

TUGAS AKHIR - ES234849

**ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK DAN
PENGALIAN OPINI TERHADAP KARAKTER CALON
PASANGAN PRESIDEN PADA KOMENTAR YOUTUBE
MENGUNAKAN MODEL EMC-GCN**

NAZRIYAH DENY TSANIYAH

NRP 5026201151

Dosen Pembimbing

Renny Pradina, S.T., M.T.

NIP 198107172012122001

Program Studi Sarjana

Departemen Sistem Informasi

Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2024



TUGAS AKHIR - ES234849

**ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK DAN
PENGALIAN OPINI TERHADAP KARAKTER CALON
PASANGAN PRESIDEN PADA KOMENTAR YOUTUBE
MENGUNAKAN MODEL EMC-GCN**

NAZRIYAH DENY TSANIYAH

NRP 5026201151

Dosen Pembimbing

Renny Pradina, S.T., M.T.

NIP 198107172012122001

Program Studi Sarjana

Departemen Sistem Informasi

Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2024



FINAL PROJECT - ES234849

**ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS AND OPINION
EXTRACTION ON THE CHARACTER OF PRESIDENTIAL
CANDIDATES ON YOUTUBE COMMENTS USING EMC-
GCN**

NAZRIYAH DENY TSANIYAH

NRP 5026201151

Advisor

Renny Pradina, S.T., M.T.

NIP 198107172012122001

Study Program Bachelor

Department of Information System

Faculty of Intelligent Electrical and Informatics Technology

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2024

LEMBAR PENGESAHAN

Analisis Sentimen Berbasis Aspek dan Penggalian Opini terhadap Karakter Calon Pasangan Presiden pada Komentor YouTube Menggunakan Model EMC-GCN

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

pada

Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas (ELECTICS)
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Nazriyah Deny Tsaniyah

NRP: 5026201151

Surabaya, 30 Juli 2024



Kepala Departemen Sistem Informasi

LP/P/24/98

DSI-130-F-23-267/9

Dr. Mudjahidin, ST, MT

NIP. 197010102003121001

LEMBAR PERSETUJUAN**Analisis Sentimen Berbasis Aspek dan Penggalian Opini terhadap Karakter Calon Pasangan Presiden pada Komentor YouTube Menggunakan Model EMC-GCN****TUGAS AKHIR**

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada

Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Nazriyah Deny Tsaniyah

NRP: 5026201151

Disetujui Tim Penguji:

Tanggal Ujian:
Periode Wisuda:

24 Juli 2024
September 2024

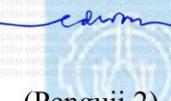
Renny Pradina, S.T, M.T


(Pembimbing 1)

Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng, Ph.D


(Penguji 1)

Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T


(Penguji 2)

PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nazriyah Deny Tsaniyah / 5026201151
mahasiswa /
NRP
Program : S1 Sistem Informasi
studi
Dosen : Renny Pradina, S.T, M.T / 198107172012122001
Pembimbing
/ NIP

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul "Analisis Sentimen Berbasis Aspek dan Penggalian Opini terhadap Karakter Calon Pasangan Presiden pada Komentor YouTube Menggunakan Model EMC-GCN" adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, 30 Juli 2024

Mengetahui

Dosen Pembimbing

Renny Pradina, S.T, M.T
NIP. 198107172012122001

Mahasiswa



Nazriyah Deny Tsaniyah
NRP. 5026201151

ABSTRAK

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK DAN PENGGALIAN OPINI TERHADAP KARAKTER CALON PASANGAN PRESIDEN PADA KOMENTAR YOUTUBE MENGGUNAKAN MODEL EMC-GCN

Nama Mahasiswa / NRP : Nazriyah Deny Tsaniyah / 502620151
Departemen : Sistem Informasi FTEIC - ITS
Dosen Pembimbing : Renny Pradina, S.T., M.T.

Abstrak

Pada tahun 2024, Indonesia memasuki periode politik krusial dengan pelaksanaan pemilihan umum untuk menentukan presiden dan wakil presiden baru. Evaluasi terhadap karakter calon pemimpin cukup penting dalam mempengaruhi tingkat dukungan publik. Tugas akhir ini menganalisis sentimen publik terhadap calon-calon presiden melalui komentar di video YouTube menggunakan model Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network (EMC-GCN). Data dikumpulkan dari 27 video unggahan kanal berita resmi seperti KOMPASTV dan CNN Indonesia, menghasilkan file CSV dengan kolom 'publishedAt', 'authorDisplayName', dan 'textDisplay'. Model EMC-GCN, dilatih dengan f1-score maksimum 61.52% pada sequence length 120, epoch 50, dan batch size 8, menunjukkan f1-score 56.87% pada dataset test. Meskipun efektif dalam memprediksi sentimen positif, model sering mengalami kesulitan dalam membedakan sentimen netral. Hasil analisis menunjukkan dominasi sentimen positif, terutama pada aspek 'ngomong', 'bicara', dan 'debat'. Namun, terdapat variasi signifikan dalam sentimen, dengan Anies Baswedan mendapat sentimen negatif pada aspek 'kerja', Prabowo Subianto pada aspek 'ngomong' dan 'debat', serta Muhaimin Iskandar pada 'jawaban' dan 'ngomong'. Ganjar Pranowo menunjukkan distribusi seimbang antara sentimen positif dan negatif, sedangkan Gibran Rakabuming dan Mahfud MD menunjukkan pola sentimen yang berbeda, dengan Gibran mendapatkan respon positif dominan dan Mahfud MD mengalami sentimen negatif pada aspek tertentu. Analisis ini menyoroti pentingnya media sosial dalam membentuk persepsi publik terhadap calon pemimpin dan memberikan wawasan mendalam tentang evaluasi karakter calon berdasarkan sentimen.

Kata kunci: *Karakter calon presiden, Aspect-based sentiment analysis, YouTube, Ekstraksi opini, EMC-GCN, Politik.*

ABSTRACT

ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS AND OPINION EXTRACTION ON THE CHARACTER OF PRESIDENTIAL CANDIDATES ON YOUTUBE COMMENTS USING EMC-GCN

Student Name / NRP : Nazriyah Deny Tsaniyah / 5026201151
Department : Sistem Informasi FTEIC - ITS
Advisor : Renny Pradina, S.T., M.T.

Abstract

In 2024, Indonesia will enter a crucial political period with general elections to determine the new president and vice president. Evaluation of the character of a potential leader is quite important in influencing the level of public support. This final assignment analyzes public sentiment towards presidential candidates through comments on YouTube videos using the Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network (EMC-GCN) model. Data was collected from 27 videos uploaded by official news channels such as KOMPASTV and CNN Indonesia, producing a CSV file with the columns 'publishedAt', 'authorDisplayName', and 'textDisplay'. The EMC-GCN model, trained with a maximum f1-score of 61.52% on sequence length 120, epoch 50, and batch size 8, shows an f1-score of 56.87% on the test dataset. While effective in predicting positive sentiment, models often have difficulty distinguishing neutral sentiment. The results of the analysis show the dominance of positive sentiment, especially in the 'talk' and 'debate' aspects. However, there were significant variations in sentiment, with Anies Baswedan receiving negative sentiment on the 'work' aspect, Prabowo Subianto on the 'talking' and 'debate' aspects, and Muhaimin Iskandar on 'answers' and 'talking'. Ganjar Pranowo shows a balanced distribution of positive and negative sentiment, while Gibran Rakabuming and Mahfud MD show different sentiment patterns, with Gibran getting a dominant positive response and Mahfud MD experiencing negative sentiment in certain aspects. This analysis highlights the importance of social media in shaping public perceptions of potential leaders and provides deep insight into candidate character evaluations based on detected sentiments.

Keywords: *Character of presidential candidates, Aspect-based sentiment analysis, YouTube, Opinion extraction, EMC-GCN, Politics.*

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkah-Nya yang melimpah dalam penelitian tugas akhir ini. Judul penelitian "Analisis Sentimen Berbasis Aspek dan Penggalian Opini terhadap Karakter Calon Pasangan Presiden pada Komentar YouTube menggunakan Model EMC-GCN" berhasil diselesaikan dengan baik dan tepat waktu, memberikan kontribusi yang berarti untuk memenuhi persyaratan akademis.

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dalam berbagai bentuk, baik secara langsung maupun tidak langsung. Terima kasih kepada:

1. Keluarga dan orang tua penulis yang selalu memberikan doa, dukungan moral, dan motivasi selama proses pengerjaan tugas akhir.
2. Dosen pembimbing utama, Ibu Renny Pradina, S.T., M.T., yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan dukungan yang sangat berarti dalam menyusun penelitian ini.
3. Dosen penguji, Bapak Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng., Ph.D. selaku penguji 1 dan bapak Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T. selaku penguji 2, yang telah memberikan kritik dan saran konstruktif untuk perbaikan tugas akhir ini.
4. Mas Moch. Farrel Arrizal Kusuma yang telah membantu penulis dalam pengerjaan tugas akhir, mengajarkan penggunaan pyABSA dan supercomputer, serta memberikan saran serta motivasi.
5. Teman-teman satu bimbingan terkhusus Baharian Diko dan Awliya Hanun Izdihar dan teman-teman "CCWS" yang setia menemani penulis selama pengerjaan tugas akhir serta memotivasi dalam segala proses penelitian.
6. Seluruh teman-teman Adhisakta dan juga sahabat khususnya Nandania Isra'iyah, Frisca Nur Shinta, dan pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah menemani penulis dan memberikan dukungan.

Penulis sadar bahwa tugas akhir ini tidak lepas dari kekurangan dan keterbatasan. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi positif dalam pemahaman dan pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya dalam analisis sentimen dan opini publik terhadap karakter calon pasangan presiden.

Akhir kata, penulis menyampaikan penghargaan yang tulus dan terima kasih atas segala dukungan dan bantuan yang telah diberikan dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Surabaya, 24 Juli 2024

Nazriyah Deny Tsaniyah

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
LEMBAR PERSETUJUAN	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR PERSAMAAN	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	12
1.1 Latar Belakang	12
1.2 Rumusan Masalah	13
1.3 Batasan Masalah	13
1.4 Tujuan	13
1.5 Manfaat	14
1.6 Relevansi	14
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	16
2.1 Hasil Penelitian Terdahulu	16
2.2 Dasar Teori	18
2.2.1 YouTube pada Bidang Politik	18
2.2.2 Personal Branding	19
2.2.3 Dimensi Karakter Kandidat	20
2.2.4 Karakter Kandidat terhadap Keputusan Memilih	21
2.2.5 Analisis Sentimen Level Aspek	21
2.2.6 Ekstraksi Triplet Sentimen Level Aspek (ASTE)	22
2.2.7 Framework PyABSA	23
2.2.8 Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network	24
2.2.9 IndoBERT	25
2.2.10 Evaluasi Model	26
BAB 3 METODOLOGI	28
3.1 Metode yang Digunakan	28

3.1.1	Identifikasi Masalah	29
3.1.2	Pengumpulan Data	29
3.1.3	Pengolahan Data	30
3.1.4	<i>Training</i> Model	31
3.1.5	Hyperparameter Tuning	32
3.1.6	Analisis Hasil	32
3.1.7	Dokumentasi	33
BAB 4	Hasil dan Pembahasan	34
4.1	Pengumpulan Data	34
4.2	Pengolahan Data	34
4.2.1	Eksplorasi Dataset	35
4.2.2	Pemrosesan Dataset	37
4.3	Pelatihan Model	44
4.3.1	<i>Baseline</i> Model	45
4.3.2	Penyesuaian Ulang Dataset	46
4.3.3	Hyperparameter Tuning	47
4.4	Pembahasan Performa Model	49
4.4.1	Pengujian Data <i>Test</i>	49
4.4.2	Analisis Statistik Hasil <i>Testing</i>	49
4.4.3	Analisis Kesalahan Prediksi Model	52
4.5	Analisis Hasil Sentimen	67
4.5.1	Statistik Data Implementasi	67
4.5.2	Analisis Data Umum	70
4.5.3	Analisis Individu Paslon	70
4.6	Temuan Utama dari Hasil	87
BAB 5	Kesimpulan dan Saran	90
5.1	Kesimpulan	90
5.2	Saran	91
	DAFTAR PUSTAKA	92
	LAMPIRAN	95
	BIODATA PENULIS	100

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Roadmap RDIB	15
Gambar 2.1 Kerangka Karakter Kandidat	21
Gambar 2.2 Ilustrasi Ekstraksi Triplet.....	22
Gambar 2.3 Arsitektur Framework.....	24
Gambar 2.4 Arsitektur Model EMC-GCN	25
Gambar 3.1 Diagram Alir Pengerjaan	28
Gambar 3.2 Kanal Youtube Resmi Berita Nasional yang Digunakan	30
Gambar 4.1 Histogram Distribusi Panjang Kata dalam 1 Kalimat	35
Gambar 4.2 Histogram Distribusi Panjang Karakter dalam 1 Kalimat	36
Gambar 4.3 Wordcloud Kata yang muncul pada Data.....	37
Gambar 4.4 Top 20 Kata yang Sering dibahas oleh Pengguna pada Data	37
Gambar 4.5 Penggunaan Label Studio	38
Gambar 4.6 Distribusi Sentimen pada Data Komentar	40
Gambar 4.7 Visualisasi <i>Outlier</i> Jumlah Token Aspek	41
Gambar 4.8 Visualisasi <i>Outlier</i> Jumlah Token Opini	42
Gambar 4.9 Visualisasi <i>Outlier</i> Jumlah Karakter Token Aspek	42
Gambar 4.10 Visualisasi <i>Outlier</i> Jumlah Karakter Token Opini	43
Gambar 4.11 Grafik Distribusi pada Masing Kategori.....	50
Gambar 4.12 Grafik Distribusi Kesalahan pada Masing Kategori.....	52
Gambar 4.13 <i>Confusion Matrix</i> dari Hasil Pengujian Model.....	67
Gambar 4.14 Grafik Distribusi Data Mentah pada Setiap Paslon	68
Gambar 4.15 Grafik Distribusi Data Terprediksi per Paslon	69
Gambar 4.16 Polarisasi dan Top Aspek Keseluruhan Data Implementasi.....	70
Gambar 4.17 Grafik Distribusi Sentimen pada Masing Data Paslon	71
Gambar 4.18 Top Aspek pada Masing-masing Paslon	72
Gambar 4.19 Grafik Distribusi Sentimen berdasarkan Top Aspek pada Masing Paslon.....	74
Gambar 4.20 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Anies Baswedan	75
Gambar 4.21 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Anies Baswedan	76
Gambar 4.22 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Prabowo Subianto	77
Gambar 4.23 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Prabowo Subianto .	78
Gambar 4.24 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Ganjar Pranowo	79
Gambar 4.25 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Ganjar Pranowo.....	80
Gambar 4.26 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Muhaimin Iskandar.....	81
Gambar 4.27 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Muhaimin Iskandar	82
Gambar 4.28 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Gibran Rakabuming	83
Gambar 4.29 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Gibran Rakabuming	84
Gambar 4.30 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Mahfud MD.....	85
Gambar 4.31 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Mahfud MD.....	86

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Literatur terkait ABSA Karakter Kandidat.....	16
Tabel 2.2 Literatur Framework yang Digunakan	16
Tabel 2.3 Literatur terkait Model EMC-GCN.....	17
Tabel 2.4 Literatur Sumber Data YouTube	17
Tabel 2.5 Literatur Analisis Karakter	17
Tabel 2.6 Studi Karakter Kandidat dalam Pemilihan Presiden Amerika Serikat.....	20
Tabel 2.7 Empat Dimensi Karakter Kandidat	20
Tabel 2.8 Model umum yang didukung PyABSA.....	23
Tabel 3.1 Target yang Diekstraksi.....	31
Tabel 4.1 Potongan Data Hasil Crawling	34
Tabel 4.2 Data Hasil Ekstraksi <i>Keyword</i>	34
Tabel 4.3 Sampel komentar	35
Tabel 4.4 Distribusi Maksimum, Minimum, Rerata Panjang Kata	36
Tabel 4.5 Distribusi Maksimum, Minimum, Rerata Panjang Karakter.....	36
Tabel 4.6 <i>Output</i> Json Label Studio	38
Tabel 4.7 Contoh Data Setelah Perubahan <i>Slang</i>	39
Tabel 4.8 Contoh Data Ulasan SemEval format ASTE.....	39
Tabel 4.9 Contoh Potongan Dataset format ASTE	39
Tabel 4.10 Jumlah Triplet beserta Sentimen pada Data	40
Tabel 4.11 Nilai Parameter <i>Cutoff Outlier</i>	43
Tabel 4.12 Contoh Penghapusan <i>Outlier</i>	43
Tabel 4.13 Distribusi Dataset	44
Tabel 4.14 Distribusi Sentimen Triplet pada Data <i>Split</i>	44
Tabel 4.15 Nilai parameter yang digunakan.....	45
Tabel 4.16 Perbandingan Skenario Dataset dengan hasil F1 Score	47
Tabel 4.17 Perbandingan F1 Score dari Skenario Dataset dengan Random Swap	47
Tabel 4.18 Hasil eksperimen <i>tuning</i> model	48
Tabel 4.19 Perbandingan hasil metric testing.....	49
Tabel 4.20 Distribusi Jumlah Data per Kategori Hasil <i>Testing</i>	50
Tabel 4.21 Contoh Hasil Error	50
Tabel 4.22 Contoh Hasil Model Tidak Dapat Memprediksi	51
Tabel 4.23 Contoh Hasil Model Salah Memprediksi	51
Tabel 4.24 Hasil Model Dapat Memprediksi dengan Baik	52
Tabel 4.25 Statistik dari setiap Kategori	53
Tabel 4.26 Deskripsi Kategori Kesalahan	54
Tabel 4.27 Contoh Kesalahan pada Kondisi Jumlah Triplet Prediksi dan Aktual Sama	55
Tabel 4.28 Contoh Kesalahan pada Kondisi Jumlah Triplet Prediksi dan Aktual Berbeda	58
Tabel 4.29 <i>Classification Report</i> dari Hasil Pengujian	66
Tabel 4.30 Jumlah Data Mentah untuk Implementasi.....	68
Tabel 4.31 Jumlah Data Terprediksi.....	69

DAFTAR PERSAMAAN

Persamaan 1 Akurasi	26
Persamaan 2 Presisi	26
Persamaan 3 Recall	26
Persamaan 4 F1 Score	27

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah negara dengan sistem pemerintahan demokrasi yang dimana warga negara memiliki hak untuk ikut serta dalam pengawasan jalannya pemerintahan milihan umum yang dilaksanakan oleh Komisi Pemilihan Umum (KPU) sebagai bukti negara Indonesia adalah negara dengan sistem demokrasi yaitu pemerintahan dari rakyat untuk rakyat dan oleh rakyat, sesuai UU RI No. 7 Tahun 2017 tentang Pemilihan Umum (Waahidah, 2023). Dan tahun 2024 mendatang merupakan tahun politik bagi Indonesia karena akan diselenggarakan pemilihan umum untuk pemilihan presiden dan wakil presiden periode 2024-2029.

Pemilihan umum bukan hanya tentang memilih pemimpin, tetapi juga tentang menilai karakter calon presiden yang akan memimpin negara. Karakter merupakan aspek sentral dalam evaluasi pemimpin karena berfungsi sebagai jalan pintas bagi pemilih dalam memahami dan memproses informasi yang lebih kompleks dan menuntut, karena lebih mudah bagi masyarakat untuk mengevaluasi objek politik berdasarkan kepribadian, karena warga negara menerapkan proses yang sama dalam penilaian mereka di kehidupan sehari-hari (Capelos, 2010). Sehingga, dalam rangka mendapatkan dukungan dari masyarakat, masing-masing kompetitor yang bertarung dalam Pilpres 2024 melakukan serangkaian strategi politik dan kampanye untuk memuluskan jalan mereka memenangkan pemilu dan mendapatkan legitimasi publik dengan memperoleh suara sebanyak-banyaknya. Masing-masing pasangan calon dalam proses menarik dan meraih dukungan publik menyiapkan strategi politik sebagai upaya untuk memperoleh kemenangan dalam Pilpres 2024. Dikutip pada Romli (2011), Salah satu pendekatan yang digunakan adalah strategi *political branding*, yang bertujuan untuk membangun citra politik yang positif di mata pendukung dan konstituen mereka (Hanevi et al., 2023). Dengan demikian, penilaian karakter calon presiden menjadi faktor penting dalam proses demokratisasi, memperkuat strategi politik, dan memenangkan dukungan publik (Hanevi et al., 2023).

Nama calon pasangan presiden yang telah diusung di berbagai media telah memicu beragam opini publik terhadap masing-masing calon. Dalam konteks ini, kemajuan teknologi mempermudah persebaran berita dan membuat pendapat masyarakat mudah diungkapkan melalui media sosial, terutama YouTube. Dilansir dari We Are Social dan Hootsuite, jumlah pengguna aplikasi Youtube di Indonesia mencapai angka 139 juta pengguna. Hal ini membuktikan bahwa terdapat banyak sentimen masyarakat Indonesia terhadap kandidat yang terdapat pada platform YouTube yang dapat dijadikan sebagai studi kasus. Untuk memahami sentimen masyarakat terhadap karakter kandidat calon presiden perlu dilakukannya analisis sentimen.

Analisis sentimen merupakan metode penambangan data teks yang digunakan untuk mengidentifikasi subjektivitas dalam teks, seperti pendapat, emosi, dan penilaian yang tersirat dalam informasi teks (Gupta, 2018). Biasanya, sentimen diklasifikasikan menjadi tiga jenis: positif, netral, dan negatif. Sentimen berbasis aspek, juga dikenal sebagai analisis berbasis aspek, adalah pendekatan yang lebih komprehensif dalam mengidentifikasi polaritas sentimen dari aspek-aspek yang secara eksplisit dijabarkan dalam kalimat, sehingga satu ulasan dapat memiliki lebih dari satu sentimen terkait dengan aspek yang berbeda (Zhang et al., 2020)

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Manik et al., 2020) dalam penelitiannya terhadap karakter kandidat dalam pemilihan presiden Indonesia tahun 2019 membandingkan performa algoritma *machine learning* (SVM, Naïve Bayes, KNN) saat mengklasifikasikan dataset dan didapatkan hasil akurasi yang kurang baik. Dilanjutkan dengan penelitian oleh (Said

et al. 2022) untuk memperbaiki performa akurasi pada penelitian sebelumnya, penelitian ini mulai menggunakan metode *deep learning* menggunakan model BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) dan RoBERTa (A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach) dapat menghasilkan sentimen pada level aspek dengan akurasi yang cukup tinggi. Tetapi dari kedua penelitian ini belum mengidentifikasi kata kunci pendapat penyebab dihasilkan polaritas sentiment dan melakukan analisis lanjutan mengenai karakter manakah yang menurut masyarakat lebih penting dan banyak diperbincangkan. Oleh karena itu, perlu adanya penelitian lanjutan untuk menganalisis pandangan masyarakat terhadap karakter-karakter kandidat calon presiden khususnya pada komentar video Youtube dengan mengekstraksi opini menggunakan model EMC-GCN (Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network).

Dengan pengerjaan tugas akhir ini, diharapkan didapatkannya pemahaman yang mendalam terkait sentimen masyarakat terhadap karakter kandidat calon presiden yang dapat menjadi informasi berharga untuk pemilihan umum dan juga memberikan pandangan tentang peran media sosial dalam proses politik modern.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan permasalahan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana mendapatkan data komentar mengenai karakter calon pasangan presiden 2024 dari Youtube?
2. Bagaimana performa model EMC-GCN dalam analisis sentimen berbasis aspek membantu dalam memahami sentimen masyarakat terhadap karakter calon pasangan presiden dalam media sosial?
3. Apa saja aspek karakter calon pasangan presiden yang paling sering dibahas pada komentar video YouTube?
4. Bagaimana perbandingan aspek, opini, dan polarisasi sentimennya antar individu calon pasangan presiden dari hasil klasifikasi model EMC-GCN terhadap komentar video YouTube?

1.3 Batasan Masalah

Dalam tugas akhir ini, masalah dibatasi pada obyek penelitian dengan rincian sebagai berikut.

1. Untuk tugas akhir ini, studi kasus yang digunakan merupakan komentar publik pada video berkaitan langsung dengan calon pasangan presiden dan menampilkan seluruh calon pasangan pada platform YouTube.
2. Data komentar yang digunakan berasal dari video berformat “*long-form video*” dari beberapa kanal resmi berita daring seperti: KOMPASTV, METROTV, CNN Indonesia, tvOneNews, Official iNews.
3. Data komentar yang digunakan tidak termasuk balasan dari sebuah komentar.
4. Periode pengambilan data komentar dari 19 Oktober 2023 hingga 10 Februari 2024.

1.4 Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini, sebagai berikut.

1. Mendapatkan data komentar pada video yang berkaitan dengan calon menggunakan metode *crawling*.

2. Mengetahui performa model EMC-GCN dalam analisis sentimen berbasis aspek membantu dalam memahami sentimen masyarakat terhadap karakter calon pasangan presiden dalam media sosial.
3. Mengidentifikasi aspek-aspek karakter calon pasangan presiden yang paling sering dibahas pada komentar video yang berkaitan dengan calon.
4. Menguraikan perbandingan aspek, opini, dan polarisasi sentimennya antar individu calon pasangan presiden dari hasil klasifikasi model EMC-GCN.

1.5 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari tugas akhir ini dibagi menjadi dua, sebagai berikut.

1. Manfaat Praktis

Tugas akhir ini diharapkan memberikan wawasan yang mendalam mengenai penilaian masyarakat terhadap karakter kandidat calon presiden dan dapat memberikan informasi yang berguna bagi pemilih untuk membuat keputusan yang lebih terinformasi saat memilih calon presiden. Selain itu, dapat membantu partai politik, kampanye, dan kandidat untuk memahami pandangan masyarakat dan merancang strategi kampanye yang lebih efektif.

2. Manfaat Teoritis

Tugas akhir ini diharapkan dapat memberikan wawasan tambahan dalam penerapan pembelajaran mesin terutama di bidang Natural Language Processing (NLP). Selain itu, diharapkan dapat menjadi bahan referensi penelitian ilmiah untuk penelitian selanjutnya yang berhubungan dengan analisis sentimen berbasis aspek (ABSA) terhadap data teks khususnya Ekstraksi Triplet Sentimen Aspek (ASTE).

1.6 Relevansi

Tugas akhir ini memiliki relevansi yang kuat dengan topik pada Laboratorium Rekayasa Data dan Intelijensi Bisnis (RDIB) yaitu Cognitive Systems pada sub-topik Natural Language Processing (NLP), yang ditunjukkan pada roadmap laboratorium pada gambar 1.1. Selain itu, tugas akhir ini juga selaras dengan salah satu mata kuliah Pengolahan Bahasa Alami (PBA). Sementara untuk domain topik dari tugas akhir ini termasuk dalam tema Sosial media. Melalui tugas akhir ini, pemahaman dan penerapan konsep-konsep NLP, seperti analisis sentimen berbasis aspek dan pemrosesan bahasa alami, menjadi lebih aplikatif khususnya pada sosial media.

ROADMAP LABORATORIUM
REKAYASA DATA & INTELEGENSI BISNIS
 TAHUN 2025 - 2035



Gambar 1.1 Roadmap RDIB

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Hasil Penelitian Terdahulu

Dalam mendukung kerangka teoritis tugas akhir ini, beberapa kajian terdahulu telah menjadi rujukan utama dan perbandingan terhadap metode yang akan digunakan. Tabel 2.1, Tabel 2.2, Tabel 2.3, Tabel 2.4 dan Tabel 2.5 menampilkan daftar penelitian sebelumnya yang mendasari tugas akhir ini.

Tabel 2.1 Literatur terkait ABSA Karakter Kandidat

Atribut	Penjelasan
Judul	Aspect-Based Sentiment Analysis on Candidate Character Traits in Indonesian Presidential Election
Penulis, Tahun	(Manik et al., 2020)
Metodologi	<ul style="list-style-type: none">• Support Vector Machine• Naïve Bayes• KNN
Gambaran Umum	Dalam penelitian ini, fokus pada analisis sentimen berbasis aspek terhadap karakter kandidat. Sasarannya yaitu para calon, aspek-aspek yang menjadi karakter, dan sentimen itu sendiri. Membandingkan performa algoritma pembelajaran mesin saat mengklasifikasikan dataset secara otomatis. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine memiliki kinerja lebih baik dibandingkan Naïve Bayes dan KNN.
Keterkaitan	Penelitian ini berkaitan dengan sentimen analisis basis aspek terhadap karakter kandidat calon presiden. Sehingga penelitian ini menjadi referensi untuk mengekstrak aspek dan sentimen dalam data komentar.

Tabel 2.2 Literatur Framework yang Digunakan

Atribut	Penjelasan
Judul	PyABSA: A Modularized Framework for Reproducible Aspect-based Sentiment Analysis
Penulis, Tahun	(Yang et al., 2023)
Metodologi	<ul style="list-style-type: none">• Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)• Pytorch Library• PyABSA
Gambaran Umum	Penelitian ini membahas mengenai model PyABSA yang mampu mendukung beberapa subtugas ABSA, termasuk ekstraksi istilah aspek, klasifikasi sentimen aspek, dan analisis sentimen berbasis aspek secara menyeluruh. PyABSA juga dapat diperluas secara fleksibel untuk memasukkan model baru, dataset, dan tugas-tugas terkait lainnya. Disini PyABSA menyoroti fitur penambahan data dan anotasi, yang secara signifikan mengatasi kelangkaan data.
Keterkaitan	Penelitian ini menjelaskan mengenai kerangka kerja yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu PyABSA

Tabel 2.3 Literatur terkait Model EMC-GCN

Atribut	Penjelasan
Judul	Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network for Aspect Sentiment Triplet Extraction
Penulis, Tahun	(Chen et al., 2022)
Metodologi	<ul style="list-style-type: none"> • Aspect Sentiment Triplet Extraction (ASTE) • EMC-GCN
Gambaran Umum	Penelitian ini, mengemukakan sebuah model Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network yang disempurnakan untuk memanfaatkan relasi antar kata secara penuh. Dengan mendefinisikan sepuluh jenis relasi untuk tugas ASTE, dan mengadopsi modul biaffine attention untuk menanamkan relasi-relasi sebagai tensor yang berdekatan antara kata-kata dalam sebuah kalimat. Setelah itu, EMC-GCN mengubah kalimat tersebut menjadi sebuah graf multi-saluran dengan memperlakukan kata-kata dan relasi tensor yang berdekatan sebagai node dan edge. Dan representasi node yang sadar akan relasi dapat dipelajari.
Keterkaitan	Penelitian ini menjelaskan mengenai model yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu EMC-GCN. Dan berkaitan dengan penggunaan metode ASTE dalam ekstraksi opini sentimen level aspek pada data teks.

Tabel 2.4 Literatur Sumber Data YouTube

Atribut	Penjelasan
Judul	Sentiment Analysis On YouTube Comments Using Word2Vec and Random Forest
Penulis, Tahun	(Khomsah, 2021)
Metodologi	<ul style="list-style-type: none"> • Word2Vec • Random Forest
Gambaran Umum	Penelitian ini membahas efek ekstraksi fitur dengan Word2Vec terhadap akurasi model analisis sentimen komentar kanal YouTube debat pemilu presiden 2019. yang dibangun dengan Random Forest.
Keterkaitan	Penelitian ini berkaitan sebagai pembandingan dengan model berbeda pada sumber yang sama dari platform YouTube untuk mengetahui bagaimana performa dari model yang pernah dikembangkan.

Tabel 2.5 Literatur Analisis Karakter

Atribut	Penjelasan
Judul	Political Branding Analysis of Prabowo-Sandiaga In Terms of Appearance and Personality Aspects (Study on the 2019 Election)
Penulis, Tahun	(Hanevi et al., 2023)
Metodologi	<ul style="list-style-type: none"> • Wawancara dan Studi Dokumentasi. • Analisis Kualitatif

Gambaran Umum	Penelitian ini melakukan analisis politik branding pasangan calon presiden dan wakil presiden Prabowo dan Sandiaga dari aspek penampilan dan kajian kepribadian pada pemilu 2019.
Keterkaitan	Penelitian ini dapat digunakan menjadi referensi untuk menganalisis hasil sesuai dengan politik branding pasangan calon presiden dan wakil presiden untuk aspek kepribadian.

2.2 Dasar Teori

Pengerjaan tugas akhir ini disusun berdasarkan landasan ilmu dan teori yang telah dikaji oleh berbagai peneliti terdahulu. Secara khusus, terdapat sepuluh teori utama yang menjadi landasan dalam pengerjaan tugas akhir ini, dengan merujuk pada teoritis yang mencakup pemahaman mendalam mengenai berbagai aspek yang relevan dan memberikan pijakan yang kokoh untuk penyusunan metodologi serta analisis data yang akan dilakukan dalam tugas akhir ini.

2.2.1 YouTube pada Bidang Politik

YouTube adalah situs berbagi video yang muncul di era web 2.0 dan karenanya dapat mencakup semua empat fungsi web 2.0. YouTube dibuat pada tahun 2005 dan mulai digunakan dalam komunikasi politik pada tahun 2006 selama kampanye pemilihan pendahuluan di Amerika Serikat. Selain pemutaran online yang tersedia untuk siapa saja, salah satu karakteristik utama YouTube adalah pengunggahan video gratis oleh penggunanya yang terdaftar. Ini berarti bahwa setiap pengguna dapat mengunggah konten yang dibuat pengguna (UGC) yang dibuat olehnya sendiri dan karenanya telah menemukan banyak publik yang berpartisipasi (Vesnic-Alujevic et al. 2014).

Diakses melalui komputer, tablet, atau ponsel pintar, YouTube menjadikan gambar visual sebagai bagian dari alur kompleks yang secara sadar atau tidak sadar diciptakan oleh penonton saat mereka mengklik situs dan teks, mengikuti tautan, atau melihat konten yang disematkan yang dibagikan dan disebar di platform lain. Pemirsa memilih apa yang akan dicari dan ditonton, terbebas dari kekuatan sentralistik yang menjadi ciri khas sistem media penyiaran nasional. Namun, mereka tunduk pada jenis tata kelola yang baru. Retorika prosedural mengundang dan menuntut partisipasi; rekomendasi yang diadaptasi tanpa henti diulangi oleh produser yang mengharuskan kita untuk 'menyukai, memberi komentar, dan berlangganan'. Tanpa pengawasan, satu video akan secara otomatis masuk ke video berikutnya, alurnya ditentukan oleh algoritma yang menjalankan mesin, mengarahkan, mengintensifkan, dan memfokuskan pilihan pemirsa. (Gillespie, 2014).

