Department of Digital Business
Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)
Homepage: https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS
Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 23690-23699
P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Prediksi Tingkat Realisasi Pupuk Bersubsidi Menggunakan *Support Vector Machine* (SVM)

Muhamad Zaril Akbar[1], Dadang Priyanto[2], Ria Rismayati[3]
[1-3] Program Studi Teknologi Informasi Fakultas Teknik, Universitas Bumigora
[1]zaril2404@gmail.com

Abstrak

Ketidaksesuaian antara alokasi dan realisasi penyaluran pupuk bersubsidi di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) menjadi tantangan utama dalam menjaga efektivitas distribusi serta keberlanjutan produksi sektor pertanian daerah. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model prediksi realisasi pupuk bersubsidi menggunakan algoritma Support Vector Regression (SVR) berbasis kernel Radial Basis Function (RBF). Dataset sekunder yang digunakan mencakup 1.081 data historis alokasi dan realisasi penyaluran lima jenis pupuk bersubsidi (Urea, NPK, SP-36, ZA, dan Organik) periode Januari 2017 hingga Desember 2025 di Kabupaten Lombok Barat. Tahapan metodologi meliputi pembersihan data, seleksi variabel input (tahun, bulan, RDKK, dan alokasi), serta normalisasi data menggunakan metode StandardScaler. Pembagian dataset dilakukan dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Hasil pemodelan menunjukkan bahwa algoritma SVR dengan kernel RBF mampu memodelkan hubungan nonlinier antarvariabel dengan sangat baik. Performa terbaik dicapai pada prediksi pupuk NPK dengan nilai R^2sebesar 0,9607, MAE sebesar 0,13, dan RMSE sebesar 0,21, disusul SP-36 (R^2 = 0,9558) dan Urea (R^2 = 0,6911). Selain itu, model SVR diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web yang dilengkapi fitur Early Warning System untuk membatasi rekomendasi alokasi agar tidak melampaui kuota. Penelitian ini terbukti efektif memberikan estimasi realisasi distribusi pupuk yang akurat sebagai alat pendukung keputusan bagi pengambil kebijakan pertanian daerah.

***Kata Kunci**: Pupuk Bersubsidi, Prediksi Realisasi, Support Vector Regression, Kernel RBF, Distribusi Pupuk, Provinsi Nusa Tenggara Barat*

1. Latar Belakang

Sektor pertanian masih menjadi tulang punggung perekonomian di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB). Menurut (Fadlli et al., 2019), sebagian besar masyarakat menggantungkan mata pencaharian pada sektor pertanian, khususnya komoditas padi, jagung, dan hortikultura (Diana Djaha et al., 2026). Dalam mendukung produktivitas pertanian tersebut, pupuk bersubsidi memiliki peran yang sangat penting. Namun, (Ieke Wulan Ayu et al., 2022)menyatakan bahwa masih sering terjadi keterlambatan penyaluran serta ketidaksesuaian antara alokasi dan realisasi pupuk bersubsidi di berbagai kabupaten di NTB. Kondisi tersebut menimbulkan kesenjangan antara kebutuhan pupuk di lapangan dengan distribusi aktual sehingga berdampak pada penurunan hasil panen dan peningkatan harga pangan sebagaimana dikemukakan oleh Joko Mariyanto (2025). Selain itu, (Sari et al., 2026) menjelaskan bahwa fluktuasi harga pangan juga menjadi salah satu faktor yang mendorong inflasi daerah. Menurut (Marwa, 2025), permasalahan distribusi pupuk diperparah oleh keterbatasan kuota, keterlambatan pengiriman, serta ketidaksesuaian data Rencana Definitif Kebutuhan Kelompok (RDKK), sehingga petani mengalami kesulitan memperoleh pupuk sesuai kebutuhan. Di sisi lain(Ali Jamil, 2023), menyatakan bahwa belum tersedianya sistem prediksi yang mampu memperkirakan realisasi distribusi pupuk menyebabkan pemerintah daerah terlambat melakukan intervensi ketika terjadi kelangkaan pasokan. Oleh karena itu, diperlukan model prediksi berbasis data historis yang mampu memperkirakan realisasi distribusi pupuk secara lebih akurat (Nugroho et al., n.d.).

