

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Antarmuka pengguna (User Interface/UI) merupakan aspek penting dalam pengembangan sistem informasi modern karena menjadi titik interaksi langsung antara pengguna dan sistem. Kualitas UI tidak hanya menentukan seberapa mudah sebuah sistem digunakan, tetapi juga berdampak pada persepsi terhadap performa, efisiensi, dan profesionalisme dari produk digital tersebut [1]. Dalam praktiknya, UI yang buruk dapat menyebabkan kebingungan, frustrasi, hingga penurunan produktivitas, sedangkan UI yang baik dapat meningkatkan kepuasan pengguna dan adopsi sistem secara menyeluruh [2].

Proses evaluasi UI umumnya dilakukan melalui metode manual seperti usability testing, heuristic evaluation, dan feedback pengguna yang dikumpulkan selama fase *System Integration Testing* (SIT) atau *User Acceptance Testing* (UAT). Meskipun metode-metode ini telah terbukti efektif, terdapat sejumlah keterbatasan yang masih menjadi tantangan. Evaluasi UI seringkali bersifat subjektif, membutuhkan banyak waktu, serta bergantung pada pengalaman evaluator. Hal ini mengakibatkan hasil evaluasi yang tidak konsisten dan sulit direplikasi dalam skala besar [3]. Selain itu, data hasil pengujian yang dikumpulkan dalam praktik seringkali tidak dimanfaatkan secara maksimal untuk perbaikan sistem secara prediktif.

Seiring perkembangan teknologi big data dan machine learning, muncul peluang untuk mentransformasi proses evaluasi UI menjadi lebih objektif dan otomatis. Dengan mengumpulkan data historis pengujian sistem, seperti laporan SIT, feedback pengguna, dan dokumentasi visual sebelum dan sesudah perbaikan UI, pengembang dapat mengidentifikasi pola-pola desain yang memengaruhi persepsi kualitas antarmuka. Data tersebut dapat diolah menjadi basis pengetahuan untuk membangun sistem prediksi yang mampu memberikan skor kualitas UI atau bahkan merekomendasikan desain alternatif [4].

Model deep learning berbasis Transformer, seperti BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), telah menunjukkan performa luar biasa dalam memahami konteks teks dan struktur data secara mendalam. Awalnya dikembangkan untuk Natural Language Processing (NLP), BERT kini telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi, ekstraksi fitur, dan analitik teks yang kompleks [5]. Ketika dikombinasikan dengan representasi visual dari UI (misalnya tangkapan layar sebelum dan sesudah pengujian), model ini dapat dimodifikasi menjadi sistem multimodal yang memanfaatkan fitur teks dan visual untuk mengevaluasi atau memprediksi kualitas desain.

Penelitian mengenai otomatisasi evaluasi UI dengan machine learning sudah mulai berkembang. Beberapa studi telah memanfaatkan interaction logs, data clickstream, serta feedback pengguna untuk menganalisis kepuasan terhadap antarmuka sistem [3], [4]. Namun, penelitian yang menggabungkan data historis pengujian sistem internal (seperti data SIT, feedback formal, dan dokumentasi before-after) dengan pendekatan transformer untuk prediksi kualitas UI masih relatif jarang ditemukan, terutama di konteks penerapan nyata pada lingkungan industri atau proyek.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi kualitas UI berbasis Transformer, dengan memanfaatkan data hasil dokumentasi. Data tersebut akan diolah menjadi data mart menggunakan Excel, lalu dilakukan preprocessing untuk mengekstraksi fitur visual dan teks. Selanjutnya, model BERT akan diterapkan untuk mempelajari pola dan memberikan prediksi terhadap kualitas UI. Hasil akhir akan divisualisasikan dalam bentuk dashboard interaktif yang menunjukkan skor, rekomendasi, serta perbandingan antar modul. Dengan demikian, pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan konsistensi, efisiensi, dan objektivitas dalam evaluasi kualitas UI, sekaligus mendukung penerapan data-driven decision making dalam siklus pengembangan sistem.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Bagaimana memprediksi kualitas antarmuka pengguna (UI) berdasarkan data historis hasil pengujian sistem, yang mencakup variabel numerik dan feedback pengguna?
- 2) Sejauh mana model *Transformer* dapat menghasilkan klasifikasi kualitas UI (rating 1–5) secara akurat dan konsisten?
- 3) Bagaimana hasil prediksi kualitas UI tersebut dapat disajikan melalui visualisasi *dashboard* untuk mendukung proses evaluasi dan perbaikan desain UI?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan agar ruang lingkup kajian tetap fokus dan terarah. Adapun batasan-batasan tersebut adalah sebagai berikut:

1) Ruang Lingkup Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada dokumentasi historis hasil pengujian sistem seperti laporan *System Integration Testing* (SIT), feedback pengguna internal, serta tangkapan layar (before-after) desain antarmuka. Data tidak mencakup uji pengguna eksternal atau data dari produk komersial yang sudah diluncurkan.