Secara global, dikutip dari (Aslam, 2023) dan (YouTube, 2023) bahwa YouTube diakses oleh lebih dari 2,5 miliar orang setiap bulannya, lebih dari 5 miliar video ditonton setiap harinya dan lebih dari 500 jam konten yang diupload setiap menitnya. YouTube juga tersedia dengan versi lokal di lebih dari 100 negara dengan 80 bahasa yang berbeda, YouTube mengklaim bahwa hal ini mencakup 95% pengguna internet. Youtube telah menjadi salah satu platform media sosial yang paling populer di Indonesia. Menurut data yang dirilis oleh We Are Social dan Hootsuite, jumlah pengguna aplikasi Youtube di Indonesia mencapai angka 139 juta pada bulan Januari 2023, yang setara dengan hampir setengah dari populasi Indonesia (Maisal et al., 2019).

YouTube semacam "laboratorium percobaan" dapat relevan untuk masa depan televisi, yang sedang mengalami krisis, dan mempertanyakan apakah YouTube dapat dilihat sebagai televisi generasi berikutnya atau tidak (Uricchio, 2009). YouTube berfungsi sebagai remediasi

televisi di 'dunia publik berjejaring.' (Grusin, 2009). Dalam bidang pemasaran politik, tentang "kekuatan komunikasi" YouTube dan penggunaannya dalam kampanye resmi tetapi juga oleh warga negara (atau partai politik juga) yang dapat mengunggah bagian dari pidato seseorang, wawancara, dll. untuk mewakili kandidat secara positif atau negatif, sesuai dengan preferensi pribadi mereka (Gueorguieva, 2008). YouTube dapat memiliki dampak ketika menyangkut beberapa bidang kampanye: akses ke pemilih, penggalangan dana, kampanye iklan, dan anggaran. Video yang diunggah dapat memiliki distribusi yang besar di Internet; dengan demikian, dapat menyediakan semua empat fungsi web 2.0. Makna politik YouTube juga terletak pada apa yang terlihat jelas, yaitu videonya sendiri (Hediger, 2009).

YouTube adalah media yang mengindividualisasi secara semu, menawarkan pengalaman simulasi otonomi dengan partisipasi dalam bentuk evaluasi: memberikan *upvote*, memberikan *downvote*, berkomentar, berlangganan, berbagi, dan sebagainya. Sehingga pengguna Youtube dapat dengan bebas memberikan umpan balik dan perasaan tentang video yang ditonton melalui halaman komentar khususnya pada video-video politik (Finlayson, 2022). Komentar terhadap video YouTube menunjukkan sentimen positif maupun negatif yang diwakili oleh rasa senang sampai dengan sedih atau tidak suka (Khomsah, 2021).

2.2.2 Personal Branding

Personal branding didefinisikan secara formal di sini sebagai "sekumpulan karakteristik manusia yang diasosiasikan dengan sebuah merek." Sebagai ilustrasi, Absolut vodka yang dipersonifikasikan cenderung digambarkan sebagai keren, keren, dan kontemporer berusia 25 tahun, sedangkan Stoli dipersonifikasikan cenderung digambarkan sebagai seorang intelektual, konservatif, dan lebih tua pria. Berbeda dengan "atribut yang berhubungan dengan produk," yang cenderung untuk melayani fungsi utilitarian bagi konsumen, personal branding cenderung melayani fungsi simbolis atau ekspresi diri (Keller, 1993).

Pengertian *brand* adalah sebuah janji dari seorang penjual agar konsisten dalam memberikan sebuah nilai dan manfaat terhadap pembelinya. Sehingga ia dengan merknya dapat memberikan semua hal yang sudah dijanjikan kepada pembelinya (Aaker, 1997). Secara umum *brand* sendiri memiliki 4 (empat) jenis yang perlu diketahui yaitu pertama *product brand* yaitu *brand* yang berkaitan dengan sebuah produk. Kedua *brand company* adalah sebuah *brand* yang berkaitan dengan lembaga maupun perusahaan atau organisasi. Ketiga adalah *personal brand* yaitu *brand* yang berkaitan dengan pembangunan citra individu atau seseorang, terakhir adalah *brand destination* yaitu *brand* yang memiliki keterkaitan dengan sebuah tempat yang biasanya *branding* ini digunakan untuk memperkenalkan salah satu tujuan destinasi wisata (Romadhan, 2018).

Setiap orang memiliki *personal branding* yang berbeda-beda menyebabkan setiap orang memiliki keunikannya masing-masing. Pembentukan *personal branding* pada dasarnya bisa dibentuk menggunakan *personal branding pyramid* yang didalamnya terdapat empat cara pembentukan *personal branding* yaitu *determine who you are*, *determine what you do*, *position yourself*, dan *manage your brand* (Rangkuti, 2013).

Personal branding secara umum bertujuan untuk mempromosikan diri seorang individu lewat keunikannya agar dapat menarik audiens yang ia jadikan targetnya. *Personal branding* adalah sebuah identitas personal seseorang yang mampu memunculkan sebuah persepsi dari para audiens melalui nilai dan kualitas yang dibawa oleh pemilik *brand* tersebut (Rangkuti, 2013).

2.2.3 Dimensi Karakter Kandidat

Studi karakter kandidat dalam pemilihan Presiden Amerika Serikat memiliki peran sentral dalam pemahaman politik kontemporer, terutama dalam konteks pemilihan presiden yang penuh tantangan dan persaingan. Evaluasi karakter kandidat oleh pemilih menjadi elemen kunci yang memengaruhi pemilihan dan dukungan mereka. Tabel 2.6 mencantumkan dimensi karakter kandidat yang menjadi fokus perhatian dalam studi pemilihan presiden Amerika Serikat pada setiap tahunnya (Manik et al., 2020).

Tabel 2.6 Studi Karakter Kandidat dalam Pemilihan Presiden Amerika Serikat

	1996	2000	2004	2008	2012	2016
Kepemimpinan yang kuat	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Peduli	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Berpengetahuan luas	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Jujur	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Tegas (<i>speaks mind</i>)			✓			✓
Pemarah						✓
Moral	✓	✓	✓	✓	✓	
Cerdas	✓	✓	✓	✓	✓	
Optimis				✓		
Berhubungan dengan Orang Lain		✓				
Berbelas kasih	✓					
Menginspirasi	✓					
Menyelesaikan sesuatu	✓					

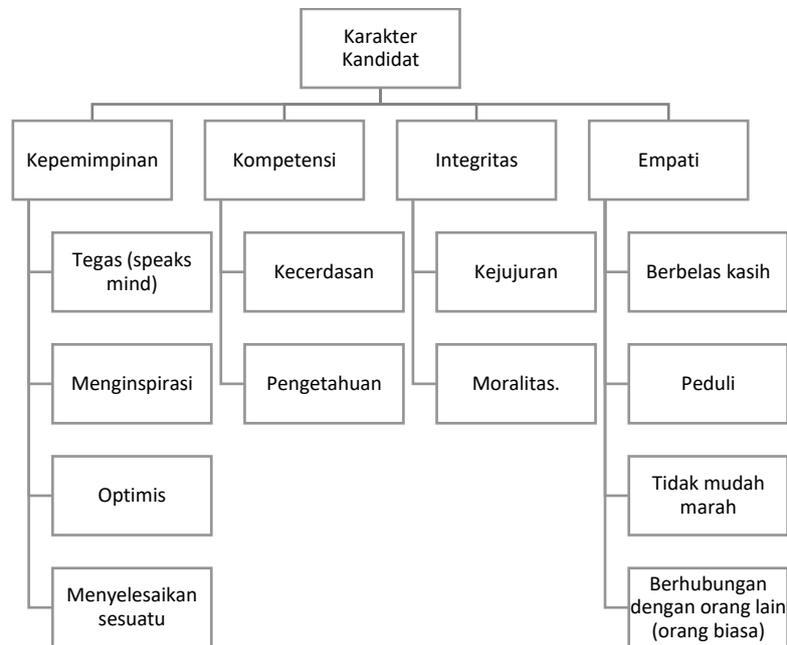
Banyak penelitian sebelumnya telah mengidentifikasi beberapa dimensi karakter kandidat yang penting bagi pemilih. Kinder (1986) menganalisis sejumlah besar sifat dan menemukan bahwa sifat tersebut dapat direduksi menjadi empat dimensi sifat dasar: kepemimpinan, kompetensi, integritas, dan empati. Keempat dimensi ini tercantum pada Tabel 2.7.

Tabel 2.7 Empat Dimensi Karakter Kandidat

No	Dimensi Karakter Kandidat
1	Kepemimpinan
2	Kompetensi
3	Integritas
4	Empati

Kepemimpinan berarti meliputi tegas (*speaks mind*), menginspirasi, optimis, dan menyelesaikan sesuatu. Kompetensi mencakup kecerdasan dan pengetahuan. Integritas menunjukkan kejujuran dan moralitas. Empati berarti berbelas kasih, sangat peduli, tidak

mudah marah, dan berhubungan dengan orang lain (orang biasa). Keempat dimensi karakter kandidat ini telah diterima sebagai konseptualisasi yang tepat oleh sejumlah peneliti lain (Holian et al. 2014). Hubungan tabel 2.6 dengan tabel 2.7 dijelaskan pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Kerangka Karakter Kandidat

2.2.4 Karakter Kandidat terhadap Keputusan Memilih

Evaluasi pemilih terhadap kandidat politik sering kali bergantung pada ciri kepribadian kandidat, yang telah menjadi faktor penting dalam studi pemilihan umum dan sering digunakan oleh pemilih untuk menilai calon politik. Kepribadian kandidat menjadi fokus utama dalam penilaian pemilih karena memberikan cara yang lebih sederhana bagi pemilih untuk memahami dan mengolah informasi yang kompleks. Hal ini disebabkan oleh kenyataan bahwa "masyarakat cenderung mengevaluasi objek politik berdasarkan kepribadian karena mereka menerapkan pendekatan yang sama dalam penilaian sehari-hari mereka." (Capelos, 2010).

Dalam situasi di mana minat politik menurun, ketidakpuasan pemilih terhadap partai politik, dan kompleksitas pemrosesan informasi politik, hubungan antara warga negara dan politik menjadi semakin rapuh. Pemilih sering kali memandang politik dengan cara yang sederhana, cenderung memilih pertimbangan yang mudah diingat, dan penilaian mereka tampaknya lebih dipengaruhi oleh faktor situasional daripada pertimbangan politik yang didasarkan pada informasi dan prinsip (Capelos, 2010).

2.2.5 Analisis Sentimen Level Aspek

Analisis sentimen merupakan metode penambangan data teks yang digunakan untuk mengidentifikasi subjektivitas dalam teks, seperti pendapat, emosi, dan penilaian yang tersirat dalam informasi teks (Gupta, 2018). Hasil analisis sentimen dapat digolongkan menjadi positif, negatif, atau netral. Hal ini sangat bermanfaat dalam bisnis untuk memahami sentimen publik terhadap merek, sehingga pemangku kepentingan dapat merancang strategi yang sesuai untuk merespons sentimen tersebut.

Terdapat berbagai teknik dalam analisis sentimen, termasuk analisis sentimen tingkat dokumen, analisis sentimen tingkat kalimat, analisis sentimen berbasis aspek, analisis sentimen

komparatif, dan akuisisi leksikon sentimen (Feldman, 2013). Analisis sentimen berbasis aspek adalah teknik yang memfokuskan pada identifikasi seluruh ekspresi sentimen dalam suatu dokumen dan aspek-aspek yang terkait yang dapat diekstrak dari dokumen tersebut (Feldman, 2013). Tujuannya adalah untuk mengekstrak konten eksplisit yang mencakup informasi penting dan pendapat yang diungkapkan dalam teks (Wang et al., 2016). Dengan sederhana, analisis sentimen berbasis aspek menerima dokumen teks sebagai input, yang mungkin berisi ulasan tentang suatu entitas, seperti penilaian karakter dari salah satu calon kandidat presiden. Sistem ini berusaha mendeteksi aspek utama yang dibahas dalam entitas tersebut dan memperkirakan sentimen rata-rata dari teks untuk setiap aspek, menentukan sejauh mana opini terhadap setiap aspek bersifat positif atau negatif.

Terdapat berbagai cara untuk mendefinisikan dan menguraikan aspek-aspek dalam dokumen, dan ada tiga subtugas utama dalam proses komponen Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) yang mencakup ekstraksi istilah aspek, agregasi istilah aspek, dan estimasi polaritas istilah aspek. Subtugas pertama mencakup identifikasi istilah aspek, baik dalam bentuk kata tunggal maupun frasa yang terkait dengan entitas yang dibahas. Selanjutnya, istilah aspek yang serupa dapat digabungkan atau dikelompokkan sesuai dengan preferensi pengguna atau batasan lainnya. Setiap kelompok istilah aspek memiliki sentimennya masing-masing dalam suatu dokumen, dan tahap terakhir adalah memprediksi sentimen rata-rata untuk setiap istilah aspek guna mendapatkan gambaran keseluruhan tentang emosi yang terkandung dalam teks secara keseluruhan (Wang et al., 2016).

Sebelumnya, fokus utama adalah pada klasifikasi sentimen sebagai positif atau negatif untuk memahami sentimen keseluruhan dalam dokumen ulasan. Namun, dalam kenyataannya, teks dapat mengandung sentimen yang berbeda dalam kalimat yang sama. Sebagai contoh, dalam evaluasi karakter seorang kandidat politik, pernyataan "saya percaya pada integritasnya, tetapi saya meragukan kemampuannya dalam masalah ekonomi" mencakup dua penilaian yang berbeda terhadap dua aspek yang berbeda, yaitu "integritas" dengan penilaian positif dan "kemampuan dalam masalah ekonomi" dengan penilaian yang diragukan. Inilah yang mendorong perkembangan Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) yang memeriksa sentimen pada tingkat kata per kata, mengekstrak aspek-aspek penting, dan menghasilkan sentimen untuk masing-masing aspek (Wang et al., 2016).

2.2.6 Ekstraksi Triplet Sentimen Level Aspek (ASTE)

ASTE (Ekstraksi Triplet Sentimen Level Aspek) adalah subtask dalam analisis sentimen berbasis aspek yang menghasilkan triplet yang terdiri dari aspek, polaritas sentimen, dan opini (Xu et al., 2021). Dengan triplet ini yang diperoleh dari dokumen, kita dapat memahami alasan mengapa suatu aspek memiliki polaritas sentimen tertentu, sehingga ini berguna dalam proses analisis dan evaluasi. Sebagaimana digambarkan pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Ilustrasi Ekstraksi Triplet

Mengekstraksi aspek emosi triplet telah menjadi tugas yang semakin penting dalam analisis sentimen. Sebagian besar penelitian yang ada berfokus pada pengembangan skema penandaan

baru yang memungkinkan model mengekstraksi tiga kali lipat sentimen secara komprehensif. Namun, metode ini mengabaikan hubungan antar kata dalam tugas ASTE (Chen et al., 2022).

2.2.7 Framework PyABSA

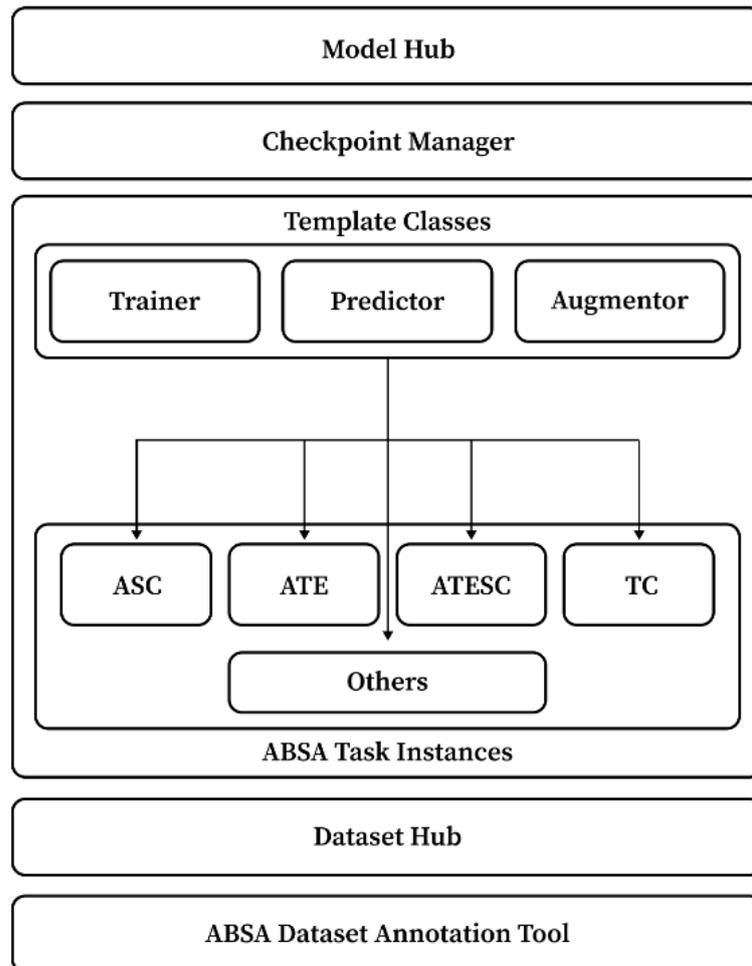
PyABSA merupakan kerangka kerja yang efisien dan modular untuk melakukan analisis sentimen berbasis aspek, yang memungkinkan peneliti dan pengguna mengembangkan sistem analisis sentimen yang reproduisibel dan efektif. PyABSA mendukung tiga subtugas dalam ABSA, yaitu ATE, ASC, E2EABSA, ekstraksi tiga kali lipat sentimen aspek (ATSC), dan aspek ekstraksi empat kali lipat sentimen opini kategori (ACOS). Setiap subtugas berisi model dan datasetnya sendiri, yang berjumlah hingga 31+ model dan 30+ set data secara total. (Yang et al., 2023)

Menyatukan berbagai model dengan karakteristik arsitektur dan optimisasi yang berbeda ke dalam satu kerangka kerja menjadi tantangan utama. PyABSA hadir sebagai solusi untuk mengatasi kesenjangan ini dengan menyediakan kumpulan model yang luas, termasuk model berbasis perhatian, berbasis grafik, dan model berbasis BERT. Tabel 2.8 menyajikan daftar model yang didukung oleh PyABSA, menciptakan kerangka kerja yang komprehensif untuk mendukung berbagai pendekatan dalam tugas Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) (Yang et al., 2023).

Tabel 2.8 Model umum yang didukung PyABSA

Model	Task	Glove	BERT
Fast-LSA-T	ASC/ ATSC	✓	✓
Fast-LSA-S		✓	✓
Fast-LSA-P		✓	✓
BERT-ATESC	ATE/E2E	✗	✓
Fast-LCF-ATESC		✗	✓
Fast-LCFS-ATESC		✗	✓
EMC-GCN	ATSC	✗	✓
ABSA-Instruction	ACOS	✗	✓

Kerangka kerja PyABSA dirancang untuk memastikan *reproducibility* dengan mengimplementasikan algoritma yang valid dan terverifikasi. Dengan menggunakan kerangka kerja yang telah teruji, peneliti dan pengguna dapat menghasilkan hasil yang konsisten dan dapat diulang secara luas. PyABSA menyediakan beberapa kebijakan penting yang harus diikuti saat menggunakan kerangka kerja untuk melakukan analisis sentimen berbasis aspek. Kebijakan ini mencakup penggunaan teks yang seimbang, penggunaan sentimen yang lebih bermasa, dan pengujian perilaku model analisis sentimen. PyABSA dapat diimplementasikan dengan cepat dan efisien menggunakan beberapa metode yang diberikan dalam kerangka kerja, seperti kuantifikasi teks, pengekstrakan fitur, dan *machine learning* (Yang et al., 2023).

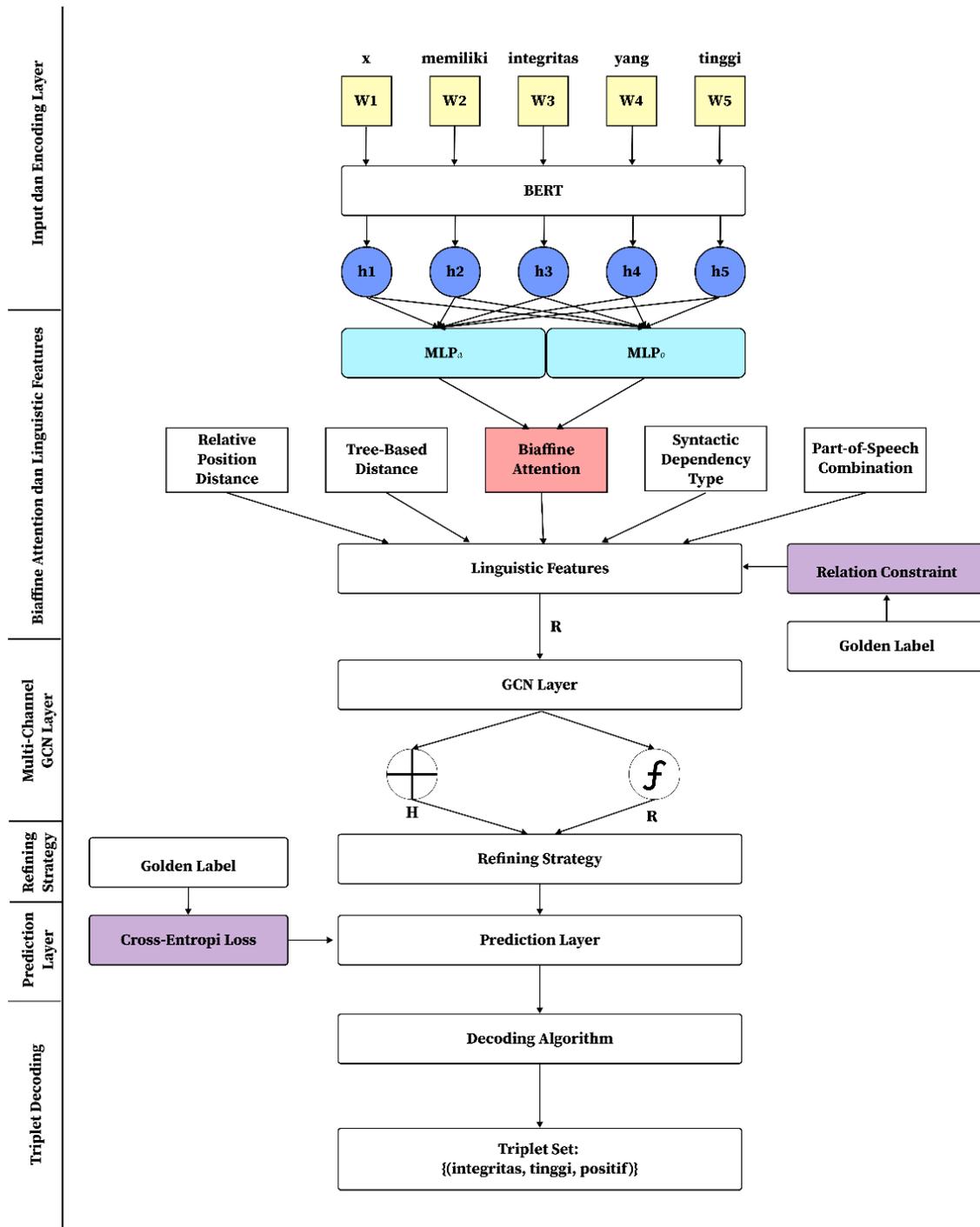


Gambar 2.3 Arsitektur Framework

Gambar 2.3 menunjukkan desain utama dari PyABSA, yang mencakup lima modul kunci yang sangat penting. Desain ini dikembangkan dengan mengeksplorasi berbagai contoh tugas, yang kemudian diabstraksikan sebagai *template classes*. Setelah melalui tahap *template classes*, perhatian beralih ke modul-modul lainnya, seperti manajer konfigurasi, manajer dataset, visualisator metrik, dan manajer pos pemeriksaan. Langkah ini membantu menjelaskan peran masing-masing modul dalam mencapai tujuan PyABSA yang termodulasi (Yang et al., 2023).

2.2.8 Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network

Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network (EMC-GCN) merupakan model baru untuk Analysis Sentiment Triplet Extraction (ASTE) dengan pengembangan fitur linguistik dari model GCN yang termasuk kombinasi bagian dari ucapan, sintaksis jenis ketergantungan, jarak berbasis pohon dan relatif jarak posisi setiap pasangan kata dalam sebuah kalimat. EMC-GCN mengeksplorasi multi-saluran grafik multi-saluran untuk menyandikan hubungan antar kata. Fungsi konvolusi pada graf multi-saluran diterapkan untuk mempelajari representasi simpul yang sadar akan relasi (Chen et al., 2022).



Gambar 2.4 Arsitektur Model EMC-GCN

Gambaran umum kerangka kerja EMC-GCN digambarkan pada gambar 2.4 dengan model yang dibagi menjadi 6 bagian, yakni *Input dan Encoding Layer*, *Biaffine Attention Module*, *Multi-Channel GCN*, *Linguistic Features*, *Relation Constraint*, *Refining Strategy* dan *Prediction Layer* yang akhirnya akan menghasilkan *output* berupa *Triplet Decoding* untuk ASTE task (Chen et al., 2022).

2.2.9 IndoBERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) yang diusulkan oleh Devlin et al. pada tahun 2018 adalah model bahasa berkinerja tinggi yang dibangun di atas

arsitektur transformer. BERT memanfaatkan pembelajaran dua arah, memproses konteks teks dari kiri ke kanan dan dari kanan ke kiri, sehingga dapat menghasilkan representasi teks yang lebih akurat (Patel et al., 2023). IndoBERT, varian BERT yang ditraining khusus untuk bahasa Indonesia, menggunakan korpus berukuran besar yang terdiri dari empat miliar kata selama pra-pelatihan (Wilie et al., 2020). Terdapat dua varian arsitektur IndoBERT: IndoBERT-base dan IndoBERT-large, dengan perbedaan utama pada jumlah lapisan transformer, kepala perhatian, dan jumlah parameter. IndoBERT-base memiliki 12 lapisan transformer, 12 attention head, dan 110 juta parameter, sementara IndoBERT-large memiliki 24 lapisan transformer, 16 kepala perhatian, dan 340 juta parameter (Patel et al., 2023).

IndoBERT-large umumnya memberikan presisi yang lebih tinggi dibandingkan dengan IndoBERT-base, karena dapat menangkap semantik teks dengan lebih baik melalui penggunaan parameter yang lebih banyak (Patel et al., 2023). Namun, pelatihan data dengan IndoBERT-large memerlukan waktu yang lebih lama. Setelah pelatihan, model IndoBERT dapat disesuaikan dengan baik untuk tugas khusus dengan menambahkan lapisan keluaran yang sesuai dengan dataset tertentu. Proses fine-tuning memperbarui bobot yang telah dipelajari selama prapelatihan berdasarkan input dan output dataset spesifik, menghasilkan model yang lebih akurat untuk tugas spesifik (Koto et al., 2020).

2.2.10 Evaluasi Model

Evaluasi model membantu menilai sejauh mana model memberikan hasil yang akurat. Ada beberapa metode dan ukuran evaluasi yang digunakan untuk memberikan pemahaman yang obyektif tentang performa model, seperti akurasi, presisi, sensitivitas, dan F1-score. Dengan memahami evaluasi model, kita dapat mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan model yang telah dibuat, memungkinkan kita untuk melakukan perbaikan sehingga model dapat memberikan hasil yang lebih baik.

$$Accuracy = \frac{\text{jumlah prediksi benar (positif dan negatif)}}{\text{jumlah keseluruhan data}} \quad (1)$$

Akurasi digunakan sebagai parameter sederhana untuk mengukur sejauh mana model dapat melakukan klasifikasi yang tepat. Ini diukur dengan membandingkan jumlah prediksi yang benar dengan total prediksi model. Namun, akurasi kurang cocok untuk situasi di mana kelas dalam data latih tidak seimbang, karena model bisa cenderung memprediksi kelas mayoritas, menghasilkan nilai akurasi yang tinggi meskipun prediksinya tidak akurat.

$$Precision = \frac{\text{jumlah prediksi benar (positif)}}{\text{prediksi benar (positif) + prediksi salah (positif)}} \quad (2)$$

Presisi adalah metrik yang mengukur seberapa baik model memprediksi label secara tepat. Ini memberi informasi berapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan jumlah total prediksi positif.

$$Recall = \frac{\text{jumlah prediksi benar (positif)}}{\text{prediksi benar (positif) + prediksi salah (negatif)}} \quad (3)$$

Sensitivitas (*Recall*) adalah parameter evaluasi yang mengukur sejauh mana model dapat mengenali dan mengklasifikasikan dengan benar data dalam kategori positif.

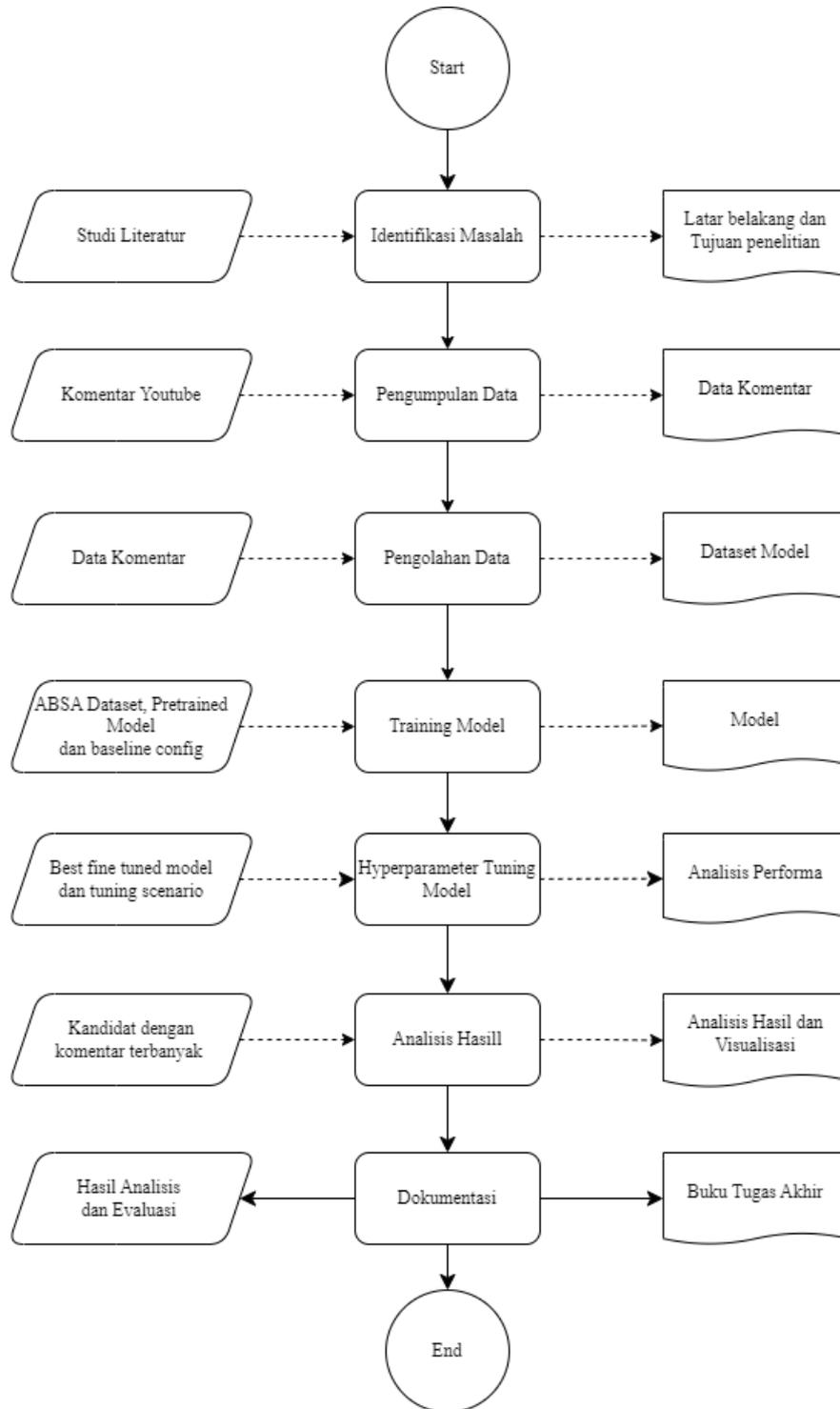
$$F1\ Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (4)$$

F1-Score adalah nilai antara 0 dan 1 yang menggabungkan presisi dan recall dalam satu metrik. Ini menggunakan rata-rata harmonik karena sensitif terhadap perbedaan besar dalam metrik. F1-Score berguna saat penting untuk menjaga keseimbangan antara presisi dan sensitivitas, terutama ketika meningkatkan salah satunya dapat mengurangi yang lain. Ini memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang kinerja model daripada metrik individual seperti presisi atau sensitivitas (Shung, 2018).

BAB 3 METODOLOGI

3.1 Metode yang Digunakan

Metodologi yang akan dilakukan pada tugas akhir ini mencakup enam proses utama. Penggambaran alur proses pengerjaannya ditunjukkan pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Diagram Alir Pengerjaan

3.1.1 Identifikasi Masalah

Pengerjaan tugas akhir ini dimulai dengan mengidentifikasi isu-isu hangat yang sedang dihadapi oleh Indonesia saat ini dan mengeksplorasi potensi solusi yang dapat diberikan. Upaya awal melibatkan analisis dasar terhadap kebutuhan masyarakat untuk menentukan solusi yang paling tepat. Studi literatur menjadi langkah berikutnya, di mana pencarian referensi ilmiah dilakukan untuk mendapatkan wawasan dari berbagai sumber seperti buku, jurnal ilmiah, paper penelitian, situs web bereputasi, dan tesis terdahulu.

