

Sistem Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Belanja Online Menggunakan Metode Ensemble Learning

Sentiment Analysis System for Online Shopping Application Reviews Using Ensemble Learning Method

Debby E. Sondakh^{*1}, Semmy W. Taju², Michelle G. Tene³, Arwin E. T. Pangaila⁴

^{1,2}Informatika, ^{3,4}Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Klabat

^{*1}debby.sondakh@unklab.ac.id, ²semmy@unklab.ac.id,

³s21910323@student.unklab.ac.id, ⁴s21910421@student.unklab.ac.id

Abstrak

Terdapat pertumbuhan jumlah dan prevalensi belanja online. Teknologi belanja online memungkinkan pembeli memberikan umpan balik pasca pembelian (komentar dan ulasan) mengenai aplikasi itu sendiri dan aspek-aspek lain dari produk. Umpan balik ini dapat bermanfaat bagi pelanggan dan bisnis. Namun demikian, menyortir, mengkategorikan, dan membaca begitu banyak ulasan secara manual membutuhkan waktu. Analisis sentimen dapat menyelidiki perilaku, pendapat, dan emosi pelanggan melalui komentar/ulasan teks. Pada penelitian ini, Sistem Analisis Sentimen dikembangkan untuk membantu menentukan sentimen dari setiap ulasan dengan menampilkan visualisasi yang menarik dari hasil analisis melalui diagram lingkaran, frekuensi kemunculan kata, dan persentase probabilitas setiap kelas sentimen-positif, netral, dan negatif. Sistem Analisis Sentimen menggunakan model pengklasifikasi ensemble learning dengan algoritma SVM, KNN, dan Random Forest. Ensemble learning menghasilkan hasil yang lebih tepat daripada algoritma tunggal. Ensemble learning menghasilkan model classifier dengan performa yang lebih baik, dengan indikator akurasi 81.8% precision 83%, recall 82%, F1-score 82%.

Kata kunci— Analisis Sentimen, Ensemble Learning, Prediksi, Pemungutan Suara Mayoritas, Belanja Online.

Abstract

There is a growing number and prevalence of online shopping. Online shopping technology allows shoppers to provide post-purchase feedback (comments and reviews) regarding the app itself and other aspects of the product. This feedback can be beneficial to both customers and businesses. However, manually sorting, categorising and reading so many reviews is time-consuming. Sentiment analysis can investigate customer behaviour, opinions, and emotions through text comments/reviews. In this research, a Sentiment Analysis System was developed to help determine the sentiment of each review by displaying attractive visualisations of the analysis results through pie charts, word occurrence frequency, and percentage probability of each sentiment class-positive, neutral, and negative. The Sentiment Analysis System uses an ensemble learning classifier model with SVM, KNN, and Random Forest algorithms. Ensemble learning produces more precise results than a single algorithm. Ensemble learning produces a classifier model with better performance, with accuracy indicators of 81.8% precision 83%, recall 82%, F1-score 82%.

Keywords— Sentiment Analysis, Ensemble Learning, Prediction, Majority Voting, Online Shopping

1. PENDAHULUAN

Saat ini, laju perkembangan teknologi dan laju penetrasinya ke dalam kehidupan kita sehari-hari terjadi dengan cepat. Perubahan dalam cara manusia melakukan aktivitas sehari-hari menunjukkan hal ini. Pergeseran dari cara-cara tradisional ke cara-cara berbasis digital terlihat jelas. Misalnya, dalam kegiatan perdagangan. Pendekatan tradisional dalam perdagangan, di mana produk dan jasa diperdagangkan secara tatap muka, secara bertahap bergeser ke perdagangan elektronik, yang memungkinkan pengguna internet untuk menjual atau membeli barang dan jasa melalui internet, langsung dari perangkat elektronik mereka menggunakan browser web atau aplikasi seluler [1].

Seiring dengan perintah untuk tetap tinggal di rumah terkait pandemi Covid-19 yang menyebar ke seluruh dunia, terjadi peningkatan tajam dalam belanja online. Di Indonesia, kebijakan PSBB (Pembatasan Sosial Berskala Besar) yang diberlakukan di negara ini, selama pandemi, telah meningkatkan jumlah transaksi belanja di platform digital. Selain itu, perkembangan teknologi, termasuk aplikasi mobile serta peningkatan kesadaran teknologi dari pengguna *smartphone* juga memberikan kontribusi yang signifikan terhadap tren belanja online dan pertumbuhan *e-commerce* secara keseluruhan. Aplikasi belanja online semakin populer di Indonesia saat ini. Telah terjadi lonjakan jumlah pengguna serta berbagai produk dan layanan yang tersedia. Selain itu, semakin banyak bisnis yang berinvestasi untuk membangun aplikasi belanja online mereka sendiri. Statista memperkirakan bahwa jumlah pembeli online di Indonesia akan mencapai 34,3 juta pada tahun 2019. Angka ini diperkirakan akan meningkat menjadi sekitar 41,9 juta pada tahun 2023 [2].

Aplikasi belanja online memberikan cara yang lebih nyaman untuk berbelanja, memungkinkan pengguna untuk berbelanja dari rumah, kapan saja, tanpa harus mengkhawatirkan jam buka toko atau perjalanan. Selain itu, siapa pun yang pernah berbelanja online dapat mengirimkan umpan balik, yang dikenal sebagai 'komentar' atau 'ulasan', tentang aplikasi itu sendiri, kualitas produk, kecepatan pengiriman, pengalaman layanan pelanggan di toko tertentu, dan kepuasan secara keseluruhan dengan pembelian mereka. Pelanggan juga dapat mengomentari kegunaan aplikasi itu sendiri. Ulasan biasanya bersifat anonim, sehingga pelanggan dapat memberikan komentar yang sebenarnya tanpa takut akan dampaknya. Oleh karena itu, ulasan menjadi mudah diakses, tersebar luas, dan berpengaruh [3].

