ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI CRYPTO DI PLAYSTORE MENGGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

RYAN GUNAWAN
NPM. 2209010219

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2026

ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI CRYPTO DI PLAYSTORE MENGGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

RYAN GUNAWAN
NPM. 2209010219

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi	:	ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI CRYPTO DI PLAYSTORE MENGGUNAKNA ALGORITMA XGBOOST
Nama Mahasiswa	:	RYAN GUNAWAN
NPM	:	2209010219
Program Studi	:	SISTEM INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing

(Martiano, S.Pd., S.Kom., M.Kom)
NIDN. 0128029302

Ketua Program Studi

(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom, M.Kom)
NIDN. 0117088902

Dekan

(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI CRYPTO DI PLAYSTORE MENGGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, 13 Oktober 2026

Yang membuat pernyataan



Ryan Gunawan

NPM. 2209010219

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama	: RYAN GUNAWAN
NPM	: 220910219
Program Studi	: SISTEM INFORMASI
Karya Ilmiah	: Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif *(Non-Exclusive Royalty free Right)* atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI CRYPTO DI PLAYSTORE MENGGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, 13 Oktober 2026

Yang membuat pernyataan



Ryan Gunawan

NPM. 2209010219

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap	: RYAN GUNAWAN
Tempat dan Tanggal Lahir	: Medan, 09 Desember 2004
Alamat Rumah	: Jl Platina V Lk Xii Gg Kebangsaan
Telepon/Faks/HP	: 083834100166
E-mail	: ryangunawan0405@gmail.com
Instansi Tempat Kerja	: Belum Bekerja
Alamat Kantor	: -

DATA PENDIDIKAN

SD : SDN 066661	TAMAT: 2015
SMP : SMP PERTIWI	TAMAT: 2018
SMK: SMAS BUDI AGUNG	TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Syukur Alhamdulillah penulis lantunkan kehadirat Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan proposal yang berjudul **"Analisis Sentimen Ulasan Akademi Crypto di Playstore Menggunakan Algoritma XGBoost".** Shalawat dan salam kepada Nabi Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari zaman kegelapan menuju zaman yang terang benderang seperti sekarang ini. Penyusunan proposal ini bertujuan untuk memenuhi salah satu syarat guna mencapai gelar sarjana komputer di Universitas Muhammdiyah Sumatera Utara.

Penulis juga menyadari bahwa penulisan proposal ini tidak dapat terselesaikan tanpa bantuan dari berbagai pihak, oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan skripsi ini terutama kepada Allah SWT yang selalu memberi pertolongan dan kemudahan penulis dalam mengerjakan skripsi. Maka dari itu, penulis ingin mengungkapkan rasa terima kasih yang sebesar–besarnya kepada pihak yang telah membantu penulis dalam proses penelitian ini, Penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd. selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
3. Ibu Dr.Firahmi Rizky, S.Kom., M.Kom selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si., M.Kom selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
5. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
6. Bapak Mulkan Azhari, S.Kom., M.Kom selaku Sekretaris Program Studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
7. Bapak Martiano, S.Pd., S.Kom., M.Kom selaku Dosen Pembimbing yang senantiasa telah membimbing dan mengarahkan penulis sehingga dapat menyelesaikan proposal ini dengan sebaik-baiknya.
8. Orang tua tercinta yang selalu memberikan doa yang tiada henti, kasih sayang yang tulus, serta dukungan moral maupun material yang sangat besar kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi ini dengan baik.

9. Teman-teman seperjuangan yang senantiasa memberikan semangat, bantuan, kerja sama, serta kebersamaan selama masa perkuliahan hingga proses penyusunan skripsi ini, baik dalam kondisi suka maupun duka.
10. Sahabat penulis, Reza Ananda Pandia, S.Kom, beserta Abang-Abangku Muhammad Ananda RM., S.Kom, Wahyu Singgih, S.Kom, Muhammad Rafli Akbar, S.Kom yang selalu memberikan dukungan, motivasi, serta bantuan dalam berbagai hal selama proses penyelesaian skripsi ini, sehingga penulis merasa lebih terbantu dan termotivasi untuk menyelesaikannya dengan baik.

Maka dari itu, saya akan sangat menghargai setiap masukan dan kritik untuk membangun diri saya agar lebih baik kedepannya. Akhir kata, saya memohon maaf sebesar-besarnya dan berharap tugas akhir ini dapat berguna dan memberikan manfaat, Terimakasih.

Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Medan, 24 Agustus 2026

Penulis



Ryan Gunawan

2209010219

ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI *CRYPTO* DI *PLAYSTORE* MENGGUNAKAN ALGORITMA *XGBOOST*

ABSTRAK

Perkembangan teknologi digital mendorong masyarakat untuk memanfaatkan aplikasi sebagai sarana memperoleh informasi dan edukasi mengenai cryptocurrency. Aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store memiliki berbagai ulasan pengguna yang dapat digunakan untuk mengetahui persepsi terhadap layanan aplikasi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto menggunakan algoritma XGBoost serta mengukur kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen. Data penelitian diperoleh melalui proses web scraping sebanyak 569 ulasan pengguna dari Google Play Store. Tahapan penelitian meliputi preprocessing teks, pelabelan data, ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), pembagian data latih dan data uji, serta klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 569 ulasan, terdapat 317 sentimen positif, 230 sentimen negatif, dan 22 sentimen netral. Evaluasi model menghasilkan nilai akurasi sebesar 72%, presisi sebesar 49%, recall sebesar 49%, dan F1-score sebesar 49%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma XGBoost dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna, meskipun kemampuan klasifikasi pada beberapa kategori, khususnya sentimen netral, masih perlu ditingkatkan. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi untuk memahami persepsi pengguna dan mendukung peningkatan kualitas layanan aplikasi Akademi Crypto.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Akademi Crypto, Google Play Store, TF-IDF, XGBoost.

SENTIMENT ANALYSIS OF ACADEMY CRYPTO REVIEWS ON THE GOOGLE PLAY STORE USING THE XGBOOST ALGORITHM

ABSTRACT

The development of digital technology encourages people to use applications as a means of obtaining information and education about cryptocurrency. The Akademi Crypto application on the Google Play Store contains various user reviews that can be used to understand users' perceptions of the application's services. This study aims to analyze the sentiment of user reviews of the Akademi Crypto application using the XGBoost algorithm and evaluate the model's performance in classifying sentiment. The research data were collected through web scraping, resulting in 569 user reviews from the Google Play Store. The research stages included text preprocessing, data labeling, feature extraction using the Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) method, splitting the data into training and testing sets, and classification using the XGBoost algorithm. The results showed that out of 569 reviews, 317 were classified as positive sentiment, 230 as negative sentiment, and 22 as neutral sentiment. Model evaluation yielded an accuracy of 72%, precision of 49%, recall of 49%, and an F1-score of 49%. These results indicate that the XGBoost algorithm can be used to classify the sentiment of user reviews, although its classification performance for certain categories, particularly neutral sentiment, still needs improvement. This study is expected to provide insights for evaluating user perceptions and supporting improvements in the quality of the Akademi Crypto application's services.

Keywords**:** *Sentiment Analysis, Akademi Crypto, Google Play Store, TF-IDF, XGBoost.*

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR ..... **i**
DAFTAR ISI ..... **iv**
DAFTAR TABEL ..... **vi**
DAFTAR GAMBAR ..... **vii**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang Masalah 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Batasan Masalah 4
1.4 Tujuan Penelitian 4
1.5 Manfaat Penelitian 5
BAB II LANDASAN TEORI **7**
2.1 Akademi Crypto 7
2.2 Analisis Sentimen 7
2.3 Algoritma XGBoost 7
2.4 Text Preprocessing 9
2.5 TF-IDF 10
2.6 Confusion Matrix 10
2.7 Google Collabs 10
2.8 Draw.io 11
2.9 UML (Unified Modelling Language) 11
2.9.1 Use Case Diagram 12
2.9.2 Activity Diagram 13
2.9.3 Class Diagram 13
2.10 Penelitian Terdahulu 14
BAB III ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM **17**
3.1 Tahapan Penelitian 17
3.2 Analisis Masalah 18
3.3 Analisa Data 19
3.3.1 Jenis dan Sumber Data 19
3.3.2 Pengumpulan Data 19
3.3.1 Data Analisis Sentimen 20
3.4 Flowchart Sistem 21
3.5 Fitur Ekstraksi dengan TF-IDF 24
3.6 Preprocessing Data 27
3.7 Contoh Perhitungan 28

3.7.1 Confusion Matrix 28
3.7.2 Classification Report 30
3.8 Perancangan Sistem 30
3.8.1 Use Case Diagram 31
3.8.2 Class Diagram 31
3.8.3 Activity Diagram 32
3.9 Perancangan User Interface 33
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM 35
4.1 Pengumpulan Data 35
4.1.1 Implementasi Pengambilan Data 35
4.1.2 Hasil Pengumpulan Data 36
4.2 Preprocessing Data 37
4.2.1 Tokenizing, Normalisasi, Stopword 39
4.2.2 Stemming 41
4.3 Pelabelan Data 42
4.4 Visualisasi Data 44
4.4.1 Visualisasi Distribusi Sentimen (Bar Chart) 44
4.4.2 Visualisasi Word Cloud 47
4.5 Ekstraksi Fitur (TF-IDF) 51
4.6 Pembagian Data 52
4.7 Implementasi Algoritma XGBoost 54
4.7.1 Evaluasi Model 54
4.7.2 Confusion Matrix & Classification Report 57
4.8 Implementasi Sistem 60
4.9 Pengujian Sistem (Testing) 66
4.9.1 Testing Blackbox 66
4.9.2 Hasil Pengujian 67
BAB V PENUTUP 68
5.1 Kesimpulan 68
5.2 Saran 69
DAFTAR PUSTAKA 70

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Simbol Use Case Diagram 12
Tabel 2.2 Simbol Activity Diagram 13
Tabel 2.3 Simbol Class Diagram..... 14
Tabel 2.4 Penelitian Terdahulu..... 15
Tabel 3.1 Data Sentimen 20
Tabel 3.2 Contoh Melakukan Processing..... 27
Tabel 3.3 Contoh Confusion Matrix..... 28
Tabel 4.1 Testing Blackbox..... 66

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Alur Penelitian 17
Gambar 3.2 Alur Pengambilan Data 20
Gambar 3.3 Flowchart Penerapan Algoritma 22
Gambar 3.4 Use Case Diagram 31
Gambar 3.5 Class Diagram 32
Gambar 3.6 Activity Diagram 32
Gambar 3.7 Perancangan Halaman Beranda 33
Gambar 3.8 Perancangan Halaman Tentang 34
Gambar 3.9 Perancangan Halaman Teknologi 35
Gambar 3.10 Perancangan Halaman Analisis Single Text 35
Gambar 3.11 Perancangan Halaman Analisis Upload File 36
Gambar 4.1 Antarmuka Halaman Beranda 61
Gambar 4.2 Antarmuka Menu Tentang 62
Gambar 4.3 Antarmuka Menu Teknologi 63
Gambar 4.4 Antarmuka Analisis Sentimen Single Text 64
Gambar 4.5 Antarmuka Analisis Sentimen Berbasis File 65

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi digital yang semakin maju pada era modern saat ini telah memberikan perubahan yang besar terhadap berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk pada bidang ekonomi dan keuangan. Transformasi digital tersebut mendorong lahirnya berbagai inovasi baru yang mengubah cara masyarakat dalam melakukan transaksi, investasi, hingga memperoleh informasi keuangan secara cepat dan mudah. Salah satu inovasi yang berkembang pesat akibat kemajuan teknologi adalah cryptocurrency, yang saat ini sering menjadi perhatian dan perbincangan di berbagai platform digital maupun media sosial (Prasetyo & Putra, 2024).

Beragamnya opini pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto dapat dilihat melalui ulasan yang diberikan pada Google Play Store. Ulasan tersebut mengandung berbagai bentuk sentimen berdasarkan pengalaman masing-masing pengguna, seperti sentimen positif, negatif, maupun netral. Akan tetapi, banyaknya jumlah ulasan yang tersedia menyebabkan proses pengolahan informasi secara manual menjadi kurang efektif karena data yang dihasilkan bersifat tidak terstruktur dan memiliki variasi teks yang sangat beragam. Kondisi tersebut menimbulkan kesulitan dalam memahami kecenderungan opini pengguna secara keseluruhan. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan analisis sentimen yang mampu mengolah data teks secara otomatis sehingga informasi penting yang terkandung dalam ulasan pengguna dapat dianalisis dan

dimanfaatkan secara lebih optimal dalam proses evaluasi layanan aplikasi (Yang et al., 2022).

Analisis sentimen merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan opini pada suatu ulasan atau penilaian, baik bersifat positif maupun negatif (Munandar et al., 2023). Metode ini termasuk ke dalam bidang Natural Language Processing (NLP), yaitu teknologi yang memungkinkan sistem komputer memahami dan memproses bahasa manusia melalui penerapan algoritma, matematika, serta linguistik komputasi (Chandradev et al., 2023). Dengan demikian, penerapan analisis sentimen berbasis NLP dinilai sesuai untuk menganalisis opini masyarakat terhadap perkembangan cryptocurrency yang terus menjadi perhatian publik secara luas dan dinamis.

Pendekatan yang dapat diterapkan dalam pengembangan analisis sentimen adalah penggunaan algoritma XGBoost. Pemilihan algoritma yang tepat menjadi faktor penting dalam proses klasifikasi sentimen karena berpengaruh terhadap kemampuan model dalam mengolah data teks dan menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Algoritma XGBoost dikenal sebagai metode ensemble learning berbasis boosting yang mampu meningkatkan performa klasifikasi melalui penggabungan beberapa decision tree secara bertahap. XGBoost merupakan algoritma pengembangan dari gradient boosting yang memiliki kemampuan dalam meningkatkan akurasi klasifikasi serta mengurangi kesalahan prediksi melalui proses pembelajaran secara iteratif (Widiarta et al., 2023).

Penelitian yang dilakukan oleh Wardana et al. (2024) menunjukkan bahwa algoritma XGBoost mampu memberikan hasil klasifikasi sentimen yang baik pada ulasan aplikasi MyPertamina. Selain itu, penelitian oleh Setiyono et al. (2024)

juga membuktikan bahwa XGBoost efektif digunakan dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Threads di Google Play Store. Penelitian lain yang dilakukan oleh Zain et al. (2025) menunjukkan bahwa penggunaan XGBoost pada analisis sentimen ulasan pengguna iPhone mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi. Namun, berdasarkan beberapa penelitian tersebut, belum ditemukan penelitian yang secara khusus membahas analisis sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store menggunakan algoritma XGBoost.

Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store dengan menggunakan algoritma XGBoost untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna ke dalam kategori positif, negatif, dan netral secara lebih efektif dan akurat. Dengan demikian, penelitian ini dituangkan dalam judul **"Analisis Sentimen Ulasan Akademi Crypto di Play Store Menggunakan Algoritma XGBoost".**

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan landasan diatas maka penulis dapat merumuskan berapa permasalahan yaitu:

1. Bagaimana merancang sistem analisis sentimen untuk mengolah dan mengelompokkan ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto pada Google Play Store ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral?
2. Bagaimana penerapan algoritma XGBoost dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto ke dalam kategori positif, negatif, dan netral?

3. Seberapa akurat algoritma XGBoost dalam melakukan analisis dan pengelompokan sentimen pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto berdasarkan data ulasan teks di Google Play Store?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Google Play Store.
2. Objek penelitian difokuskan pada ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto.
3. Analisis sentimen dilakukan dengan mengelompokkan ulasan ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral.
4. Data ulasan yang dianalisis dibatasi pada komentar berbahasa Indonesia.
5. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini berbasis website.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk merancang dan membangun sistem analisis sentimen yang mampu mengolah serta mengelompokkan ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto pada Google Play Store ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral.
2. Untuk menerapkan algoritma XGBoost dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto ke dalam kategori positif, negatif, dan netral.

3. Untuk mengukur tingkat akurasi algoritma XGBoost dalam menganalisis dan mengelompokkan sentimen pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto berdasarkan data teks ulasan di Google Play Store.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini pada akhirnya diharapkan dapat memberikan manfaat, diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Untuk meningkatkan dan mempratekan secara langsung ilmu-ilmu yang telah didapatkan diperkuliahan,
2. Dapat memberikan pemahaman tentang proses analisis sentimen dengan menggunakan metode XGBoost,
3. Memenuhi salah satu syarat kelulusan mahasiswa Sistem Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara,
4. Memberikan gambaran sentimen pengguna terhadap aplikasi akademi crypto berdasarkan hasil analisis sentimen,
5. Menjadi bahan evaluasi terhadap layanan aplikasi akademi crypto melalui pengelompokan sentimen positif, negatif, dan netral,
6. Membuktikan kinerja algoritma XGBoost dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna berdasarkan data teks ulasan,
7. Menjadi referensi penelitian selanjutnya dalam pengembangan analisis sentimen pada layanan berbasis digital.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Akademi Crypto

Akademi Crypto merupakan aplikasi berbasis digital yang menyediakan layanan edukasi terkait cryptocurrency, blockchain, dan investasi aset digital. Aplikasi ini dirancang untuk membantu pengguna memahami konsep aset kripto melalui berbagai materi pembelajaran, video edukasi, serta informasi mengenai perkembangan dunia cryptocurrency. Kehadiran aplikasi edukasi cryptocurrency menjadi salah satu bentuk pemanfaatan teknologi digital dalam meningkatkan literasi keuangan masyarakat terhadap aset digital dan teknologi blockchain yang terus berkembang di era digital saat ini (Soumi et al., 2025).

2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi opini, sikap, dan emosi seseorang terhadap suatu topik, produk, layanan, atau isu tertentu. Seiring berkembangnya teknologi dan media sosial, masyarakat semakin mudah menyampaikan pendapat serta pengalaman mereka melalui berbagai platform digital. Oleh karena itu, analisis sentimen menjadi penting untuk memahami kecenderungan opini publik berdasarkan data yang diperoleh dari media sosial maupun ulasan daring (Maulana et al., 2023).