Dalam rangka memberikan landasan teoritis yang kuat, lima penelitian terdahulu menjadi fokus utama dalam studi literatur:

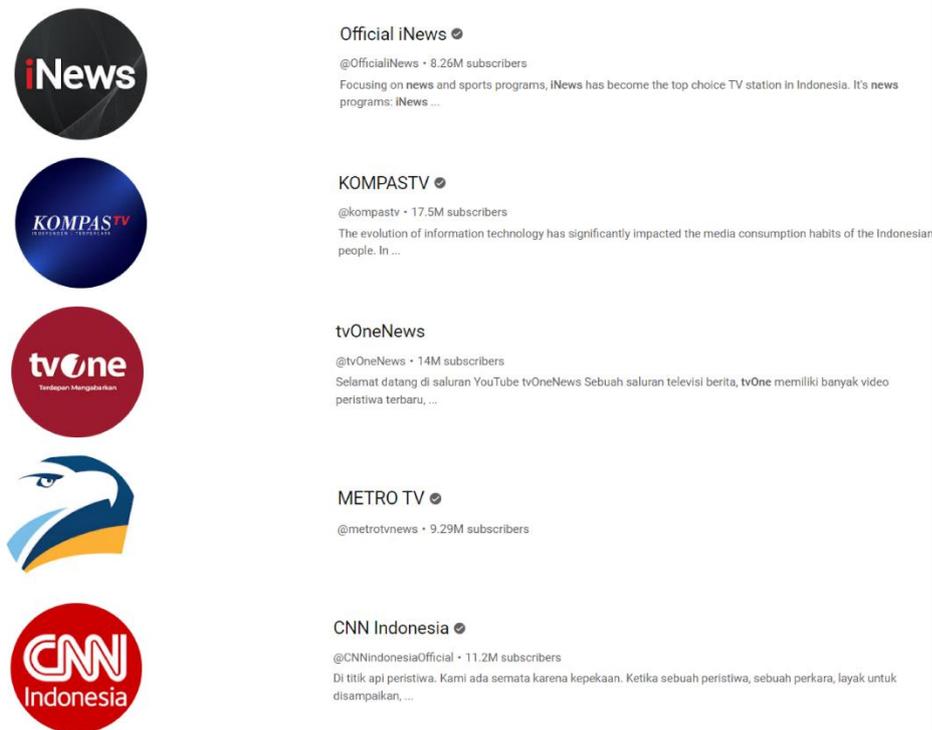
1. "Aspect-Based Sentiment Analysis on Candidate Character Traits in Indonesian Presidential Election" menyajikan analisis sentimen berbasis aspek terhadap karakter calon dalam Pemilihan Presiden Indonesia.
2. "A Multi-task Learning Framework for Opinion Triplet Extraction" membahas kerangka pembelajaran multitugas untuk ekstraksi triplet opini.
3. "PyABSA: A Modularized Framework for Reproducible Aspect-based Sentiment Analysis" menghadirkan sebuah kerangka modular untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek yang dapat direproduksi.
4. "Sentiment Analysis On YouTube Comments Using Word2Vec and Random Forest" menyajikan analisis sentimen pada komentar YouTube.
5. "Political Branding Analysis of Prabowo-Sandiaga In Terms of Appearance and Personality Aspects (Study on the 2019 Election)," juga menjadi sumber penting untuk memahami analisis branding politik.

3.1.2 Pengumpulan Data

Pada tahap awal pengumpulan data, digunakan metode crawling untuk mendapatkan data komentar pada video YouTube. Proses pengambilan data dilakukan melalui dua tahap utama. Tahap pertama adalah pengumpulan tautan target, di mana video-video yang relevan dengan calon presiden diidentifikasi, dan tautan-tautan tersebut disimpan untuk penggunaan selanjutnya. Selanjutnya, pada tahap kedua, sebuah crawler dibangun menggunakan Google YouTube API untuk mengambil data komentar dari platform YouTube. Melalui kombinasi tahapan ini, data komentar yang signifikan terkait calon presiden berhasil dikumpulkan untuk analisis lebih lanjut terkait dukungan atau pandangan pengguna terhadap calon presiden.

3.1.2.1 Pengumpulan tautan target

Pada tahap pengumpulan tautan target, dilakukan secara manual. Pendekatan yang dilakukan berfokus pada video yang berkaitan langsung dengan calon pasangan presiden dan menampilkan seluruh calon pasangan. Dalam tugas akhir ini, langkah antisipatif untuk menetralkan potensi kecenderungan bahwa suatu kanal tertentu dapat diikuti oleh pendukung pasangan calon tertentu, diambil dengan menggabungkan berita dari berbagai kanal media mainstream, sehingga diharapkan data yang diperoleh mencerminkan berbagai perspektif dan mengurangi potensi bias yang mungkin muncul. Kanal YouTube berita resmi terkemuka yang digunakan dalam pengumpulan data meliputi KOMPASTV, METROTV, CNN Indonesia, tvOneNews, dan Official iNews.



Gambar 3.2 Kanal Youtube Resmi Berita Nasional yang Digunakan

Tautan-tautan yang telah dipilih dari berbagai kanal tersebut kemudian disimpan secara terstruktur dalam sebuah spreadsheet untuk digunakan pada tahap selanjutnya.

3.1.2.2 Pembuatan code crawler

Langkah kedua dalam proses ini melibatkan pembuatan crawler, sebuah alat yang dirancang untuk mengambil data komentar dari platform YouTube menggunakan Google YouTube API dengan Python. Crawler ini memiliki fungsi khusus untuk mengekstrak informasi komentar yang terkait dengan calon presiden dari video yang telah diidentifikasi sebelumnya. Proses ini menghasilkan file CSV yang berisi daftar komentar yang diberikan oleh pengguna di platform YouTube terhadap video-video terkait calon pasangan presiden.

3.1.3 Pengolahan Data

Tahap awal dalam metode pemrosesan bahasa alami untuk dokumen teks adalah teks *preprocessing*. Tahapan ini mempersiapkan teks yang tidak terstruktur menjadi data yang lebih baik dan siap untuk diolah. Tahapan ini sangat penting karena data mentah dapat mengandung kesalahan penulisan, teks redundan berlebihan, missing value, dan inkonsistensi. Hal-hal ini dapat menyebabkan penurunan akurasi model karena data yang belum siap diolah. Pada tugas akhir ini, teks preprocessing dibagi menjadi dua bagian, yaitu data cleaning dan data labeling

3.1.3.1 Data Cleaning

Dalam tugas akhir ini, data komentar yang didapatkan masih banyak tercampur untuk semua calon dan perlu dilakukan pengekstraksian serta penyaringan target sesuai individu capres-cawapres untuk keperluan analisis lanjutan. Data komentar yang ada diekstrak dan disaring menjadi 9 target nama, seperti pada tabel 3.1. Pada proses ini juga dipastikan jumlah data dari masing-masing target memiliki persebaran yang merata.

Tabel 3.1 Target yang Diekstraksi

No.	Target
1.	Anies Baswedan
2.	Muhaimin Iskandar
3.	Prabowo Subianto
4.	Gibran Rakabuming Raka
5.	Ganjar Pranowo
6.	Mahfud MD

Setelah diekstraksi data komentar, terkadang masih seringkali mengalami ketidak konsistenan, terutama pada data berupa teks yang belum baku maka diperlukan data cleaning untuk menstandarisasi data. Data cleaning adalah proses untuk membersihkan data dari kesalahan penulisan, teks redundan berlebihan, dan missing value dan seleksi atribut.

3.1.3.2 Data Labeling

Dalam konteks model pembelajaran mesin, dibutuhkan data yang berisi komentar dari target yang telah ditentukan. Data tersebut perlu dilabeli untuk menjadi dasar pembelajaran mesin selama proses pelatihan data. Proses pemberian label pada aspek-aspek yang dibahas dalam teks disebut sebagai aspect labeling. Dan proses pemberian label pada opini yang dikemukakan dalam teks disebut sebagai *opinion labeling*. Untuk melabeli data, digunakan program Label Studio yang bersifat *open source* dan digunakan untuk pelabelan serta eksplorasi data. *Output* dari program ini berupa dokumen dengan format json. Data yang dilabeli untuk setiap aspek dalam komentar pada tugas akhir ini memiliki tiga jenis sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral yang juga memiliki opini dari ketiga jenis sentimen.

Pelabelan data ini akan dilakukan secara manual atau biasa disebut dengan Human Intelligence Task (HIT). Paradigma yang efektif dan efisien untuk menjaga kualitas dan objektivitas data adalah *crowdsourcing* (Wang et al., 2017) yakni dibentuknya sekelompok orang untuk proses pelabelan data. Mengacu pada penelitian yang lalu (Suciati & Budi, 2020), Setiap komentar dianotasi oleh 3 orang. Metode untuk mengambil label akhir adalah pemungutan suara terbanyak.

3.1.4 Training Model

Dalam tahap konstruksi model EMC-GCN menggunakan kerangka kerja PyABSA dalam bahasa pemrograman Python, proses pelatihan dan pengujian model memerlukan pembagian data yang cermat. Dataset dibagi menjadi tiga bagian utama dengan rasio 70% untuk data latih, 15% untuk data validasi, dan 15% untuk data uji. Pembagian dataset ini dilakukan dengan memperhitungkan nilai random state agar hasilnya dapat konsisten dan dapat diulang.

Setelah dataset terbagi, langkah berikutnya melibatkan penyesuaian dataset untuk memastikan bahwa formatnya sesuai dengan input model, seperti file berformat apc, apc inference, dan atepc. Penyiapan dataset ini sangat krusial untuk memastikan bahwa model dapat memahami dan memproses data dengan benar selama tahap pelatihan dan pengujian.

Langkah selanjutnya dalam penelitian ini adalah melibatkan pelatihan dan pengujian model pada framework PyABSA, bertujuan untuk mempersiapkan model EMC-GCN agar dapat digunakan efektif dalam proses ekstraksi triplet sentimen. Proses ini mencakup penerapan model EMC-GCN untuk mengenali aspek, opini, dan polaritas sentimen dalam teks berbahasa Indonesia. Fine-tuned model juga dilakukan dengan menerapkan teknik transfer learning, menggunakan pretrained IndoBERT pada proses pelatihan dan pengujian. Proses pelatihan

model EMC-GCN akan dilakukan dengan menggunakan data latih yang telah disiapkan. Model kemudian akan diuji dengan menggunakan data validasi untuk mengevaluasi performanya.

3.1.5 Hyperparameter Tuning

Dalam pemilihan model "terbaik," perlu dilakukan tahapan evaluasi yang mampu mengukur kinerja model yang telah dibuat dalam berbagai skenario. Hasil evaluasi tersebut kemudian dianalisis untuk menentukan sejauh mana model tersebut memenuhi prasyarat yang diinginkan. Tahap evaluasi tidak hanya terbatas pada pengukuran tingkat akurasi model, melainkan juga melibatkan penggunaan berbagai metrik lainnya. Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix dengan parameter penilaian seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, *support*, *accuracy*, dan *loss*.

Evaluasi model merupakan langkah kritis dalam mengidentifikasi kelemahan dan kelebihan dari suatu model. Penggunaan confusion matrix memberikan gambaran yang jelas tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan data uji ke dalam kategori yang diprediksi benar TP (True Positive) dan TN (True Negative) atau diprediksi salah FP (False Positive) dan FN (False Negative) berdasarkan data latih yang sudah diberi label. Kemudian *precision*, *recall*, dan *f1-score* memberikan informasi lebih detail tentang kemampuan model dalam menangani kelas-kelas tertentu. *Support* memberikan informasi tentang seberapa banyak data yang termasuk dalam setiap kelas. *Accuracy* memberikan gambaran keseluruhan tentang sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar, dan *loss* memberikan informasi tentang seberapa baik model mengestimasi output yang diinginkan.

Evaluasi model yang mendalam dapat memberikan pandangan yang lebih baik tentang seberapa efektif model dalam menangani tugas yang diberikan. Selain itu, evaluasi yang komprehensif juga dapat memberikan wawasan tentang area-area yang perlu ditingkatkan untuk meningkatkan kinerja model secara keseluruhan.

3.1.6 Analisis Hasil

Analisis data menjadi tahapan penting dalam konteks Analisis Sentimen Triplet Extraction (ASTE) terhadap kepribadian calon presiden (capres) dan calon wakil presiden (cawapres). Proses ini melibatkan transformasi data mentah, berupa komentar-komentar YouTube, menjadi informasi yang dapat memberikan pemahaman mendalam terhadap pandangan dan sentimen masyarakat terhadap calon pasangan. Analisis data membantu mengidentifikasi tren dan pola pandangan yang mungkin muncul, serta memastikan keberadaan anomali yang perlu diperhatikan.

Visualisasi data juga menjadi aspek penting dalam konteks ASTE. Dengan menyajikan hasil analisis secara grafis, visualisasi data memungkinkan para peneliti atau analis untuk dengan cepat melihat pola-pola umum, outlier, atau kecenderungan dalam pandangan masyarakat terhadap kepribadian calon presiden dan calon wakil presiden. Pemahaman ini dapat menjadi dasar untuk merumuskan kesimpulan yang lebih dalam terkait dengan citra publik, *personal branding*, atau popularitas terhadap keduanya.

Dengan mengintegrasikan analisis data dan visualisasi data, ASTE dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terkait respons masyarakat terhadap kepribadian calon presiden dan calon wakil presiden. Ini mencakup tidak hanya identifikasi sentimen positif, negatif, atau netral, tetapi juga pemahaman mendalam terhadap konteks dan faktor-faktor yang memengaruhi pola-pola tersebut dalam dataset komentar YouTube.

3.1.7 Dokumentasi

Tahapan akhir dari pengerjaan tugas akhir ini adalah pembuatan dokumentasi yang menghasilkan luaran, yakni buku tugas akhir. Dokumentasi ini berisi seluruh proses kegiatan, temuan, dan hasil yang dilakukan. Tujuan dari pengarsipan dalam bentuk dokumen formal untuk menyediakan informasi bagi pembaca. Informasi ini dapat digunakan untuk mempertimbangkan suatu keputusan atau untuk penelitian selanjutnya.

BAB 4 Hasil dan Pembahasan

Hasil dan pembahasan didapatkan dari rangkaian penelitian dan skenario yang telah dilakukan berdasarkan metodologi yang sudah dijelaskan di BAB 3.

4.1 Pengumpulan Data

Pada tahap awal tugas akhir ini, data dikumpulkan melalui metode crawling data. Proses ini melibatkan pengambilan komentar dari video di platform YouTube. Langkah pertama adalah mengumpulkan tautan video yang relevan, yaitu video yang menampilkan calon presiden dan wakil presiden secara bersamaan yang diunggah oleh beberapa kanal YouTube berita resmi terkemuka, yaitu KOMPASTV, METROTV, CNN Indonesia, tvOneNews, dan Official iNews. Tujuan pengumpulan data ini adalah untuk memperoleh wawasan mendalam tentang pandangan masyarakat terhadap karakter pasangan calon presiden. Sebanyak 27 tautan video dipilih sebagai sumber data untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan mampu mengidentifikasi berbagai aspek dari video-video tersebut. Daftar tautan video yang digunakan sebagai sumber data dapat dilihat pada Lampiran 1.

Hasil dari proses crawling yang dilakukan menggunakan Google YouTube API adalah file CSV yang berisi data komentar. Selain teks komentar, crawler juga mengumpulkan beberapa metadata lain yang terkait dengan komentar tersebut terlihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Potongan Data Hasil Crawling

publishedAt	authorDisplayName	textDisplay
2024-02-10T12:26:18Z	@adijaya9437	Haduu yang rambutnya putih ngaur kesana kemarin ngomongnya

Namun, dalam tugas akhir ini, hanya data komentar yang akan digunakan untuk analisis lebih lanjut guna memahami dukungan atau pandangan masyarakat terhadap calon presiden.

4.2 Pengolahan Data

Setelah data diperoleh dari sumber data, maka data dapat diolah lebih lanjut untuk mendapatkan insight. Data komentar dari berbagai kanal akan disatukan dan didapatkan 100265 data komentar. Kemudian diekstraksi menggunakan *keyword* nama dari para calon sesuai dengan Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Data Hasil Ekstraksi *Keyword*

Nama Paslon	Keyword	Jumlah Data
Anies Baswedan	anis, anies	21606
Muhaimin Iskandar	imin, amin	3621
Prabowo Subianto	prabowo, wowo, gemoy	22503
Gibran Rakabuming Raka	gibran, samsul	13397
Ganjar Pranowo	ganjar	6926
Mahfud MD	mahfud, mahmud	3076

Dari data yang telah diekstraksi berdasarkan nama, dilanjutkan dengan filterisasi komentar yang memiliki aspek *personality* atau karakter serta opininya dari masing-masing data calon presiden. Lalu dihimpun menjadi satu data mentah pelatihan yang siap untuk proses selanjutnya

4.2.1 Eksplorasi Dataset

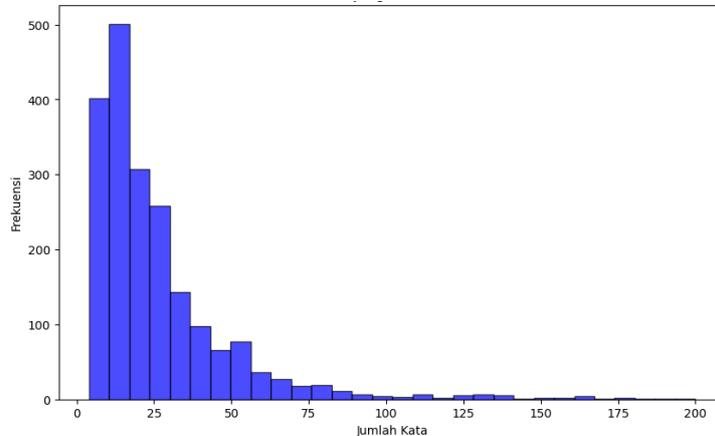
Data mentah yang berhasil dihimpun untuk proses *training* sebanyak 2017 data. Data mentah *training* ini dilanjutkan dengan menganalisis sampel komentar seperti pada Tabel 4.3 untuk melihat bagaimana struktur data dari data yang dihimpun.

Tabel 4.3 Sampel komentar

Komentar
Anies mulutnya manis dan janjinyan palsu semua.
Memang ganjar jawaban paling mantep
Jawaban pak prabowo tidak menyalami anis menunjukkan kejujuran pak prabowo, sedangkan jawaban anis ngibul,

4.2.1.1 Distribusi Panjang Kata dan Karakter dalam Kalimat

Analisis distribusi panjang kata dan panjang karakter dalam kalimat memberikan wawasan tentang seberapa kompleks atau sederhana kalimat-kalimat dalam dataset yang berisi komentar terkait calon presiden. Distribusi panjang kata dalam kalimat dapat diilustrasikan melalui histogram yang menunjukkan frekuensi jumlah kata dalam setiap kalimat di dataset. Histogram ini, yang ditunjukkan pada gambar 4.1, membantu kita melihat apakah kalimat-kalimat cenderung pendek atau panjang.



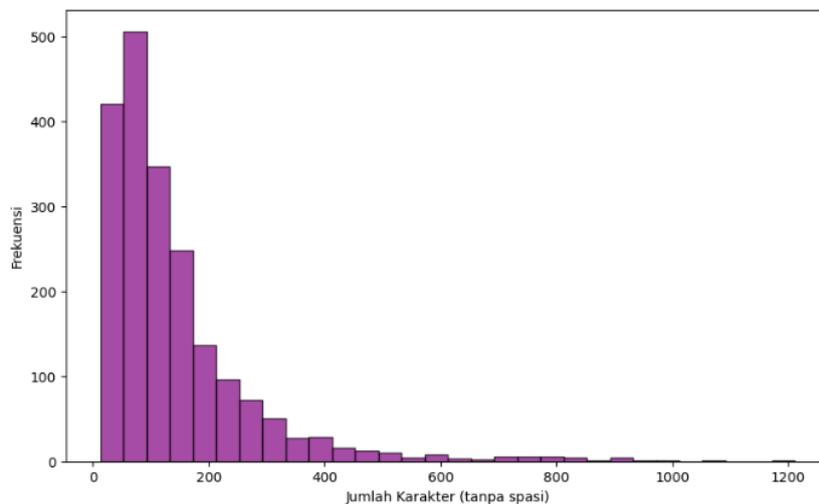
Gambar 4.1 Histogram Distribusi Panjang Kata dalam 1 Kalimat

Rata-rata panjang kata dalam kalimat memberikan gambaran umum tentang seberapa banyak kata yang digunakan dalam satu kalimat. Analisis ini juga membantu kita memahami apakah pengguna cenderung memberikan komentar singkat dan langsung atau komentar yang lebih panjang dan mendetail. Komentar singkat mungkin menunjukkan reaksi cepat atau opini singkat, sementara komentar panjang bisa mengindikasikan argumen yang lebih kompleks dan terperinci. Selain histogram, Tabel 4.4 menyajikan penjelasan detil terkait maksimum, minimum, dan rata-rata panjang kata dalam kalimat, memberikan konteks tambahan mengenai variasi panjang komentar di dataset ini.

Tabel 4.4 Distribusi Maksimum, Minimum, Rerata Panjang Kata

Maksimum kata dalam kalimat	200
Minimum kata dalam kalimat	4
Rata-rata kata dalam kalimat	26

Selain itu, distribusi panjang karakter dalam kalimat juga dianalisis untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang variasi panjang komentar di dataset ini.



Gambar 4.2 Histogram Distribusi Panjang Karakter dalam 1 Kalimat

Histogram distribusi panjang karakter dapat dilihat pada gambar 4.2, sementara Tabel 4.5 menyediakan penjelasan detail mengenai nilai maksimum, minimum, dan rerata panjang karakter dalam kalimat.

Tabel 4.5 Distribusi Maksimum, Minimum, Rerata Panjang Karakter

Maksimum karakter dalam kalimat	1212
Minimum karakter dalam kalimat	13
Rerata karakter dalam kalimat	140

Kombinasi dari kedua analisis ini membantu dalam memahami pola komunikasi pengguna dalam menyampaikan pandangan mereka terhadap calon presiden.

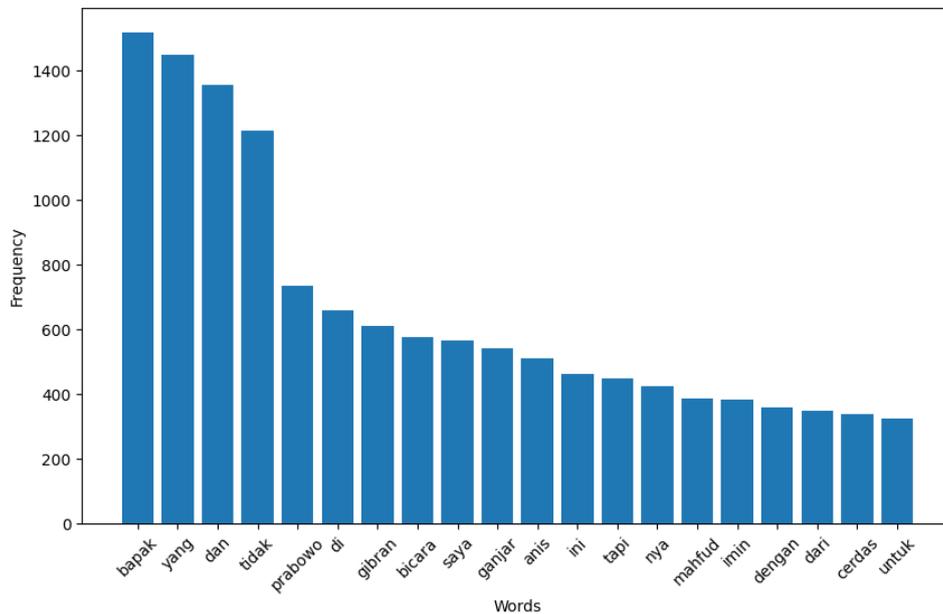
4.2.1.2 Distribusi Frekuensi Kemunculan Kata dalam Komentar

Selain analisis panjang kata dan karakter, dilakukan juga analisis distribusi frekuensi kemunculan kata dalam komentar. Distribusi ini memberikan wawasan tentang frekuensi kemunculan kata-kata tertentu, yang dapat membantu mengidentifikasi topik dan aspek yang sering dibahas dalam komentar terkait calon presiden. Analisis ini dilakukan dengan menghitung frekuensi kemunculan setiap kata di seluruh dataset dan memvisualisasikannya menggunakan *word cloud* yang ditunjukkan pada Gambar 4.3



Gambar 4.3 Wordcloud Kata yang muncul pada Data

Untuk memberikan gambaran yang lebih terperinci, analisis ini juga mencakup identifikasi dan visualisasi top 20 kata yang paling sering muncul dalam komentar. Gambar 4.7 menampilkan grafik dari 20 kata teratas. Kata-kata yang paling sering muncul dapat mengindikasikan isu-isu atau topik-topik yang paling banyak dibicarakan oleh masyarakat, membantu kita memahami fokus perhatian utama mereka terkait calon presiden.



Gambar 4.4 Top 20 Kata yang Sering dibahas oleh Pengguna pada Data

4.2.2 Pemrosesan Dataset

Dalam subbab ini, akan membahas proses persiapan data yang meliputi pelabelan, pemotongan outlier, penggantian slang, dan pembelahan dataset. Langkah-langkah ini penting

untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis selanjutnya bersih, relevan, dan siap untuk digunakan dalam model pembelajaran mesin. Proses pelabelan memastikan setiap komentar dikategorikan dengan benar sesuai dengan aspek, opini, sentimen yang dibahas. Penyesuaian dengan format ASTE memastikan model dapat membaca dataset dengan format data yang sesuai. Pemotongan outlier dilakukan untuk menghilangkan data yang ekstrem dan tidak representatif, sehingga analisis dapat lebih akurat. Penggantian slang membantu dalam standarisasi bahasa agar model dapat memahami dan memproses teks dengan lebih baik. Dan terakhir, pembelahan dataset menjadi bagian pelatihan dan pengujian memungkinkan evaluasi performa model secara objektif dan konsisten.

4.2.2.1 Pelabelan Data

Pelabelan data melibatkan penentuan kategori atau kelas untuk setiap komentar dalam dataset, yang dapat mencakup sentimen positif, netral, atau negatif, serta topik-topik spesifik yang dibahas. Proses pelabelan data dilakukan menggunakan platform Label Studio, sebuah alat yang memungkinkan pengguna untuk dengan mudah membuat proyek pelabelan data yang disesuaikan dengan kebutuhan. Dalam konteks ini, Label Studio digunakan untuk menentukan aspek, opini serta sentiment untuk setiap komentar dalam dataset seperti pada gambar 4.5.



Gambar 4.5 Penggunaan Label Studio

Pada tabel 4.6, yang memperlihatkan struktur output dalam format JSON. Setiap entri JSON mencakup teks komentar beserta anotasi yang telah ditentukan oleh para anotator. Proses ini memungkinkan pengguna untuk melacak dan mengelola label-label yang diberikan kepada setiap data, sehingga memastikan konsistensi dan keakuratan dalam proses pelabelan. Dengan demikian, dataset yang dihasilkan siap untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut.

Tabel 4.6 Output Json Label Studio

```
{'id': 3466, 'annotations': [{'id': 4900, 'completed_by': 2, 'result': [{'value': {'start': 54, 'end': 68, 'text': 'ngomong slepet', 'labels': ['Aspect']}, 'id': 'uePjAG7Prh', 'from_name': 'label', 'to_name': 'text', 'type': 'labels', 'origin': 'manual'}, {'value': {'start': 43, 'end': 53, 'text': 'cuman bisa', 'labels': ['Opinion']}, 'id': 'hCBwOcB4xi', 'from_name': 'label', 'to_name': 'text', 'type': 'labels', 'origin': 'manual'}, {'value': {'start': 27, 'end': 34, 'text': 'mantap', 'labels': ['Opinion']}, 'id': '1vEgIC1MV5', 'from_name': 'label', 'to_name': 'text', 'type': 'labels', 'origin': 'manual'}, {'from_id': 'uePjAG7Prh', 'to_id': 'hCBwOcB4xi', 'type': 'relation', 'direction': 'right', 'labels': ['sent:NEG']}, {'from_id': 'uePjAG7Prh', 'to_id': '1vEgIC1MV5', 'type': 'relation', 'direction': 'right', 'labels': ['sent:POS']}], 'was_cancelled': False, 'ground_truth': False, 'created_at': '2024-06-02T05:39:28.409401Z', 'updated_at': '2024-06-02T05:39:28.409401Z', 'draft_created_at': '2024-05-27T10:32:41.413102Z', 'lead_time': 36.367999999999995, 'prediction': {}, 'result_count': 0, 'unique_id': 'cefc684f-df5c-4d7a-9d55-4c56ae7ea7a8', 'import_id': None, 'last_action': None, 'task': 3466, 'project': 3, 'updated_by': 2, 'parent_prediction': None, 'parent_annotation': None, 'last_created_by': None}], 'file_upload': '9f25617f-scenario2_individu_cawapres.csv', 'drafts': []}
```

```
'predictions': [], 'data': {'text': 'Luar biasa juga Gibran ini.mantap Muhaimin cuman bisa ngomong slepet slepet.ðŸ˜...', 'nama paslon': 'muhaimin iskandar'}, 'meta': {}, 'created_at': '2024-05-27T10:15:03.909503Z', 'updated_at': '2024-06-02T05:39:28.538855Z', 'inner_id': 1158, 'total_annotations': 1, 'cancelled_annotations': 0, 'total_predictions': 0, 'comment_count': 0, 'unresolved_comment_count': 0, 'last_comment_updated_at': None, 'project': 3, 'updated_by': 2, 'comment_authors': []}
```

4.2.2.2 Penggantian Kata *Slang*

Setelah didapatkannya *output* dari Label Studio, proses penggantian *slang* dilakukan untuk mengatasi variasi dalam kata-kata yang digunakan dalam komentar. Proses ini bertujuan untuk mengubah kata-kata yang memiliki makna serupa atau sinonim sehingga dataset menjadi lebih konsisten. Langkah ini dilakukan sebelum dilakukan proses penyesuaian format dataset ASTE untuk memastikan konsistensi dan akurasi data yang dihasilkan. Tabel 4.7, menunjukkan contoh perubahan data setelah dilakukan penggantian *slang*.

Tabel 4.7 Contoh Data Setelah Perubahan *Slang*

Sebelum Penggantian <i>slang</i>	Sesudah Penggantian <i>slang</i>
Manis kata buktngak ada anis waktu djakarta apa yg dkerjakan ngak jelas	manis kata bukti tidak ada anis waktu jakarta apa yang dikerjakan tidak jelas

4.2.2.3 Penyesuaian Format ASTE

Untuk melakukan penyesuaian dataset ASTE, kami merujuk pada dataset SemEval yang terintegrasi dalam framework PyABSA. Dataset SemEval ini menjadi acuan format untuk memastikan keakuratan dan konsistensi dataset ASTE yang digunakan.

Tabel 4.8 Contoh Data Ulasan SemEval format ASTE

To be completely fair , the only redeeming factor was the food , which was above average , but could n't make up for all the other deficiencies of Teodora .#####[([11], [15, 16], 'POS')]
The cuisine from what I 've gathered is authentic Taiwanese , though its very different from what I 've been accustomed to in Taipei .#####[([1], [14], 'NEU')]
The seats are uncomfotable if you are sitting against the wall on wooden benches .#####[([1], [3], 'NEG')]

Tabel 4.8 Menampilkan potongan dataset SemEval yang digunakan untuk referensi. Dataset ini masih memuat simbol dan tidak dilakukan proses konversi menjadi lowercase pada teks ulasan. Informasi tagging diletakkan setelah "#####" dan diikuti oleh format ([indeks aspek], [indeks opini], 'polaritas sentimen'). Indeks aspek dan indeks opini didapatkan dari masing-masing token dengan menggunakan whitespace sebagai pemisah dan dimulai dari 0 untuk indeks pertama. Masing-masing aspek dan opini dapat terdiri lebih dari 1 token.

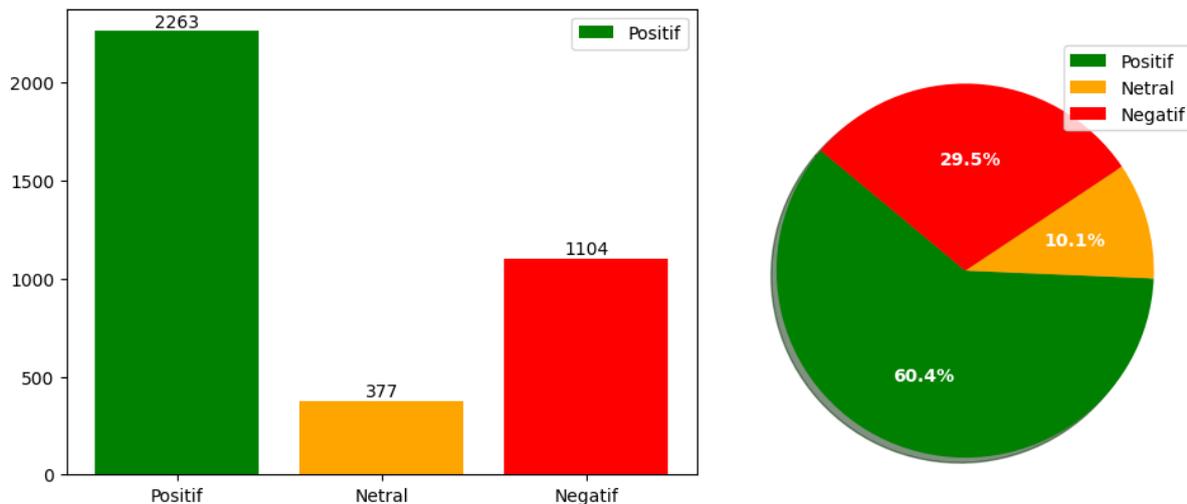
Tabel 4.9 Contoh Potongan Dataset format ASTE

manis kata bukti tidak ada anis waktu jakarta apa yang dikerjakan tidak jelas #####[([1], [0], 'POS'), ([2], [3, 4], 'NEG'), ([7], [11, 12], 'NEG'), ([9, 10], [11, 12], 'NEG')]
debat kali ini dimenangkan ganjar dengan sekor telak #####[([0], [3], 'POS')]
jawaban bapak prabowo terlalu mengenteng kan ingat bapak jangan meremeh kan orang kalau tidak mau diremeh kan #####[([0], [3, 4, 5], 'NEU')]

Proses penyesuaian dataset dilakukan untuk memastikan bahwa dataset ASTE memenuhi kebutuhan analisis sentimen berbasis aspek. Tabel 4.9 untuk memberikan gambaran yang jelas tentang dataset yang telah disesuaikan yang menggabungkan informasi label dari Label Studio dan memberikan *output* berupa *file* .txt.

4.2.2.4 Statistik Dataset

Setelah melakukan penyesuaian format dataset, langkah selanjutnya adalah menganalisis statistik terkait distribusi sentimen yang ada dalam dataset yang telah diolah. Analisis statistik ini penting untuk memahami secara mendalam bagaimana persebaran sentimen pada komentar-komentar terkait calon presiden yang telah dikumpulkan dan diproses.



Gambar 4.6 Distribusi Sentimen pada Data Komentar

Gambar 4.6 menampilkan plot bar dan pie chart yang menunjukkan jumlah serta prosentase komentar yang terbagi berdasarkan sentimennya. Plot bar ini memberikan gambaran visual yang jelas tentang seberapa banyak komentar yang memiliki sentimen positif, netral, dan negatif. Dengan melihat plot bar ini, kita dapat mengidentifikasi apakah mayoritas komentar cenderung bersifat positif, netral, atau negatif. Sedangkan pie chart ini memberikan gambaran proporsi relatif dari masing-masing sentimen dalam dataset secara visual. Dengan melihat pie chart ini, kita dapat melihat dengan jelas bagaimana pembagian sentimen dalam dataset.