Baik pelanggan maupun perusahaan memiliki potensi untuk mendapatkan keuntungan dari ulasan dan komentar yang dibuat oleh pengguna aplikasi belanja online lainnya. Komentar atau ulasan dapat membantu pelanggan lain untuk membuat keputusan yang tepat mengenai pembelian mereka dan berbagi komentar mengenai pengalaman mereka. Hal ini memungkinkan konsumen untuk menyempurnakan pencarian mereka sambil memberikan akses ke lebih banyak variasi produk untuk perbandingan, sehingga menghasilkan pilihan pembelian yang lebih baik dan lebih cepat. [3], [4] Bagi peritel, data yang dibuat oleh pengguna ini dapat memberikan wawasan yang berharga tentang preferensi pelanggan, bagaimana produk dan layanan mereka dirasakan oleh pelanggan, membantu mereka mengidentifikasi area perbaikan untuk memuaskan permintaan pelanggan dengan lebih baik, dan membangun kepercayaan dengan calon pelanggan. Menganalisis ulasan dan komentar pengguna aplikasi belanja online juga membantu bisnis lebih memahami target pasar mereka, menetapkan strategi untuk meningkatkan kepuasan pelanggan, menemukan kemungkinan kesalahan dengan produk atau layanan mereka dan mengambil tindakan action [5], atau mengadopsi strategi pemasaran [4]. Oleh karena itu, menganalisis ulasan dan komentar belanja online menjadi semakin penting bagi bisnis yang ingin tetap menjadi yang terdepan dalam persaingan. Namun, hampir tidak mungkin untuk melacak dan mengekstrak informasi yang berguna dari data secara manual [6].

Tujuan utama penelitian ini adalah mengembangkan sebuah sistem untuk menganalisis komentar atau ulasan pengguna, yang disediakan dalam bahasa Indonesia, tentang pengalaman mereka menggunakan aplikasi belanja online. Sistem ini secara otomatis mengambil ulasan dari Google Play Store berdasarkan jumlah ulasan dan rentang tanggal tertentu. Reaksi pelanggan terhadap aplikasi dirangkum dalam istilah "negatif", "netral", dan "positif". *Ensemble learning* digunakan selama pengembangan sistem. Kontribusi sistem analisis sentimen yang diusulkan dapat membantu toko untuk mengetahui apa yang pelanggan katakan tentang aplikasi belanja mereka, kemudian menggunakan informasi tersebut untuk menentukan cara melayani pelanggan dengan lebih baik, sekaligus memberikan informasi yang sama kepada pelanggan sebagai referensi untuk menggunakan aplikasi.

1.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen biasanya digunakan untuk mencari pola dari umpan balik pelanggan aplikasi belanja online. Dari data teks, analisis ini dapat menentukan polaritas (positif, negatif, netral), niat (tertarik, acuh tak acuh), dan urgensi (mendesak, tidak mendesak) [7], bahkan perasaan dan emosi (senang, sedih, marah, takut) [8]. Metode pembelajaran mesin, berbasis leksikon, dan metode analisis sentimen *hybrid* paling banyak digunakan [4]. Analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin menggunakan *supervised*, *unsupervised*, *semi-supervised*, dan *reinforcement* [9]. Dalam penelitian ini kami menggunakan pembelajaran *supervised*. Pendekatan *supervised* melatih model pembelajaran mesin menggunakan data berlabel. Sebelum melatih model, data diberi label positif, negatif, atau netral. Algoritma yang dilatih mengklasifikasikan data baru menggunakan label sentimen. Metode klasifikasi linear, probabilistik, berbasis aturan, pohon keputusan, dan *ensemble* adalah beragam teknik yang dapat digunakan. Penelitian ini menggunakan *ensemble learning* untuk pembelajaran yang diawasi. *Ensemble learning* meniru pengambilan keputusan manusia. *Ensemble learning* melatih model dilatih dan mengintegrasikannya untuk memecahkan masalah dan menghasilkan pengklasifikasi yang mengungguli yang lainnya, sehingga kinerja model dalam analisis sentiment meningkat [10], [11].

1.2 Ensemble Learning

Ensemble learning menggabungkan model *deep learning* dan *machine learning* klasik untuk meningkatkan analisis sentimen. Penggabungan dua atau lebih model memungkinkan sistem untuk belajar dari banyak sumber data dan membuat prediksi yang lebih akurat, tepat, dan kuat karena satu model mengoreksi model lainnya. Keberhasilan pendekatan ini bergantung pada kemampuannya untuk menukar model-model ini [12]. *Ensemble learning* mengintegrasikan beberapa algoritma *machine learning* ke dalam satu kerangka kerja untuk menggunakan bukti-bukti yang ada untuk membuat model yang lebih baik.

Bergantung pada algoritma yang diadopsi, pendekatan *ensemble learning* dapat dikategorikan ke dalam *classification* dan *clustering ensemble learning*. *Classification (supervised ensemble learning)* menggunakan mekanisme pemungutan suara untuk menggabungkan hasil dari banyak pengklasifikasi yang lemah ke dalam fungsi konsistensi. *Bagging*, *boosting*, dan *random forest* adalah metode klasifikasi yang populer. Metode *bagging* membuat subset data dari sampel acak kumpulan data pelatihan untuk melatih model dasar integrasi. *Boosting* melatih beberapa *classifier* yang lemah secara berurutan untuk mengurangi kesalahan klasifikasi. Setiap data pada awalnya diberi bobot, dan data yang salah diklasifikasikan disesuaikan. Hal ini dilakukan secara berulang sehingga ketika prediksi berbobot dari semua pengklasifikasi digabungkan untuk membuat prediksi akhir, jumlah kesalahan pengklasifikasi yang terintegrasi menjadi kecil. *Random forest* adalah pohon keputusan yang dilatih pada subset data secara acak. Metode ini menghitung rata-rata prediksi pohon untuk mengambil kesimpulan [12], [13].

