

IMPLEMENTASI ALGORITMA SUPPORT VECTOR REGRESSION DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAYURAN KOMODITAS (STUDI KASUS : DESA HEGARMANAH)

Billy Febriana Yusuf

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi
Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50 43113 Sukabumi Jawa Barat, Indonesia
Billyfebrianayusuf046@ummi.ac.id

ABSTRAK

Fluktuasi harga sayuran akibat kondisi cuaca dapat menyebabkan ketidakstabilan produksi dan kerugian bagi petani di Desa Hegarmanah. Penelitian ini menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi harga sayuran berdasarkan data dari tahun 2021 hingga 2023. SVR memanfaatkan ruang fitur berdimensi tinggi untuk membangun model prediksi yang akurat, sehingga dapat membantu dalam menangani variabilitas data yang kompleks. Metode CRISP-DM diterapkan dalam penelitian ini, meliputi pemahaman bisnis, pemahaman data, pemrosesan data, pemodelan, evaluasi, dan deployment, yang memastikan pendekatan sistematis dan terstruktur dalam analisis data. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik MAE, RMSE, MSE, dan R-Squared menunjukkan bahwa SVR mampu memberikan prediksi harga yang cukup akurat, dengan hasil yang menunjukkan ketepatan dan konsistensi dalam berbagai kondisi. Selain itu, sistem rekomendasi yang dikembangkan dapat membantu petani dalam memilih jenis tanaman yang tepat berdasarkan prediksi harga, sehingga mengoptimalkan pendapatan dan mengurangi risiko kerugian.

Kata kunci : Sayuran, Algoritma, Prediksi, SVR

1. PENDAHULUAN

Konsumsi makanan segar dan sehat seperti sayuran adalah kebutuhan pokok manusia, dengan sektor pertanian memainkan peran penting dalam penyediaan pangan [1].

Desa Hegarmanah sangat bergantung pada produksi sayuran sebagai komoditas utama dan sumber mata pencaharian. Untuk menghadapi fluktuasi harga pasar dan meningkatkan efektivitas penanaman, diperlukan pendekatan yang lebih canggih dan terstruktur. Prediksi harga masa depan adalah tantangan besar yang sebelumnya bergantung pada keahlian petani [2].

Masa panen yang memakan waktu 3-5 bulan juga menjadi faktor penting dalam prediksi harga. Fluktuasi harga menyebabkan seringnya gagal panen di daerah Desa Hegarmanah, kerugian yang muncul dari gagal panen ini adalah harga yang sangat tidak sesuai dengan harapan. Berdasarkan penelitian sebelumnya, solusi yang diusulkan dalam penelitian ini adalah menganalisis prediksi harga penjualan produk untuk meminimalkan kerugian melalui penerapan teknik peramalan [3].

Support Vector Regression (SVR) adalah teknik pembelajaran mesin yang digunakan untuk prediksi data numerik dengan membangun model yang memprediksi nilai kontinu berdasarkan fitur input, menggunakan ruang fitur berdimensi tinggi atau Kernel untuk mengubah data ke dalam dimensi lebih tinggi [4].

SVR adalah bagian dari algoritma Support Vector Machine yang dirancang untuk menangani masalah regresi. SVR dikenal sebagai salah satu algoritma yang efektif dalam regresi karena mampu

mengatasi overfitting data dengan baik. Hasil yang dihasilkan oleh SVR berupa bilangan riil atau kontinu. Keunggulan SVR dibandingkan metode regresi lainnya adalah kemampuannya menghasilkan fungsi yang mengikuti pola tren data, sehingga memberikan hasil yang lebih akurat [5].

