

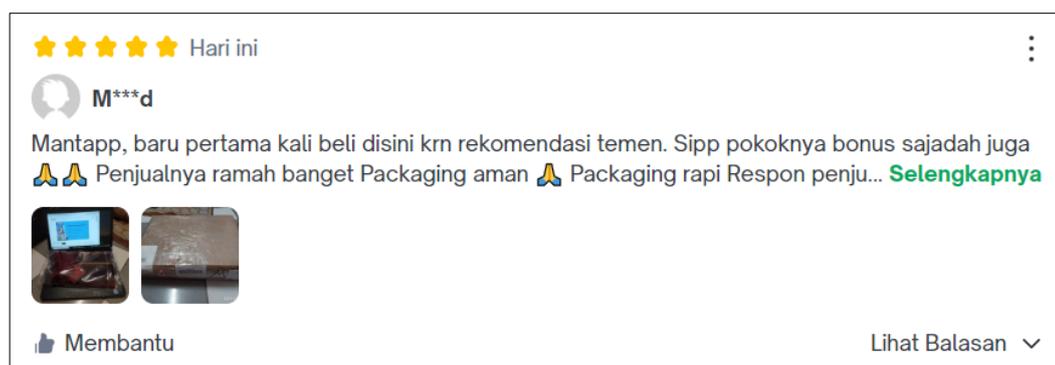
BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Setiap hari terdapat sejumlah besar aktivitas transaksi jual-beli melalui *e-commerce*. Nilai transaksi *e-commerce* di Indonesia pada 2021 tercatat oleh BI sebesar Rp401,25 triliun, dengan volume transaksi mencapai 1,73 miliar (Bank Indonesia, 2022). BI memperkirakan bahwa nilai total transaksi *e-commerce* akan mencapai Rp 489 triliun pada tahun 2022, kemudian meningkat menjadi Rp 572 triliun pada tahun 2023, dan terus meningkat menjadi Rp 689 triliun pada tahun 2024 (Kemendag, 2022). Jika dilihat dari penggunaan website dan aplikasi untuk melakukan kegiatan secara *online*, sebanyak 58,1% pengguna internet secara global dalam rentang usia 16 hingga 64 tahun menggunakan website dan aplikasi untuk kegiatan belanja dan lelang (We Are Social, 2022). Berdasarkan informasi tersebut, dapat diketahui bahwa pengguna internet sering melakukan transaksi jual-beli secara *online*.

Terdapat berbagai macam jenis produk yang dijual pada *platform e-commerce*, seperti barang elektronik, busana, peralatan kantor, makanan dan minuman, dan lain-lain. Dari berbagai macam jenis produk tersebut, nilai produk yang paling tinggi terjual melalui *e-commerce* secara global di antaranya adalah barang elektronik (\$988.4 miliar), busana (\$904.5 miliar), perabot (\$436.8 miliar), serta mainan dan hobi (\$392.9 miliar) (We Are Social, 2022). Di Indonesia, laptop merupakan barang elektronik urutan kedua yang paling banyak digunakan untuk mengakses internet, setelah telepon seluler (*handphone*) (Sutarsih & Maharani, 2023). Secara global, tren penjualan laptop meningkat dari awal tahun 2020 hingga awal tahun 2021, namun selanjutnya mengalami penurunan hingga akhir tahun 2022 (Canalys, 2023b). Pada awal tahun 2023, penjualan laptop kembali meningkat dan diprediksi akan terus meningkat hingga tahun 2024 (Canalys, 2023a). Meskipun terjadi penurunan penjualan pada periode tertentu, namun tren peningkatan penjualan laptop pada awal tahun 2023 hingga tahun 2024 menunjukkan permintaan yang kuat terhadap laptop secara global.

