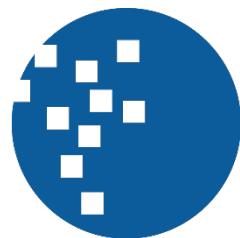


**ANALISIS SENTIMEN KONTEN KESEHATAN MENTAL
PADA TIKTOK TERHADAP KECENDERUNGAN *SELF-*
DIAGNOSE MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR
MACHINE DAN XGBOOST**



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

SKRIPSI

**Navsyia Nitisara Putri
00000060448**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG
2025**

**ANALISIS SENTIMEN KONTEN KESEHATAN MENTAL
PADA TIKTOK TERHADAP KECENDERUNGAN *SELF-*
DIAGNOSE MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR
MACHINE DAN XGBOOST**



SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh

Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Navsyia Nitisara Putri

00000060448

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA**

UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA

TANGERANG

2025

HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Dengan ini saya,

Nama : Navsyia Nitisara Putri

Nomor Induk Mahasiswa : 00000060448

Program Studi : Sistem Informasi

Skripsi dengan judul:

ANALISIS SENTIMEN KONTEN KESEHATAN MENTAL PADA TIKTOK
TERHADAP KECENDERUNGAN *SELF-DIAGNOSE* MENGGUNAKAN
SUPPORT VECTOR MACHINE DAN XGBOOST

Merupakan hasil karya saya sendiri bukan plagiat dari laporan karya tulis ilmiah yang ditulis oleh orang lain, dan semua sumber, baik yang dikutip maupun dirujuk, telah saya nyatakan dengan benar serta dicantumkan di Daftar Pustaka.

Jika di kemudian hari terbukti ditemukan kecurangan/penyimpangan, baik dalam pelaksanaan maupun dalam penulisan laporan karya tulis ilmiah, saya bersedia menerima konsekuensi dinyatakan TIDAK LULUS untuk mata kuliah yang telah saya tempuh.

Tangerang, 5 Juni 2025



A handwritten signature in black ink, appearing to read "NN".

(Navsyia Nitisara Putri)

HALAMAN PERSETUJUAN

Proposal Skripsi dengan judul

ANALISIS SENTIMEN KONTEN KESEHATAN MENTAL PADA TIKTOK TERHADAP KECENDERUNGAN SELF-DIAGNOSE MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DAN XGBOOST

Oleh

Nama : Navsya Nitisara Putri
NIM : 00000060448
Program Studi : Sistem Informasi
Fakultas : Teknik dan Informatika

Telah disetujui untuk diajukan pada

Sidang Ujian Skripsi Universitas Multimedia Nusantara

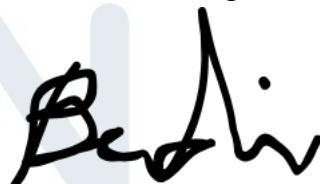
Tangerang, 5 Juni 2025

Pembimbing 1

Digitally signed by Wella
DN: cn=Wella, o=Universitas
Multimedia Nusantara,
email=wella@umn.ac.id, c=US
Date: 2025.06.04 10:34:10
+07'00'

Wella, S.Kom., M.M.S.I.
0305119101

Pembimbing 2



Budi Berlinton Sitorus, S.T., M.Sc.
0327057501

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

Ketua Program Studi Sistem Informasi



-4/6

Ririn Ikana Desanti, S.Kom., M.Kom.

iii

ANALISIS SENTIMEN KONTEN KESEHATAN MENTAL PADA TIKTOK..., Navsya
Nitisara Putri, Universitas Multimedia Nusantara

HALAMAN PENGESAHAN

Proposal Skripsi dengan judul
ANALISIS SENTIMEN KONTEN KESEHATAN MENTAL PADA TIKTOK
TERHADAP KECENDERUNGAN *SELF-DIAGNOSE* MENGGUNAKAN
SUPPORT VECTOR MACHINE DAN XGBOOST

Oleh

Nama : Navsyia Nitisara Putri
NIM : 00000060448
Program Studi : Sistem Informasi
Fakultas : Teknik dan Informatika

Telah diujikan pada hari Rabu, 18 Juni 2025

Pukul 15.00 s.d 17.00 dan dinyatakan

LULUS

Dengan susunan penguji sebagai berikut.

