

ANALISIS SENTIMEN DAN KEPUASAN PENGGUNA APLIKASI MOODLE MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Liopi Purwati^{1*}, Nuramaliyah²

Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka, Indonesia

*Penulis korespondensi: liopipurwati@gmail.com

ABSTRAK

Aplikasi Moodle merupakan platform pembelajaran daring yang banyak digunakan oleh institusi pendidikan di berbagai negara. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Moodle yang diperoleh dari Google Play Store dengan mengklasifikasikan sentimen menjadi kategori positif dan negatif serta mengevaluasi tingkat kepuasan pengguna. Data ulasan yang diperoleh melalui *scraping* kemudian dipraproses meliputi pembersihan data, normalisasi bahasa, *stemming*, dan penghapusan *stopwords*. Fitur teks diekstraksi menggunakan teknik TF-IDF, dan pemodelan sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linier, *polynomial*, dan RBF. Hasil menunjukkan bahwa SVM dengan kernel linier memberikan akurasi terbaik sebesar 86%. Analisis sentimen menunjukkan bahwa mayoritas ulasan yang tersisa setelah praproses bersentimen negatif, dengan keluhan signifikan terkait masalah teknis seperti kegagalan login dan performa aplikasi yang lambat. Temuan ini dapat menjadi dasar perbaikan aplikasi Moodle guna meningkatkan pengalaman dan kepuasan pengguna secara keseluruhan.

Kata kunci: Moodle, analisis sentimen, support vector machine

1 PENDAHULUAN

Moodle adalah salah satu platform pembelajaran daring yang banyak digunakan oleh institusi pendidikan di seluruh dunia. Sebagai aplikasi yang menawarkan berbagai fitur untuk pembelajaran jarak jauh, Moodle memungkinkan pengelolaan materi ajar, penilaian, dan komunikasi antara pengajar dan siswa. Penilaian terhadap kualitas aplikasi ini sangat penting untuk mendukung pengembangan dan peningkatan layanan. Namun, dengan jumlah ulasan yang sangat banyak di platform seperti Google Play Store, proses membaca dan menilai setiap ulasan secara manual menjadi tidak efisien. Oleh karena itu, analisis sentimen dapat digunakan untuk mengolah ulasan pengguna menjadi informasi yang lebih berguna (Minu P Abraham, 2020).

Analisis sentimen adalah teknik untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini yang terkandung dalam teks, baik itu positif, negatif, maupun netral. Proses ini memanfaatkan metode komputasi untuk mengolah ulasan pengguna, yang bisa membantu peneliti dalam mengevaluasi tingkat kepuasan pengguna. *Support Vector Machine* (SVM) adalah algoritma yang banyak digunakan dalam analisis sentimen karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan data dengan akurasi yang tinggi (Chitra et al., 2022). Dengan menggunakan teknik *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), teks dapat diubah menjadi representasi numerik yang bisa digunakan untuk memprediksi sentimen pengguna (Tyagi & Sharma, 2017).

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma *supervised learning* yang digunakan untuk klasifikasi maupun regresi, namun lebih dikenal dan efektif dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan

data ke dalam dua kelas berbeda dengan margin maksimum. Salah satu alasan utama penggunaan SVM dalam analisis sentimen adalah kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi, seperti data teks yang telah dikonversi menggunakan metode TF-IDF (Ririanti & Purwinarko, 2021). Selain itu, SVM juga tahan terhadap *overfitting* terutama pada dataset dengan jumlah fitur yang besar namun jumlah data relatif sedikit, yang sering dijumpai pada data ulasan pengguna. Algoritma ini juga fleksibel karena dapat menggunakan *kernel trick* untuk menangani data yang tidak linear, sehingga memungkinkan pemisahan data dengan kompleksitas yang lebih tinggi. Dengan performa akurasi yang tinggi dan kemampuan generalisasi yang baik, SVM menjadi pilihan yang tepat dalam klasifikasi sentimen berbasis teks (Emarapenta et al., 2024).

Penelitian mengenai SVM telah banyak dilakukan, salah satunya penelitian oleh Sifa Amalia et al. (2021) dengan menganalisis sentimen review pelanggan restoran yang membandingkan SVM dengan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan hasil akurasi sebesar 81,92% untuk SVM dan 59,03% untuk KNN, kemudian penelitian yang dilakukan oleh Gunawan et al. (2020) yang membandingkan SVM dengan *Naïve Bayes* pada analisis sentimen calon gubernur Jabar yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 93,03% untuk SVM dan 92,85% untuk *Naïve Bayes*, dan penelitian lain yang dilakukan oleh Majumder et al. tahun 2021 yang membandingkan SVM dengan *Logistic Regression* pada analisis sentimen masyarakat selama masa *lockdown* COVID-19 menghasilkan SVM dengan nilai akurasi sebesar 91,5% dan *Logistic Regression* menghasilkan akurasi sebesar 87,75%. Ketiga penelitian tersebut menunjukkan bahwa hasil akurasi SVM lebih tinggi dibandingkan dengan metode komparatif lainnya. SVM juga memiliki kelebihan, yaitu mampu melakukan generalisasi dengan baik dan mampu memecahkan masalah berdimensi tinggi (Nugroho et al., 2003).

