

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sebagai perantara transaksi digital antara penjual dan pembeli, *marketplace* tumbuh pesat seiring kemajuan teknologi, penetrasi internet, dan pergeseran konsumen ke belanja daring. Secara global, nilai penjualan *retail e-commerce* pada 2024 diproyeksikan mencapai USD 6,334 triliun dan setara sekitar 20,1% dari total penjualan ritel dunia [1]. Di Indonesia, basis pengguna digital terus menguat. Jumlah pengguna internet mencapai 212 juta pada awal 2025 dengan penetrasi 74,6% dan meningkat sekitar 17 juta dibanding Januari 2024 [2]. Sejalan dengan itu, laporan *e-Conomy SEA 2024* memperkirakan *gross merchandise value* ekonomi digital Indonesia pada 2024 sebesar USD 90 miliar dengan pertumbuhan 13% *year-on-year*. Pada sektor *e-commerce*, nilainya diperkirakan USD 65 miliar dengan pertumbuhan 11% *year-on-year* dan menjadi kontributor terbesar [3]. Dalam konteks persaingan *platform*, pangsa pasar *marketplace* Indonesia masih dipimpin oleh Shopee sebesar 38% dan Tokopedia sebesar 23% [4]. Indikator trafik juga menunjukkan dominasi serupa. Pada Juli 2025, situs Shopee.co.id mencatat 133,1 juta kunjungan, sedangkan Tokopedia.com mencatat 65,2 juta kunjungan [5]. Dari sisi kategori belanja, *fashion and accessories* konsisten menjadi yang paling populer berdasarkan volume transaksi dengan porsi sekitar 16,3% [6]. Besarnya skala transaksi pada kategori ini mendorong lahirnya ulasan konsumen dalam bentuk teks maupun foto produk dalam jumlah sangat besar.

Ulasan pelanggan di *platform e-commerce* berperan sebagai *electronic word-of-mouth* yang memengaruhi niat dan keputusan pembelian, sehingga menjadi sinyal penting bagi penjual dan marketplace untuk mengevaluasi kualitas produk maupun layanan [7]. Studi-studi perilaku konsumen menunjukkan bahwa isi ulasan dapat berdampak signifikan terhadap *purchase intention*, sehingga informasi dari ulasan perlu dikelola secara sistematis, bukan sekadar dibaca satu per satu [7]. Namun, pada praktiknya volume ulasan yang terus bertambah membuat analisis

manual tidak efisien dan sulit diskalakan, sehingga dibutuhkan pendekatan *sentiment analysis* untuk melakukan klasifikasi opini secara otomatis dan konsisten.

Pendekatan *unimodal* berbasis teks, metode klasik masih sering digunakan sebagai *baseline* karena sederhana dan relatif cepat. Sebagai contoh, sebuah studi klasifikasi sentimen (Twitter) melaporkan akurasi 84,89% (SVM), 84,65% (Naïve Bayes), dan 82,97% (LSTM) [8]. Di *domain marketplace*, kombinasi TF-IDF + SVM juga pernah menunjukkan performa tinggi, misalnya mencapai 93% akurasi pada ulasan produk Shopee pada *dataset* tertentu [9]. Walau demikian, performa model klasik biasanya sangat dipengaruhi oleh kualitas fitur, ukuran *dataset*, dan kompleksitas bahasa, model juga dapat kesulitan menangkap makna tersirat, negasi, serta konteks kalimat yang panjang.