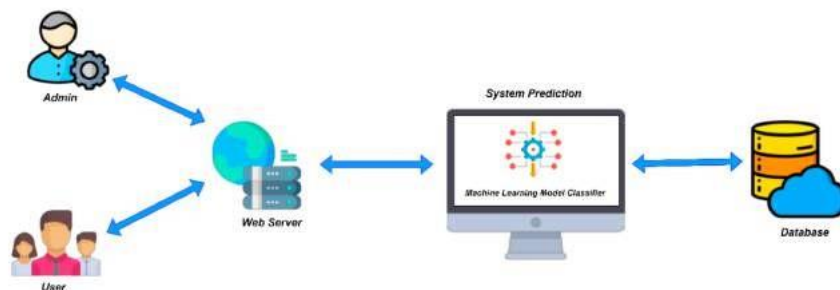
Clustering ensemble learning, juga dikenal sebagai *consensus ensemble*, memodifikasi *dataset* asli menggunakan algoritma pengelompokan untuk menghasilkan serangkaian partisi, kemudian mengintegrasikan partisi-partisi tersebut menggunakan proses konsensus untuk

mendapatkan hasil akhir [14], [15]. Beberapa teknik *clustering* termasuk *agglomerative*, *divisive*, dan *cluster-based* [16], [17]. *Agglomerative* menggabungkan hasil dari banyak algoritma *clustering* dengan suara mayoritas atau dengan rata-rata alokasi titik cluster. *Divisive* dimulai dengan sebuah *cluster* besar dan membaginya secara iteratif menggunakan beberapa metode *clustering*. *Cluster-based* menghasilkan banyak klaster dengan menggunakan algoritma yang berbeda dan kemudian menggabungkannya untuk membuat pengelompokan akhir.

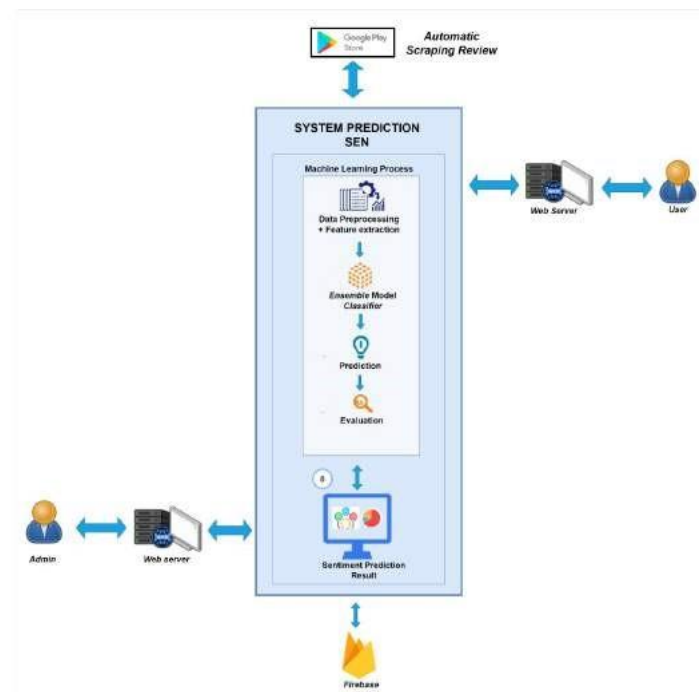
Ensemble learning dapat menggabungkan metode pembelajaran berbasis aturan dan pembelajaran mendalam. Metode ini dapat menggabungkan elemen leksikal, sintaksis, semantik, dan sentimen. *Convolutional Neural Networks* (CNN) dan *Long Short-term Memory Networks* (LSTM) dengan model pembelajaran mesin klasik seperti *Support Vector Machines* (SVM) meningkatkan analisis sentimen analysis [18]–[20].

1.3 Arsitektur Sistem yang Diusulkan

Arsitektur dari sistem yang diusulkan disajikan pada Gambar 1. Sistem ini terdiri dari dua pengguna utama, yaitu admin sistem peritel dan pengguna (pelanggan). Sistem ini dapat diakses oleh kedua pengguna melalui *web server*. Dengan menggunakan teknologi *cloud*, semua data pengguna dan administrator akan tersimpan secara real time di dalam *database*.



Gambar 1 Arsitektur Sistem Analisis Sentimen



Gambar 2 Alur kerja Sistem Analisis Sentimen

Alur kerja sistem digambarkan pada Gambar 2. Pengguna yang memiliki akses internet dapat mengakses sistem prediksi yang di-hosting di *web* dengan parameter input sistem yang disesuaikan. Setelah pengguna memasukkan parameter, data ulasan secara otomatis diambil dari

Google Play Store berdasarkan nomor, tahun, bulan, dan tanggal yang ditentukan. Data ulasan diproses selama fase pra-pemrosesan data untuk memastikan bahwa data yang diproses bersih dan terorganisir dengan baik, agar mendapatkan hasil yang tepat. Setelah data ulasan diproses, tahap ekstraksi fitur dilakukan. Setiap ulasan akan diprediksi positif, netral, atau negatif oleh model pengklasifikasi, yang akan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. Setelah evaluasi, antarmuka pengguna sistem akan menampilkan hasilnya dalam bentuk sejumlah klasifikasi grafis ulasan yang mengandung sentimen positif, negatif, dan netral (*pie chart*). Selain itu, sistem juga menampilkan probabilitas klasifikasi sentimen positif, negatif, dan netral untuk setiap input ulasan. Di sisi peritel, admin sistem dapat mengakses sistem untuk melatih model secara berkala.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengadopsi model prototyping untuk mengembangkan sistem analisis sentimen, yang dijelaskan sebagai berikut:

1. Pengumpulan informasi: Pada tahap ini, komentar dan ulasan dari salah satu aplikasi belanja online di Indonesia dikumpulkan dari Google Play Store, kemudian volume data training dan testing ditentukan.
2. Menyusun rencana cepat: Pada langkah ini, peneliti menentukan analisis sistem, data pelatihan dan pengujian, alat pengembangan, fitur sistem, dan keluaran.
3. Pemodelan desain cepat: Desain konsep sistem dan antarmuka pengguna sistem dilakukan dengan menggunakan platform Figma.
4. Membangun sistem: Pengembangan sistem dibagi menjadi dua tahap. Pertama, menghasilkan model classifier awal menggunakan metode ensemble learning dari tiga algoritma: k-NN, SVM, dan Random Forest, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Selanjutnya adalah pengembangan sistem yang akan menggunakan model classifier tersebut untuk memberikan prediksi analisis sentimen kepada pelanggan. Sistem dibangun dengan JavaScript, PHP digunakan sebagai *server script* antarmuka sistem. Bahasa pemrograman Python digunakan untuk membangun model klasifikasi.
5. Pengiriman dan umpan balik penerapan: Fitur-fitur sistem diuji selama fase ini. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menentukan apakah sistem yang dikembangkan berfungsi dengan baik atau tidak.

2.1 Pengembangan Model

Langkah awal dalam pembuatan model mencakup menentukan jumlah data ulasan (pelatihan dan pengujian), pengunduhan dan pelabelan data, dan pembersihan data. Setelah proses pembersihan data selesai, data diproses menggunakan algoritma yang telah ditentukan. Hasil dari model dievaluasi untuk menentukan kinerja model pengklasifikasi. Secara spesifik, peneliti mengembangkan model classifier dengan menggunakan proses sebagai berikut:

1. Pengumpulan data: Dengan menggunakan teknik *scraping*, data dari Google Play Store dikumpulkan. Parameter *scraping* berikut ini digunakan: *id* ('com.alfamart.alfagift'), *lang* (''), *country* ('id'), *sort* ('id'), dan *filter_score_with* (sort.NEWEST None).
2. Pembagian data: sebanyak 10.000 ulasan berfungsi sebagai data pelatihan dan pengujian. Pembagian data mengikuti rasio 80:20, jumlah data pelatihan 8000 ulasan dan data pengujian 2000 ulasan.
3. Pra-pemrosesan teks: semua huruf dalam komentar dan ulasan diubah menjadi huruf kecil pada tahap awal pelipatan huruf. Kemudian, tanda baca, angka, dan simbol dihilangkan. Selanjutnya, kata kerja dihilangkan selama tahap penyaringan. Langkah terakhir adalah tokenisasi, atau pemisahan string kalimat ulasan. Tabel 1 menunjukkan contoh dari proses-proses ini.

4. Pembobotan (TF-IDF): Pembobotan kata dilakukan dengan mengubah data teks menjadi nilai numerik. Tujuan pembobotan adalah untuk menentukan frekuensi istilah dalam teks ulasan.

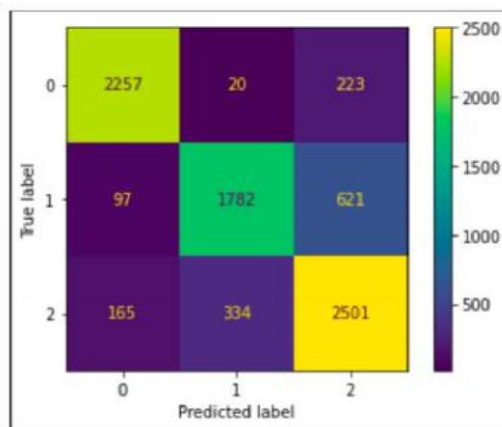
Tabel 1 Contoh Proses Pra-pemrosesan Teks

Proses	Sebelum	Sesudah
Case folding	Sangat membantu ibu2 dalam berbelanja, daripada ke tokonya langsung... @#\$	sangat membantu ibu2 dalam berbelanja, daripada ke tokonya langsung... @#\$
Remove punctuation	sangat membantu ibu2 dalam berbelanja, daripada ke tokonya langsung... @#\$	sangat membantu ibu2 dalam berbelanja daripada ke tokonya langsung @#\$
Remove number and ASCII code	sangat membantu ibu2 dalam berbelanja, daripada ke tokonya langsung @#\$	sangat membantu ibu dalam berbelanja daripada ke tokonya langsung
Filtering	sangat membantu ibu dalam berbelanja daripada ke tokonya langsung	sangat membantu
Tokenization	sangat membantu	['sangat' 'membantu']

5. Konstruksi model: Setelah data diproses dan dikonversi ke format numerik, metode Ensemble learning diterapkan untuk membuat model pengklasifikasi. Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor (*k*-NN), dan Random Forest adalah algoritma pembelajaran yang digunakan dalam metode ensemble learning dalam penelitian ini. Setiap algoritma akan memberikan suara pada setiap ulasan. Positif = 0, negatif = 1, dan netral = 2 sesuai dengan label masing-masing. Tabel 2 menyajikan hasil *majority voting*.
6. Evaluasi: setelah konstruksi model pengklasifikasi, kinerja model pengklasifikasi ditentukan dengan mengevaluasinya menggunakan *confusion matrix* (Gambar 3).

Tabel 2 Hasil *Majority Voting*

SVM	<i>k</i> -NN	Random Forest	Voting Result
1	1	2	1
0	2	2	2
0	1	0	0
2	2	2	2
1	0	1	1
0	2	0	0
1	0	1	1

Gambar 3 Confusion Matrix Kinerja *Ensemble Learning*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang dijelaskan dibagi ke dalam dua bagian, pertama hasil dari model klasifikasi menggunakan *ensemble learning*, selanjutnya pengembangan Sistem Analisis Sentimen menggunakan model tersebut.

