

Penerapan Model Machine Learning Algoritma Gradient Boosting dan Linear Regression Melakukan Prediksi Harga Kendaraan Bekas

Application Of Machine Learning Models and Gradient Boosting Algorithms Doing Linear Regression Vehicle Price Prediction Used

Leriansyah Putra Nasyuli*¹, Imran Lubis², Andi Marwan Elhanafi³ (*corresponding author)

^{1,2,3} Fakultas Teknik Dan Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Harapan Medan, Indonesia

Email: leriansyah12@gmail.com

Abstrak

Meningkatnya jumlah keluaran mobil terbaru ditambah dengan semakin masif nya iklan tentang mobil-mobil terbaru di Kota medan, membuat semakin konsumen atau masyarakat tertarik dan terdorong untuk dapat menukar (menjual) mobilnya dan menggantinya dengan mobil keluaran terbaru, sehingga hal ini menciptakan mobil bekas yang masih layak pakai untuk kembali diperjual belikan kepada konsumen lainnya sehingga menjadikan pemasaran mobil bekas sangat banyak. Hal ini terbukti dengan banyaknya permintaan terhadap pembelian mobil bekas di Kota medan untuk memenuhi kebutuhannya terhadap kendaraan roda empat. Kendaraan bekas terutama roda 4 memiliki harga yang bervariasi dan selalu tidak sama antara penjual satu dengan penjualan lainnya yang menyebabkan kebingungan bagi pembeli terhadap harga mobil bekas untuk mengatasi masalah tersebut penulis menggunakan teknik data mining dalam melakukan prediksi kendaraan bekas terutama roda 4. Hasil yang diterapkan yaitu melakukan prediksi dengan menggunakan algoritma gradient boosting dan algoritma linear regressin yang menghasilkan prediksi mobil bekas.

Kata Kunci: Prediksi, Algoritma, Gradient Boosting

Abstract

The increase in the number of new car releases coupled with the increasingly massive advertisements about the latest cars in the city of Medan, makes consumers or the public more interested and encouraged to be able to exchange (sell) their cars and replace them with the latest cars, so this creates used cars that are still suitable for use to be re-sold and bought to other consumers so that it makes the marketing of used cars very large. This is proven by the large number of requests for used car purchases in the city of Medan to meet their needs for four-wheeled vehicles. Used vehicles, especially 4-wheeled vehicles, have varying prices and are always different from one seller to another, which causes confusion for buyers about used car prices. To overcome this problem, the authors use data mining techniques to predict used vehicles, especially 4-wheeled vehicles. The results applied are make predictions using the gradient boosting algorithm and the linear regression algorithm which produces used car predictions.

Keywords: Prediction, Algorithm, Gradient Boosting

1. PENDAHULUAN

Sejalan dengan kemajuan teknologi, menyebabkan semakin banyak jenis kendaraan roda empat yang ditawarkan di pasaran guna memenuhi kebutuhan masyarakat. Hal ini akan memberikan kesempatan lebih luas kepada masyarakat untuk memilih dan membeli kendaraan roda empat yang sesuai dengan keinginan dan kebutuhannya, karena dalam kehidupan ini masyarakat yang juga sebagai manusia seringkali dihadapkan oleh berbagai macam masalah. Salah satu masalah yang dihadapi oleh manusia adalah akan kebutuhan hidupnya [1].

Pemanfaatan Teknik *Machine Learning* sangat memungkinkan melakukan pembelajaran dengan lapisan yang lebih kompleks agar mendapatkan akurasi yang tinggi dalam melakukan peralaman harga mobil bekas [2]. Dalam melakukan prediksi banyak algoritma dapat digunakan salah satunya algoritma *gradient boosting* dan *linear regression* dalam melakukan prediksi harga mobil bekas kemudian memanfaatkan teknik pengukuran tingkat error yaitu MSE yang berfungsi untuk mengecek estimasi berapa nilai kesalahan pada peramalan harga kendaraan bekas [5]. Gradient boosting merupakan metode pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang bertujuan untuk membuat setiap *recurrent unit* bisa dapat menangkap hubungan (dependensi) dalam skala waktu yang berbeda-beda secara adaptif [3]. menyatakan bahwa metode GRU memiliki lebih sedikit parameter dari pada *Long Short-Term Memory* (LSTM) sehingga komputasinya lebih sederhana dan waktu yang dibutuhkan lebih sedikit. Serta akurasi yang didapat bagus dalam melakukan peramalan harga kendaraan bekas. Berdasarkan hasil yang didapat pada penelitian lainnya menunjukkan bahwa metode gradient boosting memiliki nilai kesalahan (*error*) yang lebih kecil dibandingkan metode atau algoritma lainnya [4], Adapun penelitian yang dilakukan oleh wang terhadap model jaringan saraf unit berulang gerbang yang dioptimalkan diusulkan untuk memecahkan masalah efisiensi pembelajaran yang rendah dan akurasi prediksi mobil bekas [6].