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penerapan machine learning mampu memberikan hasil yang baik pada sektor pertanian. Penelitian (*Rindi Ardianti 2025*, n.d.) berhasil menerapkan *Least Square Support Vector Machine* (LSSVM) untuk memprediksi stok pupuk bersubsidi di Provinsi Lampung dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang rendah. Selanjutnya, penelitian (Gunawan et al., 2025) yang membandingkan beberapa algoritma machine learning untuk prediksi harga beras menunjukkan bahwa *Support Vector Regression* (SVR) memberikan performa yang lebih baik dibandingkan *Random Forest* maupun *Long Short-Term Memory* (LSTM). Penelitian (Gholib et al., 2025) juga menunjukkan bahwa kombinasi *Support Vector*

Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) mampu meningkatkan akurasi klasifikasi faktor-faktor pertanian hingga 94,25%. Hasil penelitian-penelitian tersebut membuktikan bahwa metode berbasis *Support Vector Machine* memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan data pertanian yang kompleks.

Meskipun demikian, penelitian-penelitian sebelumnya masih berfokus pada prediksi stok pupuk, harga komoditas, maupun klasifikasi faktor-faktor pertanian. Belum banyak penelitian yang secara khusus mengembangkan model prediksi realisasi distribusi pupuk bersubsidi berdasarkan data historis RDKK, alokasi, bulan, dan tahun menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR)(Anggraini et al., 2026). Selain itu, penelitian terdahulu juga belum mengembangkan model yang dapat dimanfaatkan sebagai pendukung pengambilan keputusan untuk mengevaluasi efektivitas distribusi pupuk bersubsidi di tingkat daerah. Kondisi tersebut menunjukkan adanya research gap yang menjadi dasar dilaksanakannya penelitian ini (Setyo Pambudi et al., n.d.).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan membangun model prediksi realisasi pupuk bersubsidi menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF)(Maulana et al., 2025). Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan SVR untuk memprediksi realisasi distribusi pupuk bersubsidi di Provinsi Nusa Tenggara Barat menggunakan data historis periode 2017–2025 dengan variabel RDKK, alokasi, bulan, dan tahun, serta mengevaluasi performa model menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Model yang dihasilkan diharapkan dapat menjadi pendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan dan pengawasan distribusi pupuk bersubsidi secara lebih efektif, akurat, dan berbasis data.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menerapkan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk memprediksi kebutuhan pupuk bersubsidi. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing data, pembangunan model SVR, evaluasi model, dan implementasi hasil prediksi ke dalam aplikasi berbasis web.

2.1. Data Penelitian

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Balai Penyuluhan Pertanian (BPP) Kabupaten Lombok Barat. Dataset berupa data historis penyaluran pupuk bersubsidi periode Januari 2017 hingga Desember 2025 dengan total sebanyak 1.081 data. Penelitian menggunakan lima jenis pupuk bersubsidi, yaitu Urea, NPK, SP-36, ZA, dan Organik.

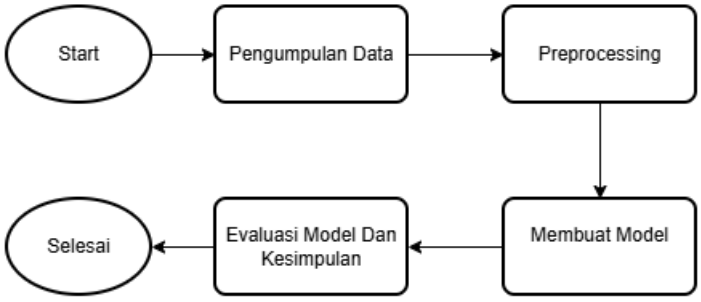
Variabel yang digunakan pada penelitian terdiri atas tahun, bulan, RDKK (Rencana Definitif Kebutuhan Kelompok) dalam satuan ton, alokasi pupuk dalam satuan ton, dan realisasi penyaluran pupuk dalam satuan ton. Variabel tahun, bulan, RDKK, dan alokasi digunakan sebagai variabel masukan (*input*), sedangkan realisasi penyaluran pupuk digunakan sebagai variabel keluaran (*output*) yang diprediksi menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR

2.2. Tahapan Penelitian

Penelitian dilaksanakan melalui beberapa tahapan yang disusun secara sistematis agar proses pemodelan dapat dilakukan dengan baik. Tahap pertama adalah pengumpulan data historis penyaluran pupuk bersubsidi. Data yang diperoleh kemudian melalui proses *preprocessing* yang meliputi pembersihan data, pemilihan variabel, normalisasi data, dan pembagian dataset menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*).