Perkembangan representasi bahasa melalui *transformer* kemudian mendorong peningkatan kemampuan pemahaman konteks. BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) menjadi salah satu model penting yang memperkenalkan mekanisme *bidirectional attention* untuk memahami hubungan antarkata dalam konteks dua arah [10]. Berbagai studi melaporkan bahwa varian BERT mampu mencapai akurasi dan F1-score di kisaran tinggi 80%-90% pada tugas *aspect-based sentiment analysis*, dan secara konsisten melampaui metode klasik seperti NB, SVM, dan LSTM [11]. Di atas BERT, dikembangkan pula variasi arsitektur seperti RoBERTa yang melakukan optimasi pada proses pelatihan, antara lain melalui penyesuaian skema *training* dan pemanfaatan korpus yang lebih besar, sehingga mencapai nilai *Macro-F1* yang lebih tinggi dibanding beberapa varian *transformer* lain pada tugas pengenalan emosi [12]. Untuk konteks bahasa Indonesia, IndoBERT dirancang dengan menggunakan korpus berbahasa Indonesia dalam skala besar agar mampu menangkap struktur dan makna kalimat secara lebih kontekstual [13]. IndoBERT telah diterapkan pada *sentiment analysis* ulasan produk di Shopee dan dilaporkan mampu mencapai akurasi hingga 93%, menunjukkan efektivitasnya dalam menangani teks ulasan *e-commerce* local [14]. Dengan demikian, BERT, RoBERTa, dan IndoBERT merepresentasikan keluarga model berbasis *transformer* yang relevan sebagai pembanding kinerja pada analisis sentimen berbasis teks.

Di luar modalitas teks, *sentiment analysis* juga dapat dilakukan secara *unimodal* melalui data gambar dengan memanfaatkan aspek visual, misalnya ekspresi, komposisi visual, atau penonjolan fitur produk. Pendekatan paling dasar umumnya menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai *backbone* untuk mengekstraksi fitur gambar. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa varian CNN yang dioptimasi dengan teknik seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO) mampu mencapai akurasi sekitar 78% pada tugas klasifikasi sentimen visual, sehingga layak dijadikan *baseline* awal sebelum beralih ke arsitektur yang lebih dalam [15]. Di atas CNN dasar, dikembangkan arsitektur yang lebih kompleks seperti *Residual Neural Network* (ResNet) yang memanfaatkan *skip connection* guna menanggulangi kendala *vanishing gradient* serta menjamin kestabilan proses pembelajaran [16]. Pada analisis emosi visual, ResNet-50 yang diperkaya dengan mekanisme *channel attention* dilaporkan mencapai F1-score hingga 0,946 dan *recall* 0,938, melampaui kinerja R-CNN maupun model berbasis teks pada skenario tertentu [17].

Perkembangan berikutnya di bidang *computer vision* memunculkan arsitektur *Vision Transformer* (ViT) dan variannya, salah satunya *Data-efficient Image Transformer* (DeiT). Berbeda dengan CNN yang bertumpu pada konvolusi, DeiT memproses gambar sebagai serangkaian *patch* dan menerapkan mekanisme *self-attention* layaknya *transformer* pada teks. Dalam beberapa studi, *backbone* DeiT yang digabungkan dengan model teks berbasis BERT melalui skema fusi *multimodal* dilaporkan mampu mencapai akurasi di atas 93% pada tugas klasifikasi sentimen *multimodal* [18], mengindikasikan bahwa representasi visual yang dihasilkan kompetitif dibanding arsitektur CNN klasik. Dengan demikian, CNN, ResNet, dan DeiT merepresentasikan spektrum arsitektur visual yang dapat digunakan sebagai pembanding kinerja pada analisis sentimen berbasis gambar.

Meskipun pendekatan *unimodal* berbasis teks maupun gambar telah menunjukkan hasil yang baik, keduanya memiliki keterbatasan mendasar. Analisis berbasis modalitas tekstual tidak sanggup mendeteksi fitur-fitur visual ataupun isyarat non-linguistik yang tersaji pada gambar, sedangkan pendekatan berbasis gambar memiliki keterbatasan dalam menangkap nuansa semantik, intensi, maupun

nuansa bahasa yang terkandung dalam ulasan [19]. Keterbatasan ini mendorong perlunya metode analisis sentimen *multimodal* yang memadukan informasi dari unsur tekstual dan visual secara simultan, sehingga model dapat membangun representasi yang lebih kaya dan menghasilkan interpretasi sentimen yang lebih akurat [18]. Dalam kerangka tersebut, penggabungan *transformer* teks (seperti BERT, RoBERTa, dan IndoBERT) dengan arsitektur visual (CNN, ResNet, maupun DeiT) menjadi salah satu arah pengembangan yang menjanjikan.