3.1 Model Analisis Sentimen

Berdasarkan *confusion matrix* pada Gambar 4 dapat disimpulkan jumlah komentar yang diprediksi dengan benar sebagai positif, negatif, atau netral (TP), jumlah komentar yang salah diprediksi sebagai positif, negatif, atau netral padahal komentar tersebut sebenarnya termasuk dalam kelas lain (FP – *type I error*), dan jumlah komentar yang termasuk dalam suatu kelas tetapi salah diprediksi (FN – *type II error*). Tabel 3 menampilkan jumlah komentar yang diprediksi dalam setiap kelas.

Tabel 3 Hasil Prediksi

	Positif	Negatif	Netral
TP	2257	1782	2501
FN	243	718	499
FP	262	354	844
TN	5238	5146	4156

Selanjutnya, kinerja model diukur menggunakan parameter berikut ini: *accuracy* (ketepatan prediksi model secara keseluruhan), *precision* (proporsi komentar yang diprediksi dengan benar sebagai milik kelas tertentu dari semua komentar yang diprediksi oleh model untuk menjadi bagian dari kelas tersebut), *recall* (proporsi komentar dalam kelas yang diprediksi dengan benar oleh model dari semua komentar dalam kelas tersebut), *F1-score* (ukuran keseimbangan antara *precision* dan *recall*). Nilai masing-masing parameter ditampilkan pada Tabel 4. Menggunakan *ensemble learning*, model menunjukkan kinerja yang baik secara keseluruhan dengan akurasi prediksi 81.8%; yang berarti, model dapat mengklasifikasi dengan benar sebagian besar komentar atau ulasan.

Dilihat secara detil, kinerja model untuk setiap kelas komentar menunjukkan bahwa model ini sangat kuat dalam mengidentifikasi sentimen positif, seperti yang ditunjukkan oleh nilai *precision* (0.90), *recall* (0.90), dan *F1-score* (0.89). Kinerja model cukup baik untuk sentimen negatif, dengan *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang lebih rendah dibandingkan dengan kelas positif. Model ini menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* untuk kelas positif, dengan *trade-off* untuk sentimen negatif. Sedangkan untuk sentimen netral, meskipun

ketepatan model dalam memprediksi sentimen netral adalah yang terendah dibanding sentimen positif dan negatif, nilai *recall* 0.83 menunjukkan model ini secara efektif menangkap sebagian besar sentimen netral yang sebenarnya, yang mengindikasikan kemampuannya untuk mengidentifikasi sentimen netral. Selanjutnya, nilai rata-rata (*macroaveraged*) *precision*, *recall*, dan *F1-score* semuanya di atas 0.80, yang menunjukkan bahwa model yang dihasilkan memiliki kinerja yang baik dalam memprediksi sentiment di berbagai kelas.

Tabel 4 Evaluasi Hasil Prediksi

Class	Accuracy = 81.8%		
	Precision	Recall	F1 score
Positif (0)	0.90	0.90	0.89
Negatif (1)	0.83	0.71	0.77
Netral (2)	0.75	0.83	0.79
Rata-rata	0.83	0.82	0.82

3.1 Sistem Analisis Sentimen

Setelah model dikembangkan, pengembangan sistem analisis sentimen dimulai. Fungsionalitas sistem digambarkan pada Gambar 4. *Use case* Login adalah otentikasi pengguna. Registration sebagai pengguna baru merupakan perpanjangan dari hal ini, terutama untuk pelanggan. *Use case* Predict Sentiment adalah akses pelanggan ke fungsi prediksi, yang mencakup memasukkan jumlah ulasan yang akan diambil dan rentang waktu dari slot yang tersedia. *Use case* Search Keyword Sentiment mencari ulasan atau komentar berdasarkan kata kunci tertentu, merupakan perluasan Predict Sentimen. *Use case* About Page memungkinkan pelanggan untuk mengakses halaman *About*. *Use case* berikutnya adalah kemampuan administrator sistem untuk melatih ulang model untuk memberikan hasil analisis terkini kepada pelanggan. Manage User memungkinkan administrator sistem untuk menambah, mengedit, dan menghapus pengguna dari sistem, sedangkan Train Model berfungsi untuk melatih kembali model.