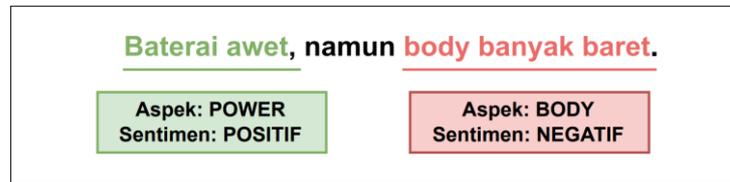
Tingginya penjualan produk laptop mengharuskan penjual laptop untuk terus mempertahankan kualitas produk yang dijualnya. Untuk memahami kondisi produk yang dijual, penjual harus memahami opini dari pelanggan mengenai produk tersebut. Pelanggan yang telah menyelesaikan transaksi jual beli melalui *e-commerce* umumnya diminta untuk memberikan ulasan dari produk yang telah dibelinya. Ulasan tersebut berisi deskripsi singkat testimoni pengguna produk (Lutfi dkk., 2018). Gambar 1.1 menunjukkan contoh ulasan produk elektronik pada salah satu situs *e-commerce* di Indonesia. Ulasan yang ditulis oleh suatu pelanggan dapat menjadi pertimbangan bagi calon pelanggan lain untuk membeli produk tertentu. Sedangkan, bagi penjual, mereka dapat mengetahui keunggulan serta kelemahan dari produk yang mereka jual beserta layanan yang mereka tawarkan sehingga mereka dapat menentukan strategi untuk meningkatkan kualitas produk dan layanan tersebut. Mereka harus selalu meningkatkan kualitas produk dan layanan karena kualitas tersebut berkaitan dengan citra dari produk atau layanan yang ditawarkan. Citra yang baik dapat menghasilkan opini yang baik dari pelanggan dan mendorong pembelian produk berikutnya (Lutfi dkk., 2018). Untuk dapat memastikan produk atau layanan yang ditawarkan memiliki citra yang baik, penjual harus mengidentifikasi terlebih dahulu berbagai aspek (topik) yang sering dibahas pelanggan dalam ulasan produknya beserta sentimen dari aspek tersebut.



Gambar 1.1 Contoh Ulasan Produk di *E-Commerce*

Dalam sebuah ulasan, pelanggan dapat membahas sejumlah aspek dari produk atau layanan. Aspek merupakan atribut, karakteristik, atau fitur dari suatu produk atau layanan (Alqaryouti dkk., 2019). Setiap aspek di dalam ulasan tersebut dapat memiliki sentimen yang berbeda, seperti positif, negatif, dan netral. Sentimen merupakan pikiran, opini, atau ide berdasarkan perasaan tentang situasi; atau cara

berpikir tentang sesuatu (Cambridge Dictionary, t.t.). Dalam konteks jual-beli, sentimen dapat diartikan sebagai opini pelanggan yang dituliskan dalam bentuk ulasan dari produk yang dibeli.



Gambar 1.2 Aspek pada Ulasan Penjualan Produk Elektronik

Misalnya, dalam ulasan penjualan produk laptop, aspek yang sering dibahas oleh pelanggan di antaranya adalah aspek baterai, memori, layar, desain, dan multimedia (Mohammadi & Shaverizade, 2021). Sebagai contoh, pada Gambar 1.2, ulasan “baterai tidak dapat terisi hingga penuh” memuat aspek baterai dengan sentimen yang negatif, karena pelanggan menyampaikan bahwa baterai dari barang elektronik yang dibelinya memiliki kualitas yang kurang bagus. Dalam hal ini, aspek baterai juga disebutkan secara eksplisit, karena pada kalimat tersebut memuat kata “baterai” yang disebutkan secara langsung. Sedangkan, ulasan “resolusi gambar tajam” memuat aspek layar dengan sentimen yang bernilai positif, karena pelanggan menyatakan kualitas yang baik dari layar. Dalam hal ini, aspek layar disebutkan secara implisit, karena pada kalimat tersebut tidak disebutkan secara langsung kata “layar”. Berdasarkan dua contoh tersebut, aspek baterai dan layar merupakan aspek pada ulasan penjualan barang elektronik.