Berdasarkan latar belakang ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi harga sayuran dan membuat dashboard prediksi dengan output rekomendasi tanaman. Penelitian ini dibatasi pada dataset harga sayuran dari tahun 2021-2023, mencakup jenis sayuran seperti sawi putih, cabai chilli, cabai kriting, cabai rawit, kol, dan buncis, dengan fokus evaluasi performa menggunakan SVR dan deploy sederhana sebagai gambaran umum penggunaan model dalam industri.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian ini, berbagai konsep dan teori digunakan untuk mendukung analisis dan implementasi model prediksi harga sayuran. Berikut adalah beberapa konsep dan teori yang relevan:

2.1. Prediksi

Prediksi adalah proses memperkirakan kejadian atau nilai masa depan berdasarkan data yang tersedia dari masa lalu. Dalam analisis data, prediksi sering menggunakan model statistik atau algoritma machine learning. Misalnya, memprediksi harga sayuran menggunakan jaringan saraf karena kemampuan adaptasi dan toleransi kesalahannya yang tinggi [6].

Prediksi harga komoditas pertanian terbagi menjadi model terstruktur dan tidak terstruktur,

dengan fokus pada aspek moneter dan analisis deret waktu masing-masing [7].

2.2. Rekomendasi

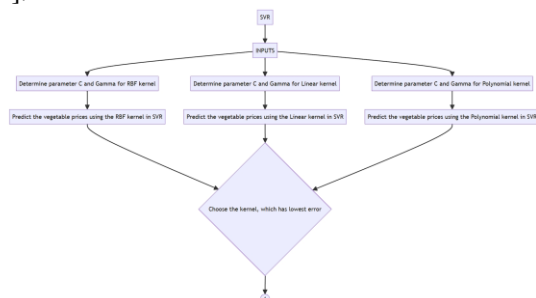
Rekomendasi dalam machine learning melibatkan algoritma yang menganalisis data historis untuk menghasilkan rekomendasi yang relevan bagi pengguna. Metode ini mencakup rekomendasi berbasis penilaian dan Top-N, yang didasarkan pada prediksi penilaian pengguna terhadap item tertentu [8].

2.3. Komoditas Hortikultura

Komoditas hortikultura mencakup produk-produk pertanian seperti buah, sayuran, tanaman hias, dan obat-obatan. Di Desa Hegarmanah, komoditas ini meliputi sawi putih, cabai chilli, cabai kriting, dan cabai rawit. Penggunaan teknologi progresif dapat meningkatkan efisiensi ekonomi secara signifikan dibandingkan dengan metode tradisional [9].

2.4. Support Vector Machine

SVR adalah teknik dalam machine learning untuk melakukan regresi terhadap data numerik, menggunakan ruang fitur berdimensi tinggi atau Kernel. Persamaan SVR untuk kasus non-linear menggunakan Lagrange Multiplier dan fungsi Kernel [4].



Gambar 1. Flowchart SVR

Di atas adalah tahapan SVR dalam memproses data untuk di prediksi berikut penjelasan dari setiap tahapan:

- INPUTS: Data yang akan digunakan sebagai input dimasukkan ke dalam model. Data ini bisa mencakup berbagai fitur yang relevan untuk memprediksi harga sayuran.
- Menentukan parameter C dan Gamma untuk kernel RBF: Tahap pertama dalam proses adalah menentukan parameter C (penalty parameter) dan Gamma (parameter kernel) untuk kernel RBF. Parameter ini akan dioptimalkan untuk mendapatkan performa terbaik.
- Menentukan parameter C dan Gamma untuk kernel Linear: Tahap kedua adalah menentukan parameter C dan Gamma untuk kernel Linear. Seperti pada kernel RBF, parameter ini dioptimalkan untuk hasil yang terbaik.
- Menentukan parameter C dan Gamma untuk kernel Polynomial: Tahap ketiga adalah menentukan

parameter C dan Gamma untuk kernel Polynomial, yang juga dioptimalkan.

- Memprediksi harga sayuran menggunakan kernel RBF di SVR: Setelah parameter dioptimalkan, model SVR dengan kernel RBF digunakan untuk memprediksi harga sayuran.
- Memprediksi harga sayuran menggunakan kernel Linear di SVR: Model SVR dengan kernel Linear digunakan untuk memprediksi harga sayuran setelah parameter dioptimalkan.
- Memprediksi harga sayuran menggunakan kernel Polynomial di SVR: Model SVR dengan kernel Polynomial digunakan untuk memprediksi harga sayuran setelah parameter dioptimalkan.
- Memilih kernel dengan error terendah: Hasil prediksi dari masing-masing kernel kemudian dibandingkan berdasarkan error yang dihasilkan. Kernel dengan error terendah dipilih sebagai model terbaik untuk prediksi harga sayuran.