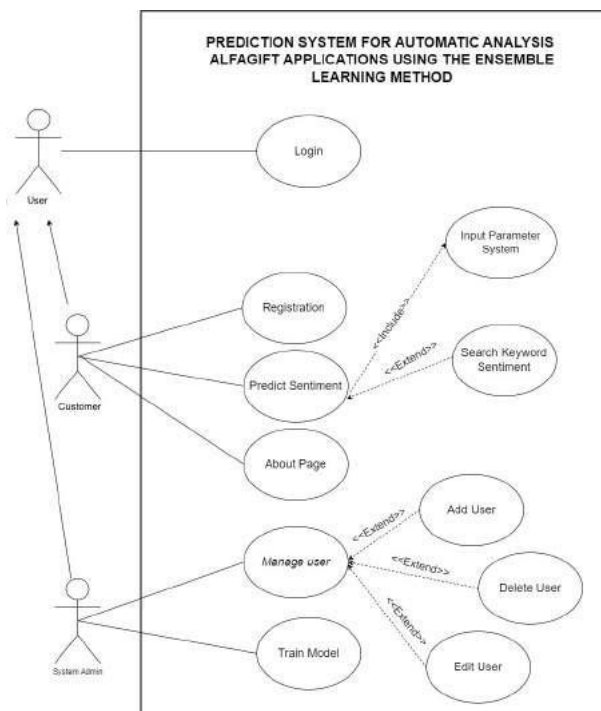
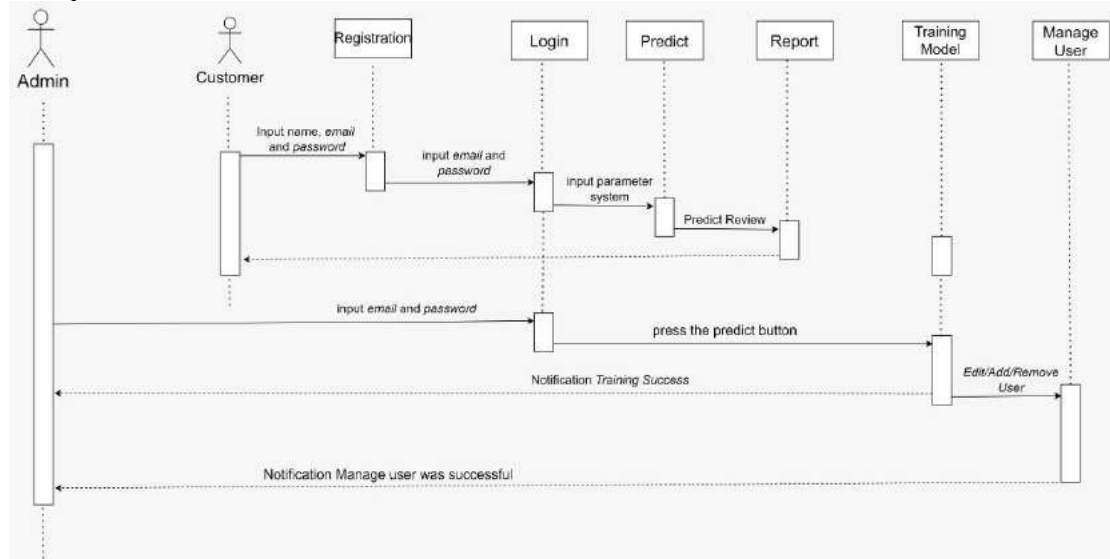
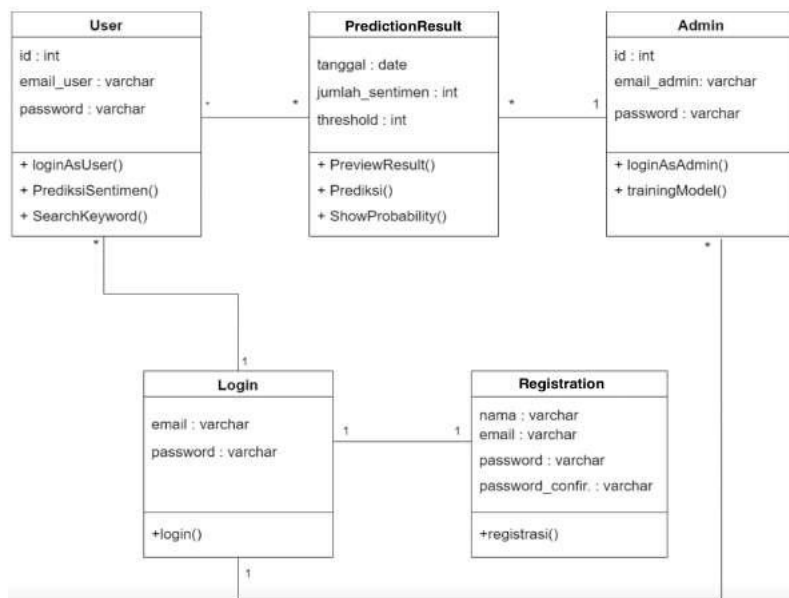
Gambar 4 Diagram *Use Case* Sistem Analisis Sentimen

Diagram *sequence* (Gambar 5) menggambarkan interaksi antara berbagai objek. Interaksi antara aktor dan Sistem Analisis Sentien, serta respons yang diberikan dan diterima oleh setiap objek. Pelanggan harus melakukan registrasi untuk mendapatkan akun pada sistem. Setelah itu, pelanggan akan masuk ke dalam sistem. Setelah pelanggan memasukkan parameter input (jumlah ulasan yang ingin diambil dan rentang waktu) atau mencari ulasan dengan kata kunci tertentu, sistem akan menghasilkan output prediksi. Demikian pula, admin sistem akan masuk sebelum melatih model atau mengelola akun pengguna pelanggan. Admin sistem akan diberitahu setelah proses pelatihan selesai.



