BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1.Gambaran Umum Objek Penelitian

3.1.1. Objek Penelitian

Tinder, sebagai aplikasi kencan *daring* terpopuler di Indonesia, ternyata menarik perhatian banyak pengguna, seperti yang terlihat pada data dari databoks.id pada tahun 2020. Dalam survei tersebut, sekitar 57,6% responden mengonfirmasi menggunakan Tinder, menjadikannya aplikasi kencan *daring* yang paling dominan. Tinder diluncurkan pada Juli 2013 untuk pengguna Android, dengan permintaan yang tinggi yang tercermin dalam lebih dari 800.000 unduhan. Pada September 2023, Tinder telah mencapai 100 juta unduhan dengan rating 4,4 di Google Play Store. Analisis sentimen dari ulasan pengguna menjadi relevan mengingat banyaknya ulasan. Metode ini memungkinkan identifikasi polaritas teks, positif atau negatif, sehingga membantu penelitian untuk mengevaluasi kualitas layanan aplikasi kencan *daring* secara efisien dan mendalam dari sudut pandang pengguna.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk mendalami tentang sentimen yang ada dalam ulasan pengguna terhadap aplikasi kencan Tinder di Google Play Store. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari pengambilan ulasan di Google Play Store dan merupakan dataset yang diperbaharui hingga tahun 2023. Setiap ulasan akan dianalisis untuk memahami bagaimana pengguna memandang, menilai aplikasi serta menjadi pertimbangan masyarakat dalam menggunakan aplikasi Tinder. Selain itu, penelitian ini akan mencoba berbagai teknik klasifikasi untuk menentukan pendekatan yang paling akurat dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Tinder.

UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA

3.2 Metode Penelitian

Penelitian yang ada dalam penulisan ini menggunakan model Knowledge Discovery In Databases (KDD), yang juga dikenal berperan dalam proses KDD. KDD, dengan pendekatan sistematisnya untuk menangani kompleksitas data, memfasilitasi fase prapemrosesan yang menyeluruh. Proses ini mencakup 5 tahap Data Selection, PreProcessing, Tranformation, Data mining, Evaluation[51].

Tabel 3. 1 Perbandingan Framework

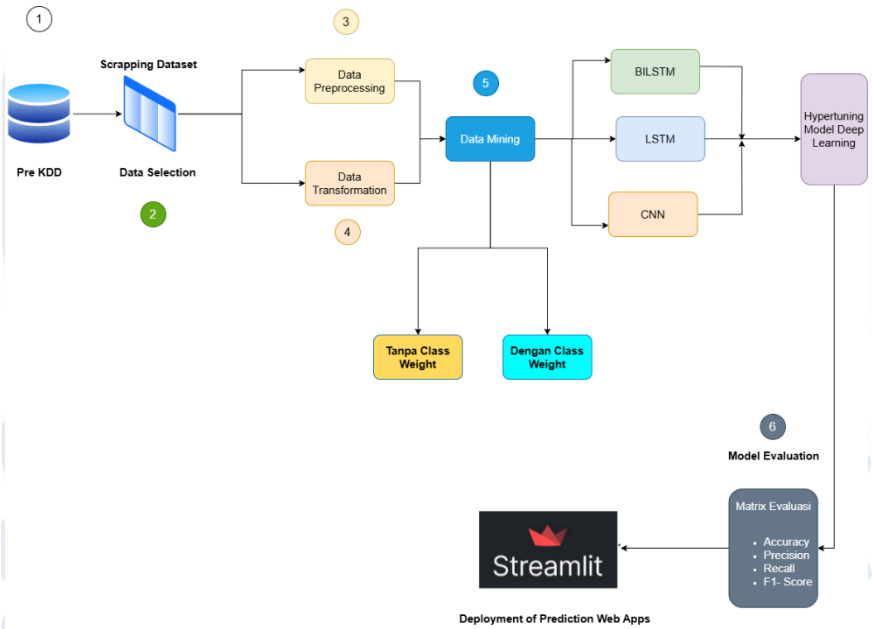
Faktor Pembeda	CRISP-DM	KDD
Tahap Penyelesaian	Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation	Pre KDD, Data Selection, PreProcessing, Tranformation, Data mining, Evaluation
Tujuan	Memberikan sebuah solusi terhadap masalah pada sekelompok bisnis tertentu	Memberikan informasi tersembunyi pada pola dan trend yang terdapat pada dataset.
Keterlibatan Dalam Kesesuaian Riset	Dalam analisis sentimen, CRISP-DM melibatkan pemangku kepentingan sejak awal. Tahap Business Understanding digunakan untuk merumuskan tujuan seperti klasifikasi opini pelanggan. Tim produk dan pemasaran berperan dalam setiap tahap proses. Hasil analisis diuji kesesuaiannya dengan kebutuhan bisnis. Pendekatan iteratif memudahkan implementasi dan penyesuaian model.	Analisis sentimen dengan pendekatan KDD cenderung bersifat teknis dan eksploratif. Peneliti biasanya bekerja sendiri dalam mengekstraksi pola dari data. Keterlibatan pemangku kepentingan minim di tahap awal proses. Fokus utamanya adalah menemukan pengetahuan tanpa mempertimbangkan kebutuhan bisnis secara langsung. Pengguna bisnis umumnya baru dilibatkan saat hasil akhir perlu diinterpretasikan.

