

**PERBANDINGAN KINERJA MODEL *DEEP LEARNING* BERT
DAN GPT DALAM ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR VIDEO
YOUTUBE
(Studi Kasus: Film *Dirty Vote*)**

**PURNAMA ASHARI
H1101211065**

SKRIPSI



**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2025**

**PERBANDINGAN KINERJA MODEL *DEEP LEARNING* BERT
DAN GPT DALAM ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR VIDEO
YOUTUBE
(Studi Kasus: Film *Dirty Vote*)**

**PURNAMA ASHARI
H1101211065**

Skripsi
Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi



**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2025**

PERNYATAAN BEBAS DARI PLAGIAT

Yang bertanda tangan di bawah ini;

Nama : Purnama Ashari
NIM : H1101211065
Jurusan : Sistem Informasi
Program Studi : Sistem Informasi
Judul Proposal / TA : Perbandingan Kinerja Model *Deep Learning* BERT dan GPT dalam Analisis Sentimen Komentar Video YouTube (Studi Kasus: Film *Dirty Vote*)

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir (TA) dengan judul tersebut di atas, secara keseluruhan adalah murni karya penulis sendiri dan bukan plagiat dari karya orang lain, kecuali bagian-bagian yang dirujuk sebagai sumber pustaka sesuai dengan panduan penulisan yang berlaku (lembar hasil pemeriksaan plagiat terlampir).

Apabila di dalamnya terdapat kesalahan dan kekeliruan maka sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis yang dapat berakibat pada pembatalan Tugas Akhir (TA) dengan judul tersebut di atas.

Demikian pernyataan ini penulis buat dengan sebenar-benarnya.

Pontianak, 24 Januari 2025



Purnama Ashari

NIM H1101211065

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir : Perbandingan Kinerja Model *Deep Learning* BERT dan GPT dalam Analisis Sentimen Komentar Video *YouTube* (Studi Kasus: Film *Dirty Vote*)
Nama Mahasiswa : Purnama Ashari
NIM : H1101211065
Jurusan/Program Studi : Sistem Informasi
Tanggal Lulus : 14 Januari 2025
SK Pembimbing : NOMOR 3857/UN22.8/TD.06/2024
SK Penguji : NOMOR 5485/UN22.8/TD.06/2024

Dosen Pembimbing

Pembimbing I

Nurul Mutiah, S.T., M.T.
NIP 198711182015042002

Pembimbing II

Dian Prawira, S.T., M.Eng.
NIP 198411132015041001

Dosen Penguji

Ketua Penguji

Ilhamsyah, S.Si., M.Cs.
NIP 198405102012121001

Anggota Penguji

Syahru Rahmayuda, S.Kom., M.Kom.
NIDK 8884370018

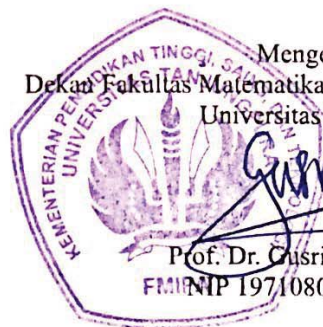
Pimpinan Sidang
(merangkap anggota penguji)

Nurul Mutiah, S.T., M.T.
NIP 198711182015042002

Sekretaris Sidang
(merangkap anggota penguji)

Dian Prawira, S.T., M.Eng.
NIP 198411132015041001

Mengesahkan
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Tanjungpura



Prof. Dr. Gusrizal, S.Si., M.Si.
NIP 197108022000031001

PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Purnama Ashari

NIM : H1101211065

Program Studi/ Jurusan : Sistem Informasi

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

dengan ini menyatakan bahwa dokumen ilmiah Tugas Akhir yang disajikan ini tidak mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, Dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2021. Apabila di kemudian hari dokumen ilmiah Tugas Akhir ini mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai ketentuan perundangan tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dan/atau sanksi hukum yang berlaku.