Kegiatan menganalisis sentimen ini disebut sebagai analisis sentimen (*sentiment analysis*) atau penambangan opini (*opinion mining*). Analisis sentimen atau penambangan opini merupakan salah satu bidang studi untuk menganalisis opini, sentimen, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi individu terhadap suatu entitas, seperti produk, layanan, organisasi, individu, isu, dan topik, beserta atributnya (Liu, 2012). Analisis sentimen dapat terbagi menjadi tiga berdasarkan levelnya, yaitu level dokumen (*document-level sentiment analysis*), level kalimat (*sentence-level sentiment analysis*), dan level aspek atau entitas (*entity and aspect-level sentiment analysis*) (Liu, 2012). Analisis sentimen level dokumen (*document-level sentiment analysis*) menganggap bahwa keseluruhan dokumen hanya mengandung opini tentang satu topik saja. Namun, analisis sentimen pada level

dokumen ini sering kali tidak dapat diaplikasikan pada sebagian besar kasus (Zhou dkk., 2019). Oleh karena itu, muncul analisis sentimen level kalimat (*sentence-level sentiment analysis*). Analisis sentimen level kalimat dilakukan dengan menganggap bahwa dalam satu kalimat opini hanya mengandung satu topik saja. Namun, tidak menutup kemungkinan bahwa dalam satu kalimat dapat mengandung sejumlah topik (aspek) sekaligus, dengan masing-masing sentimen terkait. Jenis analisis sentimen yang berfokus pada level aspek ini disebut sebagai analisis sentimen level aspek atau entitas (*entity and aspect-level sentiment analysis*). Namun, dalam beberapa penelitian seperti yang dilakukan oleh Alqaryouti dkk. (2019), Mohammadi & Shaverizade (2021), Nuryani & Mahayana (2021), dan Do dkk. (2019), analisis sentimen level aspek sering juga disebut sebagai analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*). Dalam konteks jual-beli, analisis sentimen berbasis aspek ini perlu dilakukan oleh penjual untuk mengidentifikasi keunggulan maupun kekurangan produk atau layanan mereka secara spesifik, yaitu berdasarkan aspek yang dibahas pelanggan dalam ulasan, sebagaimana pada contoh ulasan penjualan barang elektronik yang telah dipaparkan sebelumnya. Analisis sentimen berbasis aspek dilakukan dengan melakukan deteksi kategori aspek yang terkandung dalam opini (*aspect category detection*), lalu melakukan deteksi sentimen dari aspek tersebut dengan mengelompokkannya ke dalam positif atau negatif (*sentiment detection*).

Analisis sentimen dapat dilakukan secara manual dengan satu per satu mengidentifikasi sentimen yang terkandung dalam ulasan produk. Namun, dengan pesatnya perkembangan jumlah pengguna internet, maka jumlah pengguna yang melakukan jual-beli secara *online* juga meningkat. Hal ini mendorong bertambahnya jumlah ulasan produk sehingga penjual membutuhkan waktu yang relatif lama untuk membaca dan menganalisis ulasan tersebut secara satu per satu. Proses analisis sentimen yang dilakukan secara manual oleh manusia seharusnya dapat dilakukan secara otomatis dengan menggunakan teknologi kecerdasan buatan untuk menghemat waktu dan tenaga manusia.

Natural Language Processing (NLP) merupakan bidang riset di dalam ilmu komputer dan kecerdasan buatan yang berfokus pada pemrosesan bahasa alami (Cole dkk., 2019). Data berbentuk teks seperti opini yang tertuang dalam ulasan

produk dapat diolah sedemikian rupa dengan berbagai teknik yang terdapat dalam NLP. Bahkan, analisis sentimen merupakan bidang penelitian yang aktif diteliti dalam bidang NLP karena kemampuannya untuk menganalisis opini seseorang dalam berbagai domain, seperti produk, layanan, kesehatan, kegiatan sosial, hingga pemilihan umum (Nuryani & Mahayana, 2021) (Alqaryouti dkk., 2019).

Salah satu pendekatan yang paling populer untuk melakukan pemrosesan bahasa adalah dengan menggunakan *machine learning*. Pendekatan *machine learning* berfokus pada pengembangan algoritma yang mampu mempelajari data secara otomatis. Analisis sentimen berbasis aspek merupakan salah satu permasalahan dalam bidang NLP terkait *text classification* yang dapat diselesaikan dengan pendekatan *machine learning*. Dalam pendekatan ini, suatu model perlu dibangun untuk mendeteksi aspek dan mendeteksi sentimen dari aspek tersebut. Model dapat menghasilkan fungsi yang memetakan data *input* menuju *output* yang diinginkan dengan cara mempelajari karakteristik tertentu yang membedakan antara teks bersentimen positif, negatif, dan netral. Sebagai contoh, dengan mempelajari data berupa kalimat ulasan yang telah diberi label sentimen (positif, negatif, dan netral), model dapat mengklasifikasikan kalimat ulasan baru ke dalam salah satu kategori sentimen yang sesuai. Dengan menggunakan pendekatan *machine learning*, analisis sentimen dapat dilakukan secara otomatis dengan menggunakan mesin (komputer) sehingga dapat menghemat waktu dan tenaga penjual produk.

