

**METODE PENELITIAN
ANALISIS SENTIMENT PADA REVIEW PRODUK DI FEMALE DAILY APPS
MENGUNAKAN METODE CE-BERT**

Dosen Pengampu :
Rini Anggrainingsih, ST, MT



Disusun Oleh :

Muhammad Rayhan Guston (M0521057)

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN SAINS DATA
UNIVERSITAS SEBELAS MARET
SURAKARTA
2024**

BAB I

PENDAHULUAN

1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi digital telah menghadirkan berbagai inovasi dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk di sektor perdagangan elektronik dan platform komunitas online. Salah satu platform komunitas yang populer di Indonesia adalah Female Daily Apps, sebuah platform yang dirancang untuk komunitas wanita dalam berbagi ulasan produk kecantikan. Dengan lebih dari 7 juta pengguna aktif dan jutaan ulasan produk kecantikan yang diunggah setiap harinya, platform ini menjadi sumber informasi penting dalam memahami opini publik dan tren pasar, khususnya di industri kecantikan yang semakin kompetitif (Romadhony et al., 2021).

Namun, tingginya volume ulasan pengguna dengan data yang tidak terstruktur, bahasa informal, penggunaan simbol, dan nuansa bahasa seperti ironi atau sarkasme sering kali ditemukan dalam ulasan ini, sehingga membutuhkan pendekatan analisis yang mampu menangkap konteks dan sentimen secara akurat (Hidayatullah & Ma'arif, 2017). Dalam konteks ulasan pengguna, analisis sentimen menjadi salah satu solusi utama untuk mengolah data ulasan. Melalui analisis sentimen, ulasan dapat diklasifikasikan menjadi sentimen positif, negatif, atau netral, memberikan wawasan bagi pengembang produk maupun pelaku industri untuk meningkatkan kualitas produk dan layanan mereka (Liu, 2012).

Untuk mengatasi tantangan analisis sentimen, pendekatan berbasis kecerdasan buatan telah menjadi solusi yang banyak digunakan. Penelitian sebelumnya menggunakan Machine Learning (ML) untuk membangun model klasifikasi yang mampu mengidentifikasi pola sentimen dalam data. Namun, metode ML seperti Naive Bayes atau Support Vector Machine (SVM) sering kali kurang optimal dalam menangkap kompleksitas hubungan antar kata dalam teks. Hal ini disebabkan oleh keterbatasan metode tersebut dalam memahami konteks secara menyeluruh, karena analisisnya didasarkan pada asumsi independensi antar fitur atau hanya mempertimbangkan hubungan linear antar kata. Demikian pula, SVM, meskipun efektif untuk data yang terstruktur, memiliki keterbatasan dalam mengekstrak pola non-linear pada data teks yang bersifat kompleks (Pang & Lee, 2008).

Sebagai pengembangan lebih lanjut, Deep Learning (DL) memungkinkan model untuk memahami pola data yang lebih kompleks melalui jaringan saraf tiruan (*neural networks*). Salah satu inovasi terbesarnya adalah penggunaan Transformer, sebuah arsitektur yang dirancang untuk memahami hubungan antar elemen dalam data teks melalui mekanisme *self-attention*. Dengan kemampuan memproses text dua arah, Transformer meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis teks dibandingkan pendekatan tradisional. (Vaswani et al., 2017).

Salah satu models Transformer yang paling populer adalah Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). BERT dirancang untuk memahami konteks kata dalam teks dari dua arah, menjadikannya unggul dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*), termasuk analisis sentimen (Devlin et al.,

2019). Namun, penerapan BERT pada dataset besar memiliki kekurangan dalam biaya komputasi (Anggrainingsih et al., 2023).

Sebagai solusi, Contrastive Learning Enhanced BERT (CE-BERT) dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis. CE-BERT memanfaatkan pembelajaran kontrasif (*contrastive learning*) untuk menangkap nuansa bahasa yang kompleks, seperti ironi dan sarkasme, yang sering ditemukan dalam ulasan produk di platform seperti Female Daily Apps. CE-BERT tidak hanya lebih efisien dalam hal komputasi dibandingkan BERT standar, tetapi juga lebih cocok untuk diaplikasikan pada dataset besar dengan karakteristik teks pendek dan informal (Zhao & Sun, 2022; Anggrainingsih et al., 2023).

