



## Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Isu Agama di Media Sosial Tahun 2018-2024 menggunakan BERT

**Puput Hanifah Nuranisa<sup>1\*</sup>, Taufik Edy Sutanto<sup>2</sup>, Suma'inna<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Jakarta, Tangerang Selatan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>puput.hanifahn@gmail.com\*, <sup>2</sup>taufik.sutanto@uinjkt.ac.id, <sup>3</sup>suma.inna@uinjkt.ac.id

\* corresponding author (085156110383)

### INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima: 19 Juni 2025

Revisi: 25 Oktober 2025

Diterbitkan: 31 Oktober 2025

Kata Kunci:

Agama

Sentimen

Aspek

Media Sosial

BERT

### ABSTRAK

Isu agama di media sosial semakin penting untuk dianalisis seiring meningkatnya diskusi publik yang dapat memicu konflik. Untuk menganalisis data media sosial, dapat dilakukan dengan memperhatikan topik yang sedang dibicarakan ataupun sentimen yang terkandung dalam diskusi. Namun, analisis sentimen pada isu agama sering kali terhambat oleh kompleksitas konteks, variasi bahasa, dan kesulitan dalam mengidentifikasi aspek-aspek yang terkait. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen berbasis aspek pada isu agama dengan 204.000 data dari Twitter, Instagram, Youtube, Facebook, Tiktok, dan LinkedIn tahun 2018-2024 serta menggunakan model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT). Hasil penelitian menunjukkan bahwa BERT dapat mengidentifikasi sentimen dan aspek dengan baik, dengan akurasi 85% untuk klasifikasi sentimen dan 84% untuk klasifikasi aspek. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai dinamika sentimen publik terhadap isu agama, yang berguna untuk pemantauan media sosial, penanganan konflik berbasis data, dan pembentukan kebijakan yang inklusif dan responsif.

Copyright © 2025 Jurnal Teknologi Informasi UTU  
All rights reserved

### 1. Pendahuluan

Media sosial telah menjadi pusat aktivitas digital bagi masyarakat Indonesia, dengan pengguna aktif tahun 2025 mencapai 143 juta orang dan tingkat penetrasi sekitar 50,2% [1]. Jumlah pengguna yang sangat besar ini memperlihatkan potensi ruang publik untuk diskusi, tetapi juga meningkatkan kerentanan terhadap penyebaran informasi yang dapat memicu konflik. Terutama ketika isu agama menjadi topik yang sering dibahas, hal ini kerap kali digunakan oleh kelompok tertentu sebagai alasan untuk menguatkan kebenaran dan kekuatan, yang memicu konflik dalam masyarakat. Perbedaan yang seharusnya menjadi identitas justru kerap menjadi pemisah yang menimbulkan ketegangan sosial [2].

Meskipun media sosial berfungsi sebagai sarana untuk bersosialisasi, tetapi juga dapat berperan dalam penyebaran informasi yang tidak terfilter dengan baik, seperti unsur SARA, kebencian, dan hoax yang dapat merugikan kelompok tertentu dalam masyarakat [3]. Salah satu kasus paling kontroversial yang mengguncang Indonesia adalah kasus Basuki Tjahaja Purnama (Ahok) pada 2016, yang dianggap menghina Al-Quran dengan mengutip Surat Al-Maidah ayat 51 [4]. Kasus tersebut tersebar luas di media sosial sehingga memicu gelombang protes besar, termasuk Aksi 411 dan 212. Sentimen publik yang terpecah antara dukungan dan kecaman memperlihatkan bagaimana media sosial tidak hanya

menjadi wadah ekspresi, tetapi juga alat mobilisasi yang mampu mempengaruhi opini publik dan kebijakan politik.



Gambar 1. Pertumbuhan Jumlah Pengguna Media Sosial di Indonesia

Oleh karena itu, analisis mendalam terhadap isu agama di media sosial menjadi semakin penting. Namun, untuk dapat memahami sentimen publik yang ada, kita perlu melakukan analisis faktual. Dengan jumlah pengguna media sosial yang sangat besar, ini berdampak pada dimensi dan ukuran sampel data yang juga besar. Hal ini merupakan ciri khas dari Big Data yang menghadirkan tantangan seperti terdapat *noise* pada data, masalah skalabilitas dan kendala penyimpanan, korelasi palsu, heterogenitas (keragaman data), ketidakstabilan algoritma, dan lainnya [5]. Analisis berbasis data besar menuntut pendekatan kuantitatif dan algoritmik agar dapat menangkap pola dan kecenderungan sentimen publik secara komprehensif.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membahas penyebaran pemahaman keagamaan di media sosial, namun sebagian besar bersifat kualitatif dan berfokus pada interpretasi makna pesan atau interaksi sosial. Misalnya, Lidya [6] meneliti isu SARA pada media sosial di periode 2013–2015 dan menemukan bahwa konten bermuatan agama kerap memicu konflik di masyarakat multi-etnis, namun pendekatan yang digunakan masih bersifat deskriptif kualitatif. Penelitian oleh Ibnu dkk. [7] melakukan analisis sentimen pada komentar YouTube tentang islamofobia menggunakan 1.000 data komentar berbahasa Indonesia, namun studi ini terbatas pada satu platform dan satu agama. Faizin et al. [8] meneliti polarisasi isu agama di Twitter dan pengaruhnya terhadap konflik sosial menggunakan 23.433 *tweets* selama tiga bulan pada tahun 2023. Penelitian tersebut menyoroti keterkaitan agama dan politik, tetapi belum menggambarkan dinamika sentimen secara longitudinal maupun lintas platform.

Di antara berbagai metode analisis sentimen yang ada, model berbasis transformer, khususnya BERT telah terbukti unggul dalam berbagai tugas *Natural Language Processing* (NLP), termasuk dalam analisis sentimen [9]. Geetha dan Karthika dalam penelitiannya mengenai analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan platform *e-commerce* menunjukkan bahwa model BERT yang *fine-tuning* mampu memprediksi lebih baik dibandingkan dengan metode lain seperti *Naïve Bayes Classification*, LSTM, dan *Support Vector Machine* (SVM) [10]. Selain itu, Bima et al. juga menunjukkan bahwa model BERT lebih unggul dibandingkan LSTM dan CNN dalam analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan wisata di Google Maps [11]. Meski demikian, kedua penelitian tersebut diterapkan pada ulasan dan belum diterapkan dalam konteks analisis isu agama di media sosial.