2. METODE PENELITIAN

Adapun metode penelitian yang di gunakan dalam menyelesaikan tugas akhir ini adalah menggunakan metode *waterfall* dimana setiap pekerjaan akan dilakukan secara berurutan mulai dari atas hingga ke bawah:

1. Requirement (Kebutuhan)

Mempersiapkan dan menganalisa kebutuhan dari software yang akan dikerjakan. Informasi dan *insight* yang diperoleh dapat berupa dari hasil wawancara, survei, studi literatur, observasi, hingga diskusi.

2. Analisis sistem

Pada tahapan ini akan melakukan analisa sistem untuk mendapatkan proses permasalahan yang terjadi dalam penjualan dan transaksi jual beli kendaraan bekas

3. Design (Desain)

Pembuatan desain aplikasi sebelum masuk pada proses *coding*. Tujuan dari tahap ini, supaya mempunyai gambaran jelas mengenai tampilan dan antarmuka yang kemudian akan dieksekusi oleh *programmer*.

4. Implementation (Implementasi)

Implementasi kode program dengan menggunakan berbagai *tools* dan bahasa pemrograman sesuai dengan kebutuhan. pada tahap implementasi ini lebih berfokus pada hal teknis, dimana hasil dari desain perangkat lunak akan diterjemahkan ke dalam bahasa pemrograman melalui *programmer* atau *developer*

5. *Integration & Testing* (Integrasi dan Pengujian)

Proses integrasi dan pengujian sistem bertujuan untuk mengetahui apakah perangkat lunak sudah sesuai dengan desain, dan fungsionalitas dari aplikasi apakah berjalan dengan baik atau tidak. Jadi, dengan adanya tahap pengujian, maka dapat mencegah terjadinya kesalahan, bug, atau error pada program.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Yang Digunakan

Penelitian ini dalam pelaksanaannya menggunakan jenis data sekunder yaitu data yang telah ada sebelumnya yaitu data harga mobil bekas. Penelitian ini mengumpulkan data dan teori yang relevan terhadap permasalahan yang akan diteliti dengan melakukan studi pustaka terhadap literatur dan lainnya seperti artikel, jurnal, buku dan penelitian terdahulu. Jenis data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder dengan tipe data time series. Terdapat beberapa variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu harga mobil bekas. Untuk data harga mobil bekas bersumber dari situs online data kaggle.com.

Tabel 1 Data Harga mobil bekas

Model	year	Price	transmission	mileage	fuelType	engine
Avanza Veloz	2018	180.000.000	Manual	15735	Bensin	1500 CC
Avanza G	2020	185.000.000	Manual	36203	Bensin	1300 CC
Avanza E	2019	170.000.000	Manual	29946	Bensin	1300 CC
Innova Q	2020	390.000.000	Manual	25952	Diesel	2400CC
Innova V	2020	380.000.000	Automatic	1998	Diesel	2400 CC
Innova G	2020	360.000.000	Manual	32923	Diesel	2400 CC
Calya G	2020	128.000.000	Manual	32260	Bensin	1200 CC
Calya E	2018	110.000.000	Manual	76788	Bensin	1200 CC
Agya TRD	2020	128.000.000	Manual	75185	Bensin	1200CC
Agya G	2020	122.000.000	Manual	49322	Bensin	1000CC
Agya E	2018	102.000.000	Manual	49281	Bensin	1000 CC
Rush TRD	2020	243.000.000	Automatic	28457	Bensin	1500 CC
Rush G	2020	235.000.000	Manual	30214	Bensin	1500 CC
Fortuner TRD VRZ	2019	473.000.000	Automatic	49631	Diesel	2700 CC
Fotuner VRZ	2020	460.000.000	Automatic	30758	Diesel	2700 CC
Yaris TRD	2019	240.000.000	Manual	27493	Bensin	1500CC
Yaris G	2018	215.000.000	Manual	29983	Bensin	1500 CC
Yaris E	2019	180.000.000	Manual	2098	Bensin	1500 CC
Sienta Q CVT	2019	185.000.000	Automatic	85730	Bensin	1461 CC
Sienta V CVT	2019	178.000.000	Automatic	9409	Bensin	2143 CC
Sienta V	2019	170.000.000	Manual	7032	Bensin	1995 CC
Vios G	2020	220.000.000	Manual	49385	Bensin	1248 CC
Vios E	2020	213.000.000	Manual	48754	Bensin	1984 CC

3.2 Perhitungan algoritma

berikut ini perhitungan algoritmadalam melakukan prediksi mobil bekas:

1. Data

Dengan melihat data dari file excel yang diberikan, maka dapat disimpulkan bahwa yang mempengaruhi status harga mobil bekas ada 3 attribute, yaitu harga, tahun, dan transmisi. Pada penelitian ini akan menggunakan 10 data pertama yang akan dihitung menggunakan model linear regression yang telah dibuat untuk melakukan validasi terkait apakah data mobil bekas tersebut mempunyai harga yang fluktuatif. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk melakukan verifikasi terkait status harga mobil bekas tersebut adalah Fungsi Sigmoid karena data-nya berbentuk diskrit.

