

Penerapan *Aspect Based Sentiment Analysis* pada Produk GPU

Joshua Aprivaldis Toelle¹, Imanuel Jeremiah Garis Ramba², Fajar Akbarudin Rosnah Wangge³, Sebastianus Adi Santoso Mola⁴

¹Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Nusa Cendana, Nusa Tenggara Timur, Indonesia

joshua.toelle.jt@gmail.com, nuelrambaspen0229@gmail.com, akbarrudin2602@gmail.com, adimola@staf.undana.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-06-18

Revised 2026-03-08

Accepted 2026-07-29

Corresponding Author:

Joshua Aprivaldis Toelle

Email:

mailto:joshua.toelle.jt@gmail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstract – The increasing demand for Graphics Processing Units (GPUs) driven by the gaming, cloud computing, and artificial intelligence sectors has created challenges for consumers in choosing products that suit their needs, as conventional product reviews tend to be limited to performance aspects and lack comprehensive analysis of various product dimensions. This study aims to analyze user sentiment toward specific aspects of GPU products using the Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA) approach to provide deeper insights to potential buyers. The research methodology uses a quantitative approach based on Natural Language Processing with the implementation of a pre-trained RoBERTa model to analyze data from the Reddit platform, specifically the subreddits r/GPU, r/buildapc, and r/hardware, with a focus on comparing the Nvidia GeForce RTX 5070 Ti and AMD Radeon RX 9070 XT in five aspect categories: performance, power consumption, compatibility, price, and future-proofing. The total data we used was 7,300 for the RTX 5070 Ti and 7,377 for the RX 9070 XT, with a total of 14,677. The results of the study show that the RoBERTa model is capable of classifying sentiment based on the aspect given, with the RTX 5070 Ti showing predominantly positive sentiment in terms of performance and future-proof, while the RX 9070 XT excels in terms of price and power consumption. This study demonstrates the capability of ABSA on finding unique pattern inside a single comment domain to assist customer on their purchasing decision.

Keywords: Aspect-Based Sentiment Analysis, GPU, RoBERTa, Reddit, Natural Language Processing, Sentiment Analysis, Graphics Processing Unit, Machine Learning

Abstrak – Meningkatnya permintaan Graphics Processing Unit (GPU) yang didorong sektor gaming, komputasi awan, dan artificial intelligence menciptakan tantangan bagi konsumen dalam memilih produk yang sesuai kebutuhan, di mana ulasan produk konvensional cenderung terbatas pada aspek performa dan kurang memberikan analisis komprehensif terhadap berbagai dimensi produk. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pengguna terhadap aspek-aspek spesifik produk GPU menggunakan pendekatan Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA) untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam kepada calon pembeli. Metodologi penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis Natural Language Processing dengan implementasi model RoBERTa pre-trained untuk menganalisis data dari platform Reddit, khususnya subreddit r/GPU, r/buildapc, dan r/hardware, dengan fokus perbandingan Nvidia GeForce RTX 5070 Ti dan AMD Radeon RX 9070 XT pada lima kategori aspek: performance, power consumption, compatibility, price, dan future-proof. Total data yang kami gunakan adalah 7.300 untuk RTX 5070 Ti dan 7.377 untuk RX 9070 XT dengan total 14.677. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model RoBERTa mampu mengklasifikasikan sentimen dengan baik pada setiap aspek yang dianalisis, dengan RTX 5070 Ti menunjukkan sentimen positif dominan pada aspek performance dan future-proof, sedangkan RX 9070 XT unggul pada aspek price dan power consumption. Penelitian ini menunjukkan kemampuan ABSA dalam mengidentifikasi pola unik di dalam domain komentar tunggal untuk membantu pelanggan dalam pengambilan keputusan pembelian mereka.

Kata Kunci: Aspect-Based Sentiment Analysis, GPU, RoBERTa, Reddit, Natural Language Processing, Analisis Sentimen, Graphics Processing Unit, Machine Learning

I. PENDAHULUAN

Graphics Processing Unit (GPU) menjadi salah satu komponen komputer yang permintaannya meningkat signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Permintaan pasar sendiri didominasi di oleh pasar *Gaming*, komputasi awan, dan *Artificial Intelligence*. Dilansir dari Kompas^[1] Penjualan GPU dari Nvidia meningkat 42% untuk divisi *gaming* dan 73% dari bisnis pusat data berbasis AI dengan total pendapatan mencapai 44,1 miliar dolar AS dengan penyumbang terbanyak dari sektor Pusat Data. Hal ini sejalan dengan Laporan dari *Verified Market Reports* di mana Pusat Data mendominasi pasar dengan total *market share* sebesar 40% diikuti dengan Komputasi Awan 35%^[2] Sementara itu dari sisi konsumen akhir, *Verified Market Reports* melaporkan Pasar GPU kelas atas bernilai pasar 40 miliar dolar tercatat pada 2024. Pasar ini didominasi oleh “*Game Host*” 35%, diikuti oleh “*High Performance Computing*” 30% dan Pemodelan 3D 20% dengan “*High Performance Computing*” menjadi segmen dengan pertumbuhan paling cepat^[3]. Laporan yang dilampirkan menunjukkan daya beli dan permintaan yang cukup besar tidak hanya dari sisi perusahaan, tetapi juga dari sisi konsumen akhir.

Banyaknya pilihan GPU yang tersedia di pasaran membuat konsumen perlu melakukan pertimbangan yang matang sebelum menentukan produk yang akan dibeli. Konsumen tidak hanya harus menyesuaikan GPU dengan kebutuhan penggunaan dan spesifikasi perangkat yang mereka punya, tetapi juga perlu membandingkan nilai ekonomis dari beberapa GPU yang memiliki kisaran harga serupa. Untuk memperoleh informasi tersebut, pengguna biasanya harus membaca berbagai artikel ulasan atau menonton video ulasan dari berbagai sumber sebagai referensi mereka^[4]. Namun, informasi yang disajikan sering kali terbatas pada pengujian performa dan cenderung disampaikan dalam nada positif, yang berpotensi dipengaruhi oleh hubungan kerja sama dengan merek tertentu^[5]. Akibatnya, sejumlah aspek penting yang sering luput pada ulasan media maupun *markeplace* seperti masalah perangkat keras yang berpotensi membahayakan bahkan merusak komponen lain, menghabiskan waktu berjam-jam untuk mencari pemecahan masalah akibat masalah bug maupun kompatibilitas atau sekedar ketidaksesuaian antar perangkat keras dengan GPU. Kerugian ini tentunya dapat dicegah lebih awal dengan mengenal gambaran besar mengenai produk GPU yang akan mereka beli.

