

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Website

Website adalah kumpulan halaman informasi digital yang saling terhubung dan dapat diakses melalui internet menggunakan perangkat seperti komputer atau ponsel. Website digunakan oleh berbagai pihak, mulai dari individu, lembaga pendidikan, perusahaan, hingga pemerintah, untuk menyampaikan informasi, menyediakan layanan, atau membangun citra. Dalam era digital saat ini, keberadaan website menjadi sangat penting karena mempermudah interaksi antara penyedia informasi dan pengguna.

Salah satu fungsi utama website adalah sebagai media pelayanan dan informasi. Misalnya, pengembangan website desa di Cangkringmalang menunjukkan bahwa website bisa digunakan untuk memperkenalkan potensi desa dan menyediakan layanan administrasi yang terintegrasi dengan perpustakaan digital, sehingga memudahkan akses informasi bagi masyarakat desa (Maghfiroh et al., 2023). Website juga berperan penting dalam sektor pendidikan dan keagamaan, seperti pada Pondok Pesantren Qodratullah yang memanfaatkan website sebagai media komunikasi antara pesantren dan masyarakat, dengan tingkat kebergunaan (usability) yang dinilai sangat baik (Purwaningtias & Ependi, 2020).

2.2 Visual Studio Code

Visual Studio Code (VSCode) adalah editor kode sumber terbuka yang dikembangkan oleh Microsoft dan tersedia untuk Windows, Linux, dan macOS. VSCode terkenal karena ringan, cepat, dan fleksibel, serta mendukung berbagai fitur penting bagi pengembang seperti debugging, penyorotan sintaks, pelengkapan otomatis, snippet, pengaturan ulang kode, serta integrasi dengan Git. Editor ini juga memungkinkan pengguna untuk menyesuaikan tema, pintasan keyboard, dan memasang berbagai ekstensi guna meningkatkan produktivitas dan fungsionalitas proyek (Uzayr, 2021).

VSCode juga efektif digunakan dalam pendidikan pemrograman, khususnya bagi pemula, karena antarmukanya yang intuitif dan dokumentasi yang mendalam. Dalam studi pengajaran, VSCode terbukti meningkatkan pengalaman belajar mahasiswa dalam kursus pengantar pemrograman (Tan et al., 2023).

Dari sisi aksesibilitas, VSCode mengalami pengembangan untuk mendukung kebutuhan pengguna tunanetra, misalnya melalui audio cues untuk perbandingan Git, buffer terminal yang dapat diakses, dan menu bantuan yang lebih intuitif (Seo & Rogge, 2023)

2.3 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang terkenal karena sintaksnya yang sederhana dan mudah dipahami, sehingga cocok digunakan oleh pemula maupun profesional. Python bersifat open source dan mendukung berbagai paradigma pemrograman seperti imperatif, fungsional, dan berorientasi objek. Bahasa ini banyak digunakan dalam berbagai bidang, termasuk pengembangan web, kecerdasan buatan, analisis data, otomasi, hingga Internet of Things (IoT).

Python menjadi sangat populer di dunia pendidikan dan penelitian karena ketersediaan banyak pustaka (library) dan alat bantu. Misalnya, Python digunakan untuk membangun aplikasi prediksi kemiskinan berbasis e-commerce menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dan seleksi fitur berbasis informasi (Aulia et al., 2020). serta dalam analisis anomali iklim ENSO dan IOD dengan hasil komputasi yang setara dengan perangkat statistik seperti SPSS (Ariska et al., 2023).

2.4 Kemacetan Lalu Lintas

Kemacetan lalu lintas merupakan kondisi di mana pergerakan kendaraan terhambat akibat kepadatan kendaraan yang melebihi kapasitas jalan. Kemacetan dapat bersifat recurrent (berulang) seperti pada jam-jam sibuk, atau non-recurrent yang disebabkan oleh faktor insidental seperti kecelakaan lalu lintas, perbaikan jalan, atau cuaca ekstrem. Menurut Jadhav et al. (2024), kemacetan memiliki dampak signifikan terhadap efisiensi mobilitas dan kualitas hidup masyarakat urban, serta menyebabkan pemborosan bahan bakar dan peningkatan emisi karbon (Jadhav

et al. 2024).

Kemacetan merupakan kondisi lalu lintas ketika volume kendaraan melebihi kapasitas jalan, sehingga menyebabkan penurunan kecepatan dan efisiensi pergerakan. Faktor-faktor yang memengaruhi kemacetan mencakup hambatan samping, volume kendaraan, kapasitas simpang, dan kepatuhan terhadap aturan lalu lintas (Sari et al., 2023a).