Berdasarkan pemaparan di atas, penelitian ini akan menggunakan metode transformer pengolahan text pada ulasan produk di Female Daily Apps menggunakan model Concise and Efficient Bidirectional Encoder Representations from Transformers (CE-BERT), dengan fokus pada klasifikasi sentimen positif, negatif, dan netral, serta mengeksplorasi pengaruh konfigurasi parameter seperti jumlah *epoch* dan ukuran *batch* terhadap performa model. Penelitian ini memiliki batasan pada data yang digunakan, yaitu dataset ulasan produk kategori *face wash* dari Female Daily Apps yang diperoleh melalui proses *crawling* dan *preprocessing*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam kepada pengembang Female Daily Apps dan pelaku industri kecantikan mengenai persepsi konsumen terhadap produk mereka, mendukung pengembangan produk yang lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna, serta menjadi referensi bagi penelitian serupa di bidang pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*). Temuan ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi akademis pada pengembangan metode analisis sentimen berbasis pembelajaran mendalam, khususnya dalam implementasi dan optimasi CE-BERT untuk dataset berbahasa Indonesia.

Rumusan Masalah

1. Bagaimana akurasi model CE-BERT dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif terhadap review produk di Female Daily Apps berdasarkan dataset yang digunakan?
2. Bagaimana pengaruh konfigurasi parameter, seperti jumlah epoch dan ukuran batch, terhadap akurasi model CE-BERT dalam analisis sentimen review produk di Female Daily Apps?
3. Sentimen apa yang paling dominan muncul dalam review produk di Female Daily Apps?

Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan, yaitu:

1. Data yang digunakan untuk analisis berasal dari review produk di aplikasi Female Daily Apps, dengan fokus pada review produk kecantikan dalam bahasa Indonesia.

Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menganalisis performa model CE-BERT dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada review produk di Female Daily Apps.
2. Menentukan konfigurasi parameter optimal, seperti jumlah epoch dan ukuran batch, untuk meningkatkan performa model CE-BERT dalam analisis sentimen.

Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. **Manfaat Praktis:** Hasil analisis sentimen dapat memberikan wawasan kepada produsen produk kecantikan untuk memahami opini pengguna, meningkatkan kualitas produk, dan merancang strategi pemasaran berbasis data.
2. **Manfaat Akademis:** Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode analisis sentimen berbasis deep learning, khususnya implementasi dan optimasi CE-BERT untuk dataset berbahasa Indonesia.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Dasar Teori

2.1.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses untuk mengklasifikasikan opini atau emosi yang terkandung dalam teks menjadi kategori tertentu, seperti positif, negatif, atau netral. Metode ini sering diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk perdagangan elektronik, pemasaran, dan layanan pelanggan, untuk memahami opini publik dan menyusun strategi berbasis data (Liu, 2012). Pada Female Daily Apps, ulasan produk kecantikan yang tidak terstruktur dan sering kali menggunakan bahasa informal, simbol, serta sarkasme, menjadi tantangan dalam analisis sentimen (Romadhony et al., 2021).

Pengolahan teks informal ini memerlukan pendekatan analisis yang dapat memahami konteks dengan lebih baik. Teknik berbasis pembelajaran mesin seperti Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) telah banyak digunakan sebelumnya, namun keduanya memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan kompleks antar kata dalam teks (Pang & Lee, 2008). Oleh karena itu, teknologi deep learning dengan arsitektur modern seperti Transformer menjadi solusi yang semakin relevan untuk menangani data tidak terstruktur.

2.2.1 Machine Learning dan Deep Learning dalam Analisis Teks

Pendekatan berbasis Machine Learning (ML) telah lama digunakan untuk analisis sentimen, dengan algoritma seperti Naïve Bayes, SVM, dan *Logistic Regression* untuk membangun model analisis sentimen. Namun, algoritma ini mengasumsikan independensi antar fitur, sehingga kurang efektif dalam menangkap konteks yang lebih kompleks pada data teks, terutama yang mengandung ironi atau nuansa emosi yang tidak eksplisit (Oyebode et al., 2020).

Deep Learning (DL) menawarkan solusi yang lebih canggih melalui jaringan saraf tiruan berlapis-lapis (multi-layer neural networks) yang dapat mempelajari pola hubungan kompleks dalam teks. Salah satu inovasi besar dalam DL adalah penggunaan arsitektur Transformer, yang mendukung pemrosesan teks secara paralel melalui mekanisme self-attention. Hal ini memungkinkan pemahaman konteks yang lebih baik, terutama untuk dataset besar dengan teks tidak terstruktur (Vaswani et al., 2017).