2.5. RMSE (Root Mean Squared Error)

RMSE adalah metrik evaluasi untuk mengukur seberapa baik model prediksi memperkirakan nilai yang sebenarnya, dihitung sebagai akar dari rata-rata kuadrat dari selisih antara nilai prediksi dan nilai observasi [10].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1)$$

2.6. R-Squared (R^2)

R^2 adalah metrik evaluasi dalam analisis regresi yang mengukur seberapa baik model prediksi cocok dengan data sebenarnya. Nilai R^2 berkisar antara 0 hingga 1, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan prediksi yang lebih akurat [10].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

2.7. MAE (Mean Absolute Error)

MAE adalah metrik evaluasi yang dihitung sebagai rata-rata dari selisih absolut antara nilai observasi dan prediksi model. MAE optimal untuk distribusi kesalahan Laplacian [11].

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

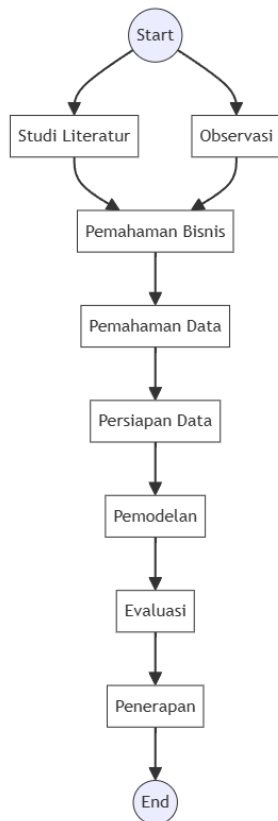
3. METODE PENELITIAN

3.1. Data Penelitian

Teknik Pengumpulan Data: Data dikumpulkan dari buku catatan konvensional (data primer) dan jurnal terkait (data sekunder) untuk periode 2021-2023, mencakup variabel penting seperti ID, jenis

sayuran, tanggal harga, musim, harga beli pengepul per kilogram, dan harga beli pasar per kilogram.

3.2. Workflow Metode Crisp-Dm



Gambar 2. Workflow Model

Tahapan penelitian ini dalam memprediksi harga sayur komoditas adalah sebagai berikut:

- Business Understanding: Penelitian dimulai dengan memahami tujuan bisnis prediksi harga

4.2. Data Understanding

Tabel 1. Sampel dataset

DI	Jenis Sayuran	Tanggal Harga	Season	Harga beli pengepul per Kg	Harga beli pasar per KG
0	Sawi Putih	2021-01-01	Hujan	3452.271603	3752.737482
1	Cabe Chilli	2021-01-01	Hujan	20762.943610	24271.626950
2	Cabe Kriting	2021-01-01	Hujan	34203.878890	38963.481980
3	Cabe Rawit	2021-01-01	Hujan	52807.009800	56674.717880
4	Kol	2021-01-01	Hujan	1769.608362	2044.366134

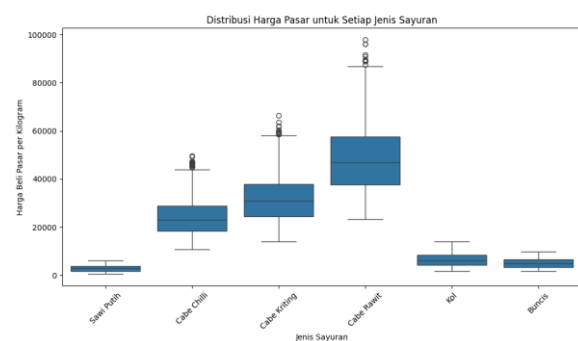
Tabel diatas adalah sampel dari dataset yang diteliti, selanjutnya akan dilakukan visualisasi distribusi harga dana rata rata harga pasar per bulan.

