



Analisis Sentimen Terhadap Produk *Skincare* Menggunakan Metode CNN, RNN dan SVM

Mardiani Bana^{1*}, Petrus Katemba²

^{1,2}Prodi teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang, Indonesia

Alamat: Jl. Perintis Kemerdekaan 1 Kupang, Indonesia

Email Author: ¹banamardiani@gmail.com, ²petruskatemba@gmail.com

Article Info

Article history:

Received June 1, 2025

Revised June 13, 2025

Accepted July 16, 2025

Keywords:

CNN

RNN

Sentiment Analysis

Somehinc

SVM

ABSTRACT

Sentiment analysis is an essential process for understanding user perceptions of a product, especially in digital platforms such as social media. This study aims to classify sentiment in user comments about skincare products—particularly Somehinc—into three categories: positive, negative, and neutral. The data used consists of user-generated comments that have undergone text preprocessing steps, including case folding, tokenization, removal of special characters, normalization, stopword removal, and stemming. Three classification methods were applied in this research: Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN), and Recurrent Neural Network (RNN). Based on evaluation results, the SVM method achieved the highest accuracy at 94%, followed by RNN at 86% and CNN at 85%. These results indicate that machine learning and deep learning approaches are effective in classifying public opinions about skincare products and can serve as a reference for producers to automatically understand consumer responses.

Corresponding Author:

Mardiani Bana

STIKOM UYELINDO Kupang, Indonesia

Jl. Perintis Kemerdekaan 1 Kupang, Indonesia

Email: banamardiani@gmail.com



Abstrak. Analisis sentimen merupakan proses penting dalam memahami persepsi pengguna terhadap suatu produk, khususnya dalam ranah digital seperti media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar terhadap produk skincare, khususnya produk Somehinc, ke dalam tiga kelas, yaitu positif, negatif, dan netral. Data yang digunakan berupa komentar pengguna yang telah melalui tahap pra-pemrosesan teks meliputi case folding, tokenisasi, pembersihan karakter khusus, normalisasi, stopword removal, dan stemming. Tiga metode klasifikasi diterapkan dalam penelitian ini, yaitu Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN), dan Recurrent Neural Network (RNN). Berdasarkan hasil evaluasi, metode SVM menunjukkan performa terbaik dengan akurasi mencapai 94%, diikuti oleh RNN dengan 86% dan CNN sebesar 85%. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis machine learning dan

deep learning mampu secara efektif mengklasifikasikan opini pengguna terhadap produk skincare, serta dapat dijadikan referensi bagi produsen untuk memahami tanggapan konsumen secara otomatis.

Kata kunci: Analisis Sentimen, CNN, RNN, Somethinc, SVM

1. LATAR BELAKANG

Skincare atau perawatan kulit merupakan sebuah prosedur yang digunakan untuk menjaga kesehatan dan kecantikan kulit. *Skincare* menjadi semakin populer di kalangan wanita dan pria di seluruh dunia, termasuk Indonesia. Tren ini dipengaruhi oleh semakin banyaknya produk perawatan kulit yang tersedia dan kesadaran masyarakat tentang pentingnya menjaga kesehatan kulit. Secara umum, *skincare* terdiri dari beberapa komponen, seperti pembersih, pencuci muka, toner, krim pelembab, serum dan tabir surya (Permana et al., 2024). Industri kecantikan di Indonesia berkembang dengan pesat dari tahun ke tahun. Hal ini dibuktikan oleh fakta bahwa jumlah Perusahaan kosmetik meningkat 21,9% dari tahun 2022 ke 2023, dengan 1.010 perusahaan pada tahun 2023 (Fadhilla, 2024). Di Indonesia, segmentasi pasar kosmetik dikuasai oleh segmen perawatan diri (*personal care*) selanjutnya disusul oleh *Skincare*. Segmentasi pasar ini meningkatkan potensi ukuran pasar secara nasional dalam lima tahun ke depan, mencapai 467.919 produk atau meningkat sepuluh kali lipat dalam lima tahun terakhir (Azzahra, 2024).