Tahap berikutnya adalah pembangunan model menggunakan algoritma Support Vector Regression (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Model yang telah dilatih menggunakan data latih kemudian digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data uji. Selanjutnya dilakukan evaluasi performa model menggunakan nilai Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Hasil prediksi yang diperoleh selanjutnya diimplementasikan pada aplikasi berbasis web yang dilengkapi fitur *Early Warning System* untuk memberikan peringatan apabila hasil prediksi melebihi batas kuota pupuk bersubsidi. Tahapan penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.3. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan dataset sebelum proses pelatihan model. Tahapan ini bertujuan meningkatkan kualitas data sehingga model dapat mempelajari pola distribusi pupuk secara optimal. Proses pertama adalah *data cleaning*, yaitu memeriksa kelengkapan data dan memastikan tidak terdapat data kosong (*missing value*), data duplikat, maupun ketidaksesuaian tipe data. Dataset yang telah bersih selanjutnya dipilih berdasarkan variabel yang digunakan pada penelitian, yaitu tahun, bulan, RDKK, alokasi pupuk, dan realisasi penyaluran pupuk.

Tahap berikutnya adalah normalisasi data menggunakan metode StandardScaler. Proses normalisasi dilakukan karena algoritma Support Vector Regression (SVR) merupakan algoritma yang sensitif terhadap perbedaan skala antarvariabel. StandardScaler mengubah nilai setiap variabel sehingga memiliki rata-rata sebesar nol dan standar deviasi sebesar satu. Persamaan normalisasi ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} (a_1 - a_1^*) K\,(x_i, x\,) + b$$

$$f(x_{\text{beriuk}}) = [(\alpha_1 - \alpha_1^*) \cdot K(x_1, x_{\text{beriuk}}) + (\alpha_2 - \alpha_2^*) \cdot K(x_2, x_{\text{beriuk}})] + b$$

$$f(x_{\text{beriuk}}) = [(120 \times 0.9962) + (80 \times 0.9955)] + 105.0$$

$$f(x_{\text{beriuk}}) = 199.184 + 105.0 = 304.184 \text{ Ton}$$

Keterangan:
$f(x)$ = fungsi prediksi
$a_i - a_i^*$ = Bobot untuk setiap support vector
x = variabel input
b = Bias

Pada Persamaan (1), (z) merupakan nilai hasil normalisasi, (x) adalah nilai data asli, (\mu) merupakan nilai rata-rata (*mean*) dari seluruh data, sedangkan (\sigma) adalah nilai simpangan baku (*standard deviation*). Proses normalisasi dilakukan hanya pada variabel masukan, sedangkan variabel target berupa realisasi penyaluran pupuk tetap menggunakan nilai asli agar hasil prediksi tetap berada pada satuan ton.

Setelah proses normalisasi selesai dilakukan, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) sebesar 80% dan data uji (*testing data*) sebesar 20%. Data latih digunakan untuk membangun model Support Vector Regression (SVR), sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Hasil normalisasi data ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Normalisasi Menggunakan StandardScaler

Tabel 1. Hasil Normalisasi Menggunakan StandardScaler

Tahun(X1)	Bulan(X2)	Jenis Pupuk(X3)	RDKK(X4)	Alokasi(X5)	Realisasi(Y)
-1.539928893	-1.5914623	Urea	0.438216614	0.521265294	345
-1.539928893	-1.3013981	Urea	0.551042812	-0.48970962	172.5
1.551367548	1.01911551	Organik	2.164254405	-0.594718545	8.76

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

2.4. Pemodelan *Support Vector Regression* (SVR)

Setelah proses *preprocessing* selesai, tahap selanjutnya adalah membangun model prediksi menggunakan algoritma Support Vector Regression (SVR) dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Pemodelan dilakukan menggunakan data latih (*training data*) yang telah dinormalisasi, sedangkan data uji (*testing data*) digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Support Vector Regression bekerja dengan membentuk fungsi regresi yang mampu menghasilkan prediksi sedekat mungkin dengan nilai aktual serta tetap menjaga kompleksitas model agar tidak mengalami *overfitting*. Fungsi regresi SVR dinyatakan pada Persamaan (2).