Gambar 5 Diagram *Sequence* Sistem Analisis Sentimen

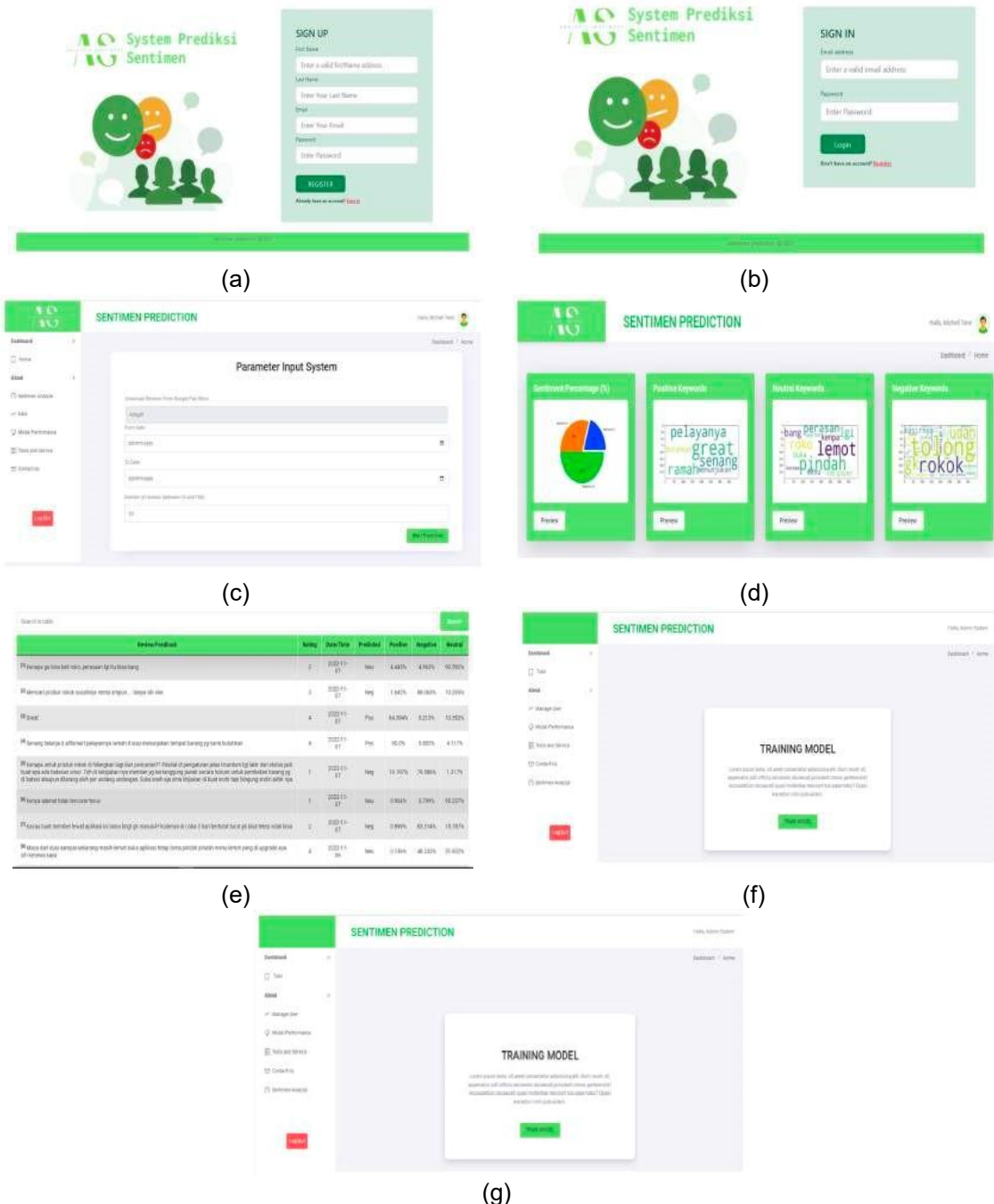


Gambar 6 Diagram *Sequence* Sistem Analisis Sentimen

Diagram *class* menggambarkan struktur sebuah sistem serta hubungan antar kelas. Diagram *class* pada Gambar 6 menunjukkan lima kelas dalam sistem analisis sentimen, yaitu: Login, User, Admin, Registrasi, dan HasilPrediksi. Beberapa method utama dijelaskan sebagai berikut:

- `PrediksiSentimen()` : fungsi yang memungkinkan pengguna pelanggan untuk meminta hasil analisis sentimen berdasarkan parameter input pengguna pelanggan
- `trainingModel()`: fungsi yang melatih model untuk memprediksi sentimen
- `PreviewResult()`: fungsi untuk menampilkan hasil prediksi (Word Cloud, diagram lingkaran, dan nilai probabilitas setiap ulasan)
- `login()` : fungsi yang memverifikasi kredensial login pelanggan dan admin sistem
- `registrasi()` : fungsi yang mengizinkan registrasi pengguna

Antarmuka Sistem Analisis Sentimen ditunjukkan pada Gambar 7. Gambar tersebut mengungkapkan informasi tentang skenario sistem di mana pengguna pelanggan perlu mendaftar atau membuat akun untuk mengakses sistem (a), diikuti dengan halaman login (b).



Gambar 7 Sistem Analisis Sentimen

Sistem menghasilkan output prediktif dalam bentuk Word Cloud, persentase sentimen positif, netral, atau negatif, dan probabilitas dari setiap kategori sentimen untuk setiap komentar atau ulasan berdasarkan parameter input pengguna (c, d, dan e). Antarmuka lainnya menampilkan fungsi-fungsi yang dapat diakses oleh admin sistem (f), yaitu pelatihan model dan pesan yang ditampilkan oleh sistem ketika pelatihan selesai (g).