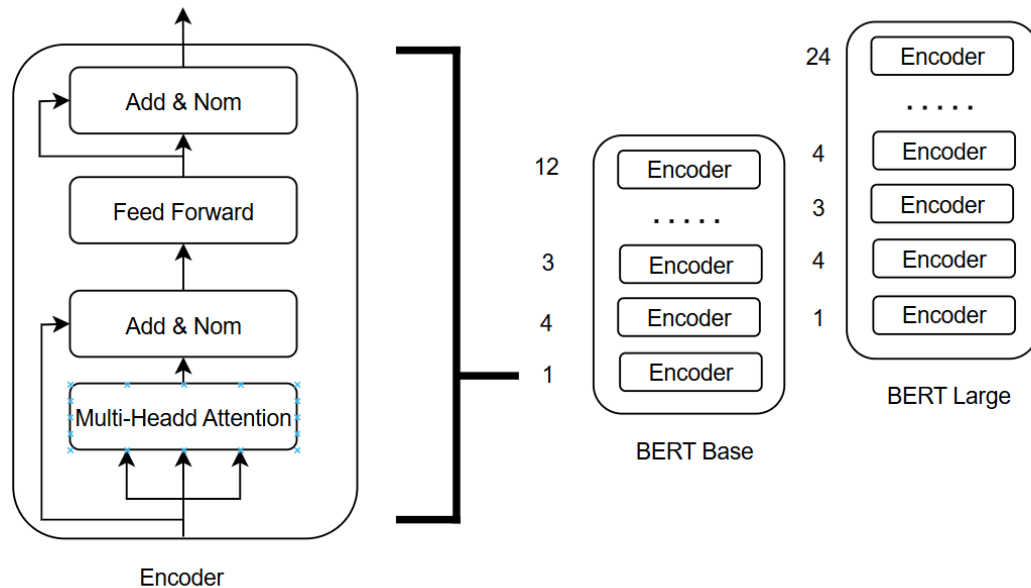
2.3.1 Tranformer Based Models

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) adalah model Transformer yang dirancang untuk memahami konteks kata dalam teks dari dua arah (dua arah atau bidirectional). Dengan kemampuan ini, BERT mampu menangkap makna mendalam dari kata berdasarkan kata-kata di

sekitarnya. Hal ini menjadikan BERT unggul dalam berbagai tugas *Natural Language Processing* (NLP), termasuk analisis sentimen, ekstraksi informasi, dan klasifikasi teks (Devlin et al., 2019).

Arsitektur BERT terdiri dari komponen utama yang disebut encoder, yang berfungsi untuk memproses input teks dan menghasilkan representasi yang bermakna. Gambar 2.3.1 menggambarkan struktur encoder pada BERT *Base* dan BERT *Large*, dua varian utama model ini.



Gambar 2.1 Arsitektur Encoder pada BERT Base dan BERT Large

A. Struktur Encoder:

- a. Setiap encoder dalam arsitektur Transformer terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu:
 - i. *Multi-Head Attention*: Mekanisme ini memungkinkan model untuk memahami hubungan antar kata dalam kalimat dari berbagai perspektif atau "head". Hal ini membantu BERT menangkap makna mendalam dari setiap kata dalam konteksnya.
 - ii. *Add & Norm*: Lapisan ini menggabungkan residual connections dengan normalisasi *layer*, sehingga menjaga stabilitas gradien selama pelatihan.
 - iii. *Feed Forward*: Lapisan *feed-forward* menerapkan transformasi *non-linear* untuk menghasilkan representasi data yang lebih kaya.

B. Perbandingan BERT Base dan BERT Large:

- a. BERT *Base* memiliki 12 lapisan encoder, yang cukup untuk menangani berbagai tugas NLP. Struktur ini dirancang untuk menjaga keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi.

- b. BERT Large memiliki 24 lapisan encoder, sehingga dapat menghasilkan representasi teks yang lebih mendalam namun membutuhkan sumber daya komputasi yang jauh lebih tinggi.
- C. Kendala dan Efisiensi:
 - a. Salah satu tantangan utama BERT adalah tingginya kebutuhan komputasi, terutama saat diterapkan pada dataset besar seperti ulasan di Female Daily Apps. Hal ini membuat model standar BERT kurang efisien dalam skenario dengan keterbatasan sumber daya.