- Data Understanding: Tahap ini melibatkan eksplorasi data historis harga sayuran untuk memahami struktur dan pola. Data yang digunakan mencakup variabel seperti ID, jenis sayuran, tanggal harga, musim, harga beli pengepul per kilogram, dan harga beli pasar per kilogram.
- Data Preprocessing dan Preparation: Data dari buku konvensional dikumpulkan, dibersihkan, dan disiapkan untuk analisis melalui normalisasi atau encoding kategori.
- Modeling: Pengembangan model prediksi harga sayuran dilakukan menggunakan CRISP dan SVR, dengan pemilihan parameter terbaik melalui GridSearchCV, termasuk jenis kernel, nilai C, epsilon, dan gamma.
- Evaluation: Kinerja model dievaluasi dengan data yang tidak terlihat sebelumnya, menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.
- Deployment: Model prediksi harga sayuran diimplementasikan dalam situasi nyata melalui platform web atau aplikasi yang dapat diakses oleh pengguna akhir.

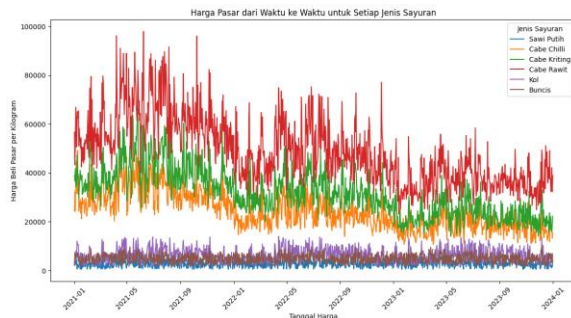
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Business Understanding

Pengembangan model prediksi harga sayuran pokok dengan Support Vector Regression (SVR) bertujuan untuk membantu pedagang dan petani merencanakan penjualan dan produksi secara lebih efektif. Fokus utamanya adalah meningkatkan akurasi prediksi harga, mengurangi kesalahan prediksi, dan memastikan model ini praktis digunakan dalam situasi nyata. Dengan demikian, model ini diharapkan dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dan meningkatkan keberhasilan bisnis mereka.



Gambar 3. Ditsribusi harga pasar untuk setiap sayur

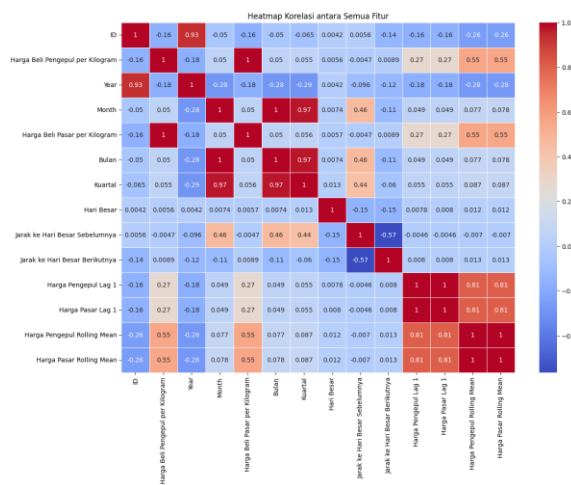


Gambar 4. Rata-rata harga pasar perbulan

4.3. Data Preprocessing

Dalam proses Pra processing ini akan dilakukan proses lanjutan yang kompleks yakni dengan feature engineering, pemilihan fitur-fitur yang dianggap penting, selain itu pada tahap ini dilakukan one-hot encoding untuk variabel-variabel kategorikal dan yang terakhir akan dilakukan pemisahan fitur target yakni train dan test.

Data dipecah menjadi beberapa variabel kategori, dari dataset utama data akan diperluas untuk mencari kemungkinan-kemungkinan dari tiap variabel baru yang ada, berikut adalah data yang sudah di preprocessing yang ditampilkan melalui Correlation Matrix.