Terdapat salah satu teknik dalam pendekatan *machine learning* yang disebut sebagai *artificial neural network* (ANN). ANN merupakan sekumpulan unit pemrosesan sederhana yang terinspirasi dari cara kerja sistem saraf manusia di otak. Sistem saraf manusia terdiri dari sel saraf (neuron) yang saling terhubung satu sama lain. Seperti halnya sistem saraf manusia, ANN juga terdiri dari banyak neuron atau unit pemrosesan informasi yang saling terhubung dalam susunan arsitektur tertentu. Pada sistem saraf manusia, neuron menerima banyak sinyal sebagai *input*. Sinyal yang masuk terus-menerus dapat mencapai badan sel untuk diintegrasikan atau dijumlahkan. Jika sinyal-sinyal tersebut melebihi ambang batas tertentu, maka neuron akan “menyala” sehingga menghasilkan respons berupa impuls tegangan (Gurney, 1997). Selanjutnya, respons ini akan diteruskan oleh akson menuju neuron

lain atau neuron yang berhubungan dengan jaringan otot sebagai *output* (Nunes dkk., 2017). Sama halnya dengan sistem saraf manusia, pada ANN, beberapa sinyal masuk ke dalam neuron pada *input layer*. Setiap sinyal memiliki bobot tertentu yang menjadi penentu seberapa penting sinyal tersebut. Selanjutnya, beberapa sinyal beserta bobotnya masing-masing diintegrasikan atau dijumlahkan dengan penjumlahan aritmatika agar neuron dapat “menyala”, sebagaimana proses yang terjadi pada sistem saraf manusia. Jika hasil penjumlahannya melebihi ambang batas tertentu, maka *output layer* akan menghasilkan *output* bernilai tinggi (setara dengan angka “1” atau “ON”). Sebaliknya, jika hasil penjumlahannya kurang dari ambang batas, maka *output layer* akan menghasilkan *output* bernilai nol (“0” atau OFF). Misalnya, dalam kasus klasifikasi sentimen sederhana dengan kategori biner (positif vs. negatif), suatu kalimat ulasan akan bernilai positif jika hasil penjumlahan *input*-nya melebihi ambang batas tertentu dan akan bernilai negatif jika kurang dari ambang batas tersebut (Gurney, 1997). Oleh karena itu, karena kemampuannya yang mirip dengan cara kerja sistem saraf manusia, ANN dapat dilatih untuk mempelajari pola-pola kompleks dalam data, sehingga dapat digunakan untuk memecahkan masalah seperti klasifikasi.

