

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pembahasan bab mencakup yang akan diterapkan yakni teori-teori dan penelitian terdahulu tentang metode yang akan digunakan saat melakukan penelitian.

2.1 Google PlayStore



Gambar 2. 1 Logo Google PlayStore

Google Play Store, yang dikendalikan oleh *Google*, adalah platform distribusi digital resmi untuk perangkat Android. Diluncurkan pada 6 Maret 2012, platform ini memungkinkan pengguna mencari, mengunduh, dan menginstal aplikasi, permainan, serta konten digital lainnya. Dengan lebih dari 1 juta aplikasi dan total unduhan yang mencapai 50 miliar pada tahun 2013, *Google Play Store* menjadi salah satu platform distribusi aplikasi terbesar di dunia. Aplikasi di dalamnya tersedia secara gratis atau berbayar, dengan aplikasi berbayar menawarkan masa percobaan 2 jam sebelum pembelian dikonfirmasi. Ulasan pengguna di *Google Play Store* memberikan umpan balik penting bagi pengembang dan membantu pengguna lain dalam memilih aplikasi yang sesuai [11].

2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan proses pengumpulan dan analisis pendapat, pemikiran, serta kesan orang mengenai berbagai topik, produk, subjek, dan layanan, dan merupakan cabang penting dari *Natural language processing* (NLP) [12]. Proses ini sangat penting bagi bisnis karena membantu mereka memahami sentimen konsumen terhadap merek mereka. Dengan kemampuan untuk secara otomatis

mengklasifikasikan emosi di balik interaksi media sosial, ulasan, dan umpan balik lainnya, analisis sentimen memungkinkan perusahaan untuk mengambil keputusan yang lebih tepat dan strategis. Metode dan strategi yang digunakan dalam analisis sentimen memfasilitasi pemeriksaan data dan memberikan wawasan mengenai bagaimana perasaan basis pelanggan terhadap layanan atau produk tertentu [12], [13]. Tugas utama analisis sentimen adalah menentukan dan mengklasifikasikan sentimen serta opini melalui metode tertentu, yang pada gilirannya membantu dalam memahami opini publik secara lebih mendalam [14]. Selain itu, penggunaan teknik seperti model pembelajaran mesin dan deep learning, termasuk *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM), semakin umum karena kemampuan mereka dalam menangkap konteks temporal dalam data teks. Dengan demikian, analisis sentimen tidak hanya berfungsi sebagai alat evaluasi, tetapi juga sebagai dasar untuk pengembangan strategi bisnis yang lebih responsif terhadap kebutuhan dan harapan pelanggan.

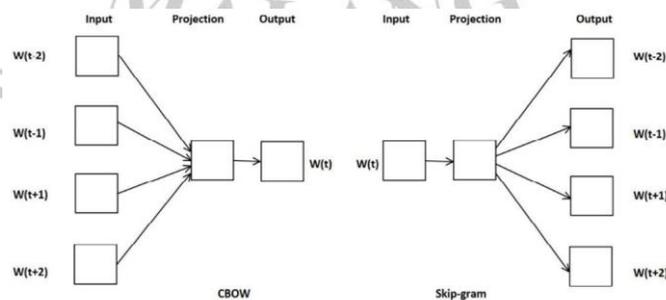
2.3 Oversampling

Oversampling merupakan teknik yang digunakan untuk menangani ketidakseimbangan kelas dalam dataset dengan cara meningkatkan jumlah data pada kelas minoritas [22]. Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan model pembelajaran mesin bias terhadap kelas mayoritas, sehingga performa model dalam mengenali pola pada kelas minoritas menjadi kurang optimal. Salah satu metode sederhana untuk mengatasi ketidakseimbangan ini adalah Random Oversampling, yaitu teknik yang menambahkan sampel data baru pada kelas minoritas dengan cara menduplikasi data yang ada secara acak. Teknik ini bertujuan untuk meningkatkan jumlah sampel pada kelas minoritas hingga setara dengan jumlah sampel pada kelas mayoritas. Meskipun sederhana, teknik ini sangat efektif dalam meningkatkan representasi kelas minoritas tanpa mengubah informasi utama pada dataset. Dalam penelitian ini, oversampling diterapkan untuk memperbaiki kemampuan model dalam mengenali pola pada kelas minoritas, sehingga meningkatkan performa klasifikasi secara keseluruhan.