Berikut merupakan tampilan datanya:

Tabel 2 Tampilan Data

NO.	MODEL	HARGA	TAHUN	TRANSMISI	FUELTYPE
1.	Avanza Veloz	180.000.000	2017	Manual	Bensin
2.	Avanza G	185.000.000	2016	Automatic	Bensin
3.	Avanza E	170.000.000	2016	Manual	Bensin
4.	Innova Q	390.000.000	2017	Automatic	Diesel
5.	Innova V	380.000.000	2019	Manual	Diesel
6.	Innova G	360.000.000	2016	Automatic	Diesel
7.	Calya G	128.000.000	2016	Automatic	Bensin
8.	Calya E	110.000.000	2016	Manual	Bensin
9.	Agya TRD	128.000.000	2015	Manual	Bensin
10.	Agya G	122.000.000	2017	Manual	Bensin

Karena data diatas masih berbentuk kata-kata, maka kita perlu lakukan encoding untuk mengubah komponen datanya menjadi angka sehingga bisa dilakukan kalkulasi kedalam model Linear regression (Neural Network).

Untuk data yang berbentuk diskrit, yang terdiri dari 2 kelas seperti STATUS Petrol dan diesel, maka kita akan melakukan encoding dengan mengubah datanya menjadi data biner (Manual = 1, automatic = 0; Bensin = 1, diesel = 0).

Untuk Kolom transmisi, terdiri dari 2 kelas, yaitu :

1. Manual : ada 4 data.
2. Automatic : ada 6 data.

Kita akan melakukan encoding untuk 4 data tersebut diatas dengan memasukkan nilai probabilitasnya. Dimana kita tahu rumus probabilitas adalah :

$$P = \frac{\text{Jumlah data(yang dimaksud)}}{\text{Banyak data}} \quad (1)$$

Sehingga nilai probabilitas untuk setiap kelas adalah :

1. Manual: 0.4
2. Automatic: 0.6.

Nilai probabilitas inilah yang akan kita masukkan kedalam model linear regresion

Untuk kolom tahun, kita akan membaginya menjadi 2 kelas. Yaitu kelas yang diprioritaskan tahun tinggi dengan range 2017- 2022, sehingga kita akan memberikan nilai biner untuk nilai (Nilai 1 jika dengan range 2017- 2022, Nilai 0 jika dengan range 2015- 2017).

Sehingga bentuk data setelah di encoding adalah :

Tabel 3 Hasil Tampilan Data Setelah di Coding

NO.	MODEL	HARGA	TAHUN	TRANSMISI	FUELTYPE
1.	Avanza Veloz	0	1	0.4	1

2.	Avanza G	0	1	0.4	1
3.	Avanza E	0	0	0.4	1
4.	Innova Q	0	1	0.4	1
5.	Innova V	1	1	0.1	1
6.	Innova G	0	1	0.1	0
7.	Calya G	0	0	0.4	1
8.	Calya E	1	1	0.4	1
9.	Agya TRD	0	1	0.4	1

Kita eliminasi data yang tidak dibutuhkan seperti Nama dan Nomer. Sehingga menjadi :

Tabel 4 Tampilan Data Setelah di Eleminasi

INPUT 1	INPUT 2	INPUT 3	LABEL
0	1	0.4	1
0	1	0.4	1
0	0	0.4	1
0	1	0.4	1
1	1	0.1	1
0	1	0.1	0
0	0	0.4	1
1	1	0.4	1
0	1	0.4	1

Karena menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, maka hasil perhitungan (label) dari linear regression-nya merupakan nilai probabilitasnya.

2. Linear regression

Rumus umum dari linear regression atau neural network adalah :

$$\text{output (label)} = \sigma(Wx + b)$$

σ = fungsi aktivasi (sigmoid)

W = weight

x = data input

b = bias

fungsi sigmoid berbentuk seperti dibawah ini :

$$\sigma = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Tugas kita selanjutnya adalah dengan menginisiasi fungsi dengan error yang paling rendah atau fungsi yang memiliki hasil probabilitas terbaik sesuai dengan label yang telah tersedia. Kita akan menggunakan fungsi dengan nilai Weight dan Bias seperti dibawah ini sebagai fungsi inisiasi-nya:

$$\begin{aligned} W &= 0.155 \\ &= 0.075 \\ &= 1.231 \\ b &= 0.376 \end{aligned}$$

Kita akan mencoba diatas dengan melakukan testing pada data yang telah di preparasi.