Perawatan kulit atau *skincare* merupakan rangkaian aktivitas untuk merawat kulit wajah, menjaga dan memperbaiki penampilan serta untuk menangani berbagai masalah yang muncul pada kulit. Aktivitas ini menggunakan beragam produk yang memiliki fungsi untuk merawat kulit. Produk-produk *skincare* seperti *cleanser*, toner, pelembab, serum, *sunscreen*, masker, *eye cream*, dan perawatan jerawat. Tingginya minat dan kesadaran masyarakat terhadap pentingnya merawat kulit telah mendorong sejumlah perusahaan local untuk menciptakan produk *skincare* yang menawarkan berbagai manfaat dengan harga yang ramah di kantong, salah satunya yaitu produk *Somethinc*. *Somethinc* merupakan salah satu produk lokal di industri perawatan kulit Indonesia. Sejak didirikan pada Maret 2019, *Somethinc* telah menawarkan produk kecantikan yang biasanya tidak terlihat di toko-toko, sehingga memungkinkan pelanggan untuk membeli produk *Somethinc*. Satu tahun setelah didirikan oleh Irene Ursula, *somethinc* berhasil masuk dalam daftar top 50 *brand* Indonesia pada tahun 2020. *Somethinc* berhasil menempati peringkat pertama dalam daftar sepuluh *brand* local dengan penjualan tertinggi, mencapai 53,2 Miliar di platform e-commerce selama periode April hingga Juni 2022. Meningkatnya jumlah produk *skincare* di pasaran seharusnya mendorong konsumen untuk menjadi lebih selektif dalam memilih produk. Hal ini penting karena tidak semua produk memiliki kualitas yang baik, dan

setiap individu memiliki jenis kulit yang berbeda-beda. Bahkan, orang dengan jenis kulit yang sama belum tentu cocok menggunakan produk *skincare* yang sama. Salah satu cara untuk menemukan produk *skincare* yang berkualitas yaitu dengan memperhatikan ulasan pengguna.

Tiktok merupakan salah satu platform media sosial yang berasal dari Cina yang dibuat pada bulan September 2016. Tiktok menawarkan penggunanya berbagai konten eksklusif dan menawan berupa video pendek yang menarik perhatian penonton (Ainunnisa dan Sulastri, 2023). Salah satu fitur utama yang mendukung popularitas tiktok yaitu penggunaan tagar atau hastag, yang berfungsi untuk mengelompokkan konten berdasarkan tema tertentu. Menurut Fahrezi et al., (2022), hastag merupakan kata kunci yang digunakan untuk menandai topik tertentu. Berdasarkan pengamatan peneliti terhadap produk *Skincare Somethinc* di aplikasi tiktok, hastag yang populer terkait dengan *Somethinc* antara lain *#sometinc* dengan jumlah postingan 299,9 ribu postingan, *#somethincofficial* dengan jumlah postingan 18,2 ribu postingan, *#somethincSkincare* dengan jumlah postingan 3.691 ribu postingan. Banyaknya postingan terkait produk *Somethinc* di Tiktok menghasilkan berbagai review dan komentar dari pengguna, baik komentar positif, komentar negative, maupun komentar yang netral. Komentar – komentar ini mencerminkan beragam persepsi masyarakat terhadap produk *somethinc*.

Komentar tentang produk dapat membantu pelanggan yang baru ingin mencoba produk *skincare* berdasarkan pengalaman pengguna yang sudah menggunakan produk tersebut. Komentar dari pengguna lain juga dapat menjadi umpan balik untuk mengetahui pendapat masyarakat terhadap *brand* tersebut. Membaca komentar secara keseluruhan dapat memakan waktu, namun membaca beberapa komentar akan menjadi bias. Agar tidak memakan waktu maka dapat dilakukan Teknik klasifikasi sentiment yang bertujuan untuk mengelompokkan komentar pengguna menjadi opini positif dan negative yang dapat dilakukan dengan analisis sentiment (Astuti dan Astuti, 2022). Analisis sentiment merupakan Teknik yang digunakan dalam menganalisis emosi yang ada didalam teks. Teknologi ini menggunakan Natural Language Porcessing (NPL) dalam identifikasi kata dan frasa yang menunjukkan perasaan atau emosi tertentu, seperti emosi positif dan negative. Tujuan analisis sentiment yaitu untuk memahami emosi yang diungkapkan oleh penulis teks. Kegunaan dari analisis sentimen yaitu untuk memahami opini masyarakat, meningkatkan kualitas sebuah produk dan juga layanan (Munawaroh et al., 2024). Memanfaatkan analisis sentimen otomatis berbasis *machine learning* yang mampu mengklasifikasikan opini masyarakat secara cepat dan akurat dari data teks yang tidak beraturan, penelitian ini menggunakan metode *Recurrent Neural Network (RNN)*, *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Support Vector Machine (SVM)* (Faturhman et al., 2020).