Tabel 4.10 menunjukkan statistik dari dataset yang dimiliki setelah dilakukan formatting terhadap seluruh dataset yang memberikan informasi detail terkait jumlah komentar, jumlah triplets, serta jumlah triplet untuk masing-masing sentimen positif, netral, dan negatif. Tabel ini memberikan gambaran yang lebih rinci tentang distribusi sentimen dalam dataset. Dengan melihat informasi pada tabel ini, kita dapat melakukan analisis yang lebih mendalam terkait dengan karakteristik dataset, seperti proporsi sentimen positif, netral, dan negatif, serta jumlah triplet yang terkait dengan masing-masing sentimen tersebut.

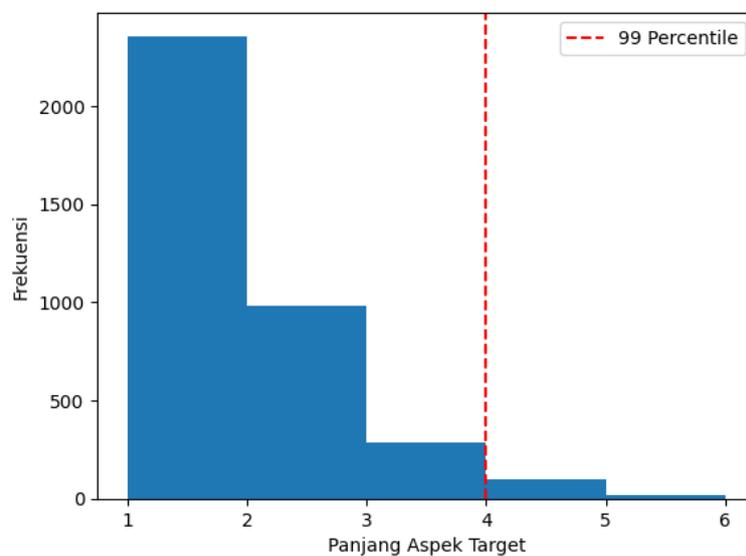
Tabel 4.10 Jumlah Triplet beserta Sentimen pada Data

Jumlah komentar	2017
Jumlah triplets	3744
Jumlah triplet sentimen positif	2263
Jumlah triplet sentimen netral	377
Jumlah triplet sentimen negatif	1104

Melalui analisis statistik ini, bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif tentang distribusi sentimen dalam dataset, yang dapat menjadi dasar untuk langkah-langkah analisis dan pemodelan selanjutnya dalam tugas akhir ini.

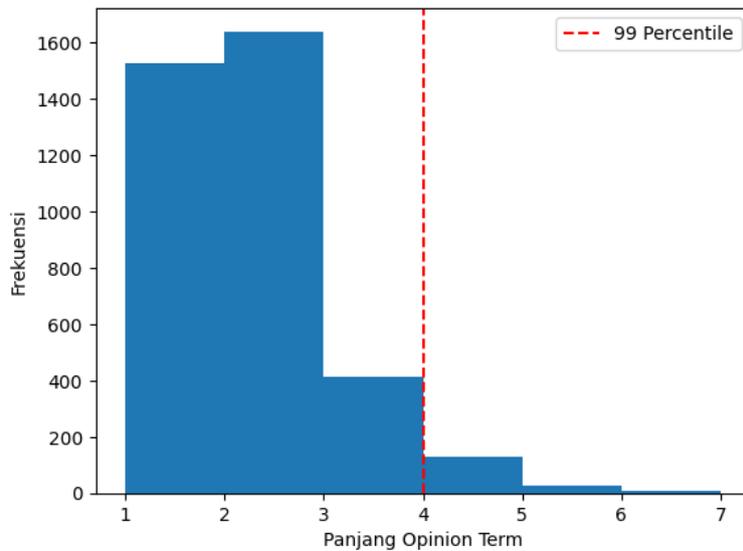
4.2.2.5 Penghapusan *outlier*

Mengidentifikasi outlier pada dataset merupakan langkah penting karena dapat membantu memastikan keseragaman dari dataset yang akan digunakan dalam tahapan pelatihan model. Dengan dataset yang lebih seragam, proses pelatihan model dapat memberikan hasil yang lebih baik. Eksplorasi awal yang dilakukan adalah untuk mengevaluasi distribusi panjang opini dan aspek dalam segi token. Analisis ini bertujuan untuk memahami sebaran panjang teks pada kedua atribut tersebut. Dengan mengetahui distribusi ini, dapat diidentifikasi adanya outlier yang dapat mempengaruhi kualitas data dan menentukan keperluan pemrosesan khusus sebelum melanjutkan tahap pemodelan.



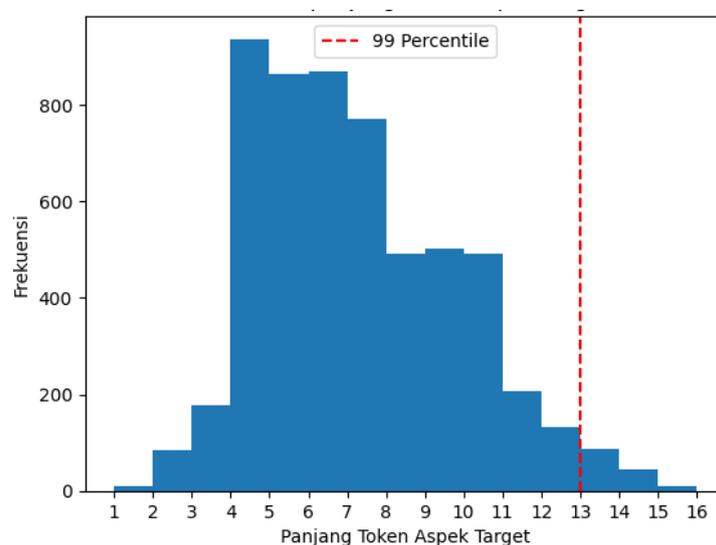
Gambar 4.7 Visualisasi *Outlier* Jumlah Token Aspek

Dari Gambar 4.7, diketahui bahwa panjang aspek sebagian besar komentar berada dalam rentang 1 hingga 6 token. Jarak yang cukup besar antara panjang minimum dan maksimum dapat mempengaruhi proses pelatihan model. Untuk mengidentifikasi nilai-nilai outlier yang signifikan, akan digunakan nilai cutoff berdasarkan panjang maksimal pada persentil ke-99. Garis vertikal persentil ke-99 pada panjang aspek dengan nilai 4 menunjukkan nilai cutoff yang digunakan untuk mengidentifikasi outlier. Nilai-nilai yang berada di atas nilai cutoff ini dapat dianggap sebagai outlier dan perlu diperhatikan dalam pemrosesan lanjut. Dengan menggunakan nilai cutoff pada persentil ke-99, dapat ditentukan batas atas yang memisahkan nilai-nilai outlier dari sebagian besar data. Hal ini membantu memfokuskan pemrosesan lanjut pada outlier sehingga dataset lebih seragam dan siap digunakan untuk tahap pelatihan model. Analisis serupa dilakukan juga pada panjang opini.



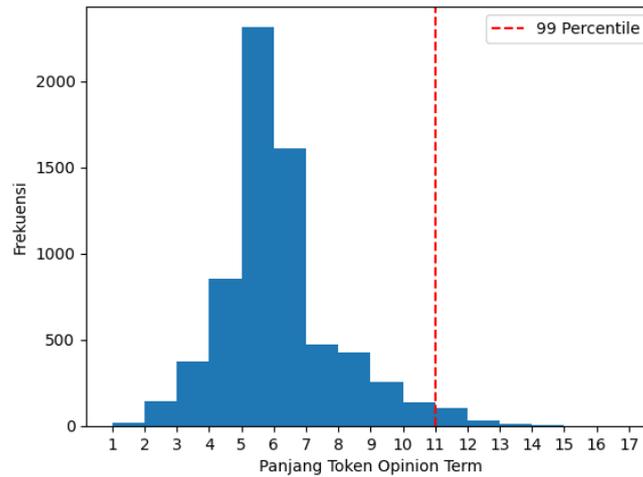
Gambar 4.8 Visualisasi *Outlier* Jumlah Token Opini

Berdasarkan Gambar 4.8 opini memiliki panjang persentil ke-99 dengan nilai 4 token. Selain melakukan analisis panjang pada segi token, penting juga untuk menganalisis panjang dari segi karakter untuk setiap token. Panjang karakter yang bervariasi secara signifikan antara token-token dalam dataset dapat menimbulkan beberapa masalah selama proses pelatihan model. Jika terdapat token dengan panjang karakter yang sangat bervariasi, misalnya token dengan satu karakter dan token dengan puluhan karakter, hal ini dapat menyulitkan model dalam mempelajari pola-pola penting pada teks. Model dapat mengalami kesulitan dalam mengekstrak fitur yang konsisten dan memahami hubungan antara karakter-karakter yang terlibat



Gambar 4.9 Visualisasi *Outlier* Jumlah Karakter Token Aspek

Gambar 4.9 menunjukkan aspek persentil ke-99 yang memiliki panjang token maksimal sebanyak 13 karakter yang akan ditentukan sebagai nilai cutoff untuk outlier



Gambar 4.10 Visualisasi *Outlier* Jumlah Karakter Token Opini

Gambar 4.10 menunjukkan pada opini persentil ke-99 memiliki panjang token maksimal sebanyak 11 karakter. Dengan hasil eksplorasi terhadap outlier pada dataset, dapat ditentukan parameter batasan atas dari panjang aspek dan opini dalam segi jumlah token dan jumlah karakter dari token pada Tabel 4.11 Parameter ini akan digunakan pada tahapan persiapan data untuk menyiapkan dataset pada proses training model. Data-data yang melebihi nilai maksimal ini akan dihapus dari dataset.

Tabel 4.11 Nilai Parameter *Cutoff Outlier*

Parameter	Nilai
Banyak token pada aspek	4
Banyak token pada opini	4
Banyak karakter pada token aspek	13
Banyak karakter pada token opini	11

Dengan nilai batas atas yang telah ditetapkan untuk cutoff outlier pada Tabel 4.11, langkah selanjutnya adalah untuk melakukan filtering terhadap triplet yang tidak memenuhi kriteria tersebut. Triplet yang memiliki panjang aspek atau opini yang melebihi batas atas akan dianggap sebagai outlier dan akan dihapus dari dataset. Token dengan panjang melebihi batas karakter yang ditentukan juga akan dihapus dari dataset. Penghapusan yang dimaksud mengarah kepada penghapusan label, token masih akan tetap ada pada teks ulasan. Dengan melakukan filtering ini, dataset akan terfokus pada triplet-triplet yang memenuhi kriteria yang ditentukan, sehingga dapat meningkatkan kualitas dan konsistensi dataset yang digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model. Tabel 4.12 menunjukkan contoh dari data sebelum dan sesudah penghapusan outlier.

Tabel 4.12 Contoh Penghapusan *Outlier*

Sebelum penghapusan <i>outlier</i>	Sesudah penghapusan <i>outlier</i>
saya kurang suka lihat ekspresi wajah bapak prabowo yang seolah olah menganggap remeh orang lain #####([4, 5], [9, 10, 11, 12, 13, 14], 'NEU'), ([4, 5], [1, 2], 'NEG')	saya kurang suka lihat ekspresi wajah bapak prabowo yang seolah olah menganggap remeh orang lain #####([4, 5], [1, 2], 'NEG')

4.2.2.6 Pembelahan Dataset

Setelah melakukan analisis dan penyesuaian format dataset, langkah selanjutnya adalah membagi dataset menjadi tiga bagian: data latih (train), data validasi (dev), dan data uji (test). Pembagian dataset dilakukan dengan rasio 70:15:15, yang berarti data latih akan memiliki jumlah lebih banyak daripada data validasi dan data uji.

Tabel 4.13 Distribusi Dataset

Dataset	Jumlah
Train	1342
Dev	288
Test	287

Tabel 4.13 menunjukkan distribusi dataset setelah pembagian, dengan rincian sebagai berikut: data latih (Train) sebanyak 1342 komentar, data validasi (Dev) sebanyak 288 komentar, dan data uji (Test) sebanyak 287 komentar. Pembagian dataset ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat diuji dengan baik dan memiliki kinerja yang baik pada data yang tidak digunakan dalam pelatihan.

Selain itu, terdapat rincian distribusi triplet sentimen pada setiap bagian dataset. Ini memberikan gambaran yang lebih rinci tentang distribusi sentimen dalam setiap subset dataset, yaitu data latih, data validasi, dan data uji pada table 4.14 Informasi ini sangat penting untuk memastikan bahwa distribusi sentimen dalam setiap subset dataset seimbang dan representatif, sehingga model yang dikembangkan dapat melihat berbagai kasus yang mungkin terjadi dalam data uji dan memberikan prediksi yang akurat dan konsisten.

Tabel 4.14 Distribusi Sentimen Triplet pada Data *Split*

Dataset	Distribusi Triplet	Jumlah
Train	Total Triplet	2479
	Sentimen Positif	1499
	Sentimen Netral	250
	Sentimen Negatif	730
Dev	Total Triplet	559
	Sentimen Positif	360
	Sentimen Netral	48
	Sentimen Negatif	151
Test	Total Triplet	553
	Sentimen Positif	324
	Sentimen Netral	52
	Sentimen Negatif	178

4.3 Pelatihan Model

Pada subbab ini, membahas berbagai tahapan yang dilakukan selama pelatihan model, mulai dari penggunaan konfigurasi dasar (*baseline config*) pada tahap awal dengan menggunakan pretrained indobert. Kemudian melakukan eksplorasi berbagai skenario dataset yang akan digunakan. Hingga proses *hyperparameter tuning* untuk meningkatkan performa model dari konfigurasi dasar.

4.3.1 Baseline Model

Langkah awal yang dilakukan dalam pelatihan model adalah menggunakan Baseline Model (konfigurasi dasar) untuk memahami performa awal dari model yang dibangun. Konfigurasi dasar ini berfungsi sebagai titik awal yang penting yang digunakan sebagai referensi utama dalam proses pelatihan dan eksperimen. Baseline model bermanfaat untuk membantu melakukan eksperimen secara sistematis, sehingga eksperimen dapat lebih optimal dalam mencapai performa model yang terbaik.

Pada tugas akhir ini, penentuan konfigurasi model mengacu pada konfigurasi model terbaik dari penelitian sebelumnya. Namun, beberapa penyesuaian dilakukan agar model berjalan dengan baik pada ulasan yang telah disiapkan, seperti penyesuaian panjang maksimum karakter, jumlah epoch, dan maksimal panjang *sequence*. Detail konfigurasi yang telah disesuaikan dirangkum dalam Tabel 4.15

Tabel 4.15 Nilai parameter yang digunakan

Parameter	Deskripsi Parameter	Baseline Parameter	Parameter Tuning		
Algoritma model	Model yang digunakan dalam analisis sentimen triplet extraction (ASTE)	EMCGCN	-		
Pretrained modul	Model BERT yang telah dilatih sebelumnya yang akan digunakan dalam proses analisis sentimen	indobenchmark/indobe rt-large-p2	-		
Max sequence length	Panjang maksimum urutan yang akan diterima oleh model.	150	100	120	130
Epoch	Jumlah epok yang akan dilakukan selama pelatihan model	30	50		
Batch size	Ukuran batch yang digunakan dalam pelatihan model	16	6	8	
L2 regularization	Teknik yang sering digunakan untuk regularisasi model neural network yang digunakan dalam pelatihan model.	0.000001	-		
Learning rate	Tingkat pembelajaran yang digunakan selama pelatihan model	0.00002	-		
Eta learning rate	Tingkat pembelajaran yang menentukan besarnya langkah dalam proses optimasi pembaruan parameter model	0.1	-		
Dropout	Teknik regularisasi jaringan syaraf dimana beberapa	0.5	-		

Parameter	Deskripsi Parameter	Baseline Parameter	Parameter Tuning
	neuron akan dipilih secara acak dan tidak dipakai selama pelatihan		
Output dimension	Dimensi output dari model	3	-
Seed number	Nilai seed yang digunakan untuk reproduktibilitas pelatihan model.	52	-
Optimizer	Metode optimasi yang digunakan selama pelatihan model	'adamw'	-
Cross validate fold	Jumlah lipatan validasi silang yang digunakan selama pelatihan model	-1	-
Window	Jenis window yang digunakan dalam metode cloud data warehouse	'lr'	-
LSA	Penggunaan metode Latent Semantic Alignment untuk pelatihan	False	-

Pelatihan model untuk tugas akhir ini menggunakan GPU DGX-A100. Pelatihan model dilakukan dengan menjalankan beberapa perintah dalam skrip Python yang telah ada pada framework PyABSA. Namun, framework ini tidak dapat langsung digunakan untuk tugas akhir ini. Arsitektur pelatihan perlu sedikit dimodifikasi untuk mendukung pelatihan.

File pelatihan model disetel pada modul ASTE di file `instructor.py`. Melakukan penyesuaian kondisi untuk memunculkan hasil recall dan precision saat data uji dijalankan. Penambahan kondisi ini membantu peneliti dalam mempercepat proses tuning model untuk mendapatkan hasil terbaik. Recall dan precision bermanfaat untuk mengevaluasi kinerja model secara lebih menyeluruh, di mana recall memberikan informasi tentang seberapa baik model mendeteksi semua contoh positif, dan precision menunjukkan akurasi dari prediksi positif yang dibuat oleh model. Setelah mengedit file `instructor.py`, dilanjutkan dengan menyiapkan kode untuk menyelesaikan proses pelatihan sesuai dengan contoh yang diberikan pada Lampiran 2.

4.3.2 Penyesuaian Ulang Dataset

Dalam tugas akhir ini, langkah awal yang dilakukan adalah eksplorasi dan penyesuaian ulang dataset yang akan digunakan melalui pemotongan panjang kalimat. Panjang kalimat yang terlalu panjang dapat menyebabkan model kesulitan dalam memahami konteks, sehingga dilakukan pemotongan untuk menyesuaikan panjang kalimat dengan kapasitas model. Penyesuaian panjang kalimat ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap kalimat dalam dataset dapat diolah secara efektif oleh model, sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Skenario pemotongan dimulai dengan memotong dataset dengan panjang lebih dari 300 (DA300) dan juga lebih dari 200 (DA200). Hasil dari pemotongan ini kemudian dibandingkan performanya untuk melihat apakah ada peningkatan dalam performa model seperti yang ditampilkan pada tabel 4.16

Tabel 4.16 Perbandingan Skenario Dataset dengan hasil F1 Score

Skenario Dataset	Deskripsi	F1 Score
Data Awal	Data training awal yang telah didapatkan	43.79
DA300	“Data Awal” yang panjang kalimatnya dipotong yang panjangnya lebih dari 300	44.49
DA200	“Data Awal” yang panjang kalimatnya dipotong yang panjangnya lebih dari 200	44.46

Dari tabel 4.16, didapati bahwa skenario pemotongan panjang kalimat lebih dari 300 adalah skenario dataset yang paling baik. Namun, performa ini tidak berbeda jauh dengan skenario pemotongan panjang kalimat lebih dari 200, yang menandakan bahwa pemotongan kalimat dalam rentang panjang tertentu tidak secara signifikan mempengaruhi performa model. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun pemotongan panjang kalimat membantu dalam penyesuaian model, efeknya mulai menurun setelah panjang kalimat mencapai batas tertentu.

Namun, skenario pemotongan panjang kalimat ini masih belum cukup optimal untuk digunakan sebagai skenario dataset yang ideal. Ketika dataset dipotong, data yang tersedia menjadi berkurang, mengakibatkan kurangnya informasi yang bisa diolah oleh model. Oleh karena itu, perlu dilakukan eksplorasi lebih lanjut untuk meningkatkan kualitas dataset. Salah satu upaya yang dilakukan adalah augmentasi dataset melalui teknik random swap dengan mempertahankan kata aspek dan opini. Teknik ini memungkinkan variasi kalimat tanpa kehilangan informasi penting mengenai aspek dan opini yang dianalisis, sehingga model dapat belajar dari variasi yang lebih luas dan kompleks yang ditunjukkan pada tabel 4.17.

Tabel 4.17 Perbandingan F1 Score dari Skenario Dataset dengan Random Swap

Skenario Dataset	Deskripsi	F1 Score
DARS	“Data Awal” ditambahkan dengan teknik augmentasi random swap	51.15
DARS300	“DA300” ditambahkan dengan teknik augmentasi random swap	56.88
DARS200	“DA200” ditambahkan dengan teknik augmentasi random swap	58.06

Hasil dari perbandingan F1 score menunjukkan bahwa skenario dataset DARS200, yakni dataset awal dengan memotong kalimat yang panjangnya lebih dari 200 karakter, ditambah dengan penerapan teknik random swap (RS), merupakan pendekatan yang paling optimal dan efektif. Dalam tugas akhir ini, terlihat bahwa kombinasi antara memotong kalimat yang terlalu panjang untuk memfasilitasi pemahaman model terhadap konteks, serta menggunakan random swap untuk meningkatkan variasi kalimat, menghasilkan peningkatan signifikan dalam performa model.

4.3.3 Hyperparameter Tuning

Setelah didapatkan dataset yang paling optimal, untuk memaksimalkan performa model dilanjutkan dengan proses *hyperparameter tuning* yang melibatkan penyesuaian parameter

dan konfigurasi model. Parameter yang disesuaikan pada penelitian ini seperti maximum sequence length, batch size dan epoch. Penentuan nilai parameter didasari dengan eksperimen. Pada contohnya maximum sequence length awalnya menggunakan *baseline configuration* yang kemudian dicoba diturunkan menjadi 100 karena maximum sequence length berpengaruh pada bagaimana model memproses data teks.

Tabel 4.18 Hasil eksperimen *tuning* model

Kode Skenario	Deskripsi Skenario	Parameter			F1 Score
		Maximum Sequence Length	Epoch	Batch Size	
CP-A-01	Skenario baseline model menggunakan baseline parameter	150	30	16	58.06
CP-B-01	Mengubah max seq length dari baseline model (CP-A-01)	100	30	16	58.06
CP-B-02	Mengubah batch size dari CP-B-01	100	30	8	59.39
CP-B-03	Mengubah max seq length dari CP-B-02	130	30	8	59.39
CP-B-04	Mengubah max seq length dari baseline model (CP-A-01)	120	30	16	59.62
CP-B-05	Mengubah batch size dari CP-B-04	120	30	8	59.75
CP-B-06	Mengubah epoch dari CP-B-04	120	50	16	60.04
CP-B-07	Mengubah batch size dari CP-B-06	120	50	8	61.52
CP-B-08	Mengubah batch size dari CP-B-04	120	30	6	61.34
CP-B-09	Mengubah epoch dari CP-B-08	120	50	6	61.40

Pada tabel 4.18, terlihat bahwa ketika maximum sequence length diatur pada nilai 150, 130, dan 100 dengan menggunakan batch size dan epoch yang sama, nilai F1 score menunjukkan kecenderungan yang sama. Hal ini mengindikasikan adanya potensi overfitting, di mana model cenderung terlalu sesuai dengan data pelatihan sehingga tidak mampu menggeneralisasi dengan baik pada data validasi atau test. Namun, ketika maximum sequence length diubah menjadi 120, terlihat peningkatan signifikan dalam nilai *F1 score*. Hal ini menggambarkan bahwa maximum sequence length yang lebih rendah, yaitu 120, lebih sesuai untuk memproses data secara efektif oleh model.

Eksperimen dilanjutkan dengan menyesuaikan *batch size* dan *epoch*, di mana ditemukan bahwa nilai *epoch* optimal adalah 50 dan *batch size* optimal adalah 8. Hasil dari uji skenario ini memberikan kesimpulan bahwa konfigurasi parameter terbaik adalah menggunakan skenario

CP-B-07 dengan nilai *f1-score* maksimum yaitu 61.52%, yang akan digunakan sebagai pendekatan utama dalam tugas akhir ini.

4.4 Pembahasan Performa Model

F1 Score sering dijadikan tolok ukur awal untuk menilai performa model klasifikasi, namun analisis lebih lanjut diperlukan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam. *Classification Report* dan *Confusion matrix* memberikan gambaran performa model pada set pengujian. Model yang menunjukkan performa luar biasa pada set pelatihan namun buruk pada set pengujian, menandakan adanya overfitting.

Metrik seperti akurasi, F1 Score, presisi, dan recall membantu memahami performa model selama pelatihan. Nilai presisi yang tinggi menunjukkan rendahnya hasil negatif yang salah diklasifikasikan, sedangkan nilai recall yang tinggi menunjukkan tingginya hasil positif yang teridentifikasi dengan benar (Powers, 2020)

4.4.1 Pengujian Data Test

Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian ulang menggunakan data testing. Tabel 4.19 menunjukkan perbandingan hasil F1 Score, recall, dan precision antara hasil CP-B-07 dan hasil *testing*. Analisis ini akan memberikan wawasan lebih mendalam mengenai performa model yang telah dilatih dan memastikan bahwa model dapat menggeneralisasi dengan baik.

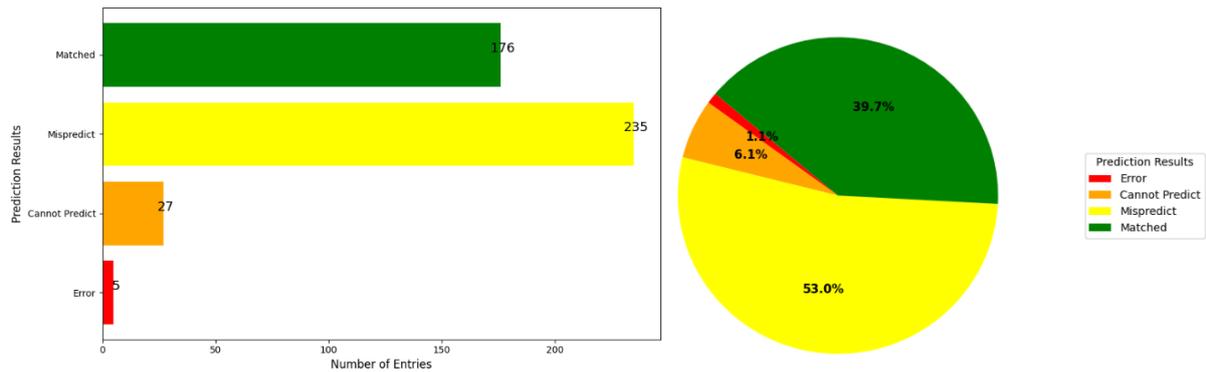
Tabel 4.19 Perbandingan hasil metric testing

Code	Deskripsi	F1 Score	Recall	Precision
CP-B-07	Skenario parameter terbaik model	61.52	63.86	59.34
Test-B-07	Pengujian data <i>testing</i>	56.87	84.62	42.82

Hasil pengujian pada dataset *test* menunjukkan bahwa metrik performa model, seperti *F1-Score*, *recall*, dan *precision*, masih tergolong kurang baik. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum mampu menggeneralisasi dengan optimal. Untuk memahami lebih lanjut penyebab dari performa yang rendah ini, perlu dilakukan analisis mendalam terhadap hasil prediksi model.

4.4.2 Analisis Statistik Hasil Testing

Analisis ini akan dibedah secara statistik dengan beberapa kategori, seperti error, can't predict, mispredict, dan matched. Kategori error mencakup kesalahan prediksi yang signifikan, di mana model memberikan pesan error karena permasalahan dalam memproses data. Can't predict meliputi kasus di mana model gagal memberikan prediksi sama sekali. Mispredict mencakup prediksi yang salah memprediksi data sebenarnya. Sementara itu, kategori matched mencakup prediksi yang benar dan sesuai dengan data sebenarnya. Dengan mengidentifikasi dan menganalisis setiap kategori ini, diharapkan dapat ditemukan pola dan penyebab spesifik yang menghambat performa model, serta strategi yang dapat diterapkan untuk memperbaikinya.



Gambar 4.11 Grafik Distribusi pada Masing Kategori

Gambar 4.11 menampilkan grafik yang menunjukkan jumlah serta prosentase data yang terbagi berdasarkan kategori hasil *testing*. Plot bar ini memberikan gambaran visual yang jelas tentang seberapa banyak data pada masing-masing kategori. Dengan melihat plot bar, kita dapat mengidentifikasi kategori yang paling dominan dari hasil *testing* ini. Sedangkan pie chart ini memberikan gambaran proporsi relatif dari masing-masing kategori dalam dataset secara visual. Dengan melihat pie chart ini, kita dapat melihat dengan jelas bagaimana prosentase pada masing-masing kategori dan seberapa baik model sudah dapat memprediksi.

Tabel 4.20 menunjukkan statistik dari hasil *testing* setelah dilakukan pemetaan ke dalam kategori hasil model, memberikan informasi detail terkait jumlah data dalam setiap kategori. Tabel ini memberikan gambaran yang lebih rinci tentang distribusi hasil model dalam dataset. Dengan melihat informasi pada tabel ini, kita dapat melakukan analisis yang lebih mendalam terkait dengan karakteristik hasil model, seperti proporsi setiap kategori dalam keseluruhan dataset.

Tabel 4.20 Distribusi Jumlah Data per Kategori Hasil *Testing*

Skenario Analisis Data	Jumlah data
Jumlah data yang diprediksi	443
Gagal memuat data (<i>Error</i>)	5
Tidak dapat memprediksi (<i>Can't predict</i>)	27
Salah memprediksi hasil (<i>Mispredict</i>)	235
Prediksi benar (<i>Matched</i>)	176

Sebagai bagian dari analisis, ditampilkan beberapa contoh spesifik dari setiap kategori hasil model untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai performa model. Contoh-contoh ini membantu mengidentifikasi pola atau kesalahan yang mungkin terjadi secara konsisten dalam setiap kategori pada Tabel 4.21 , 4.22, 4.23, 4.24.

Tabel 4.21 Contoh Hasil Error

Kalimat	Triplets	Pesan <i>error</i>	Tipe <i>error</i>
dulu aminin ini kali tegas candanya ini muhaimin dikurangi gagasan penampilannya lebih tenang kata debat juga atau pada kali serta visi misi dan sudah bapak semakin jelas 'nyeleneh' 2024####[[[9], [25, 26], 'POS'],	[]	can't assign a NoneType to a torch.LongTensor	RuntimeError

Kalimat	Triplets	Pesan error	Tipe error
[[20, 21], [25, 26], 'POS'], [[10], [11, 12], 'POS'], [[10], [4], 'POS']]			
netral apansih anda slepat slepet tidak jelas kata "slepet" bikin iyee iminnn saya di tapi sokk risih dengerin#####[[3, 4], [5, 6], 'NEG']]	[]	list index out of range	RuntimeError

Pada Tabel 4.21 merupakan contoh untuk kategori error, contoh yang ditampilkan adalah data komentar yang mengalami kesalahan dalam membaca data oleh model. Terdapat 2 pesan *error* yang muncul yakni “*can't assign a NoneType to a torch.LongTensor*” dan “*list index out of range*” hal ini bisa terjadi karena adanya kesalahan pada dataset yang dimasukkan pada model sehingga muncul pesan kesalahan tersebut.

Tabel 4.22 Contoh Hasil Model Tidak Dapat Memprediksi

1	Kalimat	imin ketinggian janji miiinmin
	Label	'janji', 'ketinggian', 'Positive'
	Prediksi	-
2	Kalimat	kalau tidak ada prabowo gibran mungkin saya sudah pilih ganjar mahfud dari debat ini saya tahu attitude dan wajah yang cocok memimpin negara yang begitu kompleks seperti ini
	Label	'attitude', 'cocok', 'Positive'
	Label	'wajah', 'cocok', 'Positive'
	Prediksi	-

Tabel 4.22 contoh untuk kategori *can't predict*, menunjukkan situasi di mana model tidak mampu memberikan prediksi apapun, yang mungkin mengindikasikan masalah dengan data input atau keterbatasan model dalam menangani konteks tertentu.

Tabel 4.23 Contoh Hasil Model Salah Memprediksi

1	Kalimat	asal jeblag bicara gibran saja
	Label	'bicara', 'asal jeblag', 'Neutral'
	Prediksi	'bicara', 'asal jeblag', 'Negative'
2	Kalimat	mahfud yang manggil manggil kok bapak saja mas tidak tahu attitude dasar mahfud anda lainnya yang gibran sopan
	Label	'attitude', 'tidak tahu', 'Negative'
	Prediksi	'attitude dasar', 'tidak tahu', 'Negative'
3	Kalimat	kok saya tidak paham sihpak muhaimin bicara apaan
	Label	'bicara', 'tidak paham', 'Negative'
	Prediksi	'bicara', 'tidak paham', 'Negative'

Tabel 4.23 contoh dari kategori *mispredict* menunjukkan kasus-kasus di mana prediksi model tidak akurat dalam memprediksi data yang sebenarnya, Ini bisa memberikan petunjuk

tentang bagaimana model menangani ambiguitas atau variasi bahasa dalam komentar. Dari ini perlu pembahasan lebih dalam untuk kategori ini.

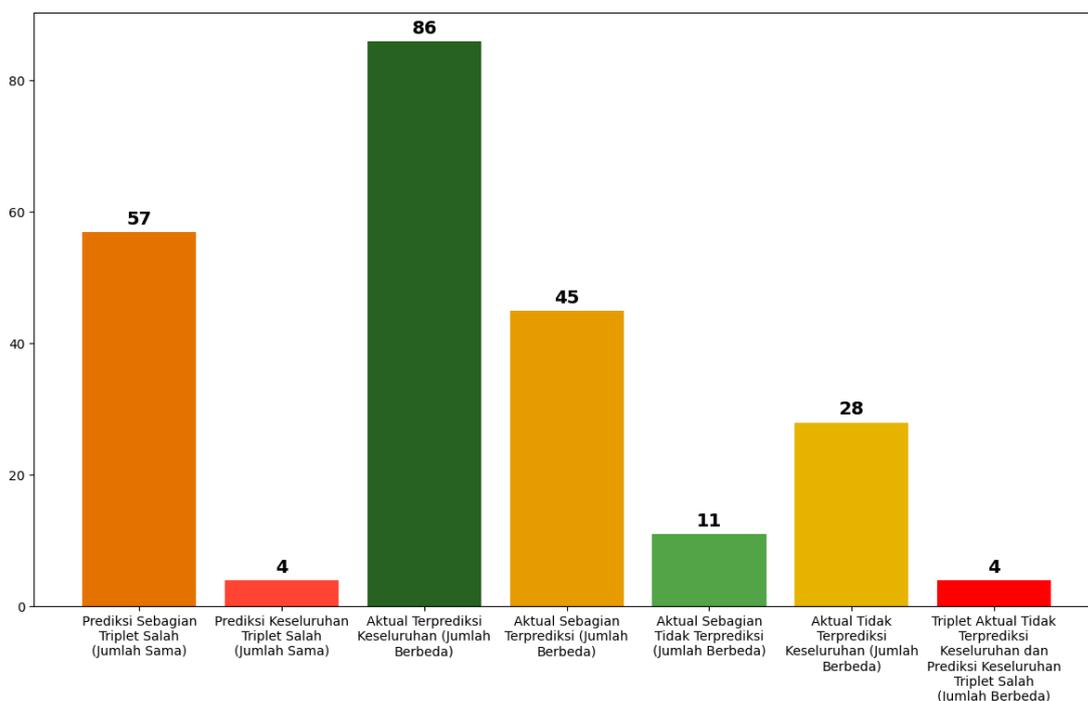
Tabel 4.24 Hasil Model Dapat Memprediksi dengan Baik

1	Kalimat	anis cuma bicara manis
	Label	'bicara', 'manis', 'Positive'
	Prediksi	'bicara', 'manis', 'Positive'
2	Kalimat	mudah dicerna disini cuman jawabannya masuk akal yang dan ganjar
	Label	'jawabannya', 'masuk akal', 'Positive' 'jawabannya', 'mudah dicerna', 'Positive'
	Prediksi	'jawabannya', 'masuk akal', 'Positive' 'jawabannya', 'mudah dicerna', 'Positive'

Tabel 4.24 untuk kategori matched, contoh yang ditampilkan adalah prediksi yang berhasil sesuai dengan kenyataan, menyoroti area di mana model menunjukkan kekuatan dan keakuratannya.