1. Avanza veloz

Label = 1

$$\text{Label} = \sigma \left[\begin{array}{ccc} & 0.155 & \\ 0 & 1 & 0.4 \cdot \frac{0.075}{1.23} + 0.376 \end{array} \right] = \sigma(0.944) = 0.719$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.719, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

2. Avanza G

Label = 1

$$\text{Label} = \sigma \left[\begin{array}{ccc} & 0.155 & \\ 0 & 1 & 0.4 \cdot \frac{0.075}{1.23} + 0.376 \end{array} \right] = \sigma(0.944) = 0.719$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.719, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

3. Avanza E

Label = 1

$$\text{Label} = \sigma \left[\begin{array}{ccc} & 0.155 & \\ 0 & 0 & 0.4 \cdot \frac{0.075}{1.23} + 0.376 \end{array} \right] = \sigma(0.868) = 0.704$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.704, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

4. Innova Q

Label = 1

$$\text{Label} = \sigma \left[\begin{array}{ccc} & 0.155 & \\ 0 & 1 & 0.4 \cdot \frac{0.075}{1.23} + 0.376 \end{array} \right] = \sigma(0.944) = 0.719$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.719, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

5. Innova V

Label = 1

$$\text{Label} = \sigma \left[\begin{array}{ccc} & 0.155 & \\ 1 & 1 & 0.1 \cdot \frac{0.075}{1.23} + 0.376 \end{array} \right] = \sigma(0.730) = 0.674$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.674, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

6. Innova G

Label = 0

$$\text{Label} = \sigma \left[\begin{array}{ccc} & 0.155 & \\ 0 & 1 & 0.1 \cdot \frac{0.075}{1.23} + 0.376 \end{array} \right] = \sigma(0.574) = 0.639$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.639, sehingga bisa disimpulkan untuk data ini, tidak sesuai dengan linear regression.

7. Calya G

Label = 1

$$\text{Label} = \sigma \left[\begin{array}{ccc} & 0.155 & \\ 0 & 0 & 0.4 \cdot \frac{0.075}{1.23} + 0.376 \end{array} \right] = \sigma(0.868) = 0.704$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.704, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

MAzda

Label = 1

$$Label = \sigma \left[\begin{matrix} & & 0.155 \\ 1 & 1 & 0.4 \cdot 0.075 + 0.376 \\ & & 1.23 \end{matrix} \right] = \sigma(1.099) = 0.750$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.750, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

8. Calya E

Label = 1

$$Label = \sigma \left[\begin{matrix} & & 0.155 \\ 0 & 1 & 0.4 \cdot 0.075 + 0.376 \\ & & 1.23 \end{matrix} \right] = \sigma(0.944) = 0.719$$

Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.719, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

9. Agya TRD

Label = 1

$$Label = \sigma \left[\begin{matrix} & & 0.155 \\ 1 & 1 & 0.4 \cdot 0.075 + 0.376 \\ & & 1.23 \end{matrix} \right] = \sigma(1.099) = 0.750$$

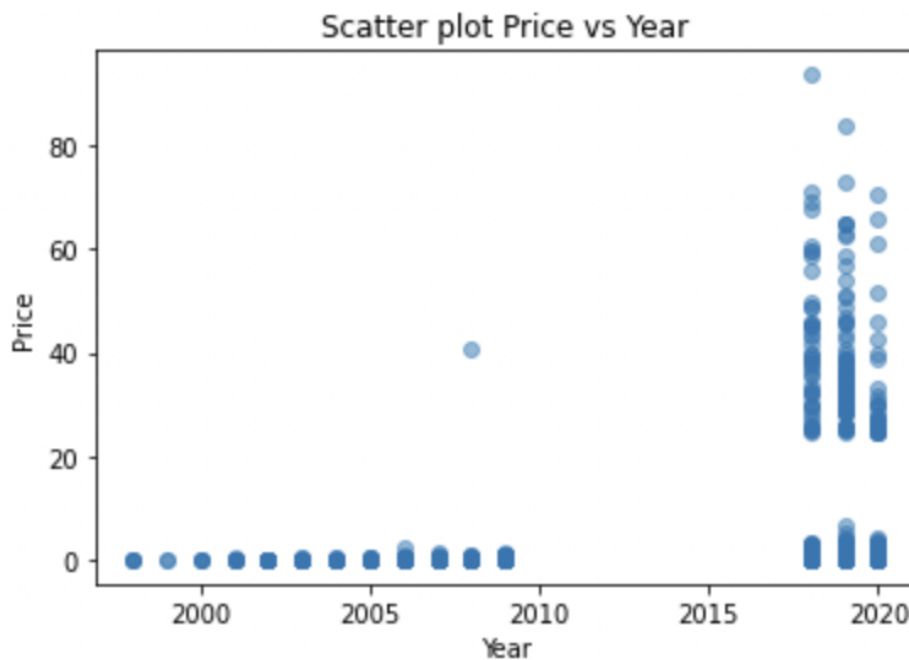
Label dengan menggunakan linear regression diperoleh adalah 0.750, sehingga bisa disimpulkan bahwa label awal dan label linear regression sesuai.