Berbeda dengan penelitian-penelitian tersebut, studi ini mengambil pendekatan kuantitatif untuk menganalisis sentimen publik terhadap isu agama di beberapa platform media sosial (Twitter, Instagram, Facebook, YouTube, TikTok, dan LinkedIn) dalam periode 2018–2024. Penelitian ini tidak hanya melakukan klasifikasi sentimen (positif, negatif, netral), tetapi juga menganalisis aspek-aspek yang menjadi konteks pembentukan sentimen melalui pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) menggunakan model BERT. Pemilihan aspek dilakukan berdasarkan kategori umum yang

bersifat netral seperti politik, ekonomi, hukum, pendidikan, kesehatan, teknologi, dan lainnya untuk menghindari generalisasi terhadap kelompok agama tertentu. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi baru berupa analisis kuantitatif terhadap percakapan keagamaan di media sosial selama enam tahun terakhir menggunakan pendekatan ABSA. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan wawasan bagi pemangku kebijakan dan peneliti dalam memahami dinamika opini publik terhadap isu agama di ruang digital serta menjadi dasar bagi pengembangan kajian serupa di masa mendatang.

## 2. Metodologi Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data yang bersumber dari platform media sosial Twitter, Instagram, Facebook, Youtube, Tiktok, dan LinkedIn yang diperoleh secara legal melalui API resmi, sesuai dengan *Terms of Service* (ToS) masing-masing platform, tanpa redistribusi data. Penelitian ini menjaga privasi pengguna dengan tidak mengumpulkan data pribadi atau informasi sensitif, serta hanya menganalisis data dalam bentuk agregasi. Karena cakupan data yang dihasilkan oleh media sosial sangat luas, untuk memastikan analisis dapat dilakukan secara efektif, dilakukan pembatasan data dari tahun 2018 hingga 2024. Data dikumpulkan dengan memanfaatkan *Google Search Engine* dan menerapkan proses sampling yang didasarkan pada penggunaan kata kunci untuk pencarian data di media sosial. Daftar kata kunci yang digunakan dalam proses ini dapat dilihat pada Tabel 1. Daftar ini disusun dengan mempertimbangkan keterwakilan enam agama besar di Indonesia, yaitu Islam, Kristen, Katolik, Hindu, Buddha, dan Konghucu. Pemilihan kata kunci dilakukan berdasarkan tiga kategori utama yang mencerminkan variasi diskursus keagamaan di media sosial, yaitu:

1. Istilah kitab suci dan konsep teologis, seperti *Al-Qur'an*, *Injil*, *Weda*, dan *Tripitaka*;
2. Ritual dan aktivitas ibadah keagamaan, misalnya *naik haji*, *puja bakti*, *ceramah dhamma*, dan *sembahyang kongzi*;
3. Hari besar dan perayaan keagamaan, seperti *Idul Fitri*, *Natal*, *Nyepi*, *Galungan*, dan *Waisak*.

Pendekatan ini digunakan agar dataset yang dikumpulkan mewakili konteks lintas agama dan mencakup variasi topik keagamaan yang umum dibahas di media sosial. Pemilihan kata kunci juga diuji secara eksploratif dengan menelusuri kemunculannya di beberapa platform media sosial untuk memastikan bahwa istilah-istilah tersebut benar-benar digunakan oleh pengguna dalam percakapan daring terkait agama. Dengan demikian, daftar kata kunci yang digunakan tidak hanya memastikan keterwakilan setiap agama dan konteks keagamaannya, tetapi juga menjamin ketercakupan variasi isu keagamaan yang relevan, mulai dari dimensi teologis, sosial, hingga budaya.

Tabel 1. Kata Kunci

<b>Islam</b>	<b>Hindu</b>	<b>Buddha</b>	<b>Kristen</b>	<b>Konghucu</b>
hadits nabi	umat hindu	ajaran buddha	agama kristen	kongjiao Indonesia
puasa ramadhan	agama hindu	puja bakti	kitab injil	sembahyang kongzi
allah swt	hari raya nyepi	Biara Buddha	juruselamat	khonghucu
nabi muhammad	hari raya galungan	umat budha	protestan	konghucu
al quran	hari raya kuningan	umat buddha	hari natal	konfusianis
umat islam	kitab weda	agama budha	gereja	kitab si shu
agama islam	umat sedharma	agama buddha	paskah	sembahyang tian
makanan halal	ajaran weda	sang buddha	tuhan yesus	rujiao indonesia
umat muslim	sang hyang widhi	hari raya waisak	umat kristen	krenteng
naik haji	catur marga	kitab tripitaka	umat kristiani	
hukum islam		ceramah dhamma	roh kudus	
jilbab			katolik	

## 2.2. Preprocessing Data

Pada tahap ini dilakukan *preprocessing* untuk mempersiapkan data dan penghapusan informasi yang tidak penting dalam teks agar lebih terstruktur dan mudah dipahami oleh model [12]. Berikut adalah tahapan dari preprocessing data.

- 1) *Remove duplicate*, yaitu menghapus data yang duplikat.
- 2) *Cleaning*, berfungsi untuk membersihkan data teks dengan menghapus URL, HTML, username, tagar, karakter khusus seperti angka, spasi berlebih, tanda baca, emoticon dan simbol.
- 3) *Case Folding*, yaitu mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (lowercase) untuk memastikan konsistensi dalam pengolahan data teks.
- 4) Mengganti kata slang atau bentuk informal dengan kata-kata formal atau standar menggunakan kamus atau daftar kata slang yang telah ditentukan.
- 5) *Stopword Removal* berfungsi untuk menghilangkan kata-kata umum yang sering muncul dalam teks tetapi tidak memberikan informasi penting untuk dianalisis.
- 6) *Lemmatization*, yaitu proses mengubah kata menjadi bentuk dasarnya atau lemma berdasarkan maknanya dalam konteks tertentu.