Ketua Sidang

Penguji

Monika Evelin Johan, S.Kom., M.M.S.I.
0327059501

Dinar Ajeng Kristiyanti, S.Kom., M.Kom.
0330128801

Pembimbing 1

Pembimbing 2

Wella, S.Kom., M.M.S.I.
0305119101

Budi Berlinton Sitorus, S.T., M.Sc.
0327057501

Ketua Program Studi Sistem Informasi

Ririn Ikana Desanti, S.Kom., M.Kom.

HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Navsyia Nitisara Putri

NIM : 00000060448

Program Studi : Sistem Informasi

Jenjang : S1

Judul Karya Ilmiah : ANALISIS SENTIMEN KONTEN
KESEHATAN MENTAL PADA TIKTOK
TERHADAP KECENDERUNGAN SELF-
DIAGNOSE MENGGUNAKAN SUPPORT
VECTOR MACHINE DAN XGBOOST

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa saya bersedia* (pilih salah satu):

- Saya bersedia memberikan izin sepenuhnya kepada Universitas Multimedia Nusantara untuk mempublikasikan hasil karya ilmiah saya ke dalam repositori Knowledge Center sehingga dapat diakses oleh Sivitas Akademika UMN/Publik. Saya menyatakan bahwa karya ilmiah yang saya buat tidak mengandung data yang bersifat konfidensial.
- Saya tidak bersedia mempublikasikan hasil karya ilmiah ini ke dalam repositori Knowledge Center, dikarenakan: dalam proses pengajuan publikasi ke jurnal/konferensi nasional/internasional (dibuktikan dengan *letter of acceptance*) **.
- Lainnya, pilih salah satu:
 - Hanya dapat diakses secara internal Universitas Multimedia Nusantara
 - Embargo publikasi karya ilmiah dalam kurun waktu 3 tahun.

Tangerang, 5 Juni 2025

(Navsyia Nitisara Putri)

* Pilih salah satu

** Jika tidak bisa membuktikan LoA jurnal/HKI, saya bersedia mengizinkan penuh karya ilmiah saya untuk dipublikasikan ke KC UMN dan menjadi hak institusi UMN.

KATA PENGANTAR

Puji Syukur atas selesaiannya penulisan proposal skripsi ini dengan judul: “Analisis Sentimen Konten Kesehatan Mental di Tiktok Terhadap Kecenderungan *Self-Diagnose* Menggunakan Support Vector Machine dan XGBoost” dilakukan untuk memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar S1 Jurusan Sistem Informasi Pada Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara. Saya menyadari bahwa, tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan tugas akhir ini, sangatlah sulit bagi saya untuk menyelesaikan tugas akhir ini. Oleh karena itu, saya mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Andrey Andoko, selaku Rektor Universitas Multimedia Nusantara.
2. Bapak Dr. Eng. Niki Prastomo, S.T., selaku Dekan Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
3. Ibu Ririn Ikana Desanti, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi Universitas Multimedia Nusantara.
4. Ibu Wella, S.Kom., M.M.S.I., sebagai Pembimbing pertama yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi atas terselesaiannya tugas akhir ini.
5. Bapak Budi Berlinton Sitorus, S.T., M.Sc., sebagai Pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi atas terselesaiannya tugas akhir ini.
6. Keluarga yang telah memberikan bantuan dukungan material dan moral, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

Semoga proposal skripsi ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi positif, serta menjadi bahan rujukan yang bermanfaat bagi para pembacanya.

Tangerang, 5 Juni 2025



(Navsya Nitisara Putri)

ANALISIS SENTIMEN KONTEN KESEHATAN MENTAL PADA TIKTOK TERHADAP KECENDERUNGAN *SELF-DIAGNOSE* MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DAN XGBOOST

(Navsya Nitisara Putri)

ABSTRAK

Fenomena *self-diagnose* di TikTok semakin marak akibat paparan konten kesehatan mental tanpa pendampingan profesional. Banyak pengguna menyimpulkan kondisi psikologis mereka berdasarkan kecocokan gejala dalam video tanpa diagnosis medis. Hal ini berisiko menimbulkan pemahaman keliru, terutama di kalangan remaja. Di sisi lain, pemanfaatan pendekatan Sistem Informasi untuk mengklasifikasikan komentar berbasis sentimen masih terbatas. Belum banyak studi yang mengevaluasi efektivitas algoritma klasifikasi dalam mendeteksi komentar yang mengarah pada *self-diagnose*.