Penerapan analisis *multimodal* pada ulasan *e-commerce* di kategori *fashion* tidak terlepas dari sejumlah tantangan, salah satunya ketidaksesuaian antara konten gambar dan produk yang diulas. Dalam praktiknya, banyak pengguna mengunggah foto yang tidak secara jelas merepresentasikan produk *fashion* yang dibeli, seperti gambar acak, objek lain yang tidak berkaitan, foto paket, maupun foto asal-asalan yang tidak menonjolkan detail produk [20]. Ketidaksesuaian ini menyebabkan informasi visual kehilangan makna semantik yang relevan terhadap teks ulasan, sehingga menyulitkan model dalam membangun keterkaitan yang kuat antara kedua modalitas. Proses penyaringan gambar secara manual untuk memastikan kesesuaian konten dengan produk tentu sangat memakan waktu, terutama ketika jumlah ulasan telah mencapai puluhan ribu entri. Dalam konteks tersebut, upaya otomatisasi melalui model *object detection* seperti YOLOv8 (*You Only Look Once version 8*) dapat dimanfaatkan untuk membantu mengidentifikasi dan memisahkan gambar yang memuat objek pakaian dari gambar yang tidak relevan [21]. Pendekatan ini berperan sebagai tahap awal dalam mendukung proses *pre-processing dataset* visual, dengan melakukan *filtering* otomatis terhadap gambar yang jelas tidak berkaitan dengan produk *fashion*. Namun demikian, efektivitas model *object detection* ini tetap perlu dievaluasi lebih lanjut, karena tidak semua keluhan konsumen, misalnya terkait kualitas bahan, detail jahitan, atau kerusakan halus tercermin secara eksplisit pada gambar yang diunggah, sehingga gambar pada kelas sentimen positif dan negatif kerap kali tampak serupa secara visual.

Selain permasalahan relevansi dan kualitas konten gambar, sebagian ulasan juga tidak disertai foto produk sama sekali. Ketidakhadiran modalitas visual ini menyebabkan hilangnya informasi tambahan yang berpotensi memperkuat

interpretasi terhadap sentimen konsumen. Kondisi tersebut menimbulkan ketimpangan antarentri, di mana sebagian ulasan memiliki dua modalitas (teks dan gambar), sementara yang lain hanya mengandung teks [18]. Untuk mengatasi ketidakseimbangan ini, pendekatan kecerdasan buatan generatif (*Generative AI*) dapat dimanfaatkan melalui pembuatan gambar sintetis berdasarkan isi ulasan teks. Model *Stable Diffusion* (SD) digunakan untuk menghasilkan visual yang selaras dengan makna ulasan [22][23], kemudian dioptimalkan menggunakan teknik *Low-Rank Adaptation* (LoRA) pada *Stable Diffusion XL* (SDXL) agar gambar sintetis yang dihasilkan lebih sesuai dengan karakteristik *domain fashion* di Indonesia [24]. Proses *fine-tuning* berbasis SDXL-LoRA ini memungkinkan model menghasilkan gambar sintetis yang tidak hanya realistis, tetapi juga kontekstual terhadap isi ulasan, sehingga dapat memperkaya modalitas visual dan berpotensi meningkatkan kinerja model *multimodal*.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini berfokus pada peningkatan kinerja *multimodal* sentiment analysis terhadap ulasan produk *fashion* pada marketplace di Indonesia dengan mengombinasikan model berbasis *transformer* untuk teks dan arsitektur *deep learning* untuk gambar. Pada sisi teks, penelitian ini membandingkan kinerja IndoBERT, BERT, dan RoBERTa dalam skenario *unimodal* berbasis teks. Pada sisi gambar, dibandingkan pula beberapa arsitektur visual, yaitu CNN, ResNet-18, dan DeiT, sebagai model *unimodal* berbasis gambar. Selanjutnya, penelitian ini mengintegrasikan representasi teks IndoBERT dan representasi gambar ResNet-18 dalam kerangka *multimodal*, dengan dukungan proses kurasi gambar dan pemenuhan *dataset* visual menggunakan SDXL-LoRA. Pendekatan-pendekatan tersebut diharapkan mampu menghasilkan model *multimodal* yang lebih akurat, sekaligus memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai karakteristik sentimen konsumen pada ekosistem *e-commerce* lokal. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi metodologis dalam pengolahan ulasan *multimodal* berskala besar, serta menjadi referensi bagi pengembangan sistem analitik yang lebih adaptif pada sektor *e-commerce* di Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini diantaranya:

1. Bagaimana pemanfaatan model *object detection* YOLOv8 dapat membantu proses penyaringan awal gambar ulasan yang tidak relevan pada kategori *fashion*, serta sejauh mana pengaruhnya terhadap kualitas *dataset* visual?
2. Bagaimana pendekatan *domain-adapted Generative AI* menggunakan Stable Diffusion XL (SDXL) yang dioptimalkan dengan LoRA dapat menghasilkan gambar sintetis yang relevan dengan teks ulasan produk yang tidak memiliki gambar?
3. Bagaimana performa model teks IndoBERT, BERT, dan RoBERTa dalam analisis sentimen *unimodal* berbasis teks pada ulasan produk *fashion* di *platform e-commerce*?
4. Bagaimana performa model gambar CNN, ResNet-18, dan DeiT dalam analisis sentimen *unimodal* berbasis gambar pada *dataset* ulasan produk *fashion* yang terdiri atas gambar asli hasil kurasi manual dan gambar sintetis dari SDXL-LoRA?
5. Bagaimana integrasi representasi teks (IndoBERT, BERT, dan RoBERTa) dan representasi gambar (CNN, ResNet-18, dan DeiT) pada *dataset* ulasan produk *fashion* yang terdiri atas gambar asli hasil kurasi manual dan gambar sintetis dari SDXL-LoRA dapat memengaruhi akurasi, presisi, *recall*, F1-score, serta efisiensi waktu pemrosesan pada *multimodal sentiment analysis* dibandingkan pendekatan *unimodal*?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini diantaranya:

1. Eksperimen dilakukan pada *dataset* ulasan konsumen kategori *fashion* dari *marketplace* Shopee dan Tokopedia, dengan ukuran data tertentu, sehingga temuan penelitian tidak ditujukan untuk digeneralisasikan ke kategori produk lain, *platform e-commerce* lain, atau bahasa selain Bahasa Indonesia.

2. Periode pengambilan data (*scraping*) dibatasi hanya pada ulasan yang dipublikasikan antara Januari 2024 hingga Agustus 2025, sehingga penelitian tidak mencakup ulasan sebelum atau setelah rentang waktu tersebut.
3. Modalitas data yang digunakan terbatas pada teks ulasan berbahasa Indonesia dan gambar ulasan, tanpa melibatkan video, *caption* tambahan, *rating* bintang sebagai variabel terpisah, atau metadata lainnya.
4. Penentuan label sentimen hanya menggunakan dua kelas, yaitu positif dan negatif, tanpa memasukkan kategori netral atau skala sentimen bertingkat.
5. Model *transformer* untuk teks dibatasi pada IndoBERT, BERT, dan RoBERTa, sesuai ruang lingkup perbandingan kinerja *unimodal* berbasis teks.
6. Model arsitektur visual dibatasi pada CNN, ResNet-18, dan DeiT, sebagai model yang diuji dalam pemodelan *unimodal* berbasis gambar.
7. Gambar sintetis yang digunakan dalam penelitian hanya dihasilkan menggunakan Stable Diffusion XL (SDXL) dengan *fine-tuning* LoRA, tanpa melibatkan model generatif alternatif seperti SD 1.5, SD 2.1, Midjourney, atau DALL·E.
8. Ruang lingkup pemodelan *multimodal* mencakup pengujian seluruh kombinasi model teks (IndoBERT, BERT, RoBERTa) dan model gambar (CNN, ResNet-18, DeiT) untuk memperoleh *baseline* performa yang komprehensif pada analisis sentimen *multimodal*, tanpa membatasi hanya pada satu pasangan model tertentu.
9. *Framework* penelitian mengacu pada alur umum *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), meliputi tahapan: *selection*, *pre-processing*, *transformation*, *modeling*, dan *evaluation*.
10. Evaluasi performa model dibatasi pada metrik akurasi, presisi, *recall*, F1-score, dan *confusion matrix*, tanpa melibatkan metrik tambahan seperti AUC, *confusion entropy*, atau analisis error yang lebih mendalam.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan spesifik dari penelitian ini diantaranya:

1. Mengimplementasikan dan mengevaluasi model *object detection* YOLOv8 untuk melakukan *filtering* otomatis terhadap gambar ulasan yang tidak relevan pada kategori *fashion*, sehingga diperoleh *dataset* visual yang lebih bersih dan representatif.
2. Melakukan *fine-tuning* model Stable Diffusion XL (SDXL) menggunakan LoRA guna mengembangkan *domain-adapted Generative AI* yang mampu menghasilkan gambar sintetis yang relevan dengan teks ulasan produk yang tidak memiliki gambar.
3. Mengevaluasi dan membandingkan performa IndoBERT, BERT, dan RoBERTa dalam analisis sentimen *unimodal* berbasis teks pada ulasan produk *fashion* di *platform e-commerce* berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score.
4. Mengevaluasi dan membandingkan performa model gambar CNN, ResNet-18, dan DeiT dalam analisis sentimen *unimodal* berbasis gambar pada *dataset* ulasan produk *fashion* yang terdiri atas gambar asli hasil kurasi manual dan gambar sintetis dari SDXL-LoRA.
5. Mengembangkan dan menguji model *multimodal sentiment analysis* yang mengintegrasikan representasi teks IndoBERT, BERT, dan RoBERTa dengan representasi gambar CNN, ResNet-18, dan DeiT, serta membandingkan akurasi, presisi, *recall*, F1-score, dan efisiensi waktu pemrosesan yang dihasilkan dengan pendekatan *unimodal*.

1.4.2. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi positif bagi pengembangan ilmu pengetahuan, baik secara teoretis maupun praktis. Adapun kontribusi penelitian ini meliputi aspek teoretis dan praktis sebagai berikut:

1. Manfaat Penelitian Teoritis

Kontribusi akademis dari studi ini berkaitan dengan sumbangannya untuk memperluas pengetahuan terkait analisis sentimen berbasis *multimodalitas*, terutama pada pengintegrasian teks dan gambar yang didukung oleh kemajuan *deep learning* serta *generative AI*. Rincian manfaat teoritis tersebut adalah:

- a. Memperkuat kajian ilmiah mengenai *multimodal sentiment analysis* dengan membandingkan berbagai arsitektur teks (IndoBERT, BERT, dan RoBERTa) serta arsitektur gambar (CNN, ResNet-18, dan DeiT), kemudian mengintegrasikannya dalam satu kerangka pemodelan *end-to-end*.
- b. Memperluas pemahaman mengenai pengaruh kualitas dan relevansi gambar ulasan termasuk hasil penyaringan awal berbasis YOLOv8 dan kurasi manual terhadap kinerja fusi teks-gambar pada ulasan *e-commerce* kategori *fashion*.
- c. Menyediakan bukti empiris bahwa gambar sintetis *domain-adapted* yang dihasilkan oleh Stable Diffusion XL (SDXL) dengan optimisasi LoRA dapat membantu mengatasi kekosongan modalitas visual dan berpotensi meningkatkan performa klasifikasi sentimen pada skenario *multimodal*.
- d. Menghadirkan *pipeline* penelitian *multimodal* yang lebih komprehensif, mencakup *object detection*, *filtering* gambar, dan generasi gambar sintetis, sehingga dapat dijadikan model rujukan bagi pengembangan metode penelitian serupa di masa mendatang.

