

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pola konsumsi informasi masyarakat mengalami pergeseran yang signifikan seiring dengan perkembangan teknologi digital, platform berita berbasis cetak dan penyiaran konvensional secara bertahap tergantikan oleh platform berita digital yang dapat diakses kapan saja melalui perangkat seluler [1]. Pergeseran ini sejalan dengan pertumbuhan jumlah pengguna internet di Indonesia yang terus meningkat dari tahun ke tahun. Berdasarkan *Survei Penetrasi Internet Indonesia 2024* yang diterbitkan oleh Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII), pengguna internet di Indonesia telah mencapai 221,5 juta jiwa, dengan Generasi Z sebagai kelompok pengguna terbesar [2]. Kondisi tersebut mendorong masyarakat untuk beralih dari media cetak ke platform berita digital sebagai sumber informasi utama [3].

Salah satu portal berita digital yang memiliki jangkauan pengguna terbesar di Indonesia adalah *Kompas.com*. Berdasarkan *Reuters Institute Digital News Report 2025*, sebanyak 37% pengguna internet di Indonesia mengakses *Kompas.com* setiap minggu, menunjukkan tingginya tingkat konsumsi masyarakat terhadap platform berita tersebut [4]. Temuan ini diperkuat oleh data *SimilarWeb* per Oktober 2025 yang menempatkan *Kompas.com* sebagai salah satu portal berita dengan trafik tertinggi dalam kategori *News & Media Publishers* di Indonesia [5]. Konsistensi popularitas *Kompas.com* juga terlihat pada survei *Reuters Institute 2024*, di mana 39% responden memilih *Kompas.com* sebagai sumber berita online mingguan mereka [6].

Besarnya basis pengguna *Kompas.com* tersebut berkontribusi pada tingginya volume ulasan yang terdapat pada halaman aplikasi seluler *Kompas.com* di Google Play Store [7]. Ulasan-ulasan tersebut memuat pendapat pengguna aktif mengenai berbagai aspek aplikasi, mulai dari keandalan fitur, kecepatan pemuatan, tampilan antarmuka, hingga kualitas konten berita yang disajikan [7]. Ulasan pengguna di platform distribusi aplikasi seperti Google Play Store merupakan sumber data yang bernilai tinggi bagi pengembang karena memuat laporan *bug*, permintaan fitur, serta pengalaman pengguna secara langsung [7]. Ulasan dan *rating* pengguna di Google Play Store terbukti berpengaruh signifikan terhadap

keputusan pengguna lain untuk mengunduh aplikasi, dan ulasan negatif cenderung memberikan dampak yang lebih besar dibandingkan ulasan positif [8]. Namun, volume ulasan yang terus bertambah setiap harinya menjadikan pemrosesan secara manual tidak lagi praktis dan efisien [9]. Kondisi ini mendorong kebutuhan akan metode otomatis yang mampu mengekstrak informasi penting dari ribuan ulasan tersebut secara sistematis [9].

Solusi untuk permasalahan tersebut adalah analisis sentimen (*sentiment analysis*), yaitu teknik yang memanfaatkan *Natural Language Processing* (NLP) dan *machine learning* untuk mengklasifikasikan teks ulasan ke dalam kategori sentimen secara otomatis, umumnya positif dan negatif [10]. Melalui analisis sentimen, gambaran menyeluruh mengenai persepsi pengguna dapat diperoleh tanpa perlu melakukan pembacaan ulasan satu per satu. Di Indonesia, pendekatan ini telah banyak diterapkan pada domain perbankan digital dan *e-commerce* [11, 12, 13].

Penelitian yang melakukan perbandingan antara SVM, *Naive Bayes*, dan *Logistic Regression* pernah dilakukan pada ulasan Google Play Store aplikasi GoPay dan LinkAja, di mana SVM mencapai akurasi tertinggi sebesar 93%, dengan *precision* 92%, *recall* 93%, dan *F1-score* 92%, sekaligus secara konsisten mengungguli kedua algoritma lainnya di seluruh skenario pengujian yang melibatkan variasi rasio data *training-testing* dan konfigurasi TF-IDF [14].