Gambar 5. Correlation Matrix dataset

4.4. Modeling

Setelah data dipisahkan menjadi train dan test selanjutnya dilakukan *modeling*, *base model* dan *hyperparameter tuning*, berikut adalah hasil pemodelan:

Tabel 2. Hasil model

Best Parameter			
C	Epsilon	Gamma	Kernel
46.049925	0.011326	0.104220	Poly
Best Score			
0.9317177			

4.5. Evaluasi

Berikut merupakan hasil dari uji data yang telah dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi

untuk menilai kinerja model prediksi. Metrik yang digunakan meliputi Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), R-Squared (R^2), dan Root Mean Squared Error (RMSE). Penggunaan berbagai metrik ini memberikan gambaran lengkap tentang performa model. Berikut adalah nilai metrik dari model utama (SVR) dan model pembanding (Gradient Boosting):

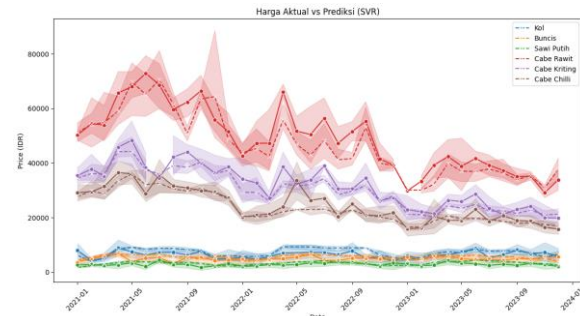
Tabel 3. Metrik SVR

SVR			
MSE	R2	MAE	RMSE
21214031.34	0.93902	3038.119	4605.86

Tabel 4. Metrik Gradient Boosting

Gradient Boosting			
MSE	R2	MAE	RMSE
15889739.1423	0.9543	2788.8184	3986.1936

Dari hasil evaluasi, terlihat bahwa perbedaan kinerja antara model utama (SVR) dan model pembanding (Gradient Boosting) tidak signifikan. Namun, Gradient Boosting menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan SVR. Hal ini menunjukkan potensi untuk menguji kembali beberapa algoritma prediksi lainnya di masa mendatang. Berikut ini adalah hasil prediksi dan data aktual dari dataset, yang menggunakan model prediksi SVR.



Gambar 6. Hasil prediksi dan data aktual dataset

Visualisasi menunjukkan adanya perbedaan antara data aktual dan prediksi, yang dapat dimaklumi karena model ini merupakan iterasi pertama. Beberapa ketidaksesuaian, terutama pada periode waktu tertentu, mungkin disebabkan oleh penanganan data yang hilang. Meskipun demikian, model ini memiliki nilai prediktif yang signifikan dan dapat digunakan sebagai dasar untuk perbaikan lebih lanjut. Ketidakakuratan dalam data adalah hal yang wajar dalam pemodelan prediksi dan dapat diminimalkan melalui iterasi dan peningkatan model.

Selanjutnya membandingkan prediksi dengan data aktual harga sayuran untuk tahun 2024, disajikan per kuartal dan mencakup jenis sayuran seperti Sawi Putih, Cabe Chilli, Cabe Kriting, Cabe Rawit, dan Kol. Analisis perbandingan menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu:

- Selisih Absolut: Perbedaan mutlak antara harga prediksi dan harga aktual.
- Persentase Perbedaan: Persentase perbedaan antara harga prediksi dan harga aktual, dihitung sebagai $(\text{harga prediksi} - \text{harga aktual}) / \text{harga aktual}$.
- Persentase Kesalahan: Persentase kesalahan dari prediksi harga, dihitung sebagai nilai absolut dari perbedaan harga prediksi dan harga aktual.

Tabel 5. Sample data prediksi dan data aktual 2024

Tanggal Harga	Jenis Sayuran	Prediksi Harga Beli	Harga Aktual 2024	Selisih absolut	Persentase perbedaan	Persentase kesalahan
1/31/2024	Sawi Putih	3900	1500	2399.71	-0.6154	3899.7152
1/31/2024	Cabe Chilli	12706	15000	2293.6	0.1805	12706.3505
1/31/2024	Cabe Kriting	15307	12000	3307.2	-0.2161	15307.2383
1/31/2024	Cabe Rawit	17552	40000	22447.9	1.2789	17552.0241
1/31/2024	Kol	5258	6000	741.5	0.1410	5258.4443
1/31/2024	Buncis	4736	6500	1763.7406	0.3724	4736.2594