4.4.3 Analisis Kesalahan Prediksi Model

Analisis kesalahan prediksi model bertujuan untuk mengidentifikasi dan memahami pola kesalahan yang terjadi selama prediksi. Setelah dilakukannya pembagian kategori hasil prediksi, yang mana terdapat kategori mispredict berisi kasus-kasus di mana prediksi model tidak akurat dalam memprediksi data yang sebenarnya. Selanjutnya, akan diidentifikasi dan menganalisis berbagai jenis kesalahan yang dihasilkan oleh model dari kategori mispredict, yang akan dibedah berdasarkan berbagai kategori kesalahannya. Analisis akan dilakukan secara statistik untuk melihat distribusi dan frekuensi kesalahan dalam setiap kategori. Selain itu, beberapa contoh dari masing-masing kategori kesalahan akan ditampilkan dan dianalisis secara mendalam untuk memahami bagaimana performa model yang sebenarnya dalam konteks tersebut.



Gambar 4.12 Grafik Distribusi Kesalahan pada Masing Kategori

Gambar 4.12 menampilkan plot bar yang menggambarkan distribusi kesalahan prediksi model dalam beberapa kategori yang berbeda. Kategori-kategori ini mencakup berbagai jenis kesalahan, mulai dari kesalahan polaritas hingga ketidakmampuan model dalam memprediksi keseluruhan triplet dengan benar.

Tabel 4.25 Statistik dari setiap Kategori

Skenario Analisis <i>Mispredict</i>		Jumlah data	
Jumlah Triplet sama	Prediksi Sebagian Triplet Salah	Prediksi Polaritas Salah	5
		Prediksi Aspek Salah	24
		Prediksi Opini Salah	13
		Prediksi Aspek & Opini Salah	8
		Prediksi Aspek & Polaritas Salah	6
		Prediksi Opini & Polaritas Salah	1
	Prediksi Keseluruhan Triplet Salah	4	
	Triplet Aktual Terprediksi Keseluruhan	Prediksi Aspek Salah	16
		Prediksi Opini Salah	9
		Prediksi Polaritas Salah	0
Prediksi Aspek & Opini Salah		18	
Prediksi Opini & Polaritas Salah		2	
Prediksi Aspek & Polaritas Salah		0	
Jumlah Triplet berbeda		Triplet Aktual Sebagian Tidak Terprediksi	11
		Prediksi Aspek Salah	11
	Prediksi Opini Salah	12	
	Prediksi Polaritas Salah	0	
	Prediksi Aspek & Opini Salah	2	
	Prediksi Aspek & Polaritas Salah	2	
Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan	Prediksi Opini & Polaritas Salah	1	
	Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan dan Prediksi Keseluruhan Triplet Salah	4	

Tabel 4.25 menunjukkan statistik dari masing-masing kategori yang dibedah lebih dalam berdasarkan jenis kesalahan yang muncul pada satu kategori, memberikan informasi detail terkait jumlah datanya. Tabel ini memberikan gambaran yang lebih rinci tentang kesalahan prediksi model. Dengan melihat informasi pada tabel ini, kita dapat melakukan analisis terkait kesalahan yang terjadi pada hasil *testing*.

Setelah melakukan analisis kesalahan berdasarkan kategori, terlihat bahwa banyaknya kategori yang ada dapat menyebabkan kesalahpahaman dalam interpretasi data. Oleh karena itu, diperlukan informasi atau deskripsi singkat dari masing-masing kategori untuk menghindari kebingungan dan kesalahpahaman. Penjelasan ini akan membantu memahami setiap jenis kesalahan secara lebih mendetail, seperti yang dijelaskan pada Tabel 4.26.

Tabel 4.26 Deskripsi Kategori Kesalahan

Skenario Analisis <i>Mispredict</i>	Deskripsi Singkat	
Jumlah Triplet sama	Prediksi Sebagian Triplet Salah	Prediksi memiliki kesalahan pada sebagian item triplet.
	Prediksi Polaritas Salah	Prediksi memiliki aspek dan opini yang benar, tetapi polaritas yang salah.
	Prediksi Aspek Salah	Aspek yang diprediksi salah.
	Prediksi Opini Salah	Opini yang diprediksi salah.
	Prediksi Aspek Opini Salah	Aspek dan opini yang diprediksi salah.
	Prediksi Aspek Polaritas Salah	Aspek dan polaritas yang diprediksi salah.
	Prediksi Opini Polaritas Salah	Opini dan polaritas yang diprediksi salah.
	Prediksi Keseluruhan Triplet Salah	Seluruh item pada triplet (aspek, opini, dan polaritas) yang diprediksi salah.
Jumlah Triplet berbeda	Triplet Aktual Terprediksi Keseluruhan	Semua triplet aktual sepenuhnya terprediksi namun ada tambahan triplet pada prediksinya
	Triplet Aktual Sebagian Terprediksi	Sebagian triplet aktual terprediksi dan ada tambahan triplet pada prediksinya
	Prediksi Aspek Salah	Sebagian triplet aktual yang salah diprediksi, item aspek yang diprediksi salah.
	Prediksi Opini Salah	Sebagian triplet aktual yang salah diprediksi, item opini yang diprediksi salah.
	Prediksi Polaritas Salah	Sebagian triplet aktual yang salah diprediksi, item polaritas yang diprediksi salah.
	Prediksi Aspek Opini Salah	Sebagian triplet aktual yang salah diprediksi, item aspek dan opini yang diprediksi salah.
	Prediksi Aspek Polaritas Salah	Sebagian triplet aktual yang salah diprediksi, item aspek dan polaritas yang diprediksi salah.
	Prediksi Opini Polaritas Salah	Sebagian triplet aktual yang salah diprediksi, item opini dan polaritas yang diprediksi salah.
	Triplet Aktual Sebagian Tidak Terprediksi	Sebagian triplet aktual tidak terprediksi dan tidak ada

Skenario Analisis <i>Mispredict</i>	Deskripsi Singkat
	tambahan triplet pada prediksinya
Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan	Semua triplet aktual tidak ada yang terprediksi atau salah prediksi. Namun terdapat sebagian item triplet benar
Prediksi Aspek Salah	Triplet aktual yang salah diprediksi, item aspek yang diprediksi salah.
Prediksi Opini Salah	Triplet aktual yang salah diprediksi, item opini yang diprediksi salah.
Prediksi Polaritas Salah	Triplet aktual yang salah diprediksi, item polaritas yang diprediksi salah.
Prediksi Aspek Opini Salah	Triplet aktual yang salah diprediksi, item aspek dan opini yang diprediksi salah.
Prediksi Aspek Polaritas Salah	Triplet aktual yang salah diprediksi, item aspek dan polaritas yang diprediksi salah.
Prediksi Opini Polaritas Salah	Triplet aktual yang salah diprediksi, item opini dan polaritas yang diprediksi salah.
Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan dan Prediksi Keseluruhan Triplet Salah	Semua triplet aktual tidak ada yang terprediksi atau salah prediksi dan seluruh item triplet aktual salah diprediksi

Untuk memahami lebih lanjut tentang jenis-jenis kesalahan yang terjadi dalam analisis triplet, kita dapat melihat contoh-contoh spesifik yang terdokumentasi. Tabel 4.27 menyajikan beberapa contoh kesalahan yang terjadi pada kondisi di mana jumlah triplet yang diprediksi sama dengan jumlah triplet aktual. Analisis ini penting untuk mengidentifikasi pola-pola ketidakcocokan antara prediksi dan realitas yang dapat memberikan wawasan tentang kinerja dan keakuratan sistem dalam memproses informasi triplet, yang merupakan elemen kunci dalam analisis sentimen dan pemrosesan bahasa alami.

Tabel 4.27 Contoh Kesalahan pada Kondisi Jumlah Triplet Prediksi dan Aktual Sama

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan
Prediksi Sebagian Triplet Salah	Prediksi Aspek Salah	1	Kalimat
			Label
			Prediksi
			Misprediksi
			<p>mahfud yang manggil manggil kok bapak saja mas tidak tahu attitude dasar mahfud anda lainnya yang gibran sopan</p> <p>'attitude', 'tidak tahu', 'Negative'</p> <p>'attitude dasar', 'tidak tahu', 'Negative'</p> <p>Aspek: 'attitude' > 'attitude dasar'</p>

Kategori	Sub-Kategori	No		Contoh Kesalahan
Prediksi Aspek Salah		2	Kalimat	baru awal mulai udah mulai nyerang paslon lain dki jaman bapak menjabat gimana kabar bapak anis janji manis nya kemana
			Label	'dki', 'gimana kabar', 'Neutral' 'janji manis nya', 'kemana', 'Neutral'
			Prediksi	'janji manis nya', 'gimana kabar', 'Neutral' 'janji manis nya', 'kemana', 'Neutral'
			Misprediksi	Aspek : 'dki' > 'janji manis nya'
Prediksi Opini Salah	1	Kalimat	pembicaraan kosong semua ganjar	
		Label	'pembicaraan', 'kosong semua', 'Negative'	
	Prediksi	'pembicaraan', 'kosong', 'Negative'		
	Misprediksi	Opini : 'kosong semua' > 'kosong'		
	2	Kalimat	kali ini jawaban jawaban dari bapak ganjar lebih jitu jeli adem sopan bagus jadi pengen kembali dukung bapak ganjar	
		Label	'jawaban jawaban', 'lebih jitu jeli', 'Positive' 'jawaban jawaban', 'adem', 'Positive' 'jawaban jawaban', 'sopan', 'Positive' 'jawaban jawaban', 'bagus', 'Positive'	
Prediksi		'jawaban jawaban', 'lebih jitu', 'Positive' 'jawaban jawaban', 'jeli', 'Positive' 'jawaban jawaban', 'adem', 'Positive' 'jawaban jawaban', 'sopan', 'Positive'		
Misprediksi		Opini: 'lebih jitu jeli' > 'lebih jitu' dan 'bagus' > 'jeli'		
Prediksi Polaritas Salah	1	Kalimat	asal jeblag bicara gibran saja	
		Label	'bicara', 'asal jeblag', 'Neutral'	
		Prediksi	'bicara', 'asal jeblag', 'Negative'	
		Misprediksi	Polaritas: 'Neutral' > 'Negative'	
2	Kalimat	bapak anis cerdas bicara tidak asal bagus pilih bapak anis		
	Label	'bicara', 'tidak asal', 'Neutral' 'bicara', 'cerdas', 'Positive'		
	Prediksi	'bicara', 'cerdas', 'Positive' 'bicara', 'tidak asal', 'Positive'		
	Misprediksi	Polaritas: 'Neutral' > 'Positive'		
Prediksi Aspek Opini Salah		1	Kalimat	suka dengan gaya kritiknya cak imin 01 senang dengan komitmen bapak mahfud 03 bangga dengan kecerdasan mas gibran calon wakil presiden

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan
			mendampingi bapak prabowo presiden ri 2024 2029
			Label 'gaya kritiknya', 'suka', 'Positive'
			Prediksi 'kecerdasan', 'bangga', 'Positive'
			Misprediksi Aspek, Opini : 'gaya kritiknya', 'suka' > 'kecerdasan', 'bangga'
		2	Kalimat gibran isi nya daging semua
			Label 'isi', 'daging semua', 'Positive'
			Prediksi 'isi nya', 'daging', 'Positive'
			Misprediksi Aspek, Opini : 'isi', 'daging semua' > 'isi nya', 'daging'
	Prediksi Aspek & Polaritas Salah	1	Kalimat gibran kentut melulu bau sebadan apalagi mulut baunya luar biasa
			Label 'mulut baunya', 'luar biasa', 'Negative'
			Prediksi 'baunya', 'luar biasa', 'Positive'
			Misprediksi Aspek, Polaritas : 'mulut baunya', 'Negative' > 'baunya', 'Positive'
	Prediksi Opini & Polaritas Salah	1	Kalimat debat gila sih gibran black nya horse
			Label 'debat', 'gila', 'Positive'
			Prediksi 'debat', 'gila sih', 'Negative'
			Misprediksi Opini, Polaritas : 'gila', 'Positive' > 'gila sih', 'Negative'
		2	Kalimat jawaban bapak prabowo terlalu mengenteng kan ingat bapak jangan meremeh kan orang kalau tidak mau diremeh kan
			Label 'jawaban', 'terlalu mengenteng kan', 'Neutral'
			Prediksi 'jawaban', 'terlalu mengenteng', 'Positive'
			Misprediksi Opini, Polaritas : 'terlalu mengenteng kan', 'Neutral' > 'terlalu mengenteng', 'Positive'
Prediksi Keseluruhan Triplet Salah		1	Kalimat jangan percaya mulut manis anis
			Label 'mulut', 'manis', 'Positive'
			Prediksi 'mulut manis', 'jangan percaya', 'Neutral'
			Misprediksi Triplet : 'mulut', 'manis', 'Positive' > 'mulut manis', 'jangan percaya', 'Neutral'
		2	Kalimat cak imin kebanyakan senyum menjadi terkesan kurang pintar dan kurang serius
			Label 'kebanyakan', 'senyum', 'Positive'
			Prediksi 'senyum', 'kurang pintar', 'Negative'

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan
		Misprediksi	Triplet : 'kebanyakan', 'senyum', 'Positive' > 'senyum', 'kurang pintar', 'Negative'

Tabel 4.27, merupakan kondisi ketika jumlah triplet aktual dan prediksi sama, model dapat diklasifikasikan berdasarkan jenis kesalahan prediksi yang terjadi. Salah satu jenis kesalahan adalah ketika model salah memprediksi sebagian triplet (baik aspek, opini, atau polaritas), yang bisa terjadi dengan token kata bertambah. Ini terjadi ketika model memprediksi lebih banyak kata daripada yang sebenarnya ada dalam triplet aktual, yang dalam beberapa konteks dapat meningkatkan pemahaman konteks. Kesalahan lain adalah token kata berkurang, di mana model memprediksi jumlah kata yang lebih sedikit daripada yang ada dalam triplet aktual. Hal ini menunjukkan keterbatasan model dalam menangkap semua kata, terutama yang berada di luar distribusi yang umum. Selain itu, terdapat kesalahan di mana model memprediksi kata yang berbeda dengan yang ada dalam triplet aktual, meskipun kata-kata ini memiliki makna yang mirip dan polaritas yang sama menurut pemahaman manusia. Ini dapat disebabkan oleh distribusi kata yang dominan dalam data latih. Kesalahan prediksi polaritas juga dapat terjadi, di mana model mungkin lebih cenderung sensitif terhadap polaritas tertentu atau memiliki tingkat *rate false positive* yang tinggi. Kesalahan prediksi keseluruhan triplet, di mana model gagal menangkap semua aspek triplet secara benar, menunjukkan performa yang buruk dari model.

Tabel 4.28 Contoh Kesalahan pada Kondisi Jumlah Triplet Prediksi dan Aktual Berbeda

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan	
Triplet Aktual Terprediksi Keseluruhan	-	1	Kalimat	parah banget si gibran tidak ada sopan santunnya kalau bicara ke orang yang lebih tua betul betul tidak beretika
			Label	'bicara', 'tidak beretika', 'Negative' 'sopan santunnya', 'tidak ada', 'Negative'
			Prediksi	'sopan santunnya', 'tidak ada', 'Negative' 'sopan santunnya', 'tidak beretika', 'Negative' 'bicara', 'tidak ada', 'Negative' 'bicara', 'tidak beretika', 'Negative'
			Misprediksi	'sopan santunnya', 'tidak beretika', 'Negative' 'bicara', 'tidak ada', 'Negative'
			Tidak diprediksi	-
		2	Kalimat	profesor mahfud selalu mengagumkan dalam tiap berbicara baik di forum maupun di debat cawapres data dan fakta semua terkagum dan hening menyimak

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan	
			Label	'berbicara', 'selalu mengagumkan', 'Positive'
			Prediksi	'berbicara', 'selalu mengagumkan', 'Positive' 'data dan fakta', 'selalu mengagumkan', 'Positive'
			Misprediksi	'data dan fakta', 'selalu mengagumkan', 'Positive'
			Tidak diprediksi	-
Triplet Aktual Sebagian Terprediksi	Prediksi Aspek Salah	1	Kalimat	sepertinya profesor mahfud bisa gabung dikabinet tidak tidak nantinya karena bapak bisa ngasih kontribusi dan gagasan yang bagus nantinya untuk indonesia emas
			Label	'kontribusi', 'bisa ngasih', 'Positive' 'gagasan', 'bagus', 'Positive'
			Prediksi	'ngasih', 'bagus', 'Positive' 'kontribusi', 'bagus', 'Positive' 'gagasan', 'bagus', 'Positive'
			Misprediksi	'ngasih', 'bagus', 'Positive' (Triplet) 'kontribusi', 'bagus', 'Positive' (Aspek)
			Tidak diprediksi	'kontribusi', 'bisa ngasih', 'Positive'
		2	Kalimat	siakan pemimpin cerdas jangan berwibawa calon ini dan seperti anis sia keliatan sekali sangat berilmu baswedan
			Label	'sangat berilmu', 'keliatan sekali', 'Positive' 'pemimpin', 'cerdas', 'Positive' 'pemimpin', 'berwibawa', 'Positive'
			Prediksi	'pemimpin', 'keliatan sekali', 'Positive' 'sangat berilmu', 'keliatan sekali', 'Positive'
			Misprediksi	'pemimpin', 'keliatan sekali', 'Positive'
			Tidak diprediksi	'pemimpin', 'cerdas', 'Positive' 'pemimpin', 'berwibawa', 'Positive'
		3	Kalimat	bapak prabowo memang tidak pandai untuk berkata_ kata tidak sperti bapak anis yang ahli berpujangga tapi kalau hal kerja yakin bapak prabowo lh yang sepenuh hati
			Label	'kerja', 'sepenuh hati', 'Positive' 'berkata_', 'tidak pandai', 'Negative'
			Prediksi	'berkata_ kata', 'tidak pandai', 'Negative'

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan
			'berkata_ kata', 'sepenuh hati', 'Positive' 'kerja', 'tidak pandai', 'Negative' 'kerja', 'sepenuh hati', 'Positive'
			Misprediksi 'berkata_ kata', 'tidak pandai', 'Negative' (Aspek) 'berkata_ kata', 'sepenuh hati', 'Positive' (Triplet) 'kerja', 'tidak pandai', 'Negative' (Triplet)
			Tidak diprediksi 'berkata_', 'tidak pandai', 'Negative'
Prediksi Opini Salah		1	Kalimat prabowo memang banyak pengalaman tapi kurang gagasan
			Label 'pengalaman', 'memang banyak', 'Positive' 'gagasan', 'kurang', 'Negative'
			Prediksi 'pengalaman', 'banyak', 'Positive' 'pengalaman', 'kurang', 'Negative' 'gagasan', 'banyak', 'Positive' 'gagasan', 'kurang', 'Negative'
			Misprediksi 'pengalaman', 'banyak', 'Positive' 'pengalaman', 'kurang', 'Negative' 'gagasan', 'banyak', 'Positive'
			Tidak diprediksi 'pengalaman', 'memang banyak', 'Positive'
		2	Kalimat cerdas sangat menginspirasi bapak menjadi bijaksana yang pemimpin anies figur yang akan optimal baswedan adalah berkomitmen dan
			Label 'figur', 'cerdas', 'Positive' 'figur', 'bijaksana', 'Positive' 'figur', 'berkomitmen', 'Positive' 'pemimpin', 'optimal', 'Positive'
			Prediksi 'figur', 'bijaksana', 'Positive' 'figur', 'optimal', 'Positive' 'figur', 'berkomitmen', 'Positive'
			Misprediksi 'figur', 'optimal', 'Positive'
			Tidak diprediksi 'figur', 'cerdas', 'Positive' 'pemimpin', 'optimal', 'Positive'
Prediksi Aspek Opini Salah		1	Kalimat good job profesor mahfud berpengalaman track record yang bagus debat yang berkualitas dan menjunjung etika
			Label 'track record', 'bagus', 'Positive' 'debat', 'berkualitas', 'Positive' 'debat', 'menjunjung etika', 'Positive'
			Prediksi 'track record', 'bagus', 'Positive' 'track record', 'berkualitas', 'Positive'

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan
			'debat', 'bagus', 'Positive'
			'debat', 'berkualitas', 'Positive'
		Misprediksi	'track record', 'berkualitas', 'Positive'
			'debat', 'bagus', 'Positive'
		Tidak diprediksi	'debat', 'menjunjung etika', 'Positive'
		2	Kalimat
			gibran rakabuming raka rata rata paling unggul pada tanya jawab cawapres anak muda berpikir lebih praktis dan aktual bagus gibran
		Label	'tanya jawab', 'paling unggul', 'Positive'
			'berpikir', 'lebih praktis', 'Positive'
			'berpikir', 'aktual', 'Positive'
		Prediksi	'tanya jawab', 'paling unggul', 'Positive'
			'tanya jawab', 'lebih praktis', 'Positive'
		Misprediksi	'tanya jawab', 'lebih praktis', 'Positive'
		Tidak diprediksi	'berpikir', 'lebih praktis', 'Positive'
			'berpikir', 'aktual', 'Positive'
Prediksi Opini & Polaritas Salah		1	Kalimat
			ganjar terlalu over bicara setinggi langit anis hanya pintar bicara tapi bukti nihil cocok jadi dosen saja pakudahlah prabowo saja sudah apa adanya
		Label	'bicara', 'terlalu over', 'Negative'
			'bicara', 'setinggi langit', 'Positive'
		Prediksi	'bicara', 'terlalu over', 'Negative'
			'bicara', 'pintar', 'Positive'
			'bicara', 'nihil', 'Negative'
			'bukti', 'terlalu over', 'Negative'
			'bukti', 'pintar', 'Positive'
			'bukti', 'nihil', 'Negative'
		Misprediksi	'bicara', 'pintar', 'Positive'
			'bicara', 'nihil', 'Negative'
			'bukti', 'terlalu over', 'Negative'
			'bukti', 'pintar', 'Positive'
			'bukti', 'nihil', 'Negative'
		Tidak diprediksi	'bicara', 'setinggi langit', 'Positive'
		2	Kalimat
			bapak prabowo saya sedang menangis saya benar lihat ketulusan bapak prabowoo dalam muka bapak sukses ya bapak sedikit bicara banyak bekerja dan tetap rendah hat
		Label	'muka', 'saya benar lihat ketulusan', 'Positive'
			'bicara', 'sedikit', 'Negative'
			'bekerja', 'banyak', 'Positive'
		Prediksi	'ketulusan', 'saya benar lihat', 'Positive'

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan	
				'bicara', 'saya benar lihat', 'Positive' 'bicara', 'sedikit', 'Negative' 'bicara', 'banyak', 'Positive' 'bekerja', 'saya benar lihat', 'Positive' 'bekerja', 'sedikit', 'Negative' 'bekerja', 'banyak', 'Positive'
			Misprediksi	'ketulusan', 'saya benar lihat', 'Positive' 'bicara', 'saya benar lihat', 'Positive' 'bicara', 'banyak', 'Positive' 'bekerja', 'saya benar lihat', 'Positive' 'bekerja', 'sedikit', 'Negative'
			Tidak diprediksi	'muka', 'saya benar lihat ketulusan', 'Positive'
Triplet Aktual Sebagian Tidak Terprediksi	-	1	Kalimat	wajah sampe dari lah jangan indonesia berhati bibir bisa hanya jadi sekali segi menonjol anies sama pemimpin kelihatan terlalu orang manis ini ini di rusak
			Label	'bibir', 'manis', 'Positive' 'wajah', 'manis', 'Positive'
			Prediksi	'wajah', 'manis', 'Positive'
			Misprediksi	-
			Tidak diprediksi	'bibir', 'manis', 'Positive'
		2	Kalimat	awalnya sempat ngremehkan gibran ternyata di luar ekspektasi luar biasa gibran kecerdasan mu melebihi umurmu
			Label	'kecerdasan', 'luar biasa', 'Positive' 'kecerdasan', 'melehihi umurmu', 'Positive' 'kecerdasan', 'di luar ekspektasi', 'Positive'
			Prediksi	'kecerdasan', 'di luar ekspektasi', 'Positive' 'kecerdasan', 'melehihi umurmu', 'Positive'
			Misprediksi	-
			Tidak diprediksi	'kecerdasan', 'luar biasa', 'Positive'
Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan	Prediksi Aspek Salah	1	Kalimat	bapak mahfud sebenarnya mau mengkritisi pemerintahan joko tapi tidak enakan cak imin tenang menjawab tidak balas sentilan gibrangibran lagi lagi pake trik receh sangat belum layak
			Label	'mau mengkritisi pemerintahan', 'tidak enakan', 'Neutral'

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan
			Prediksi 'menjawab', 'tidak enakan', 'Neutral' 'menjawab', 'tenang', 'Positive'
			Misprediksi 'menjawab', 'tidak enakan', 'Neutral' 'menjawab', 'tenang', 'Positive'
			Tidak diprediksi 'mau mengkritisi pemerintahan', 'tidak enakan', 'Neutral'
		2	Kalimat bapak anies sangat pintar dan cerdas dalam memaparkan pertanyaan dan jawaban dalam debat inimari kita dukung pasangan amin
			Label 'memaparkan pertanyaan', 'sangat pintar', 'Positive' 'memaparkan pertanyaan', 'cerdas', 'Positive' 'jawaban', 'cerdas', 'Positive' 'jawaban', 'sangat pintar', 'Positive'
			Prediksi 'memaparkan pertanyaan dan jawaban', 'sangat pintar', 'Positive'
			Misprediksi 'memaparkan pertanyaan dan jawaban', 'sangat pintar', 'Positive'
			Tidak diprediksi 'memaparkan pertanyaan', 'sangat pintar', 'Positive' 'memaparkan pertanyaan', 'cerdas', 'Positive' 'jawaban', 'cerdas', 'Positive' 'jawaban', 'sangat pintar', 'Positive'
Prediksi Opini Salah		1	Kalimat keren banget mah set cerdas luar pokoknya bapak penjelasannya biasa sat sat banget set anies
			Label 'penjelasannya', 'keren banget', 'Positive'
			Prediksi 'penjelasannya', 'cerdas', 'Positive' 'penjelasannya', 'sat sat banget', 'Positive'
			Misprediksi 'penjelasannya', 'cerdas', 'Positive' 'penjelasannya', 'sat sat banget', 'Positive'
			Tidak diprediksi 'penjelasannya', 'keren banget', 'Positive'
		2	Kalimat masyaallahhh masyallahh anis jawaban benar benar cerdasss
			Label 'jawaban', 'benar benar cerdasss', 'Positive'
			Prediksi 'jawaban', 'benar benar', 'Positive' 'jawaban', 'cerdasss', 'Positive'
			Misprediksi 'jawaban', 'benar benar', 'Positive' 'jawaban', 'cerdasss', 'Positive'

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan	
			Tidak diprediksi	'jawaban', 'benar benar cerdas', 'Positive'
	Prediksi Aspek Opini Salah	1	Kalimat	mahfud md menguraikan dan menjelaskan dengan tegas dan pasti maka kami rangkul nomor 3 yang kami pilih
			Label	'menguraikan', 'tegas', 'Positive', 'menjelaskan', 'tegas', 'Positive'
			Prediksi	'menjelaskan', 'pasti', 'Positive'
			Misprediksi	'menjelaskan', 'pasti', 'Positive'
			Tidak diprediksi	'menguraikan', 'tegas', 'Positive', 'menjelaskan', 'tegas', 'Positive'
	Prediksi Aspek & Polaritas Salah	1	Kalimat	kalau karna tidak lapangan tidak dicela ganjar prabowo sudah menyerang bisa malah paslon nurani turun disini bapak kebanyakan hati naik pamor karna pamor lain dan diskusi anies
			Label	'pamor', 'naik', 'Positive'
			Prediksi	'nurani', 'turun', 'Negative', 'nurani', 'naik', 'Neutral'
			Misprediksi	'nurani', 'turun', 'Negative', 'nurani', 'naik', 'Neutral'
			Tidak diprediksi	'pamor', 'naik', 'Positive'
	Prediksi Opini & Polaritas Salah	1	Kalimat	imin blepotan kebanyakan ngeritik orang
			Label	'ngertik orang', 'blepotan', 'Negative', 'ngertik orang', 'kebanyakan', 'Negative'
			Prediksi	'ngertik orang', 'kebanyakan', 'Positive'
			Misprediksi	'ngertik orang', 'kebanyakan', 'Positive'
			Tidak diprediksi	'ngertik orang', 'blepotan', 'Negative', 'ngertik orang', 'kebanyakan', 'Negative'
Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan dan Prediksi Keseluruhan Triplet Salah	-	1	Kalimat	ganjar pranowo pandai menjawab anis pandai merangkai kata tetapi bapak prabowo tahu kondisi dan bergerak secara langsung untuk menyelesaikan masalah all in bapak prabowo subianto
			Label	'menjawab', 'pandai', 'Positive'
			Prediksi	'kondisi', 'tahu', 'Positive', 'kondisi', 'bergerak secara langsung', 'Positive', 'menyelesaikan masalah', 'tahu', 'Positive'

Kategori	Sub-Kategori	No	Contoh Kesalahan
			'menyelesaikan masalah', 'bergerak secara langsung', 'Positive'
	Misprediksi		'kondisi', 'tahu', 'Positive' 'kondisi', 'bergerak secara langsung', 'Positive' 'menyelesaikan masalah', 'tahu', 'Positive' 'menyelesaikan masalah', 'bergerak secara langsung', 'Positive'
	Tidak diprediksi		'menjawab', 'pandai', 'Positive'
2	Kalimat		bapak ganjar wawasan oke banget tapi pdi bapak anis pinter bicara prabowo sulit untuk merangkai kata kata tapi tulus ingin merawat negeri bingung pilih mana
	Label		'wawasan', 'oke banget', 'Positive'
	Prediksi		'merangkai kata kata', 'sulit', 'Negative' 'merangkai kata kata', 'tulus', 'Positive' 'merawat negeri', 'sulit', 'Negative' 'merawat negeri', 'tulus', 'Positive'
	Misprediksi		'merangkai kata kata', 'sulit', 'Negative' 'merangkai kata kata', 'tulus', 'Positive' 'merawat negeri', 'sulit', 'Negative' 'merawat negeri', 'tulus', 'Positive'
	Tidak diprediksi		'wawasan', 'oke banget', 'Positive'

Dalam Tabel 4.28, dengan kondisi jumlah triplet aktual dan prediksi berbeda, yang menghasilkan berbagai jenis kesalahan prediksi. Pada kategori "Triplet Aktual Terprediksi Keseluruhan", model mampu menangkap semua triplet aktual, tetapi menambahkan beberapa triplet dalam prediksinya. Secara formal, ini dianggap sebagai kesalahan karena perbedaan nilai prediksi dan aktual. Namun, secara kontekstual, prediksi tambahan ini masih masuk akal bila dipahami secara manusiawi, menunjukkan kemampuan model dalam mengenali pola dan konteks yang mungkin terlewatkan oleh manusia.

Namun, model juga memiliki keterbatasan, seperti yang terlihat dalam kategori "Triplet Aktual Sebagian Tidak Terprediksi", di mana model gagal menangkap semua triplet aktual meskipun prediksinya secara umum sesuai. Ini menggambarkan keterbatasan dalam menangani beberapa aspek triplet. Selanjutnya, pada kategori "Kesalahan Prediksi Sebagian Triplet" dan "Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan", terjadi kesalahan prediksi pada sebagian aspek triplet, termasuk kesalahan dalam memprediksi polaritas. Kesalahan ini bisa berupa penambahan atau pengurangan token kata, menunjukkan keterbatasan model dalam menangkap semua kata, terutama yang berbeda secara signifikan. Pada kategori "Triplet Aktual Tidak Terprediksi Keseluruhan dan Prediksi Keseluruhan Triplet Salah", model menunjukkan kinerja terburuk dengan kegagalan menangkap semua triplet aktual dan prediksi yang salah secara keseluruhan.

Dalam analisis kesalahan prediksi triplet ini, meskipun evaluasi performa menunjukkan hasil kurang memuaskan, model mampu menghasilkan prediksi yang memiliki makna mirip atau identik dengan data latih, meskipun dengan pilihan kata yang berbeda. Model juga mampu menghasilkan prediksi baru yang tidak ada di data latih, namun masih valid secara kontekstual manusiawi. Kendala terbesar terletak pada evaluasi yang menganggap data latih sebagai kebenaran mutlak, kadang-kadang menilai prediksi model yang sebenarnya valid sebagai salah. Hal ini khususnya terlihat pada model dengan variasi panjang aspek dan opini, di mana kemungkinan pilihan kata yang berbeda semakin banyak.