Dalam studi komparasi SVM, KNN, dan *Naive Bayes* terhadap ulasan aplikasi X di Google Play Store, ditemukan bahwa SVM dengan kernel *linear* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 84,8%, serta menunjukkan stabilitas performa yang lebih baik dibandingkan KNN (akurasi 79,7%) yang sensitif terhadap distribusi data dan *Naive Bayes* (akurasi 83,1 %) yang bergantung pada asumsi independensi antarfitur [15]. Studi pada ulasan aplikasi Pluang di Google Play Store [16] juga menunjukkan bahwa SVM mencapai akurasi 99,5%, sedikit mengungguli *Naive Bayes* yang memperoleh akurasi 99%

Keunggulan SVM dalam penelitian-penelitian tersebut tidak lepas dari landasan teoretisnya yang kuat. Secara fundamental, SVM bekerja dengan prinsip *structural risk minimization* (SRM), yaitu meminimalkan batas atas *generalization error* alih-alih sekadar meminimalkan kesalahan pada data latih [17]. Melalui prinsip ini, SVM mencari *hyperplane* dengan margin terbesar yang memisahkan kelas-kelas sentimen, sehingga model lebih tangguh terhadap data baru yang belum pernah dilihat selama pelatihan [17]. Pada data teks hasil vektorisasi TF-IDF, ruang fitur yang terbentuk berdimensi sangat tinggi dan bersifat jarang (*sparse*), dan

SVM justru dirancang untuk bekerja secara efektif dalam kondisi seperti itu [14]. Kemampuan SVM dalam mengeksploitasi hanya *support vector* yakni sebagian kecil titik data yang berada paling dekat dengan batas keputusan, menjadikan komputasinya efisien meski dimensi fitur sangat besar [17]. SVM mendominasi hampir 85% penggunaan algoritma *shallow learning* dalam penelitian analisis sentimen berbahasa Indonesia [18].

Dalam proses konversi teks ulasan menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh SVM, digunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). [19]. TF-IDF memberikan bobot tinggi pada kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi jarang ditemukan pada dokumen lain, sehingga kata-kata informatif seperti “*lambat*”, “*iklan*”, atau “*crash*” memperoleh bobot signifikan [19]. Berbeda dengan *Bag-of-Words* (BoW) yang memperlakukan semua kata secara setara berdasarkan frekuensi mentah, TF-IDF menambahkan lapisan pembobotan berbasis relevansi dokumen yang terbukti menghasilkan representasi fitur lebih diskriminatif untuk tugas analisis sentimen [20].

TF-IDF berhasil mencapai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* lebih dari 91% pada dataset ulasan ketika dikombinasikan dengan SVM, mengalahkan pendekatan berbasis N-gram [19]. Selain itu, TF-IDF menghasilkan matriks fitur yang bersifat *sparse* dan berdimensi tinggi yang secara sinergis cocok dikombinasikan dengan SVM, karena SVM memang dirancang untuk bekerja optimal dalam kondisi ruang fitur seperti itu [14]. Kemudahan interpretasi bobot TF-IDF juga menjadi pertimbangan penting, karena bobot setiap kata dapat langsung dianalisis untuk memahami fitur yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi, khususnya ketika diintegrasikan dengan metode *Explainable AI* [10].

Salah satu keterbatasan yang umum dijumpai pada model analisis sentimen, termasuk SVM, adalah sifat *black box* yang tidak memberikan penjelasan mengenai dasar keputusan klasifikasi termasuk fitur atau kata-kata apa yang paling memengaruhi prediksi [21]. Ketiadaan transparansi ini merupakan kendala yang signifikan dalam konteks analisis ulasan aplikasi, karena hasil klasifikasi seharusnya dapat ditindaklanjuti secara konkret oleh pengembang [7]. Sejumlah pendekatan dari bidang *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) telah dikembangkan untuk menjawab permasalahan ini, di antaranya *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) dan *Local Interpretable Model-agnostic Explanations* (LIME) [10]. Keduanya mampu mengidentifikasi kontribusi fitur terhadap keputusan model, namun SHAP memiliki landasan teoritis yang lebih kuat berbasis nilai Shapley dari teori permainan kooperatif, serta menjamin konsistensi dan akurasi atribusi fitur secara

global maupun lokal [22].

Berbeda dengan LIME yang bersifat aproksimasi lokal dan hasilnya dapat bervariasi antar-eksekusi, SHAP menghasilkan penjelasan yang lebih pasti dan dapat dibandingkan antarprediksi [23]. Pada domain analisis sentimen ulasan, SHAP mampu mengidentifikasi kata-kata kunci yang secara konsisten mendorong prediksi positif maupun negatif, baik pada level prediksi individual maupun keseluruhan *dataset* [24]. Temuan ini diperkuat oleh [23] yang menerapkan SHAP pada klasifikasi sentimen ulasan daring dan membuktikan bahwa nilai SHAP berkorelasi kuat dengan bobot fitur TF-IDF, sehingga menghasilkan penjelasan yang intuitif bagi pengguna non-teknis. Selain itu, integrasi SHAP pada model analisis sentimen secara nyata meningkatkan kepercayaan pengguna terhadap hasil prediksi, khususnya pada kasus di mana model mengklasifikasikan ulasan dengan skor kepercayaan yang rendah [25].