2) Tipe Model yang Digunakan

Model prediktif yang digunakan dibatasi pada model berbasis Transformer, khususnya varian **BERT** untuk pengolahan data teks dan multimodal. Model lain seperti LSTM, CNN, atau Random Forest tidak dibahas secara mendalam dan tidak dibandingkan secara langsung dalam eksperimen.

3) Parameter Evaluasi UI

Penelitian ini memfokuskan pada prediksi **kualitas UI secara umum**, tanpa melakukan pengukuran usability dengan standar kuantitatif seperti SUS (*System Usability Scale*) atau ISO 9241 secara eksplisit.

Kualitas UI dipersepsikan dari kombinasi umpan balik pengguna dan perubahan desain.

4) **Visualisasi Output**

Visualisasi hasil model dibatasi pada tampilan dashboard sederhana yang menampilkan skor prediksi, perbandingan modul, serta rekomendasi desain ulang. Implementasi desain ulang secara langsung ke dalam sistem tidak termasuk dalam ruang lingkup penelitian ini.

5) **Lingkup Validasi**

Validasi hasil model hanya dilakukan menggunakan data retesting atau feedback internal yang tersedia dalam dokumentasi. Tidak dilakukan validasi lapangan secara real-time kepada pengguna akhir eksternal.

Dengan adanya batasan ini, diharapkan penelitian dapat diselesaikan secara terfokus, terukur, dan sesuai dengan ketersediaan data serta waktu pelaksanaan.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah pendekatan evaluasi kualitas antarmuka pengguna (UI) berbasis data historis hasil pengujian sistem dengan memanfaatkan model Transformer. Secara khusus, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Menghasilkan model prediktif yang mampu menilai kualitas UI (*rating* 1–5) berdasarkan kombinasi data interaksi sistem dan feedback pengguna.
- 2) Mengevaluasi performa model *Transformer* dalam memprediksi kualitas UI secara akurat, konsisten, dan dapat diandalkan.
- 3) Menyajikan hasil prediksi kualitas UI dalam bentuk visualisasi *dashboard* untuk mendukung proses evaluasi, interpretasi, dan pengambilan keputusan terkait perbaikan desain UI.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan evaluasi kualitas antarmuka pengguna (UI) melalui pendekatan berbasis data. Model prediktif yang dihasilkan dapat menjadi referensi ilmiah bagi pengembangan metode machine learning, khususnya *Transformer*, dalam bidang analisis pengalaman pengguna (*UX analytics*). Selain itu, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh praktisi industri untuk melakukan evaluasi UI secara lebih objektif, konsisten, dan efisien sehingga proses perbaikan antarmuka dapat dilakukan secara lebih terarah. Penelitian ini juga memberikan pemahaman praktis mengenai integrasi data historis pengujian sistem, teknik pemodelan prediktif, serta pemanfaatan dashboard visualisasi sebagai alat bantu pengambilan keputusan berbasis data.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan tugas akhir ini disusun agar pembahasan lebih terstruktur dan mudah dipahami. Adapun sistematika penulisan adalah sebagai berikut:

1) BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini bertujuan untuk memberikan gambaran umum mengenai alasan dan arah penelitian.

2) BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini berisi kajian literatur yang meliputi penelitian terdahulu, teori-teori yang relevan dengan topik skripsi, teori mengenai framework atau algoritma yang digunakan, serta teori tentang tools atau software yang digunakan dalam penelitian. Bab ini menjadi dasar konseptual untuk mendukung analisis dan pengembangan penelitian.

3) BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan gambaran umum objek penelitian, metode penelitian yang digunakan, teknik pengumpulan data, variabel penelitian (jika ada hipotesis), serta teknik analisis data. Bab ini menjabarkan langkah-langkah sistematis dalam melaksanakan penelitian.