Data menunjukkan bahwa prediksi harga sayuran tidak sepenuhnya akurat, namun juga tidak sepenuhnya meleset. Misalnya, prediksi harga Sawi Putih pada 31 Januari 2024 adalah 3900 IDR, sedangkan harga aktualnya adalah 1500 IDR, dengan selisih absolut 2399.7152 IDR dan persentase perbedaan -0.6154. Prediksi harga Cabe Chilli adalah 12706 IDR dibandingkan dengan harga aktual 15000 IDR, menghasilkan selisih absolut 2293.6495 IDR dan persentase perbedaan 0.1805. Selisih absolut dan persentase kesalahan menunjukkan seberapa jauh prediksi dari harga aktual. Misalnya, untuk Cabe Rawit, selisih absolutnya adalah 22447.9759 IDR dengan persentase kesalahan 17552.0241, menunjukkan prediksi yang meleset. Sebaliknya, untuk Kol, selisih absolutnya adalah 741.5557 IDR dengan persentase kesalahan 5258.4443, menunjukkan prediksi yang lebih akurat.

Meskipun terdapat kesalahan dalam beberapa prediksi, model ini mampu menangkap pola pengulangan dalam data deret waktu. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki potensi untuk memberikan wawasan berharga bagi petani dan pengepul dalam perencanaan penanaman dan penjualan. Dengan pengoptimalan lebih lanjut, termasuk penambahan variabel eksternal seperti data cuaca dan kebijakan pemerintah, akurasi model prediksi ini dapat ditingkatkan.

4.6. Deployment

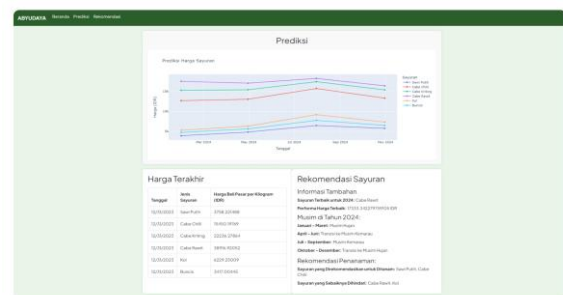
Implementasi model prediksi dilakukan melalui aplikasi web yang dapat diakses oleh petani. Ini adalah prototipe pertama dalam penelitian ini. Aplikasi menggunakan HTML dan CSS untuk antarmuka pengguna, serta Flask sebagai backend untuk memanggil model prediksi yang disimpan dalam format pickle. Proses deployment meliputi:

- Penyimpanan Model: Model SVR yang sudah dilatih disimpan menggunakan `joblib.dump()` untuk pemanggilan kembali.
- Penyimpanan Scaler: Scaler untuk normalisasi data juga disimpan dengan `joblib.dump()`.
- Integrasi Flask: Flask digunakan untuk memb7.6 cmuat API yang memanggil model prediksi dan

menampilkan hasil dalam visualisasi interaktif menggunakan Plotly.

- Uji Coba User Interface: Dilakukan untuk memastikan keserasian hasil prediksi dengan data.

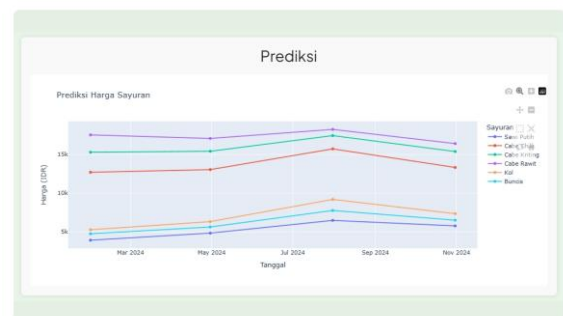
Dashboard utama terdiri dari tiga bagian yang ditata dengan rapi dan mudah diakses melalui navbar responsif: Beranda, Prediksi, dan Rekomendasi. Masing-masing bagian memiliki fungsi spesifik:



Gambar 7. Tampilan utama

- Visualisasi Prediksi Harga: Menampilkan grafik prediksi harga sayuran untuk beberapa bulan ke depan.
- Harga Terakhir: Menampilkan tabel dengan 6 data harga terbaru dari dataset utama tahun 2023.
- Rekomendasi Penanaman: Memberikan informasi tambahan tentang sayuran terbaik untuk tahun 2024 dan rekomendasi penanaman berdasarkan analisis data.

