, penelitian mendatang disarankan untuk mengadopsi arsitektur Deep Learning yang lebih mutakhir, seperti model transformer IndoBERT. Penggunaan IndoBERT akan memungkinkan sistem memahami konteks bahasa Indonesia yang kompleks, termasuk penggunaan bahasa gaul dan singkatan, secara lebih mendalam dibandingkan model Machine Learning. Selain itu, pengembangan ke arah Natural Language Understanding (NLU) melalui pendekatan Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) sangat direkomendasikan agar sistem mampu mengidentifikasi keluhan pada fitur spesifik secara otomatis. Untuk mengatasi ketimpangan data pada kategori negatif, penelitian selanjutnya juga perlu menerapkan teknik oversampling seperti SMOTE atau weighted loss function. Dengan integrasi teknologi ini, hasil analisis diharapkan menjadi lebih presisi dalam mendukung pengambilan keputusan strategis bagi pengembangan ekosistem kesehatan digital di Indonesia.

Daftar Pustaka

- [1] P. Pt, K. Farma, and P. Tbk, "STRATEGI TRANSFORMASI DIGITAL," vol. 5, no. 2, 2020.
- [2] L. Ode, K. Mursidi, and S. Sumantri, "Kinerja Keuangan Berbasis Economic Value Added pada PT . Kimia Farma Tbk," vol. 5, pp. 7125–7140, 2025.
- [3] A. Nasiri, "Membangun Basis Pengetahuan Untuk Interaksi Obat Dengan Sosial Media," *J. Inf.*, vol. 6, no. 1, 2023, doi: 10.46808/INFORMA.V6I1.171.
- [4] I. Irmawati, F. Aziz, E. Delilah, P. Ishak, and J. Jafar, "Kajian Persepsi Masyarakat Indonesia terhadap Obat Kimia dan Tradisional melalui Analisis Linguistik dan NLP dalam Konteks Farmasi," *J. Pharm. Appl. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 37–43, 2025, doi: 10.59823/jopacs.v3i1.76.
- [5] B. Wilie *et al.*, "IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding," pp. 843–857, 2020.
- [6] C. D. Manning, "Human Language Understanding & Reasoning," *Daedalus*, vol. 151, no. 2, pp. 127–138, 2022, doi: 10.1162/daed_a_01905.
- [7] K. R. Maicher *et al.*, "Artificial intelligence in virtual standardized patients: Combining natural language understanding and rule based dialogue management to improve conversational fidelity.," *Med. Teach.*, pp. 1–7, Nov. 2022, doi: 10.1080/0142159X.2022.2130216.
- [8] V. N. Juli *et al.*, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi HeyJapan di Google Play Store Menggunakan Algoritma NLP pembelajaran bahasa Jepang . Analisis ini dilakukan dengan memanfaatkan metode NLP memberikan gambaran komprehensif mengenai persepsi pengguna terhadap kedua aplikasi," vol. 3, 2025.
- [9] M. Metode, S. Vector, M. Svm, and D. A. N. Asosiasi, "3 1,2,3," vol. 10, pp. 346–358, 2021.
- [10] Y. Asri, W. N. Suliyanti, D. Kuswardani, and M. Fajri, "Pelabelan Otomatis Lexicon Vader dan Klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan PLN Mobile," vol. 15, no. 2, pp. 264–275, 2022.
- [11] F. F. Ewen Hokijuliand, Herlina Napitupulu, "SisInfo Analisis Sentimen Menggunakan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) SisInfo," vol. 5, no. 2, pp. 40–49, 2023.

- [12] M. Riski and M. Fikry, "Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi WhatsApp di Play Store Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," vol. 4, no. 1, pp. 438–444, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1050.
- [13] D. Sabrina, A. D. Sabilla, and N. Azizah, "KOMBINASI VADER LEXICON DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN KOMENTAR APLIKASI BLU BCA," vol. 6, no. 1, pp. 22–33, 2025.
- [14] T. Hirano and K. Tanaka, "The Relationship between Sentiment and Character Popularity in Anime," *Comput. Media Stud.*, vol. 12, no. 1, pp. 25–39, 2023.
- [15] D. P. Sari, R. Rahmawati, and H. Wibowo, "Analisis Tren Penjualan Obat Menggunakan Data Historis untuk Perencanaan Stok di Apotek," *J. Farm. Indones.*, vol. 18, no. 3, pp. 202–210, 2020.
- [16] A. Mu'min, D. R. Sari, and N. Fadilah, "Manajemen Persediaan Obat di Industri Farmasi: Tantangan dan Strategi," *J. Farm. dan Sist. Kesehat.*, vol. 9, no. 1, pp. 45–53, 2024.
- [17] C. Stryker and J. Holdsworth, "What is Natural Language Processing," 2025, *IBM Think*.
- [18] KantinIT, "Natural Language Processing (NLP): Pengertian dan Cara Kerja," 2023.
- [19] A. K. Vyas, K. Vyas, and A. Arora, "A Comparative Analysis of Natural Language Processing Techniques for Sentiment Analysis," *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, 2024, [Online]. Available: <https://ijisae.org/index.php/IJISAE/article/view/7000>
- [20] R. C. Rivaldi and T. D. Wismarini, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Dengan Metode Natural Language Processing (NLP)," *ELKOM J. Elektron. dan Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 120–128, 2024, doi: 10.51903/elkom.v17i1.1680.
- [21] N. Malasari and M. Ramli, "Analisis Sentimen Media Sosial Menggunakan Algoritma BERT dan LSTM," *J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 3, p. 318, 2025, doi: 10.70716/jocsit.v1i3.318.
- [22] Y. Turnandes, A. A. Irwanda, and Vebby, "Analisis Sentimen pada Ulasan Kegiatan Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi Komputer 2023 menggunakan Natural Language Processing (NLP)," *J. Karya Ilm. Multidisiplin*, vol. 4, no. 2, p. 22063, 2025, doi: 10.31849/jurkim.v4i2.22063.
- [23] S. Rahmawati, D. Anggraini, and R. Kurniawan, "Natural Language Processing For Automatic Sentiment Analysis In Social Media Data," *Int. J. Inf. Eng. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 16–19, 2024, doi: 10.62951/ijies.v1i1.54.