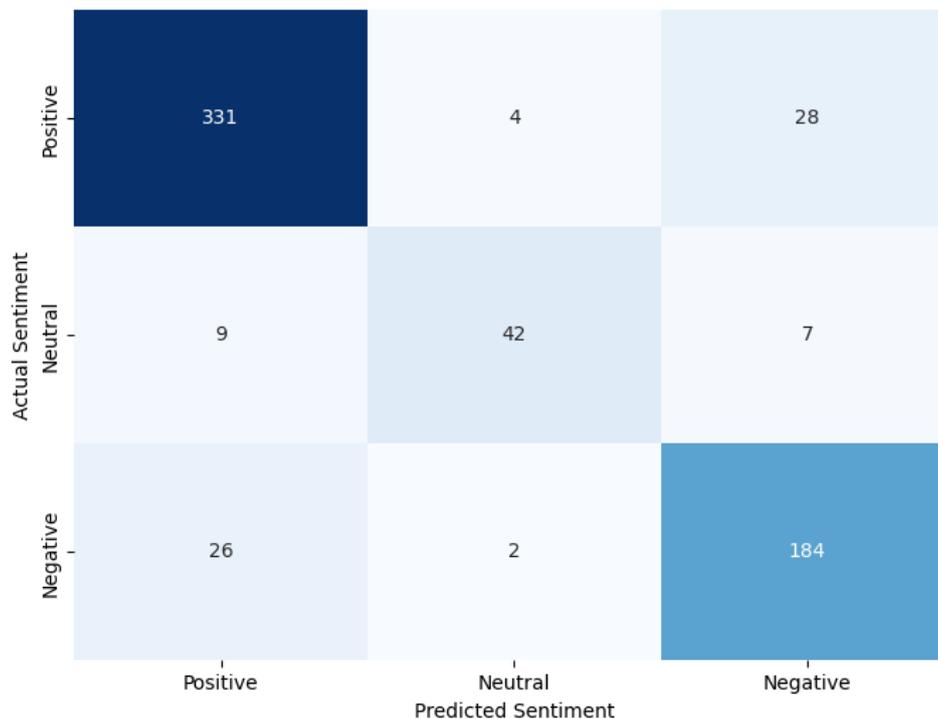
Dengan mempertimbangkan berbagai jenis kesalahan, termasuk prediksi aspek, opini, dan polaritas yang salah, serta variasi jumlah data, penulis menyadari bahwa kemampuan model dalam memprediksi sentimen secara akurat tidak dapat dinilai secara mutlak. Oleh karena itu, diperlukan analisis terpisah untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi sentimen, terutama fokus pada prediksi yang memiliki aspek dan opini yang benar, tanpa mempertimbangkan sentimennya.

Tabel 4.29 *Classification Report* dari Hasil Pengujian

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positive	0.90	0.91	0.91	363
Neutral	0.88	0.72	0.79	58
Negative	0.84	0.87	0.85	212
Accuracy			0.88	633
Macro avg	0.87	0.83	0.85	633
Weighted avg	0.88	0.88	0.88	633

Tabel 4.29 menunjukkan model secara umum memiliki performa yang cukup baik terlebih saat model berusaha untuk mengklasifikasikan label positif dimana label ini memiliki performa yang paling baik daripada yang lainnya. Sedangkan untuk label netral, memiliki tingkat sensitivitas yang paling rendah untuk memprediksi dengan benar sentiment aspek. Namun kedua label ini cenderung memiliki *rate false positive* yang tinggi bila dibandingkan dengan label negatif.

Jika dilihat lebih dalam persebaran label menggunakan confusion matrix pada gambar 4.13, model telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali batasan antara ketiga sentimen yang ditandai dengan nilai pada sumbu utama mendominasi dibandingkan dengan nilai lainnya. Model memiliki performa yang baik dalam memprediksi sentimen positif dengan sangat sedikit kesalahan. Namun, model ini masih menghadapi tantangan dalam mengklasifikasikan sentimen netral dan negatif dengan benar, terutama netral.



Gambar 4.13 *Confusion Matrix* dari Hasil Pengujian Model

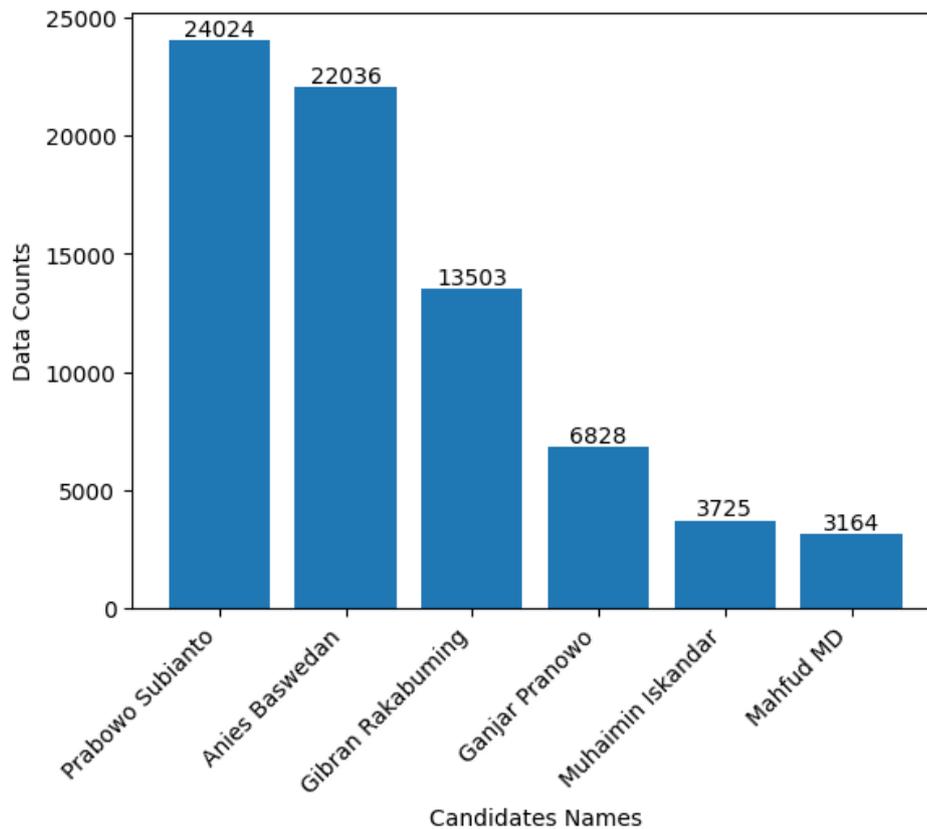
4.5 Analisis Hasil Sentimen

Dalam analisis sentimen pada tugas akhir ini, penulis menerapkan model yang telah dikembangkan terhadap data baru yang dikumpulkan ulang dari data mentah yang tidak termasuk dalam data pelatihan.

4.5.1 Statistik Data Implementasi

Data ini diambil dari hasil ekstraksi nama atau difokuskan untuk masing-masing paslon, sehingga memberikan representasi yang lebih tepat untuk analisis sentimen terhadap kandidat tersebut. Data yang berhasil dihimpun seluruhnya berjumlah 73.280 data dari seluruh individu paslon. Model tersebut diimplementasikan untuk memprediksi sentimen pada data tersebut, meskipun data mentah ini masih terdapat kalimat-kalimat yang tidak memiliki aspek atau opini yang spesifik.

Gambar 4.14 menggambarkan grafik distribusi data mentah untuk setiap paslon dalam konteks jumlah komentar yang dikumpulkan. Grafik ini memberikan gambaran visual tentang sebaran jumlah komentar yang telah dikumpulkan untuk masing-masing kandidat, tanpa mempertimbangkan apakah komentar tersebut berisi aspek atau opini tertentu. Analisis ini membantu untuk menilai volume data yang tersedia untuk setiap paslon, yang menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut terkait dengan aspek dan opini yang terkait dengan setiap kandidat.



Gambar 4.14 Grafik Distribusi Data Mentah pada Setiap Paslon

Selain itu, Tabel 4.30 menyajikan jumlah data mentah yang digunakan untuk implementasi, memberikan rincian mengenai jumlah total entri yang terkumpul untuk setiap kandidat. Tabel ini membantu dalam melihat skala data yang digunakan dan memastikan bahwa setiap kandidat memiliki representasi yang memadai dalam dataset.

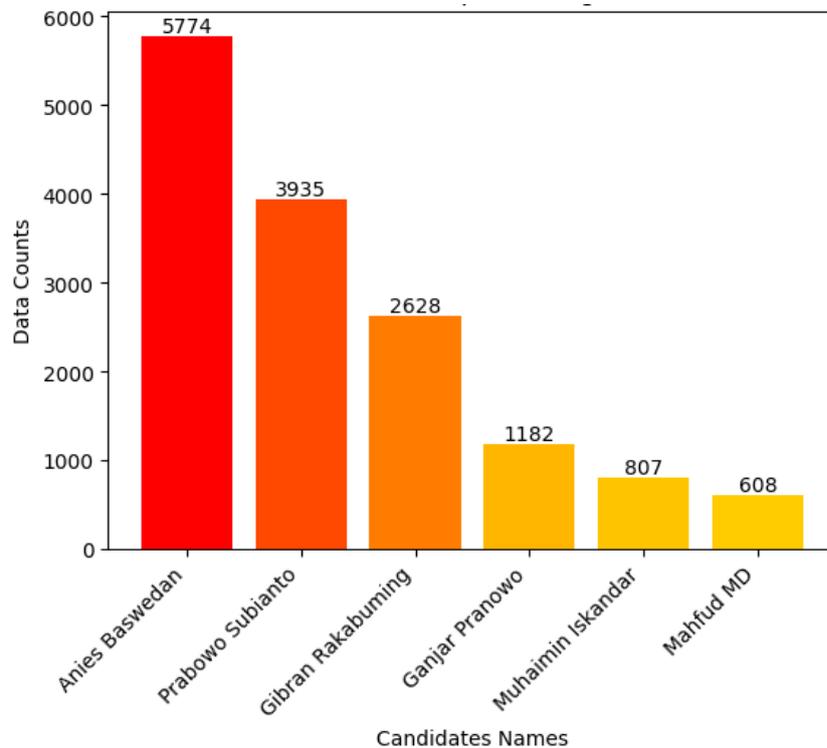
Tabel 4.30 Jumlah Data Mentah untuk Implementasi

Jumlah seluruh data	73280
Data Anies Baswedan	22036
Data Prabowo Subianto	24024
Data Ganjar Pranowo	6828
Data Muhaimin Iskandar	3725
Data Gibran Rakabuming	13503
Data Mahfud MD	3164

Namun, perlu dicatat bahwa hanya sebagian data yang dapat diprediksi dengan akurat oleh model. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor, salah satunya adalah banyaknya data yang tidak mengandung aspek karakter dan opini yang jelas. Kalimat-kalimat yang ambigu atau tidak memiliki aspek opini yang spesifik dapat menyebabkan error dalam prediksi.

Gambar 4.15 menampilkan distribusi data yang berhasil diprediksi untuk setiap paslon. Distribusi ini memberikan gambaran yang jelas tentang jumlah data yang berhasil diprediksi oleh model untuk masing-masing calon, memungkinkan kita untuk mengevaluasi seberapa besar kontribusi informasi yang diberikan oleh model dalam menganalisis setiap calon secara

individual. Analisis distribusi ini berguna untuk memahami sejauh mana model mampu mengelola dan memproses data yang relevan dalam konteks prediksi dan evaluasi karakteristik masing-masing paslon dalam konteks pemilihan umum.



Gambar 4.15 Grafik Distribusi Data Terprediksi per Paslon

Tabel 4.31 menyajikan jumlah data yang berhasil diprediksi oleh model untuk masing-masing paslon. Didapati bahwa data dari Anies Baswedan merupakan yang terbanyak dengan jumlah 5774, sedangkan Mahfud MD yang tersedikit dengan jumlah 608. Tabel ini memberikan gambaran mengenai efektivitas model dalam memproses data dari setiap paslon dan mengidentifikasi aspek serta opini yang terkandung dalam data tersebut. Perbedaan jumlah data terprediksi ini bisa disebabkan oleh variasi dalam kualitas dan kuantitas data mentah yang dikumpulkan untuk setiap paslon, serta kemampuan model dalam menangani berbagai jenis kalimat yang ada dalam dataset tersebut.

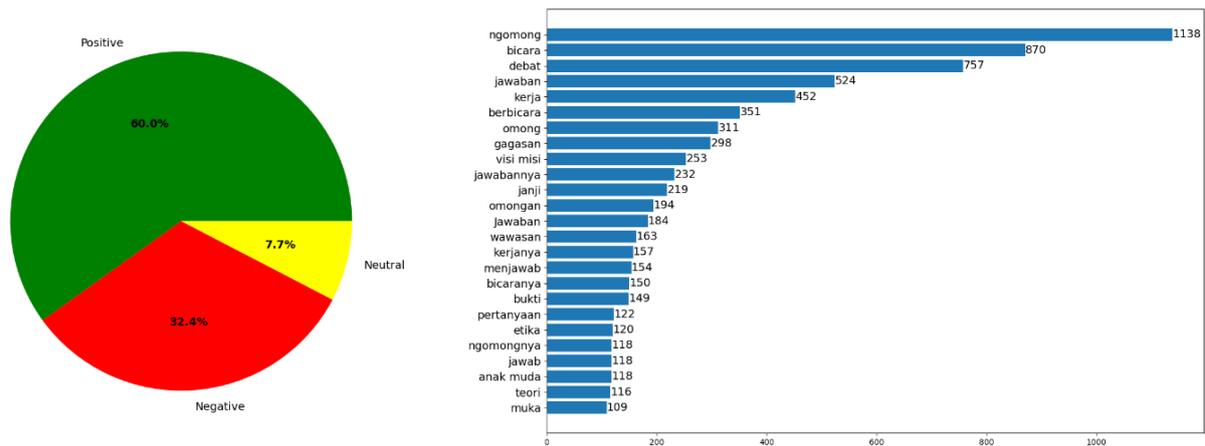
Tabel 4.31 Jumlah Data Terprediksi

Jumlah seluruh data	14934
Data Anies Baswedan	5774
Data Prabowo Subianto	3935
Data Ganjar Pranowo	1182
Data Muhaimin Iskandar	807
Data Gibran Rakabuming	2628
Data Mahfud MD	608

4.5.2 Analisis Data Umum

Dalam tugas akhir ini, analisis keseluruhan data dilakukan untuk memahami persepsi publik terhadap pemilihan umum melalui gabungan data dari seluruh kandidat. Analisis keseluruhan ini memberikan gambaran mengenai sentimen publik terhadap seluruh kandidat.

Analisis keseluruhan ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang detail dan terperinci tentang bagaimana publik merespons dan menilai karakteristik serta kualitas kepemimpinan dari setiap kandidat. Dengan memetakan frekuensi dan distribusi sentimen terhadap aspek-aspek kunci yang mempengaruhi preferensi pemilih, hasil analisis ini dapat memberikan wawasan yang dalam tentang dinamika opini publik dalam konteks proses demokrasi modern.



Gambar 4.16 Polarisasi dan Top Aspek Keseluruhan Data Implementasi

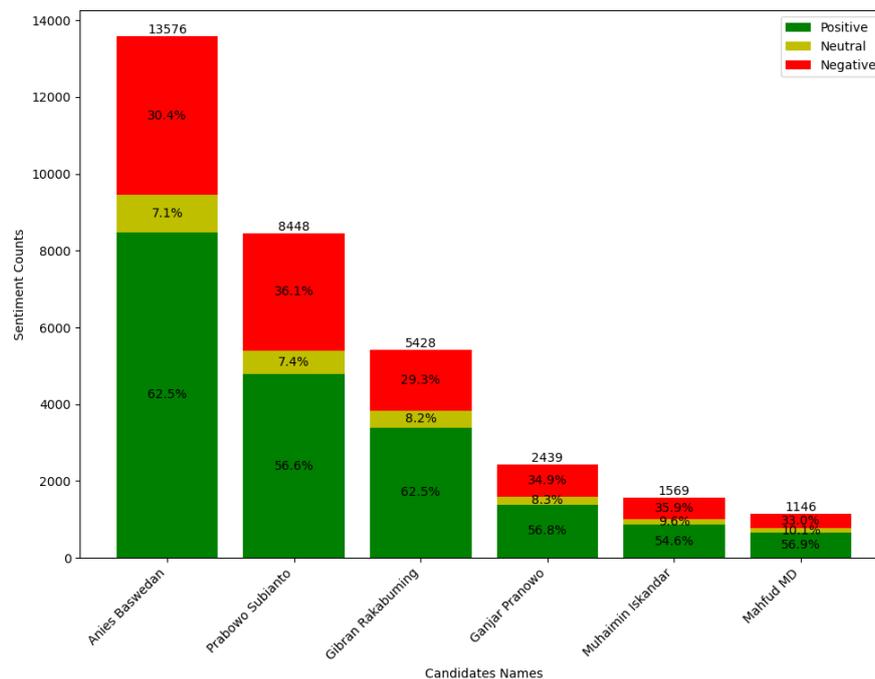
Gambar 4.16 memberikan gambaran tentang distribusi sentimen yang dominan dalam data analisis ini dan juga gambaran aspek karakter yang kerap dibahas. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa sentimen positif mendominasi dibandingkan dengan sentimen netral dan negatif. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas opini yang diekspresikan terhadap para kandidat cenderung positif. Aspek-aspek yang paling sering muncul dalam analisis ini adalah 'ngomong', 'bicara', dan 'debat', yang mencerminkan fokus publik pada kemampuan berbicara dan partisipasi dalam debat sebagai indikator utama dalam penilaian terhadap kandidat. Penggunaan kata-kata seperti 'ngomong' dan 'bicara' yang mirip ini sangat sering muncul karena video yang diambil sebagai sumber adalah video debat atau pidato kampanye, di mana kemampuan berbicara para kandidat sangat diperhatikan oleh masyarakat. Selain aspek-aspek yang mirip seperti 'ngomong' dan 'bicara', beberapa aspek lain yang cukup menonjol dan penting dalam penilaian masyarakat termasuk 'kerja', 'gagasan', 'visi misi', 'janji' dan 'wawasan'. Aspek-aspek ini menunjukkan bahwa masyarakat tidak hanya memperhatikan kemampuan berbicara tetapi juga ide-ide, visi, dan kemampuan kerja dari para kandidat. Hal ini menegaskan bahwa penilaian terhadap calon pasangan presiden tidak hanya berdasarkan satu aspek saja tetapi merupakan kombinasi dari berbagai faktor yang mencerminkan karakter dan kualitas kepemimpinan mereka.

4.5.3 Analisis Individu Paslon

Jika analisis difokuskan pada satu paslon, hasilnya dapat mengungkap bagaimana paslon tersebut sering dikaitkan dengan aspek karakter tertentu. Misalnya, paslon A mungkin sering dikaitkan dengan aspek karakter seperti kejujuran, integritas, atau kepemimpinan. Analisis ini akan memberikan wawasan tentang opini dan sentimen masyarakat terhadap paslon tersebut, serta membantu memahami persepsi publik yang lebih mendalam.

Pertama, kita mengamati persebaran sentimen pada setiap paslon untuk memahami persepsi masyarakat dari sudut pandang sentimen positif, negatif, dan netral. Analisis distribusi sentimen ini memberikan gambaran tentang cara publik menilai karakteristik dan kualitas masing-masing kandidat. Sentimen positif menunjukkan dukungan dan persepsi baik terhadap paslon, sedangkan sentimen negatif mencerminkan kritik atau ketidaksetujuan. Sentimen netral menunjukkan ketidakpastian atau sikap netral tanpa kecenderungan kuat.

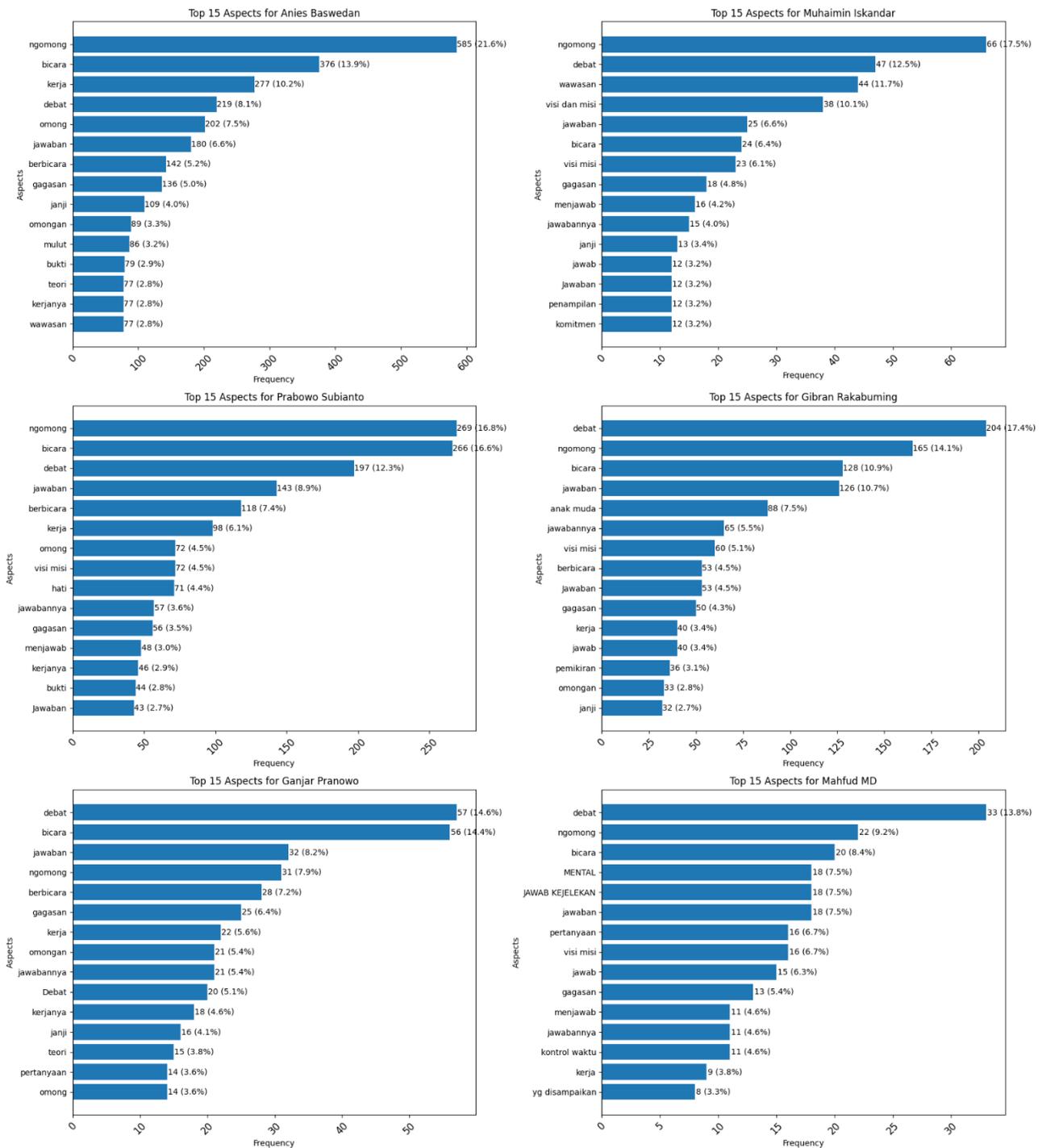
Analisis ini tidak hanya memberikan pandangan tentang persepsi publik terhadap setiap paslon, tetapi juga memberikan wawasan tentang bagaimana strategi komunikasi dan kampanye politik dapat disesuaikan untuk memperkuat atau memperbaiki persepsi yang ada. Dengan memahami persebaran sentimen ini, kampanye dapat menyesuaikan pesan dan strategi untuk lebih efektif menjangkau dan memengaruhi pemilih.



Gambar 4.17 Grafik Distribusi Sentimen pada Masing Data Paslon

Didapatkan informasi dari gambar 4.17 bahwa sentimen positif lebih dominan di semua data paslon dan sentimen netral paling sedikit. Meskipun positif dominan, jarak antara sentiment positif dengan negatif ada yang jauh ada yang hampir mirip pada beberapa paslon. Contohnya pada data Anies Baswedan memiliki sentimen positif yang sangat dominan dan jarak dengan sentimen lain jauh. Sedangkan pada data Muhaimin Iskandar jarak sentimen positif dan negatifnya masih dekat.

Dalam memperoleh pemahaman yang lebih mendalam tentang bagaimana masyarakat memandang setiap calon, analisis aspek-aspek yang sering dikaitkan dengan masing-masing paslon menjadi penting. Informasi ini tidak hanya memberikan gambaran tentang karakteristik yang dipersepsikan publik, tetapi juga menyoroti kualitas kepemimpinan yang dianggap penting dalam konteks pemilihan umum. Dengan fokus pada aspek-aspek yang paling sering dibahas dan diperdebatkan, seperti yang terungkap dalam analisis ini, preferensi yang membentuk pandangan publik terhadap kandidat.



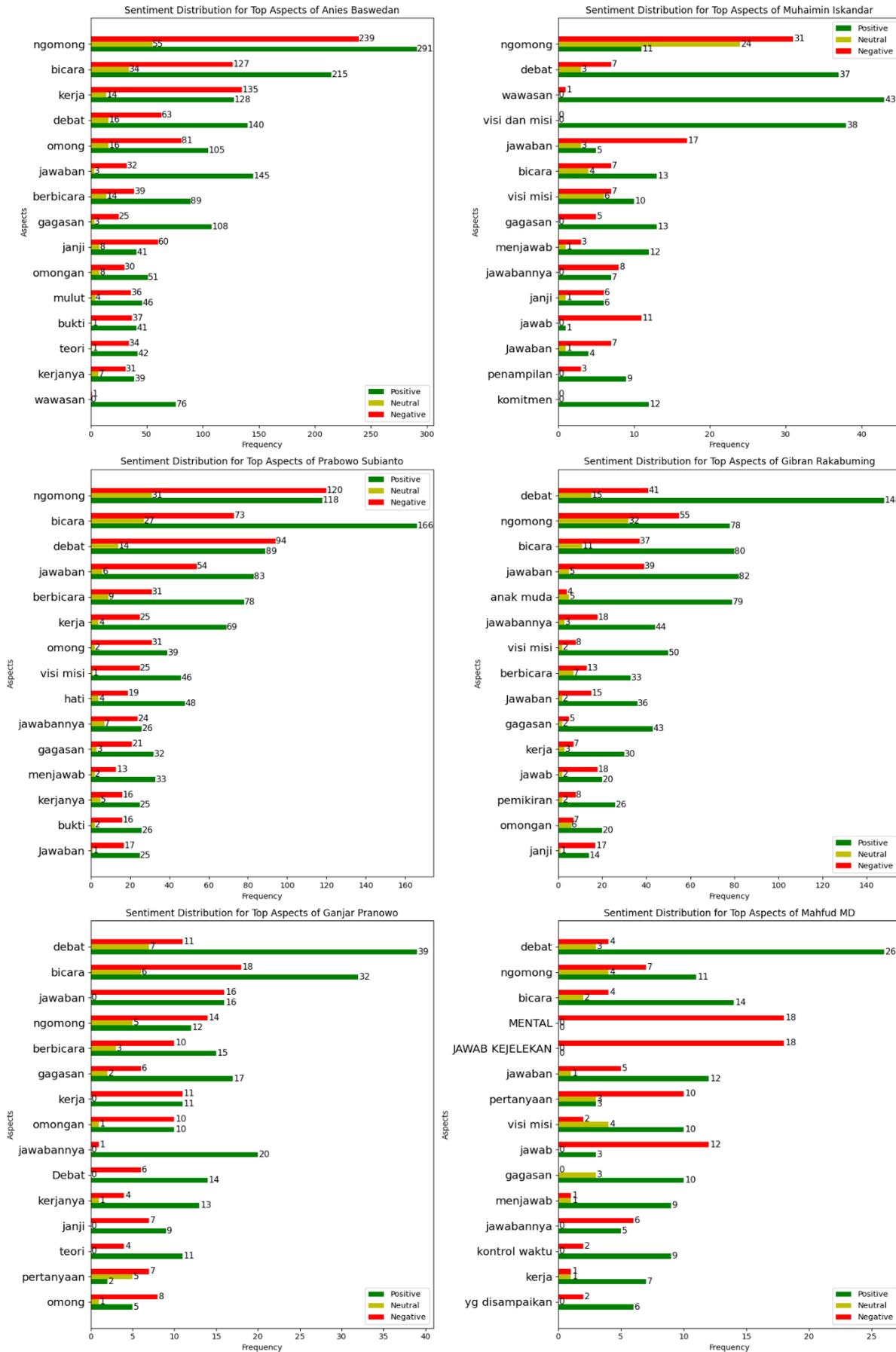
Gambar 4.18 Top Aspek pada Masing-masing Paslon

Gambar 4.18 menampilkan top 15 aspek pada masing-masing paslon, yang memperlihatkan aspek-aspek utama yang sering muncul dalam data terkait setiap paslon. Grafik ini memberikan visualisasi yang jelas mengenai aspek-aspek dominan yang dikaitkan dengan masing-masing paslon, memungkinkan kita untuk melihat perbedaan dan kesamaan dalam persepsi publik terhadap paslon. Dari gambar tersebut, didapatkan aspek yang dominan pada masing-masing paslon yaitu pada Anies Baswedan, Prabowo Subianto dan Muhaimin Iskandar aspek “ngomong”, sedangkan pada Ganjar Pranowo, Gibran Rakabuming, dan Mahfud MD aspek “debat” yang dominan sering muncul. Selain aspek-aspek paling dominan tersebut, pada

masing-masing calon memiliki aspek yang unik atau lebih menonjol jika dibandingkan dengan calon lainnya. Seperti halnya pada Anies Baswedan aspek "kerja" sangat menonjol pada Anies Baswedan dengan frekuensi yang tinggi dibandingkan kandidat lain. Untuk Prabowo Subianto aspek "hati" cukup unik pada Prabowo Subianto karena hanya ada pada Prabowo Subianto. Sedangkan pada Ganjar Pranowo aspek "teori" sangat menonjol pada Ganjar Pranowo, dengan frekuensi tinggi dibandingkan dengan kandidat lain dan cukup unik karena aspek tersebut hanya hadir pada dua kandidat. Untuk Muhaimin Iskandar aspek "wawasan" cukup unik dan juga "visi dan misi" terlihat signifikan pada Muhaimin Iskandar dibandingkan dengan kandidat lain. Pada Gibran Rakabuming aspek "anak muda" sangat unik pada Gibran Rakabuming, yang tidak muncul pada kandidat lain. Selain itu, pada Mahfud MD aspek "MENTAL" dan "JAWAB KELEMAHAN" sangat unik pada Mahfud MD dan tidak muncul pada kandidat lain.

Distribusi sentimen berdasarkan top aspek pada masing-masing paslon yang divisualisasikan pada gambar 4.19 memberikan wawasan tentang bagaimana publik merespons aspek kunci terkait setiap kandidat. Dari visualisasi ini, dapat dilihat bahwa hampir semua top aspek Anies Baswedan mendapat sentimen positif yang dominan, kecuali pada aspek 'kerja' yang memiliki sentimen negatif lebih menonjol, meskipun tidak signifikan dibandingkan dengan sentimen positif. Prabowo Subianto, di sisi lain, menunjukkan bahwa aspek 'ngomong' dan 'debat' cenderung mendapat sentimen negatif, sementara aspek lainnya lebih condong ke sentimen positif. Ganjar Pranowo menunjukkan distribusi yang seimbang antara sentimen positif dan negatif pada aspek 'jawaban', sementara aspek 'ngomong' lebih cenderung negatif, dan aspek lainnya cenderung positif. Muhaimin Iskandar menunjukkan bahwa aspek 'jawaban' dan 'ngomong' dominan negatif, meskipun aspek 'ngomong' memiliki komponen netral yang lebih signifikan dibandingkan dengan sentimen positifnya. Gibran Rakabuming mendapatkan respons yang positif secara dominan untuk semua aspeknya. Sementara itu, Mahfud MD menunjukkan dua aspek, 'MENTAL' dan 'JAWAB KEJELEKAN', yang mendapat sentimen negatif yang sangat mencolok, sementara aspek lainnya cenderung positif.

Selain aspek-aspek yang terkait langsung dengan komunikasi seperti 'ngomong', 'bicara', dan 'debat', beberapa aspek unik yang tidak sinonim namun cukup menonjol adalah 'kerja' pada Anies Baswedan, yang menunjukkan perhatian publik terhadap kinerja kandidat dan memiliki sentimen negatif yang menonjol; 'janji' pada Anies Baswedan, Prabowo Subianto, dan Mahfud MD, dengan variasi sentimen antara positif, netral, dan negatif; 'wawasan' pada Muhaimin Iskandar, yang menunjukkan perhatian terhadap pengetahuan dan visi kandidat dengan sentimen netral yang signifikan; 'anak muda' pada Gibran Rakabuming, yang menonjol dengan dukungan terhadap generasi muda dan sentimen positif yang dominan; serta 'mental' pada Mahfud MD, yang menyoroti karakter dan kekuatan mental kandidat dengan sentimen negatif yang mencolok. Pada Ganjar Pranowo, aspek 'teori' juga menonjol, menunjukkan perhatian terhadap pemahaman dan penerapan teori dengan sentimen yang bervariasi. Analisis ini memberikan wawasan mendalam tentang bagaimana masyarakat merespons berbagai aspek karakter kandidat, termasuk aspek-aspek unik yang menjadi perhatian publik di luar kemampuan berbicara dan partisipasi dalam debat.

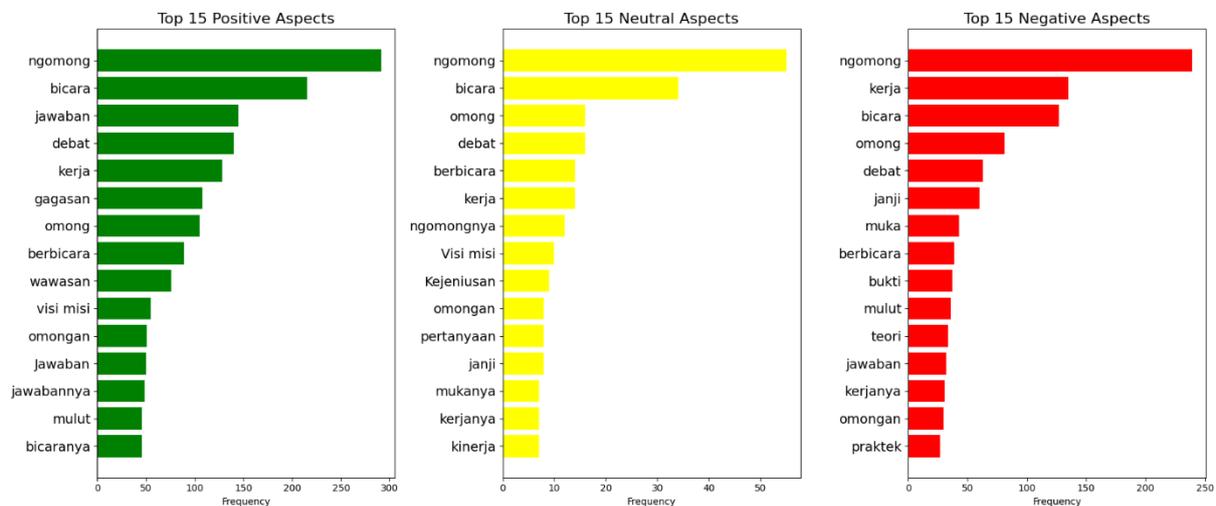


Gambar 4.19 Grafik Distribusi Sentimen berdasarkan Top Aspek pada Masing Paslon

Untuk analisis mendalam, penulis melakukan bedah aspek berdasarkan sentimennya pada masing-masing paslon dan mengeksplorasi hubungannya dengan opini menggunakan wordcloud untuk memvisualisasi opini berdasarkan grafik top aspek berdasarkan sentimennya. Analisis ini akan memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang bagaimana setiap paslon dipersepsikan berdasarkan karakteristik dan opini yang terkait yang dijelaskan dari subbab 4.5.3.1 hingga 4.5.3.6.

4.5.3.1 Analisis Hubungan Aspek Polaritas dengan Opini Data Anies Baswedan

Pada subbab ini, dilakukan analisis mendalam mengenai hubungan antara aspek yang diidentifikasi dalam kalimat-kalimat yang terkait dengan Anies Baswedan dengan polaritas sentimen yang terkait. Data yang dikumpulkan memberikan wawasan tentang bagaimana opini publik terstruktur berdasarkan aspek-aspek khusus yang diidentifikasi, serta bagaimana polaritas sentimen (positif, netral, atau negatif) terkait dengan setiap aspek tersebut. Analisis ini membantu untuk memahami persepsi yang dimiliki masyarakat terhadap Anies Baswedan dalam konteks isu-isu yang diungkapkan.



Gambar 4.20 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Anies Baswedan

Gambar 4.20 memberikan visualisasi tentang aspek-aspek utama yang dikaitkan dengan sentimen positif, negatif, dan netral terhadap Anies Baswedan. Analisis ini mengungkapkan aspek-aspek yang paling sering dikaitkan dengan pandangan publik terhadap paslon ini, dengan mempertimbangkan berbagai sentimen yang mungkin terjadi. Secara khusus, aspek yang paling dominan dalam semua sentimen adalah "ngomong". Dalam sentimen positif, aspek-aspek utama yang sering dikaitkan meliputi "ngomong", "bicara", "jawaban", "debat", dan "kerja". Sentimen netral juga menunjukkan aspek yang mirip, dengan fokus pada "ngomong", "bicara", "omong", "debat", dan "berbicara". Sementara itu, dalam sentimen negatif, aspek-aspek yang paling sering muncul adalah "ngomong", "kerja", "bicara", "omong", dan "debat".

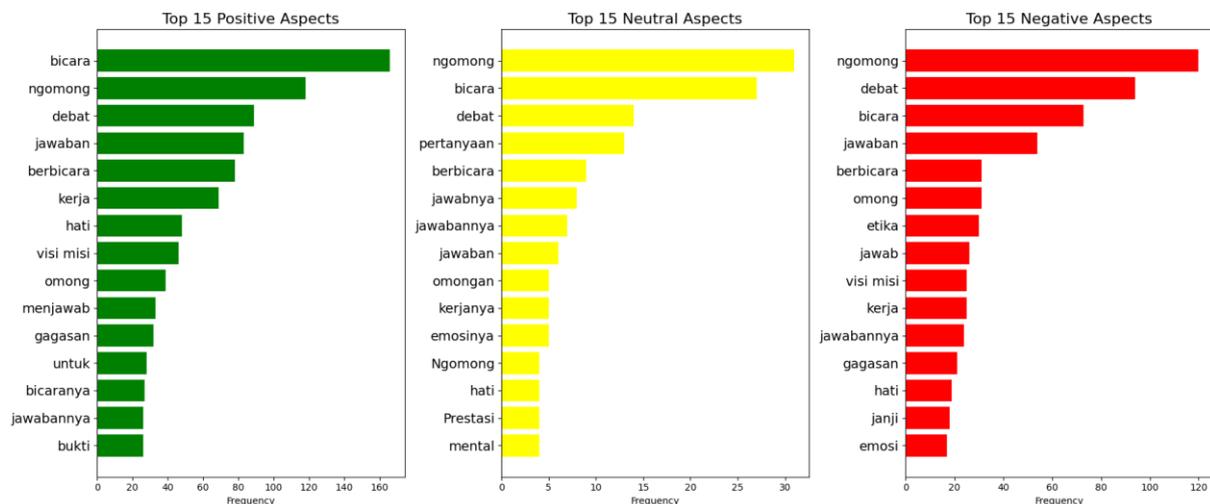
Selain aspek-aspek yang terkait langsung dengan komunikasi seperti 'ngomong', 'bicara', dan 'debat', beberapa aspek unik yang tidak sinonim namun cukup menonjol adalah 'kerja', yang muncul dalam sentimen positif dan negatif, menunjukkan perhatian publik terhadap kinerja Anies Baswedan; 'gagasan' yang muncul dalam sentimen positif, menunjukkan apresiasi terhadap ide-ide yang disampaikan; 'wawasan' yang juga muncul dalam sentimen positif, menunjukkan perhatian terhadap pengetahuan dan pandangan yang luas; dan 'visi misi', yang muncul dalam sentimen positif dan netral, menyoroti pentingnya visi dan misi yang jelas bagi

menunjukkan adanya pengakuan terhadap kecerdasan atau kemampuan intelektual Anies Baswedan. Opini yang sering muncul di sini adalah "cerminan", "masa", dan "adalah", yang mungkin mencerminkan pandangan bahwa kejeniusannya adalah cerminan masa depan atau kualitas yang dimilikinya. Sementara aspek 'muka' dalam sentimen negatif menunjukkan adanya kritik terhadap penampilan fisik kandidat. Untuk aspek 'muka', opini seperti "ngeselin", "licik", dan "muak" sering muncul, mencerminkan ketidaksukaan atau ketidakpuasan terhadap penampilan fisik atau ekspresi wajah Anies Baswedan.

4.5.3.2 Analisis Hubungan Aspek Polaritas dengan Opini Data Prabowo Subianto

Subbab ini mengeksplorasi hubungan antara aspek-aspek yang muncul dalam konteks Prabowo Subianto dengan polaritas opini yang terkait. Melalui analisis ini, kami mencari pola-pola yang menggambarkan bagaimana masyarakat mempersepsikan Prabowo Subianto berdasarkan aspek-aspek tertentu yang diungkapkan dalam kalimat-kalimat data yang dianalisis. Pemahaman ini penting untuk membedah aspek-aspek kunci yang memengaruhi citra dan persepsi publik terhadap Prabowo Subianto dalam ranah politik saat ini.

Gambar 4.22 menampilkan top aspek yang paling sering dikaitkan dengan sentimen terhadap paslon Prabowo Subianto. Grafik ini memberikan gambaran yang mendetail tentang aspek-aspek yang paling banyak disorot dalam pandangan publik sebagai positif, netral, dan negatif terhadap Prabowo Subianto. Analisis ini membantu mengidentifikasi karakteristik utama yang menjadi fokus masyarakat dalam mengevaluasi paslon ini.



Gambar 4.22 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Prabowo Subianto

Dalam sentimen positif, aspek yang paling sering muncul adalah "bicara", menunjukkan bahwa masyarakat cenderung memberikan penilaian positif terhadap kemampuan komunikasi dan retorika Prabowo Subianto. Aspek unik pada sentimen positif adalah "kerja" dan "hati", yang menunjukkan penghargaan publik terhadap etos kerja dan kepekaan atau empati yang dimiliki oleh Prabowo. Di sisi lain, dalam sentimen netral, aspek "ngomong" tetap dominan, yang menunjukkan bahwa publik memiliki sikap netral terhadap cara Prabowo Subianto berbicara. Selain itu, aspek "bicara" dan "debat" juga mencuat dalam sentimen netral, menunjukkan bahwa pendapat publik cenderung tidak terlalu dipengaruhi oleh aspek-aspek ini dalam konteks netral. Aspek unik dalam sentimen netral adalah "pertanyaan", yang

menunjukkan bahwa masyarakat memiliki minat yang netral terhadap pertanyaan yang diajukan atau cara Prabowo Subianto menjawab pertanyaan. Sementara itu, dalam sentimen negatif, aspek "ngomong" tetap menjadi fokus utama, namun dengan nuansa yang lebih kritis atau menunjukkan ketidakpuasan terhadap cara berbicara Prabowo Subianto. Aspek "debat" dan "bicara" juga muncul dalam sentimen negatif, yang dapat menunjukkan bahwa beberapa segmen masyarakat memiliki pandangan negatif terhadap kemampuan komunikasi atau argumen yang disampaikan. Aspek unik dalam sentimen negatif adalah "etika", yang menunjukkan kritik terhadap integritas atau perilaku etis Prabowo Subianto.



Gambar 4.23 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Prabowo Subianto

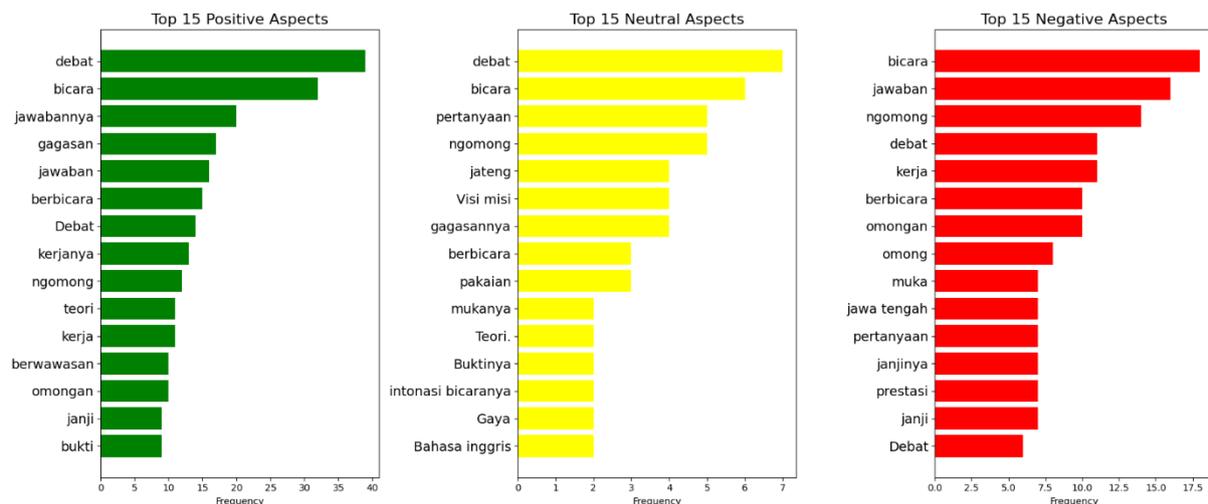
Gambar 4.23 menampilkan visualisasi wordcloud yang menggambarkan opini publik berdasarkan top aspek dan sentimen terkait Prabowo Subianto. Wordcloud ini memberikan gambaran visual tentang kata-kata atau frasa yang paling umum digunakan dalam opini masyarakat terkait aspek utama yang dikaitkan dengan Prabowo Subianto. Dengan wordcloud ini, kita dapat dengan jelas melihat kata-kata yang paling mencolok dalam mendeskripsikan pandangan publik terhadap karakter paslon ini.

Misalnya, untuk aspek "ngomong" yang mendominasi dalam semua sentimen, opini yang sering dikaitkan adalah "pinter" dan "pintar" dalam sentimen positif. Untuk sentimen netral, opini yang sering muncul adalah "apa". Sedangkan dalam sentimen negatif, kata-kata seperti "gak", "ada", dan "bisa" sering kali muncul. Penting untuk dicatat bahwa kata "bisa" ataupun "ada" pada opini sentimen negatif sebenarnya berpasangan dengan "gak" dan kata-kata negatif lainnya, namun wordcloud tidak dapat menangkap bigram dengan baik sehingga memisahkan frasa menjadi unigram.

Selain aspek 'ngomong', beberapa aspek unik lainnya yang menonjol dalam sentimen yang berbeda. Aspek 'hati' dalam sentimen positif, opini yang sering muncul adalah "tulus", "baik", dan "paling dalam". Hal ini menunjukkan bahwa publik melihat sisi kepribadian Prabowo Subianto yang dianggap tulus dan memiliki hati yang baik. Aspek 'kerjanya' dalam sentimen netral, opini yang sering muncul adalah "belum" dan "tentu". Ini mencerminkan adanya keraguan atau ketidakpastian dari publik mengenai hasil kerja yang telah dilakukan oleh Prabowo Subianto. Dan aspek 'etika' dalam sentimen negative, Opini yang sering muncul adalah "tidak", "punya", "ada", dan "gak". Ini menunjukkan kritik publik terhadap etika Prabowo Subianto, di mana banyak yang merasa bahwa ia kurang memiliki etika yang baik.

4.5.3.3 Analisis Hubungan Aspek Polaritas dengan Opini Data Ganjar Pranowo

Dalam subbab ini, mengeksplorasi keterkaitan antara aspek-aspek yang ditemukan dalam data yang berhubungan dengan Ganjar Pranowo dengan polaritas opini yang dinyatakan. Analisis ini bertujuan untuk mendalami bagaimana opini publik dipengaruhi oleh aspek-aspek tertentu yang muncul dalam konteks Ganjar Pranowo. Hasil dari analisis ini dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai persepsi masyarakat terhadap Ganjar Pranowo dalam konteks politik saat ini.



Gambar 4.24 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Ganjar Pranowo

Gambar 4.24 memberikan gambaran komprehensif tentang aspek-aspek yang paling sering dikaitkan dengan sentimen positif, negatif, dan netral terhadap Ganjar Pranowo dalam pandangan publik. Analisis ini mengungkapkan karakteristik utama yang menjadi fokus penilaian masyarakat terhadap paslon ini. Aspek "debat" menonjol sebagai yang paling sering dikaitkan dengan sentimen positif dan netral, mencerminkan apresiasi terhadap kemampuan Ganjar Pranowo dalam berdebat dan memberikan respons yang memuaskan. Sebaliknya, aspek "bicara" mendominasi dalam sentimen negatif, menunjukkan adanya kritik terhadap cara berkomunikasi paslon dalam konteks tertentu.

Dalam sentimen positif, aspek "jawabannya" dan "gagasan" juga muncul sebagai elemen penting, mencerminkan penghargaan terhadap kejelasan dan kreativitas dalam menyampaikan ide dan solusi. Aspek unik lainnya dalam sentimen positif termasuk "kerjanya" dan "teori", yang menunjukkan perhatian publik terhadap aspek-aspek terkait kinerja dan pemikiran strategis Ganjar Pranowo. Di sisi lain, sentimen netral mengungkapkan beberapa aspek kunci

seperti "pertanyaan" dan "jateng", mencerminkan pandangan yang lebih berfokus pada pertanyaan yang diajukan atau keberadaan paslon di daerah Jawa Tengah tanpa mengekspresikan preferensi yang kuat baik ke arah positif maupun negatif. Aspek unik dalam sentimen netral, seperti "pakaian", menunjukkan perhatian publik terhadap elemen-elemen yang tidak secara langsung terkait dengan kinerja atau komunikasi paslon, namun tetap menjadi bagian dari penilaian masyarakat. Pada sentimen negatif, aspek "jawaban" dan "ngomong" menunjukkan kekhawatiran atau kritik terhadap respons atau cara berbicara yang mungkin dianggap kurang memuaskan. Aspek unik dalam sentimen negatif, seperti "muka" dan "jawa tengah", menunjukkan adanya kritik terhadap penampilan fisik atau konotasi wilayah tertentu yang dianggap relevan dengan penilaian negatif terhadap Ganjar Pranowo.



Gambar 4.25 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Ganjar Pranowo

Gambar 4.25 menampilkan visualisasi wordcloud untuk opini berdasarkan top aspek dan sentimen terkait dengan Ganjar Pranowo. Wordcloud ini memberikan gambaran visual yang menarik tentang kata-kata atau frasa yang paling sering muncul dalam opini publik mengenai aspek-aspek utama yang terkait dengan Ganjar Pranowo. Melalui wordcloud ini, kita dapat langsung melihat kata-kata yang paling mencolok atau dominan dalam menggambarkan pandangan masyarakat terhadap karakter paslon ini.

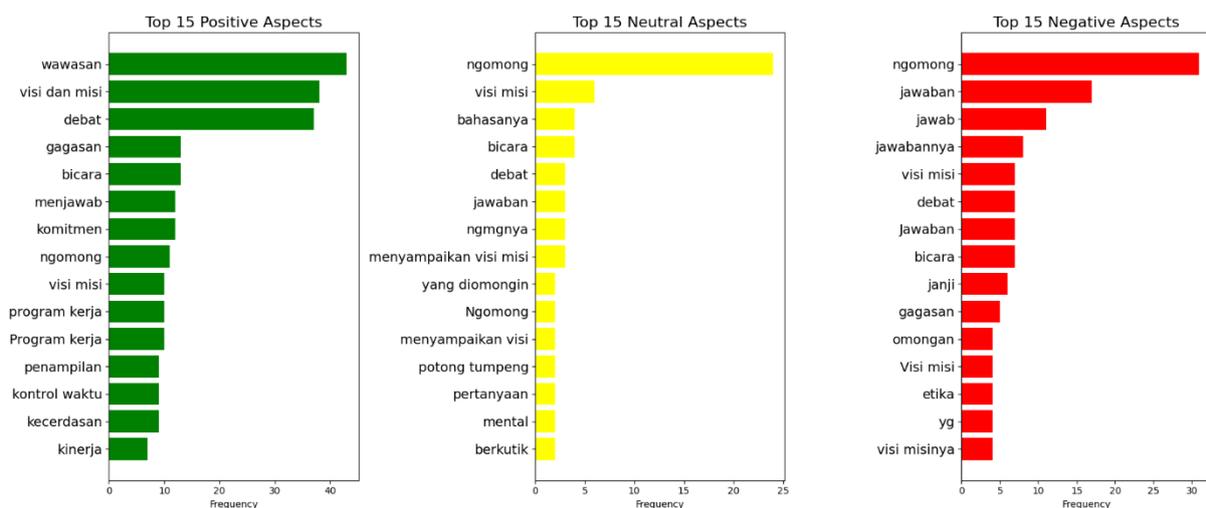
Sebagai contoh, pada aspek "debat" yang mendominasi dalam semua sentimen, untuk opini positif kata-kata yang sering muncul adalah "menguasai" dan "paling". Untuk sentimen netral,

kata-kata yang sering dikaitkan adalah "kok" dan "anak", sementara untuk sentimen negatif, opini yang muncul termasuk "bisa" dan "kurang". Penting untuk dicatat bahwa kata "bisa" pada opini sentimen negatif sebenarnya berpasangan dengan "kurang", dan kata-kata negatif lainnya, namun wordcloud tidak dapat menangkap bigram dengan baik sehingga memisahkan frasa menjadi unigram.

Selain aspek "debat", terdapat beberapa aspek unik yang menonjol dalam pandangan publik terhadap Ganjar Pranowo. Pada aspek 'Teori' untuk sentimen positif, opini yang sering muncul dalam sentimen positif mencakup kata-kata seperti "cakap", "tegas", "pintar", dan "praktis". Kata-kata ini menunjukkan pengakuan terhadap kemampuan Ganjar dalam memahami dan menerapkan teori-teori dengan cara yang efektif, menunjukkan bahwa publik melihatnya sebagai sosok yang terampil, berpengetahuan, dan terampil dalam mempraktikkan teori-teori yang ada. Dalam sentimen netral, aspek 'jateng' menampilkan kata-kata seperti "apa", "kabar", dan "jauh". Opini ini menunjukkan bahwa publik memiliki pandangan yang lebih tidak terikat atau kurang terpengaruh secara emosional terhadap aspek ini, dengan kata-kata yang mengindikasikan jarak atau kurangnya kejelasan mengenai informasi atau berita yang berkaitan dengan Ganjar Pranowo. Untuk aspek 'muka', kata-kata dalam sentimen negatif termasuk "kesel", "ada", "muter2", "sok", dan "bgt". Opini ini mencerminkan ketidakpuasan publik terhadap penampilan fisik atau sikap Ganjar, dengan kata-kata yang menunjukkan rasa frustrasi atau ketidaknyamanan terhadap cara ia terlihat atau berperilaku.

4.5.3.4 Analisis Hubungan Aspek Polaritas dengan Opini Data Muhaimin Iskandar

Subbab ini menganalisis hubungan antara aspek-aspek yang terkait dengan Muhaimin Iskandar dan polaritas opini yang terkait. Melalui pendekatan ini, kami mencari pola-pola yang menggambarkan cara pandang publik terhadap Muhaimin Iskandar berdasarkan aspek-aspek spesifik yang diidentifikasi dalam kalimat-kalimat yang dianalisis. Analisis ini penting untuk memahami bagaimana aspek-aspek tertentu memengaruhi citra dan opini masyarakat terhadap Muhaimin Iskandar dalam konteks kompetisi politik.



Gambar 4.26 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Muhaimin Iskandar

Gambar 4.26 memvisualisasikan top aspek yang dilihat dari sudut pandang sentimen terhadap Muhaimin Iskandar, memberikan gambaran jelas tentang aspek-aspek yang paling sering dikaitkan dengan sentimen positif, negatif, dan netral dalam pandangan masyarakat

terhadap kandidat ini. Analisis ini mengidentifikasi karakteristik utama yang relevan dalam penilaian publik terhadap Muhaimin Iskandar.

Dalam sentimen positif, aspek "wawasan" mendominasi, menunjukkan bahwa publik menghargai pengetahuan dan pemahaman mendalam yang ditunjukkan oleh Muhaimin Iskandar. Selain itu, aspek "visi dan misi", "debat", "gagasan", dan "bicara" juga menjadi fokus utama, mencerminkan pengakuan terhadap kemampuan komunikasi dan pandangan strategis dari kandidat ini. Dalam sentimen netral, aspek "ngomong" adalah yang paling dominan, menunjukkan adanya ketidakpastian atau sikap netral terhadap cara Muhaimin Iskandar berbicara. Aspek "visi misi", "bahasanya", "bicara", dan "debat" juga muncul dalam konteks netral, menunjukkan bahwa elemen-elemen ini diperhatikan tanpa penilaian yang jelas baik positif maupun negatif. Sementara itu, dalam sentimen negatif, aspek "ngomong" mendominasi, mungkin mencerminkan kritik terhadap gaya atau konten komunikasi Muhaimin Iskandar. Aspek unik seperti "janji" dan "gagasan" juga mencerminkan pandangan negatif terkait janji-janji atau ide yang disampaikan oleh kandidat ini.



Gambar 4.27 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Muhaimin Iskandar

Gambar 4.27 menampilkan wordcloud dari opini-opini yang terkait dengan top aspek dan sentimen yang dikaitkan dengan Muhaimin Iskandar. Visualisasi ini memberikan gambaran yang jelas tentang kata-kata atau frasa yang sering muncul dalam opini publik mengenai aspek-aspek utama yang terkait dengan Muhaimin Iskandar. Melalui wordcloud, kita dapat langsung melihat kata-kata yang paling dominan dalam menggambarkan persepsi masyarakat terhadap karakter paslon ini. Sebagai contoh, pada aspek "ngomong", wordcloud menunjukkan bahwa opini yang sering dikaitkan dengan aspek ini bervariasi antara sentimen netral dan negatif. Di

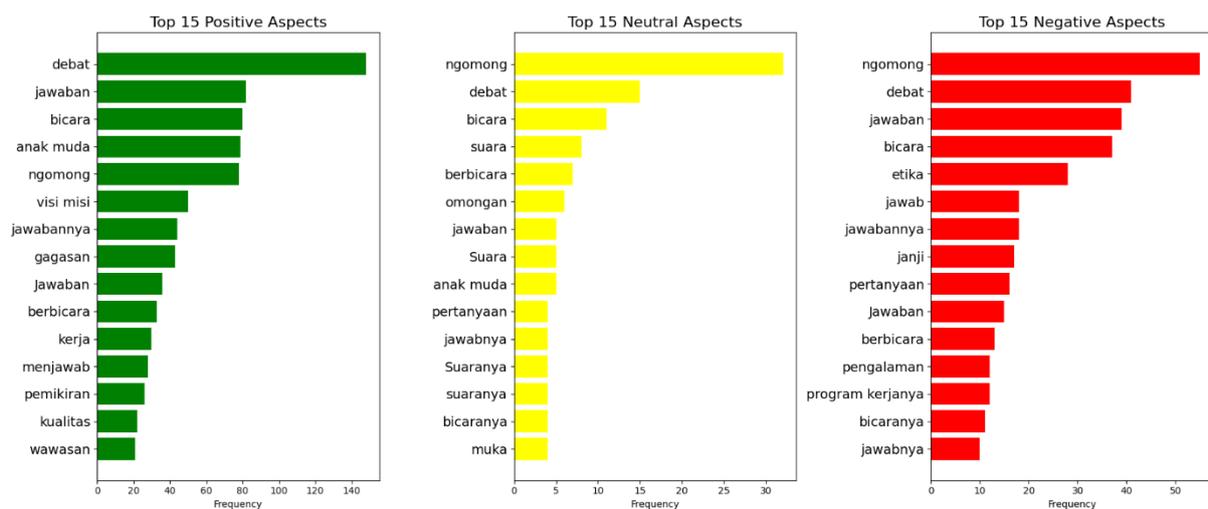
sentimen netral, kata "apa" dan "sih" tampak mencolok, sementara dalam sentimen negatif, kata-kata seperti "gak" dan "ada" lebih menonjol. Karena pada sentiment positif aspek "ngomong" bukan termasuk yang sering muncul, namu "wawasan" dengan sentimen positif, opini yang mencolok adalah "mendalam", "lugas" dan "jelas" yang menunjukkan bahwa masyarakat menghargai kedalaman dan kejelasan wawasan yang dimiliki oleh Muhaimin Iskandar.

Selain aspek-aspek komunikasi, beberapa aspek unik yang menonjol adalah Aspek 'komitmen' yang muncul dalam sentimen positif, di mana opini seperti "tinggi" dan "solutif" sering muncul. Ini menunjukkan bahwa Muhaimin Iskandar dipandang memiliki komitmen yang kuat dan solusi yang bermanfaat bagi masyarakat. Aspek 'visi misi' yang muncul dalam sentimen netral, dengan opini yang mencolok seperti "kaya" dan "apaan". Opini ini mencerminkan pandangan masyarakat yang mungkin merasa bahwa visi dan misi yang disampaikan tidak sepenuhnya jelas atau terdengar ambigu. Aspek 'janji' dalam sentimen negatif, di mana opini seperti "kebanyakan", "muluk-muluk", dan "terlalu" sering muncul. Ini menunjukkan kritik terhadap janji-janji yang dianggap berlebihan atau tidak realistis.

Penting untuk dicatat bahwa kata "ada" pada opini sentimen negatif sebenarnya berpasangan dengan "gak" maupun kata-kata negatif lainnya, namun wordcloud tidak dapat menangkap bigram dengan baik sehingga memisahkan frasa menjadi unigram.

4.5.3.5 Analisis Hubungan Aspek Polaritas dengan Opini Data Gibran Rakabuming

Pada subbab ini, penggalian hubungan antara aspek-aspek yang terkait dengan Gibran Rakabuming dengan polaritas opini yang diungkapkan dalam kalimat-kalimat data yang dianalisis. Analisis ini bertujuan untuk memahami bagaimana aspek-aspek khusus yang muncul dalam konteks Gibran Rakabuming mempengaruhi persepsi dan opini publik. Melalui pendekatan ini, kami berharap dapat memberikan wawasan yang lebih dalam mengenai cara pandang masyarakat terhadap Gibran Rakabuming dalam ranah politik saat ini.



Gambar 4.28 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Gibran Rakabuming

Gambar 4.28 merupakan visualisasi top aspek berdasarkan sentimen terhadap paslon Gibran Rakabuming. Grafik ini memberikan gambaran mendetail mengenai aspek-aspek yang paling sering dikaitkan dengan sentimen positif, negatif, dan netral terhadap Gibran Rakabuming

dalam pandangan publik. Analisis ini penting untuk memahami karakteristik utama yang paling signifikan bagi masyarakat dalam menilai paslon ini.

Dalam sentimen positif, aspek yang paling dominan adalah "debat", menunjukkan bahwa keahlian debat Gibran Rakabuming dipandang sebagai nilai positif. Selain itu, aspek "jawaban" dan "bicara" juga memperoleh penilaian positif, mencerminkan apresiasi terhadap cara komunikasi dan tanggung jawabnya. Aspek unik dalam sentimen positif, seperti "anak muda", menyoroti pandangan publik yang memandang Gibran sebagai representasi generasi muda yang segar dan dinamis. Di sisi lain, dalam sentimen netral, aspek yang paling sering dikaitkan adalah "ngomong" dan "suara". Ini menunjukkan perhatian publik terhadap cara Gibran berbicara atau menyampaikan pendapatnya dalam konteks yang tidak secara jelas positif atau negatif. Aspek "suara" menonjol sebagai elemen netral tambahan, mencerminkan pandangan yang lebih fokus pada cara Gibran menyuarakan pendapatnya tanpa kecenderungan kuat ke arah tertentu. Dalam sentimen negatif, aspek "ngomong" tetap menjadi fokus utama, menunjukkan kritik terhadap cara Gibran berbicara. Selain itu, aspek "jawaban" dan "etika" muncul sebagai bagian dari penilaian negatif, mencerminkan kekhawatiran masyarakat mengenai responsibilitas dan perilaku Gibran. Aspek "etika" secara khusus menonjol sebagai kritik terhadap standar moral dan etika Gibran dalam situasi yang lebih kritis.



Gambar 4.29 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Gibran Rakabuming

Gambar 4.29 menampilkan wordcloud opini untuk aspek-aspek utama dan sentimen terkait pasangan calon Gibran Rakabuming. Visualisasi ini memberikan representasi grafis tentang kata-kata yang sering muncul dalam opini publik terkait karakteristik yang dihubungkan dengan

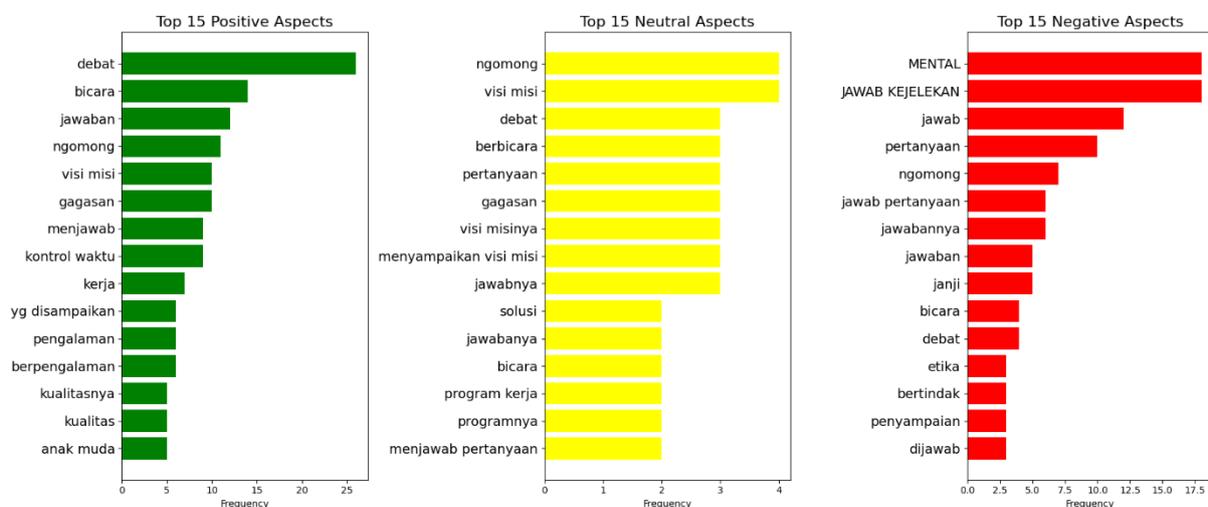
Gibran Rakabuming. Melalui wordcloud ini, Anda dapat langsung melihat kata-kata yang paling menonjol dalam menggambarkan pandangan masyarakat terhadap calon ini. Sebagai contoh, pada aspek "ngomong", yang dominan dalam semua sentimen, opini yang sering dikaitkan dalam sentimen positif termasuk "jago", dan "gak". Untuk sentimen netral, opini yang sering muncul meliputi "kaya" dan "apa". Sedangkan pada sentimen negatif, kata-kata seperti "ada", "ga", dan "tidak" yang terlihat mencolok. Pada sentimen positif aspek yang dominan "debat" dengan opini yang sering dikaitkan "sangat", "paling" dan "menguasai"

Penting untuk dicatat bahwa kata "ada" pada opini sentimen negatif sebenarnya berpasangan dengan "ga", "gk", dan kata-kata negatif lainnya, namun wordcloud tidak dapat menangkap bigram dengan baik sehingga memisahkan frasa menjadi unigram. Selain itu, pada sentimen positif, kata "gak" bisa terhubung dengan kata "banyak", tetapi wordcloud juga memisahkan frasa ini menjadi unigram.

Selain aspek-aspek komunikasi, beberapa aspek unik yang menonjol, seperti aspek "anak muda" pada sentimen positif, opini yang dominan termasuk "cerdas" dan "salut". Kata "cerdas" menunjukkan bahwa Gibran dianggap pintar atau memiliki kemampuan intelektual yang baik, sementara "salut" menunjukkan rasa hormat dan pujian terhadap kualitasnya sebagai anak muda. Kemudian aspek "suara" pada sentimen netral, opini yang sering muncul termasuk "mirip", "pak", dan "jokowi". Kata "mirip" mungkin menunjukkan bahwa suara Gibran dianggap mirip dengan seseorang yang dikenal, sedangkan "pak" dan "jokowi" dapat menunjukkan referensi atau perbandingan dengan sosok publik lain seperti Presiden Jokowi. Dan apabila opini tersebut dihubungkan suara Gibran mirip dengan Jokowi. Sementara aspek "etika" pada sentimen negatif, opini yang dominan termasuk "gak", "punya", dan "ga". Kata-kata ini mencerminkan kritik terhadap kualitas etika yang dianggap kurang baik.

4.5.3.6 Analisis Hubungan Aspek Polaritas dengan Opini Data Mahfud MD

Dalam subbab ini, menganalisis hubungan antara aspek-aspek yang terkait dengan Mahfud MD dengan polaritas opini yang dinyatakan dalam data yang dianalisis. Analisis ini dilakukan untuk memahami bagaimana persepsi publik terhadap Mahfud MD dipengaruhi oleh aspek-aspek khusus yang diungkapkan dalam kalimat-kalimat yang terkait. Hasil dari analisis ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai pandangan masyarakat terhadap Mahfud MD dalam konteks politik saat ini.



Gambar 4.30 Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Mahfud MD

Gambar 4.30 menampilkan aspek-aspek utama yang terkait dengan sentimen terhadap Mahfud MD, memberikan gambaran jelas mengenai karakteristik yang paling sering dikaitkan dengan sentimen positif, netral, dan negatif menurut persepsi publik. Analisis ini mengidentifikasi karakteristik utama yang penting dalam penilaian masyarakat terhadap calon.