Tabel 2. Hasil Preprocessing Data

Sebelum	Sesudah
(@PrabowoGalih7) on X kenapa baru saat ini semua hal berbau politik dan pilpres berhubungan dengan islam. Apa karna baru saat ini membutuhkan suara umat islam. Apakah setelah pemilu selesai masih ramaikah hal hal yang seperti ini ?????????????? #SantriBersatuUntukKyai #datangpaslagibutuh	berbau politik pilpres berhubungan islam karna membutuhkan suara umat islam pemilu selesai ramaikah

## 2.3. Pelabelan Data

Pada tahap ini, dilakukan proses pelabelan manual terhadap data dengan tujuan mendukung proses *fine-tuning* model. Label sentimen yang digunakan terdiri dari tiga kelas, yaitu positif (1), negatif (-1), dan netral (0). Adapun pelabelan aspek mencakup delapan kategori: Sosial dan Budaya, Ekonomi dan Bisnis, Kesehatan, Politik, Kriminal dan Hukum, Lingkungan Sosial, Pendidikan, serta Teknologi dan Sains. Proses pelabelan dilakukan oleh tiga orang yang memiliki latar belakang di bidang *data science* dan berasal dari institusi yang menekankan studi agama, untuk memastikan pemahaman konteks keagamaan tetap terjaga. Proses pelabelan ini dilengkapi dengan *peer validation* untuk memastikan keseragaman penilaian. Untuk menjaga konsistensi hasil, kesepakatan antar-pelabel ditentukan berdasarkan prinsip dominasi label, yaitu label akhir untuk setiap data ditetapkan berdasarkan hasil mayoritas dari tiga pelabel.

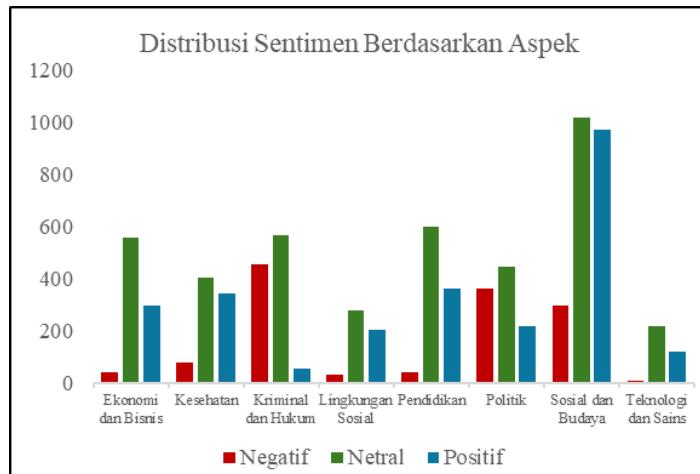
Dalam kasus di mana ketiga pelabel tidak mencapai konsensus, digunakan bantuan model bahasa besar (*Large Language Model*) sebagai penengah untuk memberikan rekomendasi label tambahan berdasarkan konteks teks. Namun, hasil dari LLM tidak langsung digunakan sebagai keputusan akhir, melainkan dikaji ulang oleh para pelabel hingga tercapai kesepakatan bersama. Dengan demikian, penerapan LLM pada tahap ini berfungsi sebagai alat bantu objektivitas, bukan sebagai pengganti proses validasi manusia, sehingga potensi bias model terhadap hasil pelabelan dapat diminimalkan. Contoh pelabelan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Pelabelan Sentimen dan Aspek

Teks	Sentimen	Aspek
Alhamdulillah, Kehidupan yang berkah adalah memanfaatkan sisa umur dengan sebaik-baik beribadah kepada Allah SWT, berbakti pada kedua Orang Tua dan berguna bagi Nusa dan Bangsa.	1	Sosial dan Budaya
Hallo teman-teman, salah satu LOK di Fakultas Hukum yakni Persekutuan Mahasiswa Kristen Protestan (PMKP) akan melaksanakan tahunannya. Kegiatan ini berkaitan dengan salah satu Tri Dharma Perguruan Tinggi.	0	Pendidikan
Fenomena jelang pemilu: pemuka agama bicara politik di mimbar gereja, mesjid, dll. Sementara, elit partai, praktisi politik serta politis bicara firman/pesan	-1	Politik

teologis dari tempat yang sama. Cara membangun image politik terlampau kusam.

Penelitian ini menggunakan sebanyak 7.986 data yang telah dilabeli berdasarkan kategori sentimen dan aspek. Distribusi hasil pelabelan tersebut disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Distribusi Sentimen berdasarkan Aspek

## 2.4. BERT

BERT adalah model bahasa berbasis Transformer yang dikembangkan oleh Google pada tahun 2018 [9]. BERT dirancang untuk menangani berbagai tugas *Natural Language Processing* (NLP). BERT berfungsi dengan cara mengonversi kata-kata dalam teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh mesin, dan menginterpretasikan konteks dari kalimat atau paragraf secara lebih akurat. Salah satu aspek terpenting dari BERT adalah kemampuannya untuk memproses informasi secara *bidirectional*, artinya model ini tidak hanya memeriksa kata-kata sebelumnya dalam kalimat, tetapi juga kata-kata yang datang setelahnya. Ini memberi BERT keunggulan dalam memahami makna kata dalam konteks yang lebih luas, yang membuatnya lebih akurat dibandingkan dengan model-model sebelumnya yang hanya membaca teks dari satu arah saja.

BERT dilatih dalam dua tahap utama: pre-training dan fine-tuning. Pada tahap pre-training, BERT pertama-tama belajar memahami bahasa secara umum dengan tugas yang disebut Masked Language Model (MLM). Dalam tugas ini, BERT diberikan kalimat dengan kata-kata yang sengaja disembunyikan atau "masking". Misalnya, kalimat seperti "Saya pergi ke [mask] untuk membeli buku" akan dipelajari oleh BERT, yang kemudian berusaha menebak kata yang hilang berdasarkan konteks sekitarnya. Dengan cara ini, BERT belajar untuk memahami makna kata berdasarkan kata-kata di sekitarnya. Selain MLM, BERT juga dilatih dengan tugas Next Sentence Prediction (NSP), di mana model ini diberi dua kalimat dan harus memprediksi apakah kalimat kedua logis sebagai kelanjutan dari kalimat pertama. Misalnya, jika kalimat pertama adalah "Saya pergi ke toko buku", dan kalimat kedua adalah "Toko buku itu sangat besar", BERT harus memutuskan apakah kalimat kedua memang kelanjutan yang logis.

