PREDIKSI PERMINTAAN LAYANAN GORIDE DI KOTA MEDAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *LINEAR REGRESSION* DAN VISUALISASI PETA INTERAKTIF PADA DATA PERUSAHAAN GOJEK

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

RENDY AZLY NPM. 2109020166



PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN

2025

PREDIKSI PERMINTAAN LAYANAN GORIDE DI KOTA MEDAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *LINEAR REGRESSION* DAN VISUALISASI PETA INTERAKTIF PADA DATA PERUSAHAAN GOJEK

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) dalam Program Studi Teknologi Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

> RENDY AZLY NPM. 2109020166

PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN

2025

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PREDIKSI PERMINTAAN LAYANAN GORIDE DI

KOTA MEDAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LINEAR REGRESSION DAN VISUALISASI PETA INTERAKTIF PADA DATA PERUSAHAAN GOJEK

Nama Mahasiswa : RENDYAZLY

NPM : 2109020166

Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Menyetujui Komisi Pembimbing

Rizaldy Khair, S.Kom. M.Kom NIDN. 0116098802

Ketua Program Studi

Dekan

(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom.)

NIDN. 0117019301

(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

PREDIKSI PERMINTAAN LAYANAN GORIDE DI KOTA MEDAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *LINEAR REGRESSION* DAN VISUALISASI PETA INTERAKTIF PADA DATA PERUSAHAAN GOJEK

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, 10 September 2025

Yang membuat pernyataan

Rendy Azly

B4B61ANX120290353

NPM. 2109020166

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI

KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama

: Rendy Azly

NPM

: 2109020166

Program Studi

: Teknologi Informasi

Karya Ilmiah

: Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (Non-Exclusive Royalty free Right) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

PREDIKSI PERMINTAAN LAYANAN GORIDE DI KOTA MEDAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *LINEAR REGRESSION* DAN VISUALISASI PETA INTERAKTIF PADA DATA PERUSAHAAN GOJEK

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, 10 September 2025

Yang membuat pernyataan

Rendy Azly

NPM, 2109020166

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Rendy Azly

Tempat dan Tanggal Lahir : Medan, 17 Mei 2003

Alamat Rumah : Komplek Bumi Asri Blok C 142

Telepon//HP 081377372289

E-mail : rendiazli44@gmail.com

Instansi Tempat Kerja : Alamat Kantor : -

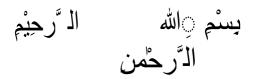
DATA PENDIDIKAN

SD : SD Panca Budi Medan TAMAT: 2015

SMP : SMP Panca Budi Medan TAMAT: 2018

SMK : SMA Negeri 1 Medan TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Segala puji bagi Allah SWT atas karunia-Nya, Penulis akhirnya bisa menyelesaikan skripsi ini. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk meraih gelar Sarjana Komputer di Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Secara khusus, Penulis ingin berterima kasih kepada kedua orang tua atas dukungan, doa, dan semangat yang tak pernah berhenti. Skripsi ini juga tidak akan terwujud tanpa bimbingan dan bantuan dari banyak pihak, baik selama masa perkuliahan maupun saat penyusunan skripsi. Maka dari itu, dengan tulus Penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

- Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., selaku Rektor Universitas
 Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
- Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
- 3. Bapak Halim Maulana, S.T., M.Kom., selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
- 4. Bapak Dr. Lutfi Basit, S.Sos., M.I.Kom., selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
- 5. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi yang telah memberikan bimbingan dan bantuan selama Penulis menempuh studi serta yang selalu mengingatkan penulis untuk segera menyelesaikan skripsi ini.

- Bapak Mhd. Basri, S.Si., M.Kom., selaku Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi.
- 7. Bapak Rizaldy Khair, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing yang telah banyak membantu penulis baik dukungan, saran, dan bimbingan dalam penyusunan penelitian ini.
- 8. Ayahanda Rusbeny dan Ibunda Afrini selaku Kedua Orang Tua penulis yang selalu mendoakan dan memberi dukungan baik mental maupun finansial selama ini.
- Kepada Kirana, selaku adik penulis yang senantiasa memberikan dukungan dan semangat dalam penyelesaian skripsi ini.
- 10. Ucapan terima kasih kepada sahabat baik saya Aulia Irza dan sahabat Tamam yang telah membantu dan memberi dukungan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 11. Ucapan terima kasih kepada sahabat baik saya Ichwan Gifari dan Daris Fauzan Abila yang telah membantu dan memberi dukungan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini
- 12. Terima kasih sebesar-besarnya untuk seluruh teman dan rekan seperjuangan dukungan dan masukan dari kalian semua sangat berarti hingga penulis bisa sampai di titik ini.

Perjalanan untuk sampai pada titik ini tidaklah mudah, dan Penulis sadar bahwa karya yang dihasilkan ini belumlah sempurna. Masih terdapat banyak kekurangan yang perlu diperbaiki. Namun, seperti sebuah langkah pertama, Penulis berharap skripsi ini bisa menjadi pijakan yang bermanfaat, baik bagi pembaca, rekan-rekan mahasiswa, maupun bagi Penulis sendiri untuk terus belajar.

Kritik dan saran yang membangun ibarat lentera yang akan menerangi jalan Penulis ke depan. Dengan segala kerendahan hati, Penulis menantikan masukan dari para pembaca. Terima kasih.

Medan, 10 Agustus 2025

Penulis

Rendy Azly

PREDIKSI PERMINTAAN LAYANAN GORIDE DI KOTA MEDAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *LINEAR REGRESSION* DAN VISUALISASI PETA INTERAKTIF PADA DATA PERUSAHAAN GOJEK

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi permintaan layanan GoRide di Kota Medan menggunakan algoritma Linear Regression dan visualisasi peta interaktif berdasarkan data perusahaan Gojek. Pendekatan yang digunakan adalah kuantitatif prediktif dengan mengolah data historis yang mencakup variabel tanggal, hari, lokasi, cuaca, suhu, dan kepadatan lalu lintas. Model dibangun dan diuji menggunakan Python dengan metrik evaluasi Root Mean Squared Error (RMSE) dan R-squared (R²) untuk menilai tingkat akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Linear Regression menghasilkan nilai RMSE sebesar 2,4983 dan R² sebesar 0,9239, yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang tinggi. Analisis juga mengungkap bahwa faktor waktu, kondisi cuaca, kepadatan lalu lintas, dan lokasi geografis berpengaruh signifikan terhadap permintaan layanan GoRide. Visualisasi peta interaktif memberikan gambaran spasial yang jelas mengenai persebaran permintaan di Kota Medan, membantu mengidentifikasi wilayah dengan permintaan tinggi maupun rendah. Temuan ini diharapkan dapat membantu perusahaan transportasi online dalam mengoptimalkan distribusi pengemudi, penjadwalan, dan strategi promosi guna meningkatkan efisiensi layanan serta kepuasan pelanggan.

Kata Kunci: Prediksi Permintaan GoRide, Linear Regression, Machine Learning, Visualisasi Peta Interaktif, Gojek, Kota Medan.

GORIDE SERVICE DEMAND PREDICTION IN MEDAN CITY USING LINEAR REGRESSION ALGORITHM AND INTERACTIVE MAP VISUALIZATION ON GOJEK COMPANY DATA

ABSTRACT

This study aims to predict the demand for GoRide services in Medan City using the Linear Regression algorithm and interactive map visualization based on Gojek company data. The research applies a quantitative predictive approach by processing historical data that includes variables such as date, day, location, weather, temperature, and traffic density. The model was developed and tested using Python, with evaluation metrics Root Mean Squared Error (RMSE) and R-squared (R²) to assess performance accuracy. The results show that the Linear Regression model achieved an RMSE value of 2.4983 and an R² value of 0.9239, indicating high predictive accuracy. The analysis reveals that temporal factors, weather conditions, traffic density, and geographic location significantly affect GoRide service demand. Interactive map visualization provides a clear spatial representation of demand distribution in Medan City, helping identify areas with high and low demand. The findings are expected to assist online transportation companies in optimizing driver allocation, scheduling, and promotional strategies to enhance service efficiency and customer satisfaction.

Keywords: GoRide Demand Prediction, Linear Regression, Machine Learning, Interactive Map Visualization, Gojek, Medan City.

DAFTAR ISI

| LEMB | BAR PENGESAHAN | i |
|-------|-------------------------------------|------|
| PERN | YATAAN ORISINALITAS | i |
| PERN | YATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI | iii |
| RIWA | YAT HIDUP | iv |
| KATA | PENGANTAR | v |
| ABSTI | RAK | viii |
| DAFT | AR ISI | X |
| DAFT | AR TABEL | xii |
| DAFT | AR GAMBAR | xiii |
| BAB I | | 1 |
| PEND | AHULUAN | 1 |
| 1.1 | Latar Belakang Masalah | 1 |
| 1.2 | Rumusan Masalah | 3 |
| 1.3 | Batasan Masalah | 3 |
| 1.4 | Tujuan Penelitian | 4 |
| 1.5 | Manfaat Penelitian | 5 |
| BAB I | I | 7 |
| LAND | ASAN TEORI | 7 |
| 2.1 | Layanan Ojek Online | 7 |
| 2.2 M | Aachine Learning | 8 |
| 2.3 V | isualisasi Data Dan Peta Interaktif | 9 |
| 2.4 N | Metrik R-Squared dan RMSE | 11 |
| 2.5 P | Python | 12 |
| 2.6 P | Penelitian Terkait | 13 |
| BAB I | П | 19 |
| METO | DDOLOGI PENELITIAN | 19 |
| 3.1 | Pendekatan Penelitian | 19 |
| 3.2 | Teknik Pengumpulan Data | 20 |
| 3.3 | Tahapan Penelitian | 21 |
| 3.4 | Alur Pengolahan Data | 24 |
| вав г | V | 21 |
| | I DAN PEMBAHASAN | |

| 21 |
|----|
| 30 |
| 32 |
| 33 |
| 37 |
| 40 |
| 42 |
| 42 |
| 43 |
| 45 |
| |

DAFTAR TABEL

| Tabel 2.1 Penelitian Terkait | . 16 |
|-------------------------------------|------|
| Tabel 4.1 Tabel Daftar Nama Wilayah | . 29 |

DAFTAR GAMBAR

| Gambar 3.1 Tahapan Penelitian | 22 |
|---|----|
| Gambar 3.2 Alur Pengolahan Data | 25 |
| Gambar 4.1 Gambar File Dataset | 28 |
| Gambar 4.2 Gambar Tabel Hasil Preprocessing Dataset | 30 |
| Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model Dengan RMSE dan R-squared | 32 |
| Gambar 4.4 Visualisasi Hasil Prediksi Dengan Aktual | 34 |
| Gambar 4.5 Visualisasi Hasil Prediksi Total Orderan Perlokasi | 35 |
| Gambar 4.6 Peta Sebaran Order pada Berbagai Jalan di Medan | 36 |
| Gambar 4.7 Hasil Prediksi 7 Hari Kedepan | 37 |
| Gambar 4.8 Visualisasi mapping Hasil Prediksi 7 Hari Ke Depan | 39 |

BABI

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Dalam beberapa tahun terakhir, layanan transportasi online di Indonesia menunjukkan perkembangan yang sangat pesat. Fenomena ini secara drastis mengubah pola mobilitas masyarakat dalam menjalani aktivitas sehari-hari, dengan menawarkan solusi yang lebih praktis, cepat, dan fleksibel dibandingkan transportasi konvensional. Pertumbuhan pesat ojek online di berbagai kota besar juga dipicu oleh kekhawatiran akan semakin parahnya kemacetan apabila sistem transportasi tidak segera dibenahi. Perubahan pola konsumsi ini menuntut perusahaan penyedia jasa seperti Gojek untuk terus berinovasi dan meningkatkan mutu layanannya. Persaingan yang semakin ketat antar penyedia layanan juga mendorong adanya pembaruan secara berkelanjutan, baik dari sisi fitur aplikasi maupun strategi pemasaran yang diterapkan. Meski demikian, tantangan besar masih muncul dalam bentuk ketidakpastian terhadap fluktuasi permintaan, yang kerap menyebabkan ketidakseimbangan dalam operasional, seperti kekurangan pengemudi saat jam sibuk dan kelebihan driver di waktu sepi.

Oleh karena itu, kemampuan dalam memprediksi permintaan ojek online menjadi sangat penting untuk meningkatkan efisiensi layanan serta memastikan pemanfaatan sumber daya yang optimal. Prediksi yang akurat dapat membantu perusahaan menentukan jumlah pengemudi yang ideal di waktu tertentu, menetapkan harga dinamis, dan mengatur promosi secara lebih strategis guna mendorong peningkatan permintaan (Ahmad et al., 2024).

Hal ini sangat membantu dalam pengambilan keputusan jangka panjang, seperti ekspansi layanan ke wilayah baru atau pengembangan fitur baru yang sesuai dengan kebutuhan pasar. Dampak ekonomi dari prediksi yang akurat ini tidak hanya memberikan keuntungan bagi perusahaan, tetapi juga bermanfaat bagi mitra pengemudi, karena mereka dapat menyesuaikan waktu kerja secara optimal untuk memperoleh pendapatan tertinggi. Di sisi lain, konsumen juga akan memperoleh manfaat berupa peningkatan kualitas layanan serta kemudahan akses dengan harga yang lebih terjangkau.