Dapat disimpulkan bahwa model diatas bekerja cukup baik walaupun dengan error yang tergolong tinggi dikarenakan jumlah data yang digunakan sangatlah sedikit. Nilai error bisa dihitung menggunakan rumus antara 2 buah titik data karena data yang kita punya tidak terlalu kompleks. Kita akan menggunakan nilai yang didapat pada data Innova F sehingga diperoleh nilai error:

$$error = \frac{|label\ awal - label\ prediksi|}{label\ awal} = \frac{|1 - 0.719|}{1} = 0.281$$

3.3 Visualisasi OHLC pada data

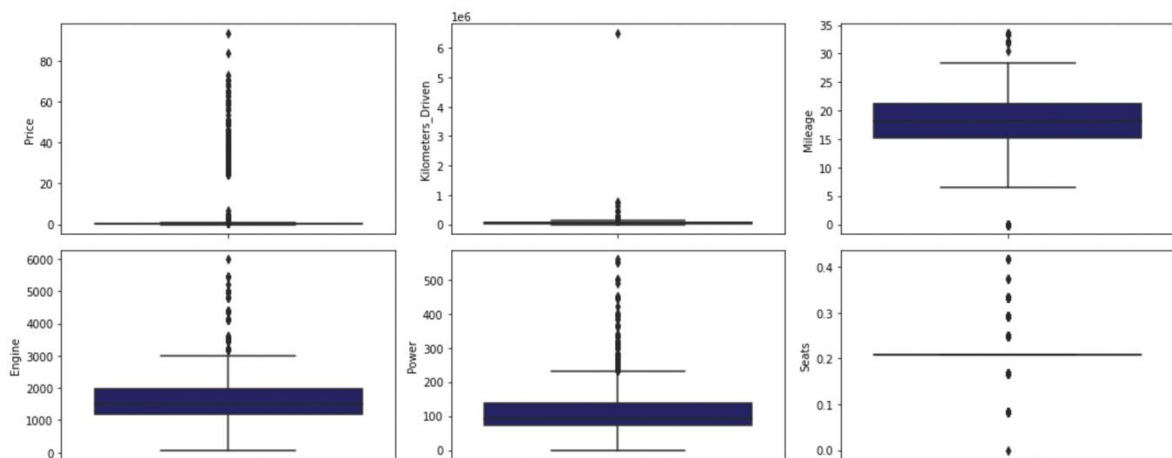
Visualisasi OHLC merupakan representasi grafis dari data harga mobil bekas. Dengan menggunakan elemen-elemen visual, visualisasi data juga mempermudah untuk menarik kesimpulan dengan melihat tren atau pola yang ada. Berikut ini visualisasi data OHLC pada data harga mobil bekas pada gambar 1:



Gambar 1 Visualisasi OHLC pada data harga mobil bekas

4.4 Visualisasi Volume pada data

Representasi grafis dari data harga data mobil bekas. Dengan menggunakan elemen-elemen visual seperti visualisasi volume pada data yang akan ditampilkan pada gambar berikut ini