Oleh sebab itu, fokus dari penelitian ini adalah untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi Moodle di Google Play Store dengan metode SVM. Moodle memiliki berbagai fitur yang memfasilitasi proses belajar mengajar, namun seperti aplikasi lainnya, pasti ada kekurangan yang dirasakan oleh penggunanya. Dalam penelitian ini, ulasan dari pengguna akan diklasifikasikan ke dalam dua kategori sentimen: positif dan negatif. Hal ini dilakukan untuk mengetahui seberapa besar tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi ini dan untuk mengidentifikasi area yang perlu perbaikan.

Selain itu, banyak penelitian yang menyarankan untuk mengaitkan hasil analisis sentimen dengan kepuasan pengguna untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai kualitas aplikasi. Pengguna yang merasa puas dengan aplikasi cenderung memberikan ulasan positif, sementara ulasan negatif sering kali terkait dengan masalah teknis atau kesulitan penggunaan. Hasil penelitian oleh Li et al. tahun 2020 menunjukkan bahwa terdapat korelasi yang signifikan antara skor sentimen dalam ulasan pengguna dengan tingkat kepuasan yang dirasakan. Ulasan dengan sentimen positif umumnya mencerminkan pengalaman penggunaan yang lancar dan fitur yang sesuai harapan, sedangkan ulasan dengan sentimen negatif banyak berkaitan dengan ketidakpuasan terhadap kinerja aplikasi atau antarmuka yang membingungkan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Moodle di Google Play Store dengan metode SVM dan bagaimana keterkaitan antara sentimen yang terdeteksi dengan tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi tersebut. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengidentifikasi apakah ulasan yang dominan bersentimen positif atau negatif, serta bagaimana hasil tersebut dapat membantu dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi Moodle. Dalam analisis ini, algoritma *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk memprediksi sentimen berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi menggunakan TF-IDF (Susanti & Ilahi, 2024).

2 METODE

2.1 Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data ulasan pengguna aplikasi Moodle yang diperoleh dari platform Google Play Store sebagai sumber data. Ulasan-ulasan ini merupakan tanggapan langsung dari pengguna yang mencerminkan persepsi dan kepuasan mereka terhadap penggunaan aplikasi Moodle dalam konteks pembelajaran daring. Pemilihan Google Play Store sebagai sumber data didasarkan pada ketersediaan komentar yang bersifat publik dan aktual, sehingga dapat memberikan informasi yang representatif mengenai pengalaman pengguna. Data yang diambil terbatas pada ulasan dalam Bahasa Indonesia, dengan banyaknya data sebanyak 1000 data terbaru dengan periode pengambilan dari September 2021 hingga April 2025 agar relevan dengan perkembangan terbaru aplikasi Moodle.

Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik *scraping* dengan bantuan pustaka Python, yaitu *google-play-scraper*. Metode ini memungkinkan peneliti untuk mengakses, mengekstrak, dan menyimpan data ulasan dari Google Play Store secara otomatis dan sistematis. Setelah data terkumpul, dilakukan proses pembersihan data (*data cleaning*) untuk menghapus elemen yang tidak relevan seperti tag HTML, tanda baca, angka, dan *stopwords*. Selanjutnya, data yang telah dibersihkan diubah ke dalam format teks standar menggunakan proses normalisasi, tokenisasi, dan *stemming* agar sesuai untuk analisis lanjutan (Symeonidis et al., 2018). Pada tahap ini, proses pelabelan data sentimen dilakukan secara otomatis berdasarkan rating bintang yang diberikan oleh pengguna. Untuk menjaga kejelasan klasifikasi biner, ulasan dengan rating tertentu dikategorikan ke dalam kelas sentimen pada Tabel 1 berikut (Reza et al., 2025):

Tabel 1. Kategori Sentimen Berdasarkan Rating

Rating Bintang	Kategori Sentimen	Keterangan
4 – 5	Positif	Mewakili sentimen positif
3	Netral (Dikeluarkan)	Tidak digunakan dalam pelatihan untuk menjaga kejelasan
1 – 2	Negatif	Mewakili sentimen negatif

2.2 Analisis Sentimen

Penilaian dari suatu aplikasi dapat diketahui dengan memanfaatkan informasi berbentuk teks dengan menggunakan bantuan analisis sentimen. Analisis sentimen adalah metode penelitian yang melibatkan pemrosesan dan analisis opini, perilaku, dan sentimen orang-orang terhadap isu, peristiwa, organisasi, produk, layanan tertentu, atau atributnya masing-masing (Liu, 2012). Analisis sentimen adalah jenis analisis dokumen yang menentukan seberapa positif atau negatif ataupun netral nada teks tersebut. Sentimen ini sering diambil dari data tekstual besar yang tersedia melalui media sosial dan web di seluruh dunia. Selain itu, media sosial dan pertumbuhannya yang pesat di dunia telah mendorong dimensi pengetahuan yang sama sekali baru yang berisi berbagai macam sentimen atas peristiwa, insiden, isu, atau dilema zaman modern lainnya (Asghar et al., 2019).