Sejumlah studi sebelumnya telah mengkaji pemodelan prediksi permintaan transportasi menggunakan berbagai pendekatan, mulai dari metode statistik konvensional hingga algoritma machine learning yang lebih kompleks, seperti membandingkan efektivitas regresi linear dan random forest dalam memproyeksikan jumlah permintaan layanan ojek online (Baihaqi, 2023). Ada pula studi yang menyoroti penggunaan machine learning dalam sektor transportasi, mencakup analisis prediktif, optimalisasi rute, dan pengolahan sentimen pelanggan. Penelitian lain turut meneliti faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat elastisitas permintaan terhadap layanan ini, seperti harga, waktu tunggu, dan ketersediaan driver. Namun demikian, keterbatasan tetap ditemukan, seperti ruang lingkup wilayah penelitian yang terbatas, jenis data yang belum bervariasi, atau model analisis yang belum mampu menangkap kompleksitas data.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan model prediksi permintaan ojek online di Kota Medan dengan memanfaatkan regresi linear serta pendekatan machine learning lainnya menggunakan data dari perusahaan Gojek. Pemilihan regresi linear didasari oleh

keunggulannya dalam hal kemudahan interpretasi dan implementasi. Melalui pendekatan ini, diharapkan hasil penelitian dapat memberikan kontribusi nyata dalam mengembangkan model prediksi yang lebih tepat dan relevan bagi kondisi permintaan ojek online di Kota Medan. Selain itu, temuan ini juga diharapkan dapat memberikan rekomendasi aplikatif bagi perusahaan ojek online dalam merancang strategi operasional dan pengelolaan yang lebih efisien serta responsif terhadap dinamika pasar.

1.2 Rumusan Masalah

- 1. Bagaimana cara merancang model prediksi permintaan layanan ojek online di Kota Medan dengan memanfaatkan algoritma Linear Regression dan data historis dari perusahaan Gojek?
- 2. Seberapa baik akurasi model Linear Regression dalam memprediksi volume permintaan layanan ojek online di wilayah Kota Medan?
- 3. Variabel apa saja yang paling berpengaruh terhadap naik turunnya permintaan layanan ojek online di Kota Medan menurut hasil analisis model?

1.3 Batasan Masalah

- Penelitian khusus menerapkan metode machine learning menggunakan algoritma Linear Regression, tanpa melibatkan jenis algoritma lainnya seperti klasifikasi.
- Ruang lingkup penelitian ini terbatas pada layanan ojek online GoRide dari aplikasi Gojek, dan tidak mencakup fitur atau layanan lain seperti GoCar, GoFood, maupun GoSend.

- 3. Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data historis yang dapat diukur dan diperoleh secara terbuka, yang mencakup atribut seperti tanggal, hari, waktu, cuaca, lokasi, serta jumlah order layanan.
- **4.** Analisis dilakukan hanya pada data permintaan layanan GoRide di wilayah Kota Medan dalam periode tertentu. Data bersifat historis dan tidak melibatkan informasi real-time ataupun data dari luar wilayah penelitian.

1.4 Tujuan Penelitian

- Pemodelan prediksi permintaan layanan Gojek di Kota Medan menggunakan algoritma Linear Regression dilakukan dengan mengolah data historis seperti waktu, cuaca, dan lokasi. Model ini membentuk hubungan matematis antara variabel-variabel tersebut dengan jumlah permintaan, sehingga dapat memprediksi kebutuhan layanan di waktu mendatang.
- Untuk mengevaluasi tingkat akurasi model prediksi yang dibangun dengan algoritma Linear Regression melalui metrik evaluasi seperti Mean Squared Error (MSE) dan R-Squared (R²), guna mengetahui sejauh mana model dapat memprediksi permintaan secara tepat.
- 3. Untuk mengetahui dan menganalisis variabel-variabel yang paling memengaruhi fluktuasi permintaan layanan ojek online di Kota Medan, seperti jam pemesanan, hari dalam seminggu, kondisi cuaca, dan persebaran lokasi pemesanan.

1.5 Manfaat Penelitian

- 1. Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan prediksi mengenai tren permintaan layanan GoRide di Kota Medan berdasarkan faktor-faktor seperti waktu, cuaca, dan lokasi geografis. Hasil prediksi ini diharapkan dapat digunakan oleh penyedia layanan ojek online, seperti Gojek, untuk mengoptimalkan alokasi driver dan pengaturan waktu operasional, serta merancang layanan yang lebih efisien terhadap perilaku pengguna.
- Dari sisi pembelajaran, penelitian ini dapat menjadi referensi bagi mahasiswa, peneliti, atau praktisi yang ingin memulai studi serupa dengan pendekatan prediktif berbasis algoritma sederhana namun efektif seperti Linear Regression.
- 3. Bagi masyarakat pengguna layanan, hasil penelitian ini dapat mendukung peningkatan kualitas layanan dengan memastikan ketersediaan armada yang memadai dan waktu tunggu yang lebih singkat, khususnya pada jam-jam sibuk. Selain itu, prediksi permintaan yang akurat juga membantu pengguna mendapatkan layanan ojek online yang lebih cepat dan nyaman.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Layanan Ojek Online

Layanan ojek berbasis aplikasi digital kini menjadi salah satu terobosan utama dalam sistem transportasi modern, terutama di wilayah perkotaan seperti Kota Medan. Pertumbuhannya yang cepat dipicu oleh tingginya pemanfaatan teknologi digital serta pergeseran pola hidup masyarakat yang semakin mengutamakan kecepatan dan kenyamanan. Terdapat tiga faktor dominan yang memengaruhi keputusan konsumen dalam menggunakan layanan Gojek, yaitu harga, strategi promosi, dan mutu pelayanan. Selain itu, kemudahan dalam menggunakan aplikasi juga berkontribusi terhadap pengambilan keputusan konsumen, yang menunjukkan bahwa aspek teknologi masih perlu ditingkatkan guna memberikan pengalaman pengguna yang lebih baik. Hasil studi dengan sample 200 pengguna menunjukan bahwa variabel harga, promosi, dan kualitas layanan memiliki kontribusi positif dan signifikan secara terpisah terhadap keputusan konsumen menggunakan Gojek, sedangkan variabel kemudahan hanya berpengaruh sebagian (Nasution et al., 2023). dengan perkembangan teknologi informasi dan peningkatan konektivitas digital, layanan ojek online seperti Gojek telah mengumpulkan volume data yang sangat besar setiap harinya. Data tersebut mencakup informasi lokasi, waktu pemesanan, preferensi pengguna, serta volume permintaan pada jam tertentu. Melalui pendekatan analisis data, informasi ini dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi operasional, mengidentifikasi pola permintaan, serta merancang strategi distribusi armada secara lebih optimal. Hal ini menunjukkan

bahwa penguasaan teknologi analitik, termasuk penerapan algoritma prediktif, menjadi faktor kunci dalam meningkatkan daya saing layanan ojek online (Purba, 2022).

Dalam studi lain, menyebutkan bahwa di Kota Semarang, kepuasan pengguna Gojek dipengaruhi secara signifikan oleh tiga faktor utama, yaitu kualitas layanan, kemudahan penggunaan aplikasi, dan strategi promosi. Penelitian tersebut menggunakan pendekatan kuantitatif melalui analisis regresi linear berganda dan menghasilkan temuan bahwa kualitas layanan menjadi faktor paling dominan yang memengaruhi kepuasan pengguna, disusul oleh promosi, lalu kemudahan penggunaan aplikasi. Kemudahan ini mencakup kemudahan navigasi menu, tampilan antarmuka yang sederhana, kejelasan informasi tarif dan lokasi penjemputan, hingga keandalan sistem pembayaran digital. Hasil penelitian ini juga mendukung teori Technology Acceptance Model (TAM) yang menyatakan bahwa persepsi kemudahan penggunaan (perceived ease of use) menjadi faktor kunci dalam adopsi teknologi digital (Fransiska, 2023).

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi dan peningkatan konektivitas digital, layanan ojek online seperti Gojek telah mengumpulkan volume data yang sangat besar setiap harinya. Data tersebut mencakup informasi lokasi, waktu pemesanan, preferensi pengguna, serta volume permintaan pada waktu tertentu. Melalui pendekatan analisis data, informasi ini dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi operasional, mengidentifikasi pola permintaan, serta merancang strategi distribusi armada secara lebih optimal. Hal ini menunjukkan bahwa penguasaan teknologi analitik, termasuk penerapan algoritma prediktif, menjadi faktor kunci dalam meningkatkan daya saing layanan ojek online.

2.2 Machine Learning

Machine learning merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem komputer untuk belajar dari data, mengenali pola, dan membuat prediksi tanpa perlu diprogram secara eksplisit. Dalam sektor transportasi digital seperti ojek online, machine learning dimanfaatkan untuk memproses volume data yang sangat besar guna menghasilkan keputusan berbasis data secara otomatis. Teknologi ini membantu dalam mengidentifikasi tren perilaku pengguna, mengestimasi permintaan layanan di waktu dan lokasi tertentu, serta memberikan rekomendasi strategis bagi penyedia layanan untuk meningkatkan efisiensi operasional (Ahmad et al., 2024).

Pada penelitian yang dilakukan oleh Permono, algoritma machine learning digunakan untuk memprediksi permintaan layanan taksi online berdasarkan data historis yang mencakup waktu, lokasi, dan volume pesanan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa algoritma canggih seperti neural network mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model statistik tradisional seperti regresi linear. Namun demikian, regresi linear tetap digunakan sebagai model dasar baseline karena kemudahan dalam interpretasi dan kemampuannya memberikan hasil yang cukup stabil dalam berbagai kondisi (Galeh, 2024).

Pemanfaatan machine learning dalam prediksi permintaan layanan transportasi digital melibatkan sejumlah algoritma populer seperti Decision Tree, Random Forest, hingga Artificial Neural Network. Algoritma-algoritma ini dapat mengolah variabel kompleks seperti waktu pemesanan, harga layanan, diskon, hingga lokasi penjemputan. Untuk menilai keakuratan model, digunakan metrik evaluasi seperti Mean Squared Error (MSE) yang mengukur tingkat kesalahan

prediksi, dan koefisien determinasi (R-squared/R²) yang mengukur seberapa besar variasi data yang dapat dijelaskan oleh model prediksi tersebut.

Dalam penelitian ini, algoritma machine learning digunakan untuk membandingkan performa prediksi permintaan layanan Gojek di Kota Medan. Model regresi linear akan diuji bersama dengan model machine learning lainnya guna melihat model mana yang memiliki akurasi terbaik berdasarkan nilai MSE dan R². Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem prediksi yang dibangun dapat memberikan rekomendasi nyata untuk penyesuaian armada, strategi pemasaran, dan distribusi layanan, sehingga mendukung pengambilan keputusan berbasis data oleh penyedia layanan transportasi daring.

2.3 Visualisasi Data Dan Peta Interaktif

Dalam era digital saat ini, visualisasi data menjadi bagian yang sangat penting dalam proses analisis karena mampu menyajikan informasi dalam bentuk yang lebih intuitif dan mudah dipahami. Melalui visualisasi, peneliti dan pengambil keputusan dapat mengidentifikasi pola, tren, serta anomali dengan lebih cepat dibandingkan hanya melihat angka atau tabel. Visualisasi yang baik mampu mengubah data yang kompleks menjadi narasi visual yang menyampaikan makna secara jelas dan efisien, sehingga mendukung pengambilan keputusan berbasis data yang lebih tepat.

Dalam konteks prediksi permintaan layanan ojek online, visualisasi tidak hanya berfungsi untuk menampilkan hasil model prediksi dalam bentuk grafik waktu atau diagram batang, tetapi juga dapat disajikan dalam bentuk peta interaktif berbasis spasial. Visualisasi spasial ini memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam terhadap persebaran geografis permintaan, khususnya di wilayah

perkotaan seperti Kota Medan. Dengan memetakan titik-titik dengan volume permintaan tinggi, penyedia layanan dapat mengetahui area dengan tingkat aktivitas tertinggi dan mengoptimalkan distribusi armada secara lebih efisien.

Salah satu alat yang digunakan untuk membuat peta interaktif dalam bahasa pemrograman Python adalah Folium. Pustaka ini dibangun di atas Leaflet.js dan memungkinkan pembuatan peta berbasis web yang interaktif. Folium mendukung berbagai fitur seperti penempatan marker, layer spasial, hingga visualisasi heatmap secara dinamis. Dalam penelitian sebelumnya, Folium telah digunakan secara efektif untuk membangun sistem informasi peta interaktif yang menyajikan objekobjek penting di wilayah Bali, dengan tampilan yang responsif dan mudah dipahami bahkan oleh pengguna non-teknis (Subiksa et al., 2023).

Selain peta spasial, visualisasi temporal juga menjadi bagian penting dalam mendukung interpretasi hasil prediksi. Dalam penelitian ini digunakan pula Pandas untuk pengolahan data tabular, serta Matplotlib dan Seaborn untuk menampilkan grafik tren permintaan berdasarkan waktu, seperti jam, hari, dan minggu. Kombinasi antara visualisasi spasial dan temporal ini memungkinkan analisis dua dimensi yang lebih komprehensif. Penelitian sebelumnya membuktikan bahwa visualisasi data statistik wilayah dalam bentuk peta interaktif dapat meningkatkan transparansi dan keterbukaan informasi kepada publik (Ilmawan, 2021).