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} (a_1 - a_1^*) K\,(x_i, x\,) + b$$

Pada Persamaan (2), f(x) merupakan fungsi prediksi, $a_i - a_i^*$ bobot untuk setiap *support vector* dan x merupakan variabel input, sedangkan (b) merupakan nilai bias.

Penelitian ini menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF) karena mampu memodelkan hubungan yang bersifat nonlinier pada data historis penyaluran pupuk. Fungsi kernel RBF ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \mid \quad \mid x_i - x_j \mid^2)$$

Keterangan:
$K\,(x_i, x_j)$ = Nilai Fungsi Kernel
γ = Parameter Karnel
x_i, x_j = Pasangan Data

Pada Persamaan (3), $K\,(x_i, x_j)$ merupakan nilai fungsi kernel antara dua data, γ merupakan parameter kernel yang mengontrol tingkat penyebaran data, sedangkan x_i, x_j merupakan pasangan antara dua data.

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data latih yang telah dinormalisasi. Setelah model selesai dibangun, model digunakan untuk menghasilkan prediksi realisasi penyaluran pupuk pada data uji sehingga dapat diketahui kemampuan model dalam mempelajari pola distribusi pupuk bersubsidi.

2.5. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi hasil prediksi yang dihasilkan oleh algoritma Support Vector Regression (SVR). Pengukuran performa model menggunakan tiga metrik evaluasi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi ((R^2)). Mean Absolute Error (MAE) digunakan untuk mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi. Persamaan MAE ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} |y_t - \hat{y}_t$$

$$\frac{y_1 - \hat{y}_1 + y_2 - \hat{y}_2 \; + y_3 - \hat{y}_3 + y_4 - \hat{y}_4 + y_5 - \hat{y}_5}{n}$$

$$\frac{15{,}00 - 17{,}10 + 12{,}50 - 8{,}25 + 18{,}00 - 15{,}00 + 14{,}00 - 19{,}15 + 16{,}50 - 14{,}30}{1081}$$

$$\frac{-2{,}10 \; + \; 4{,}25 \; + \; 3{,}00 \; + \; -5{,}15 \; + \; 2{,}20}{1081}$$

$$\frac{2{,}10 + 4{,}25 + 3{,}00 + 5{,}15 + 2{,}20}{1081}$$

Membagi dengan Jumlah Data $MAE = \frac{16{,}70}{1081}$

Sumber:
Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in assessing average model performance.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

di mana:

$y_t =$ Nilai Aktual Pada Periode Ke-t
$\hat{y}_t$ = Nilai Aktual Pada Periode Ke-t
n = Jumlah Data Pengujian

Pada Persamaan (4), (y_i) merupakan nilai aktual, (\hat{y_i}) merupakan nilai hasil prediksi, sedangkan (n) merupakan jumlah data pengujian. Semakin kecil nilai MAE, maka semakin kecil rata-rata kesalahan prediksi yang dihasilkan model. Root Mean Squared Error (RMSE) digunakan untuk mengukur besar kesalahan prediksi dengan memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang tinggi. Persamaan RMSE ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - \hat{y}_t)^2} \qquad 3.2$$

$$\sqrt{\frac{(y_1 - \hat{y}_1)^2 + (y_2 - \hat{y}_2)^2 + (y_3 - \hat{y}_3)^2 + (y_4 - \hat{y}_4)^2 + (y_5 - \hat{y}_5)^2}{n}}$$

$$\sqrt{\frac{(20{,}00-30{,}62)^2+(15{,}00-13{,}48)^2+(12{,}00-13{,}52)^2+(18{,}00-16{,}48)^2 +(14{,}00-15{,}52)^2}{1081}}$$

$$\sqrt{\frac{(-10{,}62)2 + (1{,}52)2 + (-1{,}52)2 + (1{,}52)2 + (-1{,}52)2}{1081}}$$

dikuadratkan) $RMSE = \sqrt{\frac{112{,}7844+2{,}3104+2{,}3104+2{,}3104+2{,}3104}{1081}}$

$$RMSE = \frac{5122{,}026}{1081}$$

Sumber:
Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE)? Geoscientific Model Development, 7(3), 1247–1250.