2.5 Estimasi Waktu Tempuh

Estimasi waktu tempuh (Estimated Time of Arrival/ETA) adalah perkiraan durasi perjalanan dari titik asal ke tujuan, yang dipengaruhi oleh berbagai faktor dinamis seperti kondisi lalu lintas, cuaca, dan infrastruktur jalan. Dalam konteks sistem transportasi cerdas (Intelligent Transportation System/ITS), estimasi waktu tempuh yang akurat sangat penting untuk membantu pengemudi dalam merencanakan perjalanan dan mengurangi kemacetan.

Menurut penelitian oleh (Ramadhan et al., 2022) penggunaan model deep learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dapat meningkatkan akurasi prediksi durasi perjalanan. Dalam studi tersebut, model LSTM-RNN diterapkan pada dataset perjalanan taksi di New York, menghasilkan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0,4 dan nilai loss sebesar 0,0012, menunjukkan kinerja prediksi yang baik .

Faktor-faktor yang mempengaruhi estimasi waktu tempuh meliputi:

1. **Kondisi Lalu Lintas**

Volume kendaraan yang tinggi dapat menyebabkan penurunan kecepatan dan peningkatan waktu tempuh. Data lalu lintas real-time dari sumber seperti Google Maps API dapat digunakan untuk memperkirakan kondisi lalu lintas saat ini, termasuk status lalu lintas (hijau, kuning, merah) dan kecepatan rata-rata kendaraan .

2. **Jarak Tempuh**

Jarak antara titik asal dan tujuan secara langsung mempengaruhi waktu tempuh. Namun, faktor lain seperti kondisi jalan dan rute yang dipilih juga berperan penting dalam menentukan durasi perjalanan.

3. Waktu dan Hari Perjalanan

Hari kerja dan jam sibuk (misalnya, pukul 07:00–09:00 dan 16:00– 18:00) biasanya memiliki waktu tempuh yang lebih lama dibandingkan dengan akhir pekan atau malam hari. Studi oleh (Manurung et al., 2023) menunjukkan bahwa kemacetan lalu lintas di Kota Medan menyebabkan waktu yang hilang sebesar 35,6 menit per hari untuk sepeda motor dan 48,5 menit per hari untuk mobil.

4. Cuaca

Kondisi cuaca seperti hujan atau kabut dapat menurunkan visibilitas dan kecepatan kendaraan, sehingga meningkatkan waktu tempuh. Integrasi data cuaca ke dalam model prediksi dapat meningkatkan ketepatan estimasi, terutama di daerah tropis seperti Indonesia.

2.6 Sistem Prediksi Kemacetan dan Waktu Tempuh

Prediksi kemacetan dan waktu tempuh telah menjadi fokus penting dalam pengembangan sistem transportasi cerdas (ITS). Sistem ini bertujuan memberikan estimasi waktu perjalanan secara akurat dengan mempertimbangkan kondisi lalu lintas real-time, sehingga pengguna jalan dapat mengatur rute perjalanan secara efisien.

Menurut penelitian yang menganalisis kemacetan di Simpang Dakota, Mataram, kemacetan dipengaruhi oleh volume kendaraan, hambatan samping, dan kurangnya sistem prioritas berkendara. Penggunaan metode MKJI 1997 untuk menghitung derajat kejenuhan terbukti efektif dalam mengevaluasi performa simpang (Sari et al., 2023b).

Peningkatan sistem kontrol lalu lintas berbasis sensor juga telah dikembangkan. Misalnya, penelitian oleh Siswaya et al. (2021) mengembangkan sistem traffic light cerdas berbasis sensor jarak dekat dan jauh, dikombinasikan dengan kontrol darurat via aplikasi Android untuk merespons kondisi macet dan kendaraan prioritas seperti ambulans.

2.7 Kota Bandar Lampung

Kota Bandar Lampung merupakan salah satu kota dengan tingkat kemacetan yang cukup tinggi, terutama pada jam sibuk pagi dan sore hari. Kampus IIB Darmajaya terletak di Jalan Zainal Abidin Pagar Alam, yang merupakan salah satu jalur utama dan sering mengalami kemacetan.

Menurut Dinas Perhubungan Kota Bandar Lampung (2021), titik-titik kemacetan sering terjadi di simpang Mall Boemi Kedaton, Simpang Unila, dan Simpang Antasari. Data ini sangat relevan dalam pengembangan sistem prediksi waktu tempuh ke kampus.

2.8 Data Lalu Lintas Real-Time

Data real-time lalu lintas diperoleh melalui sensor kendaraan, kamera CCTV, GPS, serta media sosial. Data ini digunakan untuk menganalisis dan memprediksi pola kemacetan. Menurut Suryadi (2020), evaluasi terhadap kinerja lalu lintas menggunakan pedoman PKJI 2014 dapat memberikan informasi mengenai derajat kejenuhan dan kecepatan rata-rata kendaraan di jalan tol sebagai bagian dari analisis keselamatan dan efisiensi (Suryadi, 2020).