Demikian pernyataan ini untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Pontianak, 14 Januari 2025


METERAI
TEMPEL
1CAKX530686526

Purnama Ashari

H1101211065

**Perbandingan Kinerja Model *Deep Learning* BERT dan GPT dalam Analisis
Sentimen Komentar Video *YouTube*
(Studi Kasus: Film *Dirty Vote*)**

Abstrak

Dirty Vote merupakan sebuah film dokumenter yang mengangkat isu kecurangan pada pemilu, film ini ramai dibicarakan masyarakat sejak perilisannya pada awal tahun 2024. Ribuan komentar warganet *YouTube* terhadap film *Dirty Vote* beserta beragam sentimennya, berpotensi menjadi sumberdaya data untuk menguji kinerja suatu model pemrosesan bahasa alami. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model BERT dan GPT dalam menganalisis sentimen komentar warganet pada konten video *YouTube* yang berbasis bahasa alami. Kedua model tersebut merupakan model *deep learning* berbasis *transformers*, yang karakteristiknya berkebalikan. BERT bersifat *bidirectional* sementara GPT bersifat *unidirectional*. Keduanya juga hanya menggunakan satu dari dua bagian *transformers* saja. BERT hanya menggunakan bagian *encoder*, sementara GPT hanya menggunakan bagian *decoder*. Pada penelitian ini, kedua model dikembangkan dalam dua skenario dengan konfigurasi hiperparameter yang berbeda untuk masing-masing skenario kedua model. Hasil yang diperoleh dari 15 *epochs* pelatihan pada penelitian ini, BERT memiliki kinerja yang lebih baik dalam menangani data latih, dengan akurasi 99,04% dengan *loss* 0,028 pada skenario 1, dan akurasi 99,56% dengan *loss* 0,013 pada skenario 2. Sedangkan GPT memperoleh akurasi 89% dengan *loss* 0,27 pada skenario 1, dan akurasi 93,66% dengan *loss* 0,16 pada skenario 2. Evaluasi dengan *confusion matrix* menunjukkan bahwa BERT lebih unggul dalam menganalisis teks komentar bersentimen netral. Sementara GPT, terutama pada skenario 2, lebih efektif dalam memprediksi teks komentar dengan sentimen positif.

Kata kunci: BERT, GPT, *Transformers*, NLP, *Deep Learning*, *Dirty Vote*

***Comparison of Deep Learning Model Performance: BERT and GPT in Sentiment
Analysis of YouTube Video Comments
(Case Study: Dirty Vote Film)***

Abstract

Dirty Vote is a documentary film that highlights electoral fraud issues, which has sparked extensive public discourse since its release in early 2024. Thousands of YouTube user comments on this film, encompassing diverse sentiments, offer a rich data resource to evaluate the performance of NLP models. This study aims to compare the performance of BERT and GPT models in analyzing the sentiment of user comments on YouTube content based on natural language. Both models are deep learning models based on transformers, with contrasting characteristics. BERT operates in a bidirectional manner, while GPT is unidirectional. Each model also utilizes only one of the two transformer components: BERT leverages the encoder, whereas GPT relies solely on the decoder. In this research, both models were developed under two scenarios with distinct hyperparameter configurations for each model and scenario. The results obtained after 15 training epochs indicate that BERT outperformed GPT in handling the training data, achieving an accuracy of 99.04% with a loss of 0.028 in Scenario 1 and an accuracy of 99.56% with a loss of 0.013 in Scenario 2. In comparison, GPT achieved an accuracy of 89% with a loss of 0.27 in Scenario 1 and an accuracy of 93.66% with a loss of 0.16 in Scenario 2. Evaluation using a confusion matrix revealed that BERT demonstrated superior performance in analyzing comments with neutral sentiments. Conversely, GPT, particularly in Scenario 2, proved more effective in predicting comments with positive sentiments.

Keywords: BERT, GPT, Transformers, NLP, Deep Learning, Dirty Vote

PRAKATA

Segala puji dan syukur penulis panjatkan dengan penuh kerendahan hati ke hadirat Allah Subhanahu wa Ta'ala atas rahmat dan hidayah-Nya penulis mendapatkan kemudahan dan kelancaran dalam penyusunan skripsi penulis yang berjudul, “Perbandingan Kinerja Model *Deep Learning* BERT dan GPT dalam Analisis Sentimen Komentar Video *YouTube* (Studi Kasus: Film *Dirty Vote*).” Penulis begitu bersyukur dapat menyelesaikan skripsi ini, dan penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat dan menjadi referensi yang membantu bagi pembaca. Penulis juga menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pihak-pihak yang telah mendukung dan membantu kelangsungan proses belajar serta selama penyusunan skripsi ini, terutama kepada:

1. Allah Subhanahu wa Ta'ala, Yang Maha Baik dan Penyayang, Yang tidak pernah membiarkan penulis sendirian dan kesulitan selama pengerjaan skripsi.
2. Ayah dan ibu penulis yaitu bapak Yandri Armadi dan ibu Atin Ratna, juga saudara kandung penulis *uni* Nindi Atrina Sari dan *uda* Arie Meyrizal, serta anggota keluarga penulis yang lain, yang selalu memberi dukungan dan motivasi dalam segala hal.
3. Ibu Nurul Mutiah, S.T., M.T., selaku dosen pembimbing akademik dan dosen pembimbing I, yang telah memberikan arahan, bantuan, juga bimbingannya sebelum dan selama penyusunan skripsi ini.
4. Bapak Dian Prawira, S.T., M.Eng., selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan arahan, bantuan, dan bimbingannya selama penyusunan skripsi ini.
5. Bapak Ilhamsyah, S.Si., M.Cs., selaku dosen penguji I yang telah memberikan saran dan masukan yang bermanfaat bagi skripsi ini.

6. Bapak Syahru Rahmayuda, S.Kom., M.Kom., selaku dosen penguji II yang juga telah memberikan saran dan masukan yang bermanfaat bagi skripsi ini.
7. Bapak dan Ibu dosen program studi Sistem Informasi yang telah mengajarkan dan membagikan ilmunya yang bermanfaat bagi penulis.
8. Bapak Dr. Gusrizal, M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Tanjungpura.
9. Teman-teman penulis, khususnya Nurdila, Cut Naili, Tazkia Zahira, juga teman-teman lainnya pada program studi Sistem Informasi yang telah menemani dan membantu penulis selama menjalani masa perkuliahan.
10. *Nakama One Piece* yaitu Luffy, Zoro, Nami, Usopp, Sanji, Chopper, Robin, Franky, Brook, dan Jinbe yang telah menghadirkan kisah petualangan, perjuangan, persahabatan, dan pengorbanan yang mampu menghibur dan memotivasi penulis untuk tidak mudah menyerah atas kesulitan apapun yang sedang dihadapi terutama selama penyusunan skripsi ini. ありがとう、みんな (arigatou, minna).

Dalam penyusunannya, penulis sadar bahwa skripsi ini tidak terlepas dari kesalahan dan kekurangan baik dalam penulisan maupun penyampaian. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat yang lebih besar dan menjadi referensi yang baik bagi semua pihak terutama bagi penulis dan penelitian selanjutnya.

Pontianak, 14 Januari 2025

Purnama Ashari
NIM H1101211065

DAFTAR ISI

	Halaman
Lembar Pengesahan.....	ii
Pernyataan Integritas Akademik.....	iii
Abstrak.....	iv
<i>Abstract</i>.....	v
Prakata.....	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR LISTING CODE.....	xiv
DAFTAR PERSAMAAN.....	xvi
 BAB I PENDAHULUAN.....	 1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
 BAB II LANDASAN TEORI.....	 7
2.1 Dasar Teori.....	7
2.1.1 Text Mining.....	7
2.1.2 Klasifikasi Teks.....	8
2.1.3 Analisis Sentimen.....	8
2.1.4 Deep Learning.....	9
2.1.5 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT).....	10
2.1.6 Generative Pre-Trained Transformers (GPT).....	11
2.1.7 Confusion Matrix.....	12
2.2 Kajian Penelitian.....	15

BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	17
3.1 Bahan Penelitian.....	17
3.2 Alat Penelitian.....	17
3.3 Kerangka Kerja Penelitian.....	17
3.4 Data Penelitian.....	21
3.4.1 Objek Penelitian.....	21
3.4.2 Populasi dan Sampel.....	21
3.4.3 Jenis dan Sumber Data.....	22
3.4.4 Metode Pengumpulan Data.....	22
 BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	 23
4.1 Data Scraping.....	23
4.2 Data Labeling.....	28
4.3 Data Preprocessing.....	30
4.4 Pemodelan Klasifikasi dengan BERT.....	38
4.4.1 Mengimpor Pustaka (Library).....	38
4.4.2 Muat Dataset dan Tokenisasi.....	41
4.4.3 Pemisahan Data (Data Splitting).....	45
4.4.4 SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique).....	46
4.4.5 Data Loader.....	47
4.4.6 Pengaturan Checkpoint.....	49
4.4.7 Pemodelan dan Pelatihan (Modeling and Training).....	51
4.4.8 Visualisasi Hasil Training.....	56
4.4.9 Evaluasi Model pada Test Set.....	59
4.4.10 Evaluasi Model dengan Confusion Matrix.....	62
4.5 Pemodelan Klasifikasi dengan GPT.....	72
4.5.1 Instalasi dan Impor Pustaka (Library).....	73
4.5.2 Muat Dataset dan Encode Label.....	76
4.5.3 Pemisahan Data (Data Splitting).....	77
4.5.4 Tokenisasi Data.....	78
4.5.5 SMOTE dan Data Loader.....	79
4.5.6 Pengaturan Checkpoint.....	83
4.5.7 Pemodelan dan Pelatihan (Modeling and Training).....	85
4.5.8 Visualisasi Hasil Training.....	90

4.5.9 Evaluasi pada Test Set.....	93
4.5.10 Evaluasi dengan Confusion Matrix.....	95
4.6 Analisis Perbandingan Hasil Kinerja Model.....	105
4.6.1 Analisis Perbandingan Hasil Training Model BERT dan GPT.....	105
4.6.2 Analisis Perbandingan Kinerja Model BERT dan GPT pada Test Set.	110
4.6.3 Analisis Perbandingan Hasil Evaluasi Confusion Matrix BERT dan GPT	111
BAB V PENUTUP.....	116
5.1 Kesimpulan.....	116
5.2 Saran.....	117
DAFTAR PUSTAKA.....	119

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Alur Kerja Text Mining (Fathonah Herliana, 2021).....	7
Gambar 2.2 Ilustrasi Cara Kerja Model BERT (Fatyanosa, 2020).....	10
Gambar 2.3 Confusion Matrix (Wabang dkk., 2022).....	13
Gambar 3.1 Framework Metodologi Penelitian.....	18
Gambar 3.2 Flowchart Metode Penelitian.....	19
Gambar 4.1 Visualisasi WordCloud Sentimen Positif dari Hasil Preprocessing.....	35
Gambar 4.2 Visualisasi WordCloud Sentimen Netral dari Hasil Preprocessing.....	35
Gambar 4.3 Visualisasi WordCloud Sentimen Netral dari Hasil Preprocessing.....	36
Gambar 4.4 Top 15 Kata pada Sentimen Positif.....	36
Gambar 4.5 Top 15 Kata pada Sentimen Netral.....	37
Gambar 4.6 Top 15 Kata pada Sentimen Negatif.....	37
Gambar 4.7 Output input_ids Skenario 1 BERT.....	43
Gambar 4.8 Output attention_masks Skenario 1 BERT.....	43
Gambar 4.9 Output input_ids Skenario 2 BERT.....	43
Gambar 4.10 Output attention_masks Skenario 2 BERT.....	44
Gambar 4.11 Visualisasi Training dan Validation Loss/Accuracy Skenario 1 BERT.....	58
Gambar 4.12 Visualisasi Training dan Validation Loss/Accuracy Skenario 2 BERT.....	58
Gambar 4.13 Confusion Matrix pada Data Uji BERT.....	63
Gambar 4.14 Confusion Matrix pada Data Latih BERT.....	66
Gambar 4.15 Confusion Matrix pada Data Validasi BERT.....	69
Gambar 4.16 Output Tensor train_data Skenario 1 GPT.....	81
Gambar 4.17 Output Tensor train_data Skenario 2 GPT.....	81
Gambar 4.18 Visualisasi Training dan Validation Loss/Accuracy GPT Skenario 1.....	91
Gambar 4.19 Visualisasi Training dan Validation Loss/Accuracy GPT Skenario 2.....	92
Gambar 4.20 Confusion Matrix pada Data Uji GPT.....	97
Gambar 4.21 Confusion Matrix pada Data Latih GPT.....	100
Gambar 4.22 Confusion Matrix pada Data Validasi GPT.....	102
Gambar 4.23 Perbandingan Training Accuracy BERT dan GPT.....	106
Gambar 4.24 Perbandingan Training Loss BERT dan GPT.....	107
Gambar 4.25 Perbandingan Validation Accuracy BERT dan GPT.....	108
Gambar 4.26 Perbandingan Validation Loss BERT dan GPT.....	109