Setelah tahap pre-training, BERT disesuaikan untuk tugas tertentu melalui proses fine-tuning menggunakan data berlabel. Pada tahap ini, model yang telah dilatih sebelumnya disesuaikan untuk tugas spesifik seperti analisis sentimen maupun klasifikasi teks, dengan mengubah parameter-parameter tertentu agar sesuai dengan data berlabel tersebut. Karena arsitekturnya yang seragam, memungkinkan model yang telah dilatih sebelumnya dengan mudah disesuaikan dengan berbagai tugas tanpa perubahan besar pada struktur dasar. Dengan cara kerja seperti ini, BERT mampu menghasilkan berbagai tugas NLP yang lebih efisien dan akurat.

### 2.5. Fine-tuning

*Fine-tuning* adalah proses penyesuaian atau pelatihan ulang terhadap model yang sudah dilatih sebelumnya (*pretrained model*) agar lebih sesuai untuk tugas atau dataset tertentu [13]. Dalam penelitian ini, model BERT di *fine-tune* menggunakan data berlabel yang telah melalui tahap *preprocessing data*. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yakni 90% untuk *training data* dan 10% *testing data*. Untuk memperoleh performa model terbaik, dilakukan *hyperparameter tuning* guna menentukan kombinasi nilai parameter optimal. Proses *hyperparameter tuning* dilakukan menggunakan metode *grid search*, yaitu metode pencarian sistematis dengan mencoba seluruh kombinasi dari sejumlah nilai *hyperparameter* yang telah ditentukan [14]. Nilai *hyperparameter tuning* yang diuji disajikan pada Tabel 4 dan menambahkan *early stopping* untuk mencegah model overfitting. Untuk setiap kombinasi, nilai *training loss*, *validation loss*, dan *validation accuracy* dicatat dan disimpan dalam bentuk file statistik. Model terbaik ditentukan berdasarkan nilai *validation loss* terendah dan *validation accuracy* tertinggi.

Tabel 4. Nilai *Hyperparameter Tuning*

<b>Hyperparameter</b>	<b>Nilai</b>
Learning Rate	2e-4, 2e-5
Batch Size	16, 32
Epoch	10

### 2.6. Evaluasi Model

Model BERT yang telah di *fine-tune* dengan nilai *hyperparameter* terbaik dievaluasi menggunakan *testing data* yang sebelumnya telah dipisahkan dengan rasio 10% dari total dataset. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Metode yang dipakai untuk evaluasi yaitu metrik berupa *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [15]. Perhitungan metrik dilakukan menggunakan rumus-rumus standar sebagai berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$\text{F1 Score} = \frac{2*(\text{Recall}*\text{Precision})}{(\text{Recall}+\text{Precision})} \quad (4)$$

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Hasil Fine-Tuning Model BERT

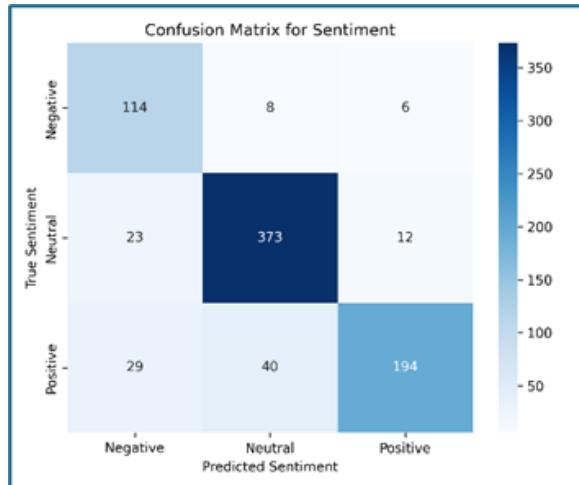
Model BERT di *fine-tune* menggunakan kombinasi *hyperparameter* terbaik yang diperoleh melalui *grid search*, yaitu *learning rate* sebesar 2e-5 dan *batch size* 32. Karena terdapat *early stopping*, maka *fine tuning* berhenti di *epoch* ke-3.

Tabel 5. Hasil *Fine-Tuning* Model pada *Hyperparameter Optimal Grid Search*

<b>Epoch</b>	<b>Training Loss</b>	<b>Validation Loss</b>	<b>Validation Accuracy</b>
1	1.169990577	0.6528843784	0.8022644928
2	0.5895428527	0.6014891383	0.8067028986
3	<b>0.4078321896</b>	<b>0.5329056227</b>	<b>0.8338768116</b>

Tabel 5 menunjukkan model mengalami peningkatan kinerja dari *epoch* ke-1 hingga *epoch* ke-3, dengan *validation accuracy* tertinggi sebesar 83.39% dan *validation loss* terendah sebesar 0.5329 pada *epoch* ke-3. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu belajar secara efektif tanpa mengalami *overfitting* dalam tiga *epoch* pelatihan. Model terbaik tersebut selanjutnya dievaluasi menggunakan data uji.