Faktor Pembeda	CRISP-DM	KDD
Keberlanjutan	Memiliki fase Deployment tersendiri untuk memastikan model terus diperbarui.	KDD terlalu klasik kurang menekankan aspek pemeliharaan setelah penemuan pengetahuan.

Sumber : [[52]]

Berdasarkan Tabel 3.2, metode KDD memiliki tahapan yang efektif dalam melakukan analisis data untuk mengungkap informasi tersembunyi di dalamnya. Oleh karena itu, metode KDD dianggap paling sesuai untuk diaplikasikan dalam analisis data pada penelitian ini. Dengan demikian, metode KDD dipilih sebagai pendekatan utama dalam penelitian yang dilakukan.

Secara keseluruhan, implementasi KDD diharapkan dapat menghasilkan pengetahuan yang mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi kencan dan mendukung pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan berdasarkan ulasan yang sah. Berikut adalah gambaran mengenai langkah-langkah dalam alur penelitian KDD pada gambar 3.1[51].



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.2.1 Pre KDD (Data Collection)

Tahap awal dari penelitian ini melibatkan pengumpulan data dari ulasan aplikasi Tinder di Google Play Store. Data tersebut diambil melalui proses pengambilan data dari platform Google Play Store dengan melakukan crawling data menggunakan google playstore web scrapper untuk kebutuhan penelitian.

3.2.2 Data Selection

Hasil pengumpulan data kemudian akan disaring berdasarkan klasifikasi sentimen yang akan dibagi menjadi dua kelas, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif[53].Berikut merupakan tabel detail isi dari dataset yang akan digunakan untuk penelitian :

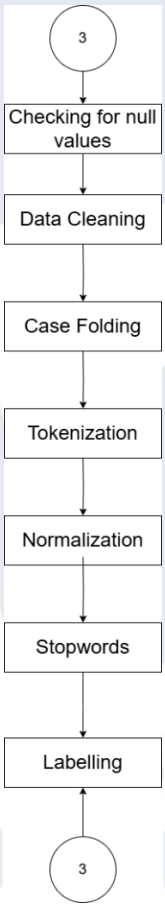
Tabel 3. 2 Variabel Dataset

Variable	Jenis Variable	Keterangan
User name	Categorical variable	Variabel ini mewakili nama pengguna yang memberikan ulasan pada aplikasi Tinder di Google Play Store.
Score	Numerical variable	Variabel ini mewakili peringkat atau score yang diberikan pada aplikasi Tinder di Google Play Store.
At	Numerical variable	Variabel ini mewakili mewakili keterangan tanggal, bulan, tahun dan, jam user atau pengguna memberi ulasan mengenai aplikasi Tinder di Google Play Store
Content	Categorical variable	Variabel ini mewakili isi komentar atau ulasan

		pengguna mengenai aplikasi Tinder di Google Play Store

3.2.3 Data Preprocessing

Sebelum proses data mining dimulai, dilakukan preprocessing sangat penting sebelum data mining karena memastikan data bersih, konsisten, dan siap untuk dianalisis. Data mentah sering mengandung kesalahan, duplikasi, atau nilai yang hilang yang dapat menurunkan akurasi model. Preprocessing juga membantu menyamakan format data dan mengurangi kompleksitas melalui seleksi fitur. Dengan data yang sudah diproses, hasil data mining menjadi lebih akurat dan bermakna. Tanpa preprocessing, proses analisis bisa menghasilkan informasi yang salah atau menyesatkan sesuai pada alur yang ada pada gambar 3.3 .[53].