2.3 Algoritma XGBoost

XGBoost merupakan algoritma berbasis pohon yang berada dalam kelompok algoritma yang sama seperti decision tree dan random forest. Algoritma ini menggunakan konsep ensemble untuk mengubah kumpulan model

pembelajaran lemah berupa pohon keputusan menjadi model yang lebih kuat sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Widiarta et al., 2023). XGBoost bekerja dengan pendekatan boosting, yaitu menambahkan model baru secara bertahap guna memperbaiki kesalahan dari model sebelumnya. Proses tersebut dilakukan terus-menerus hingga tidak terdapat peningkatan performa yang signifikan. Selain itu, XGBoost juga menerapkan teknik tree ensemble models dengan menggabungkan beberapa pohon keputusan menjadi satu model untuk meningkatkan performa prediksi secara keseluruhan (Iskandar et al., 2022).

$$h_0(x) = mean(Y) \tag{2.1}$$

$$\hat{Y} = Y - h_0(x) \tag{2.2}$$

Persamaan 2.1 dan 2.2 digunakan untuk menghasilkan prediksi awal serta menghitung kesalahan residual dari model pertama. Model awal dibangun menggunakan Persamaan 2.1, sedangkan model selanjutnya dikembangkan berdasarkan Persamaan 2.2. Pada proses ini, Y menyatakan nilai kesalahan residual dari model awal dan $h\,o(x)$ menunjukkan hasil prediksi awal yang dihasilkan oleh model pertama. Selanjutnya, model berikutnya dibentuk dengan memanfaatkan kesalahan residual dari model sebelumnya agar prediksi yang dihasilkan menjadi lebih akurat. Proses tersebut dilakukan secara berulang hingga jumlah n_estimator yang ditentukan tercapai dan seluruh model ensemble terbentuk dengan optimal.

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^{n} l\,(y_i y_l^{\widehat{(t-1)}} + f_t(x_i) + \Omega\,(f_t) \tag{2.3}$$

XGBoost bekerja dengan membangun beberapa decision tree, di mana setiap pohon keputusan saling bergantung pada model sebelumnya. Pada tahap awal, hasil prediksi dari model pertama masih memiliki performa yang rendah,

namun akurasi prediksi akan meningkat seiring bertambahnya jumlah model dan pembaruan bobot yang dilakukan secara bertahap. Untuk meminimalkan fungsi objektif, hasil prediksi dari setiap model dijumlahkan dan dihitung menggunakan Persamaan 2.3 (Kurniawanda & Tobing, 2022). Dalam persamaan tersebut, n menunjukkan jumlah model yang digunakan, sedangkan l merupakan fungsi untuk mengukur selisih antara nilai target yi dan hasil prediksi $y\hat{i}$. Selain itu, model baru dinyatakan sebagai $ft(xi)$, sementara Ω digunakan sebagai regulasi untuk mengurangi risiko overfitting dalam model.

2.4 Text Preprocessing

Pra-pemrosesan teks merupakan tahapan awal dalam proses text mining yang memiliki peran penting dalam meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Tahap ini dilakukan untuk membersihkan, menyusun, dan mengubah data teks mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur sehingga dapat diproses oleh sistem dengan lebih optimal (Sari Prabandari & Suhardianto, 2024).

Dalam prosesnya, pra-pemrosesan teks mencakup beberapa tahapan seperti menghapus karakter yang tidak diperlukan, menyaring kata-kata yang tidak memiliki makna penting, serta menyesuaikan format teks agar data menjadi lebih konsisten. Dengan adanya proses ini, data yang awalnya tidak teratur dapat diubah menjadi dataset yang lebih relevan dan siap digunakan pada tahap analisis maupun klasifikasi sentimen. Selain itu, proses pra-pemrosesan juga membantu mengurangi noise pada data sehingga hasil analisis yang diperoleh dapat menjadi lebih akurat dan efektif (Prasetyo et al., 2023).

2.5 TF-IDF

TF-IDF merupakan salah satu metode yang umum digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata dalam suatu dokumen. Metode ini bekerja dengan mengukur tingkat kepentingan sebuah kata berdasarkan hubungan kata tersebut terhadap dokumen, sehingga setiap kata akan memiliki nilai bobot tertentu sesuai tingkat relevansinya. Selanjutnya, kata-kata tersebut direpresentasikan ke dalam bentuk ruang vektor berdimensi sebagai representasi numerik dari data teks (Prayitno et al., 2021).

2.6 Confusion Matrix

Teknik ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja metode klasifikasi dalam memprediksi kelas data dengan cara membandingkan hasil prediksi model terhadap kelas aktualnya. Proses evaluasi tersebut melibatkan beberapa metrik utama, yaitu akurasi, presisi, dan recall, yang digunakan untuk mengukur tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi data secara tepat (Habibi et al., 2023). Adapun rumus untuk akurasi, precision, dan recall masing-masing disajikan sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{2.4}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.5}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.6}$$

2.7 Google Collabs

Google Colab merupakan platform berbasis cloud yang dikembangkan oleh Google untuk menjalankan program Python melalui lingkungan Jupyter Notebook secara daring. Google Colab banyak digunakan dalam bidang machine

learning, data mining, dan deep learning karena menyediakan akses gratis terhadap GPU dan TPU yang mendukung proses komputasi data dalam skala besar. Selain itu, platform ini memudahkan pengguna dalam melakukan pengolahan data, pelatihan model, serta visualisasi hasil analisis tanpa perlu melakukan instalasi perangkat lunak secara lokal (Gujjar & Kumar, 2021).

2.8 Draw.io

Draw.io merupakan aplikasi berbasis web yang digunakan untuk membuat berbagai jenis diagram, seperti flowchart, UML, mind mapping, dan diagram sistem. Aplikasi ini banyak dimanfaatkan dalam proses perancangan sistem karena menyediakan fitur visualisasi yang memudahkan pengguna dalam menggambarkan alur, struktur, serta hubungan antar komponen secara lebih jelas dan terstruktur. Selain itu, Draw.io mendukung proses desain sistem secara online sehingga mempermudah pengguna dalam membuat serta mengelola diagram secara efisien (Marthiawati et al., 2023).

2.9 UML (Unified Modelling Language)

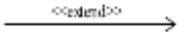
Unified Modeling Language atau Unified Modeling Language (UML) merupakan bahasa pemodelan visual yang digunakan untuk merancang, menggambarkan, dan mendokumentasikan sistem perangkat lunak. UML digunakan untuk memvisualisasikan struktur maupun alur kerja sistem melalui berbagai diagram, seperti use case diagram, activity diagram, dan class diagram, sehingga memudahkan pengembang dalam memahami kebutuhan serta proses sistem yang akan dibangun. Dengan adanya UML, proses perancangan sistem dapat dilakukan secara lebih terstruktur dan sistematis (Pratama et al., 2022).

Unified Modeling Language (UML) ada beberapa tahapan yang akan dilakukan, yaitu sebagai berikut :

2.9.1 Use Case Diagram

Use case diagram merupakan salah satu diagram dalam UML yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara aktor dengan sistem berdasarkan fungsi atau layanan yang tersedia. Diagram ini membantu dalam memahami kebutuhan pengguna terhadap sistem serta menunjukkan interaksi yang dapat dilakukan oleh pengguna pada sistem yang dirancang (Pratama et al., 2022).

Tabel 2.1 Simbol *Use Case* Diagram

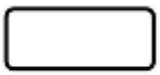
Simbol	Nama	Keterangan
	*Actor*	Menspesifikasikan himpunan peran yang pengguna mainkan ketika berinteraksi dengan *use case*.
	Depedency	Hubungan dimana perubahan yang terjadi pada suatu elemen mandiri (independent) akan mempengaruhi elemen yang bergantung padanya elemen yang tidak mandiri (independent)
	Generalization	Hubungan dimana objek anak (descendent) berbagi perilaku dan struktur data dari objek yang ada di atasnya objek induk (ancestor).
	*Include*	Menspesifikasikan bahwa use case sumber secara eksplisit.
	*Extend*	Menspesifikasikan bahwa use case target memperluas perilaku dari use case sumber pada suatu titik yang diberikan.
	Association	Apa yang mnghubungkan antara objek satu dengan objek lainnya
	*System*	Menspesifikan paket yang menampilkan sistem secara terbatas
	*Use Case*	Deskripsi dari urutan aksi-aksi yang ditampilkan sistem yang menghasilkan suatu hasil yang terukur bagi suatu actor.

	*Collaboration*	Interaksi aturan-aturan dan elemen lain yang bekerja sama untuk menyediakan prilaku yang lebih besar dari jumlah dan elemen elemennya (sinergi).

2.9.2 Activity Diagram

Activity diagram merupakan diagram UML yang digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas atau proses kerja dalam suatu sistem. Diagram ini menunjukkan urutan aktivitas mulai dari proses awal hingga akhir sehingga memudahkan dalam memahami aliran proses yang terjadi pada sistem secara terstruktur (Saputri et al., 2023).

Tabel 2.2 Simbol *Activity* Diagram

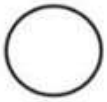
Simbol	Nama	Keterangan
	*Start Point*	Diletakkan pada pojok kiri atas dan merupakan awal aktivitas.
	*End Point*	Akhir aktivitas.
	*Activities*	Menggambarkan suatu proses atau kegiatan bisnis.
	*Fork* (Percabangan)	Digunakan untuk menunjukan kegiatan yang dilakukan secara paralel untuk menggabungkan dua kegiatan paralel menjadi satu.
	*Join* (Penggabungan)	Digunakan untuk menunjukan adanya dekomposisi.
	*Decision Point*	Menggambarkan pilihan untuk pengambilan keputusan, *true atau false*.
	*Swimlane*	pembagian *activity* diagram untuk melnunjukan siapa mellakukan apa.

2.9.3 Class Diagram

Class diagram merupakan diagram UML yang digunakan untuk menggambarkan struktur kelas dalam suatu sistem beserta atribut, metode, dan

hubungan antar kelas. Diagram ini berfungsi untuk memodelkan struktur data dan rancangan sistem secara lebih detail sehingga memudahkan proses pengembangan perangkat lunak (Rahman et al., 2021).

Tabel 2.3 Simbol Class Diagram

Simbol	Nama	Keterangan
	Kelas	Kelas pada struktur sistem.
	Antar muka (*interface*)	Sama dengan konsep interfacel dalam pemrograman berorielntasi objek.
	Asosiasi (*association*)	Relasi antar kelas dengan makna umum, asosiasi biasanya juga disertai dengan *multiplicity*.
	Asosiasi Berarah (*directed associatin)*	Relasi antar kelas dedngan makna kelas yang satu digunakan oleh kelas lain, asosiasi biasanya juga disertai dengan *multiplicity*.
	Generalisasi	Relasi antar kelas dengan makna generalisasi spesialisasi (umum khusus).
	Kebergantungan (*depedency*)	Relasi antar kelas dengan makna kebergantungan antar kelas.
	Agregasi (*aggregation*)	Relasi antar kelas dengan makna semua-bagian (*whole-part*).

2.10 Penelitian Terdahulu

Untuk memperkuat landasan penelitian serta mengetahui kebaruan dari penelitian ini, peneliti melakukan kajian terhadap beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan analisis sentimen, khususnya pada ulasan aplikasi di platform digital. Kajian ini juga bertujuan untuk melihat penerapan metode XGBoost dalam berbagai penelitian sebelumnya sebagai acuan dalam penelitian yang dilakukan pada ulasan aplikasi Akademi Crypto. Beberapa penelitian yang relevan dapat dilihat pada Tabel 2.4.

Tabel 2.4 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Judul	Hasil Penelitian	Perbedaan
1	Bayu Nur Setiyono et al. (2024)	Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Threads di Google Play Menggunakan Algoritma XGBoost Dengan Penguatan SMOTE	Penelitian menunjukkan bahwa algoritma XGBoost dengan metode SMOTE mampu meningkatkan performa klasifikasi sentimen pada ulasan aplikasi Threads di Google Play Store.	Penelitian yang akan dilakukan menggunakan objek aplikasi Akademi Crypto dan tidak menerapkan metode SMOTE.
2	Dzaky Ahmadin Berkah Wardana et al. (2024)	Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina Pada Google Play Store Menggunakan Metode XGBoost dan Word2Vec Embedding	Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi Word2Vec dan XGBoost mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi MyPertamina dengan baik.	Penelitian ini menggunakan pembobotan TF-IDF pada ulasan aplikasi Akademi Crypto, sedangkan penelitian terdahulu menggunakan Word2Vec Embedding.
3	Affa Fahmi Zain et al. (2025)	Analisis Sentimen Ulasan Pengguna iPhone dengan Pendekatan Hibrida RoBERTa dan XGBoost	Penelitian memperoleh akurasi tinggi dengan menggabungkan metode RoBERTa dan XGBoost dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna iPhone.	Penelitian yang dilakukan hanya menggunakan algoritma XGBoost tanpa pendekatan hybrid RoBERTa dan menggunakan data ulasan aplikasi Akademi Crypto.
4	Aqila Salsabila et al. (2022)	Implementasi Algoritma Support Vector Machine Untuk	Penelitian berhasil melakukan klasifikasi sentimen ulasan aplikasi OLX	Perbedaannya terletak pada algoritma yang digunakan, yaitu penelitian ini

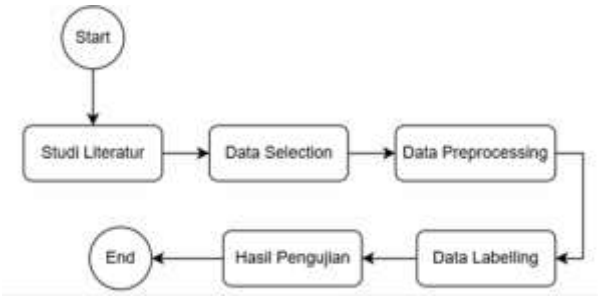
		Analisis Sentimen Aplikasi OLX di Playstore	menggunakan algoritma SVM dengan tahapan preprocessing dan TF-IDF.	menggunakan XGBoost sedangkan penelitian terdahulu menggunakan SVM.
5	Gilbert et al. (2023)	Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes	Penelitian menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi MyPertamina berdasarkan data Google Play Store.	Penelitian yang dilakukan menggunakan algoritma XGBoost dengan objek aplikasi Akademi Crypto, sedangkan penelitian terdahulu menggunakan algoritma Naïve Bayes.

BAB III

ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif dengan tujuan untuk menganalisis serta mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto berdasarkan ulasan yang terdapat pada Google Play Store. Analisis sentimen dilakukan untuk mengetahui kecenderungan ulasan pengguna yang bersifat positif dan negatif menggunakan algoritma XGBoost. Pendekatan kuantitatif deskriptif merupakan metode penelitian yang memanfaatkan data numerik untuk menjelaskan hasil pengamatan serta proses klasifikasi terhadap fenomena yang diteliti secara objektif dan terukur. Gambar 3.1 menunjukkan alur penelitian.



Gambar 3.1 Alur Penelitian

Pada tahap tersebut peneliti melakukan alur penelitian yang akan menjelaskan beberapa proses meliputi:

1. Studi Literatur

   Tahap ini dilakukan dengan mempelajari berbagai referensi, jurnal, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan analisis sentimen, text mining, dan algoritma XGBoost.

2. Data Selection

   Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dan pemilihan data ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto dari Google Play Store yang akan digunakan dalam penelitian.

3. Data Preprocessing

   Tahap preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar lebih terstruktur sebelum dilakukan proses analisis sentimen.

4. Data Labelling

   Data ulasan yang telah diproses kemudian diberikan label sentimen positif dan negatif untuk kebutuhan klasifikasi.

5. Hasil Pengujian

   Tahap ini dilakukan untuk menguji performa algoritma XGBoost dalam mengklasifikasikan sentimen serta melihat hasil akurasi dari model yang digunakan.

3.2 Analisis Masalah

Akademi Crypto merupakan aplikasi berbasis mobile yang menyediakan layanan edukasi mengenai cryptocurrency dan telah menerima berbagai ulasan dari pengguna melalui Google Play Store. Ulasan tersebut mengandung opini, kritik, dan saran yang mencerminkan tingkat kepuasan pengguna terhadap kualitas layanan, fitur, serta performa aplikasi. Namun, jumlah ulasan yang terus meningkat menyebabkan proses identifikasi sentimen secara manual menjadi kurang efektif, memerlukan waktu yang lama, dan berpotensi menimbulkan subjektivitas dalam penilaian. Selain itu, data ulasan berbentuk teks tidak

terstruktur sehingga memerlukan proses pengolahan data untuk memperoleh informasi yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan.

Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan suatu sistem analisis sentimen yang mampu mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen positif dan negatif secara otomatis. Pada penelitian ini, metode klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma XGBoost karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengolah data klasifikasi serta mampu menghasilkan performa yang optimal dalam analisis sentimen berbasis teks. Hasil analisis diharapkan dapat memberikan informasi mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto sehingga dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi dan pengembangan kualitas layanan aplikasi di masa mendatang.

3.3 Analisa Data

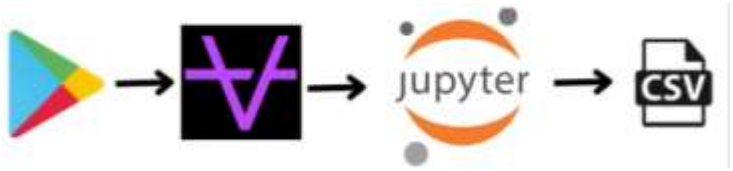
3.3.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto yang tersedia di Google Play Store. Data tersebut berupa komentar teks yang bersifat kuantitatif berbasis teks. Selanjutnya, data diolah dan dianalisis menggunakan metode klasifikasi sentimen dengan algoritma XGBoost untuk menghasilkan gambaran persepsi dan kecenderungan sentimen pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto.

3.3.2 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan menggunakan Jupyter dengan metode web scraping yang dilakukan secara otomatis menggunakan library Python google-play-scraper untuk mengambil 350 ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto di

Google Play Store. Data yang diperoleh selanjutnya disimpan dalam bentuk file CSV untuk digunakan pada tahap analisis sentimen menggunakan algoritma XGBoost.



Gambar 3.2 Alur Pengambilan Data

3.3.1 Data Analisis Sentimen

Data berikut merupakan kumpulan ulasan pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto yang diperoleh dari pengguna aplikasi. Data tersebut terdiri atas beberapa atribut, yaitu nama pengguna, skor atau rating, waktu ulasan, dan isi ulasan, yang selanjutnya dapat digunakan sebagai data penelitian untuk mengetahui sentimen serta pola tanggapan pengguna terhadap aplikasi.

Tabel 3.1 Data Sentimen

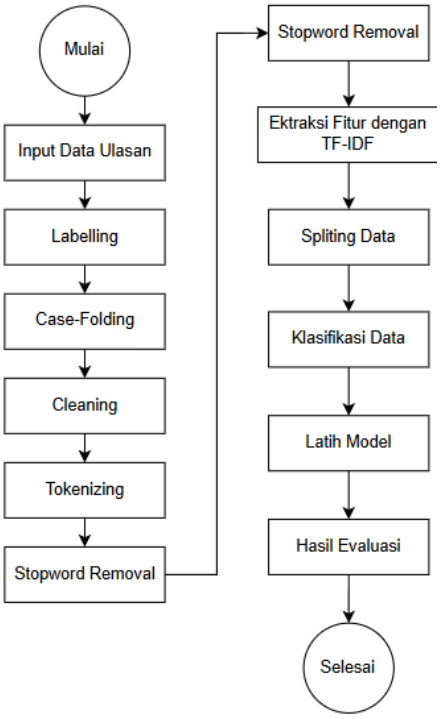
No	Username	Score	at	Ulasan
1	Meong technology	5	2026-05-25	dulu sy sngt miskin krna blajar di AC skrng sy yg bntu orng yg kurang mampu thanks bos tim DLL
2	Ahmad Kamila	5	2026-05-18	kena ini gw bnyk duit thanks bos tim
3	Dedy Febriyan	1	2026-04-23	ini crypto penipun □
4	david bonavid	1	2026-04-19	aplikasi sampah.kumpulan video2 lama yang gak update.lebih cepat dapat info dari X daripada aplikasi ini.yang belum Join please jangan Joinn daripada uanglu ilang puluhan juta.

5	Andre Istiawan	1	2026-03-29	Tidak sesuai omongan diawal, tidak ada outlook tiap hari, komunitas tidak aktif, bayar 16 JT cuman dapat modul yg harus dipahami sendiri tanpa panduan, tanpa diskusi. Saat Bear market janjinya bakal aktif trade harian, nyatanya zonk. Burukkk, isinya cuman berita" sampah yg banyak di X ataupun medsos lain.
6	Octa Raihantama	5	2026-03-27	bagus
7	Keriz Sailor	1	2026-02-23	ga bisa sign in/ daftar, krn ga ada tombolnya. mo daftarnya gimana cook?
8	AM Firman	1	2026-01-29	sampah
9	Rizki Bagaskara	1	2026-01-27	penipu
10	marco xoxo	1	2026-01-22	APLIKASI SAMPAH , ANDA DI TIPU MENTAH2 , AWAS UANG KALIAN RAIB LEBIH DALAM , BAGI YG SDH JOIN HATI2, BAGI YG BELUM JOIN SEBAIKNYA JANGAN , INI SDH SCAM
..	…	…	…	…
500	Prayogo restu Wisanggeni	5	2025-01-01	Gimana cara login nya ?

3.4 Flowchart Sistem

Flowchart ini menggambarkan alur penerapan algoritma XGBoost dalam proses analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto. Tahapan dalam flowchart disusun secara sistematis mulai dari pengolahan data hingga evaluasi model untuk menghasilkan hasil klasifikasi yang akurat. Setiap

proses saling terhubung untuk memastikan data dapat diolah dengan baik sehingga model mampu mengenali pola sentimen dengan optimal.



Gambar 3.3 Alur Sistem

Pada tahap tersebut, terdapat alur penelitian yang menggambarkan proses yang dilakukan secara sistematis dalam penerapan metode yang yaitu:

1. Mulai : Proses penelitian diawali dengan menyiapkan lingkungan kerja menggunakan Jupyter Notebook melalui command prompt untuk menjalankan proses analisis sentimen.
2. Input Data Ulasan : Data ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto dari Google Play Store dimasukkan ke dalam direktori penelitian untuk digunakan pada tahap pengolahan data.
3. Labelling Data : Data ulasan yang telah dikumpulkan kemudian diberikan label sentimen positif dan negatif sebagai acuan dalam proses klasifikasi.

4. Case Folding : Tahap ini dilakukan dengan mengubah seluruh huruf pada data teks menjadi huruf kecil agar format data lebih konsisten.
5. Cleaning : Proses cleaning dilakukan untuk membersihkan data dari simbol, angka, tanda baca, URL, dan karakter yang tidak diperlukan dalam analisis sentimen.
6. Tokenizing : Pada tahap ini kalimat ulasan dipecah menjadi beberapa kata atau token untuk memudahkan proses pengolahan teks.
7. Stopword Removal : Tahap ini dilakukan untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh besar terhadap proses klasifikasi sentimen.
8. Stemming : Proses stemming dilakukan untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar sehingga data teks menjadi lebih terstruktur.
9. Ekstraksi Fitur TF-IDF : Data hasil preprocessing kemudian diubah menjadi bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF agar dapat diproses oleh algoritma XGBoost.
10. Splitting Data : Data dibagi menjadi data training dan data testing untuk proses pelatihan serta pengujian model klasifikasi.
11. Klasifikasi Data : Tahap klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma XGBoost untuk menentukan kategori sentimen positif atau negatif pada ulasan pengguna.
12. Pelatihan Model : Model XGBoost dilatih menggunakan data training agar mampu mengenali pola sentimen pada data ulasan.

13. Hasil Evaluasi : Tahap evaluasi dilakukan untuk mengetahui performa model menggunakan confusion matrix, classification report, serta visualisasi hasil analisis sentimen.
14. Selesai : Proses analisis sentimen selesai dilakukan dan menghasilkan informasi mengenai kecenderungan sentimen pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto.

3.5 Fitur Ekstraksi dengan TF-IDF

Tahap ekstraksi fitur menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dilakukan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik berdasarkan tingkat kemunculan kata dalam suatu dokumen. Metode ini bekerja dengan memberikan bobot yang lebih besar pada kata yang jarang muncul namun memiliki nilai informasi yang tinggi, serta menurunkan bobot kata yang sering muncul di berbagai dokumen. Dengan demikian, TF-IDF mampu merepresentasikan fitur teks secara lebih relevan untuk mendukung proses klasifikasi (Zhafira dkk., 2021).



Gambar 3. 4 Tahapan Ekstraksi Fitur Menggunakan Metode TF-IDF

Pada tahap tersebut, proses ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Data Hasil Preprocessing

   Tahap ini menggunakan data ulasan yang telah melalui proses case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, dan stemming, sehingga data telah bersih dan siap untuk dilakukan ekstraksi fitur.

2. Menghitung Term Frequency (TF)

Pada tahap ini dihitung jumlah kemunculan setiap kata pada masing-masing dokumen. Nilai TF digunakan untuk mengetahui seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah ulasan.

Menghitung Inverse Document Frequency (IDF)

Tahap ini menghitung tingkat kepentingan setiap kata berdasarkan jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut. Kata yang muncul pada sedikit dokumen akan memiliki nilai IDF yang lebih tinggi dibandingkan kata yang sering muncul pada banyak dokumen.

3. Menghitung Bobot TF-IDF

Nilai TF dan IDF kemudian dikalikan untuk menghasilkan bobot TF-IDF pada setiap kata. Bobot ini menunjukkan tingkat kepentingan suatu kata dalam merepresentasikan isi dokumen.

4. Membentuk Matriks TF-IDF

Bobot TF-IDF dari seluruh kata disusun ke dalam bentuk matriks atau vektor numerik yang merepresentasikan setiap dokumen sebagai kumpulan nilai fitur.

5. Menjadi Input Algoritma XGBoost

Matriks TF-IDF yang telah terbentuk digunakan sebagai data masukan (input) bagi algoritma XGBoost untuk melakukan proses klasifikasi sentimen sehingga sistem dapat menentukan kategori sentimen berdasarkan hasil pembelajaran model.

3.6 Preprocessing Data

Processing data merupakan tahapan yang dilakukan untuk mempersiapkan data ulasan agar memiliki format yang lebih terstruktur sebelum digunakan pada proses ekstraksi fitur dan klasifikasi sentimen. Data hasil scraping dari Google Play Store masih mengandung berbagai karakter yang tidak diperlukan, seperti huruf kapital, tanda baca, angka, simbol, serta kata-kata yang tidak memiliki makna penting dalam proses analisis. Oleh karena itu, dilakukan beberapa tahapan preprocessing data yang terdiri dari *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sehingga proses klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost dapat menghasilkan performa yang lebih optimal.

Tabel 3.2 Contoh Melakukan Processing

Ulasan	Preprocessing	Hasil
aplikasi nya sangat bagus,modulnya lengkap dan ada juga berita-berita terbaru pokoknya mantap.	Case Folding	aplikasi nya sangat bagus,modulnya lengkap dan ada juga berita-berita terbaru pokoknya mantap.
	Cleaning	aplikasi nya sangat bagus modulnya lengkap dan ada juga berita berita terbaru pokoknya mantap
	Tokenizing	['aplikasi', 'nya', 'sangat', 'bagus', 'modulnya', 'lengkap', 'dan', 'ada', 'juga',

		'berita', 'berita', 'terbaru', 'pokoknya', 'mantap']
	Stopword Removal	['aplikasi', 'bagus', 'modulnya', 'lengkap', 'berita', 'berita', 'terbaru', 'pokoknya', 'mantap']
	Stemming	['aplikasi', 'bagus', 'modul', 'lengkap', 'berita', 'berita', 'baru', 'pokok', 'mantap']

3.7 Contoh Perhitungan

Pada tahap ini diberikan contoh perhitungan data manual dengan menggunakan Algoritma XGBoost.

3.7.1 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi terhadap label sebenarnya.

Tabel 3.3 Contoh Confusion Matrix

Kelas	TP	FP	FN	TN
Negatif	3	8	12	77
Netral	0	0	2	98
Positif	75	14	8	3

Berdasarkan table diatas, terdapat klasifikasi dan perhitungan setiap kelas, yaitu:

1. Kelas Negatif
    a) TP (Negatif): 3 (positif diprediksi negatif dan asli negatif)
    b) FP (Negatif): Netral yang diprediksi negatif: 0, Positif yang diprediksi negatif: 8. Total FP = 0 + 8 = 8
    c) FN (Negatif): Negatif yang diprediksi netral: 0, Negatif yang diprediksi positif: 12. Total FN = 0 + 12 = 12
    d) TN (Negatif): Semua selain baris/kolom negatif: TN = Netral yang diprediksi netral + Netral yang diprediksi positif + Positif yang diprediksi netral + Positif yang diprediksi positif. TN = 0 + 2 + 0 + 75 = 77
2. Kelas Netral
    a) TP (Netral): 0 (Benar diprediksi netral dan memang netral)
    b) FP (Netral): Negatif yang diprediksi netral: 0, Positif yang diprediksi netral: 0. Total FP = 0 + 0 = 0
    c) FN (Netral): Netral yang diprediksi negatif: 0, Netral yang diprediksi positif: 2. Total FN = 0 + 2 = 2
    d) TN (Netral): Semua selain baris/kolom netral: TN = Negatif negatif + Negatif-positif + Positif-negatif + Positif-positif. TN = 3 + 12 + 8 + 75 = 98
3. Kelas Positif
    a) TP (Positif): 75 (Benar diprediksi positif dan memang positif)
    b) FP (Positif): Negatif yang diprediksi positif: 12, Netral yang diprediksi positif: 2. Total FP = 12 + 2 = 14

c) FN (Positif): Positif yang diprediksi negatif: 8, Positif yang diprediksi netral: 0. Total FN = 8 + 0 = 8

d) TN (Positif): Semua selain baris/kolom positif: TN = Negatif negatif + Negatif-netral + Netral-negatif + Netral-netral TN = 3 + 0 + 0 + 0 = 3

3.7.2 Classification Report

Setelah muncul evaluasi Confusion Matrix, selanjutnya akan muncul hasil Classification Report dari kedua model. Berikut tampilan Classification Report dari Random Forest dan XGBoost:

```
Classification Report - XGBoost:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       0.27      0.20      0.23        15
      netral       0.00      0.00      0.00         2
     positif       0.84      0.90      0.87        83

    accuracy                           0.78       100
   macro avg       0.37      0.37      0.37       100
weighted avg       0.74      0.78      0.76       100

Akurasi: 0.7800
```

Gambar 3.5 Contoh Perhitungan Classification Report

Berdasarkan gambar diatas, diperoleh hasil akurasi dari model XGBoost sebesar 0,7800 atau sebesar 78%. Adapun perhitungan manual dari tiap-tiap Classification Report XGBoost dapat menggunakan Confusion Matrix XGBoost. Berikut perhitungan manualnya:

$$Accuracy : \frac{Jumlah\ prediksi\ benar}{Total\ Keseluruhan\ data} = \frac{3+0+75}{3+0+12+0+0+2+8+0+75} = \frac{78}{100} = 78\%$$

3.8 Perancangan Sistem

Perancangan sistem pada penelitian ini dilakukan menggunakan Unified Modeling Language (UML) untuk memodelkan alur kerja sistem analisis

sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto di Play Store menggunakan algoritma XGBoost.

3.8.1 Use Case Diagram

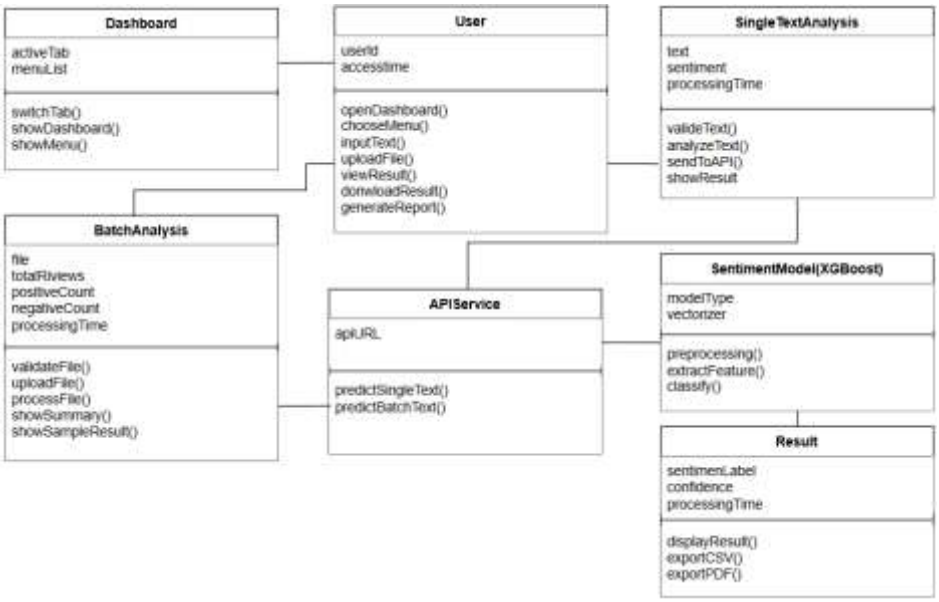
Dalam penulisan skripsi ini penulis menggunakan metode UML yang dalam metode itu penulis menerapkan use case. Maka digambarlah suatu bentuk diagram use case yang dapat dilihat pada gambar 3.5 berikut:



Gambar 3.6 Use Case Diagram

3.8.2 Class Diagram

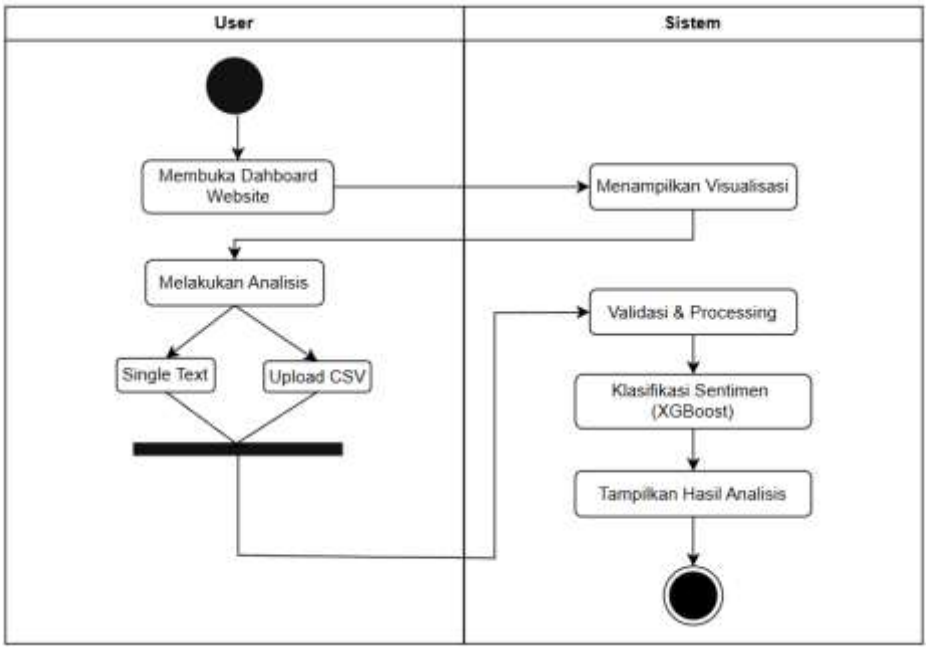
Class Diagram digunakan untuk menggambarkan struktur kelas dan hubungan antar kelas dalam sistem analisis sentimen. digambarlah suatu bentuk diagram class yang dapat dilihat pada gambar 3.7 berikut:



Gambar 3.7 Class Diagram

3.8.3 Activity Diagram

Activity Diagram digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas sistem secara berurutan, mulai dari proses awal hingga menghasilkan output. Maka digambarlah suatu bentuk diagram activity yang dapat dilihat pada gambar 3.6 berikut:



Gambar 3.8 Activity Diagram

3.9 Perancangan User Interface

Perancangan user interface bertujuan untuk menghasilkan desain antarmuka yang akan digunakan sebagai tampilan pada sistem perangkat lunak yang dikembangkan. Desain user interface dalam penelitian ini difokuskan untuk mendukung proses analisis sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto di Play Store menggunakan algoritma XGBoost, sehingga pengguna dapat dengan mudah melakukan pengolahan data, menjalankan proses analisis, serta memahami hasil klasifikasi sentimen yang dihasilkan oleh sistem.

1. Perancangan Halaman Beranda

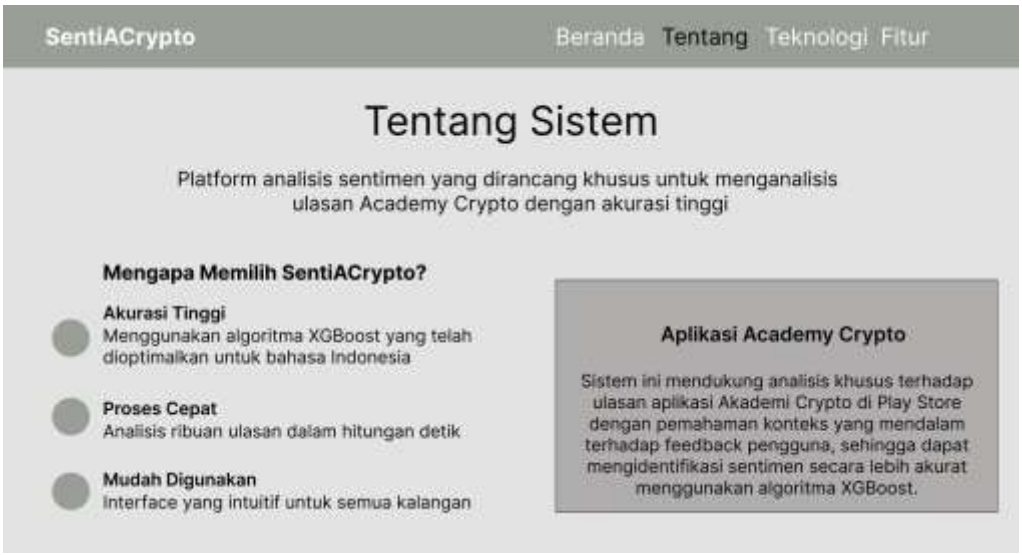
   Menu Beranda merupakan halaman utama yang pertama kali ditampilkan kepada pengguna saat mengakses website. Halaman ini berfungsi sebagai pengenalan awal terhadap sistem, yang berisi gambaran umum mengenai tujuan dan fungsi website analisis sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto di Play Store menggunakan algoritma XGBoost.



Gambar 3.9 Perancangan Halaman Beranda

2. Perancangan Halaman Menu Tentang

Menu Tentang berisi informasi mengenai sistem yang dikembangkan, termasuk latar belakang singkat, tujuan sistem, serta manfaat penggunaan sistem dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto di Play Store menggunakan algoritma XGBoost.



Gambar 3.10 Perancangan Halaman Tentang

3. Perancangan Halaman Mennu Teknlogi

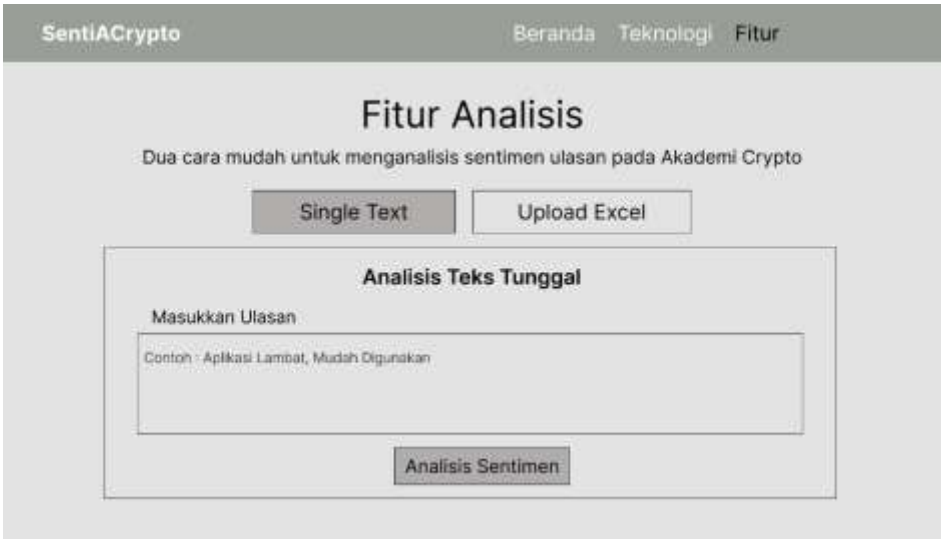
Menu Teknologi menyajikan penjelasan mengenai teknologi dan metode yang digunakan dalam sistem, seperti proses pengumpulan data, tahapan pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, serta penerapan algoritma XGBoost dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto di Play Store.



Gambar 3.11 Perancangan Halaman Teknologi

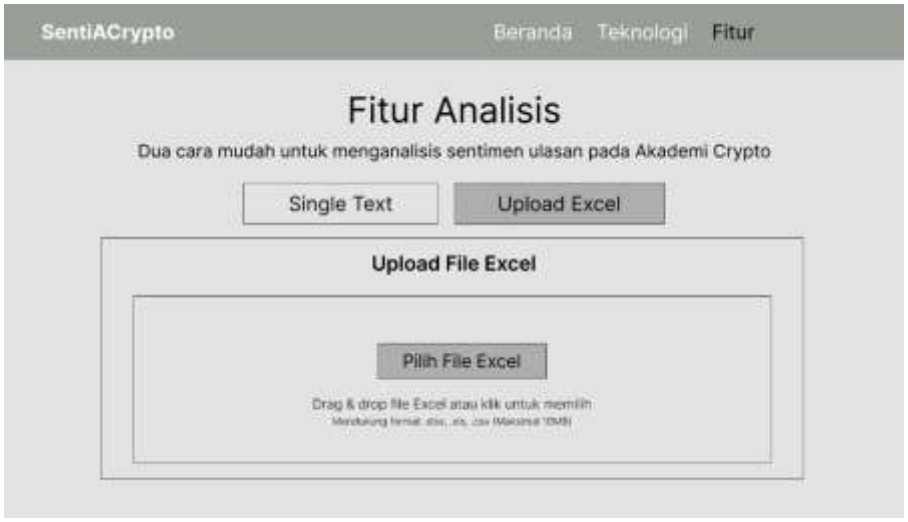
4. Perancangan Halaman Analisis

Menu Fitur merupakan bagian utama dari sistem yang digunakan untuk melakukan proses analisis sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto di Play Store. Halaman ini dirancang sebagai pusat pengolahan data sentimen, di mana pengguna dapat menjalankan proses analisis menggunakan algoritma XGBoost sesuai dengan kebutuhan analisis yang ingin dilakukan.



Gambar 3.12 Perancangan Halaman Analisis Single Text

Halaman Analisis Sentimen Teks Tunggal (Single Text) memungkinkan pengguna untuk memasukkan teks ulasan secara langsung melalui kolom input yang disediakan. Teks yang dimasukkan akan diproses oleh sistem melalui tahapan pra-pemrosesan dan selanjutnya diklasifikasikan menggunakan algoritma XGBoost untuk menentukan sentimen positif atau negatif terhadap ulasan aplikasi Akademi Crypto di Play Store.



Gambar 3.13 Perancangan Halaman Analisis Upload File

Halaman Analisis Sentimen Berbasis File (CSV/Excel) digunakan untuk melakukan analisis sentimen secara massal dengan mengunggah file berformat CSV atau Excel yang berisi kumpulan ulasan pengguna. Sistem akan memproses seluruh data dalam file tersebut dan menampilkan hasil klasifikasi sentimen secara keseluruhan terhadap ulasan aplikasi Akademi Crypto di Play Store menggunakan algoritma XGBoost.

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data berupa ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto yang diperoleh dari Google Play Store menggunakan teknik *web scraping* dengan memanfaatkan *library* Google Play Scraper pada bahasa pemrograman Python. Metode ini dipilih karena mampu mengumpulkan data ulasan secara otomatis dan efisien sesuai dengan kebutuhan penelitian. Data yang berhasil dikumpulkan berjumlah 500 ulasan yang dipublikasikan dalam rentang waktu Januari 2026 hingga Juni 2026, kemudian seluruh data tersebut disimpan dalam format Comma Separated Values (CSV) agar memudahkan proses pengolahan pada tahapan selanjutnya, seperti *preprocessing*, pelabelan data, ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF, hingga proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma XGBoost.

4.1.1 Implementasi Pengambilan Data

Berikut merupakan implementasi kode program yang digunakan untuk melakukan proses pengambilan data ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto dari Google Play Store menggunakan teknik *web scraping*.

```python
# --- 01. SCRAPE REVIEWS APLIKASI AKADEMI CRYPTO ---

from google_play_scraper import reviews, Sort
import pandas as pd
import numpy as np

def get_akademi_crypto_reviews(count=10000):
    result, _ = reviews(
        'com.akademi.crypto',
        lang='id',
        country='id',
        sort=Sort.MOST_RELEVANT,
        count=count,
        filter_score_with=None
    )

    df = pd.DataFrame(result)
    return df
```

Gambar 4.1 Implementasi Proses Scraping Data

Pada proses pengambilan data digunakan beberapa library pendukung pada bahasa pemrograman Python, yaitu google_play_scraper yang berfungsi untuk mengambil data ulasan pengguna dari Google Play Store, pandas untuk mengelola data ke dalam bentuk DataFrame, serta datetime yang digunakan untuk menentukan rentang waktu pengambilan data melalui parameter start_date dan end_date. Selain itu, parameter count digunakan untuk menentukan jumlah ulasan yang akan diambil. Setelah proses scraping selesai dilakukan, seluruh data yang berhasil diperoleh disimpan ke dalam bentuk DataFrame dan selanjutnya diekspor ke file CSV agar dapat digunakan pada tahapan *preprocessing*, ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF, serta proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma XGBoost.

4.1.2 Hasil Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data menghasilkan sekumpulan ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto yang diperoleh dari Google Play Store. Data yang berhasil dikumpulkan terdiri atas beberapa atribut, yaitu username, score

(rating), tanggal ulasan, dan isi ulasan. Contoh hasil pengambilan data dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Scraping Data Ulasan Teratas

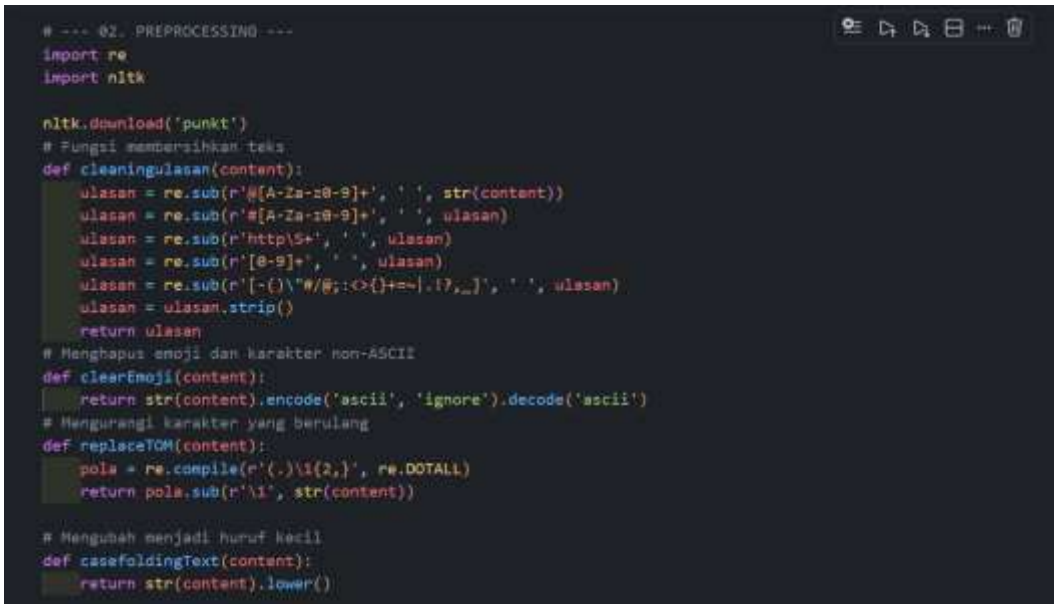
No	Username	Score	Tanggal	Ulasan
1	Fatoni Achmad	5	12-01-2026	Istimewa.. simpel, seamless, terupdate.
2	Aji Pambar	3	07-01-2026	Aplikasi nya saya baru download, semoga bagus hasilnya.
3	Dedy Febriyan	1	23-04-2026	ni crypto penipu. !!

Berdasarkan hasil scraping, diperoleh data ulasan dengan karakteristik yang beragam, mulai dari ulasan yang menunjukkan sentimen positif, netral, hingga negatif. Keberagaman opini tersebut menjadi dasar dalam proses analisis sentimen. Selanjutnya, seluruh data akan melalui tahapan preprocessing untuk membersihkan dan menyiapkan data sebelum dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF dan proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma XGBoost.

4.2 Preprocessing Data

Preprocessing data merupakan tahapan awal yang dilakukan untuk membersihkan dan mempersiapkan data ulasan sebelum memasuki proses ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) serta klasifikasi sentimen menggunakan algoritma XGBoost. Tahapan ini bertujuan untuk menghilangkan karakter maupun informasi yang tidak memiliki pengaruh terhadap proses analisis sehingga data menjadi lebih terstruktur dan siap diolah. Pada penelitian ini, preprocessing dilakukan melalui

beberapa tahapan, yaitu cleaning, case folding, tokenizing, normalisasi, stopword removal, dan stemming. Hasil dari proses preprocessing selanjutnya digunakan sebagai data masukan pada tahap ekstraksi fitur TF-IDF.



```
# --- 02. PREPROCESSING ---
import re
import nltk

nltk.download('punkt')
# Fungsi membersihkan teks
def cleaningulasan(content):
    ulasan = re.sub(r'@[A-Za-z0-9]+', ' ', str(content))
    ulasan = re.sub(r'#[A-Za-z0-9]+', ' ', ulasan)
    ulasan = re.sub(r'http\S+', ' ', ulasan)
    ulasan = re.sub(r'[0-9]+', ' ', ulasan)
    ulasan = re.sub(r'[-()\"#/@;:<>{}+=~|.!?,_]', ' ', ulasan)
    ulasan = ulasan.strip()
    return ulasan
# Menghapus emoji dan karakter non-ASCII
def clearEmoji(content):
    return str(content).encode('ascii', 'ignore').decode('ascii')
# Mengurangi karakter yang berulang
def replaceTOM(content):
    pola = re.compile(r'(.)\1{2,}', re.DOTALL)
    return pola.sub(r'\1', str(content))

# Mengubah menjadi huruf kecil
def casefoldingText(content):
    return str(content).lower()
```

Gambar 4.2 Implementasi Preprocessing Data

Kode program pada Gambar 4.2 digunakan untuk melakukan preprocessing terhadap data ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto yang telah diperoleh melalui proses *web scraping*. Tahapan preprocessing diawali dengan proses cleaning untuk menghapus karakter yang tidak diperlukan, seperti tanda baca, angka, URL, simbol, serta karakter khusus lainnya. Selanjutnya dilakukan proses case folding yang mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*) agar format data menjadi lebih seragam. Hasil dari setiap tahapan preprocessing disimpan ke dalam kolom baru sehingga perubahan pada data dapat diamati sebelum digunakan pada proses ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF.

Tabel 4.2 Hasil Preprocessing Data

No	Ulasan Asli	Cleaning	Case Folding
1	Istimewa.. simpel, seamless, terupdate	Istimewa simpel seamless terupdate	istimewa simpel seamless terupdate
2	Aplikasi nya saya baru download, semoga bagus hasilnya	Aplikasi nya saya baru download semoga bagus hasilnya	aplikasi nya saya baru download semoga bagus hasilnya
3	Ini crypto penipu. !!	Ini crypto penipu	ini crypto penipu

4.2.1 Tokenizing, Normalisasi, Stopword

Setelah proses cleaning dan case folding selesai dilakukan, tahapan berikutnya adalah tokenizing, normalisasi, dan stopword removal. Tokenizing merupakan proses memecah kalimat menjadi kumpulan kata (*token*) sehingga setiap kata dapat diproses secara terpisah. Selanjutnya dilakukan proses normalisasi untuk mengubah kata-kata tidak baku menjadi bentuk baku sesuai dengan kaidah Bahasa Indonesia. Tahap berikutnya adalah stopword removal, yaitu menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap proses klasifikasi sentimen, seperti *yang*, *dan*, *di*, *ke*, *dari*, serta kata-kata umum lainnya. Hasil dari tahapan ini kemudian digunakan sebagai masukan pada proses stemming.



```
# --- 03. TOKENIZING, SLANGWORD, STOPWORD ---

from nltk.tokenize import word_tokenize
import nltk
import re

nltk.download('stopwords')

from nltk.corpus import stopwords

# Tokenizing
def tokenizingText(content):
    return word_tokenize(str(content))

df_preprocessed['Tokenizing'] = df_preprocessed['CaseFolding'].apply(tokenizingText)

# Formalisasi slangword
def convertToSlangword(tokens, slang_path="slangwords.txt"):
    with open(slang_path, "r", encoding="utf-8") as file:
        kamusSlang = eval(file.read())

    pattern = re.compile(r'\b(' + '|'.join(kamusSlang.keys()) + r')\b')

    hasil = []
    for kata in tokens:
        kata_formal = pattern.sub(lambda x: kamusSlang[x.group()], kata)
```

Gambar 4.3 Implementasi Tokenizing, Normalisasi, dan Stopword Removal

Kode program pada Gambar 4.3 digunakan untuk melakukan proses tokenizing, normalisasi, dan stopword removal terhadap data ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto. Pada tahap tokenizing, setiap kalimat dipecah menjadi kumpulan token menggunakan fungsi word_tokenize(). Selanjutnya dilakukan proses normalisasi dengan memanfaatkan kamus kata tidak baku (*slangword*) sehingga kata-kata tidak baku dapat diubah menjadi bentuk baku. Tahap terakhir adalah stopword removal, yaitu menghapus kata-kata yang termasuk dalam daftar *stopword* Bahasa Indonesia sehingga hanya kata-kata yang memiliki makna penting dan berpotensi memengaruhi proses analisis sentimen yang dipertahankan.