2.3 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu algoritma *supervised learning* pada *machine learning* untuk klasifikasi atau regresi kelompok data. SVM adalah algoritma yang telah menunjukkan kesuksesan besar di bidang klasifikasi (Kurani et al., 2023). Algoritma ini berbasis kernel yang memisahkan data ke dalam kategori yang berbeda dengan menemukan *hyperplane*

terbaik dan memaksimalkan jarak antar titik. *Hyperplane* dari algoritma SVM didefinisikan sebagai batas keputusan terbaik dari berbagai kemungkinan batas keputusan yang secara akurat mengklasifikasikan kelas dalam ruang n-dimensi (Fransiska et al., 2020). Fitur dari kumpulan data menentukan dimensi dari *hyperplane*, yaitu jika kumpulan data memiliki 2 fitur itu menyiratkan *hyperplane* satu dimensi sedangkan 3 fitur menyiratkan *hyperplane* dua dimensi. Bidang hiper yang memiliki margin maksimum, yang berarti jarak antara dua titik data maksimum.

Fungsi kernel yang umum digunakan pada algoritma SVM, yaitu kernel linier, kernel *Gaussian Radial Basic Function* (RBF), dan kernel *polynomial*. Rumus dari ketiga kernel tersebut dapat dilihat sebagai berikut.

1. Kernel linier

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$$

2. Kernel *Gaussian Radial Basic Function* (RBF)

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2\right), \gamma > 0$$

3. Kernel *polynomial*

$$K(x_i, x_j) = (\gamma(x_i^T x_j) + C)^d, \gamma > 0$$

dengan C adalah parameter *cost*, d adalah *ordo*, dan γ adalah koefisien kernel nonlinier yang merupakan skala sensitifitas *hyperplane*.

2.4 Langkah Analisis

Berikut adalah langkah-langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini:

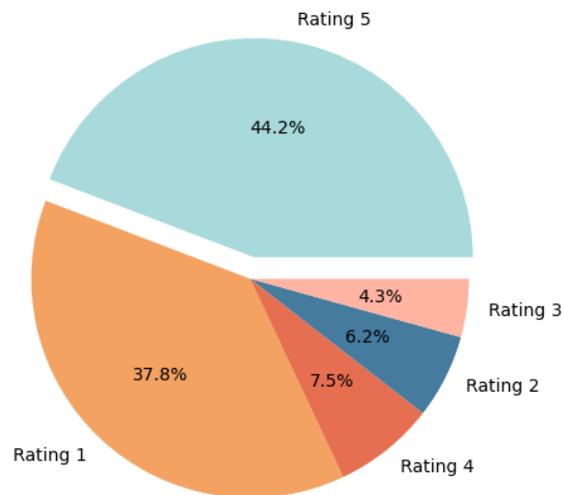
1. Analisis deskriptif sebagai gambaran umum tentang distribusi penilaian (rating) yang diberikan oleh pengguna terhadap aplikasi Moodle.
2. Praproses data, yaitu berupa penghapusan pembersihan data (*data cleaning*) untuk menghapus elemen yang tidak relevan seperti tag HTML, tanda baca, angka, dan *stopwords*. Selanjutnya, data yang telah dibersihkan diubah ke dalam format teks standar menggunakan proses normalisasi, tokenisasi, dan *stemming* agar sesuai untuk analisis lanjutan (Symeonidis et al., 2018).
3. Melakukan klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan tahap-tahap sebagai berikut:
 - a. Melakukan pelabelan data berdasarkan rating yang diberikan pengguna.
 - b. Melakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan teknik TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*) dengan cara mengubah data teks ulasan menjadi representasi numerik berdasarkan frekuensi kata yang disesuaikan dengan tingkat kepentingan dalam seluruh korpus data.
 - c. Melatih model SVM menggunakan data latih berlabel hasil proses pelabelan otomatis.
 - d. Menguji model dengan data uji untuk mengukur performa klasifikasi dengan proporsi data latih dan data uji sebesar 80:20 (Dias Saputri et al., 2020).
4. Melakukan evaluasi model klasifikasi menggunakan metrik performa, sebagai berikut:
 - a. Menyusun *confusion matrix* dari hasil prediksi terhadap data uji.
 - b. Menghitung nilai akurasi, presisi, dan *recall* dari model.
 - c. Menghitung nilai skor F1 untuk memberikan gambaran umum kinerja klasifikasi.
5. Menginterpretasikan hasil klasifikasi untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi Moodle, berdasarkan sentimen yang terkandung dalam Ulasan.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Deskriptif

Analisis data ulasan pengguna merupakan langkah penting dalam mengkaji respons masyarakat terhadap kinerja sebuah aplikasi digital. Dalam penelitian ini, ulasan pengguna terhadap aplikasi Moodle yang diambil dari platform Google Play Store dianalisis untuk memperoleh gambaran umum mengenai tingkat kepuasan pengguna. Eksplorasi data dalam penelitian ini digunakan untuk mengetahui karakteristik atau gambaran umum terkait pemberian penilaian/rating oleh para pengguna aplikasi Moodle pada situs Google Play Store. Ulasan tersebut terpisah menjadi 5 penilaian, yaitu dari rentang 1 sampai dengan 5. Penilaian 1 sampai 5 dalam ulasan pada situs Google Play Store secara berurutan memiliki arti “sangat buruk”, “buruk”, “rata-rata”, “baik”, “sangat baik”. Berikut disajikan *pie chart* untuk mengetahui perbandingan frekuensi antar kategori penilaian.