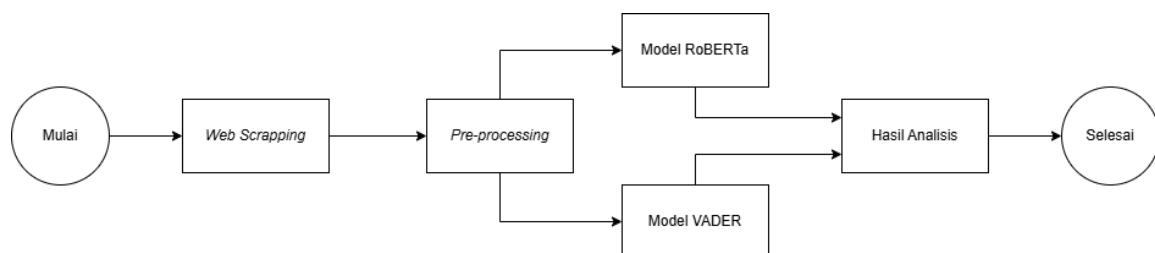
Informasi menyangkut hal-hal tersebut umumnya akan dibahas pada utas-utas dalam forum komunitas maupun platform diskusi terbuka seperti Komunitas Facebook, Twitter, dan Reddit yang menyediakan forum diskusi yang lebih terstruktur dan terfokus sehingga pembahasan produk akan lebih terarah^[6]. Sayangnya tidak selengkap ulasan media, opini organik dari pengguna bisa keluar dari topik atau seringkali hanya memunculkan satu atau dua aspek yang dibahas dalam satu utas, sehingga perlu waktu untuk melihat sentimen produk terhadap beberapa aspek sekaligus. Untuk memudahkan pelanggan, analisis sentimen dapat diterapkan guna mengidentifikasi kecenderungan opini dan emosi publik terhadap suatu layanan secara otomatis, sehingga persoalan tersebut dapat terjawab dengan lebih cepat^[7]. Analisis sentimen untuk produk sendiri telah diterapkan pada berbagai kasus serupa misalnya pada bagian ulasan suatu produk dalam *e-commerce* di mana untuk model yang digunakan bervariasi seperti penerapan SVM untuk produk *skincare*^[8], CNN-LSTM dengan Lexicon pada produk-produk Amazon^[9], dan Naïve Bayes untuk Rekomendasi Pembelian Produk pada Aplikasi E-commerce^[10]. Namun penelitian-penelitian di atas hanya berlaku untuk sentimen umum dari suatu produk dan belum menjawab bagaimana untuk mengetahui bagaimana sentimen terhadap aspek-aspek suatu produk.

Pendekatan *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA) sangat relevan untuk masalah yang diangkat, karena memungkinkan analisis sentimen secara mendalam berdasarkan aspek-aspek spesifik sesuai kebutuhan konsumen. Penerapan ABSA ini, sejalan dengan penelitian Said^[11] akan memberikan gambaran yang lebih detail kepada pelanggan mengenai sentimen produk pada setiap aspeknya. Untuk implementasi model, *Robustly Optimized BERT Approach* (RoBERTa) dipilih karena kemampuannya dalam menangani teks yang kompleks dalam hal ini ulasan konsumen *after sales* terhadap suatu produk. Seperti yang ditunjukkan oleh Chauhan^[12] dengan akurasi 92,35% dan 82,33% untuk kasus restoran dan laptop. Selain itu, penelitian Sirisha^[13] juga melaporkan hasil yang lebih tinggi untuk RoBERTa dengan akurasi 94,7%, melampaui *Support Vector Classification* (93,7%) dan *Logistic Regression* (93,3%).

Namun untuk kasus multi aspek produk pada domain Reddit serta kemampuan RoBERTa dalam kemampuan menganalisa inter-relasi multi-aspek pada komentar tunggal dimana konsumen cenderung mengaitkan aspek satu dengan aspek lainnya contoh performa dengan harga, atau konsumsi daya dengan performa dalam satu komentar. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengimplementasikan *Aspect Based Sentiment Analysis* berbasis RoBERTa dalam menganalisa sentimen pada produk GPU, guna melihat pola dan respons konsumen terhadap aspek-aspek dari produk pada kasus komentar tunggal.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *proof of concept* berbasis pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*) yang bersifat *unsupervised approach*, dengan fokus pada implementasi *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA) menggunakan model bahasa *pre-trained* RoBERTa. Produk yang akan digunakan sebagai pembanding adalah Nvidia GeForce RTX 5070 Ti dan AMD Radeon RX 9070 XT dengan pertimbangan produk yang paling banyak diperbincangkan. Dengan alur penelitian sebagai berikut.



Gambar 1. Hasil Data Sentimen

A. Dataset

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan teknik *web scraping* melalui Reddit API untuk mengekstrak postingan-postingan yang berkaitan dengan dua produk kartu grafis yang dibandingkan, yakni RTX 5070 Ti dan RX 9070 XT. Data yang dikumpulkan berupa diskusi dan opini pengguna terkait kedua produk tersebut. Data hasil *scrapping* berjumlah komentar dengan rincian 7.301 komentar untuk RTX 5070 Ti dan 7.393 komentar untuk RX 9070 XT Sebelum dilakukan *pre-processing*.

B. Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA)

Aspect Based Sentiment Analysis merupakan pendekatan lanjutan dari analisis sentimen tradisional yang tidak hanya mengklasifikasikan opini sebagai positif, negatif, atau netral, tetapi juga menghubungkannya dengan kategori aspek tertentu dari produk atau layanan. Dengan lonjakan data teks opini digital, ABSA semakin populer karena kemampuannya untuk menambang wawasan yang lebih detail dan terarah [14]. Proses ABSA terdiri dari dua tahap utama:

- 1) *Aspect Detection*: Mengidentifikasi kategori aspek yang disebutkan dalam teks. *Aspect detection* adalah tugas mengidentifikasi dan mengekstrak istilah yang relevan untuk penambangan opini dan analisis sentimen, misalnya istilah untuk atribut atau fitur produk [15]. Dalam konteks GPU, aspek yang dianalisis mencakup *performance*, *power consumption*, *compatibility*, *price*, dan *future-proof*. Ini bertujuan untuk mengidentifikasi semua kategori aspek yang disebutkan dalam ulasan dan polaritas sentimen yang sesuai
- 2) *Sentiment Classification per Aspect*: Menentukan sentimen terhadap masing-masing aspek yang terdeteksi, menggunakan skala polaritas: positif, negatif, atau netral. ABSA merepresentasikan pendekatan berbutir halus terhadap analisis sentimen, yang bertujuan untuk menunjukkan dan mengevaluasi sentimen yang terkait dengan aspek spesifik dalam sebuah teks [16]. Klasifikasi sentimen per aspek memungkinkan pemahaman yang lebih spesifik tentang persepsi pengguna. Misalnya, sebuah ulasan GPU mungkin menunjukkan sentimen positif terhadap aspek *performance* namun sentimen negatif terhadap aspek *power consumption*, memberikan wawasan yang lebih nuanced dibandingkan analisis sentimen konvensional.