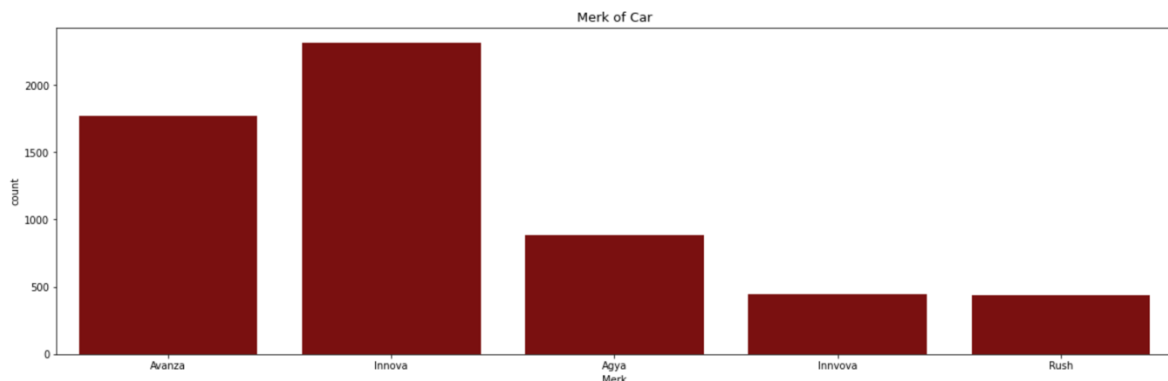


Gambar 2 Visualisasi *Volume* pada Data

Keterangan gambar2 akan menampilkan Visualisasi data *Volume* untuk melihat pola dari data secara intuitif apakah terdapat tren dan *seasonal* atau tidak.

3.5 Visualisasi change pada merek mobil

Representasi grafis dari data mobil bekas. Dengan menggunakan elemen-elemen visual seperti visualisasi change pada data yang akan ditampilkan pada gambar berikut ini

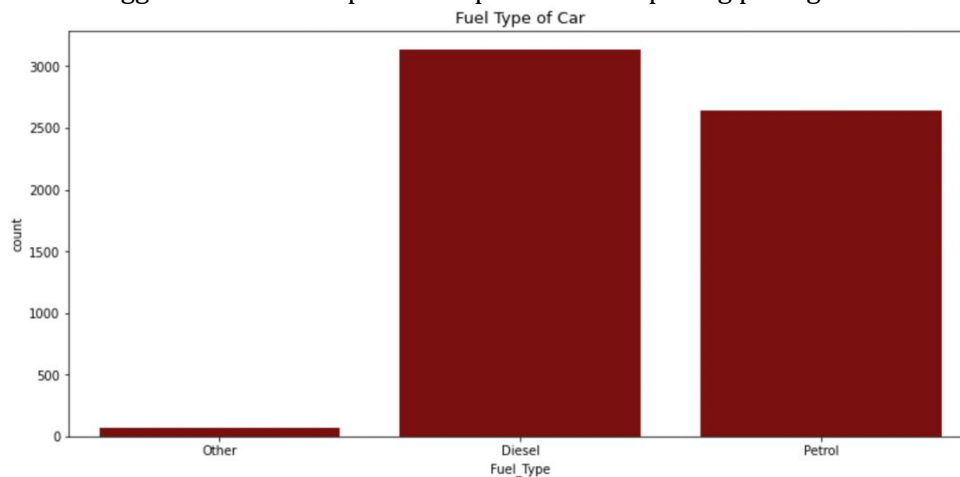


Gambar 3 Visualisasi Change (%) pada Data

Keterangan gambar 3 akan menjelaskan bahwa dalam memprediksi harga prediksi mobil bekas terdapat Visualisasi data *Change* untuk melihat pola dari data secara intuitif apakah terdapat tren dan *seasonal* atau tidak.

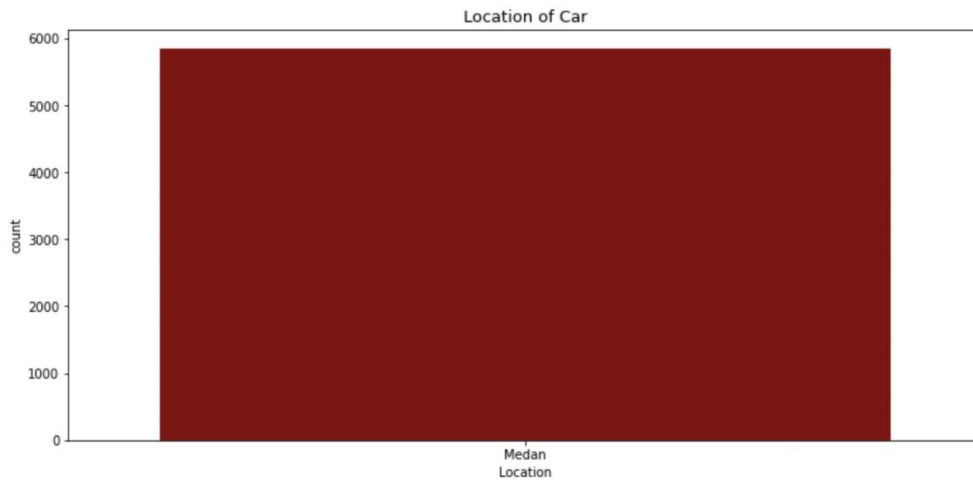
3.6 Decomposing change

Langkah dekomposisi diperlukan untuk menghilangkan komponen deterministik dari deret waktu dan untuk membuat deret waktu sedekat mungkin dengan sinyal stasioner secara statistic. Sehingga beriku ini tampilan dari proses decomposing pada gambar 4



Gambar 4 Decomposing (TREND) Close pada Data

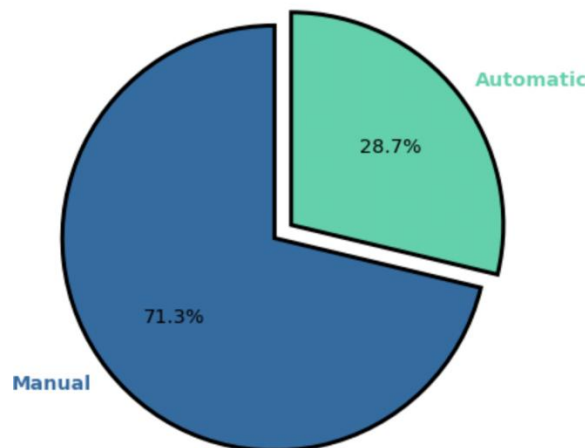
3.7 Decomposing Location Car



Gambar 5 Decomposing Location

Melakukan pemisahan data (*Decompose*) terhadap tren dan seasonal. Data tanpa tren dan seasonal dapat dilihat pada data residual. Fungsi pemisahan ini adalah untuk mencapai syarat time series yaitu stationer. Disisi lain, tren dan seasonal juga dapat digunakan untuk eksplorasi data untuk mendapatkan *insight* tertentu.

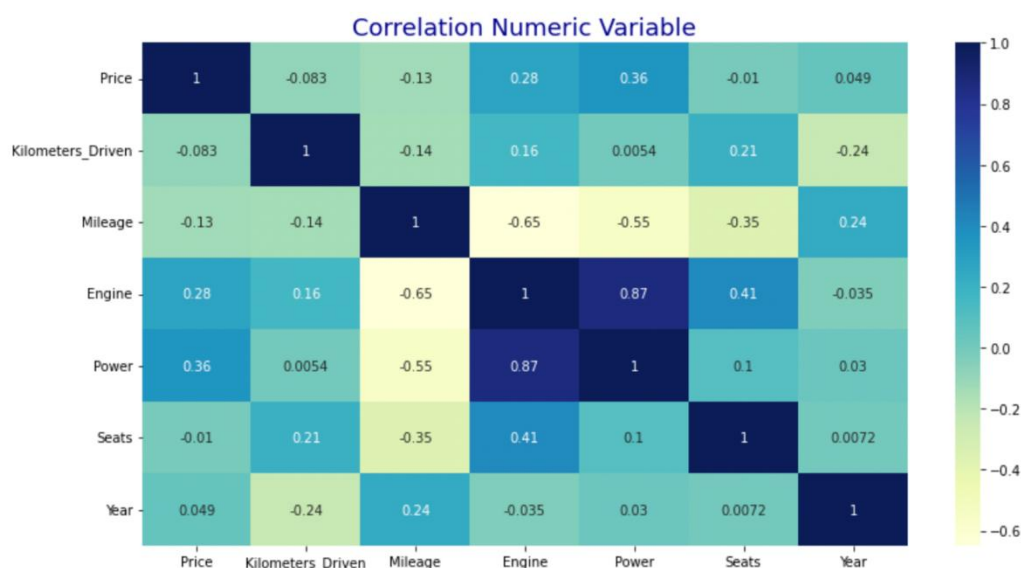
3.8 Visualisasi Korelasi Masing Masing variabel Transmission of Car



Gambar 6 Visualisasi korelasi masing masing variabel

Keterangan gambar 6 merupakan Korelasi menggunakan pearson correlation untuk melihat apakah terdapat korelasi antar varaibel. Range dari korelasi adalah 1 hingga -1. Apabila score -1, artinya korelasi negative, apabila score 1 artinya korelasi positif.

3.9 Visualisasi korelasi berdasarkan sessonal masing masing variabel Visualisasi akan menampilkan diagram yang mana terdapat informasi korelasi berdasarkan sessonal masing masing variable yang terdapat pada gambar 7 berikut ini