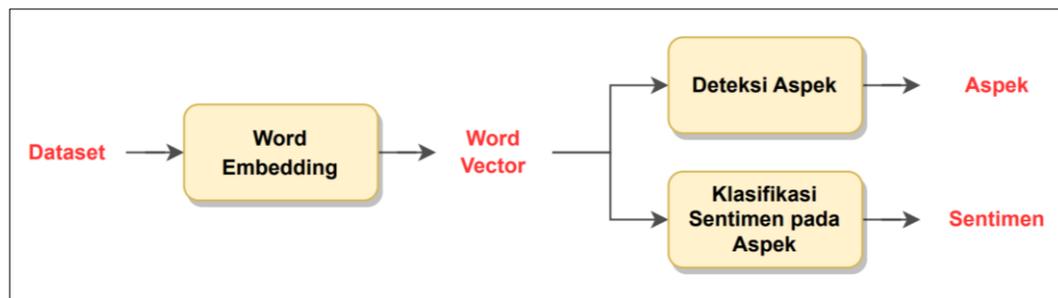
ANN memiliki arsitektur yang bervariasi, mulai dari yang sederhana, seperti *single-layer perceptron* yaitu *neural network* dengan satu *layer input* dan satu *layer output* sebagaimana yang telah dicontohkan pada paragraf sebelumnya, hingga *multi-layer perceptron* (MLP) yang memiliki tambahan berupa satu atau beberapa *hidden layer* di antara *layer input* dan *layer output*. *Hidden layer* memiliki fungsi untuk mengekstraksi informasi penting dari data latih. Dengan adanya *hidden layer*, maka MLP memiliki kemampuan untuk menyelesaikan masalah yang lebih kompleks. Namun, di balik keunggulannya, masih terdapat beberapa kelemahan dari MLP seperti kurangnya kemampuan untuk menangani masalah yang lebih kompleks lagi dan berukuran besar. Dalam kasus yang lebih kompleks, MLP dengan satu atau dua *hidden layer* mungkin tidak dapat mempelajari fitur yang cukup baik dari data. Oleh karena itu, *deep learning* dikembangkan sebagai solusi untuk mengatasi masalah tersebut (Patterson & Gibson, 2017).

Secara arsitektur, *deep learning* memanfaatkan *layer* yang tersusun secara berlapis-lapis untuk menghasilkan suatu *output*. Setiap *layer* tersebut tersusun dari

sejumlah neuron sebagai unit pemrosesan. *Deep learning* memiliki keunggulan karena dapat melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dengan menggunakan sejumlah *hidden layer* sehingga dapat melakukan suatu pekerjaan kompleks dengan lebih akurat. Bahkan, *deep learning* dapat menghasilkan akurasi yang lebih tinggi pada tugas-tugas tertentu dibandingkan teknik *machine learning* lain yang bersifat tradisional. Selain jumlah *hidden layer* yang banyak, *deep learning* juga memiliki bermacam-macam fungsi aktivasi untuk menyelesaikan masalah yang beragam. Misalnya, fungsi aktivasi sigmoid pada *output layer* dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi biner yang terdiri dari dua kategori. Sedangkan, fungsi aktivasi lain seperti *softmax* dapat digunakan pada *output layer* untuk melakukan klasifikasi *multiclass*, yaitu lebih dari dua kategori. Selain itu, perkembangan sumber daya komputasi seperti GPU dapat membantu proses pembelajaran pada *deep learning*, sehingga ia mampu untuk memproses data yang lebih besar dan kompleks (Patterson & Gibson, 2017). Dengan konsep seperti ini, *deep learning* memungkinkan komputer untuk menyelesaikan permasalahan kompleks seperti permasalahan NLP terkait *text classification*. Misalnya, dalam analisis sentimen, data berbentuk teks seperti ulasan produk dapat diklasifikasi ke dalam sentimen yang bernilai positif, negatif, atau netral.

Dalam penelitian lain yang dilakukan pada beberapa tahun terakhir, analisis sentimen berbasis aspek dilakukan menggunakan metode *deep learning*. Penelitian yang dilakukan Mohammadi & Shaverizade (2021) menggunakan *ensemble deep learning model* yang menggabungkan keluaran dari LSTM, GRU, Bi-LSTM, dan CNN sebagai *input* model Multinomial Logistic Regression untuk analisis sentimen berbasis aspek pada dataset *laptop review SemEval 2016 Task 5 (ABSA)*, menghasilkan nilai *precision* sebesar 67,5%. Akhtar dkk. (2020) menggunakan Bi-LSTM untuk ekstraksi aspek dan CNN untuk klasifikasi sentimen pada dataset *SemEval 2014 Task 4 (ABSA)*, menghasilkan nilai *F1-score* sebesar 57.26% untuk ekstraksi aspek dan 49.75% untuk klasifikasi sentimen. Fernando dkk. (2019) menggunakan Bi-LSTM dengan arsitektur *coupled multi-layer attention (CMLA)* pada ulasan hotel AiryRooms berbahasa Indonesia, menghasilkan nilai *F1-score* sebesar 91.40% untuk ekstraksi istilah aspek dan opini pada level token dan 90% pada level entitas. Fauzi & Romadhony (2021) menggunakan Bi-LSTM dan CRF

untuk ekstraksi aspek pada ulasan produk *lipstick* berbahasa Indonesia, menghasilkan nilai *F1-score* sebesar 57%.