### 3.2. Evaluasi Model

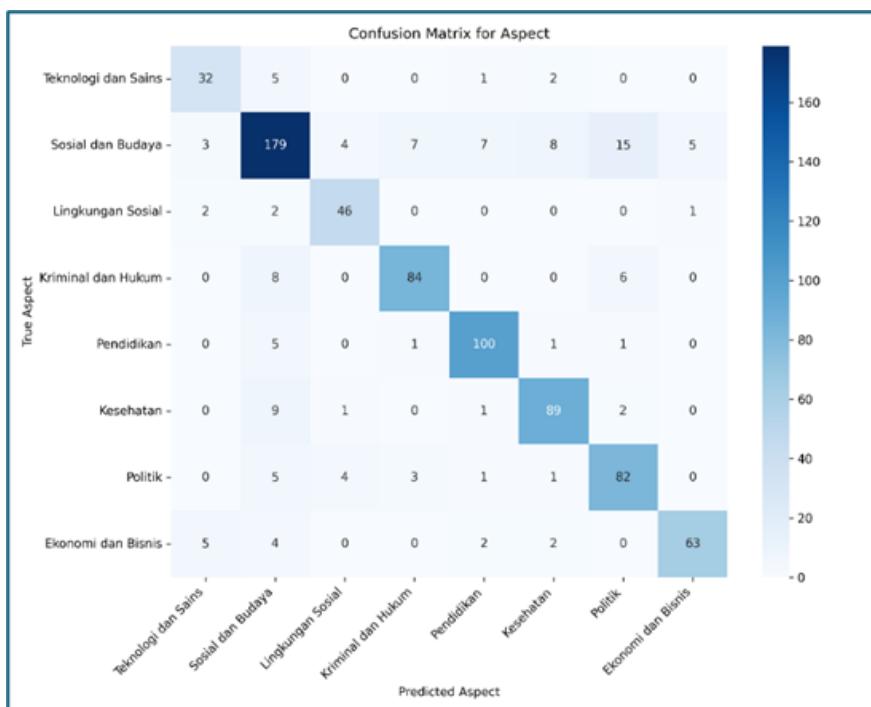


Gambar 3. Confusion Matrix for Sentiment

Tabel 6. Sentiment Classification Report

Sentimen	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
-1	0.69	0.89	0.78	128
0	0.89	<b>0.91</b>	<b>0.90</b>	<b>408</b>
1	<b>0.92</b>	0.74	0.82	263
<i>macro avg</i>	0.83	0.85	0.83	799
<i>accuracy</i>			0.85	799

Model terbaik kemudian dievaluasi menggunakan *testing data* dengan jumlah 799 data. Berdasarkan Tabel 6, hasil evaluasi model klasifikasi sentimen mencapai akurasi sebesar 85% dengan nilai untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0.83, 0.85, dan 0.83. Model menunjukkan performa terbaik dalam mendekripsi sentimen netral (0), ditunjukkan dengan nilai *precision* sebesar 0.89, *recall* 0.91, dan *F1-score* 0.90. Hal ini mungkin disebabkan oleh jumlah data netral yang mendominasi dalam dataset (*support* = 408), sehingga model lebih terlatih dalam mengenali pola pada kelas ini. Sentimen negatif (-1) memiliki *recall* tinggi sebesar 0.89, namun *precision*-nya lebih rendah, yaitu 0.69. Hal ini mengindikasikan bahwa model cukup sensitif dalam mendekripsi data negatif, namun juga menghasilkan cukup banyak prediksi salah. Sebaliknya, sentimen positif (1) memiliki *precision* tertinggi sebesar 0.92, namun *recall*-nya lebih rendah dibandingkan kelas lainnya, yaitu sebesar 0.74. Hal ini menunjukkan bahwa model cenderung lebih yakin saat memprediksi data sebagai positif, tetapi tidak cukup sensitif untuk menangkap semua data positif yang sebenarnya. Ketidakseimbangan jumlah data antar kelas dapat menjadi faktor penyebab perbedaan performa antar label.



Gambar 4. Confusion Matrix for Aspect

Tabel 7. Aspect Classification Report

Aspek	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
Pendidikan	0.89	<b>0.93</b>	<b>0.91</b>	108
Lingkungan Sosial	0.84	0.90	0.87	51
Ekonomi dan Bisnis	<b>0.91</b>	0.83	0.87	76
Teknologi dan Sains	0.76	0.80	0.78	40
Sosial dan Budaya	0.82	0.79	0.80	<b>228</b>
Kesehatan	0.86	0.87	0.87	102
Politik	0.77	0.85	0.81	96
Kriminal dan Hukum	0.88	0.86	0.87	98
<i>macro avg</i>	0.84	0.85	0.85	799
<i>accuracy</i>			0.84	799

Berdasarkan

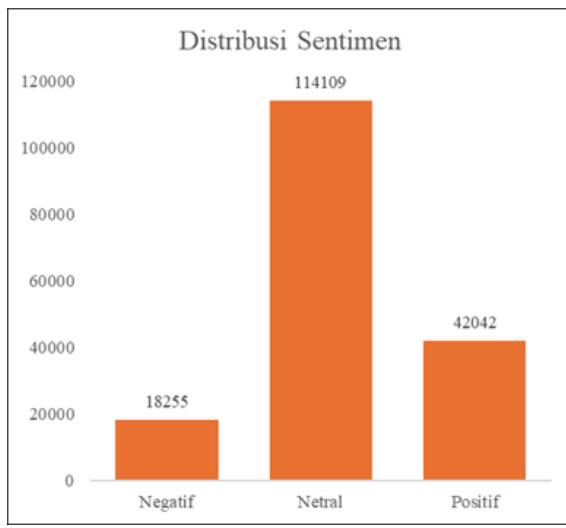
Tabel 7, model klasifikasi aspek berhasil mencapai akurasi sebesar 84% dengan nilai macro average untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0.84, 0.85, dan 0.85. Aspek dengan jumlah data terbanyak adalah "Sosial dan Budaya" sebanyak 228 data, yang memiliki performa yang cukup stabil dengan *precision* sebesar 0.82, *recall* 0.79, dan *F1-score* 0.80. Aspek "Pendidikan" menunjukkan kinerja tertinggi dalam hal *recall* sebesar 0.93 dan *F1-score* sebesar 0.91, menandakan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data pada aspek ini dengan baik dan konsisten. Sementara itu, aspek "Ekonomi dan Bisnis" memiliki nilai *precision* tertinggi sebesar 0.91, yang mengindikasikan bahwa model sangat presisi dalam mengklasifikasikan data yang benar-benar termasuk dalam aspek tersebut. Sebaliknya, aspek "Teknologi dan Sains" menunjukkan performa yang paling rendah dengan *F1-score* sebesar 0,78. Hal ini menunjukkan bahwa model kurang optimal dalam mengenali dan memprediksi aspek ini, kemungkinan disebabkan oleh jumlah data yang relatif kecil (*support* = 40).