Dengan menggabungkan berbagai bentuk visualisasi baik grafik maupun peta interaktif penelitian ini tidak hanya menyajikan hasil dalam bentuk angka atau prediksi numerik, tetapi juga menyediakan gambaran visual yang lebih kontekstual dan analitis. Hal ini sangat membantu dalam menyusun strategi operasional berbasis lokasi dan waktu, karena dapat menunjukkan area prioritas serta periode

sibuk secara langsung pada peta. Oleh karena itu, visualisasi data menjadi komponen integral dalam sistem prediksi permintaan layanan ojek online, yang mendukung proses pengambilan keputusan yang cepat, tepat, dan berbasis data.

2.4 Metrik R-Squared dan RMSE

Dalam penelitian ini, evaluasi terhadap kinerja model regresi linear dilakukan dengan menggunakan dua indikator utama, yakni Koefisien Determinasi (R-Squared) dan Root Mean Square Error (RMSE). R-Squared, yang disimbolkan dengan R², digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu menjelaskan proporsi variasi dari variabel dependen (jumlah permintaan ojek online) berdasarkan variabel-variabel independennya seperti waktu, cuaca, dan lokasi. Nilai R² berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai mendekati 1 menandakan bahwa model memiliki kemampuan prediktif yang tinggi. Adapun rumus perhitungan R² dituliskan sebagai berikut:

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - y_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - y_{i})^{2}}$$

Keterangan: y_i merupakan nilai aktual, $y\#_i$ adalah hasil prediksi model, y% adalah rata-rata dari seluruh nilai aktual, dan n menyatakan jumlah total data. Semakin tinggi nilai koefisien determinasi, maka semakin besar kontribusi variabel input dalam menjelaskan perubahan nilai permintaan yang diprediksi.

Sementara itu, Root Mean Square Error (RMSE) digunakan untuk mengukur sejauh mana prediksi model berbeda dari nilai aktual yang sesungguhnya. RMSE menghitung rata-rata kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan variabel target, sehingga memberikan gambaran yang mudah diinterpretasikan. Nilai RMSE yang rendah menunjukkan bahwa model memiliki kesalahan prediksi yang kecil. Rumus RMSE dituliskan sebagai berikut:

$$RMSE = \frac{1}{n} \frac{1}{0} (y_{i} - y_{i})^{2}$$

$$n_{i=1}$$

Di mana y_i adalah nilai aktual, f_i adalah hasil prediksi dari model, dan n merupakan jumlah observasi. RMSE sangat berguna dalam kasus prediksi permintaan yang bersifat fluktuatif karena sensitif terhadap kesalahan prediksi besar (outlier).sehingga cocok digunakan untuk mengukur performa model pada data prediktif yang bersifat fluktuatif, seperti pada prediksi permintaan layanan transportasi online.

2.5 Python

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang pertama kali dikembangkan oleh Guido van Rossum dan dirilis pada tahun 1991. Bahasa ini dikenal luas karena memiliki sintaks yang sederhana, mudah dibaca, serta fleksibel untuk digunakan pada berbagai sistem operasi seperti Windows, macOS, maupun Linux. Karakteristik tersebut menjadikan Python sebagai salah satu bahasa pemrograman yang sangat populer di kalangan pengembang maupun peneliti, terutama dalam pengembangan sistem berbasis data dan kecerdasan buatan (Pramudita, 2020).

Dalam praktiknya, Python menyediakan berbagai pustaka (library) yang mendukung aktivitas analisis dan pemodelan data secara efisien. Beberapa library penting antara lain NumPy dan Pandas untuk pengolahan data, Matplotlib dan Seaborn untuk visualisasi, serta Scikit-learn, TensorFlow, dan Keras untuk

implementasi machine learning dan deep learning. Dukungan ekosistem yang luas dan komunitas yang aktif menjadikan Python sebagai pilihan utama dalam membangun model prediktif dan sistem berbasis pembelajaran mesin

2.6 Penelitian Terkait

Penelitian yang dilakukan oleh (Dian, 2023) berfokus pada perbandingan tingkat akurasi antara metode *Linear Regression* dan algoritma *Random Forest* dalam memprediksi volume transaksi layanan ojek online. Mereka menggunakan data historis yang mencakup jumlah pemesanan, waktu, lokasi, serta faktor eksternal seperti kondisi cuaca dan jam sibuk. Hasil analisis menunjukkan bahwa *Linear Regression* menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang lebih rendah dibandingkan *Random Forest*, yang justru menunjukkan gejala *overfitting* pada beberapa subset data. Oleh karena itu, pendekatan regresi linier dinilai lebih cocok untuk memprediksi pola transaksi yang cenderung stabil dan linier.

Sementara itu, Penelitian dari (Ghebyla Najla Ayuni, 2023) mengkaji penerapan metode regresi linear dalam memprediksi penjualan berbagai tipe properti di PT XYZ berdasarkan data historis selama lima tahun. Penelitian ini memanfaatkan variabel periode waktu sebagai prediktor dan jumlah properti terjual sebagai variabel target, dengan evaluasi model dilakukan menggunakan MSE, RMSE, dan MAPE. Hasilnya menunjukkan bahwa regresi linear mampu menghasilkan prediksi yang cukup akurat, terutama untuk tipe properti dengan tren penjualan stabil seperti kavling, ruko, dan rumah sudut. Temuan ini menunjukkan bahwa regresi linear merupakan metode yang efektif untuk prediksi berbasis data

deret waktu, dan dapat menjadi acuan bagi pengembang dalam menentukan strategi pembangunan properti ke depan, termasuk dalam sektor-sektor lain seperti transportasi online yang memerlukan estimasi berbasis pola historis.

Dalam riset yang dilakukan oleh (Henry Adam et al., 2025) mengkaji penggunaan kombinasi algoritma K-Means dan regresi linear untuk memprediksi penjualan produk di Vapestore XYZ Karawang. Studi ini bertujuan mengatasi permasalahan ketidakseimbangan stok akibat ketidakakuratan estimasi permintaan yang selama ini hanya didasarkan pada intuisi. Melalui data historis penjualan dari sistem POS, produk dikelompokkan ke dalam tiga kategori berdasarkan performa penjualannya, lalu diprediksi kuantitasnya dengan regresi linear. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu memberikan estimasi penjualan dengan akurasi yang cukup baik, ditunjukkan oleh nilai MAE sebesar 3,20 dan R² sebesar 0,61. Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi metode klasterisasi dan regresi dapat menjadi pendekatan efektif untuk mendukung pengambilan keputusan stok dan strategi pemasaran pada sektor ritel, dan dapat diadaptasi untuk konteks bisnis lain seperti layanan transportasi online.

Penelitian lain dari (Ramelan, 2025) membandingkan efektivitas algoritma regresi linier dan Random Forest dalam memprediksi peningkatan jumlah pelanggan layanan internet Iconnet di wilayah Jabodetabek dan Banten. Studi ini tidak hanya menyoroti performa masing-masing metode dari sisi akurasi, tetapi juga mengevaluasi stabilitas model terhadap berbagai variasi data. Hasilnya, regresi linier menunjukkan kinerja yang lebih stabil dalam skenario dengan hubungan linear yang kuat antar variabel, sedangkan Random Forest lebih unggul dalam konteks data non-linear namun lebih kompleks. Penelitian ini memberikan

wawasan yang bermanfaat dalam mempertimbangkan model yang sesuai untuk prediksi berbasis pola historis, termasuk dalam domain transportasi daring seperti ojek online.

Terakhir, (Intan, 2024) menyelidiki sejauh mana harga, kualitas layanan, dan promosi memengaruhi keputusan mahasiswa STIE Jayakarta dalam menggunakan layanan Gojek. Dengan menggunakan metode regresi linier, ketiga variabel tersebut terbukti secara simultan memiliki pengaruh signifikan, di mana promosi menjadi variabel yang paling dominan. Hal ini menekankan bahwa strategi promosi memainkan peranan penting dalam mendorong permintaan, terutama pada segmen pengguna yang sensitif terhadap harga dan penawaran diskon.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

| No | Nama Peneliti (Tahun) | Penelitian | Hasil |
|----|---|--|--|
| 1 | Dian Pramesti & Wiga Maulana Baihaqi (2023) | Penelitiannya bertujuan untuk membandingkan akurasi dua metode prediksi <i>linear</i> | Hasil penelitian menunjukkan bahwa model regresi linier memberikan nilai MSE, RMSE, dan MAPE yang lebih rendah |
| | | rergression dan algoritma Random Forest dalam memprediksi jumlah transaksi layanan ojek online. Data yang digunakan mencakup variabel-variabel historis seperti jumlah order, waktu, lokasi, serta faktor eksternal (cuaca, jam sibuk, dll). | dibandingkan Random Forest. Hal ini mengindikasikan bahwa regresi linier lebih stabil dan akurat dalam menghadapi data dengan pola hubungan linier, sementara Random Forest cenderung overfitting pada dataset tertentu. Oleh karena itu, regresi linier dianggap lebih efektif untuk kasus-kasus prediksi transaksi yang bersifat linier dan konsisten. |

| 2 | Ghebyla Najla | Penelitian ini | Hasil penelitian |
|---|------------------|-------------------------|--|
| | Ayuni, Devi | menerapkan regresi | menunjukkan bahwa regresi |
| | Fitrianah (2023) | linear untuk | linear mampu memberikan |
| | | memprediksi | prediksi penjualan yang |
| | | penjualan properti di | akurat untuk sebagian besar |
| | | PT XYZ berdasarkan | tipe properti. Contohnya, |
| | | data penjualan lima | tipe kavling diprediksi akan |
| | | tahun terakhir. | terjual sebanyak 32 unit |
| | | Hasilnya | dengan nilai MAPE sebesar |
| | | menunjukkan bahwa | 0,28 yang tergolong sangat |
| | | regresi linear mampu | baik. Sementara itu, |
| | | memberikan prediksi | tipe <i>ruko</i> diprediksi terjual |
| | | akurat, terutama pada | 12 unit dengan MAPE 0,88, |
| | | tipe properti dengan | dan <i>rumah</i> |
| | | pola penjualan stabil, | sudutdiperkirakan 13 unit |
| | | dan efektif sebagai | dengan MAPE 0,72. Secara |
| | | alat bantu | keseluruhan, nilai MSE, |
| | | pengambilan | RMSE, dan MAPE dari |
| | | keputusan berbasis | seluruh tipe properti berada |
| | | tren historis. | pada ambang batas yang |
| | | | dapat diterima. Penelitian ini |
| | | | menyimpulkan bahwa |
| | | | metode regresi linear efektif |
| | | | digunakan untuk prediksi |
| | | | penjualan properti, |
| | | | khususnya pada data dengan |
| | | | pola yang relatif stabil. |
| | | | Namun, disarankan |
| | | | penambahan variabel lain |
| | | | untuk meningkatkan akurasi |
| | | | jika pola data lebih |
| | | | kompleks. |
| 3 | Henry Adam, | Penelitian ini | Hasilnya menunjukkan |
| | Tukino, Novalia, | membangun model | model mampu memberikan |
| | & Hananto, 2025 | prediksi penjualan di | estimasi yang cukup akurat |
| | | Vapestore XYZ | dengan nilai MAE 3,20, |
| | | Karawang | MSE 52,34, RMSE 7,23, dan |
| | | menggunakan K- | R ² sebesar 0,61. Visualisasi |
| | | Means untuk | data membantu memahami |
| | | klasterisasi produk dan | tren dan performa produk. |
| | | Regresi Linear untuk | Model ini dinilai efektif |
| | | estimasi penjualan. | untuk mendukung |
| _ | | | |

| | | Data dari aplikasi POS | pengambilan keputusan stok |
|---|--------------------|------------------------|------------------------------|
| | | Januari–Oktober 2024 | dan strategi pemasaran |
| | | | berbasis data. |
| | | diklaster menjadi tiga | berbasis data. |
| | | kategori: "Kurang | |
| | | Laku", "Laku", dan | |
| | | "Sangat Laku", lalu | |
| | | digunakan sebagai | |
| | | input prediksi. | |
| 4 | Ramelan (2025) | membandingkan | penelitian ini menunjukkan |
| | | algoritma regresi | bahwa regresi linear |
| | | linear dan Random | memberikan hasil yang lebih |
| | | Forest dalam | stabil dan akurat untuk pola |
| | | memprediksi | data yang linier. Sementara |
| | | peningkatan jumlah | itu, Random Forest mampu |
| | | pelanggan layanan | menangani data yang lebih |
| | | internet Iconnet di | kompleks namun cenderung |
| | | wilayah Jabodetabek | mengalami overfitting. |
| | | dan Banten | Kesimpulannya, regresi |
| | | | linear lebih sesuai untuk |
| | | | prediksi dengan pola yang |
| | | | konsisten dan mudah |
| | | | dianalisis. |
| 5 | Nilam Intan Sari & | Meneliti pengaruh | Hasil penelitian |
| 3 | Ringkot | harga, pelayanan, dan | menunjukkan bahwa ketiga |
| | Nainggolan (2024) | promosi terhadap | variabel yaitu harga, |
| | Namggoran (2024) | | pelayanan, dan promosi |
| | | keputusan | |
| | | menggunakan Gojek | secara simultan berpengaruh |
| | | oleh mahasiswa, | signifikan terhadap |
| | | menggunakan metode | keputusan penggunaan |
| | | regresi linear | layanan ojek online. Di |
| | | | antara ketiganya, promosi |
| | | | terbukti sebagai variabel |
| | | | yang paling dominan |
| | | | memengaruhi keputusan |
| | | | konsumen. Hal ini |
| | | | mengindikasikan bahwa |
| | | | strategi promosi yang tepat |
| | | | dapat menjadi faktor kunci |
| | | | dalam meningkatkan |
| | | | permintaan layanan, |
| | | | terutama di kalangan |
| 1 | i | ĺ | ı |
| | | | pengguna yang sensitif |

| terhadap penawaran dan |
|----------------------------|
| diskon yang diberikan oleh |
| penyedia layanan seperti |
| Gojek. |

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif prediktif, yang bertujuan untuk membangun model yang dapat memprediksi permintaan layanan ojek online berdasarkan data historis dari perusahaan Gojek di Kota Medan. Pendekatan ini digunakan karena fokus utama penelitian adalah menghasilkan prediksi numerik yang terukur melalui teknik pemodelan statistik dan machine learning, khususnya algoritma Linear Regression.