Persentase Rating pada Ulasan Aplikasi Moodle



Gambar 1. Proporsi Ulasan Berdasarkan Rating

Berdasarkan Gambar 1 dapat dijelaskan bahwa sebagian besar pengguna memberikan penilaian positif, dengan 44,2% memberikan rating “sangat baik” (bintang 5) dan 7,5% memberikan rating “baik” (bintang 4) yang menunjukkan bahwa 51,7% pengguna memiliki persepsi positif terhadap aplikasi Moodle. Sementara itu, penilaian negatif yang terdiri dari 37,8% untuk “sangat buruk” (bintang 1), 6,2% untuk “buruk” (bintang 2), dan hanya 4,3% yang memberi penilaian “rata-rata” (bintang 3). Hal ini menunjukkan bahwa secara umum, aplikasi Moodle mendapatkan respons yang cukup positif dari mayoritas penggunanya, meskipun terdapat persentase pengguna yang cukup besar memberi rating sangat rendah.

3.2 Praproses Data

Praproses data adalah tahap-tahap dalam mengolah data mentah yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Praproses data dalam penelitian ini mencakup *data cleaning*, *tokenizing*, normalisasi kata, *stemming*, dan *remove stopwords*. Contoh hasil praproses data dapat dilihat pada Tabel 2 sebagai berikut.

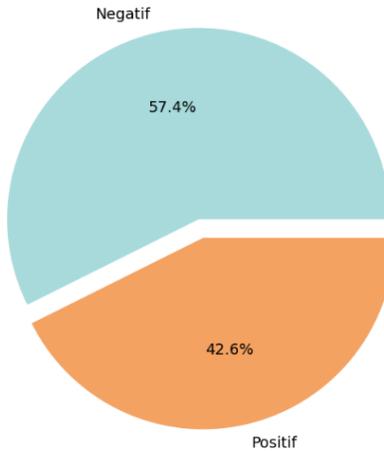
Tabel 2. Hasil Praproses Data Teks

Teks awal	Sangat bermanfaat dan membantu sekali bagi saya sebagai mahasiswa ... okee TOP bgt deh pokoknya äŸ‘ □ äŸ‘ □ äŸ‘ □ äŸ‘ Š
Data cleaning	sangat bermanfaat dan membantu sekali bagi saya sebagai mahasiswa okee top bgt deh pokoknya
Tokenizing	['sangat', 'bermanfaat', 'dan', 'membantu', 'sekali', 'bagi', 'saya', 'sebagai', 'mahasiswa', 'okee', 'top', 'bgt', 'deh', 'pokoknya']
Normalisasi bahasa	['sangat', 'bermanfaat', 'dan', 'membantu', 'sekali', 'bagi', 'saya', 'sebagai', 'mahasiswa', 'oke', 'top', 'banget', 'deh', 'pokoknya']
Stemming	['sangat', 'manfaat', 'dan', 'bantu', 'sekali', 'bagi', 'saya', 'bagai', 'mahasiswa', 'oke', 'top', 'banget', 'deh', 'pokok']
Remove stopwords	['sangat', 'manfaat', 'bantu', 'sekali', 'mahasiswa', 'oke', 'top', 'banget', 'pokok']
Untokenizing	sangat manfaat bantu sekali mahasiswa oke top banget pokok

Berdasarkan Tabel 2 dapat dijelaskan bahwa pada tahap *cleaning data* dibersihkan dengan dilakukannya *case folding* untuk menyamakan format huruf menjadi huruf kecil seluruhnya, penghapusan karakter selain huruf, tanda baca, angka, dan penghapusan data duplikat (Fransiska et al., 2020). Selanjutnya, pada tahap *tokenizing*, teks yang telah dibersihkan dipisahkan menjadi satuan kata atau token agar setiap kata dapat dianalisis secara individu. Pada tahap normalisasi bahasa, dilakukan penggantian kata yang tidak baku menjadi baku, seperti kata "bgt" yang dinormalisasi menjadi "banget" (Aziz, 2013). Selanjutnya, pada tahap *stemming* dilakukan penghapusan kata yang berimbuhan guna untuk mengurangi penggunaan bahasa yang melebihi kebutuhan, misalnya misalnya "bermanfaat" menjadi "manfaat" dan "membantu" menjadi "bantu" (Anjali & Jivani, 2021). Selanjutnya, yaitu *remove stopwords* untuk menghapus kata-kata yang tidak berpengaruh dalam menentukan klasifikasi, seperti konjungsi atau kata penghubung (contoh: dan, dengan, ini). Terakhir, dilakukan *untokenizing*, yaitu menggabungkan kembali kata-kata hasil praproses menjadi teks yang telah bersih dan ringkas. Hasil akhir dari praproses ini merupakan representasi teks yang lebih sederhana dan informatif, yang siap digunakan dalam proses klasifikasi atau analisis data lanjutan.

Setelah dilakukan praproses data teks, terdapat *missing value* dan data duplikat sehingga peneliti melakukan penanganan dengan menghapus data yang duplikat, menghapus *missing value*, dan menghapus ulasan dengan rating 3. Setelah dilakukan praproses dan pembersihan data, jumlah data yang sebelumnya sebanyak 1.000 data menjadi 645 data. Setelah dilakukan praproses data, data diberi pelabelan berdasarkan rating atau penilaian. Berikut proporsi data berdasarkan ratingnya setelah dilakukan praproses data.

Persentase Sentimen Setelah Praproses Data



Gambar 2. Proporsi Ulasan Berdasarkan Sentimen Setelah Praproses Data

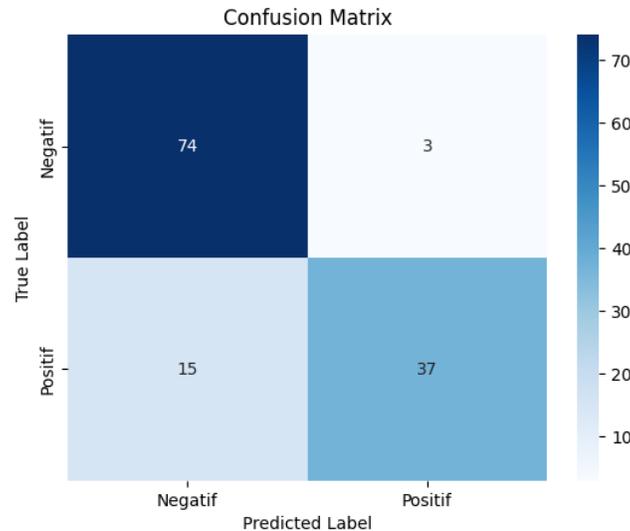
Gambar 2 tersebut menunjukkan bahwa proporsi ulasan pengguna aplikasi Moodle berdasarkan sentimen setelah dilakukan praproses data, termasuk penghapusan data duplikat, *missing value*, dan ulasan dengan rating netral (rating 3). Hasilnya, sebanyak 57,4% ulasan tergolong dalam sentimen negatif, sedangkan 42,6% lainnya termasuk dalam sentimen positif. Distribusi ini menunjukkan bahwa mayoritas pengguna yang memberikan ulasan ekstrem cenderung menyampaikan ketidakpuasan mereka terhadap aplikasi Moodle.

3.3 Support Vector Machine

Metode klasifikasi pertama yang digunakan untuk mengklasifikasikan data ulasan pengguna aplikasi Moodle adalah SVM dengan kernel linier, *polynomial*, dan RBF. Model klasifikasi dibangun menggunakan *package* dari *library Scikit-Learn* bernama *Support Vector Classification (SVC)*. *Hyperparameter* yang terdapat dalam fungsi kernel tersebut adalah *cost (c)*, *ordo (d)*, dan *gamma (γ)*. *Hyperparameter cost* memiliki nilai yang sama, yaitu 1 untuk semua kernel, untuk kernel *polynomial* nilai *ordo* bernilai 3, dan *gamma* memiliki *default 'scale'*. Hasil dari pemodelan klasifikasi dengan menggunakan SVM adalah sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model dengan SVM

Kernel	Akurasi
Linier	86%
Polynomial	74%
RBF	83%



Gambar 3. *Confusion Matrix* dengan SVM Kernel Linier

Pada Tabel 3 didapat bahwa pemodelan *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linier menghasilkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 86%. Hasil evaluasi performa model ditunjukkan melalui *confusion matrix* pada Gambar 3. Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, dapat disimpulkan bahwa model masih menghasilkan beberapa kesalahan dalam klasifikasi. Untuk kelas negatif, terdapat 74 ulasan yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 3 ulasan positif salah diklasifikasikan sebagai negatif. Pada kelas positif, terdapat 37 ulasan yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, namun masih terdapat 15 ulasan positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Evaluasi performa model klasifikasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang menghasilkan nilai *True Positive* sebesar 37, *True Negative* sebesar 74, *False Positive* sebesar 3, dan *False Negative* sebesar 15. Berdasarkan hasil tersebut, diperoleh akurasi model sebesar 86%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data secara keseluruhan dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Presisi untuk kelas positif mencapai 92,5%, yang berarti sebagian besar prediksi positif benar adanya. Namun, *recall* sebesar 71,15% yang berarti masih terdapat sejumlah data positif yang tidak berhasil terdeteksi oleh model. Nilai *F1-score* sebesar 80,45% mencerminkan keseimbangan antara *precision* dan *recall* dalam mendeteksi ulasan dengan sentimen positif. Secara umum, hasil ini menunjukkan bahwa algoritma SVM cukup andal dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi Moodle, terutama dalam meminimalkan kesalahan prediksi untuk ulasan positif.