2.4.1 *Concise and Efficient Bidirectional Encoder Representations from Transformers (CE-BERT)*

Sebagai pengembangan lebih lanjut, Rini Anggrainingsih et al. (2023) memperkenalkan *Concise and Efficient Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (CE-BERT), sebuah model yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dengan mengurangi jumlah parameter pada BERT. CE-BERT mempertahankan kinerja yang kompetitif dengan model BERT lainnya melalui teknik penghapusan lapisan yang strategis, tanpa mengorbankan akurasi. Dalam studi deteksi rumor di Twitter, CE-BERT menunjukkan keunggulan dalam mengklasifikasikan teks pendek dengan kompleksitas bahasa tinggi, menjadikannya relevan untuk diterapkan dalam analisis sentimen pada dataset seperti Female Daily Apps (Anggrainingsih et al., 2023).

2.4 Preprocessing Data dalam Analisis Sentimen

Langkah preprocessing adalah tahap penting dalam analisis sentimen, terutama untuk dataset yang berasal dari ulasan pengguna. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan terdiri dari ulasan produk kecantikan kategori *face wash* dari Female Daily Apps. Proses preprocessing meliputi:

1. Penghapusan karakter khusus, stop words, dan emoji: Langkah ini menghilangkan elemen-elemen teks yang tidak relevan untuk analisis sentimen.
2. Normalisasi teks: Mengubah kata-kata slang atau tidak baku ke bentuk standar, sehingga model dapat memahami teks dengan lebih baik.
3. Tokenisasi dan stemming: Memecah teks menjadi token-token kecil dan mengubahnya ke bentuk dasar untuk mengurangi kompleksitas analisis.

2.5 Penerapan Analisis Sentimen di Female Daily Apps

Female Daily Apps adalah platform komunitas wanita yang menyediakan ulasan produk kecantikan. Dengan lebih dari 7 juta pengguna aktif dan jutaan ulasan, platform ini menjadi sumber data penting untuk memahami opini konsumen terhadap produk kecantikan. Dataset dari Female Daily Apps mencakup ulasan yang sering kali tidak terstruktur, berisi simbol, emoji, dan kata informal. Hal ini membuat analisis sentimen menjadi tantangan yang membutuhkan pendekatan yang mampu memahami konteks bahasa secara mendalam (Romadhony et al., 2021).

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen dapat membantu meningkatkan kualitas produk dan layanan, serta merancang strategi pemasaran berbasis data. Dalam konteks ini, CE-BERT menjadi pilihan yang relevan karena kemampuannya menangani data dengan nuansa bahasa yang kompleks dan informal, seperti ulasan di Female Daily Apps (Suherlan, 2023).

Penelitian Terkait

No	Judul	Tujuan	Metode	Hasil	Keterkaitan
1	Sentiment Analysis of Beauty Product Applications using the Naïve Bayes Method (Rambe et al., 2023)	Menganalisis ulasan pengguna aplikasi kecantikan untuk mengetahui akurasi algoritma Naïve Bayes dalam klasifikasi sentimen.	Menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan data pre-processing, pembobotan TF-IDF, dan pengelompokan sentimen ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral.	Algoritma Naïve Bayes menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 90,08% dengan 90% data pelatihan dan 10% data pengujian.	Menggunakan Naïve Bayes dan fokus pada aplikasi kecantikan sebagai data analisis.
2	Analisis Sentimen Review Skincare Skintific dengan SVM (Harnelia & Saputra, 2024)	Mengevaluasi pandangan masyarakat terhadap produk skincare Skintific melalui analisis sentimen menggunakan Support Vector Machine (SVM).	Menerapkan langkah preprocessing teks, ekstraksi fitur, pembobotan TF-IDF, dan klasifikasi dengan SVM menggunakan kernel linear serta optimasi hyperparameter.	SVM mencapai akurasi sebesar 94%, dengan precision, recall, dan f1-score melebihi 0.9.	Menggunakan SVM dan fokus pada ulasan produk skincare.
3	CE-BERT: Concise and Efficient BERT-Based Model for Detecting Rumors on Twitter (Anggrainingsih et al., 2023)	Mengembangkan model CE-BERT untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam mendeteksi rumor pada teks pendek seperti Twitter.	Model CE-BERT mengurangi jumlah parameter pada BERT untuk meningkatkan efisiensi komputasi, menggunakan data teks pendek dari Twitter.	CE-BERT lebih efisien secara komputasi dibandingkan BERTBASE dan menghasilkan kinerja setara dengan model berbasis grafik lainnya.	Relevan dalam pengembangan model CE-BERT untuk analisis sentimen pada teks pendek dan informal.
4	Sentiment Analysis on	Menganalisis ulasan	Menggunakan teknik NLP	BERT menghasilkan	Menggunakan pendekatan