Data yang digunakan dalam penelitian diperoleh melalui wawancara langsung dengan pihak operasional Gojek Medan, yang menyediakan informasi primer terkait volume permintaan layanan ojek online (GoRide dan GoCar) berdasarkan waktu dan lokasi tertentu. Penggunaan data primer ini memperkuat validitas informasi karena bersumber langsung dari pihak internal yang memahami dinamika permintaan secara operasional.

Metode Linear Regression dipilih karena mampu menggambarkan hubungan antara beberapa variabel bebas, seperti hari, waktu, lokasi, atau faktor operasional lainnya, terhadap variabel terikat, yaitu jumlah permintaan layanan ojek online. Selain regresi linear, metode machine learning lainnya juga dapat digunakan sebagai pembanding performa prediksi. Model yang dibangun akan dievaluasi menggunakan metrik kuantitatif seperti Mean Squared Error (MSE) dan R-squared (R²) untuk mengukur tingkat akurasi dan kesesuaian model.

Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengambilan keputusan berbasis data, seperti penyesuaian distribusi driver,

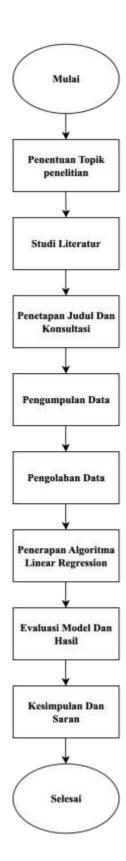
perencanaan jam operasional, dan strategi promosi di area dengan tingkat permintaan tinggi.

3.2 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui metode wawancara terstruktur yang diperoleh langsung dari pihak operasional Gojek di Kota Medan. Wawancara dilakukan untuk memperoleh data historis terkait jumlah permintaan layanan ojek online (GoRide) dalam rentang waktu tertentu, serta variabel-variabel yang memengaruhi fluktuasi permintaan tersebut, seperti waktu, hari, lokasi, dan potensi faktor eksternal seperti cuaca atau promosi.

Wawancara dilakukan secara langsung kepada staf atau manajer operasional yang memiliki akses terhadap data permintaan dan sistem manajemen layanan Gojek di wilayah Medan. Data yang diperoleh dari hasil wawancara kemudian didokumentasikan dan dikonversi ke dalam format Microsoft Excel sebagai basis data untuk proses analisis dan pemodelan menggunakan algoritma regresi linear dan metode machine learning.

3.3 Tahapan Penelitian



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

1. Penentuan Topik Penelitian

Tahap awal dalam penelitian ini adalah menentukan topik yang akan dikaji, yaitu prediksi permintaan layanan ojek online dengan pendekatan machine learning. Pemilihan topik ini didasarkan pada permasalahan riil terkait fluktuasi permintaan layanan transportasi daring, khususnya di Kota Medan.

2. Studi Literatur

Peneliti melakukan kajian pustaka terhadap berbagai referensi yang relevan, seperti jurnal ilmiah, artikel, skripsi terdahulu, serta sumber lain yang membahas penerapan machine learning dan algoritma regresi linear dalam bidang transportasi dan prediksi permintaan.

3. Penetapan Judul dan Konsultasi

Setelah topik dirumuskan, peneliti mengajukan judul kepada ketua program studi dan melakukan konsultasi dengan dosen pembimbing yang ditetapkan. Proses ini memastikan bahwa judul dan arah penelitian sejalan dengan fokus akademik yang diharapkan.

4. Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini diperoleh melalui metode wawancara langsung dengan pihak operasional Gojek di Kota Medan. Data yang dikumpulkan meliputi jumlah permintaan harian layanan GoRide dan GoCar, waktu, lokasi, serta variabel lain yang dianggap relevan.

5. Pengolahan Data

Data yang telah dikumpulkan kemudian diproses dan dibersihkan untuk keperluan analisis. Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman

Python serta pustaka yang mendukung pemodelan prediktif. Pada tahap ini dilakukan pemisahan data training dan data testing.

6. Penerapan Algoritma Linear Regression

Peneliti menerapkan algoritma regresi linear sebagai metode dasar prediksi. Model ini digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antara variabel-variabel input (seperti hari, jam, lokasi, dll) terhadap variabel target, yaitu jumlah permintaan layanan.

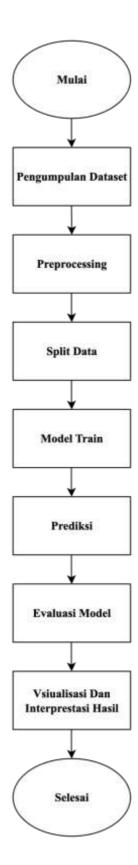
7. Evaluasi Model dan Visualisasi Hasil

Hasil prediksi dievaluasi menggunakan metrik kuantitatif seperti Mean Squared Error (MSE) dan R-squared (R²) untuk mengetahui akurasi dan performa model. Hasil prediksi juga divisualisasikan dalam bentuk grafik dan, jika memungkinkan, visualisasi spasial seperti peta persebaran permintaan.

8. Kesimpulan dan Saran

Tahapan terakhir adalah menarik kesimpulan dari hasil penelitian serta memberikan saran untuk pengembangan model yang lebih kompleks atau pengambilan data yang lebih luas pada penelitian selanjutnya.

3.4 Alur Pengolahan Data



Gambar 3.2 Alur Pengolahan Data

Proses pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan secara sistematis dengan mengikuti tahapan-tahapan utama dalam praktik machine learning, dimulai dari pembuatan dataset hingga evaluasi performa model prediksi. Adapun alur pengolahan data ditampilkan pada Gambar 3.2 dan dijelaskan sebagai berikut:

1. Pembuatan dan Akuisisi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari data historis layanan GoRide milik Gojek di Kota Medan. Data dikumpulkan secara manual dari dashboard aplikasi mitra Gojek dan sumber terbuka lain, yang kemudian ditransformasikan ke dalam format Excel. Atribut yang dikumpulkan meliputi tanggal, hari, waktu pemesanan, cuaca, lokasi, serta jumlah permintaan layanan.

2. Pembersihan dan Pra-Pemrosesan Data (Preprocessing)

Tahapan ini mencakup pembersihan data dari noise, data duplikat, dan nilai kosong (missing value) yang tidak relevan terhadap tujuan prediksi. Variabelvariabel kategorikal seperti hari dan cuaca dikonversi ke dalam bentuk numerik menggunakan teknik encoding agar dapat diolah dalam algoritma regresi. Kemudian, data dibagi menjadi dua kelompok utama:

- a. Fitur (X): terdiri atas variabel input seperti waktu, hari, cuaca, dan lokasi.
- b. Target (Y): berupa jumlah permintaan layanan GoRide pada titik data tertentu.

3. Split Dataset (Pembagian Data Latih dan Uji)

Data yang telah dibersihkan dibagi menjadi dua bagian menggunakan teknik hold-out validation dengan rasio 80% data latih (training data) dan 20% data uji (testing data). Pembagian ini bertujuan untuk melatih model prediktif sekaligus

mengevaluasi kinerjanya secara objektif terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

4. Pemodelan dengan Algoritma Linear Regression

Model Linear Regression dibangun menggunakan data latih yang telah tersedia. Model ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mempelajari hubungan linier antara variabel independen (X) terhadap variabel dependen (Y), yaitu prediksi jumlah permintaan layanan ojek online. Proses pelatihan ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka *scikit-learn*.

5. Prediksi Data Uji

Setelah model dilatih, dilakukan proses prediksi pada data uji untuk mengetahui seberapa baik model memetakan pola historis terhadap kejadian aktual. Hasil prediksi ini menghasilkan nilai numerik berupa estimasi permintaan layanan GoRide pada waktu dan kondisi tertentu.

6. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk menilai performa model menggunakan metrik regresi seperti:

- a. Mean Squared Error (MSE): mengukur rata-rata kuadrat dari kesalahan prediksi.
- b. R-squared (R²): menunjukkan proporsi variansi pada variabel target yang dapat dijelaskan oleh model.

Semakin kecil nilai MSE dan semakin mendekati 1 nilai R², maka semakin baik performa model dalam memprediksi permintaan.

7. Visualisasi dan Interpretasi Hasil

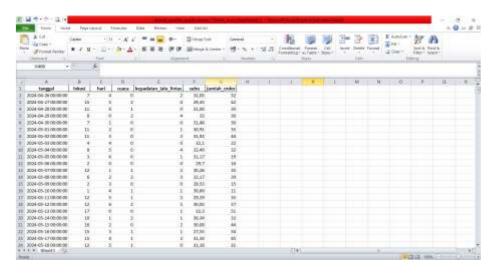
Hasil prediksi kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik linier dan peta interaktif menggunakan *Matplotlib*, *Seaborn*, dan *Folium*. Hal ini bertujuan untuk menunjukkan tren permintaan berdasarkan waktu maupun distribusi geografisnya di Kota Medan, yang berguna sebagai dasar pengambilan keputusan strategis oleh pihak penyedia layanan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data permintaan layanan GoRide di Kota Medan yang disediakan oleh perusahaan Gojek. Dataset ini memiliki beberapa kolom penting, yaitu tanggal, lokasi, hari, cuaca, kepadatan lalu lintas, suhu, dan jumlah order.



Gambar 4.1 Gambar File Dataset

Kolom tanggal berisi informasi mengenai tanggal pencatatan data order, sedangkan kolom lokasi merupakan kode numerik yang merepresentasikan lokasi atau nama jalan di Kota Medan dengan rentang nilai 1 hingga 17. Kolom hari menunjukkan hari dalam seminggu dalam bentuk angka, mulai dari 0 untuk Senin hingga 6 untuk Minggu. Kolom cuaca berisi informasi kondisi cuaca berupa angka 0, 1, atau 2 yang masing-masing menunjukkan cerah, berawan, dan hujan. Kolom kepadatan lalu lintas menunjukkan tingkat kepadatan di lokasi tersebut dengan skala 0 sampai 5. Sementara itu, kolom suhu berisi data suhu rata-rata di lokasi

pada hari tersebut dalam satuan derajat Celsius, dan kolom jumlah order mencatat jumlah order GoRide yang terjadi pada lokasi dan hari tertentu.

Tabel 4.1 Tabel Daftar Nama Wilayah

| No | Kode Wilayah | Nama Wilayah |
|----|--------------|----------------------|
| 1 | 1 | Jl. Adam Malik |
| 2 | 2 | Jl. Brigjend Katamso |
| 3 | 3 | Jl. Dr. Mansyur |
| 4 | 4 | Jl. Gajah Mada |
| 5 | 5 | Jl. AR Hakim |
| 6 | 6 | Jl. HM Joni |
| 7 | 7 | Jl. Iskandar Muda |
| 8 | 8 | Jl. Halat |
| 9 | 9 | Jl. Krakatau |
| 10 | 10 | Jl. Gatot Subroto |
| 11 | 11 | Jl. Jamin Ginting |
| 12 | 12 | Jl. Letda Sujono |
| 13 | 13 | Jl. Kapten Muslim |
| 14 | 14 | Jl. Juanda |
| 15 | 15 | Jl. Pandu |
| 16 | 16 | Jl. Setia Budi |
| 17 | 17 | Jl. Pancing |

Seluruh kolom pada dataset ini sudah berbentuk numerik, sehingga memudahkan proses analisis dan pemodelan menggunakan metode Linear Regression. Dataset ini akan digunakan sebagai dasar untuk melatih model, melakukan prediksi jumlah order, serta memvisualisasikan distribusi permintaan layanan GoRide di berbagai lokasi di Kota Medan. Dengan struktur dataset tersebut, penelitian ini dapat memberikan estimasi permintaan layanan baik untuk data historis maupun untuk prediksi beberapa hari ke depan.