Gambar 1.3 Aliran Proses Analisis Sentimen Berbasis Aspek

Dalam skripsi ini, penulis memilih untuk menggunakan *deep learning* dalam melakukan analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*) pada ulasan produk elektronik laptop, dengan algoritma yaitu *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM). Algoritma ini dipilih karena memiliki dua lapisan LSTM yang dapat bekerja secara bersamaan. Lapisan pertama memproses teks dari kiri ke kanan (*forward*) dan lapisan kedua memproses teks dari kanan ke kiri (*backward*). Pemrosesan secara dua arah ini memungkinkan model untuk memahami konteks kalimat dengan lebih baik, mempertimbangkan informasi dari token sebelumnya dan sesudahnya dari suatu token yang sedang diproses. Dalam analisis sentimen berbasis aspek, pemrosesan dua arah ini membantu model dalam memahami kata ambigu yang memerlukan pemahaman dari konteks kalimat secara menyeluruh. Selain itu, bahasa nonformal yang umumnya ditemukan pada ulasan produk memiliki struktur kalimat yang bervariasi. Misalnya, pada ungkapan “baterai awet” dan “awet baterainya”, model harus dapat memahami keduanya sebagai makna yang sama, yaitu baterai yang awet. Pemahaman tersebut dapat dicapai dengan lebih baik menggunakan algoritma Bi-LSTM yang bekerja dalam dua arah.

Dataset untuk membangun model diperoleh dengan melakukan *web scraping* ulasan penjualan produk elektronik laptop pada salah satu *website e-commerce* terbesar di Indonesia. Dataset diberi label dengan metode *sequence labeling*. *Sequence labeling* merupakan metode pelabelan dataset dengan memberi label pada setiap token (kata), sehingga jumlah pemberian label pada dataset sama dengan jumlah token pada dataset (Daniel & Martin, 2023). Pelabelan

menggunakan metode *sequence labeling* memiliki suatu format standar dalam pelabelan yang disebut sebagai BIO (*begin, inside, outside*) (Chiang, 2015). Label B (*begin*) diberikan pada kata yang merupakan kata pertama dalam suatu entitas. Label I (*inside*) diberikan pada kata berikutnya setelah kata pertama dengan entitas yang masih sama dengan kata pertama. Label O (*outside*) diberikan pada token di luar lingkup entitas yang telah ditetapkan. Dengan adanya format pelabelan khusus seperti BIO, maka setiap label token dalam dataset memiliki batasan yang jelas antara satu sama lain. Dalam penelitian ini, setiap token diberi label aspek dan label sentimen, sehingga label aspek memiliki format BIO tersendiri yang berbeda dengan format BIO pada label sentimen.

Selanjutnya untuk persiapan *input* model, dilakukan pembagian dataset (*split dataset*) ke dalam 3 bagian, yaitu *train set*, *validation set*, dan *test set*. Lalu, dilakukan tokenisasi pada setiap kalimat ulasan pada dataset, yaitu proses mengubah setiap kata pada kalimat ke dalam bentuk *word vector*. *Word vector* merupakan suatu vektor numerik dalam ruang multi-dimensi yang merepresentasikan makna dari kata (semantik). Selanjutnya, *word vector* akan digunakan sebagai *input* untuk tiga buah model *deep learning*. Model pertama dibangun untuk melakukan deteksi/ekstraksi aspek dengan mengklasifikasikan aspek yang terkandung dalam ulasan produk elektronik. Selanjutnya, model kedua dibangun untuk menentukan sentimen dari suatu aspek dengan mengklasifikasikannya ke dalam sentimen positif atau negatif. Model ketiga dibangun dengan menggabungkan tugas deteksi aspek dan deteksi sentimen. Kedua model *deep learning* yang dihasilkan akan dievaluasi menggunakan *evaluation metrics* yang terdiri dari *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan sumbangsih untuk bidang kecerdasan buatan dalam penggunaannya pada analisis sentimen berbasis aspek terhadap ulasan penjualan produk elektronik.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang telah disajikan pada bagian latar belakang, berikut ini rumusan masalah pada penelitian ini.