Semua fungsi diuji dengan menggunakan metode black box sebagai bagian dari prosedur verifikasi, dan hasilnya, semua fungsi berjalan dengan baik. Selain itu, proses validasi dilakukan untuk mengevaluasi kegunaan sistem dengan mengujinya dengan pengguna yang sebenarnya. Sebanyak 27 orang diminta untuk menyelesaikan tugas-tugas yang diberikan, termasuk membuat akun baru, login, dan memasukkan rentang tanggal dan jumlah komentar atau ulasan untuk analisis sentimen. Selama prosedur berlangsung, para peserta diamati untuk menentukan di bagian mana mereka mengalami kesulitan dan kebingungan. Hasilnya menunjukkan bahwa pelaksanaan berbagai tugas tersebut menunjukkan kemudahan dalam menggunakan fitur-fitur inti aplikasi.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini telah dikembangkan sistem berbasis web yang memungkinkan analisis sentimen dari komentar dan ulasan tentang pengalaman pelanggan dalam menggunakan aplikasi belanja online. Teknik ensemble learning digunakan untuk mengembangkan model prediksi yang digunakan dalam sistem, dengan menggunakan voting mayoritas dari tiga algoritma: k -NN, SVM, dan Random Forest. Ensemble Learning menghasilkan performa model classifier yang lebih baik dengan indikator akurasi 81.8% *precision* 83%, *recall* 82%, F1-score 82%. Namun, ketiga algoritma tersebut menghasilkan file model classifier yang cukup besar untuk disematkan ke dalam sistem berbasis web. Untuk memaksimalkan akurasi hasil prediksi model classifier, perlu dipertimbangkan beberapa teknik yang menghasilkan file model klasifikasi yang lebih kecil dan melakukan tuning untuk menentukan parameter yang optimal untuk setiap model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Syuhendra and A. U. Hamdani, 'Penjualan Online Berbasis E-commerce Pada Toko ADHIZZSHOP dengan Menggunakan Woocommerce', *IDEALIS: InDonEsiA journal Information System*, vol. 3, no. 1, pp. 26–33, Jan. 2020, doi: 10.36080/idealis.v3i1.1476.
- [2] N.-W. Hanadian, 'Number of online shoppers in Indonesia in 2017 and 2022', *Statista*, Apr. 20, 2020. <https://www.statista.com/statistics/971411/indonesia-number-online-shoppers/> (accessed Feb. 23, 2023).
- [3] Directorate for Science Technology and Innovation Committee on Consumer, 'Understanding online consumer ratings and reviews', 2019.
- [4] M. Birjali, M. Kasri, and A. Beni-hssane, 'A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends', *Knowl Based Syst*, vol. 226, p. 107134, 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107134.
- [5] P. Kumar, R. Pamula, and G. Srivastava, 'A systematic literature review on machine learning applications for consumer sentiment analysis using online reviews', *Comput Sci Rev*, vol. 41, p. 100413, 2021, doi: 10.1016/j.cosrev.2021.100413.
- [6] M. Rezwanul, A. Ali, and A. Rahman, 'Sentiment Analysis on Twitter Data using KNN and SVM', *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 8, no. 6, 2017, doi: 10.14569/IJACSA.2017.080603.

- [7] P. Sudhir and V. Deshakulkarni, 'Comparative study of various approaches, applications and classifiers for sentiment analysis', *Global Transitions Proceedings*, vol. 2, pp. 205–211, 2021, doi: 10.1016/j.gltp.2021.08.004.
- [8] Sondakh, Debby E., Maringka, Raissa C., Ayorbaba, Ferlein P., Mangi, Joanne S. C. B. T., dan Pungus, Stenly R., 'Emotion Mining Review Pengguna Aplikasi Mobile Bankin BRImo Menggunakan Algoritma Decision Tree', *Jurnal Sistem Informasi dan Komputer*, vol. 12, no. 03, pp. 350-355, 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i3.1721
- [9] N. N. Yusof, A. Mohamed, dan S. Abdul-Rahman, 'Reviewing classification approaches in sentiment analysis', *Communications in Computer and Information Science*, vol. 545, pp. 43–53, 2015, doi: 10.1007/978-981-287-936-3_5.
- [10] A. Alrehili and K. Albalawi, 'Sentiment Analysis of Customer Reviews Using Ensemble Method', in *2019 International Conference on Computer and Information Sciences (ICCIS)*, IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [11] H. Zhao, Z. Liu, X. Yao, and Q. Yang, 'A machine learning-based sentiment analysis of online product reviews with a novel term weighting and feature selection approach Parts of Speech', *Inf Process Manag*, vol. 58, no. 5, p. 102656, 2021, doi: 10.1016/j.ipm.2021.102656.
- [12] X. Dong, Z. Yu, W. Cao, Y. Shi, and Q. Ma, 'A survey on ensemble learning', *Front Comput Sci*, pp. 1–18, 2019.
- [13] D. Tiwari and B. Nagpal, 'Ensemble Methods of Sentiment Analysis: A Survey', in *2020 7th International Conference on Computing Sustainable Global Development (INDIACom)*, New Delhi: IEEE, 2020, pp. 150–155. doi: 10.23919/INDIACom49435.2020.9083693.
- [14] T. Alqurashi and W. Wang, 'Clustering ensemble method', *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 10, no. 6, pp. 1227–1246, Jun. 2019, doi: 10.1007/s13042-0170756-7.
- [15] M. Hosni, I. Abnane, A. Idri, J. M. Carrillo de Gea, and J. L. Fernández Alemán, 'Reviewing ensemble classification methods in breast cancer', *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 177. Elsevier Ireland Ltd, pp. 89–112, Aug. 01, 2019. doi: 10.1016/j.cmpb.2019.05.019.
- [16] S. Cui, Y. Wang, Y. Yin, T. C. E. Cheng, D. Wang, and M. Zhai, 'A cluster-based intelligence ensemble learning method for classification problems', *Inf Sci (N Y)*, vol. 560, pp. 386–409, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.ins.2021.01.061.
- [17] K. Golalipour, E. Akbari, S. S. Hamidi, M. Lee, and R. Enayatifar, 'From clustering to clustering ensemble selection: A review', *Eng Appl Artif Intell*, vol. 104, p. 104388, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.engappai.2021.104388.
- [18] J. Zhou, Y. Gao, J. Lu, C. Yin, and H. Han, 'An Ensemble Learning Algorithm for Machinery Fault Diagnosis Based on Convolutional Neural Network and Gradient Boosting Decision Tree', *J Phys Conf Ser*, vol. 2025, no. 1, p. 012041, Sep. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/2025/1/012041.
- [19] A. F. Kamara, E. Chen, and Z. Pan, 'An ensemble of a boosted hybrid of deep learning models and technical analysis for forecasting stock prices', *Inf Sci (N Y)*, vol. 594, pp. 1–19, May 2022, doi: 10.1016/j.ins.2022.02.015.
- [20] A. Mabrouk, R. P. Díaz Redondo, A. Dahou, M. Abd Elaziz, and M. Kayed, 'Pneumonia Detection on Chest X-ray Images Using Ensemble of Deep Convolutional Neural Networks', *Applied Sciences*, vol. 12, no. 13, p. 6448, Jun. 2022, doi: 10.3390/app12136448.