Penelitian ini bertujuan membangun model klasifikasi komentar TikTok berdasarkan indikasi *self-diagnose*. Pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan metode *rule-based* berbasis kata kunci dan struktur kalimat tertentu, lalu divalidasi oleh pakar dengan latar belakang pendidikan psikologi. Dua algoritma, yaitu *Support Vector Machine* dan *Extreme Gradient Boosting*, dipilih karena keunggulannya dalam klasifikasi teks pendek serta penanganan data tidak seimbang. Pemilihan ini didasarkan pada studi terdahulu yang menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* unggul dalam *precision*, sedangkan *Extreme Gradient Boosting* lebih stabil dalam *recall* dan *f1-score*. Proses penelitian mengikuti tahapan *Cross Industry Standard Process for Machine Learning*. Analisis tambahan dilakukan terhadap waktu komentar, panjang teks, dan interaksi pengguna.

Hasil menunjukkan bahwa *Extreme Gradient Boosting* mencatat akurasi *training* 99.66% dan *testing* 99.53% dengan *f1-score* sempurna, mengungguli *Support Vector Machine* dengan selisih 0.58% pada akurasi *testing* (99.04% *training* dan 98.95% *testing*; *f1-score* 0.99). Komentar terbanyak berlabel negatif (19.306), meningkat pada pukul 12.00-15.00. Meskipun hanya 4% dari total data, komentar positif memperoleh interaksi tertinggi.

Kata kunci: *analisis sentimen*, *Extreme Gradient Boosting*, kesehatan mental, *self-diagnose*, *Support Vector Machine*, Tiktok

SENTIMENT ANALYSIS OF MENTAL HEALTH CONTENT ON TIKTOK TOWARDS SELF-DIAGNOSE TENDENCY USING SUPPORT VECTOR MACHINE AND XGBOOST

(Navsya Nitisara Putri)

ABSTRACT (English)

The phenomenon of self-diagnosis on TikTok has become increasingly common due to the widespread exposure to mental health content without professional supervision. Many users conclude their psychological conditions based on symptom similarities in videos without undergoing any medical diagnosis. This can lead to misinterpretation, particularly among adolescents. On the other hand, the application of Information Systems in classifying sentiment-based comments remains limited. Few studies have evaluated the effectiveness of classification algorithms in detecting comments that indicate self-diagnosis.

This study aims to build a classification model for TikTok comments based on self-diagnosis indications. Labeling was conducted automatically using a rule-based method involving specific keywords and sentence structures, and validated by an expert with a background in psychology. Two algorithms, Support Vector Machine and Extreme Gradient Boosting. Were selected for their strengths in short-text classification and handling imbalanced data. This choice is based on prior research showing that Support Vector Machine excels in precision, while Extreme Gradient Boosting is more stable in terms of recall and f1-score. The research followed the stages of the Cross Industry Standard Process for Machine Learning. Additional analysis was conducted on comment timing, text length, and user interaction.

The results show that Extreme Gradient Boosting achieved a training accuracy of 99.66% and testing accuracy of 99.53% with a perfect f1-score, outperforming Support Vector Machine by 0.58% in testing accuracy (99.04% training and 98.95% testing; f1-score 0.99). The majority of comments were labeled negative (19.306), with comment frequency peaking between 12:00 and 15:00. Although positive comments made up only 4% of the dataset, they received the highest average interaction.