Penelitian ini dilakukan untuk memahami pendapat Masyarakat terhadap produk *Skincare Somethinc* serta membantu perusahaan dalam merumuskan strategi pemasaran yang efektif berbasis data. Oleh karena itu, peneliti memutuskan untuk mengangkat judul penelitian “Analisis Sentimen Terhadap Produk *Skincare* Menggunakan Metode CNN, RNN dan SVM”.

2. KAJIAN TEORITIS

Listyarini dan Anggoro (2021), melakukan penelitian dengan judul “Analisis Sentimen Pilkada di Tengah Pandemi Covi-19 Menggunakan *Convolution Neural Network* (CNN)”. Tujuan penelitian ini untuk menganalisis sentimen terhadap pemilihan presiden Indonesia 2020 selama pandemi COVID-19 dengan menggunakan *Convolution Neural Network* (CNN) untuk mengkategorikan entimen yang diekspresikan dalam tweet yang berkaitan dengan peristiwa Pilkada. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa analisis sentimen Pilkada di tengah pandemi menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90% dengan menggunakan 4-layer *Convolution* dan 100 *epoch*. Akurasi dari lapisan keempat secara bertahap meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah *epoch* yang diamati. Antara *epoch* 50, 75, dan 100, terdapat peningkatan akurasi yang nyata antara 2% hingga 4% dibandingkan dengan *epoch* sebelumnya. Hasil uji klasifikasi kalimat baru berhasil memberikan label prediksi yang sesuai dengan label aslinya. Ada beberapa masalah klasifikasi yang disebabkan oleh beberapa faktor termasuk penggunaan bahasa informal, kata yang ambigu, ejaan yang tidak konsisten, dan kemiripan kata pada data training dan testing.

Berliana dan Mustikasari (2024), melakukan penelitian dengan judul “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Jakarta *Notebook* di *Google Play* Menggunakan Metode *Recurrent Neural Network* (RNN)”. Tujuan penelitian ini untuk melakukan analisis sentimen dari ulasan pengguna terhadap aplikasi Jakarta *Notebook* di *Google Play Store*, dengan menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM). Penelitian ini bertujuan untuk menjawab tantangan yang dihadapi konsumen dalam memilih aplikasi digital dua tengah meningkatnya jumlah pengguna internet dan platform e-commerce. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mencapai akurasi 89,15% selama pelatihan, dengan hasil pengujian terbaik menghasilkan akurasi 88,3%, presisi 75%, recall, 78%, dan skor F1 76%. Analisis terhadap 1,655 ulasan menunjukkan bahwa 77,7% diklasifikasikan sebagai positif dan 22,3% negatif, yang menunjukkan sentimen positif secara umum terhadap aplikasi ini.

Idris et al., (2023), melakukan penelitian dengan judul “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi *Shopee* Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM)”. Tujuan dari penelitian ini untuk melakukan studi analisis sentimen pada aplikasi *Shopee* dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine*

(SVM) untuk mengklasifikasikan komentar pengguna ke dalam sentimen positif dan negatif berdasarkan ulasan yang dikumpulkan melalui *web scraping*, yang menghasilkan dataset sebanyak 3.000 ulasan. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) mencapai akurasi yang tinggi yaitu 98% dan F1-score sebesar 0,98. Selain itu, evaluasi menunjukkan presisi 0,99, recall 0,97, dan F1-score 0,98 dan untuk label positif presisi 0,97, recall 0,99, dan F1-score 0,98. Studi ini menyimpulkan bahwa SVM efektif untuk klasifikasi dalam konteks ini.

