

Terbit online pada laman : <http://teknosi.fti.unand.ac.id/>

## Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi

| ISSN (Print) 2460-3465 | ISSN (Online) 2476-8812 |



Artikel Penelitian

# *Knowledge Discovery: Analisis Sentimen dan Emosi WhatsApp Business dengan Machine learning dan Deep Learning*

Eva Theresia Pardede <sup>a</sup>, Ken Ditha Tania <sup>a\*</sup>, Mira Afrina <sup>a</sup><sup>a</sup> Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

### INFORMASI ARTIKEL

*Sejarah Artikel:*

Diterima Redaksi: 19 September 2025

Revisi Akhir: 14 Desember 2025

Diterbitkan Online: 03 Januari 2026

### KATA KUNCI

*WhatsApp Business,*  
*Analisis Sentimen,*  
*Klasifikasi Emosi,*  
*Machine learning,*  
*Deep Learning*

### KORESPONDENSI

E-mail: [kenya.tania@gmail.com](mailto:kenya.tania@gmail.com) \*

### A B S T R A C T

*WhatsApp Business* merupakan salah satu media yang menyediakan layanan komunikasi bisnis secara langsung, cepat, dan efisien. Penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi persepsi pengguna terhadap *WhatsApp Business* melalui pendekatan analisis sentimen dan klasifikasi emosi secara mendalam terhadap ulasan pengguna. Data yang digunakan sebanyak 3.000 ulasan yang dikumpulkan melalui teknik *scraping*, kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing*, pelabelan berdasarkan *rating*, serta klasifikasi emosi secara manual. Klasifikasi emosi menggunakan empat kategori, yaitu bahagia, marah, sedih, dan takut. Penelitian ini mengimplementasikan model *Machine learning* dan *Deep Learning* untuk analisis sentimen. Model *Machine learning* menggunakan metode TF-IDF dengan algoritma SVM dan *Random Forest*, sedangkan pada model *Deep Learning* digunakan *Tokenizer* untuk algoritma LSTM dan CNN. Berdasarkan hasil evaluasi, algoritma SVM mencatatkan akurasi tertinggi sebesar 84,18% dalam klasifikasi sentimen, sementara algoritma LSTM menunjukkan keunggulan pada aspek *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Penelitian ini menghasilkan temuan signifikan sebagai bagian dari proses *Knowledge Discovery*, yakni pola emosi dan sentimen dalam ulasan pengguna yang dapat dimanfaatkan untuk memahami persepsi pengguna secara lebih mendalam serta memberikan masukan relevan pada pengembangan untuk meningkatkan kualitas layanan dan fitur aplikasi *WhatsApp Business*.

## 1. PENDAHULUAN

Era digital telah mendorong transformasi perkembangan platform komunikasi dalam mendukung kualitas layanan interaksi antara pelaku bisnis dan pelanggan [1]. Salah satu platform yang memfasilitasi layanan komunikasi langsung dengan cepat dan efisien adalah *WhatsApp Business*. Aplikasi *WhatsApp Business* dirancang dengan berbagai fitur khusus yang membedakannya dari *WhatsApp* reguler, yang sekaligus mendukung layanan komunikasi bisnis bagi penggunanya. Beberapa fitur utama yang ditawarkan antara lain profil bisnis, pelabelan chat, pesan otomatis, statistik pesan, katalog produk, keranjang produk, serta balasan cepat [2], [3]. Implementasi *WhatsApp Business* telah diidentifikasi memberikan manfaat strategis bagi pelaku usaha, mulai dari peningkatan penjualan, perluasan jangkauan promosi produk, serta sebagai media promosi pemasaran digital [2], [4], [5].

Hingga Juli 2025, *WhatsApp Business* telah mencapai lebih dari 1 miliar pengguna di Google Play Store, memperoleh *rating* rata-rata 4,4 dan menerima sekitar 16,5 juta ulasan. Ulasan tersebut tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu bagi pengguna dalam mengambil keputusan penggunaan, tetapi juga dapat membantu pengembangan dalam mengevaluasi aplikasi [6]. Kumpulan ulasan ini berpotensi sebagai sumber data, di mana pemanfaatan teknologi analisis teks dapat mengeksplorasi sentimen publik secara mendalam dan emosi guna mengukur persepsi pengguna secara akurat [7]. Selain itu, kumpulan data ini dapat dimanfaatkan untuk menemukan pola-pola unik yang bernalih untuk dijadikan *Knowledge Discovery* [8], [9].

Berdasarkan studi sebelumnya, analisis sentimen dan analisis emosi merupakan dua pendekatan yang saling berkaitan namun memiliki perbedaan dalam tujuan dan kompleksitasnya [10]. Analisis sentimen, atau yang dikenal dengan *opinion mining*,

berfokus pada pengklasifikasian opini atau pandangan publik terhadap suatu objek menjadi kategori seperti positif atau negatif dengan tujuan utama memperoleh wawasan terkait tren publik secara umum [11], [12]. Sementara itu, analisis emosi bertujuan untuk mengidentifikasi mengenai pengalaman emosional publik dalam suatu opini [11]. Beberapa studi menggunakan taksonomi emosi dasar seperti marah, takut, sedih, dan bahagia dalam proses klasifikasi emosi pengguna [13], [14].

Penelitian ini ditujukan untuk memanfaatkan data ulasan dari pengguna *WhatsApp Business* untuk menganalisis sentimen pengguna dan mengklasifikasikan emosi pengguna dalam menggunakan aplikasi *WhatsApp Business*. Analisis sentimen pada penelitian ini membandingkan algoritma *Machine learning* dan *Deep Learning*. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode *Deep Learning* cenderung memiliki performa yang unggul dibanding dengan metode *Machine learning* dalam mengidentifikasi ulasan konsumen [15], [16]. Tinjauan literatur sistematis terhadap 20 artikel dari 2018-2024 mengenai analisis sentimen pada ulasan produk *e-commerce* menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) algoritma yang paling efisien dalam kategori *machine learning*, sementara *Long Short-Term Memory* (LSTM) terbukti sebagai metode yang paling optimal dan efisien dalam kategori *Deep Learning* [17].