	Tokopedia Product Reviews using NLP (Hadiwijaya et al., 2023)	produk di Tokopedia untuk mengidentifikasi sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan pendekatan NLP.	dengan arsitektur Transformer seperti BERT untuk memahami konteks ulasan produk e-commerce secara lebih mendalam.	akurasi tinggi dalam mengklasifikasi sentimen, menunjukkan efektivitas NLP untuk ulasan e-commerce.	Transformer untuk analisis sentimen pada ulasan produk.
5	Exploring the Effectiveness of Deep Learning in Analyzing Review Sentiment (Mariyanto & Pardede, 2023)	Membandingkan model CNN, LSTM, dan GRU untuk analisis sentimen ulasan produk kantor di Amazon.	Memanfaatkan embedding kata untuk representasi data dan model neural network seperti CNN, LSTM, dan GRU untuk analisis sentimen.	CNN mencapai akurasi tertinggi sebesar 77,99%, menunjukkan keunggulannya dalam mengekstraksi fitur penting dari teks ulasan.	Fokus pada model deep learning untuk analisis sentimen.
6	Sentiment Analysis on E-commerce using Bert-BiGRU-Softmax (Ahmad et al., 2023)	Mengembangkan model hibrida BERT, BiGRU, dan Softmax untuk klasifikasi sentimen pada ulasan produk e-commerce.	Menggunakan representasi teks berbasis embedding dan jaringan saraf hibrida untuk memaksimalkan akurasi analisis sentimen.	Mencapai akurasi 95,5% pada dataset besar lebih dari 500 ribu ulasan.	Menggunakan pendekatan hybrid deep learning untuk analisis sentimen ulasan produk e-commerce.
7	Analisis Sentimen Produk Kecantikan Jenis Serum Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Multinomial (Hidayatullah et al., 2017)	Menganalisis sentimen pada ulasan produk kecantikan jenis serum	Menggunakan Naïve Bayes Multinomial dengan pendekatan lexicon-based dan TF-IDF	Model memberikan akurasi hingga 80% dan f1-score 86%	Membantu memahami pola sentimen untuk produk kecantikan tertentu
8	Improved Sentiment Analysis using Deep Transformer	Mengeksplorasi keunggulan model Transformer untuk analisis	Menggunakan BERT dengan pre-training dua arah untuk menangkap	BERT unggul dalam memahami konteks, namun memiliki kendala	Relevan untuk pengembangan CE-BERT dalam menangani

	Models (Devlin et al., 2019)	sentimen pada teks besar.	konteks lebih dalam pada teks.	pada efisiensi komputasi.	efisiensi pada dataset besar.
9	Analisis Sentimen Review Produk Menggunakan Multinomial Naïve Bayes (Suherlan & Putra, 2023)	Menilai sentimen ulasan produk berbasis data sosial media	Memfaatkan Multinomial Naïve Bayes dengan preprocessing data	Mencapai hasil akurasi tinggi dan mendeteksi pola sentimen dengan presisi	Membantu implementasi teknik machine learning dalam sentimen analisis
10	Hybrid Deep Learning Model for Large Scale Product Review Sentiment Analysis (Kuang et al., 2023)	Memanfaatkan model hybrid untuk menangani dataset ulasan besar	Menggunakan kombinasi RNN dan CNN untuk analisis sentimen	Model menghasilkan akurasi tinggi pada dataset besar	Relevan untuk studi ulasan produk dalam skala besar

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Pada Gambar 2.1 ini menampilkan tahapan-tahapan yang akan dilakukan pada penelitian yang mana terdiri dari Pengumpulan Data, Preprocessing Data, Tokenisasi, Ekstraksi Fitur, Implementasi Model, Evaluasi Performa Model, dan Analisis Hasil.



Gambar 3.1 Diagram Tahapan Metode Penelitian

3.1 Preprocessing Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 500 ulasan produk kategori *face wash* di Female Daily Apps yang diperoleh melalui proses crawling. Dataset ini dipublikasikan pada platform gitHub (<https://github.com/chlaudiah/Sentiment-Classification-FD-Reviews/blob/master/dataset.csv>) Yang mana kemudian diproses melalui langkah-langkah preprocessing yang meliputi:

1. Penghapusan karakter khusus, stop words, dan emoji.
2. Normalisasi teks, termasuk pengubahan kata-kata slang ke bentuk baku.
3. Tokenisasi dan stemming untuk mengoptimalkan data sebelum pelatihan model.