3. METODE PENELITIAN

1. Pengumpulan Data

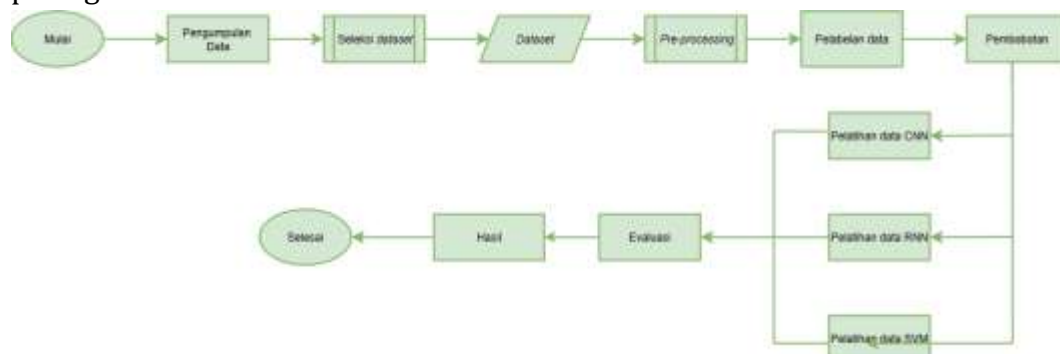
Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data dari media sosial TikTok berupa text komentar dalam bahasa Indonesia. Data komentar yang diambil menggunakan query "Somethinc". Untuk mendapatkan data yang sesuai dengan kasus yang akan diteliti, proses pengambilan data menggunakan beberapa kata kunci yang berkaitan dengan "Somethinc". Kata kunci yang digunakan dijelaskan pada Tabel 1.

Tabel 1. Daftar kata kunci

Somethinc	Skincare Somethinc
	Somethinc Moisturizer
	Somethinc Ingredients
	Somethinc Lip Balm
	Somethinc Sunscreens

2. Rancangan Sistem

Rancangan system dibangun untuk memberikan gambaran alur setiap proses dalam system yang akan dibuat. Sistem yang akan dibangun dapat dilihat pada gambar 5.



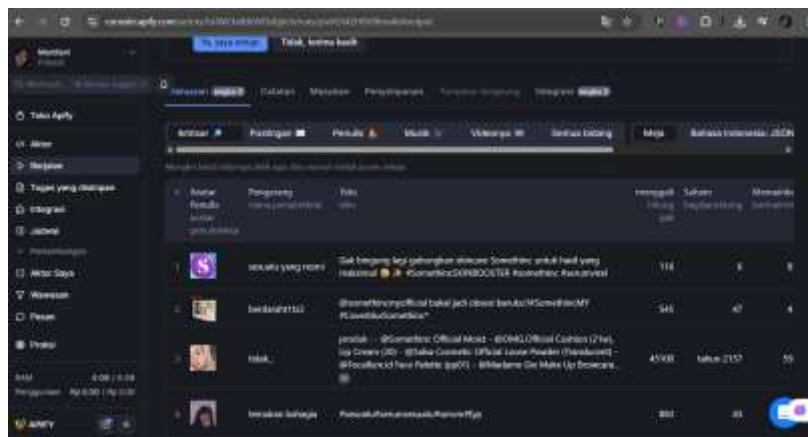
Gambar 1. Rancangan system

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data atau proses *crawling* data dari Media Sosial Tiktok dilakukan menggunakan *apify console*, yaitu sebuah *platform web scraping* berbasis *cloud* yang memungkinkan pengguna mengumpulkan data dari berbagai situs secara terstruktur. Dalam penelitian ini, *apify* digunakan untuk mengambil komentar pengguna dari platform media sosial Tiktok yang berkaitan dengan produk *Skincare Somethinc*.