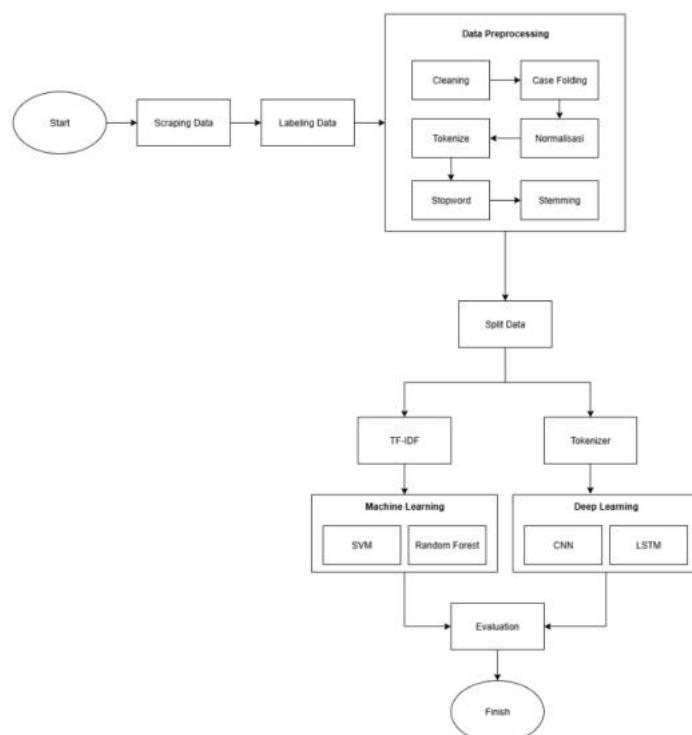
Berbagai penelitian telah membandingkan kinerja dari algoritma *Machine learning* dan *Deep Learning* dalam analisis sentimen. Penelitian ini menerapkan metode SVM dan *Random Forest* dalam analisis sentimen *machine learning*. Sebuah studi oleh [18] menunjukkan algoritma *Random Forest* memperoleh mencapai tingkat akurasi sebesar 99%, SVM mencatatkan akurasi 86%, dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) menunjukkan performa hasil terendah sebesar 77%. Penelitian lain menganalisis ulasan aplikasi *Shopee* juga menunjukkan bahwa SVM memiliki

performa unggul dengan akurasi 84.71% sedikit lebih tinggi dibanding *Random Forest* yang mencapai 82.21% [19]. Sementara itu, pendekatan *Deep Learning* penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan LSTM. Dalam penelitian yang dilakukan oleh [20], CNN memperoleh akurasi pelatihan sebesar 99%, diikuti oleh LSTM dengan 97%, dan *Recurrent Neural Network* (RNN) menunjukkan performa lebih rendah yaitu sebesar 78%.

Berdasarkan studi literatur yang telah dikaji, penelitian ini mengusulkan pendekatan komprehensif dengan menggabungkan analisis sentimen dan klasifikasi emosi guna memperoleh pemahaman yang lebih mendalam terkait persepsi serta respons pengguna terhadap aplikasi yang diteliti. Secara spesifik, tujuan penelitian ini membandingkan kinerja model *Machine learning* dan *Deep Learning* dalam menganalisis ulasan pengguna *WhatsApp Business* dan mengklasifikasikan emosi pengguna. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan oleh pengembang *WhatsApp Business* dalam meningkatkan kualitas aplikasi berdasarkan wawasan yang lebih mendalam dari ulasan pengguna.

## 2. METODE

Alur penelitian ini diawali dengan tahap *scraping* data, kemudian dilanjutkan dengan pemberian label data untuk analisis sentimen dan klasifikasi emosi. Selanjutnya, dilakukan tahap data *preprocessing*, *split* data, serta ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF dan *Tokenizer*. Setelah itu, proses dilanjutkan ke tahap modeling menggunakan algoritma *Machine learning* dan *Deep Learning*. Tahap akhir dari alur ini adalah evaluasi performa model yang telah dibangun dan *Knowledge Discovery*.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

## 2.1. Scraping Data

Data dalam penelitian ini diperoleh melalui proses *scraping* menggunakan *Google Play Scraper*, yang digunakan untuk mengumpulkan sebanyak 3.000 ulasan pengguna terhadap aplikasi *WhatsApp Business*. Proses pengumpulan data ini dilakukan pada bulan juli 2025.

## 2.2. Labeling Data

Pelabelan untuk sentimen analisis dengan menggunakan *rating* yang dimana *rating* ulasan 1,2,dan 3 adalah sentimen negatif sedangkan untuk 4,5 adalah sentimen positif dan untuk klasifikasi emosi pelabelan dilakukan secara manual. Klasifikasi emosi menggunakan empat kategori, yaitu marah, takut, sedih, dan bahagia. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa sentimen positif umumnya berkorelasi dengan emosi bahagia dan puas, sedangkan sentimen negatif berkorelasi dengan emosi seperti kecewa, marah, sedih, dan takut [14], [21], [22].

## 2.3. Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* diperlukan karena data ulasan yang diperoleh bersifat tidak terstruktur, sehingga diperlukan serangkaian proses *preprocessing* guna meningkatkan kualitas data demi memperoleh akurasi hasil yang optimal.

### 2.3.1. Cleaning

*Cleaning* merupakan tahap awal dalam proses *preprocessing* teks. Tahap ini bertujuan untuk mengeliminasi berbagai elemen yang tidak relevan yang berpotensi menjadi *noise* dalam analisis teks. *Cleaning* ini menghapus karakter yang biasanya muncul seperti *emoticon*, tanda baca, angka, tautan, *hashtag*, dan simbol-simbol lainnya [23]. Pada penelitian ini, proses *Cleaning* difokuskan pada penghapusan URL, tag HTML, emoji, angka, simbol, serta spasi berlebih, sehingga teks yang tersisa lebih bersih dan siap untuk diproses pada tahap selanjutnya.

### 2.3.2. Case Folding

*Case Folding* merupakan proses konversi seluruh teks dalam data ulasan menjadi huruf kecil (*lowercase*) [24]. Tujuan dari proses ini adalah untuk standarisasi format penulisan kata agar menjaga konsistensi data. Dengan demikian kata yang sama namun memiliki format kapital yang berbeda akan distandarisasi sehingga tidak dianggap sebagai fitur yang berbeda oleh sistem.