dimana:
y_t = Nilai Aktual
$\hat{y}_t$ = Nilai Prediksi
n = Jumlah Data Uji

Pada Persamaan (5), (y_i) merupakan nilai aktual, (\hat{y_i}) merupakan nilai prediksi, dan (n) merupakan jumlah data pengujian. Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang rendah. Kemampuan model dalam menjelaskan variasi data aktual diukur menggunakan koefisien determinasi ((R^2)). Persamaan koefisien determinasi ditunjukkan pada Persamaan (6).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n}(y^t - y_t)^2}{\sum_{t=1}^{n}(y_t - \bar{y})^2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{(y_1 - \hat{y}_1)^2 + (y_2 - \hat{y}_2)^2 + (y_3 - \hat{y}_3)^2 + (y_4 - \hat{y}_4)^2 + (y_5 - \hat{y}_5)^2}{(y_1 - \bar{y})^2 + (y_2 - \bar{y})^2 + (y_3 - \bar{y})^2 + (y_4 - \bar{y})^2 + (y_5 - \bar{y})}$$

$$R^2 = 1 - \frac{(112{,}78 + 2{,}31 + 2{,}31 + 2{,}31 + 2{,}31)}{(980{,}32 + 400{,}00 + 0{,}00 + 400{,}00 + 980{,}32)}$$

$$R^2 = 1 - \frac{(122{,}02)}{(2760{,}64)}$$

Hasil Pembagian (Rasio Kesalahan): $R^2 = 1 - 0{,}0442$

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Sumber:
James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). An Introduction to Statistical Learning with Applications in R (2nd Edition). Springer.

Dimana:
yt = Nilai Aktual

$\hat{y}_t$ = Nilai Prediksi
$\bar{y}$ = Rata-Rata Nilai Aktual
n = Jumlah Data Pengujian

Pada Persamaan (6), (y_i) merupakan nilai aktual, (\hat{y_i}) merupakan nilai prediksi, (\bar{y}) merupakan rata-rata nilai aktual, sedangkan (R^2) menunjukkan kemampuan model dalam menjelaskan variasi data. Semakin mendekati nilai 1, maka semakin baik kemampuan model dalam menghasilkan prediksi.

2.6 Implementasi Sistem

Model *Support Vector Regression* (SVR) yang telah melalui proses pelatihan dan evaluasi selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web sebagai sistem pendukung pengambilan keputusan. Aplikasi menerima data masukan berupa jenis pupuk, tahun, bulan, nilai RDKK, dan alokasi pupuk, kemudian menghasilkan prediksi realisasi kebutuhan pupuk berdasarkan model yang telah dibangun.

Selain menampilkan hasil prediksi, aplikasi dilengkapi dengan fitur *Problem Solver* berupa *Early Warning System*. Fitur ini membandingkan hasil prediksi dengan batas kuota pupuk bersubsidi yang telah ditetapkan. Apabila hasil prediksi melebihi kuota, sistem secara otomatis memberikan peringatan dan membatasi nilai rekomendasi sehingga tidak melampaui batas kuota yang tersedia. Implementasi tersebut diharapkan dapat membantu kelompok tani maupun instansi terkait dalam melakukan perencanaan dan pengendalian distribusi pupuk bersubsidi secara lebih efektif.

3. Hasil dan Diskusi

3.1 Hasil Prediksi Kebutuhan Pupuk Bersubsidi

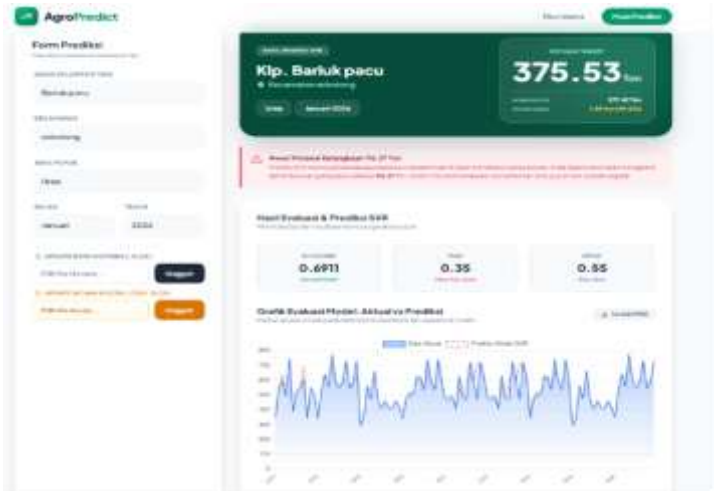
Model Support Vector Regression (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) diterapkan untuk memprediksi kebutuhan lima jenis pupuk bersubsidi, yaitu Urea, NPK, SP-36 berdasarkan data historis penyaluran periode Januari 2017 hingga Desember 2025. Setelah melalui tahapan *preprocessing*, normalisasi, dan pelatihan model, sistem menghasilkan prediksi kebutuhan pupuk yang kemudian dibandingkan dengan data aktual sebagai dasar evaluasi performa model.

Hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola perubahan data aktual pada seluruh jenis pupuk. Secara umum, kurva prediksi memiliki kecenderungan yang sama dengan kurva data aktual, sehingga mampu menggambarkan pola distribusi pupuk yang terjadi selama periode pengamatan. Meskipun terdapat beberapa selisih pada titik tertentu, perbedaan tersebut relatif kecil dan tidak mengubah kecenderungan pola distribusi secara keseluruhan. Perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi untuk masing-masing jenis pupuk disajikan pada Gambar 2 sampai dengan Gambar 6.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)



Gambar 2. Hasil prediksi pupuk NPK



Gambar 3. Hasil prediksi pupuk urea



Gambar 4. Hasil prediksi pupuk SP-36

Berdasarkan hasil visualisasi tersebut, model mampu mempertahankan pola fluktuasi data historis sehingga hasil prediksi tetap berada pada rentang nilai yang mendekati kondisi sebenarnya. Kemampuan ini menunjukkan bahwa algoritma SVR dengan kernel RBF mampu mempelajari hubungan nonlinier antarvariabel yang digunakan dalam penelitian.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

3.2 Evaluasi Performa Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan tiga metrik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Koefisien determinasi* (R^2). Ketiga metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi sekaligus kemampuan model dalam menjelaskan variasi data aktual. Hasil evaluasi untuk setiap jenis pupuk disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Evaluasi *model support vector regression*

Jenis Pupuk	R-Squared (R^2)	MAE	RMSE
NPK	0.9607	0.13	0.21
Urea	0.6911	0.35	0.55
SP-36	0.9558	0.14	0.21

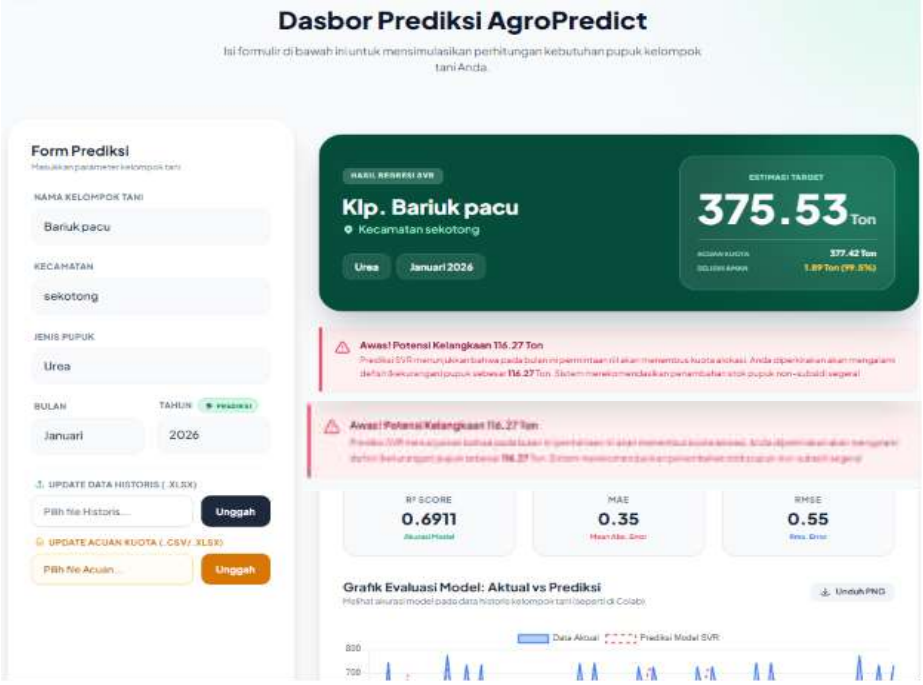
Berdasarkan Tabel 2, model menghasilkan performa yang baik pada seluruh jenis pupuk. *Nilai koefisien determinasi* (R^2) berada pada 96,07%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar variasi data aktual dapat dijelaskan oleh model. Performa terbaik diperoleh pada pupuk NPK dengan nilai R^2 sebesar 96,07%, diikuti SP-36 sebesar 95,58% dan Urea sebesar 69,11%.