Proses pengumpulan data diawali dengan membuat sebuah *actor* (*crawler*) pada *apify console* yang dikonfigurasi untuk menelusuri halaman Tiktok berdasarkan kata kunci seperti "*review Somethinc*" atau "*Skincare Somethinc*". *Actor* tersebut kemudian mengakses video-video yang berkaitan dengan kata kunci lalu mengekstrak bagian komentar dari masing-masing video. Hasil *scraping* disimpan dalam beberapa format yaitu JSON, CSV, XML, Exel dan selanjutnya diekspor untuk dilakukan proses labelling dan *preprocessing*.



Gambar 2. *Crawling* Data menggunakan *Apify*

2. *Preprocessing* Data

Preprocessing data dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan text sebelum dianalisis. Proses ini dimulai dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar seragam, lalu menghapus angka, tanda baca, spasi ganda, dan kata-kata yang hanya terdiri dari satu huruf karena dianggap tidak memiliki makna penting. Tahapan selanjutnya adalah mengganti kata-kata tidak baku atau singkatan dengan bentuk baku sesuai kamus slang yang telah disiapkan. Setiap kata diubah ke bentuk dasarnya agar model lebih mudah memahami makna sebenarnya dari teks.

```

# == Fungsi Preprocessing Lengkap ==
def preprocessing(text):
    text = str(text).lower() # Case folding
    text = re.sub(r'\d+', '', text) # Remove number
    text = re.sub(rf'[re.escape(string.punctuation)]+', '', text) # Remove punctuation
    text = re.sub(r'\s+', ' ', text) # Remove multiple whitespace
    text = re.sub(r'\b\w\b', '', text) # Remove single char
    text = text.strip()

    tokens = text.split() # Tokenizing
    tokens = [word for word in tokens if word not in stopwords] # Stopwords removal
    text = ' '.join(tokens)

    text = normalisasi(text) # Normalisasi
    text = stemmer.stem(text) # Stemming

    return text

```

Gambar 3. *Cleaning Data*

3. Pembagian Data

```

# == Split train menjadi train dan val ==
train_df, val_df = train_test_split(df_train, test_size=0.2,
                                   stratify=df_train["Label"], random_state=42)
train_df["Split"] = "train"
val_df["Split"] = "val"
df_test["Split"] = "test"

```

Gambar 9. Pembagian Data

Data latih pada penelitian ini dibagi kembali menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan pembagian 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Pembagian ini dilakukan secara seimbang berdasarkan distribusi label sentimen agar proporsi data positif, netral, dan negative tetap terjaga. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa model tidak bias terhadap salah satu kelas saat proses pelatihan. Selain itu, setiap bagian data diberi penanda (*split*) yang menunjukkan asalnya, yaitu “train” untuk data latih, “val” untuk data validasi dan “test” untuk data uji. Pembagian ini bertujuan agar proses evaluasi model dapat dilakukan secara bertahap dan objektif.

4. Implementasi Metode CNN

```

cnn_model = build_cnn()
cnn_model.fit(x_train_pad, y_train_cat, epochs=5, batch_size=32, verbose=0)
cnn_preds = np.argmax(cnn_model.predict(x_val_pad), axis=1)
df_val["Pred_CNN"] = label_encoder.inverse_transform(cnn_preds)

```

Gambar 10. Implementasi Metode CNN

Model CNN digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar yang telah diproses dan didapatkan dalam bentuk vektor. Model ini dilatih menggunakan data latih dan label yang telah dikonversi ke dalam bentuk kategorial. Setelah proses pelatihan selesai, model menghasilkan prediksi terhadap data validasi dalam bentuk probabilitas, kemudian dipilih kelas dengan nilai tertinggi sebagai hasil prediksi. Hasil klasifikasinya kemudian dikembalikan

dalam bentuk label aslinya dan disimpan sebagai bagian dari data validasi untuk keperluan evaluasi.