### 2.3.3. Normalisasi

Normalisasi yaitu proses untuk mengubah kata-kata tidak baku atau yang tidak sesuai standar yang terdapat dalam ulasan menjadi kata yang baku yang sesuai dengan standar KBBI [25]. Proses normalisasi ini diperlukan karena dalam ulasan sering kali dijumpai pengguna yang memberikan kata-kata dalam ulasan dengan ejaan yang tidak sesuai, menggunakan kata gaul (slang), singkatan, maupun kesalahan dalam pengetikan.

Tabel 1. Contoh Normalisasi Kata

Kata Tidak Baku	Kata Baku
Wa	WhatsApp
Bisnis	Business
Bngt	Banget
Apk	Aplikasi
Lg	Lagi
Blm	Belum
jd	Jadi

### 2.3.4. Tokenize

*Tokenize* berfungsi menguraikan kalimat menjadi potongan kata yang disebut sebagai token [26]. Proses ini memungkinkan setiap kata dalam kalimat dapat dianalisis secara terpisah-pisah sehingga memudahkan dalam tahap analisis ekstraksi fitur.

### 2.3.5. Stopword

*Stopword* merupakan proses menghapus kata-kata yang memiliki makna rendah [27]. Kata-kata seperti “yang”, “dan”, “di”, atau “ke” sering kali muncul, namun tidak memiliki makna penting dalam menentukan sentimen pada ulasan. Dengan menghapus *Stopword*, teks dapat menjadi lebih ringkas dan memfokuskan pada kata-kata yang memiliki bobot informasi yang lebih tinggi.

### 2.3.6. Stemming

*Stemming* yaitu tahapan yang bertujuan untuk mengubah kata berimbuhan (afiksasi) menjadi bentuk kata dasar [28]. Proses ini dilakukan untuk mereduksi variasi kata ke bentuk dasarnya dengan menghilangkan kata imbuhanya. Sebagai contoh, kata “berlari”, “lari-lari”, dan “pelari” semuanya akan direduksi menjadi kata dasar “lari”.

## 2.4. Split Data

Selanjutnya, data akan dibagi menggunakan skema *split* data dengan rasio 80:20, dengan 80% data *train* dan 20% sebagai data *test*.

### 2.4.1. TF-IDF

Pada tahap ekstraksi fitur dilakukan teknik TF-IDF untuk model *machine learning*, yang berfungsi memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam keseluruhan dokumen [19]. Metode ini mengukur seberapa penting sebuah kata dalam dokumen terhadap keseluruhan korpus. *Term Frequency* (TF) mengukur frekuensi kemunculan sebuah kata dalam suatu dokumen, sedangkan *Inverse Document Frequency* (IDF) mengukur seberapa unik kata dalam dokumen. Nilai TF-IDF diperoleh dengan mengalikan nilai TF dan IDF, sehingga bobot tertinggi didapat jika kata sering muncul dalam sebuah dokumen (TF) namun jarang muncul di dokumen-dokumen lain (IDF)

### 2.4.2. Tokenizer

*Tokenizer* merupakan teknik yang digunakan *Deep Learning* dalam memecah kalimat menjadi unit-unit kecil yang disebut token. *Tokenizer* memungkinkan setiap kata dalam teks direpresentasikan dalam bentuk indeks numerik berdasarkan frekuensi kemunculan dalam korpus data. Selain itu, *Tokenizer* juga mengonversi setiap kalimat dalam korpus menjadi *sekuens* integer yang akan menjadi masukan dalam lapisan pertama dalam model *Deep Learning*.

## 2.5. Machine learning

### 2.5.1. SVM

SVM adalah salah satu metode klasifikasi yang mampu bekerja secara sistematis dan lebih efektif dibanding dengan teknik klasifikasi lainnya yang dapat mengklasifikasikan data menjadi kelas positif dan negatif [28].

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (1)$$

Menurut penelitian [29], algoritma ini dirumuskan dalam persamaan (1), dimana  $w$  adalah vektor bobot,  $x$  adalah vektor fitur, dan  $b$  merupakan bias. Tujuan utama dari SVM adalah menemukan *hyperplane* yang mampu memisahkan titik-titik data dari kategori sentimen yang berbeda dengan margin maksimum.

### 2.5.2. Random Forest

*Random Forest* adalah metode ensemble yang membentuk sejumlah pohon keputusan secara acak, kemudian menggabungkan hasilnya untuk meningkatkan akurasi klasifikasi [30]. *Random Forest* didasarkan oleh algoritma *Decision Tree* yang terdiri oleh pohon keputusan sebagai classifier. Perbedaan *Decision Tree* dan *Random Forest* dibedakan oleh cara kerjanya. *Decision Tree* dibangun oleh model klasifikasi dengan menggunakan 1 pohon keputusan besar, sedangkan *Random Forest* dibangun oleh banyak *Decision Tree* kecil [24].

## 2.6. Deep Learning

### 2.6.1. LSTM

LSTM adalah algoritma yang mampu memproses data secara berurutan dan mempertahankan informasi dalam jangka panjang, sehingga efektif dalam menangani NLP [31]. Arsitektur LSTM ini diawali dengan lapisan *embedding*, diikuti oleh lapisan *bidirectional LSTM* dengan 64 unit untuk menangkap konteks dari dua arah. Untuk mencegah *overfitting*, model menggunakan lapisan *dropout* dengan laju 0.3 dan diakhiri dengan lapisan *output dense* tunggal yang menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk klasifikasi biner. Model dikompilasi menggunakan

reviewId	username	userImage	content	score	thumbUpCount	reviewCreatedVersion	at_replyContent	replicant	appVersion
479eaa2ec8-bf99-4157-ad4c-169c0261e10f	Pengguna Google	https://play.googleusercontent.com/E-Gmno2fZN	optimalk. mantab.	4	0	None	2025-07-21 09:23:07	None	None
1d1a23d9-b704-4bd8-bf6e-652a7a25e5c18	Pengguna Google	https://play.googleusercontent.com/E-Gmno2fZN	Manlap 🌟	5	0	None	2025-07-21 09:20:05	None	None
fe002040-cafa-4603-a5fb-c0119e50b685	Pengguna Google	https://play.googleusercontent.com/E-Gmno2fZN	makan jod	5	0	2.25.19.80	2025-07-21 09:15:27	None	2.25.19.80
962309b-d55c-476c-aed2-96837a1b1166	Pengguna Google	https://play.googleusercontent.com/E-Gmno2fZN	sering, 21 Juli 2025 tidak bisa update status w...	1	0	None	2025-07-21 08:58:06	None	None
f056961-dae3-4568-a149-583677830934	Pengguna Google	https://play.googleusercontent.com/E-Gmno2fZN	Sudah hamper seminggu aplikasinya tidak dapat ...	1	0	2.25.19.80	2025-07-21 08:56:20	None	2.25.19.80