- a. Bagaimana merancang model *deep learning* untuk melakukan ekstraksi aspek dan klasifikasi sentimen?
- b. Bagaimana membangun model *deep learning* menggunakan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) dengan tingkat *accuracy* dan *F1-score* yang baik?
- c. Bagaimana cara menguji model *deep learning* untuk kasus klasifikasi?
- d. Bagaimana cara menganalisis hasil prediksi format BIO pada model *deep learning*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Merancang model *deep learning* untuk melakukan ekstraksi aspek dan klasifikasi sentimen.
- b. Membangun model *deep learning* menggunakan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) dengan tingkat *accuracy* dan *F1-score* yang baik.
- c. Menguji model *deep learning* untuk kasus klasifikasi.
- d. Menganalisis hasil prediksi format BIO pada model *deep learning*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Memperoleh model *deep learning* yang memiliki tingkat *accuracy* dan *F1-score* yang baik.
- b. Menghasilkan informasi terkait aspek yang menonjol dari ulasan penjualan produk elektronik pada *platform e-commerce* di Indonesia.
- c. Mengotomatisasi proses analisis sentimen ulasan pelanggan pada *e-commerce*.
- d. Secara tidak langsung meningkatkan kualitas produk atau layanan yang ditawarkan oleh penjual.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Ruang lingkup penelitian dibatasi pada permasalahan analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*) pada ulasan penjualan produk elektronik berupa laptop *second*.
- b. Dataset yang digunakan menggunakan bahasa Indonesia yang diperoleh melalui *web scraping* pada salah satu *website e-commerce* terbesar di Indonesia.
- c. Pelabelan dataset dilakukan menggunakan metode *sequence labeling* berformat BIO (*beginning, inside, outside*), dengan jumlah label aspek yaitu 7 macam (O, B-POW, I-POW, B-KEY, I-KEY, B-BOD, dan I-BOD) serta jumlah label sentimen yaitu 5 macam (O, B-POS, I-POS, B-NEG, dan I-NEG).
- d. Model yang dibangun ada tiga macam, yaitu model untuk mendeteksi aspek (*aspect only*), model untuk mendeteksi sentimen (*sentiment only*), serta model untuk mendeteksi aspek dan sentimen (*aspect and sentiment*).
- e. Algoritma yang digunakan untuk membangun model adalah algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM).
- f. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah bahasa Python dengan *library* utama untuk pemodelan yaitu TensorFlow Keras dan *library* untuk pemrosesan dataset yaitu Pandas.
- g. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan *evaluation metrics* untuk melihat nilai *accuracy, precision, recall*, dan *F1-score*.
- h. *Output* dari penelitian ini adalah model *deep learning* yang di-*deploy* pada *web server* dan dapat diuji melalui tampilan halaman *website*.

1.6 Sistematika Penulisan

Skripsi ini disusun dengan sistematika penulisan yang terdiri dari lima bab. Berikut ini adalah rincian masing-masing bab tersebut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memuat bahasan terkait latar belakang masalah yang mendasari penelitian analisis sentimen berbasis aspek ini, dimulai dari permasalahan yang dihadapi oleh penjual produk untuk memahami sentimen atau *feedback* pembeli yang tertuang dalam ulasan produk, dilanjutkan dengan produk elektronik berupa laptop sebagai produk yang dibutuhkan untuk mengakses internet dan popularitasnya dalam pasar penjualan secara global, metode *deep learning* sebagai