2.4 Word2Vec

Word2Vec adalah teknik *word embedding* yang dikembangkan oleh Mikolov et al. pada tahun 2013, yang bertujuan untuk merepresentasikan kata-kata beserta makna dan konteksnya dalam sebuah dokumen. Word2Vec adalah metode *feature extraction* yang digunakan untuk menghasilkan representasi numerik dari kata-kata dalam teks [15]. Terdapat dua pendekatan utama dalam Word2Vec, yaitu *Continuous Bag-of-Words (CBOW)* dan *skip-gram*. Meskipun kedua pendekatan ini menggunakan struktur jaringan yang sama, keduanya berbeda dalam cara menangani input dan output [18]. Word2Vec menyediakan implementasi yang efisien untuk kedua pendekatan tersebut. Arsitektur *Skip-Gram* digunakan untuk memprediksi kata-kata di sekitar kata target, bahkan pada jarak kata yang lebih jauh, yang membuatnya unggul dalam menangkap hubungan kata yang jarang muncul dalam data. Sementara itu, arsitektur CBOW memprediksi kata target berdasarkan konteks sekitarnya dan umumnya lebih cepat serta stabil pada korpus besar. Beberapa aplikasi pemrosesan bahasa alami, seperti analisis sentimen, pengelompokan dokumen, dan peringkasan teks, dapat memanfaatkan struktur ini [18], [19].

Gambar 2.3 menampilkan tata letak arsitektur dari kedua pendekatan Word2Vec. Model Word2Vec yang digunakan dalam penelitian ini dibangun dari hasil pelatihan korpus besar Wikipedia bahasa Indonesia. Dalam hal ini, pustaka Gensim pada bahasa pemrograman *Python* memainkan peran penting karena menyediakan berbagai fitur yang diperlukan untuk membangun model Word2Vec, termasuk pengaturan parameter yang fleksibel dan optimasi yang efisien.



Gambar 2. 2 Arsitekture Word2Vec [19]

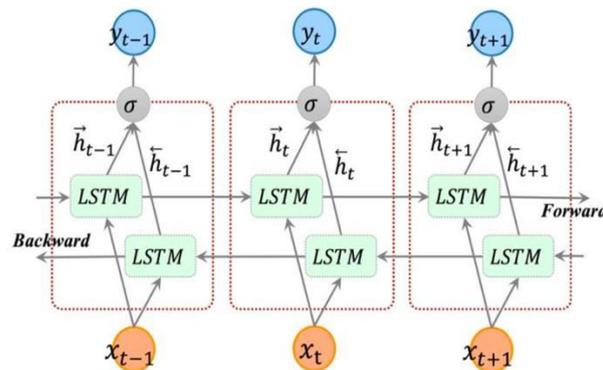
Word2Vec memiliki kemampuan untuk dilatih pada korpus domain spesifik, seperti ulasan pengguna, sehingga dapat menghasilkan representasi kata yang relevan dengan konteks penelitian. Dalam penelitian ini, model Word2Vec dilatih pada dataset ulasan aplikasi Shopee berbahasa Indonesia, sehingga mampu menangkap pola semantik kata yang sesuai dengan analisis sentimen. Sebaliknya, meskipun BERT merupakan model yang sangat canggih dengan kemampuan memahami konteks dua arah (*bidirectional*), model ini umumnya dilatih pada korpus besar dan umum. Untuk mencapai hasil optimal, BERT membutuhkan proses fine-tuning yang lebih kompleks, yang tidak menjadi fokus dalam penelitian ini. Oleh karena itu, Word2Vec dipilih sebagai metode feature extraction yang lebih sederhana, efisien, dan relevan untuk kebutuhan penelitian.

