

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Ulasan pengguna *marketplace* disampaikan secara bebas untuk mengungkapkan ekspresi serta pengalaman yang dialami pengguna setelah menerima barang. Pada ulasan ada informasi penting yang harus disampaikan secara reliabel (andal). Informasi yang reliabel sangat penting bagi pengembang *marketplace*, produsen, pemilik toko serta calon pembeli. Selain ulasan yang diberikan dalam bahasa tertulis, umumnya pengguna *marketplace* memberikan *rating* (bintang). Selama ini *marketplace* lebih menekankan ulasan ditampilkan dalam bentuk bintang, sehingga yang terjadi calon pembeli melihat bintang sebagai acuan sebelum melanjutkan niatnya untuk transaksi. Apabila ulasan hanya ditampilkan dalam bentuk bintang, kurang menyajikan informasi yang reliabel. *Rating* berupa bintang menimbulkan disinformasi, sehingga dibutuhkan informasi yang reliabel. Untuk menyajikan informasi yang reliabel dibutuhkan analisis sentimen, Menurut Liu (2012) analisis sentimen merupakan bidang studi yang menganalisis opini, sentimen, evaluasi, sikap, dan emosi masyarakat dari bahasa tertulis. Analisis sentimen semakin dibutuhkan bersamaan dengan tumbuhnya media sosial seperti ulasan, forum diskusi, blog, mikro-blog, twitter, dan jejaring sosial. Permasalahannya, analisis sentimen merupakan *domain dependent* dan *language dependent*, sehingga perlu dikembangkan secara khusus pada domain ulasan pengguna *marketplace*.

Pada analisis sentimen terdapat beberapa level diantaranya level dokumen, level kalimat dan level aspek (Liu, 2012). Pada level dokumen, tugasnya adalah mengklasifikasikan apakah keseluruhan dokumen opini mengungkapkan sentimen positif atau negatif (Atandoh dkk., 2023; Zhang dkk., 2021). Misalnya pada ulasan produk, sistem menentukan apakah ulasan tersebut mengungkapkan opini positif atau negatif secara keseluruhan tentang produk. Tugas ini umumnya dikenal sebagai klasifikasi sentimen level dokumen. Level analisis ini mengasumsikan bahwa setiap dokumen mengungkapkan opini mengenai satu entitas (misalnya, satu

produk). Pada level kalimat, tugas utama menuju ke kalimat-kalimat dan menentukan apakah setiap kalimat menyatakan pendapat positif, negatif, atau netral, biasanya netral sama dengan tidak mempunyai pendapat. (Araújo dkk., 2020; Fu dkk., 2017). Pada analisis level dokumen maupun kalimat tidak dapat menemukan apa sebenarnya yang disukai dan tidak disukai orang. Oleh karena itu, pada level aspek tugas utamanya melakukan analisis yang lebih detail (Y. Zhao dkk., 2023). Tujuan analisis level aspek untuk menemukan apa sebenarnya yang disukai dan tidak disukai orang (Liu, 2012). Misalnya pada ulasan produk laptop, sistem menemukan aspek (layar, baterai, desain, dll) dan masing-masing aspek terdapat sentimen positif atau negatif, sehingga didapatkan informasi yang disukai atau tidak disukai orang apakah layar, baterai atau desainnya. Analisis pada level aspek sering disebut dengan istilah *aspect-based sentiment analysis* (ABSA), tugas utamanya yaitu deteksi aspek dan klasifikasi sentimen.

Berbagai penelitian mengenai ABSA, khususnya tugas pada deteksi aspek telah dikembangkan baik menggunakan pendekatan *classical machine learning* maupun *deep learning*. Penelitian mengenai ABSA untuk dokumen berbahasa Indonesia yang pernah dikembangkan antara lain menggunakan *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes Classifier* (Fachrina dan Widyantoro, 2017), *Sentiment Lexicon* dan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) (Wahyudi dan Kusumaningrum, 2019). Pada penggunaan *classical machine learning* terdapat permasalahan dimana keberhasilan pendeteksian aspek sangat bergantung pada kelengkapan *lexicon* yang dibangun dan juga proses *feature engineering* sehingga diperoleh fitur-fitur yang representatif untuk tugas analisis sentimen. Oleh karena itu, pengembangan penelitian ABSA untuk dokumen bahasa Indonesia berikutnya terfokus pada penerapan *deep learning*, seperti penerapan *Bi-directional long short term memory* (Bi-LSTM) *network* (Ilmania dan Purwarianti, 2019), *modified LSTM* (Jayanto dkk., 2022), LSTM dengan *Attention Mechanism* (Cendani dkk., 2023). Penerapan *deep learning* mampu mengatasi kelemahan pendekatan-pendekatan sebelumnya, dimana tidak memerlukan adanya pendefinisian *sentimen lexicon* dan *feature engineering*. Akan tetapi penerapan *deep learning* ini masih muncul masalah pada inkonsistensi deteksi aspek (N. Li dkk., 2020b), dimana jika salah dalam