Dalam sentimen positif, aspek yang paling sering muncul adalah "debat", menunjukkan penghargaan atas kemampuan Mahfud MD dalam berdiskusi publik. Selain itu, aspek "bicara" dan "jawaban" juga menonjol sebagai bagian dari persepsi positif terhadap Mahfud MD. Aspek unik dalam sentimen positif termasuk "gagasan" dan "kontrol waktu", yang mencerminkan apresiasi terhadap ide-ide yang disampaikan serta pengelolaan waktu yang efektif selama diskusi. Di sisi lain, dalam sentimen netral, aspek "ngomong" dan "visi misi" muncul dengan frekuensi yang sama, menunjukkan ketertarikan dan penilaian netral terhadap cara berkomunikasi serta visi dari Mahfud MD. Aspek unik dalam sentimen netral, seperti "solusi", juga menonjol, menggambarkan adanya pandangan yang lebih berfokus pada alternatif solusi yang ditawarkan tanpa mengekspresikan preferensi yang kuat. Dalam sentimen negatif, aspek "MENTAL" dan "JAWAB KEJELEKAN" menonjol dengan frekuensi yang sama, mengindikasikan adanya kritik terhadap kapabilitas dan respons terhadap masalah-masalah kontroversial. Selain itu, aspek "jawab", "pertanyaan", dan "ngomong" juga menjadi sorotan dalam persepsi negatif, mencerminkan kekhawatiran atau ketidakpuasan terhadap cara Mahfud MD menjawab pertanyaan atau berbicara dalam konteks tertentu.



Gambar 4.31 Wordcloud Opini Top Aspek Berdasarkan Sentimen pada Mahfud MD

Gambar 4.31 menampilkan wordcloud opini yang terkait dengan top aspek dan sentimen untuk Mahfud MD. Wordcloud ini memberikan visualisasi yang kuat tentang kata-kata atau

frasa yang paling umum digunakan dalam opini publik terkait aspek-aspek utama yang terkait dengan Mahfud MD. Dengan wordcloud, kita dapat langsung melihat kata-kata yang paling dominan dalam menggambarkan pandangan masyarakat terhadap karakteristik calon ini. Sebagai contoh, pada aspek "ngomong" yang mendominasi dalam semua sentimen, opini positif yang sering muncul adalah "tegas" dan "berbobot". Untuk sentimen netral, kata-kata seperti "apasi" dan "malah" mencuat, sementara pada sentimen negatif, opini yang sering disebutkan termasuk "jelas" dan "tidak".

Penting untuk dicatat bahwa kata "jelas" pada opini sentimen negatif sebenarnya berpasangan dengan "tidak", dan kata-kata negatif lainnya, namun wordcloud tidak dapat menangkap bigram dengan baik sehingga memisahkan frasa menjadi unigram.

Aspek-aspek unik selain yang berhubungan dengan cara berbicara, sebagai contoh, pada aspek "kontrol waktu", yang sering muncul dalam sentimen positif, opini yang sering disebutkan adalah "bisa" dan "hebat". Ini menunjukkan bahwa publik menganggap kemampuan Mahfud MD dalam mengelola waktu sebagai hal yang sangat positif dan efisien. Untuk aspek "solusi", yang muncul dalam sentimen netral, kata-kata seperti "bagaimana" dan "sekilas" mencuat. Ini menunjukkan bahwa meskipun ada pengakuan terhadap solusi yang diberikan, terdapat pula ketidakpastian atau kurangnya detail yang dianggap perlu oleh publik. Kata-kata tersebut mungkin mencerminkan kebutuhan akan penjelasan lebih lanjut atau informasi tambahan mengenai solusi yang ditawarkan. Pada aspek "bertindak", yang muncul dalam sentimen negatif, opini yang sering disebutkan termasuk "blm" (belum), "bisa", dan "tentu". Kata "blm" dan "tentu" menunjukkan ketidakpuasan terhadap tindakan yang dianggap belum memadai atau belum sesuai dengan harapan publik. Kata "bisa" dalam konteks negatif mungkin menunjukkan keraguan terhadap kemampuan atau efektivitas tindakan yang dilakukan.

4.6 Temuan Utama dari Hasil

Beberapa informasi yang didapatkan dari hasil setelah dilakukannya eksperimen pada tugas akhir ini:

1. Pelatihan model EMC-GCN untuk analisis sentimen berbasis aspek menunjukkan bahwa konfigurasi parameter terbaik adalah menggunakan skenario CP-B-07 dengan nilai maksimum sequence length adalah 120, nilai epoch optimal adalah 50 dan batch size optimal adalah 8, menghasilkan nilai f1-score maksimum sebesar 61.52%, yang dipilih sebagai pendekatan utama dalam tugas akhir ini. Hasil pengujian pada dataset test menunjukkan bahwa metrik performa model, seperti f1-score, masih tergolong kurang baik dengan nilai f1-score 56.87%. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum mampu menggeneralisasi dengan optimal.
2. Kesalahan prediksi triplet yang dibuat oleh model EMC-GCN tidak sepenuhnya salah. Meskipun evaluasi performa menunjukkan hasil kurang memuaskan, analisis kualitatif menunjukkan bahwa model sering menghasilkan prediksi yang memiliki makna serupa atau identik dengan data latih, meskipun menggunakan pilihan kata yang berbeda. Model juga mampu menghasilkan prediksi baru yang tidak ada di data latih namun masih valid secara kontekstual. Kendala terbesar terletak pada evaluasi yang menganggap data latih sebagai kebenaran mutlak, sehingga kadang-kadang menilai prediksi model yang sebenarnya valid sebagai salah. Hal ini khususnya terlihat pada model dengan variasi panjang aspek dan opini, di mana kemungkinan pilihan kata yang berbeda semakin banyak.

3. Pengukuran performa model EMC-GCN dalam analisis sentimen berbasis aspek menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi sentimen positif dengan akurasi yang tinggi. Model ini menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan label positif dibandingkan label lainnya. Namun, untuk label netral, model memiliki tingkat sensitivitas yang paling rendah dan cenderung menghasilkan false positive yang tinggi, terutama saat membedakan antara sentimen netral dan negatif. Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa model telah mengenali batasan antara ketiga sentimen dengan baik, meskipun masih terdapat tantangan dalam mengklasifikasikan sentimen netral dan negatif dengan benar.
4. Dari hasil analisis data secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa sentimen positif mendominasi dalam persepsi publik terhadap karakter calon pasangan presiden berdasarkan data komentar video YouTube. Analisis ini mengungkapkan bahwa aspek-aspek seperti 'ngomong', 'bicara', dan 'debat' menjadi fokus utama dalam penilaian terhadap kandidat. Meskipun demikian, distribusi sentimen yang dominan menunjukkan bahwa opini publik cenderung lebih positif daripada netral atau negatif terhadap seluruh kandidat. Temuan ini menegaskan pentingnya kemampuan berkomunikasi dan partisipasi dalam debat sebagai faktor krusial dalam penilaian masyarakat terhadap karakter dan kualitas kepemimpinan para calon. Analisis ini memberikan gambaran yang mendalam dan terperinci tentang dinamika opini publik dalam konteks proses demokrasi, menyoroti kompleksitas dalam evaluasi dan persepsi terhadap pemimpin masa depan.
5. Selain aspek-aspek yang mirip seperti 'ngomong' dan 'bicara', beberapa aspek lain yang cukup menonjol dan penting dalam penilaian masyarakat termasuk 'kerja', 'gagasan', 'visi misi', 'janji', dan 'wawasan'. Aspek-aspek ini menunjukkan bahwa masyarakat tidak hanya memperhatikan kemampuan berbicara tetapi juga ide-ide, visi, dan kemampuan kerja dari para kandidat. Hal ini menegaskan bahwa penilaian terhadap calon pasangan presiden tidak hanya berdasarkan satu aspek saja tetapi merupakan kombinasi dari berbagai faktor yang mencerminkan karakter dan kualitas kepemimpinan mereka. Aspek 'kerja' misalnya, muncul dalam sentimen positif dan negatif, menunjukkan perhatian publik terhadap kinerja kandidat. Aspek 'gagasan' dan 'wawasan' dalam sentimen positif menunjukkan apresiasi terhadap ide dan pengetahuan calon. 'Visi misi' yang muncul dalam sentimen positif dan netral menyoroti pentingnya visi dan misi yang jelas bagi publik. Aspek 'janji' juga mencerminkan harapan masyarakat terhadap komitmen calon, sedangkan 'muka' dan 'mulut' dalam sentimen negatif menunjukkan kritik terhadap penampilan fisik atau cara berbicara.
6. Penilaian terhadap calon pasangan presiden merupakan hasil dari kombinasi berbagai aspek yang mencerminkan tidak hanya kemampuan berbicara tetapi juga ide, visi, misi, dan kinerja mereka. Temuan ini memberikan wawasan berharga tentang bagaimana publik mengevaluasi calon pemimpin berdasarkan berbagai faktor yang relevan dalam konteks pemilihan umum.
7. Hasil analisis sentimen terhadap karakter calon pasangan presiden dari komentar video YouTube mengungkap temuan menarik tentang aspek-aspek yang paling sering dibahas oleh masyarakat terkait setiap paslon. Anies Baswedan menunjukkan dominasi sentimen positif pada hampir semua aspeknya, kecuali pada aspek 'kerja' yang menonjol dengan sentimen negatif. Di sisi lain, Prabowo Subianto menunjukkan bahwa aspek 'ngomong' dan 'debat' cenderung mendapat sentimen negatif, sementara aspek lainnya lebih condong ke sentimen positif. Ganjar Pranowo menampilkan distribusi seimbang

antara sentimen positif dan negatif pada aspek 'jawaban', dengan 'ngomong' cenderung negatif, dan aspek lainnya positif. Muhaimin Iskandar menunjukkan dominasi sentimen negatif pada aspek 'jawaban' dan 'ngomong', meskipun terdapat komponen netral yang signifikan pada aspek 'ngomong'. Gibran Rakabuming, di sisi lain, mendapat respons yang positif secara dominan untuk semua aspeknya, sementara Mahfud MD menampilkan sentimen negatif yang mencolok pada aspek 'MENTAL' dan 'JAWAB KEJELEKAN', dengan aspek lainnya cenderung positif. Analisis ini memberikan wawasan yang mendalam tentang bagaimana masyarakat merespons karakteristik kandidat berdasarkan aspek-aspek kunci yang mereka tangkap dari komentar-komentar di platform YouTube. Berdasarkan analisis sentimen menggunakan model EMC-GCN terhadap komentar video YouTube, terdapat perbedaan yang signifikan dalam persepsi publik terhadap karakter calon pasangan presiden. Analisis ini mengidentifikasi aspek-aspek kunci yang paling sering dikaitkan dengan sentimen positif, negatif, dan netral terhadap setiap paslon dengan berbagai variasi kata opininya. Analisis ini memberikan gambaran yang komprehensif tentang bagaimana masyarakat mempersepsikan dan menilai karakteristik paslon berdasarkan sentimen yang terkait.

BAB 5 Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Dari serangkaian pada tugas akhir yang telah dilakukan, didapatkan kesimpulan yang menjawab rumusan masalah yang sudah didefinisikan, sebagai berikut:

1. Proses pengumpulan data komentar pada video yang berkaitan dengan calon presiden dan wakil presiden dilakukan melalui metode crawling. Dengan mengumpulkan tautan video yang menampilkan calon presiden dan wakil presiden secara bersamaan yang diunggah oleh kanal-kanal YouTube berita resmi terkemuka, seperti KOMPASTV, METROTV, CNN Indonesia, tvOneNews, dan Official iNews. Sebanyak 27 tautan video dipilih sebagai sumber data. Luaran dari proses crawling yang dilakukan menggunakan Google YouTube API adalah file CSV yang berisi data komentar dengan kolom 'publishedAt', 'authorDisplayName', dan 'textDisplay'.
2. Pelatihan model EMC-GCN untuk analisis sentimen berbasis aspek menggunakan skenario CP-B-07 menghasilkan f1-score maksimum 61.52% dengan maksimum sequence length 120, epoch 50, dan batch size 8. Meskipun hasil pengujian pada dataset test menunjukkan f1-score 56.87%, analisis kualitatif mengungkapkan model sering menghasilkan prediksi valid meski berbeda kata. Kesalahan prediksi sering terjadi karena evaluasi ketat terhadap data latih sebagai kebenaran mutlak. Model menunjukkan performa baik dalam memprediksi sentimen positif dengan akurasi tinggi 91%, namun kesulitan pada sentimen netral. Analisis confusion matrix menunjukkan model mengenali batasan antara ketiga sentimen dengan baik.
3. Dari analisis data komentar video YouTube mengenai calon presiden, terlihat bahwa sentimen positif mendominasi persepsi publik, terutama pada aspek seperti 'ngomong', 'bicara', dan 'debat'. Selain aspek tersebut, masyarakat juga menilai kandidat berdasarkan 'kerja', 'gagasan', 'visi misi', 'janji', dan 'wawasan', menunjukkan perhatian tidak hanya pada kemampuan berbicara tetapi juga pada ide, visi, dan kinerja. Aspek seperti 'kerja' muncul dalam sentimen positif dan negatif, menyoroti evaluasi publik terhadap kinerja, sementara 'gagasan' dan 'wawasan' menunjukkan apresiasi terhadap ide dan pengetahuan kandidat. Penilaian ini menggarisbawahi kompleksitas dalam evaluasi calon presiden, yang melibatkan berbagai faktor karakter dan kualitas kepemimpinan.
4. Analisis sentimen terhadap karakter calon pasangan presiden dari komentar video YouTube mengungkap variasi signifikan dalam persepsi publik terhadap setiap kandidat. Anies Baswedan cenderung mendapatkan sentimen positif pada hampir semua aspek, kecuali aspek 'kerja' yang dominan negatif. Prabowo Subianto mengalami sentimen negatif pada aspek 'ngomong' dan 'debat', sedangkan aspek lainnya lebih positif. Ganjar Pranowo menunjukkan distribusi seimbang antara sentimen positif dan negatif pada aspek 'jawaban', dengan 'ngomong' cenderung negatif dan aspek lainnya positif. Muhaimin Iskandar memiliki dominasi sentimen negatif pada aspek 'jawaban' dan 'ngomong', meskipun terdapat komponen netral pada aspek 'ngomong'. Gibran Rakabuming mendapatkan respons positif secara dominan pada semua aspeknya, sementara Mahfud MD menampilkan sentimen negatif yang mencolok pada aspek 'MENTAL' dan 'JAWAB KEJELEKAN', dengan aspek lainnya cenderung positif. Analisis ini mengidentifikasi aspek-aspek kunci yang paling sering dikaitkan dengan

sentimen positif, negatif, dan netral terhadap setiap paslon dengan berbagai variasi kata opininya, memberikan wawasan mendalam tentang perbedaan dalam persepsi publik terhadap karakteristik kandidat berdasarkan aspek-aspek kunci dan sentimen terkait.

5.2 Saran

Dari pengerjaan tugas akhir ini, berikut adalah saran yang dapat diberikan untuk pengembangan kepada penelitian ke depan antara lain:

1. Menggunakan sumber dari sosial media yang lain seperti X(twitter) ataupun TikTok.
2. Mengumpulkan dan menggunakan dataset yang lebih besar untuk melatih model, termasuk variasi yang lebih luas dari sumber data.
3. Eksperimen lebih lanjut dengan pretrained model lain, fine-tuning parameter seperti learning rate, dropout, dll. untuk meningkatkan performa model.
4. Membagi eksperimen berdasarkan skenario seperti *single sentence vs multi-sentence*, serta *single word vs multi-word*, untuk memahami respons model terhadap kompleksitas input yang berbeda.
5. Melakukan penyelarasan data sebelum dilakukannya implementasi, aspek-aspek yang memiliki makna serupa, seperti "ngomong," "debat," dan "bicara," dsb. dapat dikelompokkan menjadi satu aspek yakni "bicara" begitupun untuk aspek-aspek lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Aaker, D. A. (1997). *Managing brand equity : capitalizing on the value of a brand name* (A. Ananda, Ed.). Mitra Utama.
- Aslam, S. (2023, March 15). *YouTube by the Numbers: Stats, Demographics & Fun Facts*. <https://www.omnicoreagency.com/youtube-statistics/>.
- Capelos, T. (2010). Feeling the Issue: How Citizens' Affective Reactions and Leadership Perceptions Shape Policy Evaluations. *Journal of Political Marketing*, 9(1–2), 9–33. <https://doi.org/10.1080/15377850903583038>
- Chen, H., Zhai, Z., Feng, F., Li, R., & Wang, X. (2022). Enhanced Multi-Channel Graph Convolutional Network for Aspect Sentiment Triplet Extraction. *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 2974–2985. <https://doi.org/10.18653/v1/2022.acl-long.212>
- Feldman, R. (2013). Techniques and applications for sentiment analysis. *Communications of the ACM*, 56(4), 82–89. <https://doi.org/10.1145/2436256.2436274>
- Finlayson, A. (2022). YouTube and Political Ideologies: Technology, Populism and Rhetorical Form. *Political Studies*, 70(1), 62–80. <https://doi.org/10.1177/0032321720934630>
- Grusin, R. (2009). YouTube at the end of new media. In P. Snickars & Patrick. Vonderau (Eds.), *The YouTube Reader* (pp. 60–67).
- Gueorguieva, V. (2008). Voters, MySpace, and YouTube. *Social Science Computer Review*, 26(3), 288–300. <https://doi.org/10.1177/0894439307305636>
- Gupta, S. (2018, January 7). *Sentiment Analysis: Concept, Analysis and Applications*. <https://towardsdatascience.com/sentiment-analysis-concept-analysis-and-applications-6c94d6f58c17?gi=f46ba2f8e315>.
- Hanevi, A. G., Suryanef, S., & Rafni, A. (2023). Political Branding Analysis of Prabowo-Sandiaga in Terms of Appearance and Personality Aspects (Study on the 2019 Election). *JETISH: Journal of Education Technology Information Social Sciences and Health*, 1(2), 296–300. <https://doi.org/10.57235/jetish.v1i2.151>
- Hediger, V. (2009). YouTube and the aesthetics of political accountability. In P. Snickars & Patrick. Vonderau (Eds.), *The YouTube Reader* (pp. 252–265).
- Holian, D. B., & Prysby, C. (2014). Candidate Character Traits in the 2012 Presidential Election. *Presidential Studies Quarterly*, 44(3), 484–505. <https://doi.org/10.1111/psq.12134>
- Keller, K. L. (1993). Conceptualizing, Measuring, and Managing Customer-Based Brand Equity. *Journal of Marketing*, 57(1), 1. <https://doi.org/10.2307/1252054>
- Khomsah, S. (2021). Sentiment Analysis On YouTube Comments Using Word2Vec and Random Forest. *Telematika*, 18(1), 61. <https://doi.org/10.31315/telematika.v18i1.4493>
- Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP. *Proceedings of the 28th*

- International Conference on Computational Linguistics*, 757–770.
<https://doi.org/10.18653/v1/2020.coling-main.66>
- Maisal, R. A., Hidayanto, A. N., Ayuning Budi, N. F., Abidin, Z., & Purbasari, A. (2019). Analysis of Sentiments on Indonesian YouTube Video Comments: Case Study of The Indonesian Government's Plan to Move the Capital City. *2019 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 121–124.
<https://doi.org/10.1109/ICIMCIS48181.2019.8985228>
- Manik, L. P., Febri Mustika, H., Akbar, Z., Kartika, Y. A., Ridwan Saleh, D., Setiawan, F. A., & Atman Satya, I. (2020). Aspect-Based Sentiment Analysis on Candidate Character Traits in Indonesian Presidential Election. *2020 International Conference on Radar, Antenna, Microwave, Electronics, and Telecommunications (ICRAMET)*, 224–228.
<https://doi.org/10.1109/ICRAMET51080.2020.9298595>
- Patel, A., Oza, P., & Agrawal, S. (2023). Sentiment Analysis of Customer Feedback and Reviews for Airline Services using Language Representation Model. *Procedia Computer Science*, 218, 2459–2467. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.221>
- Powers, D. M. W. (2020). *Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation*.
- Rangkuti, F. (2013). *Strategi Semut Melawan Gajah*. PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Romadhan, M. I. (2018). PERSONAL BRANDING JOKOWI DALAM MEMPERTAHANKAN BRAND IMAGE MELALUI VIDEO BLOG YOUTUBE. *METACOMMUNICATION; JOURNAL OF COMMUNICATION STUDIES*, 3(2).
- Said, F., & Manik, L. P. (2022). Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Presidential Election Using Deep Learning. *Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika*, 24(2), 160–167. <https://doi.org/10.31294/paradigma.v24i2.1415>
- Shung, K. P. (2018, March 15). *Accuracy, Precision, Recall or F1?*
<https://Towardsdatascience.com/accuracy-precision-recall-or-f1-331fb37c5cb9>.
- Suciati, A., & Budi, I. (2020). Aspect-Based Sentiment Analysis and Emotion Detection for Code-Mixed Review. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(9). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110921>
- Uricchio, W. (2009). The Future of a Medium Once Known as Television? In P. Snickars & Patrick. Vonderau (Eds.), *The YouTube Reader* (pp. 24–39). Wallflower Press.
- Vesnic-Alujevic, L., & Van Bauwel, S. (2014). YouTube: A Political Advertising Tool? A Case Study of the Use of YouTube in the Campaign for the European Parliament Elections 2009. *Journal of Political Marketing*, 13(3), 195–212.
<https://doi.org/10.1080/15377857.2014.929886>
- Waahidah, Y. R. (2023). *Persepsi Pemilih Pemula terhadap Keputusan Memilih Calon Presiden pada Pemilu 2024 di Jawa Timur Menggunakan Structural Equation Modelling Partial Least Square (SEM-PLS)*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Wang, W., Guo, X.-Y., Li, S.-Y., Jiang, Y., & Zhou, Z.-H. (2017). Obtaining High-Quality Label by Distinguishing between Easy and Hard Items in Crowdsourcing. *Proceedings of*

the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2964–2970.
<https://doi.org/10.24963/ijcai.2017/413>

- Wang, W., Pan, S. J., Dahlmeier, D., & Xiao, X. (2016). Recursive Neural Conditional Random Fields for Aspect-based Sentiment Analysis. *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 616–626.
<https://doi.org/10.18653/v1/D16-1059>
- Wilie, B., Vincentio, K., Winata, G. I., Cahyawijaya, S., Li, X., Lim, Z. Y., Soleman, S., Mahendra, R., Fung, P., Bahar, S., & Purwarianti, A. (2020). *IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding*.
- Xu, L., Chia, Y. K., & Bing, L. (2021). *Learning Span-Level Interactions for Aspect Sentiment Triplet Extraction*.
- Yang, H., Zhang, C., & Li, K. (2023). PyABSA: A Modularized Framework for Reproducible Aspect-based Sentiment Analysis. *Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, 5117–5122.
<https://doi.org/10.1145/3583780.3614752>
- YouTube. (2023). *YouTube for Press*. <https://Blog.Youtube/Press/>.
- Zhang, C., Li, Q., Song, D., & Wang, B. (2020). *A Multi-task Learning Framework for Opinion Triplet Extraction*.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Daftar Tautan Video dari Berbagai Kanal

No.	Judul Video	Kanal Sumber	Jumlah Komentar Awal	Link	id_video
1	[FULL] Debat Pertama Capres Anies Baswedan, Prabowo Subianto, dan Ganjar Pranowo di Pilpres 2024	KOMPASTV	14714	https://youtu.be/zB0RvKAc2kw?si=8EsdVOedTiIXojUS	zB0RvKAc2kw
2	[FULL] Debat Cawapres Muhaimin Iskandar, Gibran Rakabuming dan Mahfud MD di Pilpres 2024	KOMPASTV	1238	https://youtu.be/92k51DVS_Dv4?si=k3OU-PJ7XTVRHDF2	92k51DVSDv4
3	[FULL] Panas Debat Ketiga Capres 2024: Adu Gagasan Anies VS Prabowo VS Ganjar, Pertahanan-Geopolitik	KOMPASTV	7292	https://youtu.be/J_tFEaOJdFU?si=GUybk-dFP0gdJdFx	J_tFEaOJdFU
4	[Full] Debat Panas Muhaimin VS Gibran VS Mahfud MD di Debat Keempat Cawapres 2024	KOMPASTV	696	https://youtu.be/_V033ckLwcE?si=GZFeg-suGqx3vgw3	_V033ckLwcE
5	[FULL] Debat Panas Anies VS Prabowo VS Ganjar di Debat Capres Terakhir 2024	KOMPASTV	788	https://youtu.be/uNTbVZ-YyQo?si=uXuc8DgH-i0XZBfU	uNTbVZ-YyQo
6	BREAKING NEWS - Tiga Capres Adu Gagasan Antikorupsi di PAKU Integritas KPK	KOMPASTV	462	https://www.youtube.com/live/WgGcUbAA048?si=R9khVri_UbR2xN_I	WgGcUbAA048

7	LIVE! Debat Perdana Capres-Cawapres 2024	CNN Indonesia	2024	https://www.youtube.com/live/G1EItLl8WMU?si=RIE9gIheyp094BWG	G1EItLl8WMU
8	Debat Cawapres 2024: Siapa yang Unggul di Debat Perdana?	CNN Indonesia	39	https://www.youtube.com/live/rmXBg0j6Jsc?si=lzi6rwt40qWHHax3	rmXBg0j6Jsc
9	LIVE! Debat Capres Ketiga: Isu Hankam, Geopolitik, dan Hubungan Internasional	CNN Indonesia	1934	https://www.youtube.com/live/qzt3c0KD0Z4?si=z95o6ktNZ3UdHqjs	qzt3c0KD0Z4
10	FULL Debat Capres-Cawapres Keempat Pilpres 2024	CNN Indonesia	227	https://www.youtube.com/live/DOvAWvdEnhl?si=sTmJ6rmmN2bpvJEu	DOvAWvdEnhl
11	FULL Debat Kelima Capres Pilpres 2024: Adu Gagasan Anies, Prabowo, Ganjar	CNN Indonesia	129	https://www.youtube.com/live/gj3zS4bU6iw?si=WmgIAM3yzMQGThDJ	gj3zS4bU6iw
12	[FULL] Debat Perdana Calon Presiden 2024	Official iNews	5078	https://youtu.be/Y_zURnxXT80?si=wWW31EA_NCotrZsd	Y_zURnxXT80
13	[FULL] Debat Perdana Cawapres Pemilu 2024	Official iNews	14.256	https://youtu.be/J1WUpRCzK44?si=zAaFZQQ94U6LffnB	J1WUpRCzK44
14	[Full] Panas! Debat Ketiga Pemilu 2024, Para Capres Saling Serang	Official iNews	7520	https://youtu.be/XUE2j8dujPM?si=0wiJuxj25Cpo4wf9	XUE2j8dujPM
15	[FULL] Debat Keempat Cawapres, Angkat Tema Soal Pembangunan Berkelanjutan	Official iNews	277	https://youtu.be/uE_Kgeluy_U?si=ZfewA3h1zu_ioN2F	uE_Kgeluy_U
16	[FULL] Debat Kelima Capres Pemilu 2024, Minggu, 4 Februari 2024	Official iNews	1381	https://youtu.be/gKNqF9jOhZ4?si=M3A2xLWDiAiMKcTK	gKNqF9jOhZ4
17	[LIVE] Debat Perdana Capres-Cawapres 2024 (12/12/2023) tvOne	tvOneNews	7003	https://www.youtube.com/live/uSXCaPZHVE?si=hYg3Q1w3EVcKIAuX	uSXCaPZHVE

18	[LIVE] Debat Cawapres 2024 (22/12/2023) tvOne	tvOneNews	9555	https://www.youtube.com/live/UQtvZgKmGJo?si=YFfuCrmOBiS_qu52	UQtvZg KmGJo
19	[LIVE] Debat Capres 2024 (7/1/2024) tvOne	tvOneNews	18852	https://www.youtube.com/live/UwrmlpZtVpE?si=SOBuD65374p3Yv16	Uwrmlp ZtVpE
20	[LIVE] Debat Cawapres 2024 (21/01/2024) tvOne	tvOneNews	8025	https://www.youtube.com/live/bzgrq1KTiSY?si=wH0y1QDbgJ-EjY4T	bzgrq1 KTiSY
21	[LIVE] Debat Pamungkas Capres 2024 (4/2/2024) tvOne	tvOneNews	3231	https://www.youtube.com/live/XzrbmeuKg0U?si=rE4qupShdwzuZLh6	Xzrbme uKg0U
22	[FULL] Paku Integritas Capres- Cawapres dan KPK tvOne	tvOneNews	774	https://youtu.be/PIjJCZinfic?si=O9U-UCdnZ5TEbtV2	PIjJCZi nfic
23	[FULL] DEBAT PERTAMA CALON PRESIDEN 2024 (12 DESEMBER 2023)	METRO TV	20811	https://youtu.be/0hDV7S1WTWA?si=VIsQXF7jUi274YJN	0hDV7 S1WT WA
24	[FULL] DEBAT KEDUA CALON WAKIL PRESIDEN 2024 (22 DESEMBER 2023)	METRO TV	7188	https://youtu.be/NbVudON5cDE?si=ztX3fmDUVC-XqIlow	NbVud ON5cD E
25	[FULL] DEBAT CALON PRESIDEN 2024, (7JANUARI 2024)	METRO TV	3708	https://youtu.be/sumPwQpw4JM?si=_8e2xGzBN4sAOzDr	sumPw Qpw4J M
26	[FULL] - DEBAT KEEMPAT CAWAPRES PEMILU 2024, 21 JANUARI 2024	METRO TV	9.424	https://youtu.be/rq2XUsYbm9U?si=MESat00hmLctEtRX	rq2XUs Ybm9U

27	[FULL] DEBAT PAMUNGKAS CALON PRESIDEN 2024, 04 FEBRUARI 2024	METRO TV	5567	https://youtu.be/42CSCx2pZsM?si=yhm4axsaWZAKaDrr	42CSCx 2pZsM
----	---	----------	------	---	-----------------

Lampiran 2 Script Crawler

```
import pandas as pd
from googleapiclient.discovery import build

def video_comments(video_id):
    # empty list for storing reply
    replies = []

    # creating youtube resource object
    youtube = build('youtube', 'v3', developerKey=api_key)

    # retrieve youtube video results
    video_response = youtube.commentThreads().list(part='snippet,replies',
                                                    videoId=video_id).execute()

    # iterate video response
    while video_response:

        # extracting required info
        # from each result object
        for item in video_response['items']:

            # Extracting comments ()
            published = item['snippet']['topLevelComment']['snippet']['publishedAt']
            user = item['snippet']['topLevelComment']['snippet']['authorDisplayName']

            # Extracting comments
            comment = item['snippet']['topLevelComment']['snippet']['textDisplay']
            likeCount = item['snippet']['topLevelComment']['snippet']['likeCount']

            replies.append([published, user, comment, likeCount])

        # Again repeat
        if 'nextPageToken' in video_response:
            video_response = youtube.commentThreads().list(
                part = 'snippet,replies',
                pageToken = video_response['nextPageToken'],
                videoId = video_id
            ).execute()
        else:
            break
    #endwhile
    return replies

# isikan dengan api key Anda
api_key = '[API-KEY]'

# Enter video id
video_id = "[ID_Video]" #isikan dengan kode / ID video

# Call function
comments = video_comments(video_id)
```

```
#Save dataframe to csv
df = pd.DataFrame(comments, columns=['publishedAt', 'authorDisplayName', 'textDisplay',
                                  'likeCount'])
df.to_csv('[name_file_output].csv', index=False)
```

Lampiran 3 Script Training PyABSA Subtask ASTE

```
import torch
import os

os.environ["CUDA_LAUNCH_BLOCKING"] = "1"
os.environ["TORCH_USE_CUDA_DSA"] = "1"
os.environ["PYTORCH_CUDA_ALLOC_CONF"] = "max_split_size_mb:19900"

torch.cuda.empty_cache()
torch.backends.cuda.max_split_size_mb = 19900

from pyabsa import AspectSentimentTripletExtraction as ASTE
from pyabsa import DatasetItem
from pyabsa import ModelSaveOption, DeviceTypeOption
import warnings

dataset = "215.PersonalPolitics"
config =(ASTE.ASTEConfigManager.get_aste_config_multilingual())
config.model = ASTE.ASTEModelList.EMCGCN # improved version of LCF-ATEPC
config.pretrained_bert = 'indobenchmark/indobert-large-p2'
# config.show_metric = True

warnings.filterwarnings("ignore")

config.max_seq_len = 120
config.num_epoch = 50
config.batch_size = 6
# config.seed = [1, 16, 32]
config.l2reg = 0.000001
config.learning_rate = 0.00002
config.eta_lr = 0.1
config.dropout = 0.5
config.output_dim = 3
config.optimizer = 'adamw'
config.cross_validate_fold = -1
config.window = 'lr'
config.lsa = False
config.cache_dataset = False
config.verbose = False # If verbose == True, PyABSA will output the model structure and
several processed data examples
config.notice = (
    "This is an training example for aspect term extraction" # for memos usage
)
trainer = ASTE.ASTETrainer(
    config=config,
    dataset=dataset,
    # from_checkpoint="english", # if you want to resume training from our pretrained
    checkpoints, you can pass the checkpoint name here
    auto_device=DeviceTypeOption.CUDA, # use cuda if available
    checkpoint_save_mode=ModelSaveOption.SAVE_MODEL_STATE_DICT, # save state dict only
    instead of the whole model
    load_aug=False, # there are some augmentation dataset for integrated datasets, you
    use them by setting load_aug=True to improve performance
)
```

BIODATA PENULIS



Penulis memiliki nama lengkap Nazriyah Deny Tsaniyah dilahirkan di Lumajang, 19 Desember 2003, merupakan anak kedua dari 3 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu di TK Dharma Wanita Rogotrunan Lumajang, SDN Tompokersan 3 Lumajang, MTsN 1 Lumajang dan MAN 2 Kota Probolinggo. Setelah lulus dari MAN tahun 2020, Penulis mengikuti SBMPTN dan diterima di Departemen Sistem Informasi FTEIC - ITS pada tahun 2020 dan terdaftar dengan NRP 5026201151.

Di Departemen Sistem Informasi penulis aktif terlibat dalam berbagai kegiatan kemahasiswaan, termasuk menjadi Staf Information Media Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi periode 2021/2022. Penulis juga terlibat dalam kepanitiaan sebagai Staf ahli Media and Production ISE 2022, Staf Creative Marketing StudentxCEOs League 2022, serta menjabat sebagai Kepala Departemen Desain dan Dokumentasi Senandung Dinamika Rebana 2022. Selain itu, penulis mengikuti Kegiatan kampus Merdeka, yakni Studi Independen Bangkit Machine Learning Cohort 2023. Kalau ingin tahu lebih banyak atau hanya sekedar diskusi, bisa menghubungi penulis di <https://www.linkedin.com/in/nazriyah-deny-tsaniyah/>.