Tabel 4.3 Hasil Tokenizing, Normalisasi, dan Stopword Removal

No	Tokenizing	Normalisasi	Stopword Removal
1	['istimewa', 'simpel', 'seamless', 'terupdate']	['istimewa', 'simpel', 'seamless', 'terupdate']	['istimewa', 'simpel', 'seamless', 'terupdate']

2	['aplikasi', 'nya', 'saya', 'baru', 'download', 'semoga', 'bagus', 'hasilnya']	['aplikasi', 'nya', 'saya', 'baru', 'unduh', 'semoga', 'bagus', 'hasilnya']	['aplikasi', 'unduh', 'semoga', 'bagus', 'hasil']
3	['ini', 'crypto', 'penipu']	['ini', 'crypto', 'penipu']	['crypto', 'penipu']

4.2.2 Stemming

Tahapan selanjutnya dalam proses *preprocessing* adalah stemming, yaitu proses mengubah setiap kata hasil *stopword removal* menjadi bentuk kata dasar. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan imbuhan, seperti awalan, akhiran, sisipan, maupun konfiks sehingga kata-kata yang memiliki makna yang sama dapat direpresentasikan dalam bentuk dasar. Dengan demikian, jumlah variasi kata dapat dikurangi sehingga proses ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF menjadi lebih optimal dan mampu meningkatkan kinerja algoritma XGBoost dalam proses klasifikasi sentimen.

```
# --- 04. STEMMING ---
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
import swifter

# Membuat stemmer
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()

# Membuat dictionary stemming agar proses lebih cepat
term_dict = {}

for document in df_preprocessed['WithoutStopwords']:
    for term in document:
        if term not in term_dict:
            term_dict[term] = stemmer.stem(term)

# Fungsi stemming
def stemmingText(document):
    return [term_dict.get(term, term) for term in document]

# Proses stemming
df_preprocessed['Stemming'] = (
    df_preprocessed['WithoutStopwords']
    .swifter
    .apply(stemmingText)
)
```

Gambar 4.4 Implementasi Stemming

Kode program pada Gambar 4.4 digunakan untuk melakukan proses stemming terhadap data hasil *stopword removal*. Pada penelitian ini, proses stemming dilakukan menggunakan *library* Sastrawi yang berfungsi mengubah setiap kata menjadi bentuk kata dasar. Agar proses berjalan lebih efisien, sistem terlebih dahulu membentuk kamus (*term dictionary*) sehingga setiap kata hanya diproses satu kali. Hasil stemming kemudian disimpan pada kolom Stemming dan diekspor ke dalam file Data_Ulasan_AkademiCrypto_Preprocessed.csv sebagai data yang siap digunakan pada tahap ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF.

Tabel 4.4 Hasil Stemming

No	Stopword Removal	Stemming
1	['istimewa', 'simpel', 'seamless', 'terupdate']	istimewa, simpel, seamless, update
2	['aplikasi', 'unduh', 'semoga', 'bagus', 'hasil']	aplikasi, unduh, moga, bagus, hasil
3	['crypto', 'penipu']	crypto, tipu

4.3 Pelabelan Data

Tahap pelabelan data merupakan proses pemberian label sentimen pada setiap ulasan pengguna yang telah melalui seluruh tahapan *preprocessing*. Label sentimen berfungsi sebagai kelas target yang akan digunakan pada proses klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost. Pada penelitian ini, pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis berdasarkan nilai rating yang diberikan oleh pengguna aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store. Label sentimen yang digunakan terdiri dari tiga kategori, yaitu Positif, Netral, dan Negatif. Proses

pelabelan ini bertujuan untuk menghasilkan data yang telah memiliki kelas sehingga dapat digunakan pada tahap ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF dan proses klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost.

```python
import pandas as pd

# Fungsi pelabelan sentimen berdasarkan rating Google Play
def label_sentiment(score):
    if score <= 2:
        return 'Negatif'
    elif score == 3:
        return 'Netral'
    else:
        return 'Positif'

# Menambahkan kolom sentimen
df_preprocessed['Sentimen'] = df_preprocessed['score'].apply(label_sentiment)

# Menampilkan 5 data pertama
print("Data Hasil Labeling:")
display(df_preprocessed.head())

# Menampilkan jumlah dan persentase setiap sentimen
distribusi_sentimen = (
    df_preprocessed['Sentimen']
    .value_counts()
    .rename_axis('Sentimen')
    .reset_index(name='Jumlah')
)
```

Gambar 4.5 Implementasi Pelabelan Data

Kode program pada Gambar 4.5 digunakan untuk memberikan label sentimen berdasarkan nilai rating pada setiap ulasan pengguna. Ulasan dengan rating 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen Negatif, rating 3 dikategorikan sebagai sentimen Netral, sedangkan rating 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen Positif. Proses pelabelan dilakukan menggunakan fungsi label_sentiment(), kemudian diterapkan pada seluruh data ulasan sehingga menghasilkan kolom Sentimen yang selanjutnya digunakan sebagai kelas target pada proses klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost.

Tabel 4.5 Hasil Pelabelan Data

No	Username	Score	Ulasan	Sentimen
1	Fatoni Achmad	5	Istimewa.. simpel, seamless, terupdate.	Positif

2	Aji Pambar	3	Aplikasi nya saya baru download, semoga bagus hasilnya.	Netral
3	Dedy Febriyan	1	ni crypto penipu. !!	Negatif

4.4 Visualisasi Data

Visualisasi data merupakan tahapan yang dilakukan untuk menyajikan hasil analisis sentimen dalam bentuk grafik sehingga distribusi setiap kategori sentimen dapat dipahami dengan lebih mudah. Melalui visualisasi ini, kecenderungan opini pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store dapat diamati secara lebih jelas. Selain itu, visualisasi juga membantu dalam melihat dominasi setiap kategori sentimen berdasarkan hasil pelabelan data. Pada penelitian ini, visualisasi data dilakukan menggunakan diagram batang (bar chart) dan word cloud.

4.4.1 Visualisasi Distribusi Sentimen (Bar Chart)

Visualisasi distribusi sentimen dilakukan menggunakan diagram batang (bar chart) untuk menampilkan jumlah ulasan pada masing-masing kategori sentimen, yaitu Positif, Netral, dan Negatif. Diagram batang memberikan gambaran yang jelas mengenai penyebaran data hasil pelabelan sentimen sehingga memudahkan dalam menganalisis kecenderungan opini pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto berdasarkan ulasan yang terdapat pada Google Play Store.



```
# --- 07. SENTIMENT BAR CHART ---

import matplotlib.pyplot as plt

# Menghitung jumlah data pada setiap kategori sentimen
sentimen_data = df_preprocessed['Sentimen'].value_counts()

# Membuat bar chart
plt.figure(figsize=(7, 5))
sentimen_data.plot(
    kind='bar',
    color=['green', 'red', 'lightskyblue']
)

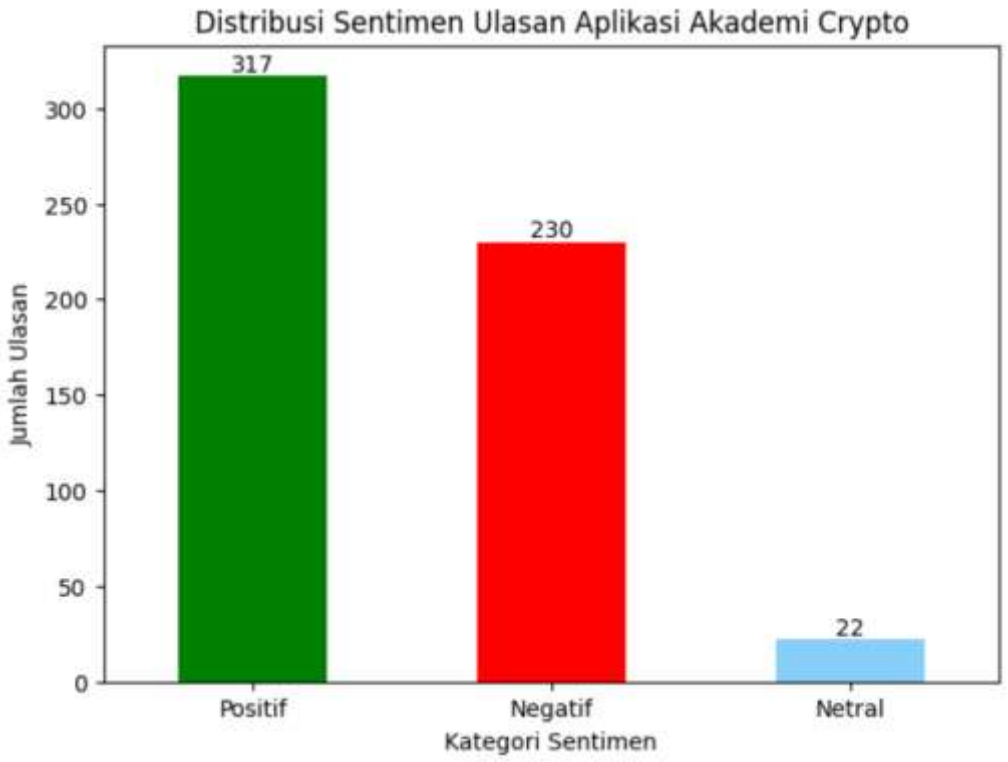
# Menambahkan jumlah di atas setiap bar
for i, value in enumerate(sentimen_data.values):
    plt.text(i, value, str(value), ha='center', va='bottom', fontsize=10)

plt.title("Distribusi Sentimen Ulasan Aplikasi Akademi Crypto")
plt.xlabel("Kategori Sentimen")
plt.ylabel("Jumlah Ulasan")
plt.xticks(rotation=0)

plt.show()
```

Gambar 4.6 Implementasi Visualisasi Distribusi Sentimen (Bar Chart)

Kode program pada Gambar 4.6 digunakan untuk menghitung jumlah data pada setiap kategori sentimen menggunakan fungsi value_counts(). Selanjutnya, hasil perhitungan tersebut divisualisasikan dalam bentuk diagram batang (bar chart) sehingga distribusi sentimen Positif, Netral, dan Negatif dapat ditampilkan secara lebih informatif. Setiap batang pada grafik merepresentasikan jumlah ulasan pada masing-masing kategori sentimen sehingga memudahkan pengguna dalam membandingkan distribusi data pada setiap kelas.



Gambar 4.7 Visualisasi Distribusi Sentimen Menggunakan Bar Chart

Berdasarkan hasil visualisasi distribusi sentimen pada Gambar 4.7, diketahui bahwa jumlah ulasan pada setiap kategori sentimen dapat diamati secara jelas melalui diagram batang yang dihasilkan. Visualisasi tersebut menunjukkan persebaran ulasan hasilnya terdapat 317 Positif, 22 Netral, dan 230 Negatif, sehingga memberikan gambaran mengenai kecenderungan opini pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store. Hasil visualisasi ini dapat digunakan sebagai informasi awal untuk mengetahui persepsi pengguna terhadap aplikasi sekaligus menjadi bahan evaluasi dalam upaya meningkatkan kualitas layanan dan pengembangan aplikasi di masa mendatang.

4.4.2 Visualisasi Word Cloud

Visualisasi word cloud digunakan untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul pada ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai kata-kata yang mendominasi pada setiap kategori sentimen sehingga karakteristik masing-masing sentimen dapat dianalisis dengan lebih mudah. Pada penelitian ini, word cloud dibagi menjadi tiga kategori berdasarkan hasil pelabelan data, yaitu Positif, Netral, dan Negatif.



```python
# --- 06. WORDCLOUD VISUALIZATION ---

from wordcloud import WordCloud
import matplotlib.pyplot as plt

def draw_wordcloud(df, label, color_map):
    data = df[df['Sentimen'] == label].copy()
    all_text = " ".join(
        " ".join(words) for words in data['Stemming']
    )

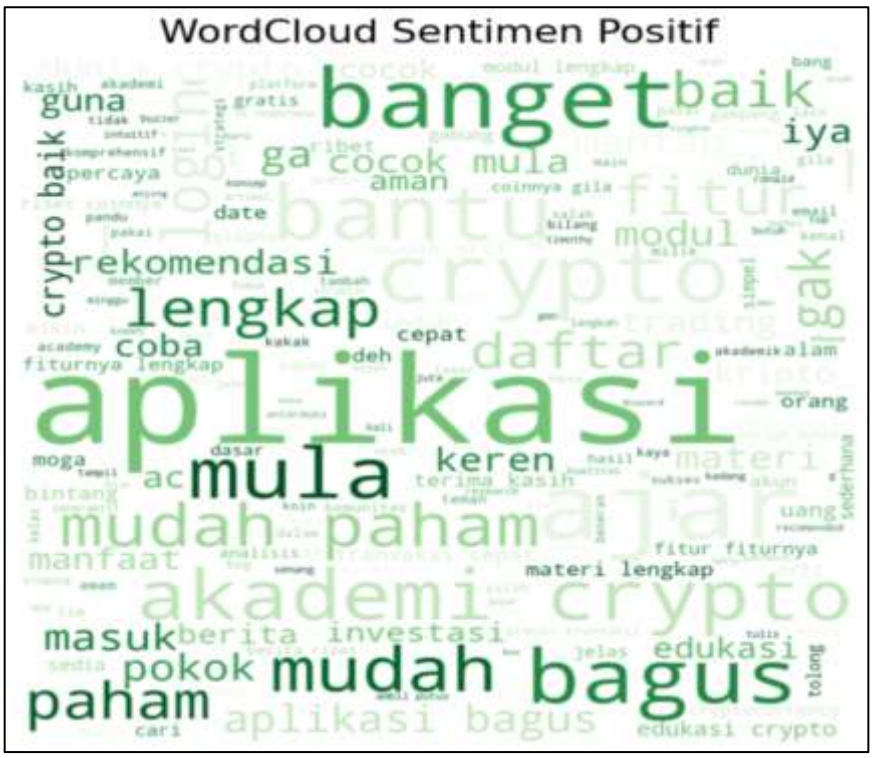
    # Membuat WordCloud
    wordcloud = WordCloud(
        width=1000,
        height=1000,
        background_color='white',
        colormap=color_map
    ).generate(all_text)

    # Menampilkan WordCloud
    plt.figure(figsize=(12, 6))
    plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
    plt.axis("off")
    plt.title(f"WordCloud Sentimen {label}", fontsize=16)
    plt.show()
```

Gambar 4.8 Implementasi Visualisasi Word Cloud

Kode program pada Gambar 4.8 digunakan untuk menghasilkan visualisasi word cloud berdasarkan kategori sentimen. Proses diawali dengan memisahkan data ulasan sesuai dengan label sentimen, yaitu Positif, Netral, dan Negatif. Selanjutnya, seluruh kata hasil proses stemming pada masing-masing kategori digabungkan menjadi satu kumpulan teks. Setelah itu, library WordCloud digunakan untuk membentuk visualisasi berdasarkan frekuensi

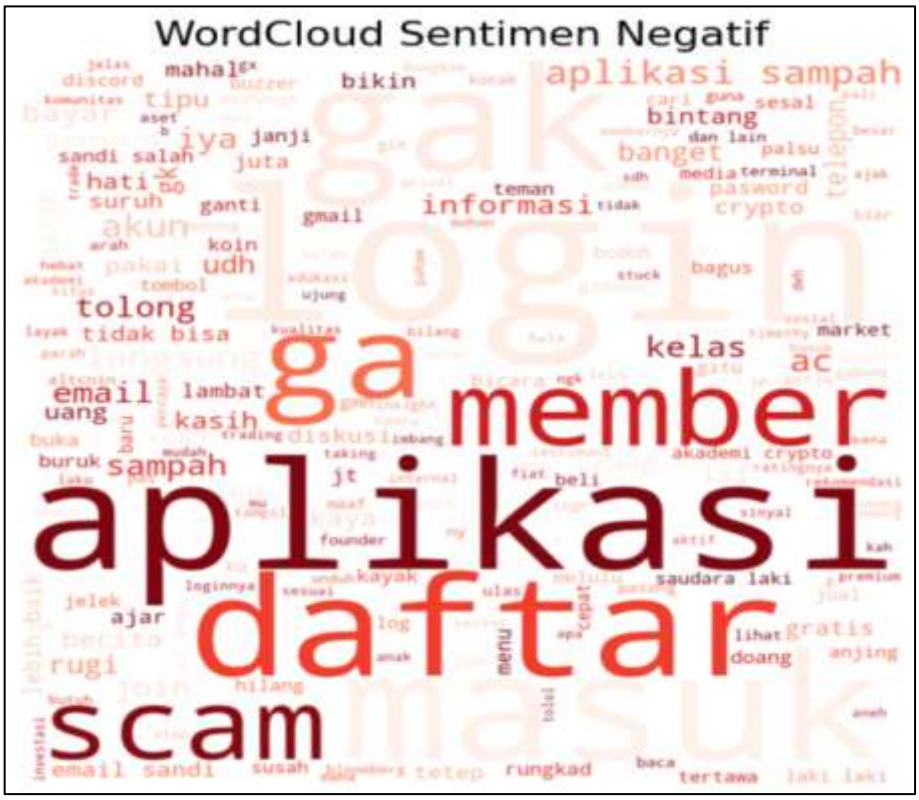
kemunculan setiap kata. Kata yang memiliki frekuensi kemunculan lebih tinggi akan ditampilkan dengan ukuran yang lebih besar, sedangkan kata yang lebih jarang muncul akan ditampilkan dengan ukuran yang lebih kecil. Melalui visualisasi ini, pengguna dapat dengan mudah mengidentifikasi kata-kata yang paling dominan pada setiap kategori sentimen sehingga memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto berdasarkan ulasan yang terdapat pada Google Play Store.