mendeteksi aspek atau tidak dapat mendeteksi aspek maka tugas sentimen tidak bekerja. Permasalahan inkonsistensi tersebut muncul karena proses pendeteksian aspek bergantung pada label data dan kemampuan algoritma untuk menemukan fungsi yang paling optimal dalam memetakan setiap inputan menjadi tepat. Hal tersebut bisa diatasi menggunakan *stanza* dengan cara menguraikan struktur tata bahasa sebuah kalimat, misalnya menguraikan struktur tata bahasa untuk mendeteksi kata benda, kata kerja, kata sifat, serta hubungan antar kata (Qi dkk., 2020). Keberhasilan mendeteksi kata benda berhubungan erat dengan deteksi aspek. Sedangkan untuk tugas klasifikasi sentimen saat ini telah *robust*, dan telah banyak diteliti misalnya menggunakan algoritma *convolutional neural network* (Amalia dan Winarko, 2021; X. Wang dkk., 2021).

Selanjutnya, pada tugas klasifikasi membutuhkan banyak data berlabel, namun pada kenyataannya data yang banyak tersedia tidak berlabel. Hal ini menjadi masalah dalam tugas klasifikasi, sehingga diperlukan pendekatan khusus untuk menyelesaikannya. Pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi terbatasnya data berlabel yaitu *semi-supervised learning*. Menurut Zhu dan Goldberg (2009) *semi-supervised classification* dikenal sebagai klasifikasi dengan data berlabel dan tidak berlabel (atau data berlabel sebagian). Apabila data berlabel terbatas, pendekatan *semi-supervised learning* memungkinkan penggunaan data tidak berlabel untuk meningkatkan performa model. Ini sangat berguna karena mengumpulkan data berlabel butuh biaya mahal dan sulit dilakukan. Menurut (van Engelen dan Hoos, 2020) *semi-supervised learning* dikategorikan menjadi *inductive* dan *transductive*. Dalam *semi-supervised inductive*, fokus utamanya adalah memberikan label pada data baru tanpa melakukan pelatihan data. Sementara itu, dalam *semi-supervised transductive*, proses pelatihan pada data baru terus dilakukan sebelum memberikan label pada data tersebut. Salah satu bagian dari *semi-supervised inductive* adalah *self-training*, merupakan salah satu pendekatan yang terkenal dan populer di antara pendekatan yang telah banyak digunakan (Gao dkk., 2014; Zimmerann dkk., 2014). Pendekatan *semi-supervised self-training* dapat memperlancar proses penelitian dan dapat meningkatkan akurasi tugas klasifikasi (Da Silva dkk., 2016; Ligthart dkk., 2021a). Dalam *self-training*,

model pertama kali dilatih menggunakan data yang berlabel. Setelah itu, model digunakan untuk memprediksi label untuk data tanpa label. Data yang baru diprediksi ini kemudian ditambahkan ke set data berlabel, dan model kembali dilatih dengan dataset yang diperluas. Pada kenyataannya data yang banyak tersedia dalam bentuk tidak berlabel, dan menjadi tantangan dalam proses membangun model deteksi aspek dan klasifikasi sentimen. Sehingga pendekatan *semi-supervised self-training* digunakan pada proses penelitian ini untuk mengatasi permasalahan terbatasnya data berlabel dan diharapkan dapat memperlancar proses penelitian.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, permasalahan yang timbul dapat diidentifikasi, diantaranya inkonsistensi dalam deteksi aspek, keterbatasan pada data yang berlabel, dan keberadaan disinformasi dalam bentuk penilaian bintang. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan pengembangan model analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan pengguna *marketplace*, menggunakan *stanza* dan pendekatan *semi-supervised learning*. Selain itu, perlu dipilih model terbaik untuk diterapkan pada sistem atau aplikasi analisis sentimen berbasis aspek.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini diantaranya:

1. Mengembangkan model analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan pengguna *marketplace* menggunakan *stanza* dan pendekatan *semi-supervised learning*.
2. Membandingkan metode *Neural Network* (NN), *Convolutional Neural Network* (CNN), *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk mendapatkan model terbaik.
3. Mengembangkan sistem atau aplikasi analisis sentimen berbasis aspek untuk ulasan pengguna *marketplace* menggunakan model terbaik.

### 1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat teoritis dari penelitian ini yaitu mendapatkan pengetahuan bagaimana mesin dapat belajar dengan banyak data ulasan yang tersedia. Menghasilkan pengetahuan baru tentang *stanza dependency parser* dan *semi-supervised learning*, sehingga didapatkan model terbaik.

Manfaat secara praktis menghasilkan model dan sistem analisis sentimen berbasis aspek. Sistem yang dikembangkan diharapkan dapat menyajikan informasi yang reliabel, sehingga bermanfaat untuk pihak terkait.



SEKOLAH PASCASARJANA