2.9 Machine Learning

Machine Learning adalah pendekatan Artificial Intelligence yang berfokus pada pembuatan mesin (robot) yang dapat belajar tanpa diprogram secara eksplisit (detail). Machine Learning adalah teknik untuk melakukan inferensi terhadap data dengan pendekatan matematis (turunan dari matematika dan statistika). Maksud dari inferensi tersebut adalah lebih memfokuskan relasi antar atribut. Intinya, Machine Learning digunakan untuk membuat model (matematis) yang merefleksikan pola –pola data (Chiatra & Sabita, 2025).

Kalyzta et al. (2022) menunjukkan bahwa KNN dapat diterapkan untuk klasifikasi data sentimen dalam konteks sosial media, yang prinsipnya juga dapat digunakan dalam klasifikasi kondisi lalu lintas jika dipadukan dengan data spasial (Kalyzta et al., 2022). Sementara itu, Liliana et al. (2021) menggunakan LSTM dalam sistem klasifikasi konten berita yang efektif menangani data berurutan, yang serupa

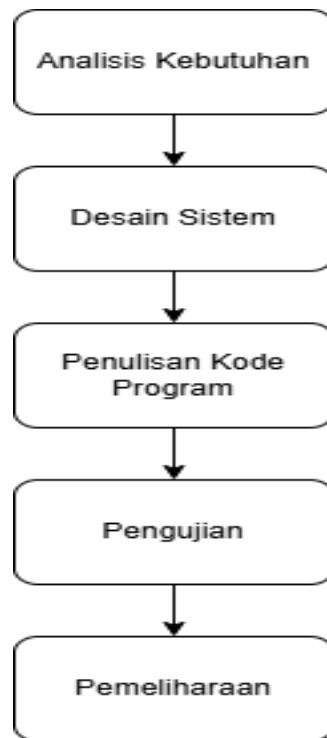
dengan karakteristik data lalu lintas waktu nyata (Liliana et al., 2021).

2.10 LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah sebuah jenis jaringan saraf dalam keluarga Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang khusus untuk mengatasi kelemahan dari RNN tradisional, terutama masalah dalam mengingat informasi jangka panjang. LSTM memiliki kemampuan untuk memproses dan menyimpan informasi dalam jangka panjang dengan mengatasi masalah vanishing gradient yang sering muncul saat menggunakan RNN pada data yang memiliki urutan panjang. LSTM pertama kali diperkenalkan oleh Sepp Hochreiter dan Jürgen Schmidhuber pada tahun 1997. Sejak itu, LSTM telah menjadi salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam berbagai aplikasi yang memerlukan pemrosesan data berurutan, seperti prediksi deret waktu, pemrosesan bahasa alami, dan analisis sentimen (Hidayah & Putra, 2025). Menurut (Maesaroh et al., 2025) model LSTM lebih bagus untuk memprediksi visibility selama 3 jam , 6 jam serta 12 jam ke depan

2.11 Waterfall

Metode Waterfall merupakan salah satu metode pengembangan perangkat lunak yang populer karena dianggap mudah diterapkan. Memahami metode ini secara lebih mendalam akan membantu dalam penerapannya. Menurut Susanto, R. dan Andriana, A.D, Waterfall adalah model pengembangan perangkat lunak yang paling sering digunakan. Model ini bersifat linear, dimulai dari tahap perencanaan hingga tahap pemeliharaan. Setiap tahap harus diselesaikan sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya, dan tidak memungkinkan untuk kembali ke tahap sebelumnya. Tahapan dalam model Waterfall dapat dilihat pada Gambar 2.1 berikut.



Gambar 2.1 Metode Waterfall

a. Analisis

Tahap ini melibatkan pengumpulan kebutuhan secara mendetail untuk menentukan spesifikasi perangkat lunak yang diinginkan oleh pengguna. Kebutuhan perangkat lunak yang dikumpulkan selama proses ini harus di dokumentasikan dengan baik

b. Desain

Pada tahap desain, proses dilakukan melalui beberapa langkah dengan fokus pada pengembangan perangkat lunak, termasuk perancangan struktur data, arsitektur sistem, antarmuka pengguna, serta prosedur pengkodean. Tahap ini bertujuan untuk menerjemahkan kebutuhan perangkat lunak yang telah dianalisis ke dalam bentuk yang siap diimplementasikan sebagai program. Dokumentasi hasil desain pada tahap ini memiliki peran yang sangat penting.