Keywords: sentiment analysis, Extreme Gradient Boosting, mental health, self-diagnosis, Support Vector Machine, TikTok

DAFTAR ISI

| | |
|--|------|
| HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT | ii |
| HALAMAN PERSETUJUAN..... | iii |
| HALAMAN PENGESAHAN..... | iv |
| HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH | v |
| KATA PENGANTAR..... | vi |
| ABSTRAK | vii |
| ABSTRACT (English)..... | viii |
| DAFTAR ISI..... | ix |
| DAFTAR TABEL..... | xii |
| DAFTAR GAMBAR..... | xiii |
| DAFTAR LAMPIRAN | xv |
| DAFTAR RUMUS | xvi |
| BAB I PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1 Latar Belakang..... | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah..... | 7 |
| 1.3 Batasan Masalah | 7 |
| 1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian..... | 9 |
| 1.4.1 Tujuan Penelitian | 9 |
| 1.4.2 Manfaat Penelitian | 9 |
| 1.5 Sistematika Penulisan | 10 |
| BAB II LANDASAN TEORI | 11 |
| 2.1 Penelitian Terdahulu | 11 |
| 2.2 Teori tentang Topik Skripsi | 16 |
| 2.2.1 Analisis Sentimen | 16 |
| 2.2.2 Pelabelan Data dengan <i>Rule-Based</i> | 17 |
| 2.2.3 <i>Text Mining</i> | 17 |
| 2.2.4 Transformasi Data | 20 |
| 2.2.5 Aplikasi TikTok..... | 20 |
| 2.2.6 Kesehatan Mental..... | 20 |
| 2.2.6.1 Konten Kesehatan Mental..... | 21 |
| 2.2.7 <i>Self-Diagnose</i> | 22 |
| 2.3 Teori tentang <i>Framework/Algoritma</i> yang digunakan | 23 |

| | | |
|----------------|---|----|
| 2.3.1 | <i>Cross Industry Standard Process for Machine Learning (CRISP-ML)</i> | 23 |
| 2.3.2 | Algoritma <i>Support Vector Machine (SVM)</i> | 26 |
| 2.3.3 | Algoritma <i>Extreme Gradient Boosting (XGBoost)</i> | 30 |
| 2.3.4 | TF-IDF | 33 |
| 2.3.5 | <i>Random Oversampling</i> | 34 |
| 2.3.6 | Pemisahan Data | 35 |
| 2.3.7 | Evaluasi Kinerja Model | 36 |
| 2.4 | Teori tentang <i>tools/software</i> yang digunakan | 38 |
| 2.4.1 | Python | 38 |
| 2.4.2 | Anaconda | 39 |
| 2.4.3 | Jupyter Notebook | 39 |
| BAB III | METODOLOGI PENELITIAN | 40 |
| 3.1 | Gambaran Umum Objek Penelitian | 40 |
| 3.2 | Metode Penelitian | 44 |
| 3.2.1 | Alur Penelitian | 44 |
| 3.2.2 | Metode Pengolahan Data | 48 |
| 3.3 | Teknik Pengumpulan Data | 49 |
| 3.4 | Variabel Penelitian | 51 |
| 3.4.1 | Variabel Independen | 52 |
| 3.4.2 | Variabel Dependen | 52 |
| 3.5 | Teknik Analisis Data | 52 |
| 3.5.1 | Analisis Sentimen | 52 |
| 3.5.2 | Pelabelan Data | 53 |
| 3.5.3 | Pemisahan Data | 54 |
| 3.5.4 | Evaluasi Kinerja Model | 54 |
| 3.5.5 | Penggunaan Tools | 54 |
| BAB IV | ANALISIS DAN HASIL PENELITIAN | 57 |
| 4.1 | <i>Business and Data Understanding</i> | 57 |
| 4.2 | <i>Data Preparation</i> | 65 |
| 4.2.1 | Penyaringan Data | 66 |
| 4.2.2 | Mengatasi Data Null dan Duplikat | 67 |
| 4.2.3 | <i>Preprocessing Text</i> | 70 |
| 4.2.4 | <i>Labeling Data</i> | 81 |

| | |
|--|-----|
| 4.2.5 TF-IDF <i>Vectorization</i> | 87 |
| 4.2.6 Random <i>Oversampling</i> | 90 |
| 4.2.7 Split Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> | 92 |
| 4.3 Modeling | 92 |
| 4.3.1 Support Vector Machine (SVM) | 92 |
| 4.3.2 Extreme Gradient Boosting (XGBoost) | 93 |
| 4.4 Evaluation | 94 |
| 4.4.1 Evaluasi Support Vector Machine (SVM) | 94 |
| 4.4.2 Evaluasi Extreme Gradient Boosting (XGBoost) | 96 |
| 4.4.3 Komparasi SVM dan XGBoost | 99 |
| 4.5 Deployment | 100 |
| 4.6 Hasil dan Diskusi | 107 |
| BAB V SIMPULAN DAN SARAN | 111 |
| 5.1 Kesimpulan | 111 |
| 5.2 Saran | 112 |
| DAFTAR PUSTAKA | 113 |
| LAMPIRAN | 119 |