2.5 BiLSTM

Algoritma *Deep Learning* secara umum dikenal mampu memberikan performa yang lebih unggul serta efisiensi komputasi yang lebih tinggi dibandingkan algoritma *Machine Learning* tradisional. Salah satu algoritma *Deep Learning* yang populer dan sangat efektif dalam klasifikasi teks adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM) [15]. LSTM adalah pengembangan dari arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk menangani masalah *vanishing gradient* yang sering menghambat kinerja RNN dalam memproses urutan data panjang [16]. LSTM menggunakan *blok memory-cell* yang memungkinkan penyimpanan informasi dalam jangka waktu yang panjang, sehingga dapat mempelajari ketergantungan jangka panjang (*long-term dependencies*). Arsitektur LSTM ini dirancang agar informasi penting dapat dipertahankan atau dilupakan secara selektif. LSTM bekerja dengan memanfaatkan *blok memory-cell* yang memiliki tiga komponen utama yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate* [9], [12].

BiLSTM adalah varian yang lebih canggih dari LSTM, di mana dua jaringan LSTM terpisah digunakan untuk memproses data [8]. Jaringan pertama berjalan dalam arah maju (*forward*), memproses urutan data dari awal hingga akhir, sedangkan jaringan kedua berjalan dalam arah mundur (*backward*), memproses

urutan dari akhir ke awal [10]. Dengan demikian, BiLSTM dapat memanfaatkan informasi dari kedua arah, memungkinkan model untuk memahami konteks secara lebih komprehensif dan menangkap hubungan kata baik dari masa lalu maupun masa depan dalam sebuah sekuens. Output dari kedua jaringan LSTM dalam BiLSTM digabungkan pada setiap titik waktu [9]. Dengan adanya penggabungan ini, model menjadi lebih kuat dalam mempelajari dan memahami struktur bahasa yang kompleks, serta lebih akurat dalam aplikasi yang membutuhkan pemahaman konteks penuh dari teks, seperti terjemahan bahasa, analisis sentimen, dan peringkasan teks. Arsitektur BiLSTM dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Arsitektur BiLSTM [16]

Rumus BiLSTM dapat dilihat pada persamaan di bawah ini [17].

$$h_t = LSTM(W_1 x_t + W_2 h_{t-1} + b) \quad t \in [1, T] \quad [1]$$

$$\overleftarrow{h}_t = LSTM(W_3 x_t + W_5 h_{t+1} + b) \quad t \in [T, 1] \quad [2]$$

$$y_t = W_4 \overleftarrow{h}_t + W_6 h_t + b_y \quad [3]$$

Dimana, h_t adalah vektor status tersembunyi pada waktu t . W adalah matriks bobot. b adalah bias. Dan y_t adalah output pada waktu t . Dengan arsitektur ini, BiLSTM menjadi alat yang sangat kuat untuk menangkap pola dalam data sekuensial dan menyediakan representasi kontekstual yang lebih kaya, yang sangat bermanfaat dalam pemrosesan bahasa alami dan aplikasi berbasis teks lainnya.

Keunggulan BiLSTM dalam analisis sentimen sangat relevan dengan kebutuhan penelitian ini. Dataset ulasan aplikasi Shopee memiliki pola bahasa yang kompleks, di mana konteks setiap kata dapat bergantung pada kata-kata sebelumnya maupun sesudahnya. Dengan memanfaatkan arsitektur bidirectional, BiLSTM mampu memahami konteks secara menyeluruh, baik dari arah maju maupun mundur. Hal ini sangat penting dalam menangkap nuansa sentimen yang terkadang tersembunyi di dalam urutan kata. Selain itu, BiLSTM telah terbukti memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan metode lain dalam berbagai studi terkait pemrosesan bahasa alami, sehingga menjadikannya pilihan yang ideal untuk meningkatkan kinerja model dalam penelitian ini.

2.6 Kajian Penelitian Terdahulu

Berikut adalah jurnal-jurnal penelitian yang membahas tentang analisis sentimen menggunakan metode BiLSTM yang mendapatkan hasil yang bervariasi. Penelitian terdahulu dapat dilihat pada tabel 2.1 tentang analisis sentimen menggunakan metode BiLSTM.