4) BAB IV ANALISIS DAN HASIL PENELITIAN

Bab ini berisi analisis permasalahan, analisa proses bisnis, user requirements, perancangan sistem (pemodelan sistem, perancangan database, dan perancangan antarmuka), serta tahap implementasi dan pengujian sistem. Selain itu, bab ini juga memaparkan hasil penelitian beserta diskusinya.

5) BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini menyajikan simpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta memberikan saran untuk penelitian selanjutnya maupun pengembangan lebih lanjut dari sistem yang dihasilkan.

6) DAFTAR PUSTAKA

Bab ini memuat daftar sumber referensi yang digunakan dalam penyusunan laporan tugas akhir, baik berupa buku, jurnal, artikel ilmiah, maupun sumber lain yang relevan.

7) LAMPIRAN

Bagian ini berisi lampiran-lampiran yang mendukung laporan tugas akhir, seperti hasil kuesioner, kode program, dokumentasi sistem, atau data lain yang relevan.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Penelitian Terdahulu

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Penulis	Studi Fokus	Metodologi	Temuan Utama	Akurasi
1	Zhang et al. (2020)	Evaluasi kualitas UI berbasis feedback pengguna	<i>Deep Learning (CNN-LSTM)</i>	Mengidentifikasi pola dari feedback untuk mengklasifikasi kualitas antarmuka	84%
2	Xie et al. (2021)	Evaluasi UI menggunakan data log interaksi pengguna	<i>Log-based Analysis + SVM</i>	Log aktivitas dapat digunakan untuk menilai efektivitas UI	80%
3	Wang & Fang (2022)	Prediksi usability menggunakan machine learning	<i>Random Forest & Gradient Boosting</i>	Data uji sistem dapat digunakan sebagai prediktor usability score	87%
4	Nguyen et al. (2021)	Evaluasi otomatis UI berbasis visual dan teks	<i>CNN + NLP</i>	Menggabungkan fitur visual dan teks meningkatkan hasil evaluasi	89%

N o	Penulis	Studi Fokus	Metodologi	Temuan Utama	Akuras i
5	Dostie, Kromann, & Sørensen (2025)	Analisis peran tingkat pendidikan tenaga kerja dalam membantu perusahaan mengatasi hambatan inovasi dan meningkatkan keberhasilan inovasi.	<i>Endogenous Switching Regression Model</i> menggunakan data survei inovasi (<i>Community Innovation Survey</i>) dan data registrasi perusahaan di Denmark periode 2006–2018.	Perusahaan yang menghadapi hambatan inovasi memiliki probabilitas keberhasilan inovasi yang lebih tinggi ketika memiliki tingkat skill tenaga kerja yang lebih tinggi. Skill intensity terbukti signifikan hanya pada kondisi perusahaan yang menghadapi hambatan, sementara pada perusahaan tanpa hambatan pengaruhnya tidak signifikan.	-

No	Penulis	Studi Fokus	Metodologi	Temuan Utama	Akurasi
6	Natalia et al. (2019)	Visualisasi pola data menggunakan dashboard interaktif.	<i>K-Medoids</i> , <i>DBSCAN</i> , <i>X-Means</i> + <i>Power BI Dashboard</i>	Menghasilkan dashboard interaktif untuk memvisualisasikan pola banjir berdasarkan klasterisasi data sehingga dapat digunakan untuk pengambilan keputusan oleh pengguna non-teknis.	-

Penelitian-penelitian terdahulu pada Tabel 1 menunjukkan bahwa evaluasi kualitas antarmuka pengguna (UI) telah banyak dikaji melalui pendekatan berbasis data, baik dari sisi teks, log aktivitas, maupun visualisasi. Zhang et al. [1] dan Nguyen et al. [5] sama-sama menekankan pentingnya **analisis feedback pengguna**, di mana komentar teks dapat digunakan untuk mengidentifikasi kualitas UI melalui model deep learning. Sementara Xie et al. [3] serta Wang dan Fang [4] menyoroti keterkaitan antara **log interaksi pengguna**, seperti waktu penggunaan, jumlah klik/error, dan aktivitas system dengan efektivitas UI. Temuan-temuan ini saling melengkapi, menunjukkan bahwa evaluasi UI yang komprehensif memerlukan kombinasi informasi subjektif (feedback) dan objektif (interaction logs). Pendekatan berbasis Transformer yang diperkenalkan oleh Liu et al. [13] memberikan peningkatan akurasi signifikan dalam pemahaman teks, sehingga menjadi dasar kuat untuk mengolah feedback pengguna dengan model modern seperti BERT. Sementara itu, Natalia et al. [17] memberikan kontribusi penting pada aspek visualisasi, yaitu bagaimana hasil analisis dapat disajikan dalam bentuk dashboard interaktif untuk mendukung pengambilan keputusan.