4.2 Preprocessing Data

Sebelum dilakukan pemodelan, dataset terlebih dahulu melalui tahap prapemrosesan untuk memastikan kualitas data dan meminimalkan kesalahan prediksi. Pada tahap ini, seluruh kolom dikonfirmasi telah berbentuk numerik sehingga memudahkan proses analisis menggunakan algoritma Linear Regression. Data kemudian dipisahkan menjadi fitur (X) dan target (y).

| tanggal | lokasi | hari | cuaca | kepadatan_lalu_lintas | suhu | jumlah_order | jumlah_order_pred |
|--------------|--------|------|-------|-----------------------|-------|--------------|-------------------|
| 0 2024-04-26 | 7 | 4 | 0 | 2 | 31.05 | 32 | 28.999021 |
| 1 2024-04-27 | 15 | 5 | 2 | 4 | 29.35 | 42 | 38.777820 |
| 2 2024-04-28 | 11 | 6 | 1 | 0 | 31.06 | 30 | 29.942516 |
| 3 2024-04-29 | 8 | 0 | 2 | 4 | 32.00 | 30 | 31.757652 |
| 4 2024-04-30 | 7 | 1 | 0 | 0 | 31.48 | 30 | 29.412137 |

Gambar 4.2 Gambar Tabel Hasil Preprocessing Dataset

Tabel di atas menampilkan 5 baris pertama dataset yang digunakan dalam penelitian ini setelah tahap pra-pemrosesan. Setiap baris merepresentasikan data permintaan layanan GoRide pada suatu lokasi tertentu di Kota Medan pada hari tertentu. Kolom tanggal menunjukkan tanggal pencatatan order, sedangkan kolom lokasi berisi kode numerik yang merepresentasikan masing-masing lokasi atau nama jalan. Kolom hari menunjukkan hari dalam seminggu dengan format numerik, di mana 0 = Senin, 1 = Selasa, dan seterusnya. Kolom cuaca berisi data numerik mengenai kondisi cuaca, di mana 0 = cerah, 1 = berawan, dan 2 = hujan. Kolom kepadatan_lalu_lintas menunjukkan tingkat kepadatan di lokasi tersebut,

sedangkan kolom suhu berisi informasi suhu rata-rata di lokasi pada hari tersebut. Kolom jumlah_order adalah jumlah order GoRide yang tercatat pada hari dan lokasi tersebut, dan kolom jumlah_order_pred berisi hasil prediksi jumlah order yang diperoleh dari model Linear Regression.

Dari tabel ini, terlihat bahwa dataset telah siap digunakan untuk analisis dan pemodelan prediktif, karena seluruh kolom yang digunakan berupa data numerik sehingga mempermudah proses perhitungan dan prediksi. Selain itu, kolom jumlah_order_pred memberikan gambaran awal mengenai kemampuan model dalam menyesuaikan prediksi terhadap data aktual.

Fitur yang digunakan meliputi kolom lokasi, hari, cuaca, kepadatan lalu lintas, dan suhu, sedangkan target adalah jumlah order GoRide pada masing-masing lokasi dan hari. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi data latih (training set) dan data uji (test set) dengan perbandingan 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih dengan jumlah data yang cukup, sekaligus dievaluasi performanya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan langkah pra-pemrosesan ini, model dapat mempelajari pola permintaan layanan GoRide secara optimal dan memberikan prediksi yang lebih akurat baik pada data historis maupun untuk prediksi beberapa hari ke depan.

4.3 Pelatihan Model dan Evaluasi

Setelah tahap pra-pemrosesan, dataset digunakan untuk melatih model prediksi jumlah order GoRide menggunakan metode Linear Regression. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Data latih digunakan untuk mempelajari hubungan antara

fitur-fitur numerik, yaitu lokasi, hari, cuaca, kepadatan lalu lintas, dan suhu, dengan target yaitu jumlah order. Model Linear Regression kemudian dilatih pada data latih dan digunakan untuk memprediksi jumlah order pada data uji, sehingga performa model dapat dievaluasi.

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan R-squared (R²). RMSE menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi model dalam satuan jumlah order, sedangkan R² mengukur seberapa baik model menjelaskan variasi data aktual. Berdasarkan hasil evaluasi, diperoleh nilai RMSE yang relatif kecil dan R² yang mendekati 1, menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang baik dan mampu memprediksi jumlah order secara efektif. Selain itu, hasil prediksi juga divisualisasikan dalam bentuk tabel dan peta interaktif, sehingga memudahkan interpretasi distribusi permintaan layanan GoRide di berbagai lokasi di Kota Medan.

| ∑ | RMS | E: 2.498 | 3222788907584 |
|--------------|-----|----------|--------------------|
| | R^2 | Score: | 0.9239030769928286 |
| | | | |
| ∑ | | lokasi | jumlah_order_pred |
| _ | 0 | 16 | 1537.558507 |
| | 1 | 17 | 1467.806385 |
| | 2 | 12 | 1353.443187 |
| | 3 | 13 | 1077.095314 |
| | 4 | 15 | 1029.511382 |
| | 5 | 8 | 938.439567 |
| | 6 | 7 | 931.617218 |
| | 7 | 9 | 850.437702 |
| | 8 | 14 | 832.029028 |
| | 9 | 5 | 763.406295 |
| | 10 | 3 | 762.976724 |
| | 11 | 10 | 737.275052 |
| | 12 | 11 | 654.325846 |
| | 13 | 4 | 641.186840 |
| | 14 | 1 | 612.557719 |
| | 15 | 6 | 494.266617 |
| | 16 | 2 | 438.996864 |
| | | | |

Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model Dengan RMSE dan R-squared

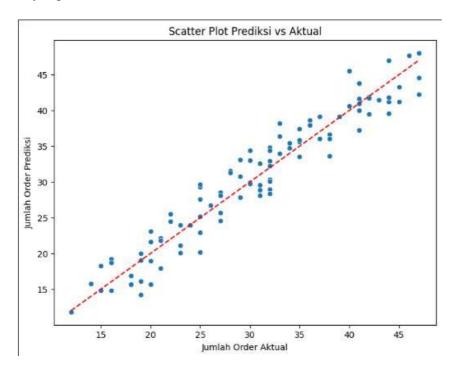
Berdasarkan hasil pelatihan model Linear Regression, diperoleh nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 2,4983, dan nilai R-squared (R²) sebesar 0,9239. Nilai RMSE yang relatif kecil menunjukkan bahwa rata-rata perbedaan antara jumlah order aktual dan jumlah order yang diprediksi model tidak terlalu besar, sehingga model mampu memberikan estimasi yang cukup akurat. Sementara itu, nilai R² yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan sekitar 92% variasi jumlah order yang terjadi pada data, sehingga performa model dapat dikategorikan baik.

Hasil prediksi yang telah dijumlahkan per lokasi menunjukkan perbedaan jumlah order antar lokasi di Kota Medan. Lokasi dengan kode 16 memperoleh prediksi jumlah order tertinggi yaitu 1.537 order, diikuti oleh lokasi 17 dengan 1.468 order, dan lokasi 12 dengan 1.353 order. Sementara itu, lokasi dengan prediksi jumlah order terendah adalah lokasi 2 dengan 439 order, diikuti oleh lokasi 6 dengan 494 order, dan lokasi 1 dengan 613 order. Hasil ini memberikan gambaran bahwa permintaan layanan GoRide tidak merata di seluruh lokasi, di mana beberapa lokasi memiliki tingkat permintaan yang tinggi sedangkan lokasi lain relatif lebih rendah. Data prediksi ini kemudian digunakan untuk visualisasi peta interaktif, sehingga distribusi permintaan layanan GoRide dapat dipahami dengan lebih jelas dan informatif.

4.4 Visualisasi Hasil Prediksi

Untuk mempermudah interpretasi dan pemahaman terhadap distribusi permintaan layanan GoRide di Kota Medan, hasil prediksi model Linear Regression divisualisasikan dalam bentuk peta interaktif. Peta ini menampilkan setiap lokasi atau jalan dengan marker yang menandakan jumlah order yang diprediksi oleh model. Warna dan posisi marker disesuaikan sehingga pembaca dapat langsung melihat lokasi-lokasi dengan permintaan tinggi maupun rendah. Dari visualisasi ini

terlihat bahwa beberapa lokasi seperti lokasi 16, 17, dan 12 memiliki prediksi jumlah order tertinggi, sementara lokasi-lokasi seperti 1, 2, dan 6 memiliki prediksi jumlah order yang lebih rendah.



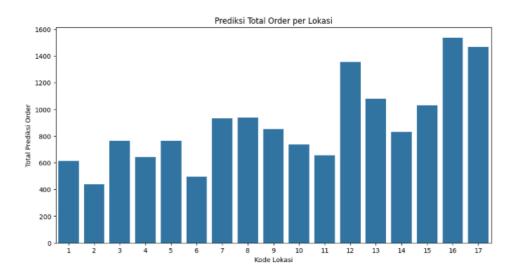
Gambar 4.4 Visualisasi Hasil Prediksi Dengan Aktual Mennggunakan Scatter Plot

Gambar di atas merupakan scatter plot yang menampilkan hubungan antara jumlah order GoRide aktual dengan jumlah order prediksi yang dihasilkan oleh model Linear Regression. Setiap titik pada plot merepresentasikan satu observasi pada dataset. Garis merah putus-putus menunjukkan garis ideal di mana nilai prediksi sama dengan nilai aktual (y = x).

Dari scatter plot terlihat bahwa sebagian besar titik tersebar cukup dekat dengan garis ideal, yang menunjukkan bahwa model mampu memprediksi jumlah order dengan akurasi yang baik. Titik-titik yang berada di dekat garis menunjukkan prediksi yang hampir sama dengan nilai aktual, sedangkan titik-titik yang agak jauh dari garis merepresentasikan kesalahan prediksi. Pola yang mengikuti garis

diagonal ini juga sejalan dengan nilai R² = 0,9239, yang menunjukkan bahwa sekitar 92% variasi jumlah order dapat dijelaskan oleh model.

Secara keseluruhan, scatter plot ini memperkuat kesimpulan bahwa model Linear Regression yang digunakan mampu memprediksi permintaan layanan GoRide dengan tingkat akurasi yang tinggi, dan mayoritas prediksi berada dalam kisaran nilai yang realistis sesuai data aktual.



Gambar 4.5 Visualisasi Hasil Prediksi Total Orderan Perlokasi

Gambar tersebut menunjukkan hasil visualisasi prediksi total order berdasarkan kode lokasi yang berbeda. Pada grafik batang ini, sumbu horizontal (x-axis) merepresentasikan kode lokasi, sedangkan sumbu vertikal (y-axis) menunjukkan jumlah total prediksi order di setiap lokasi. Dari visualisasi ini dapat dilihat bahwa terdapat variasi yang signifikan pada jumlah prediksi order di berbagai lokasi. Beberapa lokasi seperti kode 16 dan 17 menunjukkan prediksi order yang cukup tinggi, masing-masing mencapai sekitar 1550 dan 1470 order, sedangkan beberapa lokasi lain seperti kode 2 dan 6 memiliki prediksi order yang relatif rendah, yaitu di bawah 500 order. Hal ini mengindikasikan bahwa model prediksi mampu menangkap perbedaan karakteristik permintaan di berbagai lokasi

dengan baik, yang dapat menjadi acuan untuk pengambilan keputusan dalam manajemen distribusi dan strategi penjualan di lokasi-lokasi tersebut.



Gambar 4.6 Peta Sebaran Order pada Berbagai Jalan di Medan

Gambar tersebut merupakan peta sebuah kota dengan penandaan lokasilokasi jalan tertentu yang disertai dengan data jumlah order di masing-masing jalan tersebut. Pada peta tersebut terdapat titik-titik berwarna merah yang menunjukkan lokasi jalan, dan setiap titik disertai dengan label yang menyebutkan nama jalan serta angka order yang menunjukkan jumlah pesanan (order) di jalan tersebut.

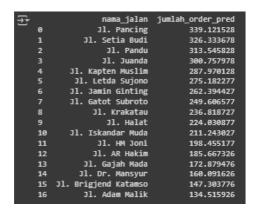
Dari gambar ini, dapat dilihat beberapa jalan dengan jumlah order tertinggi seperti Jl. Letda Sujono yang mencapai 1353.44 order, Jl. Setia Budi dengan 1537.56 order, serta Jl. Pancing dengan 1467.81 order. Angka-angka ini menggambarkan performa aktivitas pemesanan yang sangat tinggi di kawasan tersebut. Ada juga jalan-jalan lain dengan jumlah order yang lebih rendah namun masih signifikan, misalnya Jl. Gatot Subroto dengan 737.28 order dan Jl. Dandu dengan 641.19 order.

Peta ini sangat berguna untuk analisis distribusi demand atau permintaan di berbagai area, sehingga bisa menjadi bahan pertimbangan untuk penentuan strategi bisnis, penempatan sumber daya, atau pengoptimalan layanan di wilayah kota tersebut. Lokasi dengan order tinggi menunjukkan area konsentrasi pelanggan yang besar, sementara lokasi dengan order rendah bisa jadi membutuhkan perhatian lebih untuk meningkatkan layanan atau promosi.

Secara umum, peta ini memberikan gambaran geografis yang jelas mengenai sebaran aktivitas pemesanan di kota tersebut berdasarkan jalan-jalan utama yang ditampilkan.