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....	15
Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu (Lanjutan).....	16
Tabel 4.1 Hasil Data Scraping Komentar.....	27
Tabel 4.1 Data Hasil Scraping Komentar (Lanjutan).....	28
Tabel 4.2 Label Dataset.....	29
Tabel 4.3 Data Hasil Preprocessing.....	32
Tabel 4.4 Hyperparameter Tuning Model BERT untuk 2 Skenario.....	38
Tabel 4.5 Jumlah Data Hasil Splitting.....	46
Tabel 4.6 Perbedaan Label Dataset Setelah SMOTE.....	47
Tabel 4.7 Jumlah Batch Data Loader Kedua Skenario BERT.....	49
Tabel 4.8 Hasil Pelatihan Model BERT pada Skenario 1.....	54
Tabel 4.8 Hasil Pelatihan Model BERT pada Skenario 1 (Lanjutan).....	55
Tabel 4.9 Hasil Pelatihan Model BERT pada Skenario 2.....	55
Tabel 4.9 Hasil Pelatihan Model BERT pada Skenario 2 (Lanjutan).....	56
Tabel 4.10 Hasil Evaluasi Model pada Test Set Model BERT.....	61
Tabel 4.11 Classification Report Confusion Matrix BERT pada Data Uji.....	64
Tabel 4.11 Classification Report Confusion Matrix BERT pada Data Uji (Lanjutan)	65
Tabel 4.12 Classification Report Confusion Matrix BERT pada Data Latih.....	67
Tabel 4.12 Classification Report Confusion Matrix BERT pada Data Latih (Lanjutan).	68
Tabel 4.13 Classification Report Confusion Matrix BERT pada Data Validasi.....	70
Tabel 4.14 Hyperparameter Tuning Model GPT untuk 2 Skenario.....	73
Tabel 4.15 Hasil Data Splitting pada Pemodelan GPT.....	78
Tabel 4.16 Perbedaan Label Dataset Setelah SMOTE.....	82
Tabel 4.17 Jumlah Batch Data Loader Kedua Skenario BERT.....	83
Tabel 4.18 Hasil Pelatihan Model GPT pada Skenario 1.....	88
Tabel 4.18 Hasil Pelatihan Model GPT pada Skenario 1 (Lanjutan).....	89
Tabel 4.19 Hasil Pelatihan Model GPT pada Skenario 2.....	89
Tabel 4.19 Hasil Pelatihan Model GPT pada Skenario 2 (Lanjutan).....	90

Tabel 4.20 Hasil Evaluasi Model pada Test Set Model GPT.....	95
Tabel 4.21 Classification Report Confusion Matrix GPT pada Data Uji.....	98
Tabel 4.22 Classification Report Confusion Matrix GPT pada Data Latih.....	101
Tabel 4.23 Classification Report Confusion Matrix GPT pada Data Latih.....	103
Tabel 4.23 Classification Report Confusion Matrix GPT pada Data Latih (Lanjutan)...	104
Tabel 4.24 Perbandingan Hasil Evaluasi dengan Data Uji BERT dan GPT.....	110
Tabel 4.25 Perbandingan Presisi dan Recall Label Model BERT dan GPT.....	111
Tabel 4.25 Perbandingan Presisi dan Recall Label Model BERT dan GPT (Lanjutan)..	112
Tabel 4.25 Perbandingan Presisi dan Recall Label Model BERT dan GPT (Lanjutan)..	113
Tabel 4.26 Perbandingan Akurasi dan Error Model BERT dan GPT.....	114