C. Pre-Processing

Sebelum dimasukkan ke dalam model, teks ulasan melalui beberapa tahap *pre-process*, yaitu:

- 1) Penghapusan karakter khusus, tautan (URL), dan emoji yang tidak relevan.
- 2) Tokenisasi menggunakan *Natural Language Toolkit*.
- 3) Normalisasi teks berupa konversi seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercasing*) dan penerapan *lemmatization* untuk menyederhanakan bentuk kata.

Setelah dilakukan *Data cleaning*, data bersih didapatkan 7.300 komentar untuk RTX 5070 dan 7.377 komentar untuk RX 9070 XT. Tahap selanjutnya yaitu membagi komentar ke dalam 5 dataframe berbeda untuk masing-masing aspek dengan menggunakan filter kata berikut :

- 1) *Performance*: *fps*, *performance*, *perform*, *benchmark*, *lag*, *frame rate*, *bottleneck*, *slow*, *stutter*, *choppy*, *smooth*, *responsive*, *fast*, *snappy*, *glitchy*, *crash*, *freeze*.
- 2) *Power Consumption*: *power draw*, *wattage*, *tdp*, *psu*, *power supply*, *efficiency*, *power hungry*, *uses too much power*, *energy*, *high watt*, *low watt*, *electric bill*.
- 3) *Compatibility*: *fit*, *case*, *motherboard*, *compatibility*, *pci*, *slot*, *connector*, *doesn't fit*, *doesn't work*, *bios*, *driver issue*, *form factor*, *install*, *socket*.
- 4) *Future-Proof*: *future proof*, *last long*, *upgradable*, *next gen*, *future upgrade*, *ready for the future*, *future ready*, *lifespan*, *long term*, *years to come*.
- 5) *Price*: *price*, *cost*, *expensive*, *cheap*, *budget*, *value for money*, *\$*, *over price*, *worth the price*, *worth it*, *overpriced*, *underpriced*, *deal*, *too much*, *affordable*, *good deal*, *ripoff*, *pricing*.

Filter yang digunakan mereduksi total data keseluruhan untuk RTX 5070 Ti menjadi 3.158 komentar dan 2.934 komentar untuk RX 9070 XT dengan rincian :

TABEL 1
JUMLAH DATA PADA SETIAP ASPEK

Nama GPU	Performance	Power Consumption	Compatibility	Future-Proof	Price
RTX 5070 Ti	1.264	170	361	58	1.305
RX 9070 XT	1.129	229	381	45	1.150

D. Model RoBERTa

RoBERTa (*A Robustly Optimized BERT Approach*) adalah model *transformer* berbasis arsitektur BERT yang dikembangkan oleh Liu et al.^[17] berdasarkan arsitektur *Transformer*, RoBERTa meningkatkan BERT dengan mengatasi keterbatasan dan memperbaiki prosedur pra-pelatihan^[18], dengan optimasi sebagai berikut.

- 1) Penghapusan tugas *Next Sentence Prediction* (NSP), Optimasi ini menghilangkan komponen yang terbukti tidak memberikan kontribusi signifikan untuk beberapa tugas *downstream*, memungkinkan model untuk fokus pada pemahaman konteks yang lebih mendalam.
- 2) Penggunaan *batch size* dan *learning rate* yang lebih besar, Konfigurasi pelatihan yang dioptimalkan ini memungkinkan model untuk belajar representasi yang lebih baik dari data pelatihan dengan efisiensi yang lebih tinggi.
- 3) Pelatihan pada korpus data yang jauh lebih besar, RoBERTa dilatih dengan *dataset* yang lebih besar dan beragam, meningkatkan kemampuan generalisasinya pada berbagai domain dan tugas.

RoBERTa memiliki keunggulan dalam memahami konteks semantik yang kompleks dan relasi antar kata dalam kalimat. Oleh karena itu, model ini sangat efektif digunakan untuk tugas-tugas *fine-grained classification* seperti ABSA.

Dalam penelitian ini, analisis sentimen dilakukan dengan memanfaatkan model RoBERTa *pre-trained* yang diimplementasikan menggunakan pustaka *transformers* pada Python. Setiap ulasan yang telah melalui tahap pembersihan teks dimasukkan ke dalam model untuk memperoleh probabilitas sentimen. Kelas sentimen kemudian ditentukan berdasarkan nilai probabilitas tertinggi yang dihasilkan oleh model.

Untuk implementasi klasifikasi sentimen, model *pre-trained* yang digunakan adalah *twitter-roberta-base-sentiment*, yang merupakan varian dari RoBERTa-base yang telah di-*fine-tune* khusus pada data Twitter untuk tugas klasifikasi sentimen. Model ini dipilih karena data Twitter memiliki karakteristik yang mirip dengan data Reddit, yaitu bersifat informal, padat, dan ekspresif, sehingga diharapkan lebih adaptif dalam menangani opini konsumen dari platform media sosial.

Model *twitter-roberta-base-sentiment* menghasilkan klasifikasi sentimen dalam tiga kelas, yaitu negatif (0), netral (1), dan positif (2). Proses klasifikasi dilakukan terhadap setiap kombinasi [aspek] + [teks ulasan], sehingga satu ulasan dapat menghasilkan beberapa prediksi sentimen tergantung pada jumlah aspek yang terdeteksi.

E. Metode Rule-Based (VADER)

VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) merupakan *lexicon* dan alat analisis sentimen rule-based yang dikembangkan khusus untuk sentimen yang berasal dari sosial media^[19]. Vader kami gunakan sebagai metode pembandingan. Setiap ulasan dianalisis menggunakan skor *compound* yang dihasilkan oleh VADER, di mana nilai tersebut digunakan untuk menentukan kategori sentimen positif, negatif, atau netral.