DAFTAR TABEL

| | |
|--|-----|
| Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu | 11 |
| Tabel 2. 2 Pseudocode SVM [50] | 30 |
| Tabel 2. 3 Pseudocode XGBoost [54]..... | 33 |
| Tabel 2. 4 Gambaran Umum Confusion Matrix [65]..... | 37 |
| Tabel 3. 1 5 Kolom Utama pada Data Mentah..... | 41 |
| Tabel 3. 2 Kolom Lanjutan Data Mentah..... | 42 |
| Tabel 3. 3 5 Kolom Akhir Data Mentah | 43 |
| Tabel 3. 4 Perbandingan CRISP-ML(Q) dan CRISP-DM | 46 |
| Tabel 3. 5 Perbandingan Jupyter Notebook dan R Studio | 55 |
| Tabel 4. 1 Contoh Hasil <i>Cleansing & Case Folding</i> | 71 |
| Tabel 4. 2 Contoh Hasil Normalisasi Typo..... | 74 |
| Tabel 4. 3 Contoh Hasil Tokenisasi | 75 |
| Tabel 4. 4 Contoh Hasil Penggunaan <i>Stopwords</i> | 78 |
| Tabel 4. 5 Contoh Hasil Stemming | 80 |
| Tabel 4. 6 Contoh Komentar Pelabelan Positif..... | 86 |
| Tabel 4. 7 Contoh Komentar Pelabelan Netral | 86 |
| Tabel 4. 8 Contoh Komentar Pelabelan Negatif | 87 |
| Tabel 4. 9 Komparasi SVM dan XGBoost..... | 99 |
| Tabel 4. 10 Tabel Perbandingan Hasil dengan Penelitian Terdahulu | 108 |