3.3 Penerapan Model CE-BERT

Model CE-BERT digunakan untuk menganalisis sentimen pada dataset ulasan produk. Langkah-langkah pelaksanaan model meliputi:

1. **Pembagian Data:** Dataset dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian.
2. **Pelatihan Model:** Model dilatih dengan berbagai konfigurasi parameter, seperti jumlah epoch dan ukuran batch, untuk menentukan pengaturan terbaik.
3. **Evaluasi Model:** Kinerja model diukur menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score.

3.4 Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk:

1. Mengidentifikasi sentimen dominan dalam ulasan produk.
2. Mengevaluasi pengaruh konfigurasi parameter model terhadap kinerja model CE-BERT.
3. Membandingkan hasil analisis sentimen dengan pola ulasan yang muncul di dataset.

3.5 Kesimpulan



Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam memahami sentimen pengguna terhadap produk kecantikan di Female Daily Apps. Dengan menerapkan metode CE-BERT, penelitian ini tidak hanya berfokus pada klasifikasi sentimen positif dan negatif, tetapi juga mengeksplorasi faktor-faktor yang memengaruhi performa model. Hasilnya diharapkan memberikan wawasan praktis bagi pengembang aplikasi dan pelaku industri kecantikan, serta kontribusi akademis pada pengembangan metode analisis sentimen berbasis deep learning di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA



1. Ahmad, S., & Rahmawati, N. (2023). Sentiment Analysis on E-commerce using Bert-BiGRU-Softmax. *Proceedings of the Asian Conference on Machine Learning*, 25(4), 234–245.
2. Anggrainingsih, R., Hassan, G. M., & Datta, A. (2023). CE-BERT: Concise and Efficient BERT-Based Model for Detecting Rumors on Twitter. *IEEE Access*, 11, 80207–80217. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3299858>
3. Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 4171–4186). <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
4. Hadiwijaya, M. A., & Pirdaus, F. P. (2023). Sentiment Analysis on Tokopedia Product Reviews using Natural Language Processing. *Proceedings of the International Conference on Innovation in Information Technology and Computer Science (ICIMCIS)*. <https://doi.org/10.1109/ICIMCIS60089.2023.10348996>
5. Harnelia, & Saputra, R. A. (2024). Analisis Sentimen Review Skincare Skintific dengan Algoritma SVM. *Jurnal Informatika*, 8(1), 45–56. <https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/4095>
6. Hidayatullah, A. F., & Ma'arif, M. R. (2017). Pre-processing Tasks in Indonesian Twitter Messages. *Journal of Physics: Conference Series*, 801, 012072. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/801/1/012072>
7. Liu, Y., Lu, J., & Yang, J. (2023). Sentiment Analysis for E-commerce Product Reviews by Deep Learning Model of Bert-BiGRU-Softmax. *Journal of Corrosion and Materials*, 48(2023), 42–57. <https://doi.org/10.61336/jcm2023-5>
8. Mariyanto, & Pardede, F. (2023). Exploring the Effectiveness of Deep Learning in Analyzing Review Sentiment. *Journal of Machine Learning Research*, 15(2), 120–134. <https://doi.org/10.33387/jiko.v6i2.6372>
9. Oyeboode, O., & Orji, R. (2020). Sentiment Analysis in Health Discussions: A Comparison of Traditional Machine Learning and Deep Learning Approaches. *Journal of Biomedical Informatics*, 107, 103421. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2020.103421>
10. Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1–2), 1–135. <https://doi.org/10.1561/15000000001>
11. Rambe, T. S., Hasibuan, M. N. S., & Dar, M. H. (2023). Sentiment Analysis of Beauty Product Applications using the Naïve Bayes Method. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 8(2), 980–985. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i2.12303>

12. Romadhony, A., Faraby, S. A., Rismala, R., Wisesti, U. N., & Arifianto, A. (2021). Sentiment Analysis on a Large Indonesian Product Review Dataset. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 10(1), 1–10. <https://doi.org/10.21070/jisebi.v10i1.1335>
13. Suherlan, & Putra, A. (2023). Penggunaan Machine Learning dalam Analisis Sentimen Produk Kosmetik di Indonesia. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 17(4), 301–315.
14. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 5998–6008). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
15. Zhao, X., & Sun, Y. (2022). CE-BERT for Sentiment Analysis of Short Texts. *Procedia Computer Science*, 208, 401–406. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.10.056>