1) Konstruksi Kamus Sentimen

- a) VADER memulai dengan menggabungkan fitur leksikal dari tiga *lexicon* mapan (LIWC, ANEW, *General Inquirer*) dan menambahkan emotikon Barat (mis. :-), :(), akronim/*initialism* umum (mis. "LOL", "WTF"), serta slang internet (mis. "meh", "sux").
- b) Lebih dari 9.000 kandidat fitur kemudian dinilai oleh 10 *data-rater* terlatih melalui *Amazon Mechanical Turk*, pada skala -4 (sangat negatif) hingga +4 (sangat positif). Fitur dengan *mean* $\neq 0$ dan deviasi standar < 2.5 dipertahankan, menghasilkan sekitar 7.500 entri kamus dengan nilai valensi terukur.

2) Heuristik Gramatikal dan Sintaksis

Selain skor leksikal, VADER menerapkan lima aturan umum untuk menangkap variasi intensitas yang tidak ditangani oleh kamus sederhana:

- a) Tanda baca: penggunaan tanda seru (!) menambah magnitudo sentimen
- b) Huruf kapital: kata yang ditulis ALL-CAPS menegaskan intensitas (mis. "GREAT" dan "great").
- c) *Degree modifiers*: kata keterangan penguat atau menyesuaikan tingkat intensitas dasar.
- d) Konjungsi kontras ("but"): membagi kalimat menjadi dua segmen, meredam skor sebelum "but" sebesar 50% dan memperkuat setelahnya sebesar 50%.
- e) Negasi: deteksi pola n-gram tiga kata sebelum kata bermuatan sentimen untuk membalik polaritas

3) Algoritma Penghitungan Skor

- a) Setiap kata diberi skor valensi menurut kamus VADER.
- b) Poin tambahan atau pengurangan intensitas diterapkan sesuai aturan gramatikal/sintaksis di atas.
- c) Skor akhir teks dinormalisasi ke rentang $[-1, +1]$ dan dapat digunakan untuk klasifikasi tiga kelas (negatif, netral, positif) dengan ambang batas -0.05 dan $+0.05$.

F. Visualisasi dan Representasi Hasil

Hasil dari pre-processing akan dimasukkan ke dalam dua model yaitu RoBERTa dan VADER Lexicon. Kemudian untuk merepresentasikan hasil analisa, akan digunakan grafik batang untuk melihat persebaran sentimen serta topik yang hangat dibicarakan. Grafik batang akan direpresentasikan melalui warna Hijau untuk positif, merah untuk negatif, dan abu-abu untuk netral. Kemudian heatmap akan digunakan untuk merepresentasikan persebaran pola pembahasan inter-relasi dari 2 buah aspek yang sering dikaitkan sebagai pertimbangan selain aspek utama yang ditampilkan pada grafik batang dan bukan untuk menunjukkan tingkat ketelitian dari model. Dimana heatmap yang digunakan berlabel Sentiment Intersection dengan intentsitas warna biru pada masing-masing sentimen akan menunjukkan intensitas sentimen tersebut pada 2 aspek yang direpresentasikan.

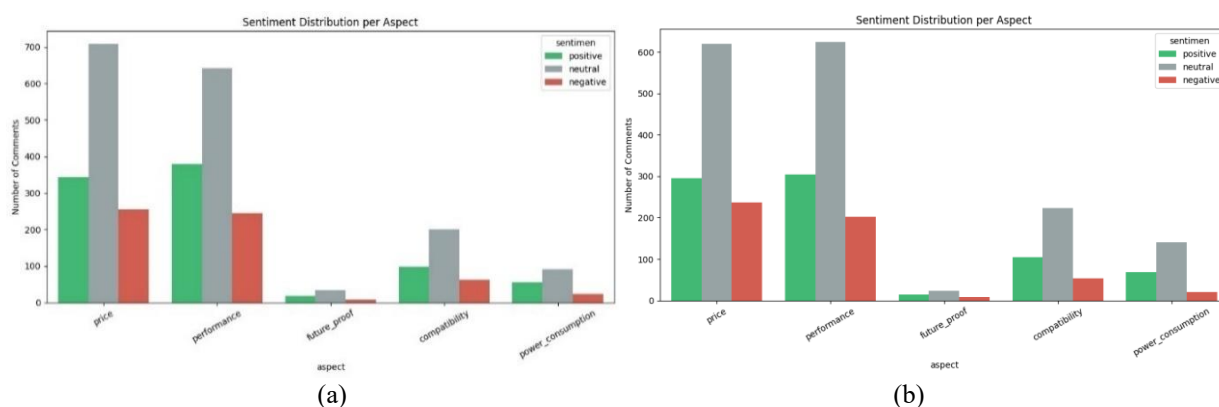
III. HASIL DAN PEMBAHASAN.

A. Hasil RoBERTa

Gambar 1 menunjukkan contoh Data sentimen yang telah diproses melalui pipeline RoBERTa yang kemudian akan dipresentasikan melalui Gambar 2 untuk menunjukkan bagaimana sentimen terhadap setiap aspek untuk sebuah produk.

	cleaned_comment	aspect	sentiment
0	cleaned_comment	price	neutral
1	set question ask part yall recommend bet budget	price	neutral
2	playing path traced game p need card minimum a...	price	neutral
3	w enough ti especially undervolt also isnt nor...	price	neutral
4	heard lossless scaling available steam great p...	price	positive