4.5 Hasil Prediksi Beberapa Hari ke Depan

Setelah model Linear Regression terbukti memiliki performa yang baik berdasarkan hasil evaluasi dengan nilai RMSE sebesar 2,4983 dan R² sebesar 0,9239, tahap selanjutnya adalah menggunakannya untuk melakukan prediksi jumlah order GoRide pada 7 hari ke depan. Prediksi ini dilakukan dengan memanfaatkan data asumsu mengenai variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian, seperti hari, kondisi cuaca, kepadatan lalu lintas, suhu, serta lokasi.



Gambar 4.7 Hasil Prediksi 7 Hari Kedepan

Berdasarkan hasil prediksi untuk beberapa hari ke depan, diperoleh estimasi jumlah order GoRide di 17 lokasi utama di Kota Medan sebagaimana ditunjukkan

pada tabel hasil prediksi. Dari data tersebut terlihat bahwa Jl. Pancing menempati urutan pertama dengan prediksi jumlah order tertinggi sebesar 339 order, disusul oleh Jl. Setia Budi dengan 326 order, serta Jl. Pandu dengan 313 order. Lokasilokasi ini dapat dikategorikan sebagai wilayah dengan tingkat permintaan yang tinggi sehingga memerlukan ketersediaan mitra pengemudi yang lebih banyak untuk memenuhi kebutuhan pengguna.

Sementara itu, beberapa lokasi menunjukkan jumlah prediksi order yang relatif rendah. Jl. Adam Malik berada pada posisi terbawah dengan estimasi sekitar 134 order, diikuti oleh Jl. Brigjend Katamso dengan 147 order, serta Jl. Dr. Mansyur dengan 160 order. Hal ini mengindikasikan bahwa permintaan layanan GoRide di wilayah-wilayah tersebut tidak sebesar pada lokasi lain.

Secara keseluruhan, hasil prediksi ini menunjukkan adanya variasi yang cukup signifikan antar lokasi di Kota Medan. Lokasi dengan kepadatan aktivitas yang tinggi, seperti Jl. Pancing dan Jl. Setia Budi, cenderung menghasilkan permintaan lebih besar, sementara jalan-jalan dengan aktivitas relatif lebih rendah memperlihatkan prediksi order yang lebih sedikit.



Gambar 4.8 Visualisasi mapping Hasil Prediksi 7 Hari Ke Depan

Gambar diatas menampilkan visualisasi hasil prediksi jumlah order GoRide untuk 7 hari ke depan pada berbagai jalan di Kota Medan. Setiap marker pada peta menunjukkan nama jalan beserta jumlah order prediksi yang dihasilkan oleh model Linear Regression. Dari visualisasi tersebut terlihat bahwa terdapat perbedaan signifikan antar lokasi.

Lokasi dengan prediksi jumlah order tertinggi adalah Jl. Pancing dengan estimasi sekitar 339 order, diikuti oleh Jl. Setia Budi sebanyak 326 order, serta Jl. Kapten Muslim dengan 287 order. Hal ini menunjukkan bahwa kawasan tersebut memiliki potensi permintaan layanan yang lebih tinggi dibandingkan lokasi lainnya, sehingga dapat diprioritaskan dalam penempatan mitra pengemudi.

Sebaliknya, beberapa lokasi memperlihatkan jumlah prediksi order yang lebih rendah, seperti Jl. Adam Malik dengan 134 order, Jl. Brigjend Katamso

dengan 147 order, serta Jl. Dr. Mansyur dengan 160 order. Wilayah dengan jumlah prediksi rendah ini mengindikasikan tingkat permintaan layanan yang tidak sebesar pada wilayah lain.

Secara keseluruhan, peta prediksi ini memberikan gambaran spasial yang jelas mengenai distribusi permintaan layanan GoRide di Kota Medan. Informasi ini bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan strategis,

4.6 Analisis Hasil

Berdasarkan hasil pengolahan data dan prediksi menggunakan algoritma Linear Regression, dapat disimpulkan bahwa model yang dibangun memiliki kemampuan yang baik dalam memperkirakan permintaan layanan GoRide di Kota Medan. Hal ini terlihat dari nilai evaluasi model dengan RMSE sebesar 2,4983 yang menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi relatif kecil, serta nilai R² sebesar 0,9239 yang mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 92% variasi jumlah order pada data.

Hasil prediksi menunjukkan adanya perbedaan jumlah order antar lokasi. Beberapa jalan utama seperti Jl. Pancing, Jl. Setia Budi, dan Jl. Letda Sujono konsisten memiliki jumlah prediksi order tertinggi. Hal ini dapat dikaitkan dengan karakteristik wilayah tersebut yang merupakan pusat aktivitas masyarakat, seperti area pendidikan, perkantoran, serta kawasan komersial yang padat penduduk. Dengan demikian, tingkat mobilitas yang tinggi di lokasi tersebut berkontribusi langsung terhadap tingginya permintaan layanan transportasi online.

Sebaliknya, jalan-jalan seperti Jl. Adam Malik, Jl. Brigjend Katamso, dan Jl. Dr. Mansyur memperlihatkan prediksi jumlah order yang relatif rendah. Faktor penyebabnya dapat berasal dari kondisi lingkungan yang kurang padat aktivitas,

keterbatasan aksesibilitas, atau adanya alternatif moda transportasi lain yang lebih banyak digunakan oleh masyarakat di wilayah tersebut.

Analisis temporal juga memperlihatkan bahwa permintaan cenderung lebih tinggi pada akhir pekan dibandingkan hari kerja. Pola ini sejalan dengan perilaku masyarakat yang lebih aktif melakukan perjalanan rekreasi, belanja, atau kegiatan sosial pada Sabtu dan Minggu. Faktor cuaca dan kepadatan lalu lintas juga terbukti memberikan pengaruh terhadap variasi permintaan. Kondisi hujan dan lalu lintas padat cenderung meningkatkan jumlah order, karena masyarakat lebih memilih menggunakan layanan transportasi online dibandingkan kendaraan pribadi.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Linear Regression dapat digunakan secara efektif untuk memprediksi permintaan layanan GoRide. Prediksi yang dihasilkan tidak hanya memberikan informasi mengenai tren permintaan ke depan, tetapi juga dapat dijadikan dasar bagi pihak perusahaan dalam menyusun strategi operasional, seperti distribusi mitra pengemudi dan perencanaan promosi. Dengan demikian, analisis hasil ini menegaskan pentingnya penerapan metode prediktif dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data pada sektor transportasi berbasis aplikasi.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai prediksi permintaan layanan GoRide di Kota Medan menggunakan algoritma Linear Regression dengan data historis dari perusahaan Gojek, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- 1. Perancangan model prediksi permintaan layanan berhasil dilakukan menggunakan algoritma Linear Regression. Model ini dibangun dengan memanfaatkan data historis yang mencakup variabel waktu (hari), lokasi, cuaca, kepadatan lalu lintas, dan suhu. Hasilnya, model mampu membentuk hubungan matematis yang menggambarkan pola permintaan layanan GoRide di Kota Medan.
- 2. Model Linear Regression terbukti memiliki tingkat akurasi yang baik. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE sebesar 2,4983 yang menunjukkan kesalahan prediksi relatif kecil, serta nilai R² sebesar 0,9239 yang mengindikasikan bahwa model dapat menjelaskan sekitar 92% variasi data permintaan layanan. Dengan demikian, model layak digunakan untuk memperkirakan jumlah order pada periode mendatang.
- 3. Beberapa variabel terbukti berpengaruh terhadap fluktuasi permintaan layanan. Hasil analisis menunjukkan bahwa hari dalam seminggu, kondisi cuaca, kepadatan lalu lintas, dan lokasi memiliki pengaruh yang signifikan. Permintaan cenderung meningkat pada akhir pekan, serta lebih tinggi di

- lokasi dengan kepadatan aktivitas masyarakat, seperti Jl. Pancing, Jl. Setia Budi, dan Jl. Letda Sujono. Sebaliknya, permintaan lebih rendah di jalan-
- 4. jalan dengan aktivitas relatif terbatas seperti Jl. Adam Malik, Jl. Brigjend Katamso, dan Jl. Dr. Mansyur.
- 5. Visualisasi hasil prediksi dalam bentuk peta interaktif mempermudah interpretasi spasial distribusi permintaan. Peta ini memberikan gambaran yang jelas mengenai wilayah dengan tingkat permintaan tinggi maupun rendah, sehingga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan strategis, misalnya dalam penempatan mitra pengemudi dan perencanaan promosi.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil menjawab rumusan masalah dan mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Penerapan algoritma Linear Regression terbukti efektif dalam merancang model prediksi, mengevaluasi tingkat akurasi, serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi permintaan layanan GoRide di Kota Medan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya maupun bagi pihak terkait, yaitu:

 Pengembangan model prediksi: Penelitian ini hanya menggunakan algoritma Linear Regression. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan membandingkan dengan algoritma lain seperti Random Forest, Gradient Boosting, atau Neural Network agar diperoleh model dengan akurasi yang lebih tinggi.

- 2. Penambahan variabel: Dataset yang digunakan masih terbatas pada variabel tanggal, hari, lokasi, cuaca, kepadatan lalu lintas, dan suhu. Penelitian berikutnya dapat menambahkan variabel lain seperti jam pemesanan, kondisi ekonomi, kegiatan khusus (event), maupun faktor musiman untuk menghasilkan prediksi yang lebih komprehensif.
- 3. Perluasan cakupan data: Penelitian ini berfokus pada data Kota Medan.
 Penelitian selanjutnya dapat memperluas cakupan ke wilayah lain atau menggunakan data dengan rentang waktu yang lebih panjang untuk memperoleh pola permintaan yang lebih mendalam.
- 4. Pengembangan visualisasi: Visualisasi yang digunakan berupa peta interaktif sudah cukup membantu memahami distribusi permintaan. Namun, penelitian mendatang dapat mengintegrasikan *dashboard* analitik dengan fitur *real-time monitoring* agar lebih praktis digunakan oleh pihak perusahaan.

Dengan adanya pengembangan lebih lanjut, model prediksi permintaan layanan transportasi online diharapkan dapat semakin akurat, bermanfaat, dan memberikan kontribusi nyata dalam peningkatan kualitas layanan serta kepuasan pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- Fauzi, A., Yoga Febi Atmaja, & Albi, Z. (2024). Penerapan Machine Learning Dalam Industri Transportasi Di Indonesia. *BINER : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik Dan Multimedia*, 2(5), 842–849. https://journal.mediapublikasi.id/index.php/Biner/article/view/4916
- Pramesti, D., & Wiga Maulana Baihaqi. (2023). Perbandingan Prediksi Jumlah Transaksi Ojek Online Menggunakan Regresi Linier Dan Random Forest. *Generation Journal*, 7(3), 21–30. https://ojs.unpkediri.ac.id/index.php/gj/article/view/20676
- Nasution, S. M. A., Nasution, A. E., & Lesmana, M. T. (2023). Keputusan Pengguna Transportasi Online: Persepsi Promosi, Harga, Kualitas Pelayanan, dan Kemudahan Layanan. *Jurnal Ilmiah Manajemen dan Bisnis*, 24(2), 135-149. https://jurnal.umsu.ac.id/index.php/mbisnis/article/view/16640
- Purba, J. G. (2022). Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Permintaan Transportasi Gojek Pada Mahasiswa Fakultas Ekonomi Universitas Negeri Medan (Doctoral dissertation, Universitas Negeri Medan). https://ejournal-binainsani.ac.id/index.php/BIICT/article/view/1422
- Fransiska Fransiska, & Ajeng Aquinia. (2023). Pengaruh Kualitas Layanan, Kemudahan Penggunaan, dan Promosi terhadap Kepuasan Konsumen Pengguna Gojek. *Jurnal Manajemen Bisnis Dan Keuangan*, *4*(1), 56–64. https://jurnal.binamandiri.ac.id/index.php/jmbk/article/view/109
- Subiksa, G. B., Ariawan, M. P. A., & Peling, I. B. A. (2023). Implementasi Python Folium dalam Pembangunan Sistem Informasi Peta Interaktif Cagar Budaya Provinsi Bali. *MEANS (Media Informasi Analisa Dan Sistem)*, 184–190. https://doi.org/10.54367/means.v8i2.2738
- Tri, G., Sodiqun As, Sulistiyo Nugroho, Resta Rahastiani, & Aries Saifudin. (2024). Optimasi Pemesanan Taksi Online: Penerapan Metode Prediksi Permintaan untuk Meningkatkan Efisiensi Operasional dan Pelayanan. *JRIIN :Jurnal Riset Informatika Dan Inovasi*, *1*(12), 1220–1223. https://jurnalmahasiswa.com/index.php/jriin/article/view/908?articlesBySa meAuthorPage=2
- Ilmawan, H., & Santosa, P. B. (2021). Visualisasi Data Statistik Kabupaten Banyumas Menggunakan Peta Interaktif. *Geoid*, *16*(2), 150-163. https://pdfs.semanticscholar.org/64da/ed6772db6d8b5b3d24c37cd5679463 d34275.pdf