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu tentang analisis sentimen menggunakan BiLSTM

No.	Judul	Peneliti	Tahun	Metode	Hasil
1.	Analisis Perbandingan Algoritma <i>Machine Learning</i> Dan <i>Deep Learning</i> Untuk Sentimen Analisis Teks Umpan Balik Tentang Evaluasi Pengajaran Dosen	Hadiguna Setiawan, Dhani Ariatmanto	2024	machine learning (KNN, RF, SVM) dan deep learning (LSTM dan BiLSTM)	Bi-LSTM menjadi metode terbaik dengan akurasi pelatihan 95.91% dan pengujian 72.25%.

2.	Implementasi <i>Bidirectional LSTM</i> untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia	Dloifur Rohman, Mohammad Edi, Luthfi	2022	BiLSTM	Hasil uji menunjukkan BiLSTM lebih unggul daripada LSTM, dengan akurasi terbaik 91% dan training loss 28%.
3.	Algoritma <i>Bidirectional Long Short Term Memory</i> untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Aplikasi Belanja <i>Online</i> dengan Cicilan	Edy Subowo, Fenilinas Adi Artanto, Isna Putri	2022	BiLSTM	Penggunaan <i>Corpus Text</i> untuk auto labelling menghasilkan akurasi sentimen 81% dan akurasi aspek 78%.
4.	Prediksi Harga Saham Menggunakan BiLSTM dengan Faktor Sentimen Publik	Nurdi Afrianto, Dthomas Hatta Fudholi, Septia Rani	2022	BiLSTM	Hasil pemodelan menunjukkan bahwa prediksi menggunakan BiLSTM menghasilkan nilai MSE terkecil 0.094 dan nilai

					RMSE terkecil 0.306.
5.	Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Aplikasi Telemedicine Pada <i>Google Play</i> Menggunakan BiLSTM dan LDA	Siti Mutmainah, DThomas Hatta, Syarif Hidayat	2023	BiLSTM	Model BiLSTM dan Word2Vec menunjukkan kinerja klasifikasi sentimen yang baik dengan akurasi 95%.

Penelitian terdahulu di tabel 2.1 terdiri dari judul, peneliti, tahun, metode dan hasil yang digunakan, untuk pembahasan lebih detail terkait penelitian terdahulu adalah sebagai berikut :

a. Penelitian oleh Hadiguna Setiawan, Dhani Ariatmanto

Penelitian ini dilakukan oleh Hadiguna Setiawan dan Dhani Ariatmanto pada tahun 2024 dengan judul “**Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning Dan Deep Learning Untuk Sentimen Analisis Teks Umpan Balik Tentang Evaluasi Pengajaran Dosen.**” Evaluasi kinerja dosen penting untuk memastikan efektivitas pengajaran dan menjaga integritas pendidikan. Penelitian ini menganalisis akurasi *machine learning* dan *deep learning* dalam evaluasi kinerja dosen menggunakan teknik praproses dan *word-embedding*. Dataset terdiri dari 663 data positif, 552 negatif, dan 465 netral. Hasil eksperimen menunjukkan akurasi pelatihan: KNN 74.75%, SVM 65.78%, RF 98.58%, LSTM 95.64%, dan Bi-LSTM 95.91%. Untuk akurasi pengujian: KNN 59.82%, SVM 62.88%, RF 69.37%, LSTM 70.81%, dan Bi-LSTM 72.25%. Bi-LSTM menjadi metode terbaik dengan akurasi pelatihan 95.91% dan pengujian 72.25%.

b. Penelitian oleh Dloifur Rohman, Mohammad Edi dan Luthfi

Penelitian ini dilakukan oleh Dloifur Rohman, Mohammad Edi dan Luthfi pada tahun 2022 dengan judul “**Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia.**” Grab Indonesia adalah salah satu perusahaan ojek online terkemuka di Indonesia dengan banyak pelanggan. Tingkat kepuasan pelanggan bervariasi, sehingga penting untuk mengumpulkan saran dan keluhan. Analisis sentimen dapat digunakan untuk menentukan tingkat kepuasan layanan guna meningkatkan sistem dan pelayanan. Penelitian ini bertujuan mengetahui kepuasan pengguna Grab melalui aplikasi di *Playstore*, menggunakan pendekatan LSTM. BiLSTM, sebagai pengembangan LSTM, mampu menangkap informasi dari dua arah, sehingga meningkatkan kinerja algoritma. Hasil uji menunjukkan BiLSTM lebih unggul daripada LSTM, dengan akurasi terbaik 91% dan training loss 28%.