DAFTAR GAMBAR

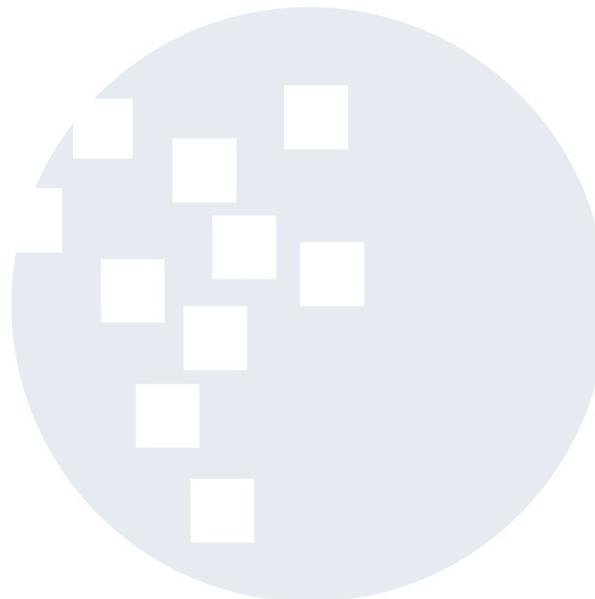
| | |
|---|----|
| Gambar 1. 1 Negara dengan Pengguna TikTok Terbanyak | 1 |
| Gambar 1. 2 Gangguan Mental Paling Dikhawatirkan di Indonesia (2024)..... | 3 |
| Gambar 2. 1 Contoh Konten Kesehatan Mental | 22 |
| Gambar 2. 2 Tahapan Pengembangan dalam Metode CRISP-ML [45]..... | 23 |
| Gambar 2. 3 Proses Menemukan <i>Hyperplane</i> yang Optimal..... | 26 |
| Gambar 2. 4 Pengubahan Kasus Non-linear Menjadi Linear | 27 |
| Gambar 2. 5 Ilustrasi XGBoost [52] | 31 |
| Gambar 3. 3 Alur Penelitian..... | 44 |
| Gambar 3. 4 Bagan Tahapan Pengumpulan Data | 49 |
| Gambar 4. 1 Kode Python untuk Visualisasi <i>Pie Chart</i> | 58 |
| Gambar 4. 2 <i>Pie Chart</i> Distribusi Label Sentimen | 59 |
| Gambar 4. 3 Kode Python untuk <i>Word Cloud</i> | 60 |
| Gambar 4. 4 <i>Word Cloud</i> dari Hasil Sentimen | 60 |
| Gambar 4. 5 Kode Python untuk <i>Boxplot</i> | 61 |
| Gambar 4. 6 <i>Boxplot</i> Distribusni Panjang Komentar Menurut Label | 61 |
| Gambar 4. 7 Kode Python <i>Stacked Bar Chart</i> | 62 |
| Gambar 4. 8 <i>Stacked Bar Chart</i> Komentar Berdasarkan Jam dan Label | 62 |
| Gambar 4. 9 Kode Python Perbandingan Komentar Utama dan <i>Replies</i> | 63 |
| Gambar 4. 10 <i>Bar Chart</i> Perbandingan Komentar Utama dan <i>Replies</i> | 63 |
| Gambar 4. 11 Kode Python <i>Bar Chart</i> Rata-rata <i>Likes</i> dan <i>Replies</i> | 64 |
| Gambar 4. 12 <i>Bar Chart</i> Rata-rata <i>Likes</i> dan <i>Replies</i> per Label Sentimen..... | 64 |
| Gambar 4. 13 Kode Python <i>Heatmap</i> | 64 |
| Gambar 4. 14 <i>Heatmap</i> Komentar <i>Self-diagnose</i> berdasarkan Jam..... | 65 |
| Gambar 4. 15 <i>Import Library Data Preparation</i> | 66 |
| Gambar 4. 16 <i>Load Data for Data Preparation</i> | 66 |
| Gambar 4. 17 Filter Bahasa dan Tahun..... | 67 |
| Gambar 4. 18 Jumlah Data Hasil <i>Filtering</i> | 67 |
| Gambar 4. 19 Cek Jumlah Data Null | 68 |
| Gambar 4. 20 Cek Jumlah Data Duplikat | 68 |
| Gambar 4. 21 Mengatasi Nilai Null | 68 |
| Gambar 4. 22 Mengatasi Nilai Duplikat | 69 |
| Gambar 4. 23 Jumlah Data Setelah Dibersihkan | 69 |
| Gambar 4. 24 <i>Cleansing Data</i> | 70 |
| Gambar 4. 25 <i>Clean Text</i> | 71 |
| Gambar 4. 26 Normalisasi Typo | 72 |
| Gambar 4. 27 Normalisasi Typo with Fuzzy | 73 |
| Gambar 4. 28 Penerapan <i>normalize_text</i> | 73 |
| Gambar 4. 29 Tokenizing..... | 75 |
| Gambar 4. 30 Penggunaan Pustaka Sastrawi | 76 |
| Gambar 4. 31 Daftar Kata Kunci | 76 |
| Gambar 4. 32 Pengubahan <i>Stopwords</i> Tanpa Kata Kunci | 77 |
| Gambar 4. 33 Pengaplikasian Filter <i>Stopwords</i> ke Dalam Data | 77 |
| Gambar 4. 34 Inisialisasi <i>Stemmer</i> | 79 |