3.4 Analisis Sentimen dan Kepuasan Pengguna

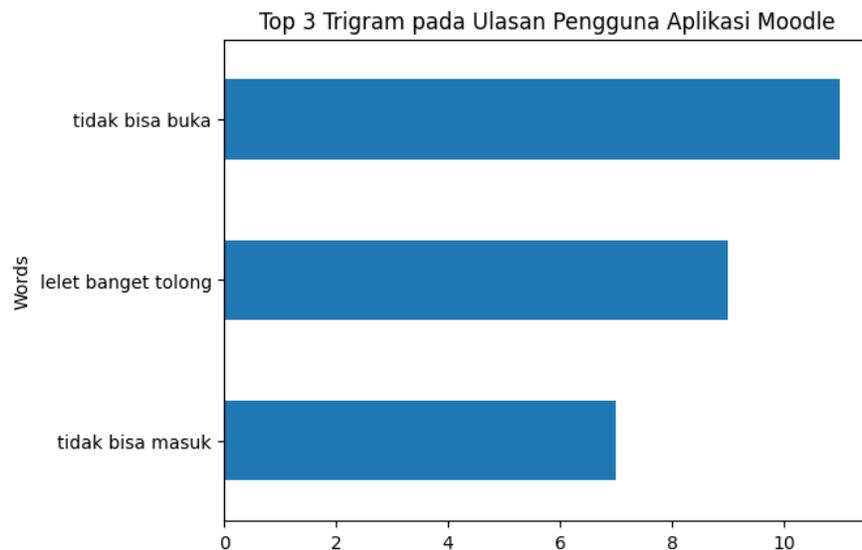
Analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Moodle menunjukkan dua hal yang saling melengkapi. Berdasarkan distribusi rating pengguna (Gambar 1), mayoritas pengguna memberikan penilaian sangat baik (44,2%) dan baik (7,5%), yang mencerminkan adanya tingkat kepuasan yang cukup tinggi terhadap aplikasi ini. Namun, pada saat yang sama, persentase rating sangat buruk (37,8%) juga cukup signifikan, menunjukkan adanya kelompok pengguna yang mengalami pengalaman kurang memuaskan.

Untuk memperoleh pemahaman yang lebih objektif, dilakukan analisis sentimen berdasarkan teks ulasan setelah melalui tahapan praproses data, seperti penghapusan duplikat, data kosong

(*missing values*), dan ulasan netral (rating 3). Hasilnya (Gambar 2) menunjukkan bahwa 57,4% ulasan tergolong negatif, sedangkan 42,6% lainnya positif. Distribusi ini menunjukkan bahwa pengguna yang menuliskan ulasan secara eksplisit cenderung menyuarakan ketidakpuasan, meskipun dari segi rating keseluruhan, ulasan positif masih dominan.

Proses klasifikasi sentimen dilakukan dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan tiga jenis kernel: linier, *polynomial*, dan RBF. Dari ketiga model tersebut, kernel linier memberikan hasil terbaik dengan akurasi sebesar 86%, disusul oleh RBF dengan 83%, dan *polynomial* dengan 74%. Evaluasi performa model menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model linier SVM memiliki ketepatan yang cukup tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen, terutama untuk ulasan dengan sentimen positif.

Namun demikian, meskipun model linier menunjukkan performa terbaik, masih ditemukan sejumlah kesalahan klasifikasi antara ulasan positif dan negatif. Hal ini wajar dalam analisis sentimen, terutama ketika ekspresi pengguna tidak secara eksplisit menunjukkan emosi yang kuat. Nilai presisi yang tinggi (92,5%) untuk kelas positif menunjukkan bahwa prediksi positif sangat dapat dipercaya, namun *recall* yang lebih rendah (71,15%) menunjukkan bahwa masih ada sebagian ulasan positif yang tidak berhasil dikenali oleh model. Hasil ini sejalan dengan temuan dari Josen Limbong et al. (2022) yang menyatakan bahwa SVM dengan kernel linier umumnya memberikan akurasi yang lebih tinggi dalam klasifikasi teks berbahasa Indonesia. Selain itu, penelitian oleh (Afandi et al., 2024) juga menunjukkan efektivitas SVM dalam mengklasifikasikan sentimen dengan hasil *F1-score* yang seimbang, khususnya dalam konteks ulasan dari platform digital. Selain evaluasi terhadap performa model, penting juga dilakukan analisis mendalam terhadap keluhan pengguna melalui pendekatan trigram untuk memahami aspek spesifik dari ketidakpuasan mereka yang digambarkan sebagai berikut.