DAFTAR LISTING CODE

	Halaman
Listing Code 4.1 Data Scraping Komentar YouTube.....	24
Listing Code 4.1 Data Scraping Komentar YouTube (Lanjutan).....	25
Listing Code 4.2 Data Preprocessing.....	30
Listing Code 4.2 Data Preprocessing (Lanjutan).....	31
Listing Code 4.3 Visualisasi Data Hasil Preprocess.....	33
Listing Code 4.3 Visualisasi Data Hasil Preprocess (Lanjutan).....	34
Listing Code 4.4 Mengimpor Pustaka (Library).....	38
Listing Code 4.4 Mengimpor Pustaka (Lanjutan).....	39
Listing Code 4.5 Muat Dataset dan Tokenizer.....	41
Listing Code 4.6 Tokenisasi Skenario 1.....	41
Listing Code 4.6 Tokenisasi Skenario 1 (Lanjutan).....	42
Listing Code 4.7 Tokenisasi Skenario 2.....	42
Listing Code 4.8 Data Splitting.....	45
Listing Code 4.9 Proses SMOTE.....	46
Listing Code 4.10 Mengubah Data ke dalam Tensor.....	48
Listing Code 4.11 Data Loader dan Batch Size Tuning pada Skenario 1 BERT.....	48
Listing Code 4.12 Data Loader dan Batch Size Tuning pada Skenario 2 BERT.....	48
Listing Code 4.13 Pengaturan Checkpoint.....	49
Listing Code 4.13 Pengaturan Checkpoint (Lanjutan).....	50
Listing Code 4.14 Pemodelan dan Parameter Tuning pada skenario 1 BERT.....	51
Listing Code 4.15 Pemodelan dan Parameter Tuning pada skenario 2 BERT.....	52
Listing Code 4.16 Pelatihan Model BERT dalam 15 Epochs.....	52
Listing Code 4.16 Pelatihan Model BERT dalam 15 Epochs (Lanjutan).....	53
Listing Code 4.16 Pelatihan Model BERT dalam 15 Epochs (Lanjutan).....	54
Listing Code 4.17 Visualisasi Hasil Pelatihan Model BERT.....	57
Listing Code 4.18 Evaluasi Model pada Test Set.....	59
Listing Code 4.18 Evaluasi Model pada Test Set (Lanjutan).....	60
Listing Code 4.19 Evaluasi dengan Confusion Matrix.....	62
Listing Code 4.20 Instalasi dan Impor Pustaka (Library).....	73
Listing Code 4.21 Muat Dataset dan Encode Label.....	76
Listing Code 4.22 Pemisahan Data (Data Splitting).....	77

Listing Code 4.23 Tokenisasi Data Pada Skenario 1.....	78
Listing Code 4.24 Tokenisasi Data Pada Skenario 2.....	79
Listing Code 4.25 Proses SMOTE.....	80
Listing Code 4.26 Inisialisasi Data Loader Skenario 1 GPT.....	80
Listing Code 4.27 Inisialisasi Data Loader Skenario 2 GPT.....	80
Listing Code 4.28 Pengaturan Checkpoint.....	83
Listing Code 4.28 Pengaturan Checkpoint (Lanjutan).....	84
Listing Code 4.29 Pemodelan GPT untuk Skenario 1.....	85
Listing Code 4.30 Pemodelan GPT untuk Skenario 2.....	86
Listing Code 4.31 Pelatihan Model GPT dalam 15 Epochs.....	86
Listing Code 4.31 Pelatihan Model GPT dalam 15 Epochs (Lanjutan).....	87
Listing Code 4.32 Visualisasi Hasil Pelatihan Model GPT.....	90
Listing Code 4.32 Visualisasi Hasil Pelatihan Model GPT (Lanjutan).....	91
Listing Code 4.33 Evaluasi Model pada Test Set GPT.....	93
Listing Code 4.33 Evaluasi Model pada Test Set GPT (Lanjutan).....	94
Listing Code 4.34 Evaluasi dengan Confusion Matrix.....	96

DAFTAR PERSAMAAN

	Halaman
Persamaan 2.1 Akurasi.....	13
Persamaan 2.2 Presisi.....	14
Persamaan 2.3 <i>Recall</i>	14
Persamaan 2.4 <i>Error</i>	14

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Masifnya pengaruh konten digital saat ini menunjukkan bahwa teknologi informasi memainkan peran penting dalam kehidupan masyarakat di era modern. Pemanfaatan teknologi informasi oleh masyarakat sebagai media untuk bertukar dan mencari informasi dan data, juga sebagai sarana untuk menemukan solusi atas suatu masalah (Yaldi & Mareta, 2022). Satu di antara produk teknologi yang sering digunakan oleh masyarakat dalam menjelajahi informasi adalah platform *YouTube*. Jenis konten yang tersedia di platform *YouTube* juga beragam, mulai dari konten hiburan, edukasi, dokumenter, bahkan film.

Film pada platform *YouTube* yang sedang banyak diperbincangkan saat ini adalah film *Dirty Vote*. Film ini berhasil meraih 9 juta kali penayangan dan lebih dari 100 ribu komentar dalam seminggu pertama perilisannya di *YouTube*. Film *Dirty Vote* adalah sebuah film dokumenter yang menceritakan tentang kegagalan-kegagalan yang terjadi dalam pemilihan umum. Seiring dengan mencuatnya topik mengenai Pemilu 2024, film ini menuai banyak komentar dari warganet Indonesia.

Ratusan ribu komentar warganet pada film ini berpotensi untuk menjadi sumber data yang berharga dalam menguji kinerja suatu model NLP (*natural language processing*). Ragam opini publik terhadap film *Dirty Vote* ini mengandung sentimen tertentu yang mengarah pada tanggapan positif bernada dukungan dan apresiasi terhadap film, tanggapan negatif yang ditandai dengan opini tentang ketidaknetralan para pembuat film, bahkan tanggapan yang bernada netral dan tidak memihak. Untuk memperoleh nilai atau informasi yang lebih terstruktur dari suatu teks, data perlu diproses dengan teknik khusus (Marleny dkk., 2021). Teknik yang dapat digunakan salah satunya adalah klasifikasi teks misalnya analisis sentimen. Analisis sentimen melibatkan proses pengolahan teks, bahasa alami, dan linguistik

komputasi dengan tujuan untuk mengenali dan mengekstrak subjektivitas suatu informasi dari suatu teks (Putra dkk., 2023).

Dalam analisis sentimen teks opini atau ulasan dikenal satu istilah yaitu *deep learning*, metode ini memiliki beragam model yang dapat digunakan untuk NLP. *Deep learning* merupakan turunan dari *machine learning* yang kerja algoritmanya menyerupai jaringan syaraf manusia (*neural networks*), metode ini dianggap mampu menyelesaikan tugas-tugas yang lebih kompleks dibandingkan dengan yang dapat ditangani oleh metode *machine learning* konvensional (Pratama dkk., 2023).

Inovasi terbaru *deep learning* dalam NLP salah satunya adalah model bahasa *Transformer* atau TLM. TLM (*Transformer Language Model*) merupakan model yang terdiri dari bagian *encoder (input)* dan *decoder (output)*, yang umumnya digunakan pada tugas seperti pemodelan bahasa, *question-answering*, dan klasifikasi teks (Fatyanosa, 2020). BERT dan GPT adalah model TLM yang sedang tren saat ini. BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) menggunakan bagian *encoder* saja dan dapat memahami data tekstual dari dua arah. Sementara, GPT (*Generative Pre-Trained Transformers*) hanya menggunakan bagian *decoder* saja, dan bersifat *unidirectional* (memahami teks *input* dari satu arah). Kedua model tersebut memiliki perbedaan yang cukup kontras dan masing-masing memiliki keunggulan dalam memproses teks bahasa alami.

Berdasarkan penjabaran sebelumnya, dilakukan penelitian yang dimaksudkan untuk membandingkan kinerja model pemrosesan bahasa mana yang paling efektif dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan teks bahasa alami. Judul yang diangkat dalam penelitian ini adalah “Perbandingan Kinerja Model *Deep Learning* BERT dan GPT dalam Analisis Sentimen Komentar Video *YouTube* (Studi Kasus: Film *Dirty Vote*)” untuk melakukan *text mining* dan mengukur kinerja model mana yang menghasilkan akurasi paling baik dalam pemrosesan teks komentar warganet yang berbasis bahasa alami.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, rumusan masalah yang akan dibahas pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara melakukan *text mining* dari data komentar pengguna pada konten video *YouTube*?
2. Bagaimana cara membuat model *deep learning* untuk menganalisis sentimen komentar pengguna pada konten video *YouTube*?
3. Bagaimana membandingkan model *deep learning* yang efektif untuk memproses teks bahasa alami (*natural language processing*) berupa opini atau komentar pada konten video *YouTube*?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini dilakukan guna mencapai tujuan-tujuan berikut:

1. Melakukan *text mining* dari komentar pengguna pada konten video *YouTube*.
2. Melakukan pemodelan BERT dan GPT untuk menganalisis sentimen komentar pengguna pada konten video *YouTube* film *Dirty Vote*.
3. Membandingkan kinerja model *deep learning* BERT dan GPT dalam analisis sentimen komentar pengguna pada konten video *YouTube*, untuk mengetahui manakah yang lebih efektif dalam memproses teks bahasa alami.