2. Manfaat Penelitian Praktis

Manfaat praktis penelitian ini berfokus pada penerapan hasil analisis untuk mendukung kebutuhan industri, khususnya *e-commerce*. Melalui pendekatan analisis sentimen *multimodal*, penelitian ini diharapkan memberikan solusi aplikatif dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengambilan keputusan bisnis. Adapun manfaat praktis yang dihasilkan:

- a. Membantu pelaku *e-commerce* memahami sentimen pelanggan secara lebih akurat melalui pemanfaatan model *multimodal* yang memadukan teks dan gambar (baik asli maupun sintetis), sehingga informasi yang diperoleh menjadi lebih kaya, lengkap, dan kontekstual.
- b. Memfasilitasi pemantauan ulasan secara otomatis dan lebih efisien, termasuk identifikasi dini keluhan penting, deteksi ketidaksesuaian antara teks dan gambar, serta klasifikasi sentimen yang lebih stabil meskipun kualitas konten ulasan bervariasi.
- c. Menyajikan kerangka analitik berbasis AI yang dapat digunakan oleh perusahaan atau *platform e-commerce* untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data, seperti evaluasi kualitas produk, peningkatan layanan pelanggan, mitigasi reputasi, dan perumusan *strategi* pemasaran yang lebih tepat sasaran.
- d. Mendorong penerapan *AI-driven analytics* pada sektor *e-commerce* lokal, sehingga industri dapat bergerak menuju sistem analitik otomatis yang lebih adaptif, *scalable*, dan responsif terhadap dinamika opini konsumen.

1.5 Sistematika Penulisan

Dibawah ini merupakan sistematika penulisan yang runtut pada setiap bab penelitian ini:

BAB I: PENDAHULUAN

Bab pertama berisi penjelasan mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini memberikan gambaran umum mengenai urgensi penelitian, arah penelitian, dan kontribusi yang diharapkan, sekaligus menjadi landasan konseptual bagi pembahasan pada bab-bab selanjutnya.

BAB II: LANDASAN TEORI

Pada bab kedua, dibahas mengenai penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan dengan topik analisis sentimen *multimodal* dan peran ulasan konsumen dalam *e-*

commerce. Selain itu, dipaparkan teori-teori yang mendukung penelitian ini, meliputi konsep dasar *Sentiment Analysis*, *Multimodal Learning*, dan *Generative Artificial Intelligence* (termasuk Stable Diffusion dan LoRA). Selain itu, dijelaskan secara rinci arsitektur dan algoritma yang digunakan, seperti YOLOv8 untuk penyaringan objek, model berbasis *Transformer* seperti IndoBERT, BERT, dan RoBERTa, serta arsitektur visual seperti CNN, ResNet-18, dan *Data-efficient Image Transformer* (DeiT).

BAB III: METODOLOGI PENELITIAN

Bab ketiga menguraikan kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang terdiri dari lima tahap. *Selection* adalah pengumpulan data ulasan melalui *web scraping*. *Pre-processing* meliputi pembersihan data penyaringan gambar menggunakan YOLOv8. *Transformation* melibatkan *data labeling data balancing* dan augmentasi citra negatif dengan SDXL-LoRA untuk menghasilkan gambar sintetis. *Data Mining* berfokus pada pengembangan model klasifikasi *unimodal* dan model *hybrid multimodal*. Terakhir *Evaluation* merupakan tahap pengujian kinerja model. Selain itu dijelaskan sumber dan teknik pengumpulan data variabel penelitian dan teknik analisis data termasuk *strategi fusi fitur (feature fusion)* untuk model *multimodal*.

BAB IV: ANALISIS DAN HASIL PENELITIAN

Bab keempat menyajikan temuan empiris dari setiap tahap pemodelan yang dilakukan. Hasil dimulai dengan menyajikan rincian spesifikasi sistem, proses penyaringan data, hingga komposisi *dataset* akhir yang seimbang. Bagian inti bab ini membandingkan kinerja klasifikasi sentimen pada tiga scenario, yaitu *unimodal* berbasis teks, *unimodal* berbasis gambar, dan kinerja model *hybrid multimodal*. Melalui perbandingan yang terstruktur, setelah itu analisis topik ulasan konsumen menggunakan LDA untuk mengidentifikasi isu-isu dominan pada sentimen positif dan negatif.

BAB V: SIMPULAN DAN SARAN

Bab kelima berisi kesimpulan dari penelitian yang dilakukan untuk menjawab pertanyaan penelitian, serta saran-saran yang dihasilkan berdasarkan temuan dalam penelitian ini.