Gambar 4. Top 3 Trigram pada Ulasan Pengguna Aplikasi Moodle

Pada Gambar 4 tersebut menunjukkan tiga trigram yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna Aplikasi Moodle, yaitu "*tidak bisa buka*", "*lelet banget tolong*", dan "*tidak bisa masuk*". Frasa "*tidak bisa buka*" menunjukkan bahwa banyak pengguna mengalami kendala dalam mengakses aplikasi, baik dari sisi teknis maupun kestabilan sistem. Sementara itu, frasa "*lelet banget tolong*" menunjukkan keluhan terhadap performa aplikasi yang lambat, yang dapat mengganggu kenyamanan pengguna dalam mengakses layanan secara *real-time*. Adapun frasa

"tidak bisa masuk" menandakan kegagalan pengguna untuk login ke dalam aplikasi, yang merupakan hambatan utama dalam penggunaan. Ketiga keluhan ini mencerminkan masalah penggunaan dan reliabilitas aplikasi, yang menjadi indikator penting dalam menilai kepuasan pengguna.

Hasil ini menunjukkan bahwa mayoritas keluhan pengguna berkaitan dengan aspek fungsional dari aplikasi, bukan hanya antarmuka atau konten. Hal ini sejalan dengan penelitian oleh Yolanda et al. (2024) yang menyatakan bahwa masalah teknis seperti *crash*, lambat, dan kegagalan login merupakan penyumbang utama sentimen negatif dalam ulasan aplikasi digital di Indonesia. Oleh karena itu, pemahaman terhadap keluhan spesifik ini dapat menjadi dasar penting dalam upaya pengembangan dan perbaikan sistem, khususnya dalam meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Mayoritas pengguna memberikan penilaian positif terhadap aplikasi Moodle, ditunjukkan oleh 51,7% ulasan yang memberikan rating "baik" (7,5%) dan "sangat baik" (44,2%), meskipun setelah praproses data (penghapusan rating netral dan duplikat), ditemukan bahwa 57,4% ulasan ekstrem bersentimen negatif, menunjukkan adanya ketidakpuasan yang cukup signifikan dari sebagian pengguna aktif yang menyuarakan pengalaman mereka.
2. Model klasifikasi terbaik diperoleh dari algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linier, yang mencapai akurasi 86%, presisi 92,5%, dan F1-score 80,45%. Hal ini menunjukkan bahwa SVM linier efektif dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna, terutama dalam mengidentifikasi ulasan positif secara akurat, meskipun masih terdapat tantangan dalam mendeteksi semua ulasan positif secara lengkap (*recall* 71,15%).
3. Keluhan utama pengguna terhadap aplikasi Moodle mencakup masalah teknis, terutama yang ditunjukkan oleh trigram dominan seperti "tidak bisa buka", "lelet banget tolong", dan "tidak bisa masuk". Masalah ini menunjukkan bahwa aksesibilitas dan performa sistem menjadi faktor utama ketidakpuasan, sehingga penting bagi pengembang untuk fokus pada peningkatan stabilitas dan kecepatan sistem guna meningkatkan kepuasan pengguna.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur saya panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Saya mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada dosen-dosen Statistika Universitas Terbuka dan Universitas Negeri Semarang yang telah memberikan ilmu, bimbingan, dan arahan selama proses perkuliahan, khususnya dalam memahami *machine learning* dan analisis sentimen. Ilmu yang diberikan tidak hanya bersifat teoritis, tetapi juga aplikatif dan sangat membantu dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga saya sampaikan kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, koreksi, serta motivasi yang sangat berarti dalam penyusunan dan penyempurnaan penelitian ini. Dukungan dan bimbingan yang telah diberikan sangat berperan dalam memaksimalkan hasil penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Afandi, R. B., Nurdiansyah, T. F., Ramadhani, A. N., & Sari, A. P. (2024). Implementasi Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Aplikasi “Mpstore - Super App UMKM.” *Jurnal Informatika Polinema*, 10(4), 565–570. <https://doi.org/10.33795/JIP.V10I4.5427>
- Anjali, M., & Jivani, G. (n.d.). *A Comparative Study of Stemming Algorithms*. Retrieved June 4, 2023, from www.ijcta.com
- Asghar, M. Z., Sattar, A., Khan, A., Ali, A., Masud Kundi, F., & Ahmad, S. (2019). Creating sentiment lexicon for sentiment analysis in Urdu: The case of a resource-poor language. *Expert Systems*, 36(3), e12397. <https://doi.org/10.1111/EXSY.12397>
- Aziz, A. T. A. (2013). *Sistem Pengklasifikasian Entitas pada Pesan Twitter Menggunakan Ekspresi Regular dan Naïve Bayes*. <http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/65825>
- Chitra, K., Saravanan, T. M., Prasath, S. N., Robin, G., & Babu, N. K. S. (2022). Sentiment Analysis on Smartphone Using Support Vector Machine. *2022 International Conference on Computer Communication and Informatics, ICCCI 2022*. <https://doi.org/10.1109/ICCCI54379.2022.9740882>
- Dias Saputri, A., Ajeng Kristiyanti, D., Andini Putri, D., Indrayuni, E., Nurhadi, A., & Hairul Umam, A. (2020). E-Wallet Sentiment Analysis Using Naïve Bayes and Support Vector Machine Algorithm You may also like Electronic Wallet as a Payment Transaction Instrument A Rizaldi and F A Faruqi-Identifying User Characteristics of the Top Three E-Wallet Services in Indonesia E-Wallet Sentiment Analysis Using Naïve Naïve Bayes and Support Vector Machine Algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*, 1641, 12079. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1641/1/012079>
- Emarapenta, J., Sinulingga, B., Cesar, H., & Sitorus, K. (2024). Analisis Sentimen Opini Masyarakat terhadap Film Horor Indonesia Menggunakan Metode SVM dan TF-IDF. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 14(1), 42–53. <https://doi.org/10.34010/JAMIKA.V14I1.11946>
- Fransiska, S., Rianto, R., & Gufroni, A. I. (2020). Sentiment Analysis Provider By.U on Google Play Store Reviews with TF-IDF and Support Vector Machine (SVM) Method. *Scientific Journal of Informatics*, 7(2), 203–212. <https://doi.org/10.15294/SJI.V7I2.25596>
- Gunawan, D., Riana, D., Ardiansyah, D., Akbar, F., & Alfarizi, S. (2020). Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Dengan Algoritma Genetika Pada Analisis Sentimen Calon Gubernur Jabar 2018-2023. *Jurnal Teknik Komputer*, 6(1), 121–129. <https://doi.org/10.31294/JTK.V6I1.6866>
- Josen Limbong, J. A., Sembiring, I., Dwi Hartomo, K., Kristen Satya Wacana, U., & Korespondensi, P. (2022). Analisis Klasifikasi Sentimen Ulasan pada E-Commerce Shopee Berbasis Word Cloud dengan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 9(2), 347–356. <https://doi.org/10.25126/JTIK.2022924960>
- Kurani, A., Doshi, P., Vakharia, A., & Shah, M. (2023). A Comprehensive Comparative Study of Artificial Neural Network (ANN) and Support Vector Machines (SVM) on Stock