Gambar 4.9 Word Cloud Sentimen Positif

Berdasarkan hasil visualisasi Word Cloud pada sentimen positif, terlihat bahwa kata-kata yang paling sering muncul antara lain "aplikasi", "bagus", "mudah", "banget", "lengkap", "daftar", "bantu", "crypto", "paham", dan "fitur". Dominasi kata-kata tersebut menunjukkan bahwa pengguna memberikan penilaian positif terhadap aplikasi Akademi Crypto karena dinilai memiliki fitur yang lengkap, mudah digunakan, serta membantu pengguna

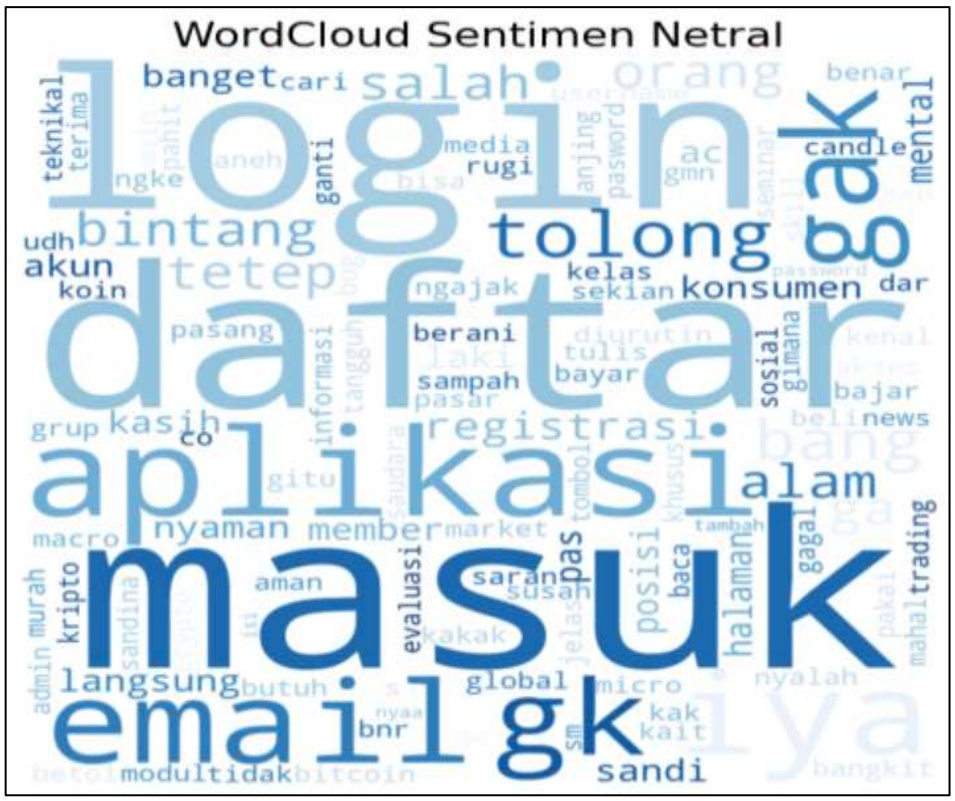
dalam memahami materi dan informasi mengenai cryptocurrency. Selain itu, munculnya kata seperti "rekomendasi", "keren", "manfaat", dan "edukasi" mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna merasa puas terhadap kualitas layanan dan materi yang tersedia pada aplikasi.



Gambar 4.10 Word Cloud Sentimen Negatif

Berdasarkan hasil visualisasi Word Cloud pada sentimen negatif, kata-kata yang paling dominan antara lain "aplikasi", "daftar", "member", "masuk", "gak", "scam", "email", "tolong", "akun", dan "informasi". Selain itu, terdapat pula kata-kata seperti "sampah", "tipu", "password", "lambat", "tidak bisa", dan "kelas". Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan bahwa sebagian pengguna mengalami kendala saat menggunakan aplikasi, seperti kesulitan melakukan pendaftaran, masuk ke akun, maupun permasalahan teknis lainnya. Adanya kata "scam" dan "tipu" juga menunjukkan adanya ulasan yang

mengungkapkan rasa kecewa atau ketidakpercayaan terhadap layanan yang diberikan oleh aplikasi Akademi Crypto.



Gambar 4.11 Word Cloud Sentimen Netral

Berdasarkan hasil visualisasi Word Cloud pada sentimen netral, kata-kata yang paling sering muncul meliputi "login", "daftar", "masuk", "aplikasi", "email", "tolong", "registrasi", "akun", "bintang", dan "salah". Selain itu, terdapat pula kata-kata seperti "konsumen", "kelas", "informasi", "bayar", dan "sosial". Hal ini menunjukkan bahwa ulasan dengan sentimen netral umumnya berisi pertanyaan, permintaan bantuan, maupun penyampaian informasi terkait penggunaan aplikasi tanpa menunjukkan kecenderungan penilaian yang jelas terhadap aplikasi Akademi Crypto. Ulasan pada kategori ini lebih bersifat informatif dibandingkan memberikan apresiasi ataupun kritik secara langsung.

4.5 Ekstraksi Fitur (TF-IDF)

Setelah seluruh data ulasan melalui tahapan *preprocessing*, data masih berbentuk teks sehingga belum dapat digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi. Oleh karena itu, dilakukan proses ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik berdasarkan tingkat kepentingan setiap kata dalam dokumen. Metode TF-IDF memberikan bobot pada setiap kata, di mana kata yang memiliki frekuensi tinggi pada suatu dokumen tetapi jarang muncul pada dokumen lain akan memperoleh bobot yang lebih besar. Hasil pembobotan ini selanjutnya digunakan sebagai fitur masukan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost.

```
# --- 08. TF-IDF VECTOR & XGBOOST MODELING ---

from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from xgboost import XGBClassifier

# Mengambil hasil stemming dan label sentimen
X = df_preprocessed['Stemming']
Y = df_preprocessed['Sentimen']

# Menggabungkan token menjadi kalimat
x_text = [' '.join(tokens) for tokens in X]

# Membagi data train dan test
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(
    x_text,
    Y,
    test_size=0.2,
    random_state=42,
    stratify=Y
)

# TF-IDF Vectorization
vectorizer = TfidfVectorizer()
```

Gambar 4.15 Implementasi Ekstraksi Fitur Menggunakan TF-IDF

Kode program pada Gambar 4.15 digunakan untuk melakukan proses ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF terhadap data ulasan yang telah melalui tahapan *preprocessing*. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan

TfidfVectorizer dari *library* Scikit-learn untuk menghitung bobot setiap kata berdasarkan nilai Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF). Hasil pembobotan berupa nilai numerik untuk setiap kata yang selanjutnya digunakan sebagai fitur pada proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost.

Tabel 4.9 Hasil Pembobotan Kata Menggunakan TF-IDF

No	Term	Bobot TF-IDF
1	Aplikasi	32.54
2	crypto	22.42
3	Bagus	22.34
4	Login	22.32
5	Daftar	18.57
6	Bantu	16.09
7	Gak	15.14
8	Mudah	14.82
9	Masuk	14.35
10	banget	14.32

4.6 Pembagian Data

Tahap berikutnya dalam penelitian ini adalah melakukan pembagian dataset menjadi data latih (training data) dan data uji (testing data). Proses ini bertujuan untuk membagi data ulasan menjadi dua bagian, yaitu data yang digunakan untuk melatih model klasifikasi dan data yang digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum

pernah dipelajari sebelumnya. Dengan adanya pembagian data, performa model dapat dievaluasi secara lebih objektif.

```
# Membagi data train dan test
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(
    x_text,
    Y,
    test_size=0.2,
    random_state=42,
    stratify=Y
)
```

Gambar 4.16 Implementasi Pembagian Data

Kode program pada Gambar 4.16 menunjukkan proses pembagian data menggunakan fungsi train_test_split dari *library* Scikit-learn. Pada penelitian ini digunakan proporsi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Selain itu, parameter random_state digunakan agar hasil pembagian data tetap konsisten setiap kali program dijalankan. Data hasil pembagian kemudian disimpan ke dalam variabel data latih dan data uji untuk digunakan pada tahap pelatihan dan pengujian model klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost.

```
Jumlah Data Latih : 455
Jumlah Data Uji   : 114

Distribusi Data Latih:
Sentimen
Positif    253
Negatif    184
Netral      18
Name: count, dtype: int64

Distribusi Data Uji:
Sentimen
Positif    64
Negatif    46
Netral      4
```

Gambar 4.17 Hasil Pembagian Data

Berdasarkan hasil pembagian data menggunakan metode train_test_split, diperoleh sebanyak 455 data latih dan 114 data uji. Pada data latih, distribusi sentimen terdiri atas 253 data sentimen positif, 184 data sentimen negatif, dan 18 data sentimen netral. Sementara itu, pada data uji terdapat 64 data sentimen positif, 46 data sentimen negatif, dan 4 data sentimen netral. Hasil pembagian tersebut menunjukkan bahwa data sentimen positif mendominasi baik pada data latih maupun data uji, sedangkan jumlah data dengan sentimen netral relatif lebih sedikit dibandingkan dua kategori sentimen lainnya. Pembagian data ini bertujuan agar model XGBoost dapat mempelajari pola dari data latih secara optimal dan selanjutnya dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan aplikasi Akademi Crypto yang belum pernah dikenali sebelumnya.

4.7 Implementasi Algoritma XGBoost

Pada tahap ini dilakukan implementasi algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Algoritma XGBoost dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi, seperti data teks yang telah diekstraksi menggunakan metode TF-IDF. Selain itu, XGBoost mampu meningkatkan performa klasifikasi melalui proses *gradient boosting* sehingga menghasilkan model yang lebih akurat dan efisien dalam melakukan prediksi sentimen.

4.7.1 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja algoritma XGBoost dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Akademi

Crypto. Proses evaluasi dilakukan menggunakan data uji yang telah diperoleh dari tahap pembagian data sebelumnya. Kinerja model diukur menggunakan empat metrik evaluasi, yaitu Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score, sehingga dapat diketahui kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap setiap kategori sentimen.



```
# --- 09. EVALUATION PLOT ---

import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd

def plot_evaluation(acc, pre, rec, f1):

    scores = {
        'Accuracy': acc,
        'Precision': pre,
        'Recall': rec,
        'F1-Score': f1
    }

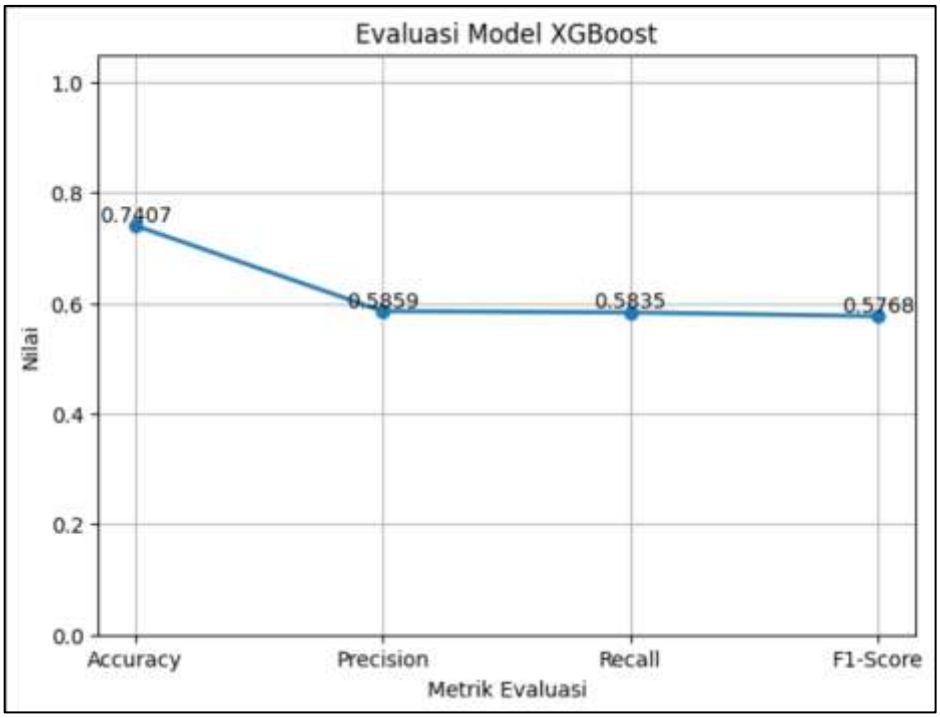
    eval_df = pd.DataFrame.from_dict(
        scores,
        orient='index',
        columns=['Score']
    )

    plt.figure(figsize=(7,5))

    plt.plot(
        eval_df.index,
        eval_df['Score'],
```

Gambar 4.18 Implementasi Evaluasi Model XGBoost

Kode program pada Gambar 4.18 digunakan untuk menghitung nilai evaluasi model XGBoost menggunakan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Setelah proses prediksi terhadap data uji selesai dilakukan, masing-masing metrik dihitung dan kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik garis sehingga memudahkan dalam membandingkan nilai dari setiap metrik evaluasi.



Gambar 4.19 Hasil Evaluasi Model XGBoost

Berdasarkan hasil evaluasi model pada Gambar 4.19, algoritma XGBoost memperoleh nilai Accuracy sebesar 0,7407, Precision sebesar 0,5859, Recall sebesar 0,5835, dan F1-Score sebesar 0,5768. Nilai Accuracy menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto dengan tingkat ketepatan sekitar 74,07%. Sementara itu, nilai Precision, Recall, dan F1-Score berada pada kisaran 57% hingga 59%, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengidentifikasi sentimen pada setiap kategori meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi. Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa algoritma XGBoost mampu memberikan performa yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto berdasarkan fitur yang dihasilkan dari metode TF-IDF.

4.7.2 Confusion Matrix & Classification Report

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi secara lebih rinci dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya pada setiap kategori sentimen. Melalui confusion matrix, dapat diketahui jumlah prediksi yang benar maupun yang salah sehingga memudahkan dalam menganalisis kemampuan model XGBoost dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto.

```
# --- 10. CONFUSION MATRIX & SAVE MODEL XGBOOST ---

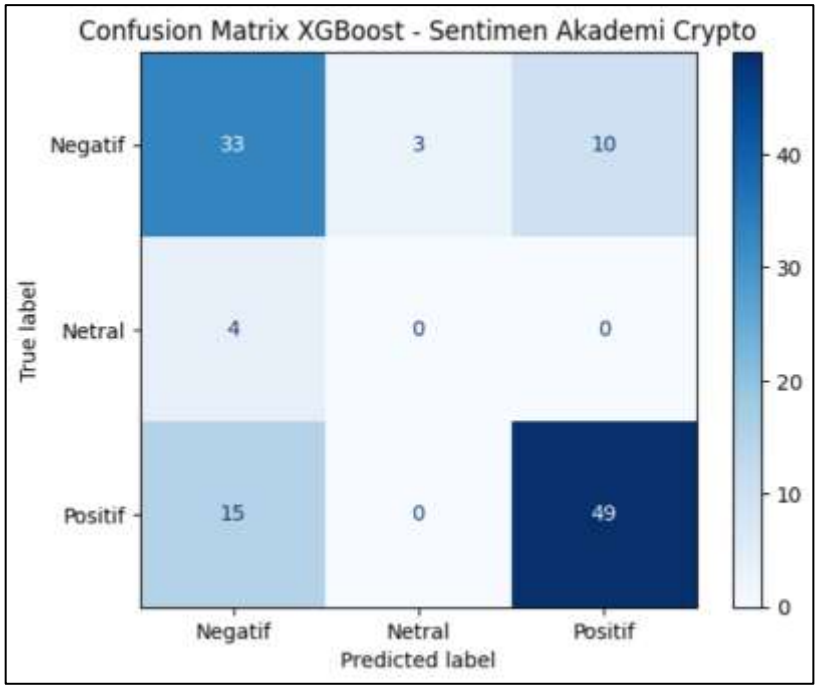
from xgboost import XGBClassifier
from sklearn.metrics import (
    confusion_matrix,
    classification_report,
    ConfusionMatrixDisplay,
    accuracy_score,
    precision_score,
    recall_score,
    f1_score
)
import matplotlib.pyplot as plt
import joblib

# Melatih model XGBoost
final_xgb = XGBClassifier(
    objective='multi:softmax',
    num_class=3,
    n_estimators=200,
    learning_rate=0.1,
    max_depth=6,
    random_state=42,
    eval_metric='mlogloss'
)
```

Gambar 4.20 Implementasi Confusion Matrix

Kode program pada Gambar 4.20 digunakan untuk menghasilkan confusion matrix berdasarkan hasil prediksi model XGBoost terhadap data uji. Setelah proses prediksi selesai dilakukan, hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk memperoleh jumlah prediksi yang benar dan salah pada masing-masing kategori sentimen. Hasil tersebut kemudian

divisualisasikan dalam bentuk heatmap sehingga memudahkan dalam menganalisis performa model pada setiap kelas sentimen.

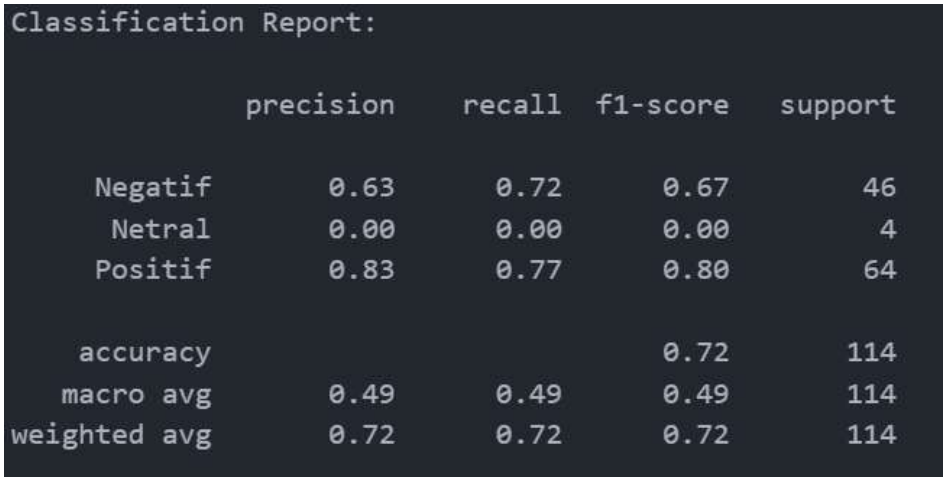


Gambar 4.21 Hasil Confusion Matrix

Berdasarkan hasil confusion matrix pada Gambar 4.21, diperoleh hasil sebagai berikut.

1. Pada kelas Negatif, sebanyak 33 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai sentimen negatif, sedangkan 3 data salah diklasifikasikan sebagai sentimen netral dan 10 data salah diklasifikasikan sebagai sentimen positif.
2. Pada kelas Netral, model belum mampu mengklasifikasikan data dengan baik. Dari 4 data sentimen netral, seluruhnya salah diprediksi sebagai sentimen negatif sehingga tidak terdapat data netral yang berhasil diklasifikasikan dengan benar.
3. Pada kelas Positif, sebanyak 49 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai sentimen positif, sedangkan 15 data salah

diklasifikasikan sebagai sentimen negatif dan tidak terdapat data yang diprediksi sebagai sentimen netral.



Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.63	0.72	0.67	46
Netral	0.00	0.00	0.00	4
Positif	0.83	0.77	0.80	64
accuracy			0.72	114
macro avg	0.49	0.49	0.49	114
weighted avg	0.72	0.72	0.72	114

Gambar 4.22 Hasil Classification Report

Berdasarkan hasil Classification Report pada Gambar 4.22, diperoleh nilai evaluasi untuk masing-masing kategori sentimen sebagai berikut.

1. Kelas Negatif memiliki nilai precision sebesar 0,63, recall sebesar 0,72, dan F1-score sebesar 0,67. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi sebagian besar ulasan yang termasuk dalam kategori sentimen negatif dengan tingkat ketepatan yang cukup baik.
2. Kelas Netral memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0,00. Hasil ini menunjukkan bahwa model belum mampu mengklasifikasikan ulasan dengan sentimen netral secara tepat. Kondisi tersebut dipengaruhi oleh jumlah data sentimen netral yang relatif sedikit dibandingkan kategori sentimen lainnya sehingga model kesulitan mempelajari karakteristik kelas tersebut.

3. Kelas Positif memiliki nilai precision sebesar 0,83, recall sebesar 0,77, dan F1-score sebesar 0,80. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali ulasan dengan sentimen positif.

Secara keseluruhan, model XGBoost menghasilkan accuracy sebesar 0,72 (72%), dengan precision sebesar 0,49, recall sebesar 0,49, dan F1-score sebesar 0,49 berdasarkan nilai macro average. Sementara itu, berdasarkan weighted average, model memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,72. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif, namun masih mengalami keterbatasan dalam mengidentifikasi sentimen netral akibat ketidakseimbangan jumlah data pada setiap kelas.

4.8 Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan tahapan yang dilakukan setelah proses analisis dan perancangan sistem selesai dilaksanakan. Pada tahap ini, rancangan sistem direalisasikan menjadi sebuah aplikasi berbasis web yang berfungsi untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto yang diperoleh dari Google Play Store menggunakan algoritma XGBoost. Sistem yang dikembangkan mampu mengolah data ulasan melalui tahapan preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, proses klasifikasi sentimen, hingga menampilkan hasil analisis secara otomatis. Berikut merupakan penjelasan mengenai implementasi antarmuka (*user interface*) dari sistem yang telah dibangun.

1. Halaman Beranda

Halaman Beranda merupakan halaman utama yang pertama kali ditampilkan saat pengguna mengakses sistem. Halaman ini dirancang untuk memberikan informasi awal mengenai sistem yang dikembangkan, meliputi tujuan penelitian, fungsi website, serta proses analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto yang diperoleh dari Google Play Store menggunakan algoritma XGBoost. Melalui halaman ini, pengguna dapat memperoleh gambaran umum mengenai sistem sebelum menggunakan fitur-fitur yang tersedia.



Gambar 4.1 Antarmuka Halaman Beranda

2. Halaman Menu Tentang

Halaman Menu Tentang pada tahap implementasi digunakan untuk menampilkan informasi mengenai sistem analisis sentimen yang dikembangkan. Informasi yang disajikan meliputi latar belakang penelitian, tujuan pengembangan sistem, serta manfaat dari penerapan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto. Halaman ini dirancang agar pengguna dapat memahami konteks penelitian, fungsi sistem, serta

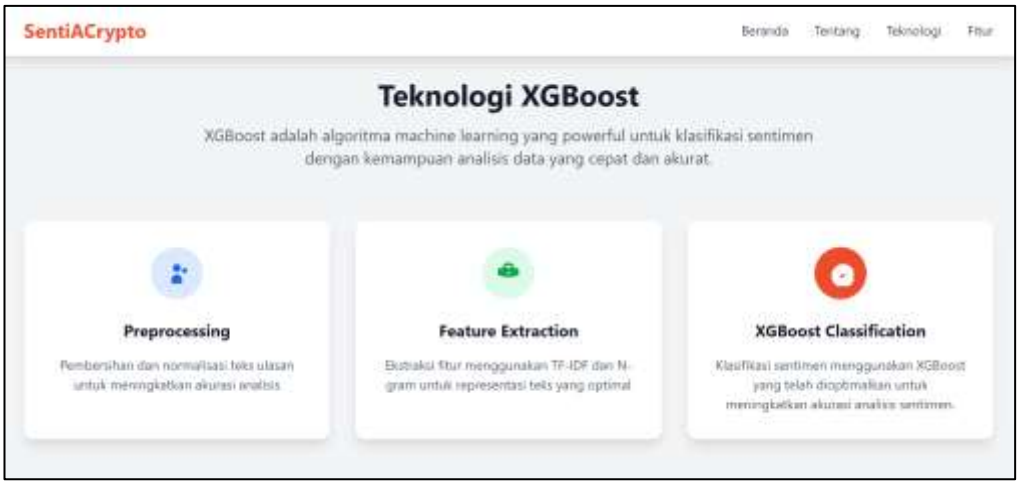
pentingnya analisis sentimen dalam mengetahui persepsi pengguna berdasarkan ulasan yang terdapat pada Google Play Store.



Gambar 4.2 Antarmuka Menu Tentang

3. Halaman Menu Teknologi

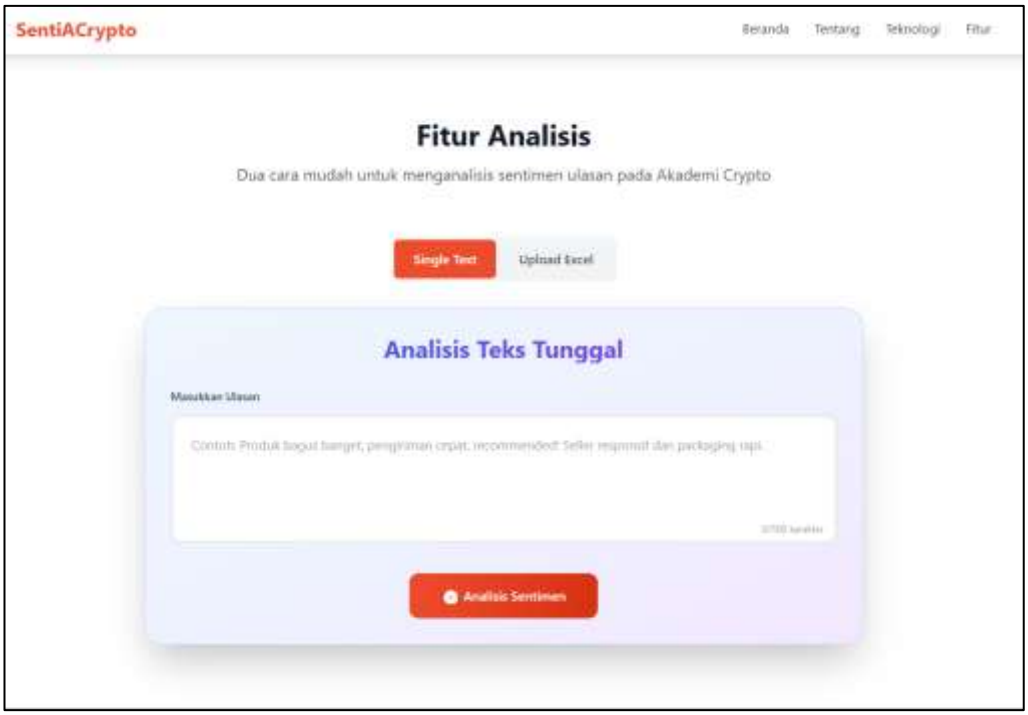
Halaman Menu Teknologi diimplementasikan untuk memberikan informasi mengenai teknologi, metode, dan tahapan yang digunakan dalam proses analisis sentimen. Pada halaman ini dijelaskan alur pengolahan data mulai dari proses pengambilan data ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto, tahapan preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, hingga proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma XGBoost. Dengan adanya halaman ini, pengguna dapat memahami mekanisme kerja sistem secara lebih jelas dan terstruktur.



Gambar 4.3 Antarmuka Menu Teknologi

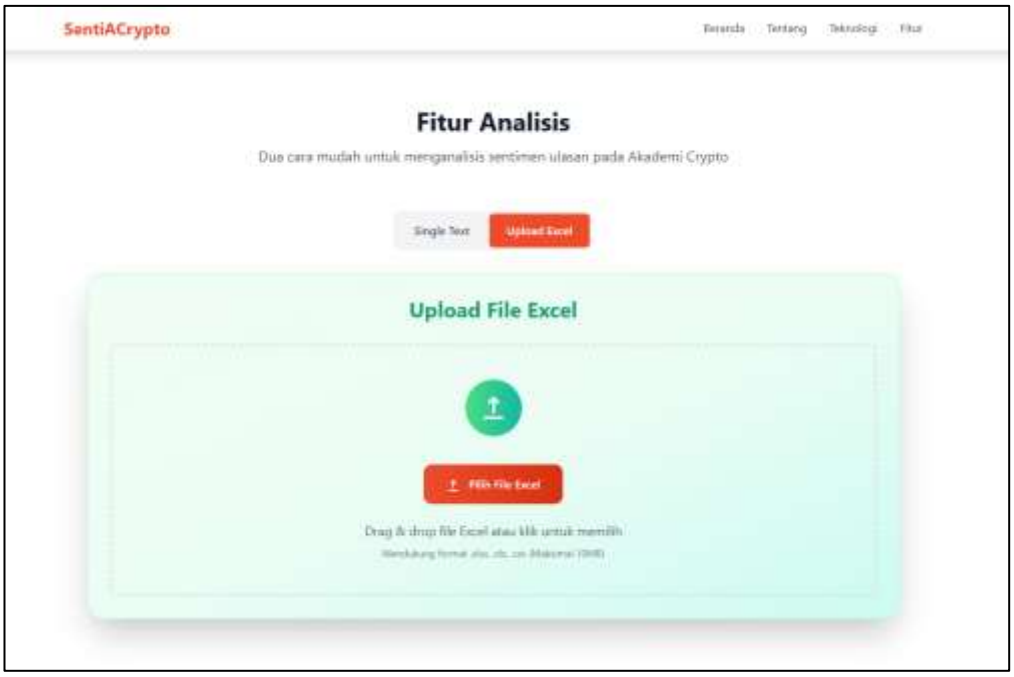
4. Halaman Analisis

Halaman Analisis merupakan fitur utama yang diimplementasikan dalam sistem sebagai pusat pelaksanaan proses analisis sentimen. Melalui halaman ini, pengguna dapat melakukan analisis terhadap ulasan aplikasi Akademi Crypto baik secara langsung maupun melalui unggahan file. Sistem akan memproses data masukan melalui tahapan preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta proses klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost. Hasil analisis kemudian ditampilkan dalam bentuk kategori sentimen, yaitu positif, negatif, atau netral, sehingga pengguna dapat mengetahui kecenderungan sentimen dari ulasan yang dianalisis secara cepat dan akurat.



Gambar 4.4 Antarmuka Analisis Sentimen Single Text

Halaman Analisis Sentimen Teks Tunggal (Single Text) diimplementasikan untuk memberikan kemudahan kepada pengguna dalam melakukan analisis terhadap satu ulasan secara langsung. Pengguna dapat memasukkan teks ulasan ke dalam kolom input yang tersedia, kemudian sistem akan memproses teks tersebut melalui tahapan case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, stemming, serta ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Selanjutnya, hasil ekstraksi fitur diklasifikasikan menggunakan algoritma XGBoost untuk menentukan kategori sentimen berupa positif, negatif, atau netral. Hasil klasifikasi akan ditampilkan secara langsung sebagai keluaran dari proses analisis yang dilakukan.



Gambar 4.5 Antarmuka Analisis Sentimen Berbasis File

Halaman Analisis Sentimen Berbasis File (CSV/Excel) diimplementasikan untuk mendukung proses analisis sentimen terhadap data ulasan dalam jumlah yang lebih besar. Pada halaman ini, pengguna dapat mengunggah file berformat CSV atau Excel yang berisi kumpulan ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto. Seluruh data yang diunggah akan diproses secara otomatis melalui tahapan preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost. Setelah proses selesai, sistem akan menampilkan hasil klasifikasi setiap ulasan beserta ringkasan distribusi sentimen positif, negatif, dan netral, sehingga pengguna dapat memperoleh gambaran umum mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Akademi Crypto berdasarkan data ulasan yang dianalisis.

4.9 Pengujian Sistem (Testing)

Pengujian (testing) dilakukan untuk memeriksa fungsionalitas sistem berdasarkan kesesuaian input dan output dari sudut pandang pengguna, sehingga setiap fungsi pada aplikasi dapat berjalan sesuai dengan yang diharapkan.

4.9.1 Testing Blackbox

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode Blackbox Testing yang bertujuan untuk mengetahui apakah fungsi-fungsi pada sistem berjalan sesuai dengan yang diharapkan tanpa melihat struktur kode program.

Tabel 4.1 Testing Blackbox

No	Halaman	Skenario	Keterangan	Hasil
1	Beranda	Mengakses halaman utama sistem	Halaman beranda tampil dengan informasi sistem	[√] Valid
2	Menu Tentang	Klik menu Tentang	Menampilkan informasi tentang sistem	[√] Valid
3	Menu Teknologi	Klik menu Teknologi	Menampilkan informasi teknologi dan metode SVM	[√] Valid
4	Analisis Teks	Input teks ulasan	Sistem menampilkan hasil sentimen	[√] Valid
5	Analisis Upload File CSV/Excel	Upload file CSV/Excel berisi ulasan	Sistem memproses dan menampilkan hasil analisis	[√] Valid
6	Analsis Upload File CSV/Excel	Upload file tidak CSV/Excel atau file kosong	Sistem menolak file dan menampilkan pesan error	[√] Valid

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, seluruh fungsi sistem berjalan dengan baik dan sesuai dengan yang diharapkan. Sistem mampu menampilkan halaman dengan benar, memproses input pengguna, serta memberikan output hasil analisis sentimen secara tepat. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sistem telah memenuhi kebutuhan fungsional yang telah dirancang sebelumnya.

4.9.2 Hasil Pengujian

Setelah dilakukan pengujian terhadap sistem analisis sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto menggunakan metode Black Box Testing, diperoleh hasil bahwa seluruh fungsi sistem telah berjalan sesuai dengan kebutuhan dan tujuan pengembangan. Adapun hasil pengujian yang diperoleh adalah sebagai berikut.

1. Seluruh fitur utama pada sistem, seperti halaman beranda, halaman tentang, halaman teknologi, serta halaman analisis sentimen, dapat diakses dan berfungsi dengan baik sesuai dengan hasil implementasi yang telah dirancang.
2. Sistem mampu menerima masukan data baik melalui fitur Analisis Teks Tunggal (Single Text) maupun fitur unggah file (CSV/Excel) tanpa mengalami kendala selama proses pengujian.
3. Tahapan preprocessing dapat dijalankan secara otomatis oleh sistem, meliputi case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, dan stemming, sehingga data teks siap digunakan pada proses klasifikasi.
4. Proses ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF serta proses klasifikasi menggunakan algoritma XGBoost dapat berjalan dengan

baik dan menghasilkan keluaran berupa kategori sentimen positif, negatif, atau netral sesuai dengan hasil analisis.

5. Hasil analisis sentimen ditampilkan secara jelas dan informatif kepada pengguna, baik dalam bentuk hasil klasifikasi untuk setiap ulasan maupun ringkasan distribusi sentimen, sehingga memudahkan pengguna dalam memahami kecenderungan opini terhadap aplikasi Akademi Crypto berdasarkan data ulasan yang dianalisis.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen ulasan aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store menggunakan algoritma XGBoost, dengan menggunakan 569 data ulasan pengguna yang diperoleh melalui proses web scraping, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Hasil analisis terhadap 569 data ulasan menunjukkan bahwa sentimen pengguna didominasi oleh 317 sentimen positif, 230 sentimen negatif, dan 22 sentimen netral. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan tanggapan positif terhadap aplikasi Akademi Crypto.
2. Metode TF-IDF dan algoritma XGBoost berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, setelah melalui tahapan preprocessing data.
3. Berdasarkan hasil evaluasi model, algoritma XGBoost memperoleh nilai accuracy sebesar 72%, precision sebesar 49%, recall sebesar 49%, dan F1-score sebesar 49%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan cukup baik, meskipun masih mengalami keterbatasan dalam mengklasifikasikan data pada kelas sentimen netral.

4. Sistem analisis sentimen yang dikembangkan berhasil mengotomatisasi seluruh proses, mulai dari pengambilan data, preprocessing, pelabelan data, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, klasifikasi menggunakan XGBoost, hingga penyajian hasil evaluasi dan visualisasi sentimen.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu sebagai berikut.

1. Pada penelitian ini, data yang digunakan hanya berasal dari ulasan pengguna aplikasi Akademi Crypto di Google Play Store. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan sumber data dari platform lain, seperti App Store, media sosial, atau forum diskusi sehingga hasil analisis sentimen menjadi lebih beragam dan representatif.
2. Penelitian ini menggunakan 569 data ulasan yang dikumpulkan dalam rentang waktu Januari 2026 hingga Juni 2026. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan jumlah data yang lebih banyak dengan periode pengambilan data yang lebih panjang agar model memperoleh informasi yang lebih beragam dan menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik.
3. Penelitian ini menerapkan metode TF-IDF sebagai ekstraksi fitur dan algoritma XGBoost sebagai metode klasifikasi. Pada penelitian selanjutnya, disarankan untuk membandingkan performa XGBoost dengan algoritma klasifikasi lainnya, seperti Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, Random Forest, maupun metode berbasis Deep Learning, sehingga dapat diketahui algoritma yang memberikan performa terbaik

dalam melakukan analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi Akademi Crypto.

DAFTAR PUSTAKA

Chandradev, V., Suarjaya, I. M. A. D., & Bayupati, I. P. A. (2023). Analisis sentimen review hotel menggunakan metode deep learning BERT. Jurnal Buana Informatika, 14(2), 107–116.

Gilbert, G., Manurung, R., & Saputra, A. (2023). Analisis sentimen berdasarkan ulasan pengguna aplikasi MyPertamina pada Google Playstore menggunakan metode Naïve Bayes. Jurnal Sistem Penyimpanan dan Teknologi Informasi, 4(1), 21–29.