Selain itu, nilai *Mean Absolute Error* (MAE) yang diperoleh relatif rendah, yaitu 0,35 pada pupuk Urea. Nilai tersebut menunjukkan bahwa rata-rata selisih antara hasil prediksi dan data aktual berada pada tingkat yang kecil sehingga model mampu menghasilkan prediksi yang cukup akurat. Nilai RMSE juga menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah sehingga memperkuat bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data pengujian.

3.3 Implementasi Sistem Prediksi

Model SVR yang telah dibangun selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web sebagai sistem pendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan kebutuhan pupuk bersubsidi. Sistem menyediakan fitur prediksi kebutuhan pupuk berdasarkan data yang dimasukkan oleh pengguna dan menampilkan hasil prediksi dalam bentuk tabel maupun grafik sehingga memudahkan proses interpretasi.

Selain menghasilkan prediksi, aplikasi dilengkapi fitur *Problem Solver* berupa *Early Warning System*. Fitur ini bekerja dengan membandingkan hasil prediksi terhadap batas kuota pupuk bersubsidi yang telah ditetapkan. Apabila hasil prediksi melebihi batas kuota, sistem secara otomatis memberikan peringatan dan membatasi nilai rekomendasi agar tidak melampaui kuota yang tersedia. Contoh implementasi fitur tersebut ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Web prediksi dan *Early Warning System*

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Keberadaan fitur *Early Warning System* memberikan nilai tambah pada sistem karena tidak hanya menghasilkan prediksi, tetapi juga membantu pengguna dalam mengantisipasi potensi kekurangan pupuk bersubsidi sebelum musim tanam berlangsung.

3.4 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) mampu menghasilkan prediksi kebutuhan pupuk bersubsidi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini ditunjukkan oleh nilai koefisien determinasi yang tinggi serta nilai MAE dan RMSE yang rendah pada seluruh jenis pupuk. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola hubungan nonlinier antara variabel masukan dan realisasi penyaluran pupuk sehingga menghasilkan prediksi yang mendekati kondisi aktual.

Implementasi model ke dalam aplikasi berbasis web juga menunjukkan bahwa hasil prediksi dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam perencanaan distribusi pupuk bersubsidi. Integrasi fitur *Early Warning System* memungkinkan sistem memberikan peringatan secara otomatis apabila hasil prediksi melebihi batas kuota yang tersedia. Dengan demikian, sistem tidak hanya berfungsi sebagai alat prediksi, tetapi juga mendukung pengambilan keputusan dalam pengelolaan distribusi pupuk secara lebih efektif dan terarah.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk memprediksi kebutuhan pupuk bersubsidi berdasarkan data historis penyaluran. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi dengan akurasi yang tinggi, ditunjukkan oleh nilai R^2 tertinggi sebesar 0.9607 dan nilai MAE terendah sebesar 0,31. Selain itu, fitur *Early Warning System* yang diimplementasikan berhasil mendeteksi prediksi yang melebihi batas kuota dan secara otomatis membatasi rekomendasi sesuai ketentuan yang berlaku. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan kebutuhan pupuk bersubsidi secara lebih efektif. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan variabel lain, seperti luas lahan, luas tanam, dan jumlah petani aktif agar hasil prediksi lebih akurat. Selain itu, sistem dapat dikembangkan dengan membandingkan metode prediksi lain serta diimplementasikan secara langsung sebagai alat bantu perencanaan kebutuhan pupuk bersubsidi oleh kelompok tani maupun instansi terkait.