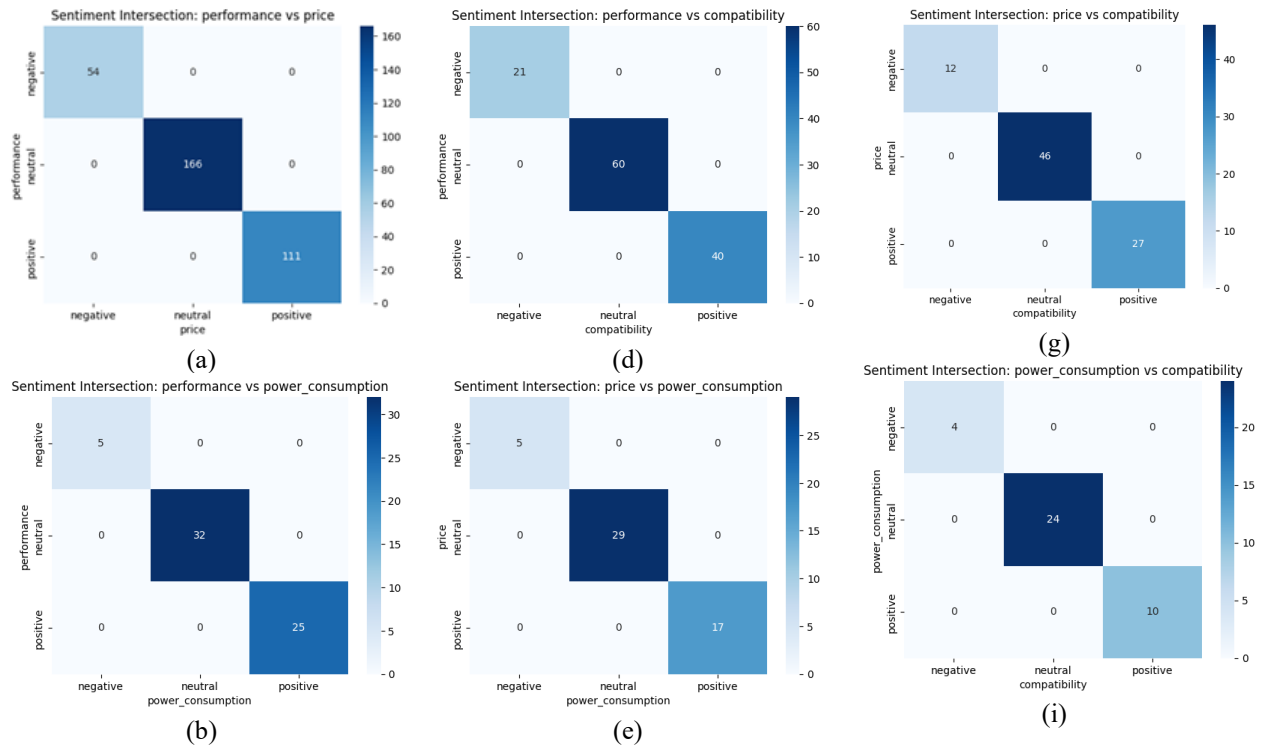
Gambar 1. Hasil Data Sentimen



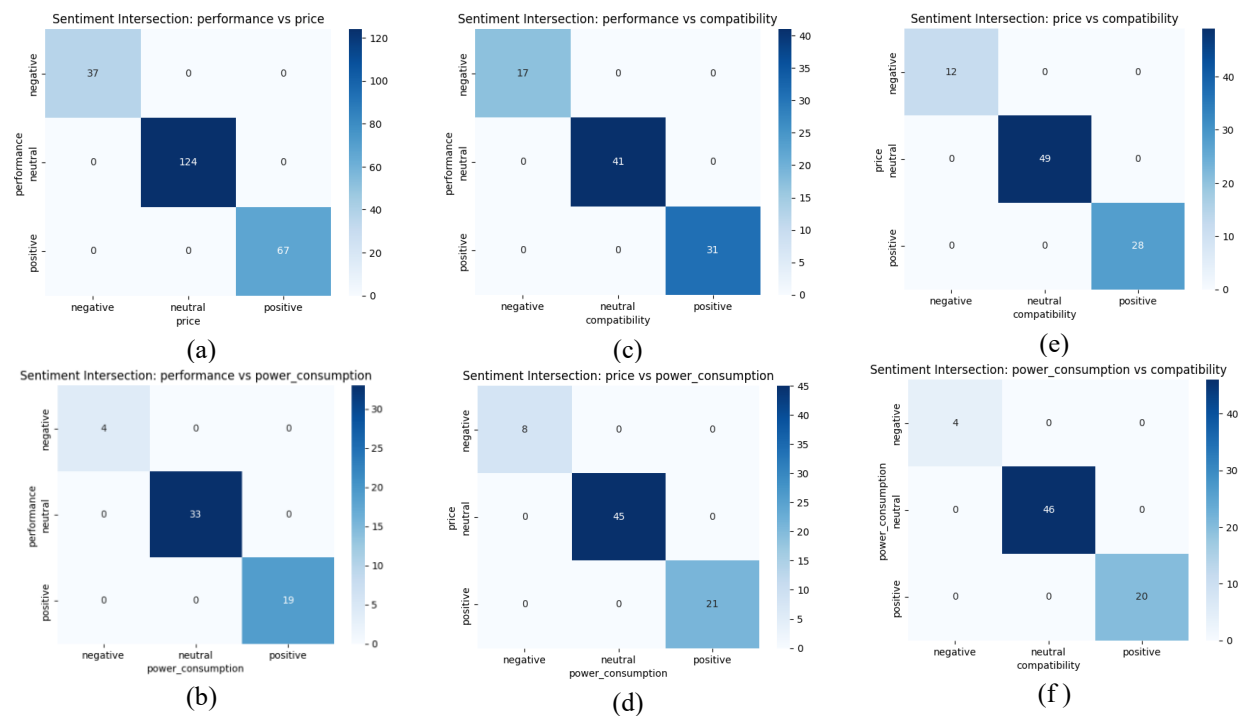
Gambar 2. Presentasi hasil analisis sentimen RoBERTa pada produk (a) RTX 5070 Ti dan (b) RX 9070 XT

Gambar 2 menunjukkan perbandingan sentimen dari RTX 5070 Ti dan RX 9070 XT di mana tidak terlihat perbedaan yang signifikan selain dari perbandingan jumlah data. Dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa model RoBERTa yang digunakan cenderung menghasilkan sentimen netral. Ini kemungkinan besar terjadi karena data yang diolah dan di proses kurang mengekspresikan sentimen dari aspek untuk dianalisis.

Analisis lebih lanjut direpresentasikan melalui *heatmap* pada gambar 3 dan 4 yang menunjukkan persebaran sentimen pada komentar yang membahas dua aspek. Visualisasi ini membantu dalam mengidentifikasi pola yang dimunculkan. Dengan demikian, kombinasi yang dihasilkan dapat menjadi interpretasi topik yang berelasi dengan kebutuhan pasar.



Gambar 3. Heatmap Sentimen RoBERTa RTX 5070 Ti



Gambar 4. Heatmap Sentimen RoBERTa pada RX 9070 XT

Berdasarkan frekuensi kemunculan pada *heatmap* RoBERTa pada gambar 3 dan 4, dapat diketahui aspek yang paling dominan dibahas oleh konsumen pada kedua produk GPU adalah *performance* dan *price*. Pada RTX 5070 Ti, kombinasi *performance* dan *price* menempati urutan pertama dengan jumlah pembahasan sebanyak 331, diikuti oleh *performance* dan *compatibility* (121) dan *price* dan *compatibility* (85). Hal serupa ditemukan pada RX 9070 XT, di mana *performance* dan *price* juga menjadi kombinasi terbanyak dibahas (228), diikuti oleh *price* dan *compatibility* dan *performance* dan *compatibility* dengan jumlah yang sama (89). Sementara itu, aspek *future-proof* menunjukkan