c. Implementasi

Desain yang telah dibuat harus diimplementasikan dalam bentuk program

perangkat lunak. Hasil dari tahap ini berupa program komputer yang sesuai dengan rancangan yang telah disusun sebelumnya.

d. Pengujian

Tahap pengujian bertujuan untuk memverifikasi logika dan fungsi perangkat lunak serta memastikan bahwa setiap komponen telah diuji secara menyeluruh. Pengujian ini dilakukan guna mengurangi kemungkinan kesalahan dan memastikan bahwa hasil yang diperoleh sesuai dengan spesifikasi yang telah ditetapkan.

e. Pemeliharaan

Setelah melalui tahap pengujian, tahap pemeliharaan dilakukan untuk memperbaiki bug yang mungkin ditemukan, mengoptimalkan kinerja, serta melakukan pembaruan sesuai dengan kebutuhan baru yang muncul dari pengguna.

2.12 Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No	Penulis	Judul	Metode	Permasalahan	Hasil
1.	Juan Kalyzta, Muhammad Ardi Willdan, Selfiana Halfiani, Indra 2022	Penerapan Analisis Sentimen Ujaran Kebencian Terhadap Vaksinasi Covid-19 Pada Tweet Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritme K-Nearest Neighbor	K-Nearest Neighbor (KNN)	Akurasi dan Presisi Rendah: Hasilnya menunjukkan masalah signifikan dengan akurasi (35%) dan presisi (20%) model, yang menunjukkan bahwa model berjuang untuk mengidentifikasikan mengklasifikasikan sentimen tweet dengan benar. Ini bisa disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk kompleksitas bahasa yang digunakan dalam tweet dan adanya ekspresi ambigu	Penelitian ini mencapai metrik evaluasi berikut menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN): Akurasi: 35% Presisi: 20% Ingat: 100%

2	Dewi Yanti Liliana, Nadia Nurul Hikma, Maykada Harjono 2019	Pengembangan Sistem Pemantauan Sentimen Berita Berbahasa Indonesia Berdasarkan Konten Dengan Long Short Term Memory	LSTM	Masalah utama yang dibahas dalam makalah ini berkisar pada tantangan yang dihadapi oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika (Kemkominfo) dalam memantau dan mengklasifikasikan sentimen artikel berita dalam bahasa Indonesia	Model Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM) yang diterapkan dalam aplikasi mencapai tingkat akurasi 86%. Ini menunjukkan bahwa model ini cukup efektif Dalam mengklasifikasi n sentimen artikel berita ke dalam kategori positif, negatif, atau netral
3	Anggun Kurniatul Hidayah, Ricky Eka Putra 2024	Penerapan Metode Long Short Term Memory untuk Memprediksi Harga Beras di Indonesia	LSTM	Salah satu tantangan yang dibahas dalam penelitian ini adalah masalah ketergantungan jangka panjang dalam data berurutan, yang diperjuangkan oleh RNN tradisional. LSTM dipilih secara khusus untuk mengatasi keterbatasan ini, memungkinkan retensi informasi yang lebih baik dari waktu ke waktu	Studi ini mencapai akurasi tinggi dalam memprediksi harga beras menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM), dengan akurasi 98,57% dan Mean Absolute Persentase Error (MAPE) sebesar 1,43%. Hal ini menunjukkan bahwa model LSTM berkinerja sangat baik dalam memperkirakan harga beras di Indonesia
4	Pranit Jadhav, Om Mohite, 3Sagar Gite, Dr. Sudhir B. Lande 2024	The Traffic Congestion Prediction Using Machine Learning	MLP	Penelitian mengidentifikasi beberapa faktor yang mempengaruhi kemacetan lalu lintas, seperti kondisi cuaca, hari libur, dan peristiwa yang tidak	Temuan mengungkapkan bahwa cuaca, waktu, dan hari libur secara signifikan mempengaruhi tingkat kemacetan

				terduga. Kompleksitas ini mengharuskan kemampuan beradaptasi dalam model untuk memperhitungkan variabel-variabel ini	lalu lintas. Wawasan ini dapat membantu otoritas transportasi dalam manajemen lalu lintas proaktif
5	Deepika, Gitanjali Pandove 2024	Enhancing urban mobility: predicting traffic congestion with optimized ML model	eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)	Tantangan utama yang dibahas dalam penelitian ini adalah masalah kritis kemacetan lalu lintas di daerah perkotaan, yang mengarah pada peningkatan waktu perjalanan dan polusi, berdampak negatif pada kualitas hidup	Model XGBoost mencapai Kesalahan Mutlak Rata-rata (MAE) 0,007 dan Kesalahan Kuadrat Rata-rata (MSE) 0,008, dengan akurasi mengesankan 99,5%. Metrik ini menyoroti efisiensi dan ketahanan model dalam memprediksi kemacetan lalu lintas