Referensi

1. Anggraini, N. D., Saputra, W. S. J., & Muhaimin, A. (2026). PREDIKSI MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DENGAN OPTIMASI GENETIC ALGORITHM (STUDI KASUS HARGA KOMODITAS CABAI PROVINSI JAWA TIMUR). In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 10, Number 1).
2. Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). *Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?* https://doi.org/10.5194/gmdd-7-1525-2014
3. *CLIMATE RESEARCH Clim Res*. (n.d.). Retrieved www.int-res.com
4. Diana Djaha, F., Duka, S., Mau Tellu Dony, P., Studi Pendidikan Guru Sekolah Dasar, P., Keguruan Dan Ilmu Pendidikan, F., & Tribuana Kalabahi, U. (2026). PERTANIAN SEBAGAI PENOPANG UTAMA EKONOMI MASYARAKAT DESA ALAANG KECAMATAN ALOR BARAT LAUT. *Journal of Community Dedication*, *5*(2), 442–458.
5. Ekonomi Pertanian dan Agribisnis, J., Wulan Ayu, I., Wijayanti, N., Rahayu, S., Pertanian, F., Samawa, U., & Ekonomi dan Manajemen, F. (2022). EVALUATION OF THE IMPLEMENTATION OF FERTILIZER SUBSIDY DISTRIBUTION IN SUMBAWA DISTRICT, NTB PROVINCE. *Nomor*, *6*, 1597–1608. https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2022.006.04.32
6. Fadlli, M. D., Hidayat, A. A., Husni, V. H., Anggara, J., & Hutabarat, R. E. (2019). *Analisis Pergeseran Ekonomi Sektor Unggulan Dengan Shift-Share Pada Perekonomian Provinsi Nusa Tenggara Barat*.
7. Gholib, H., Arindra, Y., Dya, B., Girsang, S. A., Sobri, S. A., Keuangan, P., & Stan, N. (2025). MODEL PREDIKSI HARGA CABAI MERAH BESAR DI TINGKAT PASAR TRADISIONAL TAHUN 2017-2024: PENDEKATAN SUPERVISED LEARNING BERBASIS ORANGE DATA MINING. *Integrative Perspectives of Social and Science Journal*, *2*(3), 6823.
8. Gunawan, G., Andriani, W., & Ujianto, N. T. (2025). Prediksi Harga Cabai Musiman Menggunakan Model LSTM di Jawa Tengah. *Infomatek*, *27*(2), 243–254. https://doi.org/10.23969/infomatek.v27i2.26460
9. *Krisis+Global+dan+Implikasinya+bagi+Pertanian+Indonesia_+Perubahan+Iklim,+Konflik+Geopolitik,+dan+Spekulasi+Pasar*. (n.d.).
10. *MARWA*. (n.d.).
11. Maulana, R. A., Permana, I., Salisah, F. N., Ahsyar, T. K., & Jazman, M. (2025). Perbandingan Kernel Algoritma Support Vector Regression Terhadap Performa Prediksi Produksi Kelapa Sawit. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, *5*(1), 405–413. https://doi.org/10.57152/malcom.v5i1.1410
12. Nugroho, M. A., Cahyaningtiyas, P., Aufa, R., Prathama, E., Deva, R. A., & Setiawan, A. (n.d.). *IMPLEMENTASI ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK PREDIKSI PRODUKSI PADI NASIONAL: STUDI KASUS PADA DATA PRODUKSI PADI INDONESIA*.
13. *POLICY DYNAMICS AND CONTESTATION OF ACTORS IN THE MANAGEMENT OF SUBSIDIZED FERTILIZERS IN INDONESIA ALI JAMIL P023211008 DEVELOPMENT STUDY PROGRAM GRADUATE SCHOOL UNIVERSITAS HASANUDDIN MAKASSAR, INDONESIA*. (n.d.).

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

14. *Rindi ardianti 2025*. (n.d.).
15. Sari, S. N., Junaidi, Y., Silvian, T., & Zuliansyah, M. A. (2026). ANALYSIS OF SHALLOT PRICE VOLATILITY AND ITS EFFECT ON VOLATILE FOOD INFLATION IN PAGAR ALAM CITY. *Agrisaintifika: Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian*, *10*(2), 226–237. https://doi.org/10.32585/ags.v10i2.8330
16. Setyo Pambudi, A., Umar, H., Sisca Wulandari, S., Kunci, K., Subsidi Pupuk, A., Pangan, K., Kelola, T., Berkelanjutan, P., & Publik, K. (n.d.). *Governance Evaluation of Fertilizer Subsidies to Enhance Agricultural Productivity and Farmers' Welfare Evaluasi Tata Kelola Subsidi Pupuk untuk Peningkatan Produktivitas dan Kesejahteraan Petani*.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12397
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)