| | |
|---|-----|
| Gambar 4. 35 <i>Stemming</i> dengan Pengecualian | 79 |
| Gambar 4. 36 Penerapan Fungsi <i>Stemming</i> ke Kolom Token | 80 |
| Gambar 4. 37 Menyimpan Hasil <i>Preprocessing</i> Dalam Bentuk Excel..... | 81 |
| Gambar 4. 38 <i>Import Data</i> Untuk <i>Labelling</i> | 82 |
| Gambar 4. 39 <i>Load Data</i> Untuk <i>Labelling</i> | 82 |
| Gambar 4. 40 Konversi <i>String</i> ke <i>List</i> | 82 |
| Gambar 4. 41 Pelabelan Data..... | 83 |
| Gambar 4. 42 Implementasi Fungsi Pelabelan..... | 84 |
| Gambar 4. 43 Jumlah Hasil Setiap Label..... | 84 |
| Gambar 4. 44 Jumlah Hasil Setiap Label Setelah Pengecekan..... | 85 |
| Gambar 4. 45 Load Data Untuk <i>Labelling</i> | 88 |
| Gambar 4. 46 Memastikan Kolom Clean Text Bebas dari Null | 88 |
| Gambar 4. 47 <i>Encode Label</i> | 88 |
| Gambar 4. 48 Proses TF-IDF | 89 |
| Gambar 4. 49 Hasil TF-IDF | 89 |
| Gambar 4. 50 Metode <i>Random Oversampling</i> | 90 |
| Gambar 4. 51 Distribusi Data Sebelum dan Sesudah <i>Random Oversampling</i> | 91 |
| Gambar 4. 52 <i>Split Data Training</i> dan <i>Testing</i> 80:20 | 92 |
| Gambar 4. 53 <i>Support Vector Machine</i> (SVM) | 93 |
| Gambar 4. 54 <i>Extreme Gradient Boosting</i> (XGBoost) | 93 |
| Gambar 4. 55 Evaluasi SVM Data <i>Testing</i> | 95 |
| Gambar 4. 56 Evaluasi SVM Data <i>Training</i> | 95 |
| Gambar 4. 57 Evaluasi XGBoost Data <i>Testing</i> | 96 |
| Gambar 4. 58 Evaluasi XGBoost Data <i>Training</i> | 97 |
| Gambar 4. 59 Kode Python <i>Confusion Matrix</i> | 98 |
| Gambar 4. 60 <i>Confusion Matrix</i> SVM dan XGBoost..... | 98 |
| Gambar 4. 61 <i>Repository GitHub</i> | 100 |
| Gambar 4. 62 Penyambungan GitHub dengan Streamlit | 101 |
| Gambar 4. 63 Antarmuka Aplikasi Streamlit per-Komentar | 102 |
| Gambar 4. 64 Hasil Percobaan <i>Deployment</i> per-Komentar | 103 |
| Gambar 4. 65 Antarmuka Aplikasi Streamlit <i>Upload Dataset</i> | 103 |
| Gambar 4. 66 Hasil Percobaan <i>Deployment Upload Dataset</i> (1)..... | 104 |
| Gambar 4. 67 Hasil Percobaan <i>Deployment Upload Dataset</i> (2)..... | 105 |
| Gambar 4. 68 Hasil Percobaan <i>Deployment Upload Dataset</i> (3)..... | 106 |
| Gambar 4. 69 Hasil Percobaan <i>Deployment Upload Dataset</i> (4)..... | 106 |

MULTIMEDIA
NUSANTARA

DAFTAR LAMPIRAN

| | |
|--|-----|
| Lampiran A Turnitin <i>Similarity Report</i> | 119 |
| Lampiran B Form Konsultasi Bimbingan | 120 |
| Lampiran C Bukti Hasil Wawancara | 122 |
| Lampiran D Dataset yang Digunakan | 123 |



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

DAFTAR RUMUS

| | |
|---|----|
| Rumus 2. 4 Persamaan <i>Hyperplane</i> pada Algoritma SVM [49] | 28 |
| Rumus 2. 5 Fungsi Optimasi pada Algoritma SVM dengan <i>Soft Margin</i> [49]..... | 28 |
| Rumus 2. 6 Kernel Polinomial [49] | 29 |
| Rumus 2. 7 Kernel Polinomial [49] | 29 |
| Rumus 2. 8 Kernel Sigmoid [49] | 29 |
| Rumus 2. 9 Rumus XGBoost [53] | 31 |
| Rumus 2. 1 Rumus <i>Term Frequency</i> (TF)[56]..... | 34 |
| Rumus 2. 2 Rumus <i>Inverse Document Frequency</i> (IDF) [56]..... | 34 |
| Rumus 2. 3 Rumus TF-IDF [56] | 34 |
| Rumus 2. 10 Rumus Akurasi [64]..... | 37 |
| Rumus 2. 11 Rumus Presisi [64]..... | 38 |
| Rumus 2. 12 Rumus <i>Recall</i> [64] | 38 |
| Rumus 2. 13 Rumus <i>F1-Score</i> [64]..... | 38 |

UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA