

Prediksi Harga Mobil Bekas Menggunakan Algoritma *Support Vector Regression*

Herlangga¹, Menur Wahyu Pangestika², Syarifah Putri Agustini Alkadri³

Email: 1211220107@unmuhpnk.ac.id, menur.wahyu@unmuhpnk.ac.id, 3agustini.putri@unmuhpnk.ac.id

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Pontianak

Diterima: 21 November 2025 | Direvisi: - | Disetujui: 12 Desember 2025

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Pertumbuhan industri otomotif di Indonesia turut mendorong tingginya permintaan terhadap mobil bekas sebagai alternatif yang lebih ekonomis dibandingkan mobil baru. Namun, penentuan harga mobil bekas sering kali menjadi tantangan bagi showroom maupun calon pembeli karena melibatkan banyak faktor dan bersifat subjektif. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga mobil bekas menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dengan pendekatan *Radial Basis Function* (RBF) kernel. Data sebanyak 1.000 entri diperoleh melalui teknik *web scraping* dari situs *cintamobil.com*. Metodologi penelitian mengacu pada kerangka kerja CRISP-DM, dimulai dari pemahaman bisnis hingga *deployment* model melalui aplikasi web menggunakan *Streamlit*. Proses *preprocessing* melibatkan penanganan *missing value*, *outlier*, data duplikat, serta transformasi fitur numerik dan kategorikal. Model SVR dievaluasi menggunakan metrik RMSE, MAPE, dan MAE untuk menilai akurasi prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVR mampu memberikan prediksi harga yang cukup akurat, dengan parameter $C=1$, $\gamma=0.1$, dan $\epsilon=0.1$ yang menghasilkan performa terbaik, yaitu nilai MAE sebesar Rp 6.472.572, RMSE sebesar Rp 8.958.555, dan MAPE sebesar 3,41%. Mengacu pada kategori tingkat akurasi prediksi berdasarkan nilai MAPE, di mana nilai $MAPE \leq 10\%$ dikategorikan sebagai akurasi tinggi, maka model ini dapat disimpulkan memiliki akurasi prediksi yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model SVR yang digunakan mampu memperkirakan harga mobil bekas dengan tingkat kesalahan yang rendah dan ketepatan yang baik.

Kata kunci: *Prediksi Harga Mobil Bekas, Support Vector Regression, Machine Learning*

Used Car Price Prediction Using the Support Vector Regression Algorithm

Abstract

The growth of the automotive industry in Indonesia has contributed to high demand for used cars as a more economical alternative to new cars. However, determining the price of used cars is often a challenge for showrooms and prospective buyers because it involves many factors and is subjective. This study aims to develop a used car price prediction model using the *Support Vector Regression* (SVR) algorithm with a *Radial Basis Function* (RBF) kernel approach. A total of 1,000 entries were obtained through *web scraping* from the *cintamobil.com* website. The research methodology refers to the CRISP-DM framework, starting from business understanding to model deployment through a web application using *Streamlit*. The preprocessing process involves handling missing values, outliers, data duplication, and numerical and categorical feature transformations. The SVR model was evaluated using RMSE, MAPE, and MAE metrics to assess prediction accuracy. The results show that SVR is capable of providing fairly accurate price predictions, with parameters $C=1$, $\gamma=0.1$, and $\epsilon=0.1$ producing the best performance, namely an MAE value of IDR 6,472,572, an RMSE of IDR 8,958,555, and a MAPE of 3.41%. Referring to the prediction accuracy category based on the MAPE value, where a MAPE value $\leq 10\%$ is categorized as high accuracy, it can be concluded that this model has high prediction accuracy. This shows that the SVR model used is capable of estimating used car prices with a low error rate and good accuracy.

Keywords: *Used Car Price Prediction, Support Vector Regression, Machine Learning*

1. PENDAHULUAN

Industri otomotif saat ini merupakan salah satu industri global yang paling signifikan, permintaan mobil terus meningkat setiap hari. Mobil merupakan kendaraan beroda empat yang menggunakan bahan bakar seperti bensin atau solar serta memiliki desain yang khas. Karena mampu memberikan kenyamanan serta perlindungan terhadap kondisi cuaca ekstrem, seperti hujan lebat atau panas yang menyengat, mobil menjadi alat transportasi favorit di masyarakat. Ada banyak jenis mobil yang tersedia, seperti *Sport*, SUV, *Convertible*, *Coupe*, *Hatchback*, MPV, *Station Wagon*, Sedan, dan *Off-Road* [1]. Menurut data Badan Pusat Statistik, jumlah mobil penumpang mencapai 16.413.348 unit pada tahun 2021 dan meningkat menjadi 17.168.862 unit pada tahun 2022 dan beberapa jenis kendaraan yang meningkat setiap tahunnya [2].

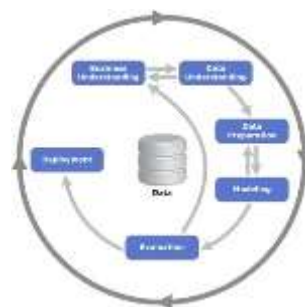
Tingginya harga mobil baru menjadi kendala bagi banyak orang, sehingga mendorong munculnya pasar mobil bekas. Sebagai bagian penting dari sistem ekonomi modern, pasar mobil bekas berperan krusial dalam menjembatani pasar kendaraan dengan kebutuhan konsumen. Pasar ini menawarkan opsi yang lebih terjangkau bagi konsumen sekaligus menjadi platform untuk mendaur ulang kendaraan [3]. Harga mobil bekas cenderung menurun secara periodik, sehingga pada tahun yang sedang berlangsung, harga mobil bekas biasanya lebih rendah dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Di pasar lain, harga mobil bekas dengan tahun produksi yang lebih baru umumnya memiliki harga jual yang lebih tinggi dibandingkan dengan tahun produksi yang lebih tua, meskipun memiliki kondisinya sama. Beberapa parameter yang memengaruhi harga jual mobil bekas meliputi tahun keluar, merk, harga beli, dan kondisi mobil [4]. Dalam transaksi jual beli mobil bekas, pembeli kerap mengalami kerugian akibat kurangnya perhatian terhadap berbagai faktor yang memengaruhi nilai jual mobil tersebut. Ketidakpastian dalam penentuan harga mobil bekas sering kali membuat para pemilik *showroom* bingung menetapkan harga yang sesuai, sementara konsumen juga menghadapi kesulitan untuk menemukan mobil dengan harga yang wajar, mengingat perbedaan harga di berbagai *showroom* mobil bekas [5].

Data mining telah menjadi alat yang sangat bermanfaat diberbagai bidang, termasuk kesehatan, pemasaran, pendidikan, dan industri. Dengan memanfaatkan teknik data mining, kita dapat melakukan klasifikasi, prediksi, dan estimasi, serta memperoleh informasi berharga dari himpunan data yang besar. Proses ini memungkinkan kita untuk mengidentifikasi pola-pola yang menunjukkan kecenderungan dalam data, yang pada gilirannya dapat mendukung pengambilan keputusan di masa depan. Salah satu aspek penting dalam data mining adalah prediksi, yang berfungsi untuk memperkirakan kemungkinan hasil di masa yang akan datang [6]. Dalam konteks ini, peneliti ingin melakukan prediksi untuk harga mobil bekas dengan memanfaatkan algoritma regresi yang terkenal, yaitu *Support vector regression* (SVR). SVR memiliki kemampuan untuk menangani baik masalah linier maupun nonlinier. Pendekatan kernel yang diterapkan dalam SVR memungkinkan untuk mengatasi berbagai jumlah kelas yang beragam. Dalam konteks prediksi, SVR digunakan untuk memprediksi nilai kontinu, mencakup fungsi baik linier maupun nonlinier [7].

Pada penelitian sebelumnya dengan judul “Penerapan Metode *Support Vector Regression* Dengan Algoritma *Grid Search* Dalam Peramalan Harga Saham” menghasilkan bahwa Setelah melatih dan menguji model, model SVR terbaik diperoleh menggunakan kernel polinomial dengan parameter $C = 5$, $\epsilon = 0,01$, $\gamma = 1$, dan $d = 1$, yang menghasilkan akurasi 0,99211, RMSE 0,01027, dan MAE 0,00723 pada data pelatihan, serta menghasilkan nilai akurasi 0,99389, RMSE 0,01988, MAE 0,01323, dan MAPE 0,02709 pada data pengujian [8].

Berdasarkan temuan tersebut, peneliti ingin melakukan analisis yang lebih mendalam mengenai SVR untuk memahami lebih lanjut keunggulan dari aplikasinya dengan menggunakan metode SVR dalam melakukan prediksi harga mobil bekas. Analisis yang lebih mendalam yaitu menggunakan hasil evaluasi *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Mean Absolute Error* (MAE).

2. METODE PENELITIAN



Gambar 2.1. Metode Penelitian CRISP-DM [9]

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini yaitu CRISP-DM. Cross-Industry Standard Process for Data Mining merupakan standar yang dikembangkan pada tahun 1996 untuk mendukung proses analisis di berbagai sektor industri. Standar

ini dirancang sebagai strategi sistematis untuk mengatasi permasalahan bisnis maupun penelitian. Terdapat enam fase dalam CRISP-DM yaitu yang akan diuraikan pada gambar 1.

2.1. Business Understanding

Business Understanding adalah pemahaman tentang substansi dari kegiatan data mining yang akan dilakukan, kebutuhan dari perspektif bisnis. Kejadiannya antara lain menentukan sasaran atau tujuan bisnis, memahami situasi bisnis, menerjemahkan tujuan bisnis kedalam tujuan *data mining* [9]. Penelitian ini menerapkan algoritma SVR untuk memprediksi harga mobil bekas secara akurat. Masalah bisnis yang diidentifikasi adalah ketidakpastian dalam penentuan harga, baik bagi *showroom* yang ingin menetapkan harga kompetitif maupun konsumen yang membutuhkan acuan harga yang sesuai. Dengan metode SVR, penelitian ini akan menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi harga, mengevaluasi akurasi model, dan mengoptimalkan strategi penetapan harga sesuai kondisi pasar.

2.2. Data Understanding

Pada tahap *data understanding*, dilakukan proses pengumpulan serta analisis data untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai data yang digunakan. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan diperoleh dengan menerapkan teknik *web scraping* dari situs <https://cintamobil.com/> dengan total 1.000 data dengan fitur yaitu merek, model, *engine size*, daerah, kilometer, transmisi, tahun, warna, jenis, dan label harga.

2.3. Data Preparation

Pada tahap *Data Preparation* struktur basis data akan dipersiapkan sehingga mempermudah proses mining [9]. Salah satu proses penting dalam tahap ini adalah data *preprocessing*, yaitu serangkaian langkah awal yang bertujuan untuk membersihkan dan mengubah data mentah menjadi format yang layak proses pemodelan. *Preprocessing* merupakan teknik untuk mengubah data yang telah dikumpulkan dari berbagai sumber yang akan digunakan untuk pengolahan selanjutnya [10]. Proses ini mencakup penanganan data yang hilang (*missing value*), identifikasi dan penanganan *outlier*, serta penghapusan data duplikat. Dengan melakukan *preprocessing* secara optimal, potensi kesalahan pada model dapat diminimalkan karena data yang digunakan sudah bersih dan konsisten.

Setelah pembersihan data, tahap selanjutnya adalah transformasi data. Transformasi data adalah proses mengubah data mentah menjadi format atau skala yang lebih sesuai untuk algoritma *machine learning*. Tujuan utamanya adalah agar model dapat belajar dari pola data secara efisien dan akurat [11]. Transformasi data ini mencakup dua tahap utama yaitu encoding fitur kategori dengan menggunakan *One-Hot Encoding* dan *standarisasi* fitur numerik. Setelah seluruh proses *preprocessing* dan transformasi dilakukan, data yang telah dipersiapkan dengan baik ini kemudian menjadi dasar yang kuat untuk memasuki tahap berikutnya, yaitu *modelling* dan *evaluation* model prediksi menggunakan algoritma SVR.

2.4. Modelling

Modeling adalah tahapan yang secara langsung melibatkan *Machine Learning* untuk penentuan teknik *data mining* [12]. Pada penelitian "Prediksi Harga Mobil Bekas Menggunakan Algoritma *Support Vector Regression*", tahap *modelling* dilakukan untuk membangun dan menguji model prediksi harga mobil bekas. Proses ini mencakup pemilihan parameter terbaik untuk algoritma SVR, pelatihan model menggunakan data yang telah diproses, serta pengujian model untuk menilai kinerjanya. Model yang dihasilkan akan dievaluasi berdasarkan metrik performa seperti RMSE, MAPE, dan MAE guna memastikan akurasi prediksi yang optimal.

2.5. Evaluation

Evaluation adalah tahapan yang dilakukan dengan melihat tingkat performa dari pola yang dihasilkan oleh algoritma [12]. Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui sejauh mana model dapat memenuhi tujuannya, yaitu untuk menghasilkan rekomendasi yang akurat dan bermanfaat bagi pengguna [13]. Pada tahap *evaluation*, model prediksi untuk penelitian ini akan dievaluasi untuk mengukur kinerjanya. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik performa, seperti RMSE, MAPE, dan MAE yang bertujuan untuk menilai akurasi model dalam memprediksi harga mobil bekas. Dengan adanya hasil evaluasi menggunakan metrik seperti RMSE, MAPE, dan MAE, pengguna dapat memperoleh gambaran yang jelas tentang akurasi model dalam memprediksi harga mobil bekas. Evaluasi ini memungkinkan pengguna untuk menilai sejauh mana model mampu menghasilkan prediksi yang mendekati nilai sebenarnya, serta mengidentifikasi potensi perbaikan guna meningkatkan performa model agar lebih optimal dalam penggunaannya di berbagai konteks.

2.6. Deployment

Pada tahap *deployment*, model prediksi harga mobil bekas yang telah dibangun dan dievaluasi akan diintegrasikan ke dalam sistem yang dapat diakses oleh *user*. Proses *deployment* mencakup implementasi model pada *platform* yang sesuai, agar dapat digunakan untuk memprediksi harga mobil bekas. Langkah awal dalam proses ini adalah menyimpan model yang sudah dilatih dalam bentuk file dengan menggunakan modul *Pickle*. Kemudian model ini akan disimpan dalam format *.pkl* yang nantinya akan

dipublikasikan menjadi aplikasi berbasis web dengan *framework* dari *Python* yaitu *Streamlit*, dimana nantinya *user* akan menginput data seperti data spesifikasi mobil dan aplikasi yang akan mengeluarkan prediksi harga yang sesuai dalam bentuk nominal rupiah.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil evaluasi dari implementasi algoritma SVR dalam sistem prediksi harga mobil bekas. Evaluasi dilakukan untuk menilai akurasi model berdasarkan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Pembahasan difokuskan pada pemilihan konfigurasi parameter terbaik yang mampu menghasilkan performa prediksi paling optimal.

3.1. Implementasi Model Prediksi

Pada tahap implementasi model prediksi, dilakukan dua proses utama yaitu pemisahan data (*train-test split*) dan pembangunan model SVR menggunakan *Pipeline*. Langkah ini dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat dilatih dan diuji secara terstruktur, serta mampu menghasilkan performa prediksi yang optimal berdasarkan konfigurasi pembagian data dan parameter model yang digunakan.

Proses pertama adalah membagi dataset menjadi data latih dan data uji. Pemisahan ini bertujuan menilai kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi dilakukan terhadap tiga rasio pembagian data, yaitu 60:40, 70:30, dan 80:20. Berikut merupakan kode pemisahan data yang digunakan.

Kode Program

```
# Split data
X = data.drop('harga', axis=1)
y = data['harga']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

Berdasarkan kode di atas, dilakukan evaluasi model dengan menggunakan beberapa rasio pembagian data, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.1 berikut.

Tabel 3.1. Perbandingan Rasio Split Data

| Rasio | RMSE(Rp) | MAPE(%) | MAE(Rp) |
|-------|------------|---------|--------------|
| 60:40 | 9,854,711 | 3.88 | 7,081,421 |
| 70:30 | 10,012,869 | 4.06 | 7,342,747.57 |
| 80:20 | 8,958,555 | 3.41 | 6,472,572 |

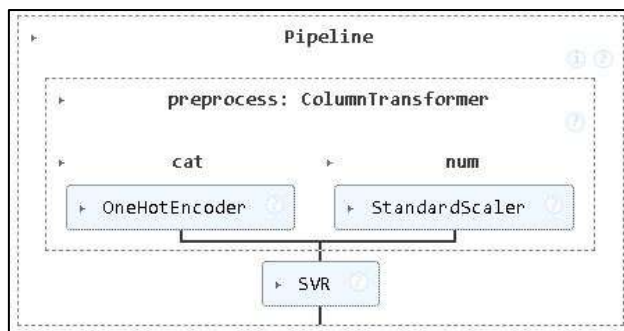
Dari hasil evaluasi pada Tabel 3.1, rasio 80:20 memberikan performa terbaik dengan nilai RMSE, MAPE, dan MAE yang paling rendah. Rasio ini menunjukkan bahwa penggunaan proporsi data latih yang lebih besar memungkinkan model belajar lebih baik dan menghasilkan generalisasi yang lebih stabil saat diuji pada data baru. Oleh karena itu, rasio 80% data latih dan 20% data uji dipilih sebagai konfigurasi optimal dalam penelitian ini.

Tahap berikutnya adalah membangun model regresi menggunakan SVR yang diintegrasikan dalam sebuah *Pipeline*. *Pipeline* digunakan untuk menyatukan proses *preprocessing* dan pelatihan model ke dalam satu alur komputasi, sehingga seluruh proses dilakukan secara konsisten baik pada data latih maupun data uji. Pada tahap *preprocessing*, fitur kategorikal diproses menggunakan *One-Hot Encoding*, sementara fitur numerik dinormalisasi menggunakan *StandardScaler*. Hasil transformasi tersebut kemudian diteruskan ke tahap pemodelan menggunakan SVR dengan kernel RBF dan parameter awal $C=1$, $\gamma=0.1$, dan $\epsilon=0.1$. Berikut adalah kode *Pipeline* yang digunakan dalam proses implementasi model regresi tersebut.

Kode Program

```
pipeline = Pipeline([
    ('preprocess', preprocessor),
    ('model', SVR(kernel='rbf', C=1, gamma=0.1, epsilon=0.1))]
)
pipeline.fit(X_train, y_train_scaled)
```

Berdasarkan kode tersebut, terbentuk sebuah *Pipeline* yang terdiri dari dua tahap utama, yaitu tahap *preprocessing* menggunakan *preprocessor* dan tahap pemodelan menggunakan algoritma SVR dengan parameter $\text{kernel}='rbf'$, $C=1$, $\gamma=0.1$, dan $\epsilon=0.1$, seperti yang ditampilkan pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1. Hasil Pipeline

Setelah proses pelatihan, pipeline digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data uji. Proses prediksi dilakukan pada data yang telah melalui transformasi otomatis dalam pipeline, kemudian hasil prediksi dikembalikan ke skala aslinya menggunakan fungsi *inverse_transform*.

Kode Program

```

y_pred_scaled = pipeline.predict(X_test)
y_pred = scaler_y.inverse_transform(y_pred_scaled.reshape(-1, 1)).ravel()
    
```

Dengan demikian, seluruh proses implementasi model prediksi, mulai dari pembagian data hingga pelatihan dan prediksi menggunakan pipeline, telah dilakukan secara terintegrasi dan siap untuk tahap evaluasi parameter kernel pada pembahasan selanjutnya.

3.2. Hasil Evaluasi Parameter Kernel

Setelah mendapatkan rasio pembagian data terbaik, tahap selanjutnya adalah menentukan konfigurasi parameter SVR yang menghasilkan performa prediksi paling akurat. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan tiga kombinasi parameter C, gamma, dan epsilon pada kernel RBF.

Table 1.2. Hasil Perbandingan Parameter Kernel

| C | γ | ϵ | RMSE(Rp) | MAPE (%) | MAE(Rp) |
|-----|----------|------------|------------|----------|------------|
| 0,1 | 0,01 | 0,01 | 29.329.967 | 11,04 | 21.476.822 |
| 1 | 0,1 | 0,1 | 8.958.555 | 3,41 | 6.472.572 |
| 10 | 1 | 0.5 | 31.985.063 | 16,19 | 24.467.774 |

Hasil evaluasi pada Tabel 3.2 menunjukkan bahwa kombinasi parameter C=1, gamma=0.1, dan epsilon=0.1 menghasilkan kinerja terbaik, ditandai dengan kesalahan prediksi yang paling rendah di seluruh metrik evaluasi. Kombinasi dengan nilai parameter terlalu kecil terbukti menyebabkan underfitting, sementara parameter yang terlalu besar menyebabkan overfitting, sehingga akurasi menurun.

Berdasarkan hasil ini, parameter C=1, gamma=0.1, dan epsilon=0.1 dipilih sebagai konfigurasi paling optimal karena mampu memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi, stabilitas, dan kemampuan generalisasi model.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan model SVR untuk memprediksi harga mobil bekas berdasarkan data yang tersedia, menjawab rumusan masalah pertama. Pemodelan dilakukan dengan menggunakan kernel RBF, dan dilakukan proses pemilihan parameter terbaik untuk menghasilkan prediksi yang akurat.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap beberapa kombinasi parameter, diperoleh bahwa kombinasi C=1, *gamma*=0.1, dan *epsilon*=0.1 memberikan performa terbaik, yang menjawab rumusan masalah kedua. Model dengan kombinasi tersebut menghasilkan nilai evaluasi berupa MAE sebesar Rp 6.472.572, RMSE sebesar Rp 8.958.555, dan MAPE sebesar 3,41%. Nilai-nilai ini menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah dan ketepatan model dalam memperkirakan harga mobil bekas, sehingga menjawab rumusan masalah ketiga terkait akurasi model. Mengacu pada kategori tingkat akurasi prediksi berdasarkan nilai MAPE, di mana nilai MAPE $\leq 10\%$ dikategorikan sebagai akurasi tinggi, maka model ini dapat disimpulkan memiliki

akurasi prediksi yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model SVR yang digunakan mampu memperkirakan harga mobil bekas dengan tingkat kesalahan yang rendah dan ketepatan yang baik.

Selanjutnya, model SVR yang telah dilatih dan dievaluasi berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis *Streamlit*. Aplikasi ini menyediakan antarmuka interaktif yang memungkinkan pengguna untuk melakukan prediksi harga mobil secara langsung dan efisien berdasarkan input variabel yang relevan. Dengan demikian, penelitian ini telah berhasil mencapai tiga tujuan utama, yaitu: merancang dan menerapkan model SVR, memperoleh hasil prediksi yang *representatif*, serta mengevaluasi performa model menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE, yang semuanya mendukung pengembangan sistem prediksi harga mobil bekas yang efektif dan dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Priande, G. Maulana Zamroni, J. Ringroad Selatan, K. Banguntapan, K. Bantul, and D. Istimewa Yogyakarta, "Pengembangan Sistem Prediksi Harga Mobil Bekas Olx Menggunakan Algoritma Random Forest," vol. 12, no. 1, pp. 1–8, 2024, doi: 10.12928/jstie.v8i3.xxx.
- [2] Badan Pusat Statistik, "Perkembangan Jumlah Kendaraan Bermotor Menurut Jenis (Unit), 2021-2022," Badan Pusat Statistik.
- [3] Z. Sun, "Research on factors affecting second-hand car market prices," *Theoretical and Natural Science*, vol. 36, no. 1, pp. 128–135, May 2024, doi: 10.54254/2753-8818/36/20240532.
- [4] E. Dewi *et al.*, "Estimasi Harga Jual Mobil Bekas Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda," Jan. 2020.
- [5] R. Reynaldi, W. Syafrizal, and M. F. Al Hakim, "Analisis Perbandingan Akurasi Metode Fuzzy Tsukamoto dan Fuzzy Sugeno Dalam Prediksi Penentuan Harga Mobil Bekas," *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences*, vol. 44, no. 2, pp. 73–80, Oct. 2021, doi: 10.15294/ijmns.v44i2.32967.
- [6] I. Gede and etc, *Buku Ajar Data Mining*, 1st ed. Bandung: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/377415198>
- [7] J. Mantik, "Comparison Analysis of SVM Algorithm with Linear Regression in Predicting used Car Prices," 2022.
- [8] N. P. S. Yuli Artini, I. W. Sumarjaya, and D. P. E. Nilakusmawati, "Penerapan Metode Support Vector Regression Dengan Algoritma Grid Search Dalam Peramalan Harga Saham," *E-Jurnal Matematika*, vol. 13, no. 2, p. 94, May 2024, doi: 10.24843/mtk.2024.v13.i02.p447.
- [9] D. Ruswanti, D. Susilo, and R. Riani, "Implementasi CRISP-DM pada Data Mining untuk Melakukan Prediksi Pendapatan dengan Algoritma C.45," *Go Infotech: Jurnal Ilmiah STMIK AUB*, vol. 30, no. 1, pp. 111–121, Jun. 2024, doi: 10.36309/goi.v30i1.266.
- [10] V. Riandari Prasetyo and etc, "Prediksi Rating Film Pada Website IMDB Menggunakan Metode Neural Network," *Jurnal Ilmiah NERO*, vol. 7, no. 1, 2022.
- [11] A. Perwitasari, R. Septiriana, and Tursina, "Data Preparation Structure untuk Pemodelan Prediktif Jumlah Peserta Ajar Mata Kuliah," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 9, no. 1, Apr. 2023.
- [12] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, "Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir," Dec. 2021. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [13] Agustian, S. P. A. Alkadri, and Istikoma, "Penerapan Metode Collaborative Filtering Untuk Rekomendasi Tempat Kos," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 10, no. 3, May 2024, doi: <https://doi.org/10.33795/jip.v10i3.5085>.