Distribusi data sentimen dan aspek dalam penelitian ini menunjukkan perbedaan jumlah yang bervariasi. Namun, perbedaan ini tidak termasuk dalam kategori ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) yang signifikan. Menurut [16], dataset dapat dikategorikan mengalami *class imbalance* apabila rasio antara jumlah data kelas mayoritas dan minoritas lebih besar atau sama dengan 1:4. Selain itu, model yang digunakan dalam penelitian ini merupakan BERT yang telah melalui proses *pre-training* pada korpus besar dan dilanjutkan dengan *fine-tuning* terhadap data penelitian. Model berbasis *transformer* seperti BERT memiliki kemampuan representasi kontekstual yang kuat, sehingga lebih

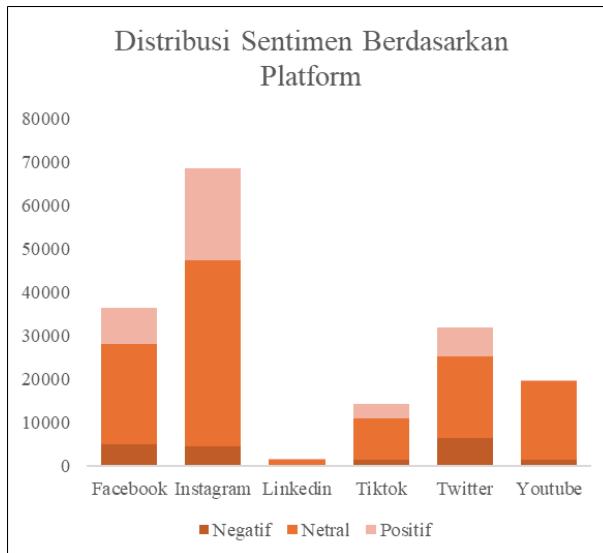
tahan terhadap variasi distribusi kelas dibandingkan model tradisional [17]. Oleh karena itu, meskipun terdapat perbedaan jumlah antar kelas, dampak *imbalance* terhadap performa model tidak signifikan, sebagaimana terlihat dari hasil akurasi dan *F1-score* yang relatif stabil di setiap kelas.

### 3.4 Prediksi pada Data Baru

Setelah model BERT selesai melalui tahap *fine-tuning* dan evaluasi, model tersebut diterapkan untuk melakukan prediksi terhadap 174.406 data baru yang tidak memiliki label. Proses ini bertujuan untuk melihat bagaimana model mengklasifikasikan sentimen dan aspek pada data yang belum pernah ditemui sebelumnya. Pada tahap ini, tidak dilakukan validasi manual terhadap hasil prediksi, karena data baru tidak memiliki label rujukan. Oleh karena itu, hasil prediksi bersifat eksploratif dan deskriptif, digunakan untuk mengamati pola umum sentimen dan distribusi aspek keagamaan di media sosial.

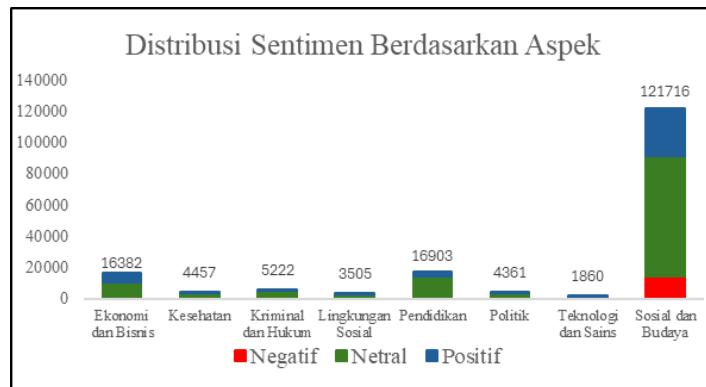


Gambar 5. Distribusi Sentimen

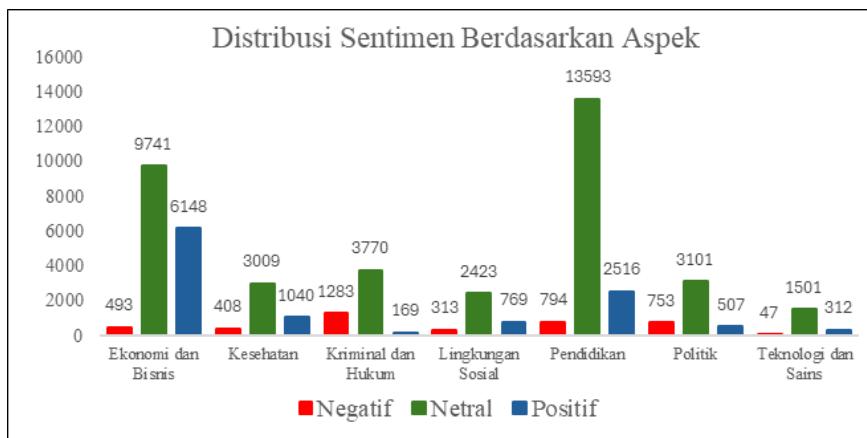


Gambar 6. Distribusi Sentimen Berdasarkan Platform

Berdasarkan Gambar 5, distribusi sentimen pada data baru menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi dengan jumlah 114.109, disusul oleh sentimen positif sebanyak 42.842, dan sentimen negatif sebanyak 18.245. Hal ini mengindikasikan bahwa dalam pembahasan isu agama di media sosial, pengguna cenderung bersikap netral dengan pernyataan atau pendapat disampaikan secara informatif atau tidak memihak. Dalam distribusi platform media sosial pada Gambar 6, Instagram menjadi platform dengan sebaran sentimen tertinggi, diikuti oleh Facebook, Twitter, YouTube, dan Tiktok. Sedangkan LinkedIn menjadi platform yang memiliki jumlah sentimen paling sedikit yang mengindikasikan bahwa isu keagamaan jarang dibahas pada platform tersebut.



Gambar 7. Distribusi Sentimen berdasarkan Aspek pada Data Baru



Gambar 8. Distribusi Sentimen Berdasarkan Aspek Pada Data Baru tanpa Sosial dan Budaya

Gambar 7 memperlihatkan distribusi sentimen berdasarkan aspek pada data baru, di mana aspek "Sosial dan Budaya" sangat dominan dengan total 121.176 tweet. Aspek ini juga mendominasi dalam seluruh kategori sentimen. Hal ini mengindikasikan bahwa isu agama sangat lekat dengan isu sosial dan budaya di Indonesia. Namun, dominasi ini juga dapat menyebabkan ketimpangan analisis pada aspek lain. Oleh karena itu, Gambar 8 menyajikan distribusi ulang dengan mengeluarkan aspek Sosial dan Budaya untuk memperoleh gambaran yang lebih seimbang.

