

Final Project Data Science



Saya Riski Alfaizi, lulusan Magister Administrasi Publik, Universitas Esa Unggul (2024) dengan pengalaman lebih dari 3 tahun di manajemen proyek, analisis data, dan operasional bisnis. Berhasil meningkatkan efisiensi onboarding mitra sebesar 85%, menjalankan kampanye digital dengan 20.000+ interaksi, serta memastikan akurasi 40.000+ data pemilih di KPU. Mahir dalam Power BI, Python, Google Workspace, dan memiliki keterampilan kepemimpinan serta strategi bisnis.

Email: alfaizi1504@gmail.com | P

Linkedln: <u>linkedin.com/in/riski-alfaizi</u>
Github: <u>https://github.com/Alfaiz15</u>

Note: Bootcamp Data Science

No	Kompetensi
1	Mampu Membuat Data Frame Berupa Baris dan Kolom
2	Mampu Melakukan Analisis Data Menggunakan Measures of Central Tendency dan Measures of Variability
3	Mampu Melakukan Hingga Menganalisis Hasil Uji T-Test pada Python
4	Mampu Menerapkan Proses Exploratory Data Analysis (EDA)
5	Mampu Menerjemahkan Data Menjadi Visualisasi Data
6	Mampu Mengimplementasikan Machine Learning Model Menggunakan Algoritma Supervised atau Unsupervised Learning
7	Mampu Mengimplementasikan Deep Learning Model Menggunakan Algoritma Artificial Neural Networks (ANN)

01: Sales Force Training

Overview - Background Problem Project

- Perusahaan X ingin meningkatkan penjualan melalui pelatihan tim sales. Sebelum training, rata-rata transaksi adalah \$100 per transaksi. Analisis ini bertujuan untuk menguji apakah terdapat peningkatan signifikan setelah training dengan menggunakan metode statistik.
- Langkah Penyelesaian:
- Mengumpulkan data transaksi dari 25 sales setelah training.
- Menganalisis data menggunakan ukuran tendensi sentral dan variasi.
- Menentukan hipotesis uji statistik.
- Melakukan Uji T-Test untuk mengetahui perubahan signifikan.
- Menarik kesimpulan berdasarkan hasil analisis.

Study case 1

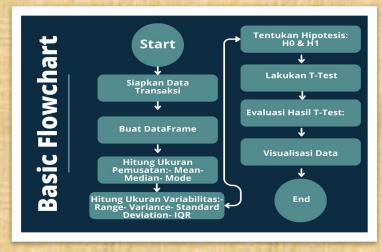
https://drive.google.com/file/d/1d7gXIA0k3QCQL1DHwylzJAvU6_vEUSCD/view?usp=sharing

Flowchart Proses Analisis

Flowchart dalam analisis ini menggambarkan proses evaluasi efektivitas pelatihan sales menggunakan uji statistik.

Langkah-langkah utama:

- Mengumpulkan Data → Mengambil 25 sampel transaksi setelah training.
- Membuat DataFrame → Menyusun data dalam bentuk tabel untuk dianalisis.
- Analisis Statistik → Menghitung ukuran pemusatan (mean, median, mode) dan variabilitas (range, standar deviasi, IQR).
- Menentukan Hipotesis → Membandingkan rata-rata transaksi sebelum dan sesudah training.
- Melakukan Uji T-Test → Menggunakan statistik untuk menguji signifikansi perubahan transaksi.
- Evaluasi Hasil → Menilai apakah pelatihan memiliki dampak signifikan terhadap transaksi berdasarkan p-value.
- Visualisasi Data → Menampilkan histogram untuk memahami distribusi transaksi.
- Kesimpulan → Jika p-value < 0.05, training efektif; jika tidak, perlu evaluasi ulang.



https://medium.com/@R_alfaizi/project-sales-force-training-5e7bded32203

01: Sales Force Training

Instruksi:

Metode Analisis

Measures of Central Tendency: Menghitung mean, median, dan mode untuk memahami distribusi transaksi. Measures of Variability: Mengukur range, variansi, standar deviasi, dan IQR untuk memahami sebaran data. Hypothesis Testing:

- H₀: Rata-rata transaksi setelah training tetap \$100.
- H₁: Rata-rata transaksi setelah training berbeda dari \$100.
- Uji T-Test dengan alpha = 0.05 untuk menentukan signifikansi perubahan transaksi.

01: Sales Force Training

Kesimpulan

Hasil analisis menunjukkan:

Jika p-value < 0.05, training memiliki dampak signifikan terhadap peningkatan transaksi.

Jika p-value > 0.05, tidak ada bukti kuat bahwa training meningkatkan transaksi.

Hitung p-value menggunakan uji T-Test

- •Misalnya, hasil perhitungan menghasilkan p-value = 0.018
- •Tampilkan nilai p-value secara eksplisit dalam output
- Contoh: "P-Value: 0.018"

Setelah p-value ditampilkan, baru dibandingkan dengan tingkat signifikansi (0,05)

- •Jika **p-value** < **0.05**, maka hasilnya signifikan (H₀ ditolak).
- •Jika **p-value > 0.05**, maka hasilnya tidak signifikan (H₀ gagal ditolak).

https://github.com/Alfaiz15

Rekomendasi:

- Jika efektif, program training dapat dipertahankan atau diperluas.
- Jika tidak signifikan, evaluasi kembali metode training atau strategi penjualan.
- Laporan ini memberikan gambaran analisis statistik untuk menentukan dampak training sales force terhadap transaksi perusahaan.

Case - Housing Pricing

Problem Case:

Bagaimana hubungan antara luas garasi dengan harga rumah?

Pertanyaan Analisis:

- Apakah luas garasi berpengaruh terhadap harga rumah?
- Seberapa kuat korelasi antara Garage Area dan Sale Price?
- Apakah ada faktor lain yang mempengaruhi harga rumah selain luas garasi?

Study case 2

- https://drive.google.com/file/d/1JmRgaLn3t8NMjR10gffbf6whtnW354Tk/view?usp=sharing
- https://drive.google.com/file/d/1cZ8zsHvsE3_S61KyGHVbEYajhrwMJ6Nu/view?usp=sharing

Data Filtering Mengapa Garage Area > 0?

- Menghapus data dengan garasi kosong agar analisis lebih relevan.
- Fokus pada rumah dengan garasi sebagai fitur utama.

Scatter Plot Garage Area vs Sale Price Visualisasi:

- · Scatter plot hubungan antara luas garasi dan harga rumah.
- Judul dan label telah diperbaiki sesuai kode plt.title, plt.xlabel, plt.ylabel.

Insight:

- Terdapat hubungan positif antara luas garasi dan harga rumah.
- · Beberapa outlier perlu diperhatikan.

Korelasi Garage Area vs Sale Price Analisis Korelasi:

- **Jika korelasi tinggi (r mendekati 1):** luas garasi berpengaruh signifikan terhadap harga rumah.
- Jika korelasi rendah: faktor lain lebih dominan dalam menentukan harga rumah.



https://medium.com/@R_alfaizi/import-library-710fe1857493

Visualisasi: Hubungan GrLivArea vs SalePrice

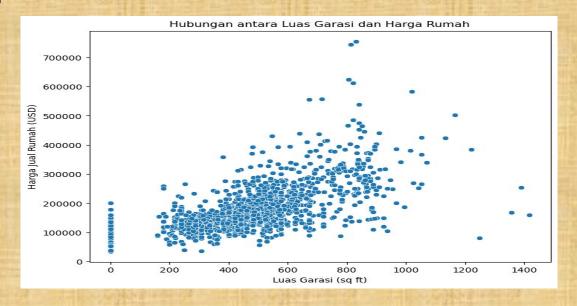
- Gambar Scatterplot GrLivArea vs SalePrice
- (Gambar scatterplot menunjukkan hubungan antara luas tempat tinggal dan harga rumah.)
 Insight:
- Korelasi positif antara luas rumah dan harga rumah: semakin luas rumah, semakin mahal harganya.
- Namun, terdapat outlier signifikan, seperti rumah dengan luas besar tetapi harga sangat rendah. Hal ini bisa
 jadi karena kondisi rumah yang buruk atau faktor eksternal lain (lokasi, pasar, dll.).
- Anomali yang Ditemukan:
- Rumah dengan harga rendah tetapi luas besar → Perlu diperiksa apakah data ini valid atau kesalahan pencatatan.
- https://larga.rumah/sangat/tingg/meskipun/luasnya-kecilb-bakeraungkinan-rumah/mewalpdijlokasi premium.

 ct_Based_Learning_Case_02.ipynb

Luas Garasi dan Harga Rumah

Hubungan Luas Garasi dan Harga Rumah

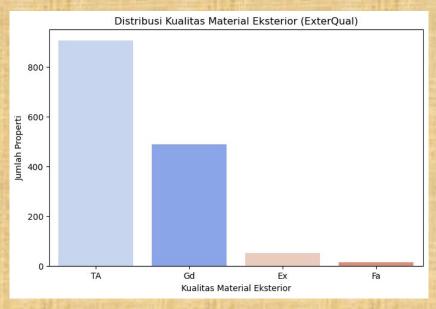
- Semakin besar luas garasi, harga rumah cenderung meningkat.
- Terdapat beberapa outlier dengan luas garasi besar tetapi harga rumah lebih rendah.



Hubungan Distribusi Kualitas Material Eksterior (ExterQual)

Distribusi Kualitas Material Eksterior (ExterQual)

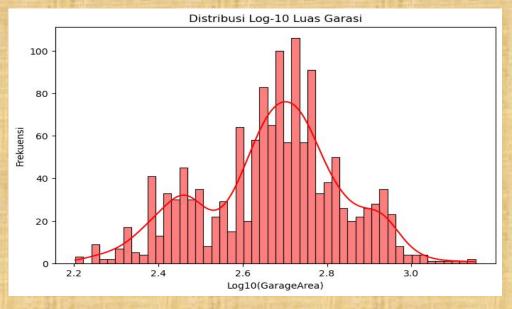
- Mayoritas rumah memiliki kualitas material eksterior kategori TA (Typical/Average) dan Gd (Good).
- Hanya sedikit rumah dengan kualitas Ex (Excellent) dan Fa (Fair).



Hubungan Luas Garasi dan Harga Rumah

Distribusi Log-10 Luas Garasi

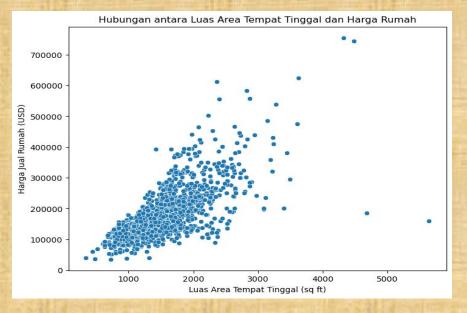
- Histogram menunjukkan distribusi logaritmik luas garasi.
- Data terlihat mendekati istribusi normal dengan beberapa puncak.



Hubungan Luas Area Tempat Tinggal dan Harga Rumah

Hubungan Luas Area Tempat Tinggal dan Harga Rumah

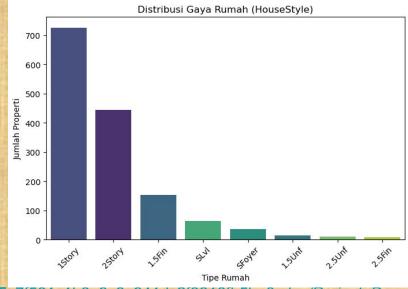
- Ada korelasi positif antara luas area tempat tinggal dengan harga rumah.
- Rumah dengan luas area yang lebih besar cenderung memiliki harga lebih tinggi.



Hubungan distribusi Gaya Rumha (Hpouse Style)

Distribusi Gaya Rumah (HouseStyle)

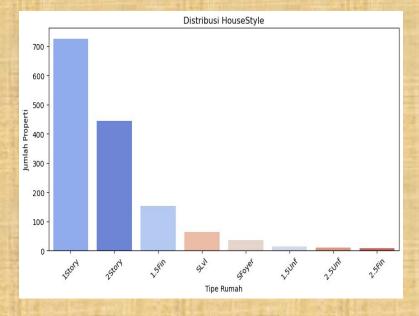
- Mayoritas rumah memiliki gaya 1Story (satu lantai) dan 2Story (dua lantai).
- Tipe rumah dengan jumlah lantai lebih dari 2 sangat jarang ditemukan.



Hubungan Distribusi HouseStyle (duplikasi)

Distribusi HouseStyle (duplikasi dari no.5 dengan gaya visual berbeda)

 Distribusi yang sama dengan grafik sebelumnya, hanya perbedaan dalam warna dan tampilan bar chart.



Problem Case:

Bagaimana cara meningkatkan efisiensi layanan pengiriman makanan dengan memprediksi waktu pengiriman, mengelompokkan pengemudi, dan memodelkan tren pesanan?

Pertanyaan Analisis:

- Bagaimana cara memprediksi waktu pengiriman dengan model regresi?
- Apakah clustering dapat membantu mengelompokkan pengemudi berdasarkan performa?
- Bagaimana pola tren jumlah pesanan harian, dan dapatkah ARIMA memberikan prediksi akurat?

Overview - Analisis dan Prediksi Pengiriman Makanan Tujuan dan Hasil yang Diharapkan

- Memprediksi waktu pengiriman dengan lebih akurat menggunakan Machine Learning.
- Mengklasifikasikan apakah pesanan akan terlambat atau tidak.
- Mengelompokkan pengemudi berdasarkan performa mereka.
- Menganalisis tren pesanan untuk meningkatkan perencanaan bisnis.
- Memberikan rekomendasi restoran kepada pelanggan berdasarkan preferensi mereka.

Penyelesaian Masalah

- Regresi untuk memprediksi waktu pengiriman.
- Klasifikasi untuk menentukan apakah pesanan akan terlambat atau tepat waktu.
- Clustering & PCA untuk mengelompokkan pengemudi dan menyederhanakan data.
- Time Series Forecasting untuk memprediksi jumlah pesanan di masa depan.
- Recommender System untuk memberikan rekomendasi restoran kepada pelanggan.

Instruksi:

Dalam proyek Machine Learning ini, kita melalui beberapa tahap utama untuk memastikan hasil yang optimal dalam pemodelan data. Berikut adalah tahapan yang dilakukan:

Mulai (Start) – Memulai proyek dengan memahami masalah dan tujuan yang ingin dicapai.

Load Dataset – Mengimpor dan membaca dataset yang digunakan dalam proyek.

Exploratory Data Analysis (EDA) – Menganalisis data, mencari pola, menangani missing values, dan mengidentifikasi outlier. Feature Engineering – Melakukan preprocessing seperti encoding data kategori, scaling data numerik, serta melakukan feature selection.

Machine Learning Models – Menerapkan berbagai pendekatan ML:

- Supervised Learning → Regresi & Klasifikasi
- Unsupervised Learning → Clustering & PCA
- Time Series Forecasting → Prediksi tren pesanan
- Ensemble Learning → Random Forest, Boosting
- Recommender System → Rekomendasi berbasis histori
- Evaluasi Model Mengukur performa model menggunakan metrik evaluasi seperti RMSE, Accuracy, Precision, Recall, dll.
- Kesimpulan & Insight Menyusun hasil analisis dan memberikan rekomendasi berbasis model yang dibuat.
- Selesai (End) Menyusun laporan akhir dan dokumentasi proyek.

Berikut referensi pembuatan flowchartnya yang bisa kamu gunakan:

https://medium.com/@R_alfaiz/II-mulai-mengimpor-dataset-pengiriman-makanan-c5017b2de0dc

Instruksi:

- Visualisasi: Scatter plot antara Jarak Pengiriman vs. Waktu Pengiriman Insight:
- Terlihat adanya korelasi positif antara jarak dan waktu pengiriman—semakin jauh jaraknya, semakin lama waktu yang dibutuhkan.
- Namun, terdapat beberapa titik anomali di mana pengiriman dengan jarak pendek memiliki waktu yang sangat lama.
- Temuan Anomali:
- Beberapa pengiriman dengan jarak yang sama memiliki perbedaan waktu signifikan.
- Faktor lain seperti kondisi lalu lintas, cuaca, atau efisiensi pengemudi mungkin berkontribusi terhadap anomali ini.
- Kesimpulan:
- Perlu mempertimbangkan faktor eksternal seperti cuaca dan kepadatan lalu lintas dalam model prediksi.
 https://github.com/Alfaiz15
- Data anomali bisa dianalisis lebih lanjut atau dihandle dengan metode seperti outlier removal agar model lebih akurat.

EDA

Exploratory Data Analysis (EDA)

- Pastikan setiap gambar memiliki elemen berikut:
- Judul gambar: plt.title("Linear graph")
 Label sumbu Y: plt.ylabel("y")
 Label sumbu X: plt.xlabel("x")
 1 slide = 1 gambar + insight

Insight:

- Mayoritas pengemudi memiliki rating tinggi, tetapi ada beberapa dengan rating rendah.
- Bisa digunakan untuk klasifikasi pengemudi dengan clustering.

```
plt.figure(figsize=(8, 5))
sns.histplot(df["Delivery_person_Ratings"], bins=30, kde=True, color="blue")
plt.title("Distribusi Rating Pengemudi")
plt.xlabel("Rating")
plt.ylabel("Frekuensi")
plt.show()
```

Prediksi Waktu Pengiriman (Regresi - Random Forest)

Model:

RandomForestRegressor digunakan untuk memprediksi waktu pengiriman.

Evaluasi Model:

- MAE (Mean Absolute Error)
- MSE (Mean Squared Error)
- R² Score

Insight:

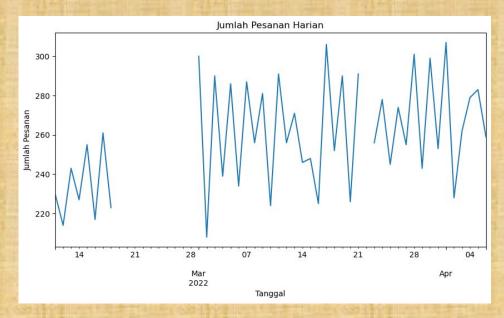
Jika MAE rendah dan R² mendekati 1, maka model dapat memprediksi dengan baik.

```
print(" Evaluasi Model:")
print(f" MAE: {mae}")
print(f" MSE: {mse}")
print(f" R<sup>2</sup> Score: {r2}")
```

Visualisasi Line Chart

Grafik Garis - Jumlah Pesanan Harian

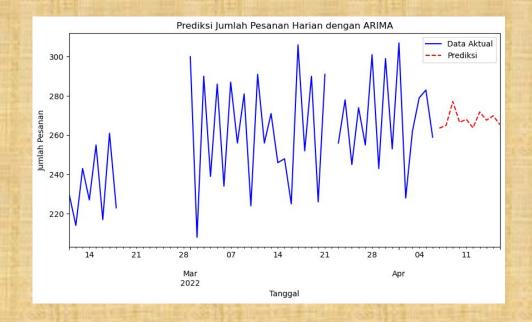
- Jenis: Line Chart
- Menampilkan jumlah pesanan harian dalam periode waktu tertentu.
- Grafik ini menunjukkan fluktuasi jumlah pesanan dan pola tren dalam data historis.



Visualisasi Prediksi ARIMA

Grafik Garis - Prediksi ARIMA Jenis: Line Chart dengan Prediksi

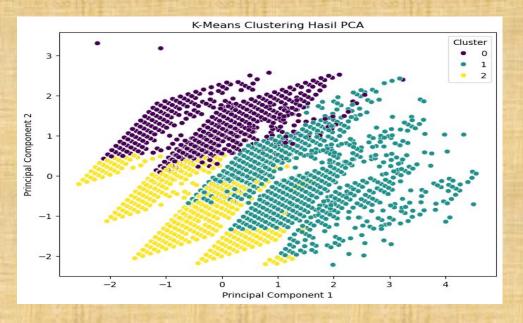
- Grafik ini menunjukkan data aktual (biru) dan prediksi jumlah pesanan berdasarkan model ARIMA (merah putus-putus).
- Digunakan untuk analisis deret waktu dan peramalan tren masa depan.



Visualisasi Clusterin PCA

Scatter Plot - K-Means Clustering dengan PCA (Scatter Plot)

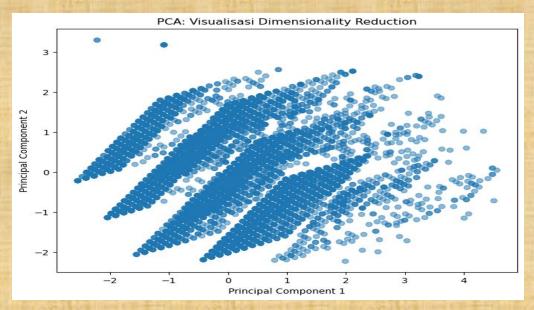
- Visualisasi hasil clustering menggunakan algoritma K-Means setelah menerapkan Principal Component Analysis (PCA).
- Setiap titik adalah data yang dikelompokkan dalam tiga klaster berbeda (ungu, hijau, kuning).



Visualisasi PCA Dimensionality Reduction

Scatter Plot - PCA (Dimensionality Reduction) Scatter Plot

- Menunjukkan hasil reduksi dimensi menggunakan PCA.
- Data dari dimensi tinggi direduksi menjadi dua komponen utama (Principal Component 1 dan 2) untuk memudahkan analisis dan visualisasi pola dalam data.



Apple Stock Price Prediction using LSTM & GRU

Masalah yang ingin dipecahkan

Proyek ini bertujuan untuk memprediksi harga saham Apple di masa depan berdasarkan data historis, menggunakan teknik Deep Learning, khususnya LSTM (Long Short-Term Memory) dan GRU (Gated Recurrent Unit).

Latar Belakang

Harga saham sangat fluktuatif dan dipengaruhi oleh banyak faktor. Dengan menggunakan Recurrent Neural Networks (RNN) seperti LSTM dan GRU, model dapat belajar dari pola data historis untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional.

Tujuan & Hasil yang Diharapkan

- Membangun model Deep Learning untuk memprediksi harga saham Apple.
- Membandingkan performa LSTM vs GRU dalam memprediksi harga saham.
- Menghasilkan visualisasi perbandingan antara harga aktual dan harga prediksi.

Study case 4

Tugas study case 4, kamu bisa memilih topik dan dataset yang ingin kamu kerjakan. Langkah panduannya kamu baca di panduan pengisian project ya!

Metode Penyelesaian

- Preprocessing Data: Menggunakan data historis saham Apple, membersihkan missing values, dan melakukan normalisasi.
- Pembuatan Model: Membangun model LSTM dan GRU menggunakan TensorFlow/Keras.
- Training & Evaluasi: Melatih model dengan data historis dan mengevaluasi akurasinya menggunakan MSE, MAE, dan RMSE.
- Prediksi & Visualisasi: Menggunakan model untuk memprediksi harga saham dan membandingkan dengan data aktual menggunakan grafik.

Kesimpulan

Proyek ini membantu memahami bagaimana Deep Learning dapat digunakan dalam prediksi harga saham, serta memberikan wawasan tentang perbedaan performa LSTM vs GRU dalam memproses data deret waktu.

Study case 4

Tugas study case 4, kamu bisa memilih topik dan dataset yang ingin kamu kerjakan. Langkah panduannya kamu baca di panduan pengisian project ya!