Gujjar, P. J., & Kumar, N. V. (2021). Google Colaboratory: Tool for deep learning and machine learning applications. Indian Journal of Computer Science, 6(3–4). https://doi.org/10.17010/ijcs/2021/v6/i3-4/165408

Habibi, H. A. N. S., Nugroho, A., & Firliana, R. (2023). Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbors Untuk Analisis Sentimen Covid-19 Di Twitter. Jurnal Ilmiah Informatika, 11(01), 54-62.

Iskandar, J., Mawardi, V. C., & Hendryli, J. (2022, September). Analisis Sosial Media Layanan Provider Internet Menggunakan Algoritma XGBOOST. In Seminar Nasional CORIS 2022.

Kurniawanda, M. R., & Tobing, F. A. T. (2022). Analysis sentiment cyberbullying in instagram comments with xgboost method. IJNMT (International Journal of New Media Technology), 9(1), 28-34. https://doi.org/10.31937/ijnmt.v9i1.2670

Marthiawati, N., Kurniawansyah, K., Nugraha, H., & Khairunnisa, F. (2023). Pelatihan pembuatan UML (Unified Modelling Language) menggunakan aplikasi Draw.io pada Prodi Sistem Informasi Universitas Muhammadiyah Jambi. Transformasi Masyarakat: Jurnal Inovasi Sosial dan Pengabdian, 1(2). https://doi.org/10.62383/transformasi.v1i2.109

Maulana, R., Voutama, A., & Ridwan, T. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC. Jurnal Teknologi Terpadu, 9(1), 42-48. https://doi.org/10.54914/jtt.v9i1.609

Munandar, A. A., Farikhin, F., & Widodo, C. E. (2023). Sentimen analisis

aplikasi belajar online menggunakan klasifikasi SVM. JOINTECS, 8(2), 77.

Prasetyo, A. W., & Putra, R. E. (2024). Analisis sentimen Twitter pada cryptocurrency menggunakan BERT dan RCNN. JINACS, 6(1), 11–21.

Prasetyo, S. D., Hilabi, S. S., & Nurapriani, F. (2023). Analisis sentimen relokasi Ibukota Nusantara menggunakan algoritma Naïve Bayes dan KNN. Jurnal KomtekInfo, 1-7. https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v10i1.330

Pratama, A. R., Hidayat, T., & Saputra, D. (2022). Penerapan Unified Modeling Language (UML) dalam perancangan sistem informasi. Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi, 13(2), 120–128. https://doi.org/10.35870/jti.v13i2.742

Prayitno, E., Suprawoto, T., & Riyanto, B. F. (2021). Optimasi Hasil Pencarian Pada Web Scrapping Menggunakan Pembobotan Kata Tf-Idf. J. Innov. Res. Knowl, 1(7), 241-246. https://bajangjournal.com/index.php/JIRK/article/view/822

Rahman, A., Putra, D., & Kurniawan, F. (2021). Perancangan class diagram pada sistem informasi menggunakan pendekatan UML. Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak, 3(2), 89–96. https://doi.org/10.33365/jatika.v3i2.1124

Salsabila, A., Putri, N., & Kurniawan, D. (2022). Implementasi algoritma Support Vector Machine untuk analisis sentimen aplikasi OLX di Playstore. Journal of Information and Data Science, 1(2), 87–95.

Saputri, N., Wahyudi, R., & Firmansyah, M. (2023). Implementasi activity diagram pada perancangan sistem informasi berbasis UML. Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi, 5(1), 45–52. https://doi.org/10.37034/jsisfotek.v5i1.198

Sari Prabandari, & Suhardianto. (2024). Pemanfaatan Artificial Intelligence Untuk Mendukung Pembelajaran Vokasi. ENCRYPTION: Journal of Information And Technology, 2(2), 62–68. https://doi.org/10.58738/encryption.v2i2.489

Setiyono, B. N., Prasetyo, A., & Ramadhan, M. (2024). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads di Google Play menggunakan algoritma

XGBoost dengan penguatan SMOTE. Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi, 5(2), 112–120.

Setiyono, B. N., Prasetyo, A., & Ramadhan, M. (2024). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads di Google Play menggunakan algoritma XGBoost dengan penguatan SMOTE. Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi, 5(2), 112–120.

Soumi, A. I., Sutrisno, W., Fitriani, F., Rezalti, D. T., Rizky, M. A. F., & Muhammad, R. (2025). Introduction to cryptocurrency technology as digital financial literacy for students of SMK Tamansiswa Jetis Yogyakarta. Science and Technology Applications for Community Services, 1(1). https://doi.org/10.30738/sitacs.v1i1.0101002

Wardana, D. A. B., Nugroho, S., & Firdaus, M. (2024). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan metode XGBoost dan Word2Vec embedding. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 8(1), 155–163.

Wardana, D. A. B., Nugroho, S., & Firdaus, M. (2024). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan metode XGBoost dan Word2Vec embedding. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 8(1), 155–163.

Widiarta, I. P. A. P., Dwiyansaputra, R., & Aranta, A. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Penerapan Ppkm Di Media Sosial Twitter Dengan Menggunakan Metode Xgboost. Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, dan Aplikasinya (JTIKA), 5(2), 154-163. https://doi.org/10.29303/jtika.v5i2.342

Yang, Y., Siau, K., Xie, W., & Sun, Y. (2022). A systematic review of sentiment analysis: Approaches, applications, and challenges. Frontiers in Psychology, 13, 918447. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.918447

Zain, A. F., Rahman, F., & Hidayat, T. (2025). Analisis sentimen ulasan pengguna iPhone dengan pendekatan hibrida RoBERTa dan XGBoost. Jurnal Algoritma, 22(1), 45–53.

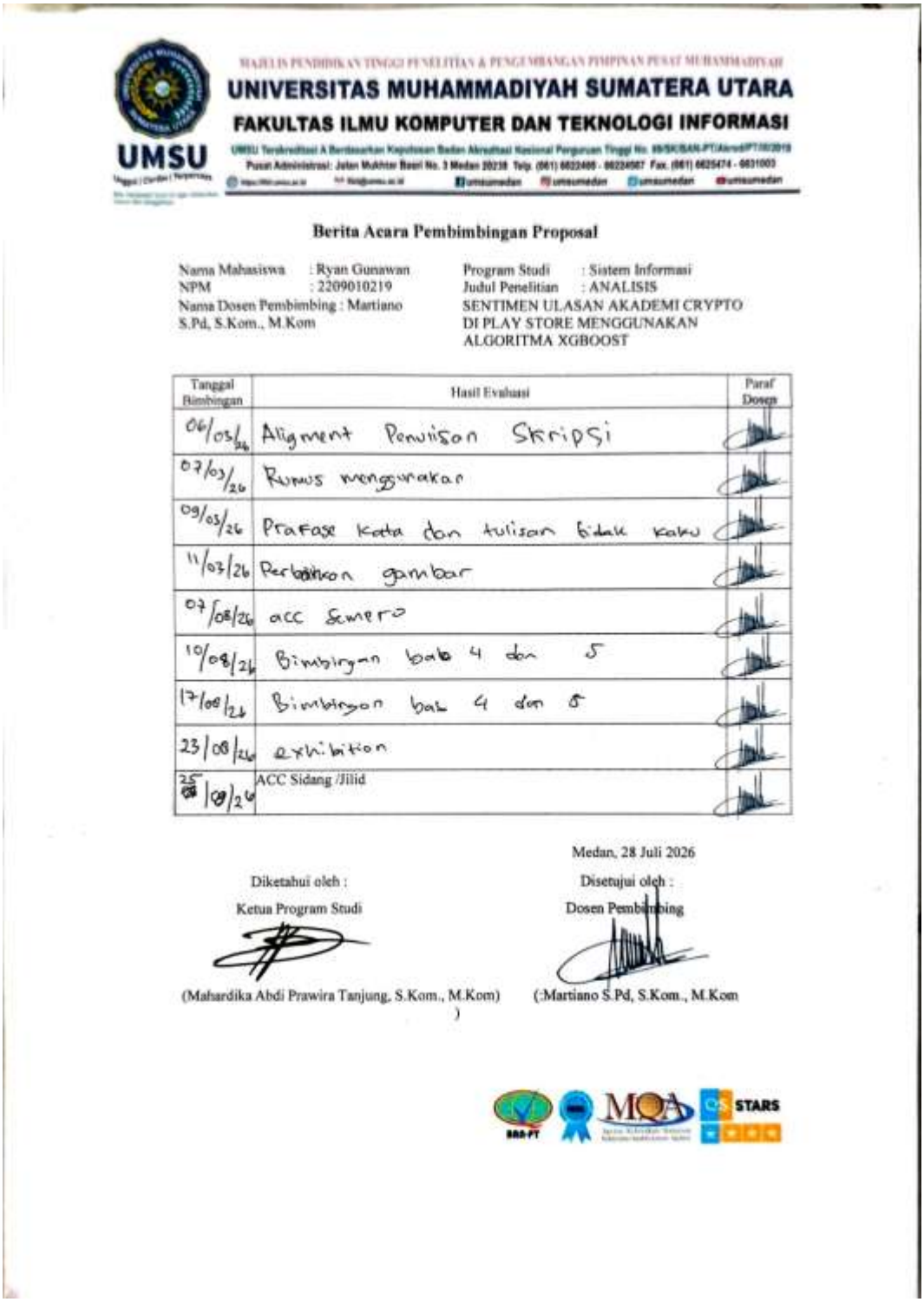
Zain, A. F., Rahman, F., & Hidayat, T. (2025). Analisis sentimen ulasan pengguna iPhone dengan pendekatan hibrida RoBERTa dan XGBoost. Jurnal

Algoritma, 22(1), 45–53.

Zhafira, D. F., Rahayudi, B., & Indriati, I. (2021). Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube. Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Dan Edukasi Sistem Informasi, 2(1). https://doi.org/10.25126/justsi.v2i1.24

LAMPIRAN

1. Berita Acara Bimbingan



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/BAN-PT/Akred/PT/III/2019

Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6623400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003

umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan

Berita Acara Pembimbingan Proposal

Nama Mahasiswa : Ryan Gunawan
NPM : 2209010219
Nama Dosen Pembimbing : Martiano S.Pd, S.Kom., M.Kom

Program Studi : Sistem Informasi
Judul Penelitian : ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI CRYPTO DI PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
06/03/26	Alignment Penulisan Skripsi	
07/03/26	Rumus menggunakan	
09/03/26	Prafase kata dan tulisan tidak kaku	
11/03/26	Perbaikan gambar	
07/08/26	acc Semro	
10/08/26	Bimbingan bab 4 dan 5	
17/08/26	Bimbingan bab 4 dan 5	
23/08/26	exhibition	
25/08/26	ACC Sidang /Jilid	

Medan, 28 Juli 2026

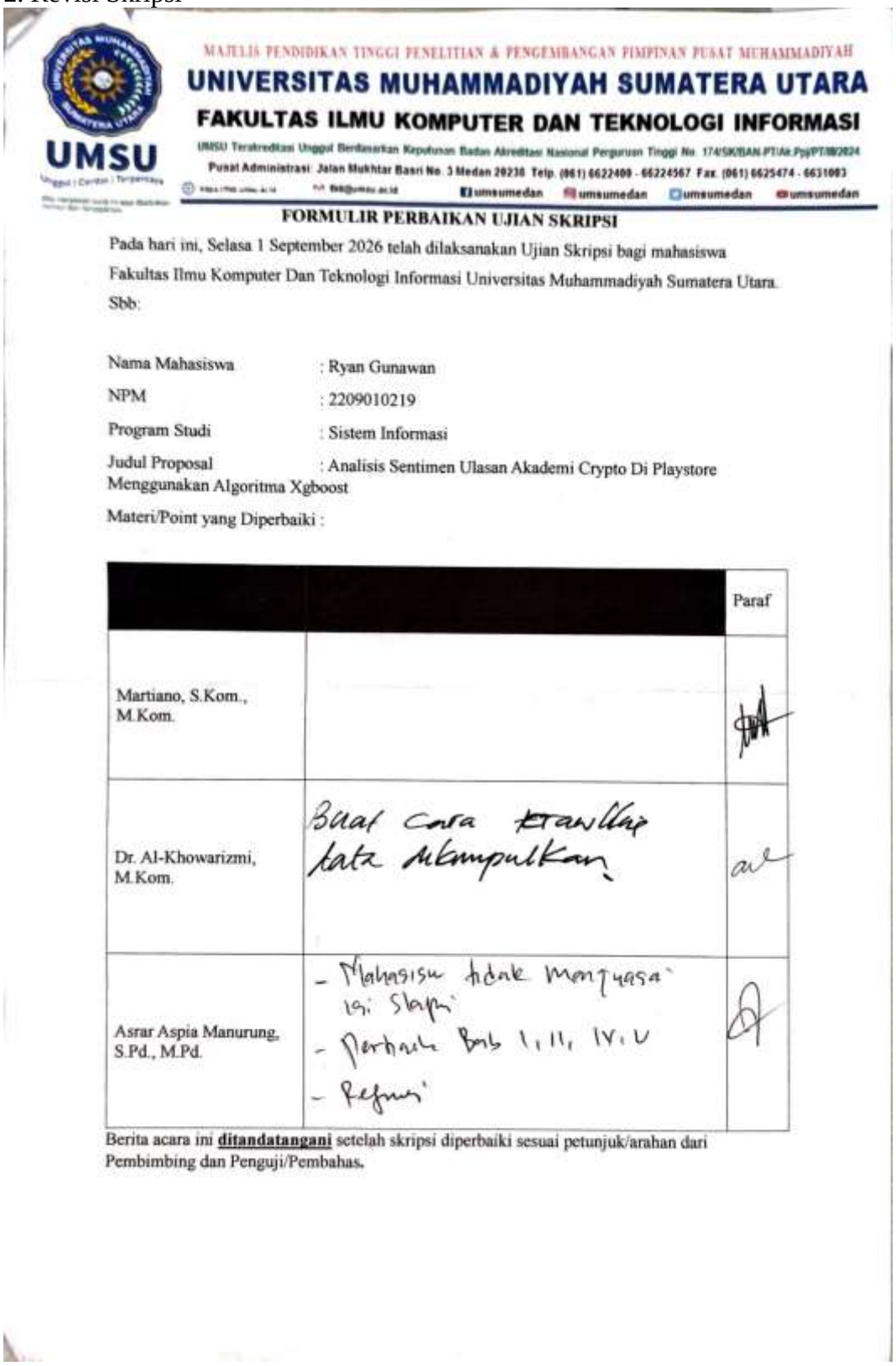
Diketahui oleh :
Ketua Program Studi

(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom)

Disetujui oleh :
Dosen Pembimbing

(Martiano S.Pd, S.Kom., M.Kom)

2. Revisi Skripsi



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/BAN-PT/Ak.Ppj/PT/III/2024

Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003

umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan

FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Pada hari ini, Selasa 1 September 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Sbb:

Nama Mahasiswa : Ryan Gunawan

NPM : 2209010219

Program Studi : Sistem Informasi

Judul Proposal : Analisis Sentimen Ulasan Akademi Crypto Di Playstore Menggunakan Algoritma Xgboost

Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Martiano, S.Kom., M.Kom.		
Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.	Buat cara transkip data dikumpulkan	
Asrar Aspia Manurung, S.Pd., M.Pd.	- Mahasiswa tidak mengasai isi skripsi - Perbaiki Bab I, II, IV, V - Referensi	

Berita acara ini **ditandatangani** setelah skripsi diperbaiki sesuai petunjuk/arahan dari Pembimbing dan Penguji/Pembahas.

3. Turnitin



Done Skripsi-RyanGunawan

ORIGINALITY REPORT

16%	15%	5%	9%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.umsu.ac.id Internet Source	8%
2	repository.harapan.ac.id Internet Source	1%
3	Submitted to Universitas Muria Kudus Student Paper	1%
4	repository.unmuhjember.ac.id Internet Source	1%
5	Submitted to Universitas Pamulang Student Paper	1%
6	eprints.polsri.ac.id Internet Source	<1%
7	repo.darmajaya.ac.id Internet Source	<1%
8	Submitted to UPN Veteran Yogyakarta Student Paper	<1%
9	repository.ub.ac.id Internet Source	<1%
10	Submitted to Universitas Baiturrahmah Student Paper	<1%
11	Siti Noraisyah, Fitri Yunita. "Analisis Sentimen Pengguanaan ChatGPT di Kalangan Mahasiswa dalam Pembelajaran menggunakan Metode Naïve Bayes", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2026 Publication	<1%
12	etheses.uin-malang.ac.id Internet Source	<1%
13	jurnal.itg.ac.id Internet Source	<1%
14	repository.unj.ac.id Internet Source	<1%

4. LoA

KOHESI
JURNAL SAINS DAN TEKNOLOGI

CAHAYA ILMU BANGSA INSTITUTE
Biro Penelitian, Publikasi, dan Pengabdian Kepada Masyarakat
KEMENKUMHAM AHU-0018912-AH.0114
Perum Puri Kartika Asri Blok 2 A2 Malang
e-mail: admin@cahayailmubangsa.institute



LETTER OF ACCEPTANCE

NO: 2026/CIB013/LOA8137

Assalamualaikum Wr. Wb.
Bersama surat ini, kami menerangkan bahwa artikel dengan keterangan naskah berikut

Judul	ANALISIS SENTIMEN ULASAN AKADEMI CRYPTO DI PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST
Author	Ryan Gunawan
Korespondensi	ryangunawan040532@gmail.com
Jurnal	Kohesi: Jurnal Sains dan Teknologi
Volume	Vol. 11 No. 4 (2026)
Link Terbitan	https://journal.cib.institute/index.php/kohesi/article/view/4721

Berstatus ACCEPTED untuk dipublish. Keputusan ini dibuat sebagai tanda bahwa naskah yang bersangkutan telah lolos plagiarism checker. Dan LoA ini dibuat sebagai bukti bahwa author telah menyelesaikan APC yang telah ditetapkan oleh pengelola jurnal. LOA Berlaku jika dilengkapi link dan pdf publish. Hubungi kami di **admin_jurnal@cahayailmubangsa.institute** jika ada pertanyaan lebih lanjut, terima kasih.

Malang, 01 October 2026

Dr. Umam Rofiq, M.Pd., Ph.D
Director