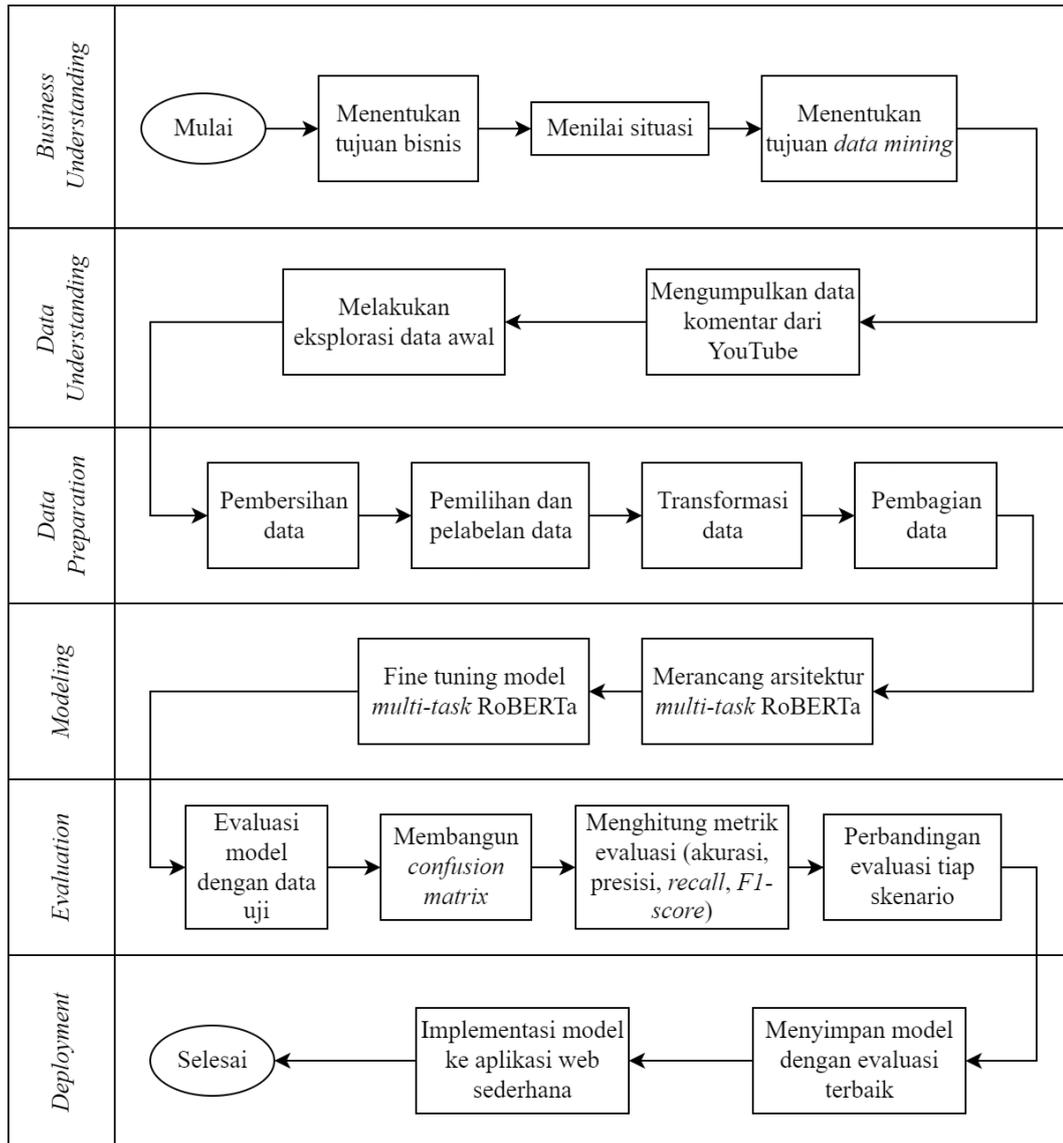


BAB III METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri dari enam tahapan utama. Rincian dari setiap tahapan ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan Penerapan CRISP-DM

Pada Gambar 3.1 terlihat alur penerapan metode CRISP-DM dalam penelitian ini, yang dimulai dari pemahaman masalah hingga implementasi model pada aplikasi web sederhana. Metode ini dipilih karena menyediakan struktur sistematis yang fleksibel dan dapat diterapkan secara menyeluruh dalam proyek berbasis *data*

mining dan pengembangan model klasifikasi teks. Penjelasan lebih lanjut mengenai setiap tahapan disajikan pada subbab-subbab berikutnya.

3.1 *Business Understanding*

Tahapan awal dalam CRISP-DM ini bertujuan untuk memahami secara menyeluruh konteks bisnis atau permasalahan yang akan diselesaikan melalui pendekatan *data mining*. Dalam penelitian ini, ada beberapa langkah yang akan dilakukan.

3.1.1 Menentukan Tujuan Bisnis

Tujuan utama dari proses ini adalah merumuskan permasalahan secara jelas dan menetapkan arah penyelesaian yang dapat mendukung kepentingan para *stakeholders*, khususnya dalam konteks sistem pengawasan komentar pada siaran langsung turnamen MLBB di platform YouTube. Penetapan tujuan dilakukan berdasarkan analisis kebutuhan secara logis dan rasional, mengingat belum tersedianya akses langsung terhadap pihak penyelenggara turnamen.

3.1.2 Menilai Situasi

Langkah ini mencakup pengumpulan informasi mengenai kondisi yang melatarbelakangi permasalahan, termasuk kecenderungan munculnya komentar promosi judi *online* dan ujaran negatif, serta tinjauan terhadap pendekatan yang telah digunakan sebelumnya. Identifikasi risiko dan keterbatasan juga menjadi bagian dari proses ini.

3.1.3 Menentukan Tujuan *Data Mining*

Tujuan *data mining* difokuskan pada pembangunan model klasifikasi yang mampu menjalankan dua tugas utama secara bersamaan, yaitu deteksi komentar promosi judi *online* dan analisis sentimen. Selain pengembangan model, proses ini juga mencakup perencanaan integrasi model ke dalam sistem pengawasan komentar berupa aplikasi sederhana yang terhubung dengan YouTube *Live Streaming* API. Hasil dari tahap ini akan menjadi dasar dalam proses perancangan model, implementasi sistem, serta evaluasi performa.

3.2 *Data Understanding*

Setelah memahami permasalahan utama, tahap berikutnya adalah mengenali karakteristik data yang akan digunakan. Tahap ini mencakup pengumpulan data, dan eksplorasi data awal.

3.2.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data dikumpulkan dari kolom komentar pada video siaran langsung dan rekaman pertandingan turnamen MLBB di kanal YouTube resmi seperti MPL Indonesia, MDL Indonesia, Mobile Legends : Bang Bang Indonesia, MLBB eSports, dan Mobile Legends: Bang Bang yang berlangsung dalam periode Januari hingga Juni 2025. Komentar-komentar tersebut dikumpulkan menggunakan teknik *scraping*, dengan menggunakan pustaka Python, seperti *pytchat* untuk mengambil data komentar ketika siaran sedang berlangsung dan *yt_dlp* untuk mengambil data komentar ketika siaran sudah selesai.

3.2.2 Eksplorasi Data Awal

Eksplorasi data awal dilakukan untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai struktur, distribusi, serta karakteristik dari komentar-komentar yang telah dikumpulkan. Proses ini penting untuk mengidentifikasi potensi masalah pada data, seperti variasi penulisan, komentar spam, atau penggunaan kata-kata kode untuk promosi judi *online*.

Eksplorasi dilakukan melalui pendekatan kombinasi menggunakan Python (*pandas*, *matplotlib*) di Google Colab untuk analisis statistik dan visualisasi data, serta melalui Microsoft Excel untuk inspeksi manual yang mempermudah pengamatan bentuk-bentuk penulisan tidak lazim atau kode tertentu dalam komentar.

3.3 Data Preparation

Tahap persiapan data merupakan proses krusial dalam *pipeline* pemodelan karena memastikan bahwa data yang digunakan bersih, relevan, dilabeli dengan baik, dan siap diolah oleh model. Tahapan ini mencakup proses pembersihan, pemilihan, pelabelan, dan transformasi data.

3.3.1 Pembersihan Data

Langkah pertama dalam pembersihan data adalah melakukan *mapping* atau konversi *emoji* dalam bentuk *shortcode* menjadi representasi teks yang lebih dapat dikenali oleh model. Hal ini penting karena sebagian besar *emoji* dalam dataset berasal dari komentar siaran langsung yang menggunakan kode seperti “:handshake:” atau “:heart_hands:”. Setelah proses konversi *emoji*, data dibersihkan sesuai rancangan dari hasil tahap sebelumnya.

3.3.2 Pemilihan Data dan Pelabelan Data

Langkah pertama dalam proses *labeling* adalah memberikan label sentimen awal pada *dataset* dengan bantuan model BERT berbahasa Indonesia yang telah di-*finetune* oleh Ardiyanto (2024) [36]. Model ini digunakan untuk mempercepat tahap penyaringan awal data melalui prediksi sentimen otomatis. Hasil prediksi model menghasilkan tiga kelas sentimen: negatif, netral, dan positif.

Untuk memastikan keragaman data dan menghindari dominasi data dari satu periode waktu saja, pengambilan sampel dilakukan secara terencana menggunakan teknik sampling. Dari hasil prediksi awal, ditetapkan proporsi sampling sebagai berikut: 2000 komentar dengan label negatif, 1000 komentar netral, dan 1000 komentar positif. Teknik ini membantu menyeimbangkan distribusi kelas dan meningkatkan kualitas *dataset* untuk keperluan pelatihan model.

Selain itu, dilakukan juga pemilihan data secara manual untuk komentar yang mengandung promosi judi *online*. Hal ini dikarenakan proporsi komentar jenis ini relatif kecil dalam keseluruhan data, sehingga perlu penelusuran dan seleksi khusus agar kategori ini tetap terwakili dengan baik dalam *dataset*.

Pada penelitian ini, fokus utama adalah melabeli komentar yang mengandung promosi judi *online* dan memisahkan kelompok sentimen negatif menjadi dua kategori (negatif dan sangat negatif). Selain itu, dilakukan juga perbaikan nilai sentimen jika terjadi kekeliruan prediksi (*miss*) dari model yang digunakan pada tahap awal.

Setelah proses pengambilan sampel, dilakukan pelabelan data secara manual. Untuk mendukung konsistensi dan efisiensi dalam tahap ini, digunakan aplikasi berbasis antarmuka grafis (GUI) sederhana yang dikembangkan khusus dengan Python. Setiap komentar dalam *dataset* kemudian diberi dua jenis label, dengan ketentuan sebagai berikut:

1. Label promosi judi *online*, dengan ketentuan sebagai berikut:
 - a. Tidak: Bukan komentar promosi judi *online*.
 - b. Ya: Komentar promosi judi *online*.
2. Label sentimen, dengan ketentuan yang dimodifikasi dari sebagai berikut:
 - a. Positif: Komentar yang memuat dukungan, pujian, atau apresiasi pada pihak tertentu.

- b. Netral: Komentar yang tidak mengandung kesan emosional. Dapat berupa pernyataan fakta, pertanyaan, atau informasi.
- c. Negatif: Komentar yang berisi evaluasi negatif atau emosi negatif, seperti kekecewaan, keluhan, atau amarah tanpa menggunakan kata-kata tidak senonoh.
- d. Sangat Negatif: Komentar yang berisi evaluasi negatif atau emosi negatif dengan penggunaan kata-kata tidak senonoh, baik secara eksplisit maupun berupa pelesetan atau hinaan vulgar.

Kriteria label sentimen pada penelitian ini dimodifikasi berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Pangestu dan Harahap (2025) [20], yang membagi sentimen menjadi tiga kelas utama: positif, netral, dan negatif. Dengan beberapa penyesuaian untuk konteks penelitian ini, peneliti menambahkan satu kategori tambahan, yaitu “Sangat Negatif”, guna menangkap komentar dengan muatan emosi negatif yang lebih kuat, terutama yang mengandung kata-kata kasar, hinaan, atau pelesetan vulgar. Penambahan ini dimaksudkan agar model dapat membedakan tingkat keparahan sentimen negatif secara lebih spesifik, mengingat karakteristik komentar pada siaran langsung turnamen MLBB di YouTube yang cenderung ekspresif dan tidak selalu sesuai norma bahasa baku.

Pelabelan dilakukan secara cermat dengan membaca dan memahami setiap komentar agar hasil pelatihan model tidak bias akibat pelabelan yang keliru. Proses ini juga memperhatikan bahasa gaul, ejaan tidak baku, dan bentuk pengalihan kata yang sering dijumpai pada komentar YouTube.

Tahap awal ini bersifat iteratif, jika distribusi kelas masih belum cukup seimbang setelah pelabelan, maka proses sampling dan seleksi akan diulang. Tujuan akhirnya adalah menyiapkan *dataset* dengan distribusi kelas yang relatif seimbang sehingga dapat mendukung pelatihan model klasifikasi secara optimal.

3.3.3 Transformasi Data

Setelah komentar dibersihkan dan dilabeli, dilakukan tahap transformasi data yang meliputi:

1. *Tokenization* teks menggunakan *tokenizer* yang sesuai dengan model RoBERTa.
2. *Padding* agar semua *input* memiliki panjang yang seragam

3.3.4 Pembagian Data

Setelah proses pembersihan, pemilihan, pelabelan, dan transformasi selesai dilakukan, data kemudian dibagi ke dalam tiga bagian utama, yaitu data latih, data validasi, dan data uji. Tujuan dari pemisahan ini adalah untuk memastikan bahwa model tidak hanya belajar dari data yang dilatih, tetapi juga dapat dievaluasi secara objektif terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dalam penelitian ini, pembagian data direncanakan menggunakan teknik *stratified split*. Teknik ini memastikan distribusi label pada masing-masing *subset* data tetap proporsional dengan distribusi keseluruhan. Dengan kata lain, rasio jumlah data untuk setiap kelas (baik untuk label promosi judi *online* maupun kategori sentimen) akan tetap terjaga pada data latih, validasi, dan uji.

Penggunaan *stratified split* penting untuk menghindari bias akibat ketidakseimbangan kelas yang mungkin terjadi apabila pembagian dilakukan secara acak tanpa mempertimbangkan label. Hal ini mendukung pelatihan model yang lebih representatif dan evaluasi performa yang lebih adil pada data validasi dan uji.

Selain itu, akan digunakan tiga skenario pembagian data untuk mengevaluasi seberapa stabil dan konsisten performa model terhadap variasi proporsi data:

1. Skenario 1: 80% data latih, 10% data validasi, 10% data uji
2. Skenario 2: 70% data latih, 15% data validasi, 15% data uji
3. Skenario 3: 60% data latih, 20% data validasi, 20% data uji

3.4 Modeling

Tahap modeling berfokus pada proses pelatihan model untuk dua tugas utama klasifikasi, yaitu deteksi komentar promosi judi *online* dan analisis sentimen komentar. Dalam penelitian ini, digunakan model RoBERTa yang telah melalui tahap *fine-tuning* menggunakan korpus berbahasa Indonesia yang dikembangkan oleh Wongso (2023) [37]. Model ini dipilih karena memiliki keunggulan dalam memahami konteks kalimat secara menyeluruh dan telah terbukti unggul pada berbagai *benchmark* tugas NLP.

Pelatihan model dilakukan pada platform Google Colaboratory dengan memanfaatkan *free resource* dalam penggunaan GPU Tesla 4. Model dilatih menggunakan pustaka dari HuggingFace *Transformers* dan platform PyTorch. Proses *fine-tuning* dilakukan dengan menyisipkan lapisan klasifikasi di atas

arsitektur RoBERTa untuk menyesuaikan model dengan dua *output* (satu untuk klasifikasi biner dan satu lagi untuk klasifikasi multi-kelas).

Ketentuan parameter dalam *TrainingArguments* ditentukan dalam Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Ketentuan Parameter Pelatihan

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	15
<i>Train Batch Size</i>	128
<i>Eval Batch Size</i>	128
<i>Learning Rate</i>	0.0002
<i>Learning Rate Scheduler Type</i>	<i>Polynomial</i>
<i>Weight Decay</i>	0.4
<i>Metric for Best Model</i>	<i>Eval Accuracy Sentiment</i>
<i>EarlyStopping</i>	3

3.5 Evaluation

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi dengan menggunakan data uji yang telah dipisahkan sejak awal. Tujuannya adalah untuk mengetahui sejauh mana model mampu mengenali dan mengklasifikasikan komentar baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Evaluasi dilakukan dengan mengukur berbagai metrik kinerja model, yaitu akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi digunakan sebagai indikator umum performa model, namun tidak menjadi satu-satunya acuan, terutama karena distribusi data yang tidak seimbang. Oleh karena itu, *precision* dan *recall* menjadi metrik penting untuk menilai kualitas prediksi pada kelas minoritas, khususnya dalam mendeteksi komentar yang mengandung promosi judi *online*. *F1-score* digunakan untuk memberikan penilaian yang lebih seimbang antara keduanya.

Model juga dievaluasi melalui *confusion matrix* untuk mengetahui jenis kesalahan apa yang paling sering terjadi. Misalnya, apakah model cenderung mengklasifikasikan komentar netral sebagai negatif, atau komentar promosi justru lolos tanpa terdeteksi. Analisis ini berguna untuk memahami kelemahan model secara lebih mendalam dan menjadi dasar perbaikan di masa depan.

3.6 *Deployment*

Tahap akhir dalam CRISP-DM adalah *deployment*, yaitu bagaimana hasil dari proses *data mining* atau model yang dibangun dapat digunakan secara nyata. Dalam konteks penelitian ini, *deployment* dilakukan dalam bentuk pembuatan aplikasi web sederhana yang terintegrasi dengan YouTube *Live Streaming* API.

Model RoBERTa yang telah dilatih akan diimplementasikan ke dalam aplikasi ini untuk melakukan inferensi secara langsung terhadap komentar yang masuk selama siaran berlangsung. Sistem ini memungkinkan pendeteksian komentar yang mengandung promosi judi *online* serta klasifikasi sentimen komentar secara *near real-time*.

Aplikasi web ini dibangun menggunakan *framework* Python dengan pustaka Flask dan memanfaatkan model yang telah disimpan dalam format “.pt”. Selain itu, disediakan antarmuka sederhana untuk menampilkan hasil klasifikasi, log komentar yang dihapus, dan *word cloud*, baik untuk keperluan *monitoring* maupun untuk evaluasi kinerja model secara praktis.

Melalui pendekatan ini, penelitian ini tidak hanya menghasilkan model siap pakai, tetapi juga membuktikan integrasi praktis model berbasis AI ke dalam sistem pengawasan komentar *live streaming*, sebagai langkah awal untuk penerapan lebih luas di platform digital seperti YouTube.