metode yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan analisis sentimen berbasis aspek dengan keunggulannya yang dapat menghasilkan hasil prediksi aspek dan sentimen secara akurat dengan jumlah data yang besar, lalu gambaran tentang metode *sequence labeling* sebagai metode dari pelabelan dataset yang akan digunakan sebagai *input* untuk model. Selanjutnya, bab ini juga memuat rumusan masalah yang akan dijawab dari hasil penelitian, tujuan dan manfaat dari penelitian, dan batasan masalah dalam penelitian.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Bab ini menyajikan tinjauan pustaka yang mendukung penelitian ini. Beberapa topik yang dibahas meliputi gambaran terkait ulasan produk pada *platform e-commerce*, produk elektronik sebagai objek penelitian yang dibahas, analisis sentimen berbasis aspek sebagai tugas utama yang perlu diselesaikan dalam penelitian ini, teknik pemrosesan bahasa alami (NLP) yang dapat digunakan untuk melakukan analisis sentimen berbasis aspek, *web scraping* sebagai metode pengumpulan dataset, *sequence labeling* sebagai metode untuk pelabelan dataset, konsep *artificial neural network* (ANN) sebagai dasar dalam *deep learning*, konsep *deep learning* sebagai metode untuk pembangunan model, Bi-LSTM sebagai arsitektur *deep learning* untuk pemrosesan data berurut seperti teks, *evaluation metrics* untuk mengukur kinerja model, alat-alat untuk pengembangan model *deep learning* yang terdiri dari bahasa pemrograman dan *library* yang digunakan. Selain itu, bab ini juga mencakup tinjauan pustaka terkait penelitian terdahulu dengan topik analisis sentimen berbasis aspek yang menjadi dasar dan acuan dalam penelitian ini.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini memaparkan desain penelitian untuk menguraikan alur penelitian, dimulai dari tahap persiapan, studi literatur, pengumpulan dataset, pelabelan dataset, perancangan skenario eksperimen, eksperimen pembangunan model *deep learning*, analisis hasil eksperimen, hingga penarikan kesimpulan. Selain itu, bab ini juga menyajikan informasi tentang alat dan bahan yang digunakan untuk mendukung seluruh proses penelitian. Alat yang digunakan dalam penelitian ini digambarkan melalui kebutuhan *hardware* dan *software* yang digunakan untuk

mengembangkan model *deep learning*. Sedangkan, bahan yang digunakan dalam penelitian ini sesuai dengan objek yang diteliti dalam penelitian ini, yaitu ulasan produk laptop yang dikumpulkan melalui proses *web scraping*.

BAB IV TEMUAN DAN PEMBAHASAN

Bab ini memaparkan proses dan hasil dari setiap langkah penelitian yang telah diuraikan pada Bab III secara terperinci. Bab ini diawali dengan pembahasan mengenai proses pengumpulan dataset melalui proses *web scraping* secara otomatis menggunakan Selenium sebagai *library web scraping* dalam Python. Selanjutnya, bab ini membahas proses pelabelan dataset yang dilakukan dengan menetapkan batasan label pada dataset, melakukan pelabelan secara otomatis menggunakan kode program yang dilanjutkan dengan pelabelan secara manual menggunakan kecerdasan manusia, hingga validasi hasil pelabelan secara manual yang dilanjutkan dengan validasi secara otomatis. Selanjutnya, bab ini membahas proses perancangan skenario eksperimen yang dilakukan dengan mengubah *hyperparameter* model, baik itu untuk model deteksi aspek, deteksi sentimen, dan model gabungan deteksi aspek dan sentimen. Selanjutnya, proses dalam eksperimen dipaparkan dengan menyajikan pembahasan teknis terkait proses pembuatan model. Dalam hal ini, hasil eksperimen disajikan sebagai grafik dan angka yang terbagi menjadi dua kategori, yaitu perbandingan hasil eksperimen setiap jenis model pada fase *training* serta hasil eksperimen pada fase *testing* model. Perbandingan ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh *hyperparameter* model terhadap kinerja model dan menemukan model dengan kinerja terbaik. Selanjutnya, analisis hasil eksperimen dilakukan dengan menganalisis perbandingan hasil prediksi model (*predicted*) dengan hasil prediksi yang diharapkan (*actual*) untuk mengetahui implementasi model pada keadaan yang nyata. Selain itu, bab ini juga menyajikan hasil *deployment* model pada antarmuka *web*.

BAB V PENUTUP

Bab ini memuat kesimpulan yang menjawab poin-poin rumusan masalah berdasarkan temuan yang diperoleh setelah melaksanakan seluruh rangkaian alur penelitian. Bab ini juga memuat saran untuk para peneliti berikutnya agar dapat meningkatkan kualitas penelitian skripsi ini.