Gambar 3. 2 Alur Preprocessing

1. Checking For Nulls Values, merupakan proses pembersihan data agar model machine learning tidak terganggu oleh data yang hilang. Dengan mengetahui kolom yang memiliki nilai null, pengguna dapat mengambil tindakan seperti imputasi atau penghapusan data.

2.Data Cleaning merupakan Proses pembersihan teks ulasan dimulai dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil untuk menjaga konsistensi analisis. Selanjutnya, berbagai elemen tidak relevan seperti tagar, mention, angka, emoji, tanda baca, serta karakter newline dan carriage return dihapus atau diganti agar teks menjadi satu baris dan lebih bersih. Dengan pembersihan ini, data teks siap untuk analisis lanjutan seperti tokenisasi atau klasifikasi sentimen[54].

3. Case Folding, adalah sebuah proses mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil penting untuk menjaga konsistensi dan menghindari perbedaan penulisan kata yang sama. Langkah ini mencegah variasi akibat kapitalisasi yang dapat mengganggu analisis. Dengan demikian, proses analisis teks menjadi lebih akurat[54].

4. Tokenization, adalah proses tokenisasi membagi teks menjadi kata-kata individu menggunakan metode word_tokenize dari NLTK. Hal ini memudahkan analisis dengan memisahkan teks menjadi unit yang lebih kecil dan mudah dikelola. Hasil tokenisasi disimpan dalam kolom baru untuk digunakan dalam analisis sentimen atau pemrosesan lanjutan.

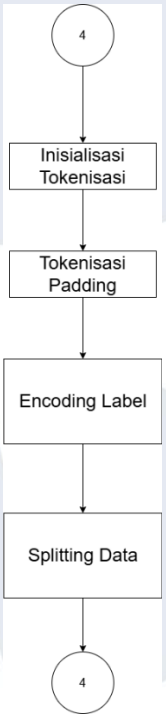
5. Normalization, adalah proses memuat kamus slang dari file CSV 'kamusalay.csv' dan mengonversinya menjadi dictionary Python digunakan untuk mengganti kata slang dalam kalimat menjadi kata normal agar analisis teks lebih akurat dan formal. Selanjutnya, dilakukan pengecekan statistik frekuensi kata pada kolom ‘slang’ di DataFrame untuk mengetahui jumlah kata unik yang akan digunakan dalam tahap penentuan stopword.

6.Stopword removal, adalah proses menyaring kata-kata yang tidak relevan dalam proses preprocessing teks agar analisis menjadi lebih akurat dan fokus pada kata-kata bermakna[55].

7. Labeling Sentimen, adalah melakukan proses daftar kata positif, dan negatif. dalam bahasa Indonesia digunakan sebagai referensi dalam analisis sentimen berbasis leksikon tanpa perlu pelatihan model.

3.2.4 Data Transformation

Proses transformasi dilakukan untuk merepresentasikan data sesuai dengan kebutuhan dalam proses data mining yang akan dilaksanakan. Data yang sudah dipilih dan dibersihkan akan diubah agar sesuai dengan persiapan untuk proses analisis sentimen[53].



Gambar 3. 3 Alur Transformation

1. Inisialisasi Tokenisasi, merupakan proses membuat objek tokenisasi dengan menyesuaikan jumlah data sebanyak 5000. Proses ini penting agar teks dapat diubah menjadi urutan angka yang bisa dipahami oleh model machine learning.

2.Tokenisasi Padding merupakan proses lanjutan dari sebelumnya untuk menyesuaikan setiap kata dalam teks diganti dengan indeks numerik sesuai kamus yang dibuat oleh tokenizer. Selanjutnya, kode melakukan padding pada urutan angka tersebut agar semua urutan memiliki panjang yang sama, yaitu 200 token. Padding ini penting agar data input seragam dan bisa diproses oleh model deep learning.

3. Encoding Label, adalah sebuah proses untuk mengubah label sentimen dari bentuk teks menjadi bentuk numerik. Proses ini dilakukan dengan mengonversi setiap label teks menjadi angka yang sesuai. Setelah itu, label numerik tersebut diubah lagi menjadi format one-hot encoding menggunakan fungsi to_categorical(), sehingga setiap label direpresentasikan dalam bentuk vektor biner yang cocok untuk klasifikasi multi-kelas.

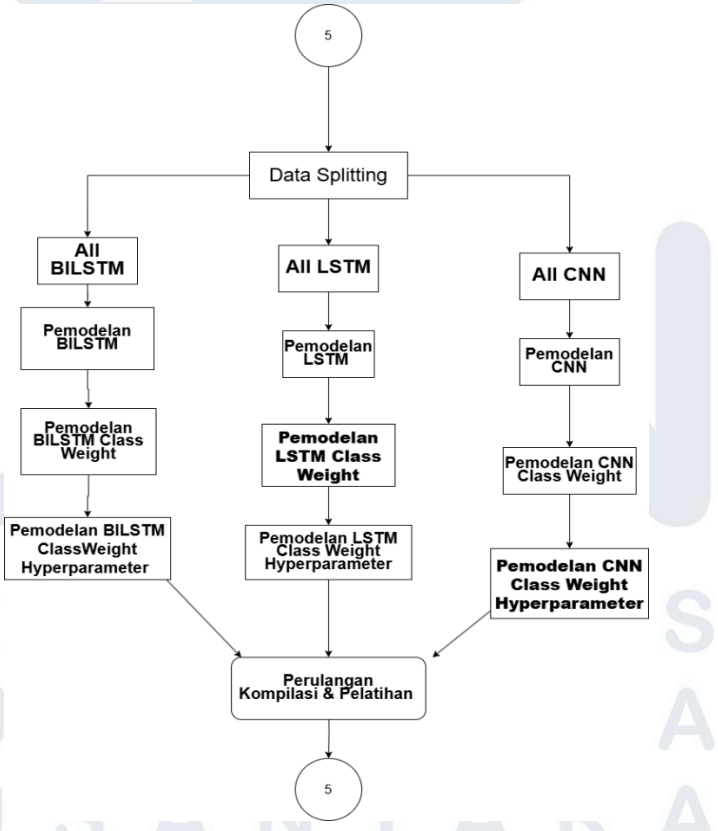
4. Splitting Data, adalah proses melakukan pembagian data menjadi set pelatihan dan pengujian. Pada tahap ini mengimpor fungsi dari modul yang relevan, lalu menerapkannya dengan parameter fitur, label, ukuran data uji, dan random_state untuk memastikan hasil yang konsisten. Proses ini merupakan langkah penting dalam persiapan data untuk melatih dan menguji model machine learning secara efektif.

3.2.5 Data Mining

Pada tahap ini, penerapan teknik data mining difokuskan pada pembangunan model analisis sentimen yang telah melalui proses transformasi data. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi pemilihan dataset yang relevan dan persiapan data untuk memastikan kualitas yang optimal. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan untuk menganalisis sentimen adalah model deep learning, yaitu Bidirectional Long Short-Term Memory (BILSTM), Long Short-Term Memory (LSTM), dan Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian ini menggunakan class weights untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam data, sehingga model dapat lebih fokus pada kelas yang kurang terwakili selama proses pelatihan. Model-model tersebut dilatih untuk mengenali pola dan tren dari ulasan

pengguna secara efektif. Pengujian dilakukan menggunakan data yang belum pernah dipakai sebelumnya guna memastikan keandalan dan akurasi model dalam mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen positif dan negatif berdasarkan pola yang ditemukan. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan kinerja ketiga metode tersebut untuk menentukan pendekatan yang paling optimal dalam analisis sentimen[53]. Penelitian ini juga akan melakukan perbandingan kinerja antara kedua metode tersebut[53].

Berikut merupakan alur untuk data mining pada gambar 3.4 yang menggambarkan alur untuk klasifikasi sentimen menggunakan tiga arsitektur—BiLSTM, LSTM, dan CNN—yang dimulai dari proses data splitting, dilanjutkan pemodelan dasar tiap arsitektur, penyesuaian class weights, hingga tahap hyperparameter tuning; seluruh model kemudian masuk ke siklus kompilasi-pelatihan terulang untuk memperoleh performa optimal.



Gambar 3. 4 Alur Data Mining

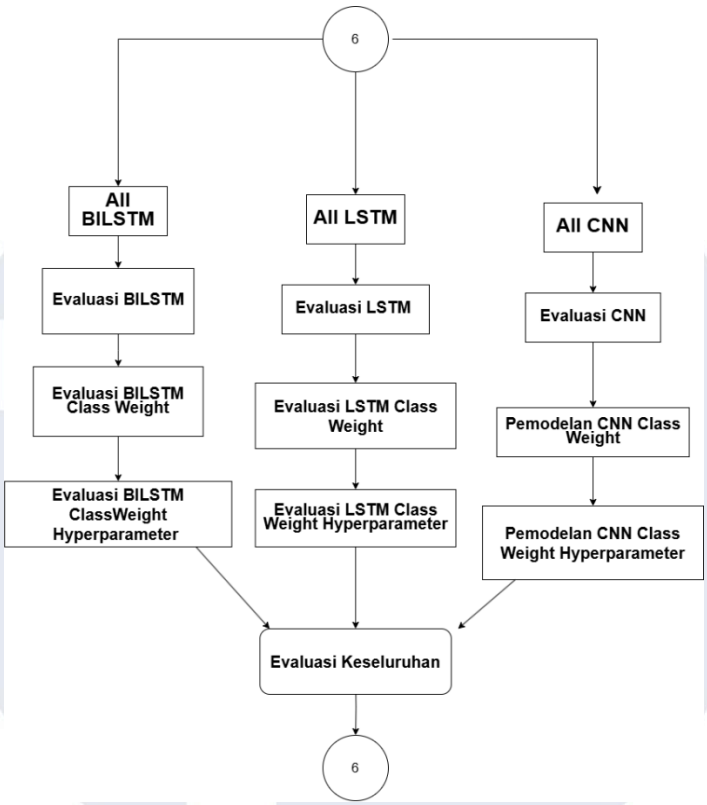
1. Membagi data (train-test splitting) merupakan langkah pertama membagi data ke dalam dua bagian, yaitu data latih (train) dan data uji (test), agar proses pelatihan dan pengujian model bisa berjalan dengan adil dan objektif.
2. Membangun model dengan algoritma BiLSTM setelah data dibagi, model pertama yang digunakan adalah BiLSTM. Pada tahap awal ini, model dibangun tanpa penyesuaian apapun, untuk melihat performa dasarnya.
3. Menyesuaikan BiLSTM dengan class weight Model BiLSTM kemudian ditingkatkan dengan menambahkan class weight, yaitu penyesuaian bobot antar kelas, agar model bisa lebih adil dalam mengenali semua jenis sentimen, termasuk yang jumlah datanya lebih sedikit.
4. Meningkatkan BiLSTM dengan tuning parameter Setelah menggunakan class weight, model BiLSTM dioptimalkan lagi dengan menyetel parameter-parameter penting (hyperparameter) agar hasil prediksi makin akurat dan stabil.
5. Membangun model dengan algoritma LSTM Proses yang sama dilakukan dengan model LSTM. Model ini dibangun dari awal untuk melihat performanya dalam menganalisis sentimen.
6. Menyesuaikan LSTM dengan class weight LSTM kemudian diberi penyesuaian bobot antar kelas, agar bisa lebih sensitif terhadap data yang tidak seimbang.
7. Meningkatkan LSTM dengan tuning parameter Model LSTM juga dioptimalkan melalui pengaturan parameter untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih maksimal.
8. Membangun model dengan algoritma CNN Selanjutnya digunakan model CNN. Model ini dibangun dan diuji untuk mengetahui kemampuannya dalam mengenali pola-pola sentimen dalam data teks.

9. Menyesuaikan CNN dengan class weight Agar hasilnya lebih seimbang, CNN juga dilengkapi dengan class weight, seperti halnya model sebelumnya.
10. Meningkatkan CNN dengan tuning parameter Terakhir, model CNN disempurnakan dengan menyetel parameter-parameter tertentu untuk mencapai performa terbaik.
11. Melakukan pelatihan dan evaluasi berulang Semua model yang telah dikembangkan kemudian dilatih dan dievaluasi secara berulang, agar hasil akhirnya benar-benar optimal dan bisa diandalkan dalam menganalisis sentimen pengguna.

3.2.6 Evaluation

Tahap evaluasi model yang dilakukan setelah model analisis sentimen berhasil terbentuk dalam proses data mining. Tujuan tahap evaluasi ini adalah untuk mengukur performa model. Evaluasi model didasarkan pada penggunaan metode Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM), Long Short-Term Memory (LSTM), dan Convolutional Neural Network (CNN), yang menghasilkan nilai confusion matrix untuk menilai akurasi, F1-score, recall, dan presisi[53].

UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA



Gambar 3. 5 Alur Evaluasi

1. Evaluasi Model BiLSTM melakukan evaluasi awal terhadap model BiLSTM yang telah dibangun sebelumnya, tanpa penerapan class weight maupun tuning hyperparameter, untuk mengetahui performa dasarnya dalam klasifikasi sentimen.
2. Evaluasi Model BiLSTM dengan Class Weight menguji performa model BiLSTM setelah diberikan penyesuaian bobot antar kelas (class weight) agar mampu menangani ketidakseimbangan data antar kelas sentimen.
3. Evaluasi Model BiLSTM dengan Class Weight dan Hyperparameter Tuning melanjutkan evaluasi BiLSTM dengan tambahan optimasi hyperparameter untuk mendapatkan hasil yang lebih maksimal dan stabil dalam memprediksi sentimen.
4. Evaluasi Model LSTM melakukan evaluasi terhadap model LSTM dasar tanpa penyesuaian class weight atau tuning hyperparameter untuk mendapatkan baseline performa.

5. Evaluasi Model LSTM dengan Class Weight memberikan penyesuaian bobot pada model LSTM dan mengevaluasinya guna melihat peningkatan performa ketika menghadapi distribusi kelas yang tidak seimbang.
6. Evaluasi Model LSTM dengan Class Weight dan Hyperparameter Tuning mengoptimalkan performa LSTM melalui kombinasi class weight dan penyetelan hyperparameter, lalu dilakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasinya.
7. Evaluasi Model CNN model CNN dievaluasi pertama kali dalam bentuk dasar, tanpa penyesuaian khusus, untuk mengetahui performa awalnya dalam klasifikasi sentimen.
8. Evaluasi Model CNN dengan Class Weight selanjutnya, CNN diberi bobot antar kelas (class weight) dan dievaluasi kembali untuk melihat kemampuannya menangani ketimpangan kelas sentimen.
9. Evaluasi Model CNN dengan Class Weight dan Hyperparameter Tuning model CNN ditingkatkan melalui penyetelan hyperparameter dan penggunaan class weight, lalu dievaluasi guna mengukur peningkatan performanya.
10. Evaluasi Keseluruhan merupakan langkah terakhir melakukan evaluasi menyeluruh terhadap semua model (BiLSTM, LSTM, CNN) berdasarkan uji statistik Friedman terhadap nilai validasi loss untuk menentukan seberapa signifikan nilai model dalam klasifikasi sentimen.

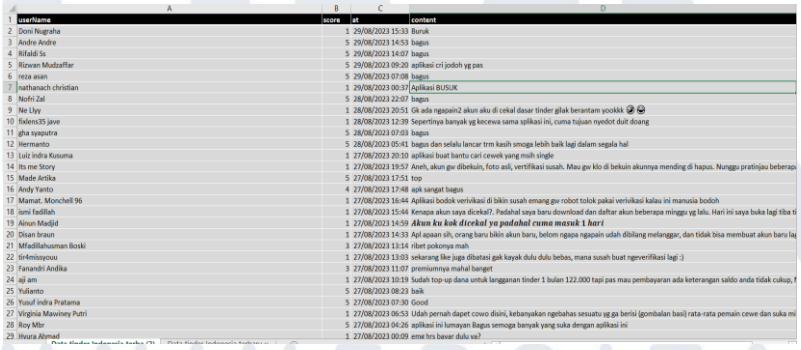
3.2.7 Implementasi Aplikasi

Dalam tahap pengembangan sistem analisis sentimen ini, model machine learning yang telah dikembangkan diterapkan ke dalam platform aplikasi web yang dibangun dengan memanfaatkan Streamlit sebagai framework berbasis Python. Aplikasi ini dirancang untuk secara otomatis mendeteksi sentimen pengguna terhadap layanan Tinder dengan mengandalkan algoritma terbaik yang telah dipilih melalui evaluasi kinerja sebelumnya. Proses analisis dilakukan secara real-time sehingga pengguna dapat memperoleh hasil yang cepat dan akurat. Fitur-fitur

seperti pembersihan data, pemilihan model, analisis sentimen, hingga visualisasi hasil disediakan secara lengkap untuk membantu pengguna memahami data secara komprehensif. Dengan demikian, aplikasi ini menjadi alat yang efektif dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis analisis sentimen dari data teks.