Gambar 2. Hasil Scraping Data

*optimizer* Adam dan fungsi *loss binary\_crossentropy*. Proses pelatihan dijalankan selama 50 epoch dengan ukuran batch size sebesar 32, serta menerapkan mekanisme callbacks untuk memantau performa.

### 2.6.2. CNN

CNN merupakan salah satu arsitektur *Deep Learning* dalam jaringan saraf tiruan yang memiliki tiga komponen utama, yaitu *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*, yang mampu mengekstraksi fitur spasial dari teks [32]. Arsitektur CNN juga dimulai dengan lapisan *embedding*, dilanjutkan dengan lapisan Conv1D yang menggunakan 64 filter, ukuran kernel 5,

dan aktivasi ReLU, kemudian lapisan MaxPooling1D dengan ukuran 2 untuk reduksi dimensi. Sama halnya dengan LSTM model CNN menggunakan *dropout* 0.3, menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*, menggunakan *optimizer adam*, dan fungsi *loss binary\_crossentropy*. Proses pelatihan juga dijalankan dengan epoch 50 dan batch size 32.

## 2.7. Evaluasi

Evaluasi terhadap performa model dilakukan dengan memanfaatkan *confusion matrix*, yang berfungsi untuk menghitung metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [33].

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$F1\text{ Score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (5)$$

## 2.8. Knowledge Discovery

*Knowledge Discovery* merupakan proses analisis bertujuan untuk mengekstraksi data guna menemukan wawasan atau pengetahuan yang tersembunyi untuk dapat dimanfaatkan [34], [35].

## 3. HASIL

### 3.1. Scraping Data

Data dalam penelitian ini diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi *WhatsApp Business* yang diambil melalui metode web *scraping* pada platform Google Play Store pada tanggal 21 Juli 2025 dan menghasilkan total sebanyak 3.000 ulasan. Dari seluruh data tersebut, hanya dua atribut yang digunakan untuk keperluan analisis, yaitu kolom *content* dan kolom *score*.

Atribut *score* merupakan *rating* ulasan yang diberikan pengguna

terhadap aplikasi. Dari 3000 ulasan yang dikumpulkan ulasan dengan *rating* 5 sebanyak 1605, 233 ulasan dengan *rating* 4, 208 ulasan dengan *rating* 3, 173 ulasan dengan *rating* 2, dan terakhir 781 ulasan dengan *rating* 1.

### 3.2. Labeling Data

Proses pelabelan dilakukan berdasarkan nilai skor ulasan, dimana hasilnya terdiri atas 1.838 data berlabel positif dan 1.162 data berlabel negatif.

Tabel 2. Hasil Labeling Data

Content	Rating	Label
sangatlah bagus WhatsApp Business buat jual beli barang segala barang apapun itu bisa utk usaha jual beli mantapp 👉👉👉👉👉	5	Positif
saya sangat suka dengan pakai aplikasi WhatsApp Business 😊	4	Positif
terlalu ketat dan bertele tele untuk peninjauan deskripsi katalognya, Pdahal sama dengan yg sebelumnya dan lolos tapi mencoba membuat katalog yg sama akhirnya gagal. Saran saya kedepannya agar letak kegalalannya bisa di lihatkan agar memudahkan pengguna.	3	Negatif
sekarang sering banget updatenya please bikin aplikasi yang gak sering update, apa gak kasian sama orang yang memory hpnya full?	2	Negatif
Sudah hampir seminggu aplikasinya tidak dapat digunakan untuk beriklan. Selalu tertulis error. Sudah komplain ke pihaknya tapi belum ada perubahan positif.	1	Negatif

### 3.3. Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* yang mencakup proses *Cleaning*, *Case Folding*, normalisasi, tokenisasi, *Stopword*, dan *Stemming*. Selama proses ini, sebagian data tereliminasi karena tidak mengandung teks bermakna, seperti hanya terdiri dari simbol atau *emoticon*. Setelah tahap *preprocessing*, jumlah data yang dapat digunakan sebanyak 2.841 ulasan bersih, dengan distribusi 1.704 data positif dan 1.137 data negatif.

Tabel 3. Hasil Preprocessing Data

Tahap Preprocessing	Kalimat
Text	Wa gak jelas, seminggu sekali selalu harus di update 📢
Cleaning	Wa gak jelas, seminggu sekali selalu harus di update
Case Folding	wa gak jelas seminggu sekali selalu harus di update
Normalisasi	whatsapp tidak jelas seminggu sekali selalu harus di update
Tokenize	['whatsapp', 'tidak', 'jelas', 'seminggu', 'sekali', 'selalu', 'harus', 'di', 'update']
Stopword	['whatsapp', 'seminggu', 'update']
Stemming	whatsapp minggu update

### 3.4. Split Data

*Split Data* dilakukan pembagian data menggunakan skema 80:20, yakni sebanyak 2.272 data untuk *training* dan 569 data untuk *testing*.