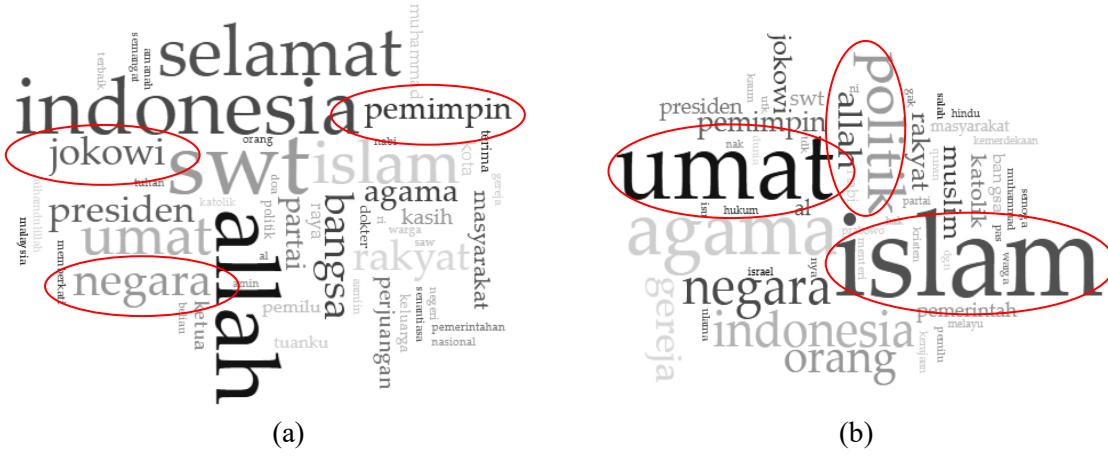
Gambar 8 menunjukkan bahwa pada seluruh aspek yang dianalisis, sentimen netral merupakan kategori yang paling dominan dibandingkan dengan sentimen positif dan negatif. Meskipun demikian, sentimen positif cenderung lebih tinggi dibandingkan sentimen negatif pada sebagian besar aspek. Ini menunjukkan bahwa meskipun mayoritas data bersifat netral, masih ada kecenderungan masyarakat untuk memberikan opini yang lebih positif daripada negatif terhadap berbagai aspek. Namun, terdapat pengecualian pada beberapa aspek tertentu, yaitu Kriminal dan Hukum serta Politik, dimana sentimen negatif justru lebih dominan dibandingkan sentimen positif. Hal ini menunjukkan adanya tingkat kekhawatiran atau ketidakpuasan publik yang lebih tinggi terhadap isu-isu yang berkaitan dengan kedua aspek tersebut. Untuk memberikan gambaran lebih lanjut mengenai hasil analisis, visualisasi seperti *word cloud* digunakan untuk menggambarkan kata-kata yang sering muncul pada sentimen positif dan negatif terkait aspek Kriminal dan Hukum, serta Politik.



Gambar 9. *Word cloud* Aspek Kriminal dan Hukum Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif

Berdasarkan Gambar 9(a), kata “hukum”, “polisi”, dan “korban” menandakan adanya perhatian terhadap penegak hukum dalam mengatasi permasalahan kriminal dan menunjukkan empati terhadap masyarakat yang terdampak oleh tindakan kejahatan. Sebagai contoh, salah satu kutipannya adalah, “Duka sedalam-dalamnya atas korban bom bunuh diri yang terjadi di Gereja Stasi Santo Petrus Balung, semoga pelaku segera ditangkap dan mendapat hukuman yang setimpal. Saya yakin polisi kita bisa bekerja dengan maksimal”. Kutipan ini mencerminkan sentimen positif terhadap peran polisi dalam menegakkan hukum dan memberikan keadilan bagi korban.

Berdasarkan Gambar 9(b), kata “gereja”, “hukum”, dan “umat”, mencerminkan bahwa beberapa isu kriminal dan hukum yang dibahas melibatkan tempat ibadah atau umat beragama. Sebagai contoh, salah satu kutipan yang relevan adalah, “Pendeta diancam dibunuh bahkan gereja dibakar, Pemerintah hanya diam dan pelakunya hanya dihukum ringan. Intimidasi terhadap umat didiamkan!”. Kutipan tersebut menunjukkan sentimen negatif yang terkait dengan ketidakpuasan terhadap penegakan hukum yang tidak adil, serta ketidak responsif pemerintah dalam menangani



Gambar 10. *Word cloud* Aspek Politik Sentimen (a) Positif dan (b) Negatif

Berdasarkan Gambar 10(a), kata “jokowi”, “pemimpin”, dan “negara” mencerminkan sentimen positif terhadap kinerja kepemimpinan Presiden Jokowi dalam menjalankan program kerja untuk negara Indonesia. Salah satu kutipannya adalah, “Sebagai umat Buddha, kita diajarkan buat pilih pemimpin yang punya niat baik dan nilai-nilai kayak jujur, sabar, dan murah hati dan jujur aja, itu semua gue liat di Jokowi selama 10 tahun terakhir. Gak heran sih kalau kepuasan publik tinggi, makanya penting banget buat milih yang bisa lanjutin jalan yang udah beliau bangun”. Kutipan ini melibatkan agama Buddha dalam hal politik khususnya pada pemilihan pemimpin negara serta mencerminkan dukungan terhadap terhadap Jokowi sebagai pemimpin yang berhasil mempraktikkan nilai-nilai menurut agama Buddha dalam kepemimpinannya.

Gambar 10(b), kata "umat", "islam", dan "politik" mencerminkan agama Islam yang sering terlibat dalam diskusi politik, terutama dalam konteks kebijakan atau peristiwa yang mempengaruhi umat Islam secara langsung. Sebagai contoh, salah satu kutipan yang relevan adalah, "Menolak lupa perlakuan

terhadap umat Islam. Sekarang lagi jilatin ludah sendiri. Jejak digital susah dihapus. #ALUMNI212 #2019GantiPresiden wikojo. Ini do'a habib rizieq diatas mobil komando ketika aparat pendukung jokowi menembakan gas air mata kepada para ulama yg hadir pada 411 di depan istana yg terkunci. Dan sekarang mereka2 yang ga ikut dalam aksi ini sibuk mengaku2 sebagai bagian dari 212 padahal 212 ada karena 411". Kutipan ini mencerminkan sentimen negatif terhadap kebijakan politik yang dianggap merugikan umat Islam, serta ketidakpuasan terhadap pemerintah yang dituduh tidak konsisten dalam penanganan isu-isu agama dan politik.