Bagian visualisasi menggunakan Plotly untuk menampilkan grafik interaktif prediksi harga sayuran. Detailnya:



Gambar 8. Tampilan grafik

- Fungsi: Menyediakan gambaran visual tentang perubahan harga sayuran dari Maret 2024 hingga November 2024.
- Jenis Grafik: Grafik garis dengan titik (markers) untuk menandai harga pada setiap tanggal prediksi, memberikan visualisasi tren harga yang jelas.
- Interaktivitas: Pengguna dapat mengarahkan mouse ke setiap titik data untuk melihat detail harga pada tanggal tertentu, membantu memahami fluktuasi harga.
- Label dan Legenda: Dilengkapi dengan label pada sumbu x (Tanggal) dan sumbu y (Harga dalam IDR), serta legenda yang menunjukkan jenis-jenis sayuran yang diprediksi.

Harga Terakhir			Rekomendasi Sayuran	
Tanggal	Jenis Sayuran	Harga Beli Pasar per Kilogram (IDR)	Informasi Tambahan	
12/31/2023	Sawi Putih	3758.221488	Sayuran Terbaik untuk 2024: Cabe Rawit	
12/31/2023	Cabe Chilli	15450.19769	Performa Harga Terbaik: 17333.342279759105 IDR	
12/31/2023	Cabe Kriting	22236.27864	Musim di Tahun 2024:	
12/31/2023	Cabe Rawit	38916.92052	Januari - Maret: Musim Hujan	
12/31/2023	Kol	6229.25009	April - Juni: Transisi ke Musim Kemarau	
12/31/2023	Buncis	3417.00445	Juli - September: Musim Kemarau	
			Oktober - Desember: Transisi ke Musim Hujan	
			Rekomendasi Penanaman:	
			Sayuran yang Direkomendasikan untuk Ditanam: Sawi Putih, Cabe Chilli	
			Sayuran yang Sebaiknya Dihindari: Cabe Rawit, Kol	

Gambar 9. Tampilan informasi tambahan

Bagian "Harga Terakhir" di bagian kiri bawah halaman utama menampilkan tabel dengan enam data harga terakhir dari dataset utama tahun 2023. Tabel ini memberikan informasi terbaru mengenai harga sayuran di pasar pada akhir tahun 2023, terdiri dari tiga kolom: Tanggal (tanggal data diambil), Jenis Sayuran (jenis sayuran yang dicatat), dan Harga Beli Pasar per Kilogram (IDR). Data mencakup tanggal 31 Desember 2023 untuk berbagai sayuran seperti Sawi Putih, Cabe Chilli, Cabe Kriting, Cabe Rawit, Kol, dan Buncis. Tabel ditampilkan dalam format responsif dengan border yang jelas untuk setiap sel, memudahkan pembacaan.

Bagian "Rekomendasi Penanaman" di bagian kanan bawah halaman utama memberikan informasi tambahan dan rekomendasi penanaman berdasarkan analisis data prediksi. Bagian ini memberikan wawasan tentang sayuran terbaik untuk ditanam pada tahun 2024 dan informasi tentang musim di Indonesia. Sayuran terbaik yang diprediksi adalah Cabe Rawit dengan performa harga terbaik sebesar 17333.342 IDR. Informasi musim di Indonesia disediakan untuk membantu perencanaan penanaman, dengan musim hujan dari Januari-Maret, transisi ke musim kemarau dari April-Juni, musim kemarau dari Juli-September, dan transisi ke musim hujan dari Oktober-Desember. Rekomendasi penanaman mencakup sayuran yang direkomendasikan seperti Sawi Putih dan Cabe Chilli, serta sayuran yang sebaiknya dihindari seperti Cabe Rawit dan Kol karena harga yang kurang stabil.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berfokus pada pengembangan model prediksi harga sayuran pokok menggunakan Support Vector Regression (SVR) untuk membantu pedagang dan petani dalam perencanaan bisnis. Data harga sayuran harian diolah melalui tahapan business understanding, data understanding, data preparation, dan modeling. Model SVR dibandingkan dengan Gradient Boosting, dengan Gradient Boosting menunjukkan kinerja sedikit lebih baik (MSE: 15.889,739,14; R^2 : 0,9543; MAE: 2.788,82; RMSE: 3.986,19) dibandingkan SVR (MSE: 21.214.031,34; R^2 : 0,939029; MAE: 3.038,12; RMSE: 4.605,87). Analisis sensitivitas dan perbandingan prediksi dengan data aktual menunjukkan bahwa model memiliki potensi prediktif yang signifikan meskipun terdapat beberapa ketidakakuratan. Model ini kemudian diimplementasikan dalam aplikasi web menggunakan Flask, menyediakan visualisasi prediksi harga, informasi harga terakhir, dan rekomendasi penanaman, yang dapat membantu petani dan pedagang dalam pengambilan keputusan terkait produksi dan penjualan sayuran.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Yoga Pangestu, P. Ocsa, and N. Saian, "Penerapan Sistem Informasi Pemantauan Harga Pasar Sayuran Daerah Getasan Berbasis Web," 2022. [Online]. Available: <https://getasan.semarangkab.go.id/>
- [2] H. Yin, D. Jin, Y. H. Gu, C. J. Park, S. K. Han, and S. J. Yoo, "STL-ATTLLSTM: Vegetable price forecasting using stl and attention mechanism-based LSTM," *Agric.*, vol. 10, no. 12, pp. 1–17, Dec. 2020, doi: 10.3390/agriculture10120612.
- [3] F. Ustadin, A. Muqtadir, and A. Arifia, "Implementasi Metode Weighted Moving Average (WMA) Pada Prediksi Harga Bahan Pokok," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 12, no. 2, pp. 83–90, 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i2.10304.
- [4] D. Sepri, A. Fauzi, R. Wandira, O. S. Riza, and Y. F. Wahyuni, "Prediksi Harga Cabai Merah Menggunakan Support Vector Regression," *CBIS J.*, vol. 02, pp. 1–5, 2020, [Online]. Available: <http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/cbishttp://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/cbis>
- [5] A. A. Suyono, K. Kusri, and M. R. Arief, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Komoditas Makanan di Kota Surabaya menggunakan Support Vector Regression," *Metik J.*, vol. 6, no. 1, pp. 45–51, 2022, doi: 10.47002/metik.v6i1.339.
- [6] S. Yadav, K. S. Reddy, B. Marapelli, B. Khan, D. Suganthi, and S. A. Dhondiyal, "Forecasting Vegetable Price Prediction Using GC-Attention Based- LSTM Approach," *2023 Int. Conf. Self Sustain. Artif. Intell. Syst.*, no. Iccsas, pp. 721–726, 2023, doi:

- 10.1109/icssas57918.2023.10331677.
- [7] S. Jothi, D. M. Mamatha, S. Chandra Satapathy, K. Srujan Raju, and M. N. Favorskaya, *Advances in Computational and Bio-Engineering*, vol. 2, 2020.
- [8] X. Cai, Z. Hu, and J. Chen, "A many-objective optimization recommendation algorithm based on knowledge mining," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 537, pp. 148–161, 2020, doi: 10.1016/j.ins.2020.05.067.
- [9] O. V. Kondratieva, A. D. Fedorov, V. F. Fedorenko, and O. V. Slinko, "Using digital technologies in horticulture," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 723, no. 3, 2021, doi: 10.1088/1755-1315/723/3/032033.
- [10] M. DEI, "11 Evaluation Metrics Data Scientists Should Be Familiar with— Lessons from A High-rank Kagglers' New Book," *Towards Data Science*, Nov. 29, 2019. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/11-evaluation-metrics-data-scientists-should-be-familiar-with-lessons-from-a-high-rank-kagglers-8596f75e58a7>
- [11] T. O. Hodson, "Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not," *Geosci. Model Dev.*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.