5. Implementasi Metode RNN

```
print("\n\n Melatih model RNN ... ")
rnn_model = build_rnn()
rnn_model.fit(x_train_pad, y_train_cat, epochs=5, batch_size=32, verbose=0)
rnn_preds = np.argmax(rnn_model.predict(x_val_pad), axis=1)
df_val["Pred_RNN"] = label_encoder.inverse_transform(rnn_preds)
```

Gambar 11. Implementasi Metode RNN

Code diatas merupakan proses pelatihan dan prediksi model RNN untuk klasifikasi sentimen. Model RNN dibuat dan dilatih menggunakan data latih yang telah diproses dan dikonversi menjadi bentuk numerik serta label dalam bentuk kategorikal. Setelah pelatihan selama 5 epoch, model digunakan untuk memprediksi data validasi. Hasil prediksi berupa kemungkinan untuk setiap kelas sentimen. Hasil prediksi tersebut dikembalikan ke bentuk label asli dan disimpan dalam kolom pred_RNN untuk dianalisis dan dievaluasi lebih lanjut.

6. Implementasi Metode SVM

```
print("\n\n Melatih model SVM ... ")
svm_model = SVC(kernel='linear')
svm_model.fit(x_train_tfidf, y_train)
svm_preds = svm_model.predict(x_val_tfidf)
df_val["Pred_SVM"] = label_encoder.inverse_transform(svm_preds)
```

Gambar 12. Implementasi Metode SVM

Code diatas merupakan proses pelatihan dan prediksi menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan karnel linear. Model SVM dibuat, lalu dilatih menggunakan data latih yang telah diubah menjadi representasi numerik dan label sentimen. Setelah model belajar dari data tersebut, dilakukan prediksi terhadap data validasi untuk mengetahui hasil klasifikasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

7. Evaluasi

```
print("\n Evaluasi CNN:")
print(classification_report(y_val, cnn_preds, target_names=class_names))
tampilkan_confusion_per_kelas(y_val, cnn_preds, "CNN")
```

Gambar 13. Evaluasi Model CNN

Code ini digunakan untuk mengevaluasi performa model CNN. Dengan memanggil fungsi `classification_report` dari Pustaka `sklearn.metrics` untuk menampilkan metrik evaluasi.

```
print("\n Evaluasi RNN:")
print(classification_report(y_val, rnn_preds, target_names=class_names))
tampilkan_confusion_per_kelas(y_val, rnn_preds, "RNN")
```

Gambar 14. Evaluasi Model RNN

Code diatas digunakan untuk mengevaluasi performa model RNN dalam klasifikasi sentimen. Dengan menghasilkan laporan evaluasi berupa metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari hasil prediksi model.

```
print("\n Evaluasi SVM:")
print(classification_report(y_val, svm_preds, target_names=class_names))
tampilkan_confusion_per_kelas(y_val, svm_preds, "SVM")
```

Gambar 15. Evaluasi Model SVM

Code diatas digunakan untuk mengevaluasi performa model SVM dalam mengklasifikasikan data sentimen. Evaluasi dilakukan dengan mencetak metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score* menggunakan fungsi `classification_report`, yang membandingkan label aslinya dengan hasil prediksi model berdasarkan tiga kelas sentimen: positif, negative, dan netral.

8. Hasil Analisis Sentimen

Hasil Analisis sentimen pada *Skincare* dengan menggunakan metode klasifikasi sentimen, yaitu CNN, RNN, dan SVM dilakukan dengan membandingkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari masing-masing kelas sentimen (positif, negatif, dan netral), serta melihat confusion matrix untuk mengetahui distribusi prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas.

Model SVM menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 94%. Untuk kelas positif, SVM berhasil mendapatkan *f1-score* sebesar 0.92, sedangkan kelas

netral dan negative masing masing memperoleh nilai 0.96 dan 0.94. Convution marix menunjukkan bahwa SVM hanya melakukan sedikit kesalahan klasifikasi, seperti kesalahan dalam membedakan antara computer positif dan negative yang jumlahnya sangat kecil. Hal ini menunjukkan kemampuan model dalam menangkap representasi fitur dari data teks yang telah diproses,

Model CNN dengan performa cukup tinggi, yaitu akurasi 85%. CNN menunjukkan performa terbaik pada kelas netral dengan *f1-score* 0.93, diikuti oleh kelas negative sebesar 0.81, dan kelas positif sebesar 0.82. Walaupun akurasi CNN sama dengan RNN, model ini menunjukkan sebaran prediksi yang lebih seimbang dan stabil antar kelas berdasarkan confusion martix.