c. Penelitian oleh Edy Subowo, Fenilinas Adi Artanto, Isna Putri, dan Wahyu Umaedi

Penelitian ini dilakukan oleh Edy Subowo, Fenilinas Adi Artanto, Isna Putri, dan Wahyu Umaedi pada tahun 2022 dengan judul “**Algoritma Bidirectional Long Short Term Memory untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Aplikasi Belanja Online dengan Cicilan.**” Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen berbasis aspek dalam ulasan aplikasi belanja online dengan cicilan, guna mengevaluasi kelebihan dan kekurangan dari waktu ke waktu. Kombinasi pendekatan *Bidirectional Long Short Term Memory* dan klasifikasi aspek menggunakan *Support Vector Machine* diterapkan untuk menganalisis ulasan dari layanan seperti Kredivo, Akulaku, Indodana, dan BRI Ceria. Dengan 1.000 ulasan di *Google Play Store*, aspek yang dianalisis meliputi *customer service*, tampilan aplikasi, dan produk yang ditawarkan. Penggunaan *Corpus Text* untuk auto labelling menghasilkan akurasi sentimen 81% dan akurasi aspek 78%.

d. Penelitian oleh Nurdi Afrianto, Dthomas Hatta Fudholi, dan Septia Rani

Penelitian ini dilakukan oleh Nurdi Afrianto, Dthomas Hatta Fudholi, dan Septia Rani pada tahun 2022 dengan judul “**Prediksi Harga Saham Menggunakan BiLSTM dengan Faktor Sentimen Publik.**” Pasar saham merupakan penggerak ekonomi yang penting, dan saham adalah investasi yang menarik dengan potensi keuntungan besar. Investor perlu melakukan penilaian yang teliti terhadap perusahaan untuk meminimalkan risiko. Penelitian ini memanfaatkan teknologi pembelajaran mesin untuk memprediksi harga saham menggunakan model *Bidirectional Long Short Term Memory*. Data yang digunakan meliputi data historis harga saham dan nilai sentimen publik. Empat skenario dengan panjang data latih yang berbeda diuji untuk menemukan model prediksi terbaik. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa prediksi menggunakan BiLSTM menghasilkan nilai MSE terkecil 0.094 dan nilai RMSE terkecil 0.306.

e. Penelitian oleh Siti Mutmainah, Dthomas Hatta, dan Syarif Hidayat

Penelitian oleh Siti Mutmainah, Dthomas Hatta, dan Syarif Hidayat pada tahun 2023 berjudul “**Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Aplikasi Telemedicine Pada Google Play Menggunakan BiLSTM dan LDA.**” Pandemi COVID-19 telah mendorong pemanfaatan telemedicine sebagai layanan kesehatan berbasis teknologi informasi, dengan aplikasi seperti Alodokter, Halodoc, KlikDokter, SehatQ, dan YesDok. Penelitian ini menganalisis sentimen pengguna menggunakan metode BiLSTM yang mampu merepresentasikan informasi kontekstual dengan baik. Selain itu, analisis sentimen diidentifikasi menggunakan LDA (*Latent Dirichlet Allocation*). Dari 244.098 feedback pengguna yang dikumpulkan pada 14 Agustus 2022, diperoleh 112.013 sentimen positif, 34.853 netral, dan 97.228 negatif. Model BiLSTM dan Word2Vec menunjukkan kinerja klasifikasi sentimen yang baik dengan akurasi 95%. Pemodelan topik memiliki nilai koherensi 0.6437 untuk sentimen positif, 0.6296 untuk netral, dan 0.6132 untuk negatif.