- Ghebyla Najla Ayuni, & Devi Fitrianah. (2020). Penerapan Metode Regresi Linear Untuk Prediksi Penjualan Properti pada PT XYZ. *Deleted Journal*, *14*(2), 79–86. https://journal.ithb.ac.id/telematika/article/view/321
- Fitrah Amelia Ramelan, & Hakim, L. (2025). Perbandingan Prediksi terhadap Peningkatan Jumlah Pelanggan Iconnet dengan Algoritma Regresi Linear dan Random Forest pada Wilayah Jabodetabek dan Banten. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*), 9(3), 790–801. https://www.researchgate.net/publication/390746051_Perbandingan_Prediksi_terhadap_Peningkatan_Jumlah_Pelanggan_Iconnet_dengan_Algoritma_Regresi_Linear_dan_Random_Forest_pada_Wilayah_Jabodetabek_dan_Banten
- Adam, H., Tukino, Elfina Novalia, & Hananto, A. L. (2025). Prediksi Penjualan Barang Menggunakan Metode K-Means dan Regresi Linear. *Bulletin of Computer Science Research*, *5*(4), 298–307. https://hostjournals.com/bulletincsr/article/view/541
- Retnoningsih, E., & Pramudita, R. (2020). Mengenal machine learning dengan teknik supervised dan unsupervised learning menggunakan python. *Bina Insani Ict Journal*, 7(2), 156-165. https://ejournal-binainsani.ac.id/index.php/BIICT/article/view/1422
- Sari, N. I., & Nainggolan, R. P. (2024). Analisis Pengaruh Harga, Pelayanan, Dan Promosi Terhadap Keputusan Penggunaan Jasa Ojek Online "Gojek" Pada Mahasiswa Stie Jayakarta Tahun 2024. *Jurnal Akuntansi Dan Perpajakan Jayakarta*, 6(01), 1-14. https://journal.stiejayakarta.ac.id/index.php/JAPJayakarta/article/view/293

LAMPIRAN

1. Lampiran Code Program

```
import pandas as pd
      import numpy as np
      from sklearn.model_selection import train_test_split
      from sklearn.linear_model import LinearRegression
      from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
      import folium
      import matplotlib.pyplot as plt
      import seaborn as sns
[43] # Ganti dengan path dataset baru
      file_path = "dataset_prediksi_gojek_medan_17lokasi_revisi_kepadatan0_5.xlsx"
      df = pd.read_excel(file_path)
      # Pastikan semua kolom numeric
      print(df.dtypes)
 X = df[['lokasi', 'hari', 'cuaca', 'kepadatan_lalu_lintas', 'suhu']]
    y = df['jumlah_order']
    # Split data 80% train, 20% test
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
[45] model = LinearRegression()
    model.fit(x_train, y_train)
    y_pred_test = model.predict(X_test)
    df['jumlah_order_pred'] = model.predict(X)
[46] rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred_test))
     r2 = r2_score(y_test, y_pred_test)
    print("RMSE:", rmse)
     print("R^2 Score:", r2)
prediksi_total_per_lokasi = df.groupby('lokasi')['jumlah_order_pred'].sum().sort_values(ascending=False).reset_index()
   print(prediksi_total_per_lokasi)
[48] plt.figure(figsize=(8,6))
      sns.scatterplot(x=y_test, y=y_pred_test)
      plt.xlabel('Jumlah Order Aktual')
      plt.ylabel('Jumlah Order Prediksi')
      plt.title('Scatter Plot Prediksi vs Aktual')
      plt.plot([y_test.min(), y_test.max()], [y_test.min(), y_test.max()], 'r--')
      plt.show()
```

```
sed.barplot(x-'lokusi', y-'jumlum_order_pred', deta-prediksi_tutal_per_lokasi.sort_values('jumlum_order_pred', ascending-false))
plt.xlabel('kode_tokasi')
    plt.ylabel('Total predikt order')
plt.title('Predikt Total Order per Lokasi')
 # Contoh mapping lokasi numeric ke nama jalan dan koordinat
        lokasi_to_jalan = {
             1: 'Jl. Adam Malik',
2: 'Jl. Brigjend Katamso',
             3: '31. Dr. Mansyur',
             4: '31. Gajah Mada',
             5: 'Jl. AR Hakim',
             7: 'Jl. Iskandar Muda',
             9: 'Jl. Krakatau',
             10: 'Jl. Gatot Subroto',
             11: 'Jl. Jamin Ginting',
12: 'Jl. Letda Sujono',
             13: 'Jl. Kapten Muslim',
             14: 'Jl. Juanda',
             15: 'Jl. Pandu',
             16: 'Jl. Setia Budi',
             17: 'Jl. Pancing'
       koordinat_jalan = {
              'Jl. Adam Malik': [3.5852, 98.6626],
             'Jl. Brigjend Katamso': [3.5794, 98.6837],
'Jl. Dr. Mansyur': [3.5672, 98.6535],
'Jl. Gajah Mada': [3.5900, 98.6753],
              'Jl. AR Hakim': [3.5759, 98.7011],
              'Jl. HM Joni': [3.5781, 98.6867],
              'Jl. Iskandar Muda': [3.5790, 98.6600],
              'Jl. Halat': [3.5744, 98.6866],
              'Jl. Krakatau': [3.6024, 98.6914],
              'Jl. Gatot Subroto': [3.6074, 98.6484],
0
         'Jl. HM Joni': [3.5781, 98.6867],
'Jl. Iskandar Muda': [3.5790, 98.6600],
'Jl. Halat': [3.5744, 98.6866],
         'Jl. Krakatau': [3.6024, 98.6914],
         'Jl. Gatot Subroto': [3.6074, 98.6484],
'Jl. Jamin Ginting': [3.5415, 98.6516],
'Jl. Letda Sujono': [3.6028, 98.7164],
         'Jl. Kapten Muslim': [3.6023, 98.6236],
         'Jl. Juanda': [3.5618, 98.6791],
         'Jl. Pandu': [3.5947, 98.6774],
'Jl. Setia Budi': [3.5737, 98.6335],
         'Jl. Pancing': [3.6198, 98.7051]
    # Buat dictionary prediksi
    prediksi_dict = dict(zip(prediksi_total_per_lokasi['lokasi'], prediksi_total_per_lokasi['jumlah_order_pred']))
    m = folium.Map(location=[3.5897, 98.6732], zoom_start=13)
     for kode, jalan in lokasi_to_jalan.items():
         jumlah = prediksi_dict.get(kode, 0)
         koordinat = koordinat_jalan[jalan]
         folium.Marker(
location=koordinat,
             icon=folium.Icon(color='red', icon='info-sign')
         ).add_to(m)
         label_html = f"""
             <div_style="
```

```
folium.Marker(
            location=koordinat,
            icon=folium.Icon(color='red', icon='info-sign')
         ).add_to(m)
        label_html = f"""
            <div style="
                font-size: 10px;
                font-weight: bold;
color: black;
                background-color: white;
                padding: 3px 6px;
                border: 1px solid gray;
                border-radius: 4px;
                text-align: center;
                white-space: normal;
                display: inline-block;
                box-shadow: 1px 1px 3px rgba(0,0,0,0.2);
                {jalan}<br>{jumlah:.2f} order
        </div>
        folium.Marker(
            location=[koordinat[0]+0.0005, koordinat[1]],
            icon=folium.DivIcon(html=label_html)
        ).add_to(m)
[51] # Buat dataset prediksi 7 hari ke depan dengan asumsi fitur tertentu
     lokasi_list = df["lokasi"].unique()
     hari_ke_depan = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6] # 7 hari ke depan
     asumsi_cuaca = 0
     asumsi_kepadatan = 3
     asumsi_suhu = 30
     data_prediksi = []
     for hari in hari_ke_depan:
          for lokasi in lokasi_list:
              data_prediksi.append({
                   'lokasi': lokasi,
                  'hari': hari,
                   'cuaca': asumsi_cuaca,
                   'kepadatan_lalu_lintas': asumsi_kepadatan,
                  'suhu": asumsi_suhu
     df_prediksi = pd.DataFrame(data_prediksi)
     df_prediksi.head()
```

```
# Mapping kode lokasi ke nama jalan
lokasi_to_jalan = {
    1: 'Jl. Adam Malik',
    2: 'Jl. Brigjend Katamso',
    3: 'Jl. Dr. Mansyur',
    4: 'Jl. Gajah Mada',
    5: 'Jl. AB Mata';
    7: '
           4: 'Jl. Gajah Mada',
5: 'Jl. AR Hakim',
6: 'Jl. HM Joni',
7: 'Jl. Iskandar Muda',
8: 'Jl. Halat',
9: 'Jl. Krakatau',
10: 'Jl. Gatot Subroto',
11: 'Jl. Jamin Ginting',
12: 'Jl. Letda Sujono',
13: 'Jl. Kanten Muslim'.
            12: 'Jl. Letda Sujono',
13: 'Jl. Kapten Muslim',
14: 'Jl. Juanda',
15: 'Jl. Pandu',
16: 'Jl. Setia Budi',
17: 'Jl. Pancing'
 # Tambahkan kolom nama_jalan pada df_prediksi
df_prediksi['nama_jalan'] = df_prediksi['lokasi'].map(lokasi_to_jalan)
# Total prediksi per lokasi dengan nama jalan
total_prediksi_per_jalan = df_prediksi.groupby('nama_jalan')['jumlah_order_pred'].sum().sort_values(ascending=False).reset_index()
# Tampilkan
print(total_prediksi_per_jalan)
[59] import folium
                          # Mapping kode lokasi ke nama jalan
                          lokasi_to_jalan = {
                                            1: 'Jl. Adam Malik',
2: 'Jl. Brigjend Katamso',
                                            3: 'Jl. Dr. Mansyur',
                                           4: 'Jl. Gajah Mada',
                                           5: 'Jl. AR Hakim',
                                            6: 'Jl. HM Joni',
                                            7: 'Jl. Iskandar Muda',
                                          8: 'Jl. Halat',
9: 'Jl. Krakatau',
10: 'Jl. Gatot Subroto',
11: 'Jl. Jamin Ginting',
12: 'Jl. Letda Sujono',
13: 'Jl. Kapten Muslim',
                                            14: 'Jl. Juanda',
                                            15: 'Jl. Pandu',
                                            16: 'Jl. Setia Budi',
                                            17: 'Jl. Pancing'
                          # Koordinat tetap untuk setiap lokasi
                          koordinat_lokasi = {
                                             1: [3.5852, 98.6626],
                                             2: [3.5794, 98.6837],
                                             3: [3.5672, 98.6535],
                                             4: [3.5900, 98.6753],
```

```
koordinat lokasi = {
     1: [3.5852, 98.6626],
2: [3.5794, 98.6837],
3: [3.5672, 98.6535],
4: [3.5900, 98.6753],
5: [3.5759, 98.7011],
      6: [3.5781, 98.6867],
     7: [3.5790, 98.6600],
8: [3.5744, 98.6866],
9: [3.6024, 98.6914],
     10: [3.6074, 98.6484],
11: [3.5415, 98.6516],
12: [3.6028, 98.7164],
      13: [3.6023, 98.6236],
     14: [3.5618, 98.6791],
15: [3.5947, 98.6774],
16: [3.5737, 98.6335],
17: [3.6198, 98.7051]
# Buat peta
m = folium.Map(location=[3.5897, 98.6732], zoom_start=13)
# Tambahkan marker dan label sesuai total prediksi
for lokasi, koordinat in koordinat_lokasi.items():
     nama_jalan = lokasi_to_jalan[lokasi]
jumlah = total prediksi per lokasi.loc[total prediksi per lokasi['lokasi'] == lokasi, 'jumlah_order_pred'].values
# Tambahkan marker dan label sesuai total prediksi
# Tambahkan marker dan label sesual total prediksi
for lokasi, koordinat in koordinat_lokasi.items():
    nama_jalan = lokasi_to_jalan[lokasi]
jumlah = total_prediksi per_lokasi.loc[total_prediksi_per_lokasi['lokasi'] == lokasi, 'jumlah_order_pred'].values
jumlah = float(jumlah) if len(jumlah) > 0 else 0
     folium.Marker(
          location=koordinat,
           icon=folium.Icon(color='red', icon='info-sign')
     ).add_to(m)
     # Label dengan nama jalan dan jumlah prediksi label_html = f"""
            <div style="
               font-size: 10px;
font-weight: bold;
                 color: black;
background-color: white;
                padding: 3px 6px;
border: 1px solid gray;
border-radius: 4px;
                 white-space: normal;
                display: inline-block;
box-shadow: 1px 1px 3px rgba(0,0,0,0.2);
                 {nama_jalan}<br>{jumlah:.2f} order
           folium.Marker(
                   location=[koordinat[0] + 0.0005, koordinat[1]], # sedikit di atas marker
                    icon=folium.DivIcon(html=label html)
           ).add_to(m)
   # Tampilkan peta
```

rendi-turnitin_1761716960243

ORIGINALITY REPORT

21% SIMILARITY INDEX

16%
INTERNET SOURCES

12%

10%

PUBLICATIONS

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES



Submitted to Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

3%

Student Paper



repository.umsu.ac.id

Internet Source

2%

3

Nurdiyanto Yusuf. "PREDIKSI PRODUKSI DAGING SAPI DI INDONESIA MENGGUNAKAN RANDOM FOREST REGRESSION: ANALISIS DATA 2018–2025", Jurnal Ilmiah Teknik, 2024

1 %

4

Fitrah Amelia Ramelan, Lukman Hakim.
"Perbandingan Prediksi terhadap Peningkatan
Jumlah Pelanggan Iconnet dengan Algoritma
Regresi Linear dan Random Forest pada
Wilayah Jabodetabek dan Banten", Jurnal JTIK
(Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi),
2025