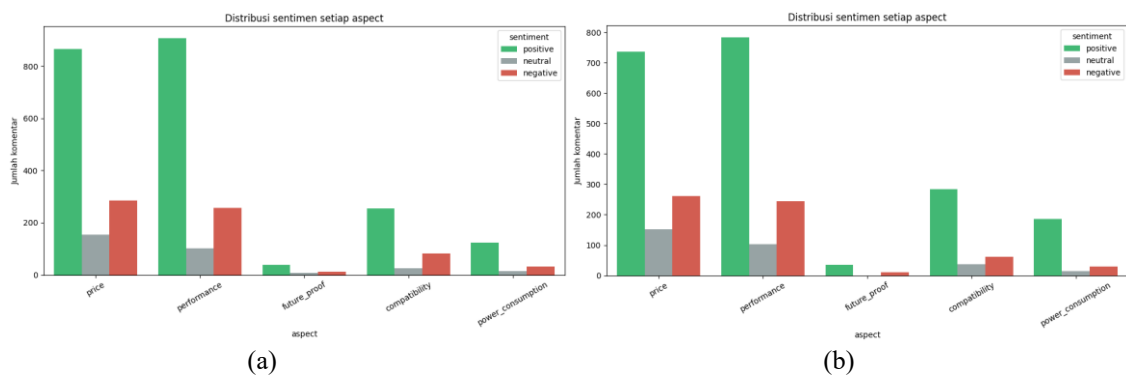
frekuensi yang rendah di seluruh kombinasi, baik dalam kaitannya dengan *performance*, *price*, *power consumption*, maupun *compatibility*. Pola ini membuktikan nilai ekonomis masih menjadi yang utama dalam pertimbangan konsumen dan kompatibilitas menjadi aspek selanjutnya yang mengikuti. Selain itu, RX 9070 XT menunjukkan distribusi topik yang relatif lebih merata antar aspek, sedangkan RTX 5070 Ti lebih terpusat pada isu-isu terkait performa.

B. Hasil VADER Lexicon

Dengan proses yang sedikit berbeda, pada metode ini akan dimulai dengan penentuan polarity score yang kemudian digunakan sebagai acuan analisis sentimen. Masing-masing aspek akan dipisahkan menjadi sebuah dataframe seperti yang dapat dilihat pada Gambar 5. Hasil yang telah diperoleh untuk tiap aspek akan di satukan dalam satu dataframe untuk dipresentasikan pada Gambar 6.

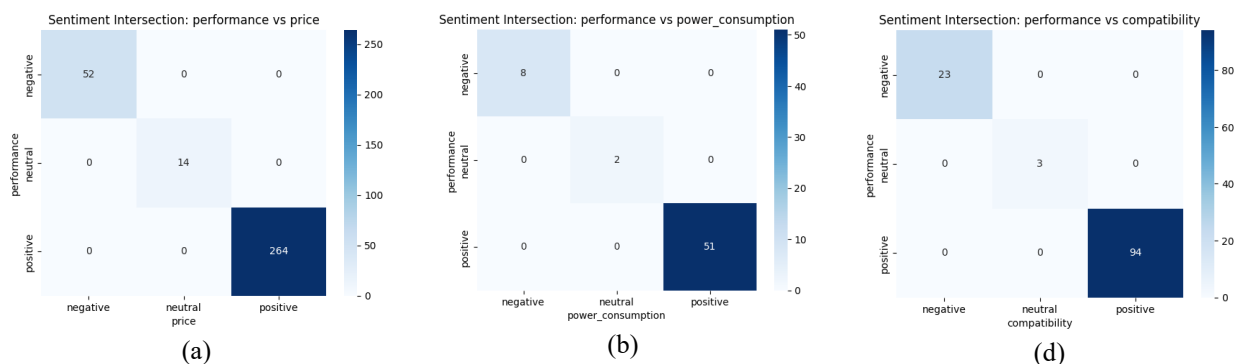
	cleaned_comment	neg	neu	pos	compound	aspect	sentiment
0	set question ask part yall recommend bet budget	0.000	0.737	0.263	0.3612	price	positive
1	playing path traced game p need card minimum a...	0.086	0.802	0.111	0.1027	price	positive
2	w enough ti especially undervolt also isnt nor...	0.000	0.833	0.167	0.4215	price	positive
3	heard lossless scaling available steam great p...	0.000	0.800	0.200	0.8402	price	positive
4	rtx ti downgrade performance get ti budget	0.000	1.000	0.000	0.0000	price	neutral

Gambar 6. Hasil data sentimen VADER Lexicon



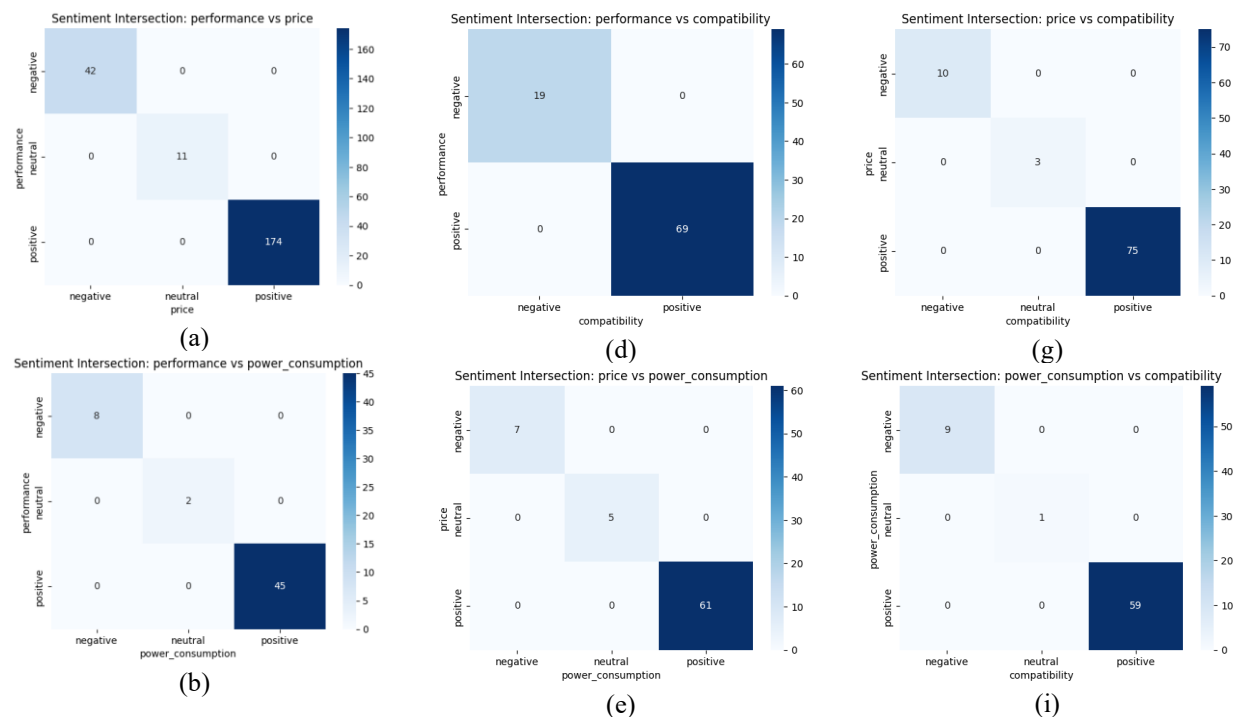
Gambar 7. Presentasi hasil analisis sentimen VADER Lexicon pada produk (a) RTX 5070 Ti dan (b) RX 9070 XT