1.4 Batasan Masalah

Penelitian ini akan berfokus pada beberapa aspek, sehingga diperlukan suatu batasan masalah, yaitu sebagai berikut:

1. Sumber data untuk *input* adalah data komentar video film *Dirty Vote* pada kanal *YouTube* PSHK Indonesia.
2. Data yang digunakan adalah data komentar pengguna pada tanggal 11 Februari 2024 dengan jumlah data dalam *dataset* sebanyak 25.980 data.
3. Program dikembangkan dengan bahasa pemrograman *Python* beserta *library* yang terkait dan menggunakan *tool* Google Colab.

4. Perbandingan yang dilakukan adalah perbandingan kinerja model *deep learning* dalam analisis komentar video *YouTube*.
5. Model *Deep Learning* yang dibandingkan kinerjanya adalah BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) dan GPT (*Generative Pre-Trained Transformer*).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari dilakukannya penelitian ini antara lain:

1. Bagi Peneliti

Penelitian ini diharapkan mampu melatih kemampuan peneliti dalam menganalisis data, kemampuan logika dan komputasi terutama dalam implementasi *deep learning*; memperkuat kemampuan peneliti dalam melakukan penelitian ilmiah, serta mengasah keterampilan dalam penyusunan dan penulisan karya ilmiah.

2. Bagi Masyarakat

Bagi masyarakat, penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi tentang sentimen apa yang lebih dominan diberikan oleh warganet untuk film *Dirty Vote*; bagaimana melakukan analisis sentimen menggunakan metode kecerdasan buatan *deep learning*, serta model apakah yang lebih baik dalam memproses bahasa alami suatu komentar. Penelitian ini juga diharapkan akan menambah wawasan masyarakat mengenai sains data terutama *deep learning* dan pemanfaatannya dalam pemrosesan teks.

3. Bagi Ilmu Sistem Informasi

Manfaat penelitian ini bagi rumpun ilmu Sistem Informasi adalah sebagai rujukan atau referensi bagi penelitian-penelitian selanjutnya terutama terkait bidang sains data dan *deep learning* untuk pemrosesan bahasa alami atau *natural language processing* (NLP).

1.6 Sistematika Penulisan

Struktur penulisan laporan tugas akhir mengikuti format penulisan tugas akhir Sistem Informasi, yang memiliki bab utama, dengan isi setiap bab-nya terdiri dari bagian-bagian sub bab yang saling berkaitan. Adapun sistematika dari penulisan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memaparkan tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, dan manfaat penelitian yang diharapkan, serta penjelasan mengenai struktur penulisan laporan tugas akhir.

BAB II LANDASAN TEORI

Pada bab ini, disajikan deskripsi mengenai teori-teori rujukan yang relevan atau landasan teori untuk penelitian berupa tinjauan pustaka. Selain itu, pada bab ini juga dijelaskan tentang penelitian sebelumnya yang terkait.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi pembahasan mengenai konsep dan kerangka penelitian yang digunakan, serta membahas mengenai metode dan tahapan penelitian dalam bentuk diagram alir. Metodologi penelitian yang disajikan dapat berupa suatu kerangka kerja penelitian seperti *IS Research Framework* oleh Alan Hevner, yang umum digunakan dalam riset bidang Sistem Informasi.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas secara menyeluruh mengenai hasil dari penelitian, mulai dari langkah-langkah hingga keluaran (*output*) yang dihasilkan pada tiap tahapan. Pada penelitian ini, akan dibahas mengenai tahapan-tahapan melakukan *text mining* dari komentar video film *Dirty Vote* pada platform *YouTube*, tahapan pra pemrosesan data (*data preprocessing*), tahapan klasifikasi sentimen dengan model *Bidirectional*

Encoder Representations from Transformers (BERT) dan *Generative Pre-Trained Transformers* (GPT), hingga tahapan evaluasi kedua model tersebut. Pada bab ini juga disajikan visualisasi data dari *output* penting yang dihasilkan pada tahapan-tahapan penelitian.

BAB V PENUTUP

Pada bab ini dirangkum kesimpulan dari penelitian berdasarkan uraian dari bab-bab sebelumnya, bagian ini juga berisi saran untuk pengembangan dan penelitian selanjutnya yang relevan dengan penelitian ini.