Analisis *word cloud* pada penelitian ini digunakan untuk menggambarkan distribusi frekuensi kata yang paling sering muncul dalam percakapan keagamaan di media sosial. Visualisasi ini bersifat deskriptif dan tidak dimaksudkan untuk menafsirkan makna semantik dari kata-kata tersebut. Oleh karena itu, potensi distorsi makna akibat penggunaan bahasa sarkastik, ironi, atau konteks sosial tertentu tidak dianalisis lebih lanjut, karena aspek semantik dan kontekstual sudah ditangani pada tahap analisis sentimen berbasis model BERT. Dengan demikian, *word cloud* berfungsi sebagai pendukung eksplorasi data untuk memperlihatkan kecenderungan topik, bukan sebagai dasar interpretasi makna.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen berbasis aspek terhadap isu agama di media sosial dengan menggunakan model BERT. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model BERT dapat mengidentifikasi sentimen dan aspek dengan akurasi 85% untuk klasifikasi sentimen dan 84% untuk klasifikasi aspek. Hasil analisis menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi dalam semua aspek, sedangkan aspek Kriminal dan Hukum serta Politik memiliki proporsi sentimen negatif yang lebih tinggi dibandingkan positif. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran awal tentang pola sentimen publik yang dapat dipertimbangkan dalam penyusunan kebijakan atau analisis lebih lanjut.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, antara lain jumlah data berlabel yang masih terbatas, penggunaan pendekatan *single-label classification*, serta cakupan data hanya berasal dari lima platform media sosial, sehingga belum merepresentasikan secara penuh keragaman ruang diskusi digital. Selain itu, kategori aspek ditentukan secara manual sejak awal tanpa metode eksploratif seperti *topic modeling*, sehingga potensi munculnya topik baru belum teridentifikasi. Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas jumlah dan keragaman data berlabel, menerapkan pendekatan *multi-label classification*, serta mengintegrasikan *topic modeling* untuk menghasilkan kategori aspek yang lebih adaptif terhadap dinamika isu keagamaan di media sosial.

#### Daftar Pustaka

- [1] We Are Social, "Digital 2025," Feb. 2025. Accessed: Jan. 05, 2025. [Online]. Available: <https://wearesocial.com/id/blog/2025/02/digital-2025/>
- [2] H. Umasugi, A. R. M. Akib, A. Yakseb, and Amaluddin, "Sosiologis Agama Dalam Masyarakat Pluralitas," *Jurnal Kreativitas Pendidikan Modern*, vol. 6, no. 3, pp. 246–261, Jul. 2024.
- [3] M. A. Khaerun Rijaal, "Fenomena Intoleransi Antar Umat Beragama Serta Peran Sosial Media Akun Instagram Jaringan Gusdurian Indonesia Dalam Menyampaikan Pesan Toleransi," *Syar / Jurnal Komunikasi dan Penyiaran Islam*, vol. 1, no. 2, pp. 103–132, Dec. 2021, doi: 10.54150/syar.v1i2.41.
- [4] Y. M. Mantri, "Kasus Penistaan Agama Pada Berbagai Era Dan Media Di Indonesia," *Definisi: Jurnal Agama dan Sosial Humaniora*, vol. 1, no. 3, pp. 123–138, 2022, doi: 10.1557/djash.v1i3.19582.
- [5] J. Fan, F. Han, and H. Liu, "Challenges of Big Data analysis," *Natl Sci Rev*, vol. 1, no. 2, pp. 293–314, Jun. 2014, doi: 10.1093/nsr/nwt032.

- [6] L. W. Evelina, "Analisis Isu S (Suku) A (Agama) R (Ras) A (Antar Golongan) di Media Social Indonesia," *Ultimacomm: Jurnal Ilmu Komunikasi*, vol. 7, no. 1, pp. 107–122, Dec. 2015, doi: 10.31937/ultimacomm.v7i1.426.
- [7] I. Afdhal *et al.*, "Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Islamofobia," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 122–130, 2022.
- [8] B. Faizin, "Polarization of Religious Issues in Indonesia's Social Media Society and Its Impact on Social Conflict," *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 6, no. 1, pp. 426–442, 2024, doi: 10.47738/jads.v6i1.447.
- [9] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "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, volume 1 (long and short papers)*, Jun. 2019, pp. 4171–4186. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1810.04805>
- [10] M. P. Geetha and D. K. Renuka, "Improving the performance of aspect based sentiment analysis using fine-tuned Bert Base Uncased model," *International Journal of Intelligent Networks*, vol. 2, pp. 64–69, 2021, doi: 10.1016/j.ijin.2021.06.005.
- [11] B. F. R. Putra, V. H. Pranatawijaya, and P. B. A. A. Putra, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Tempat Wisata di Kalimantan Tengah dengan Memanfaatkan Model Deep Learning," *JOINTECOMS : Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 200–211, Sep. 2024, doi: doi.org/10.47111/jointecomms.v4i3.19180.
- [12] R. A. Rahman, V. H. Pranatawijaya, and N. N. K. Sari, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Aplikasi Gojek," 2024.
- [13] E. M. Pusung and I. N. Dewi, "Optimasi RoBERTa dengan Hyperparameter Tuning untuk Deteksi Emosi berbasis Teks," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 3, pp. 240–248, 2024, doi: 10.25077/TEKNOSI.v10i3.2024.240-248.
- [14] W. Nugraha and A. Sasongko, "Hyperparameter Tuning pada Algoritma Klasifikasi dengan Grid Search Hyperparameter Tuning on Classification Algorithm with Grid Search," *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 11, no. 2, pp. 391–401, May 2022, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [15] H. Wang, L. Zhang, K. Yin, H. Luo, and J. Li, "Landslide identification using machine learning," *Geoscience Frontiers*, vol. 12, no. 1, pp. 351–364, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.gsf.2020.02.012.
- [16] B. Krawczyk, "Learning from imbalanced data: open challenges and future directions," Nov. 01, 2016, *Springer Verlag*. doi: 10.1007/s13748-016-0094-0.
- [17] A. Ulinuha, E. Majid, and R. Nuari, "Performance Comparison Of Bert Metrics And Classical Machine Learning Models (Svm, Naive Bayes) For Sentiment Analysis Perbandingan Kinerja Metrik Bert Dan Model Machine Learning Klasik (Svm, Naive Bayes) Untuk Analisis Sentimen," Vol. 10, No. 2, P. 2025.