Dari keterhubungan tersebut terlihat bahwa penelitian sebelumnya telah membangun fondasi kuat dalam pemanfaatan data teks, log interaksi, dan visualisasi untuk keperluan evaluasi UI. Namun, belum ada penelitian yang secara langsung mengintegrasikan seluruh jenis data tersebut dalam satu kerangka kerja prediktif menggunakan model *Transformer* dan menggabungkannya dengan visualisasi dashboard untuk interpretasi hasil. Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi elemen-elemen penting dari studi terdahulu, yakni pemrosesan feedback teks, pemanfaatan log interaksi, dan teknik visualisasi dashboard untuk membangun pendekatan hybrid yang mampu memprediksi kualitas UI secara objektif dan menyajikannya dalam bentuk visual yang mudah dipahami.

Berdasarkan kajian terhadap penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa pendekatan machine learning telah banyak diterapkan dalam evaluasi kualitas antarmuka pengguna (UI). Berbagai algoritma seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan *Support Vector Machine* (SVM) dimanfaatkan untuk menganalisis data log interaksi, umpan balik pengguna, serta fitur visual antarmuka guna mengukur tingkat kualitas dan usability sistem. Hasil penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemanfaatan data historis pengujian sistem dapat memberikan dasar evaluasi UI yang lebih objektif dibandingkan metode manual.

Selain itu, penelitian yang mengintegrasikan lebih dari satu jenis data, khususnya data teks dan visual, cenderung menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan berbasis satu modalitas. Penggabungan informasi visual antarmuka dengan feedback pengguna memungkinkan model untuk menangkap aspek fungsional dan perseptual secara bersamaan, sehingga evaluasi kualitas UI menjadi lebih komprehensif.

Lebih lanjut, perkembangan model berbasis *Transformer*, khususnya BERT, menawarkan kemampuan representasi teks yang lebih unggul dibandingkan pendekatan NLP tradisional. Dengan mekanisme attention dan pemahaman konteks dua arah, BERT mampu menangkap makna dan nuansa bahasa dalam *feedback*

pengguna secara lebih mendalam. Keunggulan ini menjadikan model *Transformer* sebagai pendekatan yang relevan dan potensial untuk digunakan dalam evaluasi kualitas UI berbasis data teks, terutama ketika dikombinasikan dengan data interaksi sistem dan visualisasi hasil analisis.

2.2 Teori tentang Topik Skripsi

2.2.1 Antarmuka Pengguna (*User Interface/UI*)

Antarmuka Pengguna (UI) adalah media interaksi antara sistem komputer dan pengguna. UI mencakup elemen visual seperti tombol, ikon, menu, warna, tipografi, serta struktur tata letak antarmuka yang memungkinkan pengguna untuk mengakses dan mengendalikan sistem [11]. UI yang dirancang dengan baik dapat mempengaruhi kepuasan pengguna, meningkatkan efisiensi tugas, serta mengurangi tingkat kesalahan interaksi.

Tujuan utama dari perancangan UI adalah untuk menciptakan sistem yang **intuitif**, **mudah dipelajari**, dan **nyaman digunakan**. Faktor-faktor penting dalam kualitas UI meliputi konsistensi desain, kejelasan navigasi, waktu respons sistem, serta kemudahan akses informasi [12].

2.2.2 Evaluasi Kualitas UI

Evaluasi UI merupakan proses penilaian terhadap seberapa baik antarmuka pengguna mendukung penggunaan sistem. Kualitas UI dapat diukur melalui pendekatan **kuantitatif** maupun **kualitatif**, termasuk pengukuran usability, analisis task completion, feedback pengguna, hingga pengamatan terhadap interaksi pengguna [13].

Menurut standar ISO 9241-11, usability didefinisikan sebagai tingkat efektivitas, efisiensi, dan kepuasan yang dicapai oleh pengguna dalam konteks penggunaan tertentu. Evaluasi manual seperti heuristic evaluation dan usability testing masih lazim digunakan, namun metode ini cenderung subjektif dan memerlukan sumber daya manusia yang banyak [14].

2.2.3 *Machine Learning* dalam Evaluasi UI

Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan berbasis machine learning mulai digunakan untuk mengevaluasi UI secara otomatis. Model ini dapat belajar dari data historis seperti log aktivitas pengguna, feedback teks, serta metadata antarmuka untuk memprediksi kualitas atau mendeteksi masalah desain. Teknik yang umum digunakan meliputi klasifikasi, clustering, dan regression analysis terhadap berbagai fitur UI [15].

Pendekatan ini memberikan keunggulan dalam hal **skalabilitas**, **kecepatan evaluasi**, serta **reduksi bias subjektif** yang umum dijumpai dalam metode manual.

2.2.4 **Model Transformer dan BERT**

Model Transformer adalah arsitektur deep learning berbasis attention mechanism yang pertama kali diperkenalkan oleh Vaswani et al. (2017). Tidak seperti model berbasis RNN, Transformer memungkinkan pemrosesan paralel terhadap data sekuensial, sehingga lebih efisien dan akurat dalam memahami konteks panjang dalam data teks [16].

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) adalah varian Transformer yang dilatih secara dua arah (bidirectional) untuk memahami konteks kata dalam kalimat secara lebih utuh. BERT telah digunakan secara luas dalam klasifikasi teks, ekstraksi entitas, sentiment analysis, hingga sistem tanya jawab [17].

Dalam konteks skripsi ini, BERT digunakan untuk merepresentasikan data teks seperti feedback pengguna dan deskripsi error yang muncul selama proses pengujian sistem. Kemampuannya untuk memahami konteks memungkinkan BERT memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibanding model tradisional.

2.3 Teori tentang Framework/Algoritma yang digunakan

Dalam penelitian ini, pendekatan utama yang digunakan adalah model **Transformer**, khususnya **BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)**, yang dibandingkan dengan beberapa algoritma machine learning lain yang juga populer digunakan dalam prediksi dan evaluasi kualitas UI.

Tabel 2.2 menyajikan perbandingan beberapa algoritma/framework berdasarkan deskripsi umum, kelebihan, kekurangan, dan kinerja yang diharapkan.

Tabel 2.2 Perbandingan Framework

<i>Model</i>	<i>Deskripsi</i>	<i>Kelebihan</i>	<i>Kekurangan</i>	<i>Kinerja yang diharapkan</i>	<i>Ref</i>
<i>CNN-LSTM</i>	Kombinasi Convolutional Neural Network (untuk visual) dan Long Short-Term Memory (untuk sekuensial data)	Baik dalam menangkap fitur spasial dan temporal secara bersamaan	Waktu pelatihan lebih lama, rawan overfitting	Akurasi tinggi untuk kombinasi teks dan gambar, tapi butuh tuning intensif	[6]
<i>Random Forest</i>	Ensemble learning berbasis pohon keputusan untuk klasifikasi atau regresi	Cepat dalam pelatihan, mudah diinterpretasi	Tidak efektif menangani data teks panjang atau konteks kompleks	Cocok untuk dataset tabular sederhana	[8]

<i>Model</i>	<i>Deskripsi</i>	<i>Kelebihan</i>	<i>Kekurangan</i>	<i>Kinerja yang diharapkan</i>	<i>Ref</i>
<i>CNN + NLP</i>	Kombinasi model visual (CNN) dengan NLP tradisional untuk analisis multimodal UI	Mampu menggabungkan informasi visual dan teks dasar	NLP tradisional tidak memahami konteks sedalam Transformer	Akurasi sedang, tergantung preprocessing teks	[9]
<i>BERT (Transformer)</i>	Model deep learning berbasis attention mechanism yang mempelajari representasi kontekstual dari teks secara dua arah	Unggul dalam pemahaman konteks, pre-trained, dan bisa disesuaikan dengan task spesifik	Membutuhkan sumber daya komputasi besar, interpretasi kompleks	Akurasi tinggi, performa stabil dalam klasifikasi dan prediksi teks	[17]

Model **BERT** dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam memahami konteks kalimat yang kompleks dan performanya yang sangat baik dalam tugas klasifikasi berbasis teks. Dalam konteks evaluasi UI, BERT mampu memahami makna feedback pengguna, deskripsi bug, dan teks dalam laporan SIT secara lebih mendalam dibanding model lain. Hal ini diharapkan dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan relevan dengan kondisi UI aktual.