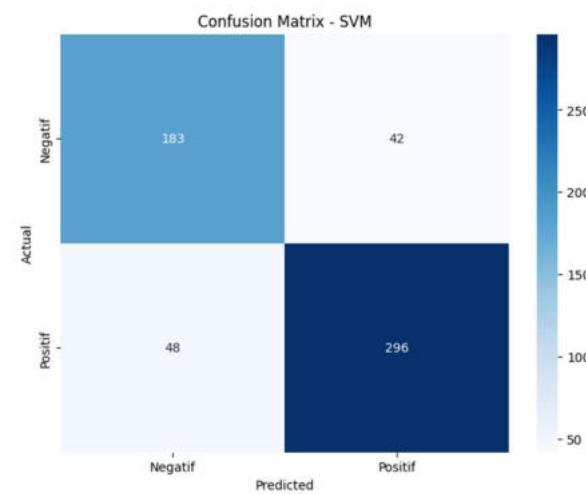
### 3.5. Machine learning

Untuk mendukung pengolahan data teks pada model *machine learning*, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF. Selanjutnya, data dilatih menggunakan dua algoritma *machine learning*, yaitu SVM dan *Random Forest*. Berdasarkan hasil evaluasi performa yang ditampilkan pada Tabel 4, menunjukkan bahwa SVM memiliki kinerja lebih baik dibandingkan *Random Forest* dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 84,18%, *precision*

79,22%, *recall* 81,33%, dan *f1-score* 80,26%. Sementara itu, algoritma *Random Forest* mencatatkan akurasi 82,42%, *precision* 77,77%, *recall* 77,77%, dan *f1-score* 77,77%. Gambar 3 menampilkan *confusion matrix* dari hasil klasifikasi SVM, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola data ulasan dengan cukup baik, terbukti dari kemampuannya dalam mengklasifikasikan sentimen negatif sebanyak 183 data dan sentimen positif sebanyak 296 data secara akurat.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Machine Learning

Evaluasi	SVM	Random Forest
Accuracy	0.842	0.824
Precision	0.792	0.778
Recal	0.813	0.778
FI-Score	0.803	0.778



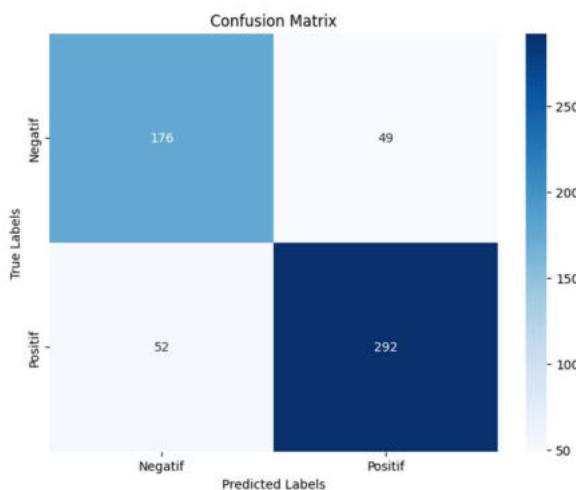
Gambar 3. Hasil Confusion Matrix SVM

### 3.6. Deep Learning

Model *Deep Learning* menggunakan proses representasi numerik dilakukan melalui *Tokenizer* dan padding sequences. Tabel 5 menampilkan hasil pengujian model *Deep Learning* menggunakan algoritma LSTM dan CNN terhadap data ulasan. Hasil evaluasi didapat bahwa, model LSTM menunjukkan performa akurasi yang lebih unggul dibandingkan CNN dengan akurasi sebesar 82,24%, *precision* 85,63%, *recall* 84,88%, dan *f1-score* 85,25%. Sementara itu, model CNN memperoleh akurasi sebesar 81,19%, *precision* 84,14%, *recall* 84,88%, dan *f1-score* 84,51%. Gambar 4 merupakan *confusion matrix* dari model LSTM, yang mengindikasikan bahwa model mampu melakukan klasifikasi data secara tepat dengan 176 ulasan teridentifikasi sentimen negatif dan 292 sebagai sentimen positif pada data pengujian.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Deep Learning

Evaluasi	LSTM	CNN
Accuracy	0.822	0.812
Precision	0.856	0.841
Recal	0.849	0.849
FI-Score	0.853	0.845



Gambar 4. Hasil Confusion Matrix LSTM

### **3.7. Klasifikasi Emosi**

Tabel 7 menampilkan hasil pelabelan klasifikasi emosi secara manual terhadap data ulasan yang diambil melalui proses *preprocessing*. Hasil yang didapat yaitu, emosi bahagia sebanyak 1.538 data, marah 767 data, sedih 306 data, dan takut 203 data. Distribusi pada tabel 6 ini menunjukkan keterkaitan yang signifikan dengan hasil analisis sentimen, di mana emosi bahagia secara umum sesuai dengan kategori sentimen positif yang berjumlah 1.704 data, meskipun terdapat 196 ulasan dengan skor rating tinggi namun mengandung kata-kata negatif. Sebaliknya, sentimen negatif sebanyak 1.137 data berkaitan erat dengan kemunculan emosi marah, sedih, dan takut yang secara keseluruhan berjumlah 1.276 data.

Tabel 6. Hasil Klasifikasi Emosi

Sentimen	Total Sentimen	Klasifikasi Emosi	Total Emosi
Negatif	1137	Marah	767
		Takut	203
		Sedih	306
Positif	1704	Senang	1538

Tabel 7. Hasil *Labeling* Klasifikasi Emosi

Content	Klasifikasi Emosi
makin kesini makin kesal giliran untuk kerja selalu kena blokir aplikasinya ke spam klu sudah skali spam akan jadi berulang trus biar sudh ganti nomor tolong perbaiki biar gak harus kena spam terus	Marah
Tolong dong nomer saya jangan selalu di spam dan kenapa sampai saat ini seminggu sekali malah di spam	Takut
Gara" kirim banyak chat langsung whatsapp business gk bisa dibuka padahal baru download sedih ngt gk bisa buka whatsapp	Sedih
Aplikasi nya sangat membantu untuk mengembangkan usaha saya di bidang penjualan domba yang sedang saya kerjakan. Sangat membantu sekali. Dan semoga developer dan pihak terkait makin sukses untuk mengembangkan apk ini. Sehat dan jaya selalu	Senang

Gambar 5 menampilkan visualisasi *word cloud* untuk masing-masing emosi, yang mempermudah identifikasi kata-kata yang

paling sering muncul. Pada emosi bahagia, kata dominan meliputi “bagus”, “keren”, dan “mantap”; emosi marah didominasi oleh kata “update”, “blokir”, dan “jelek”; emosi sedih menunjukkan kemunculan kata “lagu”, “update”, dan “fitur”; sedangkan emosi takut kerap diiringi oleh kata “spam”, “bug”, dan “error”.