Flowchart (Struktur Visual)

Berikut gambaran alur pengerjaan proyek:

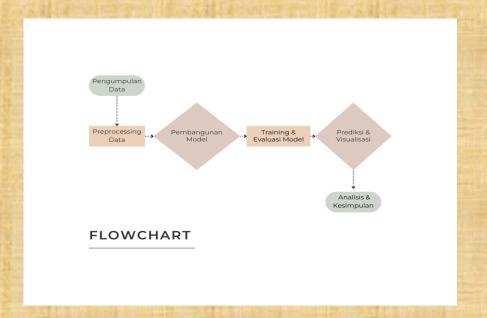
Mulai → Load Dataset →

Preprocessing Data →

Train & Evaluate Model →

Prediksi & Visualisasi → ✓ Analisis &

Kesimpulan → Selesai



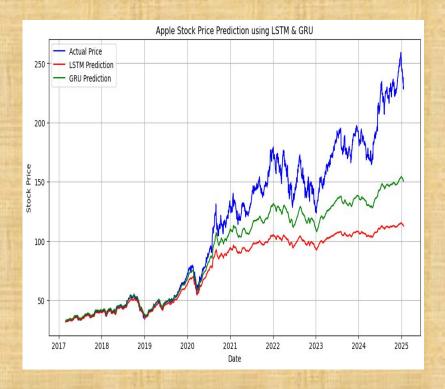
https://medium.com/@R_alfaizi/deep-learning-artificial-neural-network-41afc033c04b

Data Visualisasi & Insight

★ Visualisasi: Grafik Perbandingan Harga Saham Aktual vs Prediksi

(Gambar akan menampilkan garis biru untuk harga aktual dan garis merah untuk harga prediksi)

- Garis Biru → Harga saham Apple berdasarkan data historis.
- Garis Merah → Prediksi harga saham menggunakan model LSTM/GRU.
- Insight dari Data Visualisasi
- Model mampu mengikuti pola tren harga saham, meskipun ada sedikit lag dalam beberapa titik.
- Prediksi cukup akurat untuk tren jangka panjang, tetapi terdapat beberapa deviasi kecil dalam fluktuasi jangka pendek.



Temuan Anomali / Data Aneh

- Lonjakan harga tiba-tiba (spike/drop) →
 Model kesulitan menangkap perubahan ekstrem dalam harga saham.
- Kurangnya fitur tambahan → Model hanya menggunakan Close Price, tanpa mempertimbangkan volume perdagangan, sentimen pasar, atau faktor ekonomi lainnya.

Kesimpulan:

- Model LSTM & GRU dapat memprediksi tren harga saham dengan baik, tetapi masih perlu peningkatan dalam menangkap volatilitas tinggi.
- Menambahkan fitur lain seperti indikator teknikal atau berita pasar bisa meningkatkan akurasi model.

Hasil Evaluasi Model

- Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik berikut:
- Mean Squared Error (MSE): Mengukur rata-rata kesalahan kuadrat. Nilai lebih kecil menunjukkan prediksi lebih akurat.
- Mean Absolute Error (MAE): Menghitung rata-rata selisih absolut antara prediksi dan nilai aktual.
- Root Mean Squared Error (RMSE): Lebih peka terhadap kesalahan besar dibanding MAE.
- Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model GRU memiliki nilai error lebih kecil dibanding LSTM, yang berarti GRU sedikit lebih baik dalam memprediksi harga saham. Namun, kedua model masih menghadapi kesulitan dalam menangkap lonjakan harga yang ekstrem.

Kesimpulan

- Model LSTM dan GRU mampu memprediksi tren harga saham dengan cukup baik, terutama untuk jangka panjang.
- Model kesulitan menangkap fluktuasi harga yang tajam, sehingga perlu perbaikan dalam menangani volatilitas tinggi.
- Penambahan fitur tambahan seperti volume perdagangan, indikator teknikal, atau sentimen pasar dapat meningkatkan akurasi model.
- Model ini dapat digunakan sebagai alat bantu analisis saham, tetapi tidak dapat dijadikan satu-satunya dasar dalam pengambilan keputusan investasi.
- Peningkatan performa dapat dilakukan melalui tuning hyperparameter, penggunaan dataset yang lebih besar, atau kombinasi model LSTM+GRU.