3.3 Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan metode pengumpulan data menggunakan google-play-scraper, sebuah platform web scraper yang fokus pada penghasilan ulasan aplikasi di Google Play Store[53]. Rentang waktu pengumpulan data mencakup lima tahun terakhir, dimulai dari 22 Februari 2025. Dalam melakukan crawling data, penelitian ini menggunakan *library* dari Node.js yang memungkinkan pengembang atau peneliti mengekstrak data aplikasi Android dari Google Play Store. Fungsi utama *library* ini adalah mengambil informasi detail aplikasi, ulasan pengguna, peringkat, dan data lain secara otomatis. *Library* tersebut menjadi elemen kunci dalam mengumpulkan ulasan dari Google Play Store dengan skala besar. Kemampuannya untuk disesuaikan dengan kategori data terkini, data yang lebih lama, dan kemampuan untuk menyesuaikan data berdasarkan negara yang ingin dikumpulkan. Pengambilan data ulasan aplikasi kencan Tinder ini sebanyak 5.000 data.



	A	B	C	D
1	**userName**	**score**	**at**	**content**
2	Doni Nugraha	1	29/08/2023 15:33	Buruk
3	Andre Andre	5	29/08/2023 14:53	bagus
4	Rifaldi Ss	5	29/08/2023 14:07	bagus
5	Rizwan Mudzaffar	5	29/08/2023 09:20	aplikasi cri jodoh yg pas
6	reza anan	5	29/08/2023 07:08	bagus
7	nathanach christian	1	29/08/2023 00:37	Aplikasi BUSUK
8	Nofri Zal	5	28/08/2023 22:07	bagus
9	Ne Lyy	1	28/08/2023 20:51	Gk ada ngapain2 akun aku di cekal dasar tinder gilak berantam yookkk
10	tlelens35 jave	1	28/08/2023 12:39	Sepertinya banyak yg kecewa sama spilikasi ini, cuma tujuan nyedot duit doang
11	gha syaputra	5	28/08/2023 07:03	bagus
12	Hermanto	5	28/08/2023 05:41	bagus dan selalu lancar trm kasih smoga lebih baik lagi dalam segala hal
13	Luiz indra Kusuma	1	27/08/2023 20:10	aplikasi buat bantu cari cewek yang msih single
14	Its me Story	1	27/08/2023 19:57	Aneh, akun gw dibekuin, foto asli, vertifikasi susah. Mau gw klo di bekuin akunnya mending di hapus. Nunggu pratinjau beberap
15	Made Artika	5	27/08/2023 17:51	top
16	Andy Yanto	4	27/08/2023 17:48	apk sangat bagus
17	Mamat. Monchell 96	1	27/08/2023 16:44	Aplikasi bodok verivikasi di bikin susah emang gw robot tolok pakai verivikasi kalau ini manusia bodoh
18	ismi fadillah	1	27/08/2023 15:44	Kenapa akun saya dicekal?. Padahal saya baru download dan daftar akun beberapa minggu yg lalu. Hari ini saya buka lagi tiba t
19	Ainun Madjid	1	27/08/2023 14:59	***Akun ku kok dicekal ya padahal cuma masuk 1 hari***
20	Disan braun	1	27/08/2023 14:33	Apl apaan sih, orang baru bikin akun baru, belom ngapa ngapain udah dibilang melanggar, dan tidak bisa membuat akun baru la
21	Mfadilahusman Boski	1	27/08/2023 13:14	ribet pokonya mah
22	tir4missyouu	1	27/08/2023 13:03	sekarang like juga dibatasi gak kayak dulu dulu bebas, mana susah buat ngeverifikasi lagi :)
23	Fanandri Andika	3	27/08/2023 11:07	premiumnya mahal banget
24	aji am	1	27/08/2023 10:19	Sudah top-up dana untuk langganan tinder 1 bulan 122.000 tapi pas mau pembayaran ada keterangan saldo anda tidak cukup,
25	Yulianto	5	27/08/2023 08:23	baik
26	Yusuf Indra Pratama	5	27/08/2023 07:30	Good
27	Virginia Mawiney Putri	1	27/08/2023 06:53	Udah pernah dapet covo disini, kebanyakan ngebahas sesuatu yg ga berisi (gombalan basi) rata-rata pemain cewe dan suka mi
28	Roy Mbr	5	27/08/2023 04:26	aplikasi ini lumayan Bagus semoga banyak yang suka dengan aplikasi ini
29	Hyura Ahmad	1	27/08/2023 00:09	eme hrs bayar dulu va?