Gambar 5. Hasil *Wordcloud* Klasifikasi Emosi

#### **4. PEMBAHASAN**

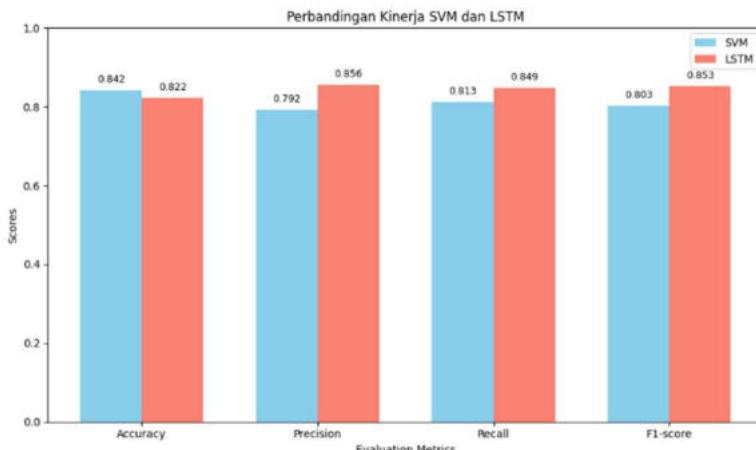
Berdasarkan hasil penelitian terhadap 2841 data ulasan bersih yang telah melalui tahap *preprocessing* dan dibagi dengan skema 80:20, diperoleh performa model yang cukup baik pada pendekatan *Machine learning* dan *Deep Learning*. Pada pengujian menggunakan algoritma SVM, diperoleh hasil yang lebih unggul dibanding dengan *Random Forest*, dengan akurasi sebesar 84,18%, *precision* 79,22%, *recall* 81,33%, dan *f1-score* 80,26%. Sementara itu, pada pengujian model *Deep Learning*, LSTM menunjukkan performa lebih tinggi dibandingkan dengan CNN, yang memiliki akurasi sebesar 82,24%, *precision* 85,63%, *recall* 84,88%, dan *f1-score* 85,25%.

Jika dilakukan perbandingan antara algoritma SVM dan LSTM, maka secara akurasi SVM memiliki keunggulan lebih tinggi. Namun dari sisi keseimbangan performa dalam mengidentifikasi kelas LSTM memberikan hasil yang lebih stabil dan seimbang, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang lebih tinggi. Hasil *confusion matrix* juga memperlihatkan bahwa SVM mampu mengklasifikasikan 183 data sebagai sentimen negatif dan 296 sebagai sentimen positif, sementara LSTM mengklasifikasikan 176 data negatif dan 292 data positif. Keunggulan SVM ini didukung oleh hasil penelitian sebelumnya seperti yang dilakukan oleh [36], yang menunjukkan bahwa SVM memiliki akurasi sebesar 83,5%, lebih tinggi dibandingkan LSTM sebesar 82% dalam analisis sentimen aplikasi *Alfagift*.

Temuan penelitian ini menghasilkan *Knowledge Discovery* melalui analisis klasifikasi emosi secara mendalam terhadap ulasan pengguna *WhatsApp Business*. Penelitian ini menunjukkan

bahwa emosi yang dominan yang sering muncul adalah emosi bahagia, disusul oleh emosi marah, sedih, dan takut. Temuan hasil ini berkorelasi dengan hasil analisis sentimen, dimana ulasan berlabel positif juga lebih dominan dibanding dengan sentimen negatif. Meskipun demikian, masih ditemukan sejumlah ulasan yang mengandung kata-kata bermuatan negatif, yang berkaitan erat dengan emosi marah, sedih, dan takut. Kata-kata yang sering muncul pada kategori ini antara lain “update”, “blokir”, “jelek”,

“lagu”, “fitur”, “spam”, “bug”, dan “error”, yang mengindikasikan adanya keluhan atau ketidakpuasan pengguna terhadap fitur atau performa aplikasi. Klasifikasi emosi ini memberikan kontribusi penting dalam mengidentifikasi persepsi dan pengalaman pengguna secara lebih mendalam, serta menjadi masukan yang relevan bagi pengembang dalam upaya meningkatkan kualitas dan layanan aplikasi *WhatsApp Business*.