Sebagai perpanjangan dari penelitian-penelitian di atas, penelitian ini menganalisis sentimen pengguna aplikasi Kompas.com di Google Play Store menggunakan algoritma SVM dengan representasi fitur TF-IDF, dilengkapi *pipeline preprocessing* NLP Bahasa Indonesia, serta mengintegrasikan metode SHAP agar hasil analisis dapat dipahami dan dijelaskan secara interpretatif.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana cara mengimplementasikan model *Support Vector Machine* (SVM) dan *SHapley Additive Explanations* (SHAP) untuk melakukan analisis sentimen dan interpretabilitas ulasan pengguna aplikasi Kompas.com di Google Play Store?
2. Berapa nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dari model *Support Vector Machine* (SVM) dalam melakukan analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Kompas.com di Google Play Store?

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian ini tetap terfokus dan memiliki kedalaman yang memadai, batasan masalah yang ditetapkan adalah sebagai berikut.

1. *Dataset* diambil dari ulasan pengguna aplikasi Kompas.com (com.ertanto.kompas.official) yang dikumpulkan dari Google Play Store menggunakan teknik *web scraping* berbasis Python dengan pustaka *google-play-scraper*.
2. *Dataset* diambil pada rentang tanggal 23 Desember 2011 hingga 5 April 2026
3. Penelitian tidak mencakup penanganan sarkasme secara eksplisit

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengimplementasikan model *Support Vector Machine* (SVM) dan *SHapley Additive Explanations* (SHAP) untuk melakukan analisis sentimen dan interpretabilitas ulasan pengguna aplikasi Kompas.com di Google Play Store?
2. Menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dari model *Support Vector Machine* (SVM) dalam melakukan analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Kompas.com di Google Play Store?

1.5 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Manfaat Teoritis, Penelitian ini menambah referensi ilmiah di bidang analisis sentimen berbahasa Indonesia, khususnya pada domain aplikasi media berita digital. Integrasi metode SHAP sebagai pendekatan *Explainable AI* pada model SVM diharapkan dapat menjadi kerangka kerja yang bisa digunakan dan dikembangkan untuk penelitian serupa di domain yang berbeda.
2. Manfaat Praktis, Bagi tim pengembang aplikasi Kompas.com, hasil penelitian ini dapat memberikan gambaran konkret mengenai aspek-aspek layanan yang paling sering dikeluhkan maupun diapresiasi oleh pengguna. Informasi ini diharapkan dapat dijadikan acuan dalam perbaikan fitur, peningkatan performa aplikasi, maupun peningkatan kualitas layanan secara keseluruhan.

1.6 Sistematika Penulisan

Berikut adalah uraian singkat mengenai struktur penulisan laporan penelitian ini.

1. Bab 1 PENDAHULUAN

Bab ini membahas latar belakang pemilihan topik, kondisi ekosistem media berita digital di Indonesia, urgensi analisis sentimen pada ulasan aplikasi, serta kesenjangan penelitian yang ditemukan dari tinjauan literatur. Bab ini juga memuat rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, dan manfaat penelitian.

2. Bab 2 LANDASAN TEORI

Bab ini menyajikan landasan teori yang menjadi dasar penelitian, meliputi konsep analisis sentimen, *Natural Language Processing* (NLP), representasi fitur TF-IDF, algoritma *Support Vector Machine* (SVM), serta metode SHAP sebagai pendekatan *Explainable AI*. Tinjauan terhadap penelitian-penelitian terkait juga disajikan pada bab ini.

3. Bab 3 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metodologi penelitian secara rinci, meliputi alur kerja penelitian, teknik pengumpulan data melalui *web scraping* dari Google Play Store, tahapan *preprocessing* teks, strategi pelabelan sentimen berbasis *rating*, implementasi model SVM, serta prosedur analisis SHAP.

4. Bab 4 HASIL DAN DISKUSI

Bab ini menyajikan hasil eksperimen dan pembahasannya, meliputi evaluasi performa model SVM berdasarkan metrik yang ditetapkan, analisis *confusion matrix*, visualisasi SHAP, serta interpretasi fitur-fitur yang paling berpengaruh terhadap prediksi sentimen.

5. Bab 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi simpulan dari seluruh proses penelitian yang menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan, serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.