2.4 Teori tentang tools/software yang digunakan

Tabel 2.3 Perbandingan Software

<i>Perangkat Lunak</i>	<i>Kategori</i>	<i>Fitur</i>	<i>Pro</i>	<i>Kontra</i>	<i>Kasus Pengguna an Terbaik</i>	<i>Ref</i>
<i>Python (Jupyter)</i>	<i>Pemrograman & Analitik</i>	Library lengkap (pandas, sklearn, transformers, matplotlib, seaborn)	Open-source, fleksibel, komunitas luas	Perlu instalasi library secara manual, performa lambat jika tidak dioptimalkan	Data preprocessing, training model, evaluasi performa ML	[12], [15]
<i>Transformers (HuggingFace)</i>	<i>Framework NLP</i>	Pre-trained model (BERT, RoBERTa, DistilBERT), tokenizer, fine-tuning tools	Mendukung berbagai model, dokumentasi lengkap	Membutuhkan GPU untuk proses training lebih cepat	Fine-tuning model teks seperti BERT untuk klasifikasi UI	[17]
<i>Excel</i>	<i>Spreadsheet & Data Mart</i>	Manipulasi data sederhana, kompilasi manual, pivot table	Mudah digunakan, cepat untuk tabulasi awal	Tidak cocok untuk pemrosesan data besar atau otomatisasi - Generalisasi terbatas.	Pembuatan data mart awal dari dokumen pengujian sistem	[8]
<i>Tableau / Power BI</i>	<i>Visualisasi Data</i>	Dashboard interaktif, integrasi ke Excel dan Python	Antarmuka user-friendly, drag & drop	Kustomisasi terbatas untuk analitik lanjutan	Visualisasi skor UI, distribusi kategori, insight desain ulang	[14]

Dalam penelitian ini, pemilihan alat difokuskan pada kemudahan integrasi antara data teks, visual, dan output model. Python digunakan sebagai inti

pemrosesan karena mendukung berbagai library NLP dan visualisasi, serta integrasi dengan model Transformer. Excel digunakan untuk membangun data mart awal karena fleksibel dan familiar di lingkungan kerja. Untuk visualisasi, digunakan Tableau/Power BI karena mampu menyajikan hasil prediksi secara interaktif dan informatif.

2.5 CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining)

CRISP-DM merupakan kerangka kerja standar yang banyak digunakan dalam proyek data mining dan machine learning. Model ini masih menjadi pendekatan yang paling luas diadopsi karena fleksibilitas, skalabilitas, serta struktur proses yang sistematis. CRISP-DM terdiri dari enam fase utama yang membentuk siklus analitik secara menyeluruh, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment.

1) Business Understanding

Fase ini bertujuan memahami tujuan bisnis dan mendefinisikan permasalahan yang akan diselesaikan melalui pendekatan data. Hasil fase ini berupa rumusan masalah analitik dan tujuan model.

2) Data Understanding

Pada tahap ini, mengumpulkan, memeriksa, dan memahami karakteristik data awal. Proses eksplorasi dilakukan untuk mengidentifikasi kualitas data, nilai hilang, keberagaman fitur, serta potensi masalah data.

3) Data Preparation

Tahap ini mencakup pembersihan, transformasi, dan penyusunan data agar siap digunakan dalam pemodelan. Kegiatan dapat berupa normalisasi, encoding, integrasi data, dan pembentukan dataset final.

4) Modeling

Pada fase ini dilakukan pemilihan algoritma, pelatihan model, penyesuaian parameter, serta evaluasi awal terhadap performa model.

5) **Evaluation**

Model yang telah dibangun dievaluasi menggunakan metrik tertentu untuk memastikan kualitas prediksi dan kesesuaian dengan tujuan awal. Bias, error, dan validitas hasil dievaluasi sebelum model digunakan lebih lanjut.

6) **Deployment**

Tahap akhir berupa penerapan hasil analisis ke dalam bentuk implementasi, seperti laporan, dashboard, automasi, atau sistem pendukung keputusan.

CRISP-DM digunakan sebagai dasar metodologi dalam penelitian ini karena kerangka tersebut mendukung proses analitik yang terstruktur dari tahap pemahaman masalah hingga penyajian hasil. Selain itu, CRISP-DM cocok diterapkan pada penelitian yang memerlukan integrasi antara data numerik dan teks, serta proses pemodelan prediktif seperti pada analisis kualitas antarmuka pengguna (UI). Dengan menggunakan CRISP-DM sebagai landasan metodologis, penelitian ini memiliki kerangka alur penelitian yang jelas dan dapat direplikasi.