Gambar 6. Perbandingan Kinerja SVM & LSTM

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menganalisis sentimen dan klasifikasi emosi secara efektif menggunakan pendekatan *Machine learning* dan *Deep Learning*. Berdasarkan hasil evaluasi, algoritma SVM menunjukkan performa tertinggi dalam klasifikasi sentimen dengan capaian akurasi sebesar 84,18%, sedangkan algoritma LSTM lebih unggul dalam hal metrik evaluasi, seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Selain itu, hasil klasifikasi emosi menunjukkan bahwa emosi bahagia mendominasi ulasan pengguna, meskipun emosi negatif seperti marah, sedih, dan takut juga ditemukan dan berkaitan erat dengan keluhan terhadap fitur aplikasi. Temuan ini memberikan wawasan dan masukan yang berharga bagi pengembang untuk memahami persepsi pengguna secara lebih mendalam serta meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman komunikasi melalui aplikasi *WhatsApp Business*.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Pakkala, J. Kääriäinen, and T. Mätäsniemi, “Improving efficiency and quality of operational industrial production assets information management in customer–vendor interaction,” *J. Ind. Inf. Integr.*, vol. 41, p. 100644, Sep. 2024, doi: [10.1016/j.jii.2024.100644](https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100644).
- [2] C. Hendriyani, S. P. Dwianti, T. Herawaty, and B. Ruslan, “Analisis Penggunaan Whatsapp Business Untuk Meningkatkan Perjualan Dan Kedekatan Dengan Pelanggan Di Pt Saung Angklung Udjo,” *AdBispreneur*, vol. 5, no. 2, p. 193, 2020, doi: [10.24198/adbispreneur.v5i2.29171](https://doi.org/10.24198/adbispreneur.v5i2.29171).
- [3] Asmayanti, A. Syam, M. A. Sikar, B. B. Mamma, Sudarmi, and N. Oktaviyah, “WhatsApp Business Application as a Digital Marketing Strategy of UMKM,” *Proc. Int. Conf. Soc. Econ. Business, Educ. (ICSEBE 2021)*, vol. 205, no. Icsebe 2021, pp. 112–116, 2022, doi: [10.2991/aebrmr.k.220107.022](https://doi.org/10.2991/aebrmr.k.220107.022).
- [4] N. L. A. Sugiyantoro, M. Wijaya, and S. Supriyadi, “Benefits of WhatsApp as a Communication Media on Small Business Social Networks,” *J. Soc. Media*, vol. 6, no. 1, pp. 1–16, Apr. 2022, doi: [10.26740/jsm.v6n1.p1-16](https://doi.org/10.26740/jsm.v6n1.p1-16).
- [5] R. Sunahri and R. Raihansyah, “the Influence of Whatsapp Business As a Promotional Media on Interest in Buying Zapoeng Store Products (Generation Z in Cirebon City),” *Indones. Interdiscip. J. Sharia Econ.*, vol. 7, no. 2, pp. 2927–2943, 2024, doi: [10.31538/ijse.v7i2.4901](https://doi.org/10.31538/ijse.v7i2.4901).
- [6] R. Z. Firdaus, S. H. Wijoyo, and W. Purnomo, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Pengguna Aplikasi Alfagift Menggunakan Metode Random Forest dan Pemodelan Topik Latent Dirichlet Allocation,” vol. 9, no. 2, pp. 1–10, 2025.
- [7] L. P. Hung and S. Alias, “Beyond Sentiment Analysis: A Review of Recent Trends in Text Based Sentiment Analysis and Emotion Detection,” *J. Adv. Comput. Intell. Intell. Informatics*, vol. 27, no. 1, pp. 84–95, Jan. 2023, doi: [10.20965/jaciij.2023.p0084](https://doi.org/10.20965/jaciij.2023.p0084).
- [8] V. Novalia, K. Ditha Tania, A. Meiriza, and A. Wedhasmara, “Knowledge Discovery of Application Review Using Word Embedding’s Comparison with CNN-LSTM Model on Sentiment Analysis,” in *2024 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS)*, IEEE, Sep. 2024, pp. 234–238, doi: [10.1109/ICECOS63900.2024.10791113](https://doi.org/10.1109/ICECOS63900.2024.10791113).
- [9] S. Rohajawati, P. Rahayu, A. T. Misky, K. N. R. Sholehah, N. Rahim, and R. R. H. Setyodewi, “Unveiling Insights: A Knowledge Discovery Approach to Comparing Topic Modeling Techniques in Digital Health Research,” *INTENSIF J. Ilm. Penelit. dan*