Berbeda dengan hasil RoBERTa pada Gambar 2, VADER Lexicon pada gambar 5 tampak berbanding jauh dengan model RoBERTa. Model ini hanya menghasilkan komentar netral yang kecil yakni di bawah 200. Hal ini dipengaruhi oleh metode *rule-based* dengan kamus sentimen serta Heuristik Gramatikal dan Sintaksis yang memudahkan penentuan sentimen sesuai dengan *rule* yang diterapkan pada *polarity score* yang dihasilkan.





Gambar 8. Heatmap Sentimen VADER Lexicon pada RTX 5070 Ti



Gambar 9. Heatmap Sentimen VADER Lexicon pada RX 9070 XT

Berdasarkan visualisasi *heatmap* sentimen menggunakan pendekatan VADER Lexicon diperoleh gambaran bahwa kombinasi aspek *performance* dan *price* merupakan topik yang paling dominan muncul dalam utas, dengan frekuensi kemunculan tertinggi masing-masing sebesar 318 dan 277. Disusul oleh kombinasi *performance* dan *compatibility* dan *price* dan *compatibility* yang juga cukup sering muncul (102 dan 80 untuk RTX 5070 Ti, serta 98 dan 85 untuk RX 9070 XT), Hal ini juga sejalan dengan apa hasil yang didapatkan oleh RoBERTa. Namun, perbedaan terlihat dalam distribusi sentimen percakapan pengguna cenderung didominasi oleh nada positif dengan hasil netral yang minim berkat pendekatan *rule-based* yang dibawa. Secara keseluruhan, VADER menunjukkan bahwa persepsi publik terhadap kedua produk GPU tersebut relatif positif, dengan fokus utama konsumen masih pada nilai ekonomis dan kompatibilitas.

C. Pembahasan

Analisis yang dihasilkan penelitian menunjukkan kemampuan model RoBERTa dan VADER mampu mencapai tujuan penelitian yaitu menganalisis pola sentimen konsumen terhadap aspek-aspek GPU yang ditentukan. melalui *heatmap* pada bagian hasil, dapat terlihat pola sentimen komentar sejalan dengan pernyataan pada pendahuluan bahwa nilai ekonomis menjadi prioritas dengan kombinasi aspek *performance* dan *price* diikuti dengan Performance + Compatibility dan Compatibility + Price yang juga menunjukkan kepedulian pelanggan terhadap kompatibilitas GPU terhadap perangkat mereka. Perbedaan karakteristik juga ditunjukkan oleh kedua model sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Yongli Bao^[20] di mana RoBERTa cenderung menghasilkan sentimen netral

karena mempertimbangkan konteks dari keseluruhan bagian komentar karena basis arsitektur *transformer* yang dibawakan membuat model lebih konservatif dalam menentukan polaritas ketika ekspresi emosional tidak dinyatakan secara eksplisit. Sehingga untuk penelitian selanjutnya perlu diperhatikan pada *pre-processing* agar distribusi sentimen dapat mencerminkan karakteristik opini pengguna secara lebih representatif. Sementara VADER lebih tegas karena sebuah kalimat diperlakukan sebagai satu kesatuan sehingga lebih rentan terhadap kalimat beremosi kuat bahkan kalimat yang bernada sarkas sebagai implikasi dari penerapan *rule-based* Kamus sentimen dan Heuristik gramatikal. Hal ini jugalah yang membuat VADER kesulitan untuk merepresentasikan komentar yang panjang^[20].

Analisis hasil evaluasi yang disajikan melalui grafik perbandingan menunjukkan konsistensi pola klasifikasi sentimen antara kedua metode meskipun terdapat perbedaan distribusi polaritas, yang mengindikasikan bahwa kedua pendekatan dapat memberikan perspektif komplementer dalam memahami persepsi pengguna terhadap aspek produk tertentu. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, antara lain jumlah *dataset* yang terbatas pada diskusi pengguna Reddit dengan proses penyaringan berbasis kata kunci aspek yang menyebabkan reduksi data cukup signifikan dan berpotensi melewatkan komentar yang saling terkait, serta penentuan kategori aspek yang masih dilakukan secara manual sehingga berpotensi menghasilkan analisa yang kurang seimbang imbas selisih *dataset* yang ekstrim untuk beberapa aspek. Selain itu, implementasi analisis hanya memanfaatkan satu sumber platform dan belum mengintegrasikan variasi gaya bahasa dari platform lain seperti forum teknologi atau *e-commerce*, sehingga generalisasi hasil penelitian masih terbatas pada karakteristik komunitas pengguna Reddit. Terlepas dari keterbatasan-keterbatasan tersebut, hasil penelitian ini memberikan kontribusi praktis dengan menunjukkan bahwa pendekatan ABSA berbasis model bahasa modern dapat digunakan untuk mengekstraksi wawasan preferensi konsumen secara sistematis dari diskusi komunitas daring, yang dapat membantu calon pengguna dalam memahami keunggulan relatif produk—misalnya dalam aspek kinerja atau efisiensi serta memberikan masukan bagi produsen dalam mengevaluasi persepsi pasar terhadap fitur produk dan prioritas pengembangan teknologi di masa mendatang.