Gambar 3. 6 Raw dataset

3.4 Teknik Analisis Data

Pada analisis ini, tujuan utamanya adalah menilai sentimen para pengguna aplikasi kencan Tinder berdasarkan seluruh ulasan yang tercatat di kolom komentar Google Play Store. Di ranah deep learning sendiri, tiga arsitektur yang kerap diadu

untuk tugas serupa ialah Bidirectional LSTM (Bi-LSTM), LSTM satu arah, dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk teks. Tabel 3.2 berikut merangkum perbandingan ketiganya—mulai dari cara membaca kalimat hingga kebutuhan komputasi—agar memudahkan dalam memilih model paling tepat untuk memetakan nada positif, negatif, maupun netral dalam curhatan pengguna Tinder.

Meskipun model berbasis transformer seperti BERT telah terbukti unggul dalam berbagai tugas NLP, dalam studi ini memilih untuk fokus pada model yang lebih ringan dan dapat dilatih dari nol menggunakan sumber daya komputasi terbatas. Dengan menggunakan LSTM, BiLSTM, dan CNN sebagai baseline, kami juga dapat mengevaluasi secara lebih transparan kemampuan pemrosesan konteks teks tanpa bergantung pada representasi yang telah dipra-latih.

Tabel 3. 3 Perbandingan Bi-LSTM, LSTM dan CNN

Aspek Penilaian	**Bi-LSTM**	**LSTM**	**CNN**
Mekanisme Pemrosesan Teks	Menggunakan pendekatan baca maju dan mundur (bidirectional) sehingga mampu menangkap konteks penuh tanpa kehilangan informasi kontekstual.	Memproses teks secara unidirectional yang memungkinkan pemahaman pada konteks teks secara linier, namun berpotensi melewatkan informasi penting di akhir teks.	Mengandalkan pemindaian fragmen-fragmen penting (n-gram) dalam teks, mirip metode pembacaan cepat yang kurang memperhatikan urutan kata secara utuh.

Aspek Penilaian	Bi-LSTM	LSTM	CNN
Sensitivitas terhadap Negasi dan Sarkasme	Memiliki keunggulan dalam mengenali kalimat negasi dan sarkasme secara akurat berkat konteks dua arah yang komprehensif.	Memiliki sensitivitas yang memadai terhadap kata-kata negasi, meskipun kurang mendalam dalam menangkap sarkasme dibanding model Bi-LSTM.	Rentan terhadap kesalahan interpretasi apabila makna sarkasme sangat bergantung pada urutan kata dan konteks semantik.
Efisiensi Komputasi	Memerlukan sumber daya komputasi yang besar, termasuk data latih yang banyak dan perangkat keras GPU berkapasitas tinggi, sehingga kompleksitasnya tinggi.	Memiliki tingkat efisiensi menengah dengan kebutuhan komputasi yang moderat, cukup optimal digunakan pada perangkat hardware standar.	Paling efisien secara komputasi dan memori, dapat dilatih dengan cepat pada mesin standar dan cocok untuk aplikasi berbasis sistem waktu nyata.
Kecepatan Pelatihan dan Inferensi	Proses pelatihan dan prediksi relatif lambat karena harus melakukan komputasi dua arah secara simultan, yakni maju dan mundur.	Kecepatan pelatihan dan inferensi berada pada level sedang, lebih cepat dibanding Bi-LSTM namun lebih lambat dibanding CNN.	Memiliki kecepatan pelatihan dan inferensi tertinggi, sangat ideal untuk aplikasi dengan kebutuhan respons waktu nyata yang cepat.
Kompleksitas Model (Ukuran File)	Memiliki ukuran model paling besar karena kompleksitas arsitektur yang	Ukuran model berada pada kategori sedang, relatif seimbang antara	Memiliki ukuran file model terkecil, memberikan efisiensi penyimpanan

Aspek Penilaian	Bi-LSTM	LSTM	CNN
	mendukung pemrosesan dua arah dan lapisan berlapis.	kompleksitas dan performa.	yang optimal serta memudahkan implementasi pada lingkungan dengan keterbatasan sumber daya.

Sumber : [43]

Bi-LSTM, LSTM, dan CNN masing-masing memiliki keunggulan dan keterbatasan dalam analisis sentimen ulasan Tinder: Bi-LSTM unggul dalam akurasi dan pemahaman konteks dua arah, cocok untuk analisis mendalam dengan sumber daya komputasi tinggi; LSTM menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi dengan pembacaan satu arah, ideal untuk produksi dengan sumber daya sedang; sedangkan CNN paling cepat dan ringan, cocok untuk analitik real-time pada server berdaya terbatas, meski kurang sensitif terhadap konteks panjang seperti sarkasme atau negasi kompleks[43].