- [10] *Penerapan Teknol. Sist. Inf.*, vol. 8, no. 1, pp. 108–121, Feb. 2024, doi: [10.29407/intensif.v8i1.22058](https://doi.org/10.29407/intensif.v8i1.22058).  
I. Úveges and O. Ring, “HunEmBERT: A Fine-Tuned BERT-Model for Classifying Sentiment and Emotion in Political Communication,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 60267–60278, 2023, doi: [10.1109/ACCESS.2023.3285536](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3285536).
- [11] D. Amangeldi, A. Usmanova, and P. Shamoi, “Understanding Environmental Posts: Sentiment and Emotion Analysis of Social Media Data,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 33504–33523, 2024, doi: [10.1109/ACCESS.2024.3371585](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3371585).
- [12] J. J. A. Limbong, I. Sembiring, and K. D. Hartomo, “Analisis Klasifikasi Sentimen Ulasan pada E-Commerce Shopee Berbasis Word Cloud dengan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, p. 347, Feb. 2022, doi: [10.25126/jtiik.202294960](https://doi.org/10.25126/jtiik.202294960).
- [13] R. F. P. Pratama and W. Maharani, “Comparative Analysis of Naive Bayes and SVM for Improved Emotion Classification on Social Media,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 11–20, Apr. 2025, doi: [10.29408/edumatic.v9i1.29087](https://doi.org/10.29408/edumatic.v9i1.29087).
- [14] D. E. Sondakh, R. C. Maringka, F. P. Ayorbaba, J. S. C. B. T. Mangi, and S. R. Pungus, “Emotion Mining User Review of the BRImo Mobile Banking Application Using the Decision Tree Algorithm,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 12, no. 3, pp. 350–355, Nov. 2023, doi: [10.32736/sisfokom.v12i3.1721](https://doi.org/10.32736/sisfokom.v12i3.1721).
- [15] X. Cui, Z. Zhu, L. Liu, Q. Zhou, and Q. Liu, “Anomaly detection in consumer review analytics for idea generation in product innovation: Comparing machine learning and deep learning techniques,” *Technovation*, vol. 134, p. 103028, Jun. 2024, doi: [10.1016/j.technovation.2024.103028](https://doi.org/10.1016/j.technovation.2024.103028).
- [16] E. M. Mercha and H. Benbrahim, “Machine learning and deep learning for sentiment analysis across languages: A survey,” *Neurocomputing*, vol. 531, pp. 195–216, Apr. 2023, doi: [10.1016/j.neucom.2023.02.015](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.02.015).
- [17] A. Daza, N. D. González Rueda, M. S. Aguilar Sánchez, W. F. Robles Espíritu, and M. E. Chauca Quiñones, “Sentiment Analysis on E-Commerce Product Reviews Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms: A Bibliometric Analysis, Systematic Literature Review, Challenges and Future Works,” *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, vol. 4, no. 2, p. 100267, Nov. 2024, doi: [10.1016/j.ijimei.2024.100267](https://doi.org/10.1016/j.ijimei.2024.100267).
- [18] D. Vyas, M. Shah, A. Kothari, J. Golakia, and V. Parikh, “Enhancing Digital Forensics: Machine Learning Techniques for Social Media Investigation,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 258, pp. 2290–2301, 2025, doi: [10.1016/j.procs.2025.04.483](https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.483).
- [19] Raksaka Indra Alhaqq, I Made Kurniawan Putra, and Yova Ruldeviyani, “Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 105–113, May 2022, doi: [10.22146/jnteti.v11i2.3528](https://doi.org/10.22146/jnteti.v11i2.3528).
- [20] S. Mohanty, D. Sahoo, S. Das, A. A. Acharya, and N. Panda, “Sentiment Analysis using CNN for Emotion Extraction to Synthesize Natural Speech,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 258, pp. 2737–2747, 2025, doi: [10.1016/j.procs.2025.04.534](https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.534).
- [21] A. H. Nasution, A. Onan, Y. Murakami, W. Monika, and A. Hanafiah, “Benchmarking Open-Source Large Language Models for Sentiment and Emotion Classification in Indonesian Tweets,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 94009–94025, 2025, doi: [10.1109/ACCESS.2025.3574629](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3574629).
- [22] R. Sukwadi, R. Magdalena Silitonga, Maria Magdalena Wahyuni, F. Octavian, Y.-T. Jou, and N. T. B. Thu, “Peningkatan Kualitas Layanan Jaringan Restoran Cepat Saji Indonesia: Analisis Sentimen dan Emosi Berbasis Aspek,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 12, no. 2, pp. 359–368, Apr. 2025, doi: [10.25126/jtiik.2025129416](https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129416).
- [23] J. C. Lapendy, A. A. C. Resky, A. Tenriola, D. F. Surianto, and U. S. Sidin, “Optimizing Sentiment Analysis of Electric Vehicles Through Oversampling Techniques on YouTube Comments,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 169–182, Mar. 2025, doi: [10.23887/janapati.v14i1.188205](https://doi.org/10.23887/janapati.v14i1.188205).
- [24] A. A. Fauzi, A. V. Vitianingsih, S. Kacung, A. L. Maukar, and S. F. A. Wati, “Sentiment Analysis On Tripadvisor Travel Agent Using Random Forest, Support Vector Machines, and Naive Bayes Methods,” *Teknika*, vol. 14, no. 1, pp. 150–156, Mar. 2025, doi: [10.34148/teknika.v14i1.1198](https://doi.org/10.34148/teknika.v14i1.1198).
- [25] S. I. Putri, E. B. Setiawan, and Y. Sibaroni, “Aspect-Based Sentiment Analysis on Twitter Using Long Short-Term Memory Method,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 2, p. 583, Apr. 2023, doi: [10.30865/mib.v7i2.5637](https://doi.org/10.30865/mib.v7i2.5637).
- [26] M. L. Nugraha and E. B. Setiawan, “Bank Central Asia (BBCA) Stock Price Sentiment Analysis On Twitter Data Using Neural Convolutional Network (CNN) And Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM),” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 3, p. 936, Jul. 2023, doi: [10.30865/mib.v7i3.6120](https://doi.org/10.30865/mib.v7i3.6120).
- [27] N. N. Wilim and R. S. Oetama, “Sentiment Analysis About Indonesian Lawyers Club Television Program Using K-Nearest Neighbor, Naïve Bayes Classifier, And Decision Tree,” *IJNMT (International J. New Media Technol.)*, vol. 8, no. 1, pp. 50–56, Jun. 2021, doi: [10.31937/ijnmt.v8i1.1965](https://doi.org/10.31937/ijnmt.v8i1.1965).
- [28] M. D. Dhiyaulhaq and P. H. Gunawan, “Sentiment Analysis of the Jakarta - Bandung Fast Train Project Using the SVM Method,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 4, p. 2128, Oct. 2023, doi: [10.30865/mib.v7i4.6855](https://doi.org/10.30865/mib.v7i4.6855).
- [29] N. Widaad and D. Anggraini, “SENTIMENT ANALYSIS OF CHATGPT APP USER REVIEWS USING SVM AND CNN METHODS,” *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 6, pp. 1687–1700, Dec. 2024, doi: [10.52436/1.jutif.2024.5.6.4010](https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.6.4010).
- [30] A. K. Darmawan, M. W. Al Wajieh, M. B. Setyawan, T. Yandi, and H. Hoiriyah, “Hoax News Analysis for the Indonesian National Capital Relocation Public Policy with the Support Vector Machine and Random Forest Algorithms,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 150–173, Mar. 2023, doi: [10.51519/journalisi.v5i1.438](https://doi.org/10.51519/journalisi.v5i1.438).
- [31] A. I. Atmaja, M. Maimunah, and P. Sukmasetya, “Analysis of Labeling and Class-Balancing Effects on Clash of Champions Sentiment Using LSTM and BERT,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 6, no. 4, pp. 2868–2891, Dec. 2024, doi: [10.51519/journalisi.v6i4.929](https://doi.org/10.51519/journalisi.v6i4.929).
- [32] E. Y. Hidayat and D. Handayani, “Penerapan 1D-CNN untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Kosmetik Berdasar Female Daily Review,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, pp. 153–163, Jan. 2023, doi: [10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.153-163](https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.153-163).
- [33] M. R. Ningsih, J. Unjung, D. A. A. Pertiwi, B. Prasetyo, and M. A. Muslim, “Optimized Support Vector Machine with Particle Swarm Optimization to Improve the Accuracy Amazon Sentiment Analysis Classification,” *Kinet. Game Technol. Inf. Syst. Comput. Network, Comput. Electron. Control*, pp. 101–108, Feb. 2024, doi: [10.22219/kinetik.v9i1.1888](https://doi.org/10.22219/kinetik.v9i1.1888).
- [34] D. S. Comas, G. J. Meschino, and V. L. Ballarin, “Interval-valued fuzzy predicates from labeled data: An

- approach to data classification and knowledge discovery," *Inf. Sci. (Ny)*., vol. 707, p. 122033, Jul. 2025, doi: [10.1016/j.ins.2025.122033](https://doi.org/10.1016/j.ins.2025.122033).
- [35] A. C. Wardhana, Y. Nurhadryani, and S. Wahjuni, "Knowledge Management System Berbasis Web tentang Budidaya Hidroponik untuk Mendukung Smart Society," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 619–628, May 2020, doi: [10.25126/jtiik.2020732200](https://doi.org/10.25126/jtiik.2020732200).
- [36] E. Damayanti, A. V. Vitianingsih, S. Kacung, H. Suhartoyo, and A. Lidya Maukar, "Sentiment Analysis of Alfagift Application User Reviews Using Long Short-Term Memory (LSTM) and Support Vector Machine (SVM) Methods," *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 509–521, Jun. 2024, doi: [10.51454/decode.v4i2.478](https://doi.org/10.51454/decode.v4i2.478).