IV. SIMPULAN

Hasil yang didapatkan dari kedua metode dapat dengan cukup baik merepresentasikan sentimen dari konsumen terhadap produk RTX 5070 Ti dan RX 9070 XT. Model RoBERTa menunjukkan sentimen netral yang lebih banyak dibandingkan dengan metode *rule-based*, hal ini kemungkinan terjadi dikarenakan penggunaan *rule* pada metode *rule-based* yang cenderung lebih ketat membedakan antara sentimen positif dan negatif sesuai *rule* yang sudah ditetapkan, sedangkan model RoBERTa menghasilkan lebih banyak sentimen netral dikarenakan oleh arsitektur *transformer* yang cenderung mengambil kesimpulan dari keseluruhan komentar konsumen kecuali terdapat indikasi sentimen yang sangat eksplisit. Temuan ini secara tidak langsung mendukung pernyataan dari Yongli Bao yang menyatakan bahwa model Vader kurang memahami konteks yang kompleks sehingga lebih cocok untuk kumpulan teks pendek sedangkan RoBERTa lebih bagus digunakan secara keseluruhan dalam konteks ulasan produk yang panjang dan kompleks^[20]. Hasil analisis aspek menunjukkan bahwa pola kombinasi *performance* dan *price* merupakan kombinasi yang paling dominan dibahas oleh konsumen, diikuti oleh hubungan antara *performance*, *price*, dan *compatibility*, yang menegaskan bahwa pertimbangan nilai performa terhadap harga serta kesesuaian perangkat menjadi faktor utama dalam evaluasi GPU. Penelitian ini juga memiliki beberapa keterbatasan, seperti penentuan kategori aspek yang masih bersifat subjektif serta penggunaan *dataset* yang terbatas pada satu platform. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas sumber data dan menyempurnakan tahap *preprocessing*. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini adalah menghadirkan analisis komparatif antara pendekatan *rule-based* dan model berbasis *transformer* dalam analisis sentimen ulasan GPU, sekaligus mengintegrasikannya dengan Aspect-Based Sentiment Analysis untuk mengidentifikasi aspek produk yang paling memengaruhi persepsi konsumen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Herdiana, "GPU Gaming Nvidia Laris Lagi, Ternyata Bukan Buat Main Game," Kompas Tekno, 4 Juni 2025. [Online]. Available: tekno.kompas.com/read/2025/06/04/10010057/gpu-gaming-nvidia-laris-lagi-ternyata-bukan-buat-main-game?page=all#page2
- [2] Verified Market Reports, "AI GPU Market Size, Industry Potential & Forecast," Verified Market Reports, 2024. [Online]. Available: <https://www.verifiedmarketreports.com/product/ai-gpu-market/>
- [3] Verified Market Reports, "High-End GPU Market Size, SWOT, Competitive Assessment," Verified Market Reports, 2024. [Online]. Available: <https://www.verifiedmarketreports.com/product/high-end-gpu-market/>
- [4] W.-H. Chih, K.-Y. Wang, L.-C. Hsu, and S.-C. Huang, "Investigating electronic word-of-mouth effects on online discussion forums: The role of perceived positive electronic word-of-mouth review credibility," *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, vol. 16, no. 9, pp. 658–668, 2013, doi: 10.1089/cyber.2012.0364.
- [5] A. Othman, *Consumer Hostility Toward NVIDIA's AI Pricing Regime: A Structural Market Analysis of Rational Market Response and Corporate Strategy Realignment*, 2024, doi: <https://doi.org/10.4018/IJITSA.344423>
- [6] Carter, E. J., & Dupont, R. M. (2025). *Analyzing the Impact of Reddit and Twitter Sentiment on Short-Term Stock Volatility*. ResearchGate. https://www.researchgate.net/publication/396206198_Analyzing_the_Impact_of_Reddit_and_Twitter_Sentiment_on_Short-Term_Stock_Volatility
- [7] I. H. Kusuma dan N. Cahyono, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan E-Commerce Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, vol. 8, no. 3, September 2023.

- [8] L. P. Manik, H. Febri Mustika, Z. Akbar, Y. A. Kartika, D. Ridwan Saleh, F. A. Setiawan, dan I. Atman Satya, Analisis Sentimen *Review Produk Skincare Menggunakan Metode Support Vector Machine (Studi Kasus: Forum Female Daily)*, Undergraduate Thesis, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia, 2021. [Online]. Available: dspace.uui.ac.id/handle/123456789/34153
- [9] M. E. Alzahrani, T. H. H. Aldhyani, S. N. Alsubari, M. M. Althobaiti, dan A. Fahad, "Developing an Intelligent System with Deep Learning Algorithms for Sentiment Analysis of E-Commerce Product Reviews," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, Art. ID 3840071, 10 hal., May 28, 2022, doi:10.1155/2022/3840071.
- [10] B. B. Situngkir, E. D. Limbong, V. A. Pandiangan, R. C. Siagian, and Y. Yennimar, "Implementasi Naïve Bayes dalam merekomendasikan pembelian barang pada aplikasi e-commerce," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 3, pp. 651–659, 2025, doi:10.30591/jpit.v10i3.8880.
- [11] L. P. Manik li., "Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Presidential Election Using Deep Learning," *Paradigma*, vol. 24, no. 2, hlm. 160–167, 20 Sept. 2022, doi:10.31294/paradigma.v24i2.1415.
- [12] A. Chauhan, A. Sharma, dan R. Mohana, "An Enhanced Aspect-Based Sentiment Analysis Model Based on RoBERTa For Text Sentiment Analysis," *Informatica*, vol. 49, no. 14, hlm. 193–202, Mar. 2025, doi:10.31449/inf.v49i14.5423.
- [13] U. Sirisha dan B. S. Chandana, "Aspect based Sentiment & Emotion Analysis with ROBERTa, LSTM," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 11, hlm. 766–774, 2022, doi:10.14569/IJACSA.2022.0131189.
- [14] A. Nazir, Y. Rao, L. Wu, and L. Sun, "A systematic review of aspect-based sentiment analysis: domains, methods, and trends," *Artificial Intelligence Review*, vol. 57, no. 2, pp. 1–57, 2024.
- [15] "Aspect Extraction," *Papers With Code*. [Online]. Available: <https://paperswithcode.com/task/aspect-extraction>. [Accessed: Jun. 17, 2025].
- [16] H. Riahi, A. Abbar, Y. Mezghani, and F. Zarai, "Unifying aspect-based sentiment analysis BERT and multi-layered graph convolutional networks for comprehensive sentiment dissection," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, pp. 1–15, 2024.
- [17] Y. Liu dkk., "RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach," 2019, arXiv. doi: 10.48550/ARXIV.1907.11692.
- [18] W. Bosso, "RoBERTa Fine Tuning Sentiment Analysis," *GitHub Repository*, 2024. [Online]. Available: https://github.com/walidbosso/Roberta_Fine_Tuning_Sentiment_Analysis
- [19] C. Hutto and E. Gilbert, "VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text", *ICWSM*, vol. 8, no. 1, pp. 216–225, May 2014.
- [20] Y. Bao, "A comparative study of e-commerce review sentiment analysis models based on VADER and RoBERTa," *JCEIM*, vol. 15, no. 3, hlm. 115–119, Des 2024, doi: 10.54097/f6hyft52.-