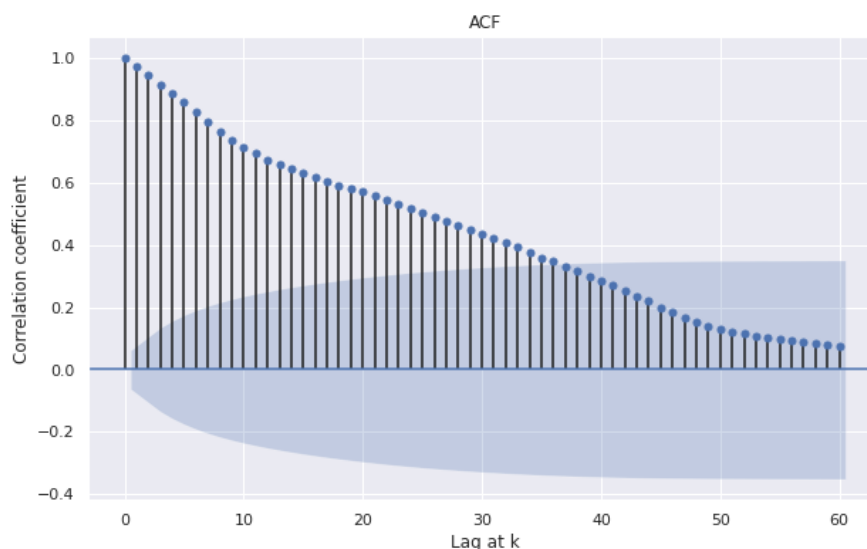


Gambar 7 Visualisasi korelasi berdasarkan seasonal masing masing variabel

keterangan Gambar 7 merupakan Korelasi menggunakan pearson correlation untuk melihat apakah terdapat korelasi **seasonal** antar variabel. Range dari korelasi adalah 1 hingga -1. Apabila score -1, artinya korelasi negative, apabila score 1 artinya korelasi positif.

3.10 Visualisasi Autokorelasi (ACF) lags 60.

Visualisasi akan menampilkan diagram yang mana terdapat informasi dari Visualisasi Autokorelasi (ACF) lags 60. Visualisasi autokorelasi berfungsi untuk melihat pola data dari harga mobil bekas berdasarkan koefisien



Gambar 8 Visualisasi Autokorelasi (ACF) lags 60

Garis berwarna biru merupakan batas confidence interval. Jika tinggi dari bar berada di luar batas confidence interval maka dapat disimpulkan sebagai statistically significant. Sebaliknya, apabila terdapat lags (bar tunggal) berada di dalam wilayah batas confidence interval maka dapat disimpulkan bahwa lags tersebut tidak statistical significant.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Dalam uraian rangkaian mulai dari proses prediksi harga mobil bekas Secara umum langkah langkah membangun sistem yang dibuat terdiri dari preprocessing data, inisialisasi hyperparameter, training gradient boosting dan melakukan uji terhadap data testing, dapat ditarik beberapa kesimpulan penting antara lain:

1. Dengan melakukan percobaan iterasi 125 maka didapat jumlah MSE terkecil pada iterasi 125 dengan kombinasi pencarian model menggunakan learning rate 0,01, batch size 100, epoch hidden state 512 dan windows size 30
2. Terdapat hasil dari perhitungan tingkat error RMSE mendapatkan hasil 5.812 dan MAPE mendapatkan hasil 7,5

4.2 Saran

Dari Penelitian yang telah penulis lakukan tentunya tidak akan terlepas dari kekurangan, oleh karena itu perlu adanya perbaikan dan pengembangan sistem lebih lanjut kedepannya, maka diperlukan dan harus diperhatikan beberapa, diantaranya:

1. Perlu menambahkan beberapa data dan variable yang mungkin saja dapat mempengaruhi hasil.
2. Untuk mendapatkan arsitektur model yang lebih baik gunakan lebih banyak variasi pada neuron tersembunyi, lapisan tersembunyi, fungsi aktivasi, algoritma pelatihan dan parameter pelatihan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Butsianto, S., & Mayangwulan, N. T. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Mobil Menggunakan Metode K-Means Clustering. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 3(3), 187–201. <https://doi.org/10.32672/jnkti.v3i3.2428>
- [2]. Kriswantara, B., Kurniawati, K., & Pardede, H. F. (2021). Prediksi Harga Mobil Bekas dengan Machine Learning. *Syntax Literate; Jurnal Ilmiah Indonesia*, 6(5), 2100–2110.
- [3]. Nugraha, F. A., Harani, N. H., & Habibi, R. (2020). *Analisis Sentimen Terhadap Pembatasan Sosial Menggunakan Deep Learning*. Kreatif.
- [4]. Salsabila, S. E. (2020). *Model Prediksi Penjualan Multi-Item Time Series Berbasis Machine Learning Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average Dan Long Short-Term Memory Pada Produk Perishable (Studi Kasus: Retail Sayur Tosaga)*.
- [5]. Zahara, S., Sugianto, & M. Bahril Ilmiddafiq. (2019). Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 3(3), 357–363. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i3.1086>
- [6]. Wang, X., Xu, J., Shi, W., & Liu, J. (2019). OGRU: An optimized gated recurrent unit neural network. *Journal of Physics: Conference Series*, 1325(1), 12089.