Model RNN memperoleh akurasi 86% dengan performa yang cukup baik. *F1-score* tertinggi dicapai pada kelas netral sebesar 0.92, disusul oleh negative sebesar 0.85, dan positif sebesar 0.81. Meski performa RNN hampir sama dengan CNN, namun confusion matrix menunjukkan bahwa model RNN melukan lebih banyak kesalahan dalam mengkalsifikasikan komenatar positif, yaitu FN sebanyak 10 komentar.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil evaluasi, disarankan agar penelitian selanjutnya melakukan penyeimbangan data untuk menghindari bias terhadap kelas tertentu, serta memperbaiki arsitektur RNN dengan pendekatan yang lebih kompleks seperti Bidirectional LSTM atau menggunakan pre-trained embedding seperti Word2Vec. Selain itu, hasil analisis sentimen akan lebih akurat jika menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam.

DAFTAR REFERENSI

Ainunnisa, I. R., & Sulastri, S. (2023). Analisis Sentimen Aplikasi Tiktok dengan Metode Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression dan Naïve Bayes. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, 6(3), 423–430. <https://doi.org/10.32493/jtsi.v6i3.31076>

Astuti, T., & Astuti, Y. (2022). Analisis Sentimen Review Produk Skincare Dengan Naïve Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO). *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(4), 1806. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i4.4119>

Berliana, A. S., & Mustikasari, M. (2024). *JAKARTANOTEBOOK PLAY*

MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN). 12(3).

Fadhilla, L. (2024). Analisis Media Monitoring terhadap Produk Baru Brand Skintific pada Bulan Maret 2024. *Jurnal Bisnis Dan Komunikasi Digital*, 1(3), 10. <https://doi.org/10.47134/jbkd.v1i3.2754>

Fahrezi, M. A., Mushauwir, A. Al, Rahman, W. N., & ... (2022). Systematic Literature Review: Peran Hashtag dalam Meningkatkan Visibilitas Konten Sosial Media (Studi Kasus: Instagram). *Jurnal Sains Pemasaran ...*, 21(2), 142–153. <https://ejournal.undip.ac.id/index.php/jspi/article/view/46663>

Faturohman, F., Irawan, B., Si, S., & Setianingsih, C. (n.d.). *ANALISIS SENTIMEN PADA BPJS KESEHATAN MENGGUNAKAN RECURRENT NEURAL NETWORK SENTIMENT ANALYSIS ON BPJS KESEHATAN USING RECURRENT NEURAL NETWORK.*

Idris, I. S. K., Mustofa, Y. A., & Salihi, I. A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 5(1), 32–35. <https://doi.org/10.37905/jjee.v5i1.16830>

Listyarini, S. N., & Anggoro, D. A. (2021). Analisis Sentimen Pilkada di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Convolution Neural Network (CNN). *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia*, 1(7), 261–268. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.60>

Munawaroh, A., Ridhoi, R., & Rudiman, R. (2024). Sentiment Analysis Dengan Naïve Bayes Berbasis Orange Terhadap Resiko Pembangunan Ikn. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 587–592. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8454>

Permana, E., Eka Putri, R. S., Alfinda, P. D., & Mardhiyah, M. (2024). Strategi Pemasaran Produk Skincare Somethinc Di Kalangan Generasi Z. *Jurnal Pemasaran Kompetitif*, 7(2), 119–135. <https://doi.org/10.32493/jpkpk.v7i2.29289>

Ridha Fatima Azzahra. (2024). Analisis Komparasi Sentimen Positif Pada Media Sosial Dan Pemberitaan Brand Kecantikan Somethinc. *Harmoni: Jurnal Ilmu Komunikasi Dan Sosial*, 2(3), 23–37. <https://doi.org/10.59581/harmoni-widyakarya.v2i3.3625>