- Forecasting. *Annals of Data Science*, 10(1), 183–208. <https://doi.org/10.1007/S40745-021-00344-X/METRICS>
- Li, X., Zhang, B., Zhang, Z., & Stefanidis, K. (2020). A Sentiment-Statistical Approach for Identifying Problematic Mobile App Updates Based on User Reviews. *Information*, 11(3), 152. <https://doi.org/10.3390/INFO11030152>
- Liu, Bing. (2012). *Sentiment analysis and opinion mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- Majumder, S., Aich, A., & Das, S. (2021). Sentiment Analysis of People During Lockdown Period of COVID-19 Using SVM and Logistic Regression Analysis. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/SSRN.3801039>
- Minu P Abraham, U. K. R. (2020). Feature Based Sentiment Analysis of Mobile Product Reviews using Machine Learning Techniques. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(2), 2289–2296. <https://www.warse.org/IJATCSE/static/pdf/file/ijatcse210922020.pdf>
- Nugroho, A. S., Witarto, A. B., & Handoko, D. (2003). *Support Vector Machine-Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika I*. <http://asnugroho.net>
- Reza, M., Dores, A., Ambo, S. N., & Meilina, P. (2025). Perbandingan Metode Machine Learning Untuk Sentimen Analisis Review Penjualan Produk. *Just IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Dan Komputer*, 15(<https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/issue/view/1006>). <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/article/view/26403>
- Ririanti, N. P., & Purwinarko, A. (2021). Implementation of Support Vector Machine Algorithm with Correlation-Based Feature Selection and Term Frequency Inverse Document Frequency for Sentiment Analysis Review Hotel. *Scientific Journal of Informatics*, 8(2), 297–303. <https://doi.org/10.15294/SJI.V8I2.29992>
- Sifa Amalia, B., Umaidah, Y., Mayasari, R., Karawang Jl HSRonggo Waluyo, S., Telukjambe Timur, K., & Karawang, K. (2021). Analisis Sentimen Review Pelanggan Restoran Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbor. *SITEKIN: Jurnal Sains, Teknologi Dan Industri*, 19(1), 28–34. <https://doi.org/10.24014/SITEKIN.V19I1.14861>
- Susanti, A. R., & Ilahi, E. N. (2024). Sentiment Analysis of User Reviews of E-commerce Applications: Case Study on the Shopee Platform. *Journal of Social Science*, 5(4), 983–988. <https://doi.org/10.46799/JSS.V5I4.885>
- Symeonidis, S., Effrosynidis, D., & Arampatzis, A. (2018). A comparative evaluation of pre-processing techniques and their interactions for twitter sentiment analysis. *Expert Systems with Applications*, 110, 298–310. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2018.06.022>
- Tyagi, E., & Sharma, A. K. (2017). Sentiment Analysis of Product Reviews using Support Vector Machine Learning Algorithm. *Indian Journal of Science and Technology*, 10(35), 1–9. <https://doi.org/10.17485/IJST/2017/V10I35/118965>
- Yolanda, A. M., Mulya, R. T., & Mulya, R. T. (2024). Implementasi Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sayurbox di Google Play Store.

VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research, 6(02), 76–83. <https://doi.org/10.35580/VARIANSIUNM258>