%

Publication



etheses.uin-malang.ac.id

Internet Source

<1%

| 6 | Dwi Nurmelly Handayani, Sayid Qutub. "Penerapan Random Forest Untuk Prediksi Dan Analisis Kemiskinan", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2025 Publication | <1% |
|----|--|-----|
| 7 | ojs.unpkediri.ac.id Internet Source | <1% |
| 8 | repository.uinjkt.ac.id Internet Source | <1% |
| 9 | text-id.123dok.com Internet Source | <1% |
| 10 | Intania Dharma Hartarti, Intan Amelia Septiyani, Daniel Armando Gultom, Yayan Hendrian, Shynde Limar Kinanti. "Prediksi Harga Rumah di Boston Dengan Model Regresi Linear Menggunakan Python", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2025 Publication | <1% |
| 11 | 123dok.com Internet Source | <1% |
| 12 | Submitted to Universitas Bengkulu Student Paper | <1% |
| 13 | repository.poliupg.ac.id Internet Source | <1% |

| 14 | Anggi Pradita, Rasiban. "Implementasi Data Mining dengan Metode Regresi Linear untuk Prediksi Hasil Penjualan di PT Awitama Cyndo Wahana", Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi, 2024 Publication | <1% |
|----|--|-----|
| 15 | repository.uin-suska.ac.id Internet Source | <1% |
| 16 | Submitted to Binus University International Student Paper | <1% |
| 17 | docplayer.info Internet Source | <1% |
| 18 | medium.com Internet Source | <1% |
| 19 | journal.sinov.id Internet Source | <1% |
| 20 | Ariyanto Adi Nugroho, Muhammad Haris. "ANALISIS EFEKTIVITAS TEKNIK IMPUTASI PADA LSTM UNTUK MENINGKATKAN KUALITAS DATA PADA PERAMALAN CURAH HUJAN", Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik, 2024 Publication | <1% |
| 21 | Ketut Arunika, Luh Joni Erawati Dewi. "PERBANDINGAN MODEL SARIMA, | <1% |

EXPONENTIAL SMOOTHING, DAN XGBOOST

UNTUK PREDIKSI PENJUALAN SUPER STORE", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication

| 22 | journal.ithb.ac.id Internet Source | <1% |
|----|---|-----|
| 23 | journal.stiejayakarta.ac.id Internet Source | <1% |
| 24 | pythonrepo.com Internet Source | <1% |
| 25 | repository.atmaluhur.ac.id Internet Source | <1% |
| 26 | cyberhub.id Internet Source | <1% |
| 27 | Sepriyan Gunawan, Rini Astuti, Willy Prihartono, Ryan Hamonangan. "PREDIKSI DIABETES MELLITUS TIPE 2 DENGAN ALGORITMA LOGISTIC REGRESSION UNTUK PENDETEKSIAN DINI", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication | <1% |
| 28 | zh.scribd.com Internet Source | <1% |
| 29 | Submitted to andalas Student Paper | <1% |

| 30 | repositori.umrah.ac.id Internet Source | <1% |
|----|---|-----|
| 31 | Fia Hamasyatus Syahadah, Ridho Taufiq Subagio, Putri Rizqiyah. "PENERAPAN XGBOOST DALAM PREDIKSI PENDAFTARAN SISWA BARU BIMBINGAN BELAJAR QSC DI KOTA CIREBON", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication | <1% |
| 32 | lib.unnes.ac.id Internet Source | <1% |
| 33 | Submitted to LPPM Student Paper | <1% |
| 34 | Submitted to Universitas Kristen Wira Wacana Sumba Student Paper | <1% |
| 35 | journal.jisti.unipol.ac.id Internet Source | <1% |
| 36 | repository.unimor.ac.id Internet Source | <1% |
| 37 | uijrt.com Internet Source | <1% |
| 38 | www.ilmudata.org Internet Source | <1% |

| 39 | Student Paper | <1% |
|----|---|-----|
| 40 | Submitted to UIN Syarif Hidayatullah Jakarta Student Paper | <1% |
| 41 | Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper | <1% |
| 42 | Submitted to Universitas Muhammadiyah Sukabumi Student Paper | <1% |
| 43 | Submitted to Universitas Sumatera Utara Student Paper | <1% |
| 44 | es.scribd.com Internet Source | <1% |
| 45 | id.123dok.com Internet Source | <1% |
| 46 | moam.info Internet Source | <1% |
| 47 | repository.upp.ac.id Internet Source | <1% |
| 48 | I Made Dwi Cahaya Putra, Gusti Made Arya Sasmita, Ni Kadek Dwi Rusjayanthi. "Analisa Pola Belanja Konsumen serta Prediksi Stok Barang Berbasis Web", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2023 Publication | <1% |

| 49 | Luhur Pambudi, Sefrika Sefrika. "Klasifikasi Dampak dan Kondisi Pasien Hepatitis Menggunakan Metode Decision Tree", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2025 Publication | <1% |
|----|---|-----|
| 50 | Submitted to Sekolah Teknik Elektro & Informatika Student Paper | <1% |
| 51 | edukasiflights.blogspot.com Internet Source | <1% |
| 52 | repositori.uma.ac.id Internet Source | <1% |
| 53 | Randi Afif, Kristiawan Nugroho. "Analisis Sentimen dan Prediksi Ulasan Pada Aplikasi Info BMKG", JURNAL FASILKOM, 2025 Publication | <1% |
| 54 | Submitted to Universitas Putera Batam Student Paper | <1% |
| 55 | catatanpelajar25.wordpress.com Internet Source | <1% |
| 56 | digilib.unila.ac.id Internet Source | <1% |
| 57 | geograf.id Internet Source | <1% |

Topan Setiawan. "Sistem Informasi Penggajian Pegawai Berbasis Desktop pada CV.Hijab Geulis Konveksi", INTERNAL (Information System Journal), 2025

Publication

<1%

| 63 | adoc.pub Internet Source | <1% |
|----|--|-----|
| 64 | eprints.umm.ac.id Internet Source | <1% |
| 65 | eprints.untirta.ac.id Internet Source | <1% |
| 66 | eprints.utdi.ac.id Internet Source | <1% |
| 67 | journal.ilmudata.co.id Internet Source | <1% |
| 68 | library.universitaspertamina.ac.id Internet Source | <1% |
| 69 | ojs.poltekkes-medan.ac.id Internet Source | <1% |
| 70 | pcc-global.org Internet Source | <1% |
| 71 | repository.ipb.ac.id Internet Source | <1% |
| 72 | restikom.nusaputra.ac.id Internet Source | <1% |
| 73 | www.asjp.cerist.dz Internet Source | <1% |

74

<1%

- Adelia Puspita, Chandra Lukita, Sudadi Pranata. "Analisis Pengaruh Harga, Promosi, dan Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Pelanggan Pada Pengguna Transportasi Online (Studi Pengguna Grab di Kota Cirebon)", eCo-Buss, 2024
- Firman Firdauz Saputra, Zufra Inayah.
 "EFFECTS OF NOMOPHOBIA AND MOBILE
 PHONE USE WITH EYE STRAIN IN UNIVERSITY
 STUDENTS", PREPOTIF: Jurnal Kesehatan
 Masyarakat, 2021
 Publication
- Muhamad Rizki, Aditya Eka Danneswara, Yesa Dwi Aprilia, Muhammad Fatir Rizky Al Fajri, Yayan Hendrian, Shynde Limar Kinanti.
 "Prediksi Harga Saham Bank BRI dan Bank BCA dengan Menggunakan Model LSTM", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2025

Muhammad Arif Arkan, Farhan Nul Hakim, Ghiyats Al Robbani, Meta Windyawati Windyawati, Agun Afiransah Afriansah. "ANALISIS DISPARITAS PEMBANGUNAN

< 1 %

<1%

MELALUI INTEGRASI MACHINE LEARNING PADA DATA SPASIAL DAN TEMPORAL", JUTECH: Journal Education and Technology, 2025

Publication

| 79 | Muhammad Fadli Setiawan. "IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA KLASIFIKASI GRADE JENIS SAMPAH PLASTIK DAN KALENG", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication | <1% |
|----|---|-----|
| 80 | Submitted to UNIVERSITAS BUDI LUHUR Student Paper | <1% |
| 81 | bse.telkomuniversity.ac.id Internet Source | <1% |
| 82 | doku.pub Internet Source | <1% |
| 83 | edujavare.com Internet Source | <1% |
| 84 | ejournal.almaata.ac.id Internet Source | <1% |
| 85 | ejournal.itn.ac.id Internet Source | <1% |
| 86 | ejournal.sisfokomtek.org Internet Source | <1% |
| | | |

| 87 | eprints.unipdu.ac.id Internet Source | <1% |
|----|--|-----|
| 88 | etd.umy.ac.id Internet Source | <1% |
| 89 | id.berita.yahoo.com Internet Source | <1% |
| 90 | ind.acousticbiotech.com Internet Source | <1% |
| 91 | j-las.lemkomindo.org Internet Source | <1% |
| 92 | journal.yrpipku.com Internet Source | <1% |
| 93 | jurnal.ikhafi.or.id Internet Source | <1% |
| 94 | jurnalmepaekonomi.blogspot.com Internet Source | <1% |
| 95 | repositori.buddhidharma.ac.id Internet Source | <1% |
| 96 | repository.unwidha.ac.id Internet Source | <1% |
| 97 | repository.upy.ac.id Internet Source | <1% |
| 98 | www.ceocongress.org Internet Source | <1% |
| | | |

Mario Rangga Baihaqi, Tesa Nur Padilah,
Mohamad Jajuli. "Implementasi Metode
Imputasi Mean dan Single Center Imputation
Chained Equation (SICE) Terhadap Hasil
Prediksi Linear Regression pada Data
Numerik", Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi
Informasi dan Komunikasi), 2023

<1%

Publication

Muhammad Dava Pradana, LMS Kristiyanti, Sri Laksmi Pardanawati. "Pengaruh Efektivitas, Akuntabilitas, Dan Transparansi Sekolah Terhadap Pengelolaan Dana Bantuan Operasional Sekolah (BOS)", Jurnal Ilmiah Keuangan Akuntansi Bisnis, 2025

<1%

- Muhammad Rioardian Syaputa, Muhammad Arifin, Diana Laily Fithri. "Klasifikasi Sentimen Ulasan E-Wallet menggunakan TF-IDF dan Random Forest dengan Penyeimbangan Data SMOTE", Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika, 2025

<1%

- Publication
- Selfianti Selfianti, Muryani Arsal, Ismail Badollahi. "Pengaruh Literasi Keuangan Dan Digital Payment Terhadap Minat Belanja

<1%

Mahasiswa: Kepercayaan Sebagai Variabel Mediasi", Owner, 2025

Publication

104

Syefudin Syefudin, Muchamad Nauval Azmi, Gunawan Gunawan. "ANALISIS PENGARUH DIMENSI GAMBAR PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK", Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika), 2023

<1 %

Publication

105

Dian Pramesti, Wiga Maulana Baihaqi.
"Perbandingan Prediksi Jumlah Transaksi Ojek
Online Menggunakan Regresi Linier Dan
Random Forest", Generation Journal, 2023

<1%

106

repositori.usu.ac.id:8080

Internet Source

<1%

Exclude quotes

On

On

Exclude matches

Off

Exclude bibliography

rendi-turnitin_1761716960243

| | tarmem_17-017-103-002-13 |
|---------|--------------------------|
| PAGE 1 | |
| PAGE 2 | |
| PAGE 3 | |
| PAGE 4 | |
| PAGE 5 | |
| PAGE 6 | |
| PAGE 7 | |
| PAGE 8 | |
| PAGE 9 | |
| PAGE 10 | |
| PAGE 11 | |
| PAGE 12 | |
| PAGE 13 | |
| PAGE 14 | |
| PAGE 15 | |
| PAGE 16 | |
| PAGE 17 | |
| PAGE 18 | |
| PAGE 19 | |
| PAGE 20 | |
| PAGE 21 | |
| PAGE 22 | |
| PAGE 23 | |
| PAGE 24 | |
| | |

| PAGE 25 | |
|---------|--|
| PAGE 26 | |
| PAGE 27 | |
| PAGE 28 | |
| PAGE 29 | |
| PAGE 30 | |
| PAGE 31 | |
| PAGE 32 | |
| PAGE 33 | |
| PAGE 34 | |
| PAGE 35 | |
| PAGE 36 | |
| PAGE 37 | |
| PAGE 38 | |
| PAGE 39 | |
| PAGE 40 | |
| PAGE 41 | |
| PAGE 42 | |
| PAGE 43 | |
| PAGE 44 | |
| PAGE 45 | |
| PAGE 46 | |
| PAGE 47 | |
| PAGE 48 | |
| PAGE 49 | |

| PAGE 50 | |
|---------|--|
| PAGE 51 | |
| PAGE 52 | |
| PAGE 53 | |
| PAGE 54 | |
| PAGE 55 | |
| PAGE 56 | |
| PAGE 57 | |
| PAGE 58 | |
| PAGE 59 | |
| PAGE 60 | |
| PAGE 61 | |
| PAGE 62 | |
| PAGE 63 | |
| PAGE 64 | |
| PAGE 65 | |
| PAGE 66 | |