ANALISIS *FORECASTING* PRODUKSI JAGUNG PIPILAN KERING DI PROVINSI GORONTALO: PENDEKATAN KOMPARATIF METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* (SVR) DAN SARIMAX

Mohamad Fikri Sue, Wahyudin Hasyim, Hilmansyah Gani
Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Gorontalo
Jl. Prof. Dr. H. Mansoer Pateda, Gorontalo, Indonesia
mohfikrisuee@gmail.com

ABSTRAK

Provinsi Gorontalo merupakan salah satu sentra produksi jagung nasional yang memiliki peran strategis dalam menjaga ketahanan pangan. Namun, produksi jagung di wilayah ini menunjukkan fluktuasi yang sangat ekstrem akibat pengaruh luas panen dan variabilitas curah hujan, sehingga menyulitkan perencanaan pasokan secara akurat. Permasalahan tersebut menuntut adanya model peramalan yang mampu menangkap pola non-linier pada data produksi jagung. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tingkat akurasi *metode Support Vector Regression* (SVR) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors* (SARIMAX) dalam memprediksi produksi jagung di Provinsi Gorontalo. Metode penelitian menggunakan data deret waktu bulanan periode 2018–2025 dari enam kabupaten/kota, dengan variabel produksi jagung sebagai target serta luas panen dan curah hujan sebagai variabel eksogen. Data dipartisi menjadi data latih (75%) dan data uji (25%). Kinerja model dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVR dengan *kernel Radial Basis Function* (RBF) secara konsisten menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan SARIMAX, dengan nilai MAPE terendah sebesar 3,61% di Kabupaten Pohuwato. Dengan demikian, SVR dinilai lebih adaptif dan akurat untuk peramalan produksi jagung yang bersifat fluktuatif ekstrem.

Kata kunci : *Peramalan, Jagung, SVR, SARIMAX, Fluktuasi, Gorontalo.*

1. PENDAHULUAN

Sektor agrikultur memegang peranan penting sebagai pilar utama ketahanan pangan dan stabilitas perekonomian nasional di negara berkembang[1]. Dalam subsektor tanaman pangan, jagung (*Zea mays L.*) menempati posisi krusial karena fungsi multidimensinya, baik sebagai sumber karbohidrat alternatif maupun bahan baku utama industri pakan ternak [2]. Provinsi Gorontalo diakui secara nasional sebagai salah satu daerah sentra produksi jagung terbesar yang menopang pasokan logistik regional. Oleh karena itu, ketersediaan data produksi yang akurat dan berkelanjutan menjadi faktor penting dalam mendukung kebijakan ketahanan pangan dan perencanaan distribusi hasil pertanian di daerah tersebut. Namun produktivitas jagung di wilayah ini sangat rentan terhadap ekstremitas. Data historis menunjukkan anomali pergerakan produksi yang asimetris; volume panen dapat melonjak drastis hingga ratusan ribu ton pada puncak musim, namun kerap mendekati angka nol pada masa jeda tanam atau kegagalan akibat panen.

Fluktuasi ekstrem tersebut tidak terjadi secara acak, melainkan dikendalikan secara langsung oleh dua determinan utama: luas lahan panen sebagai kapasitas teknis fundamental dan curah hujan sebagai variabel stokhastik agroklimatologi yang menentukan keberhasilan biologi tanaman. Ketidakpastian pada kedua faktor ini menyebabkan instabilitas pasokan yang berpotensi mengganggu rantai distribusi dan penentuan waktu tanam di periode berikutnya. Untuk mengantisipasi instabilitas pasokan tersebut, pemerintah daerah memerlukan sebuah instrumen komputasi berupa model peramalan (forecasting) yang tangguh untuk membaca interaksi antar-variabel tersebut secara presisi, sehingga keputusan strategis dapat diambil secara lebih proaktif dan berbasis data.

Tinjauan pada penelitian terdahulu menunjukkan bahwa peramalan di sektor pertanian sering kali dilakukan menggunakan metode statistik parametrik tunggal[3]. Beberapa penelitian telah memanfaatkan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) atau variannya (SARIMAX) untuk memprediksi data deret waktu pertanian [4]. Namun, model statistik linier seperti SARIMAX memiliki kekakuan struktural (*structural rigidity*); algoritma ini sering kali gagal dan menghasilkan galat yang besar ketika dihadapkan pada anomali data yang berubah secara non-linier, seperti penurunan hasil panen hingga mendekati nol. Alternatifnya, metode *Machine Learning* seperti *Support Vector Regression* (SVR) terbukti lebih adaptif dalam menangani data berdimensi tinggi serta pola non-linier melalui pemanfaatan fungsi kernel [5]. Meskipun demikian, kajian empiris yang membandingkan secara langsung kinerja SVR dan SARIMAX dengan melibatkan variabel eksogen ganda pada kasus produksi jagung masih relatif terbatas, khususnya pada wilayah dengan fluktuasi ekstrem seperti Provinsi Gorontalo.

Berdasarkan kesenjangan ilmiah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang, mengoptimasi, dan membandingkan kinerja algoritma

SVR berbasis Kernel Radial Basis Function (RBF) dengan model SARIMAX secara *head-to-head*. Perbandingan dilakukan untuk mengidentifikasi metode yang paling akurat dan stabil dalam meminimalkan kesalahan peramalan produksi jagung. Komparasi dilakukan secara independen pada enam kabupaten/kota di Provinsi Gorontalo dengan menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai tolok ukur utama. Sebagai rencana penyelesaian masalah, model terbaik yang dihasilkan selanjutnya digunakan untuk memproyeksikan produksi jagung tahun 2026, yang diharapkan dapat berfungsi sebagai dasar Sistem Pendukung Keputusan (SPK) bagi pemerintah daerah dalam perencanaan produksi dan distribusi pangan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian terkait peramalan (*forecasting*) sektor agrikultur dan komparasi model komputasi telah banyak dieksplorasi. Studi oleh Prahlad dkk. [3] membuktikan bahwa pelibatan variabel cuaca (agroklimatologi) menggunakan model statistik dan *Machine Learning* mampu meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan dalam mendeteksi dinamika populasi hama pada komoditas pertanian. Terkait komparasi algoritma deret waktu, Palelleng dan Mokobombang [4] menunjukkan bahwa integrasi maupun pengujian komparatif antara model parametrik SARIMAX dan non-parametrik SVR sangat efektif untuk mengatasi pola data prediksi yang bergejolak tajam dan kompleks. Dari sisi agronomis, penelitian Rochman dkk. [2] menegaskan besarnya pengaruh faktor eksogen berupa kondisi fisik lahan (pemupukan dan luasan) terhadap kuantitas hasil panen jagung. Berdasarkan landasan studi-studi tersebut, penelitian ini mengisi *research gap* yang ada dengan membandingkan secara *head-to-head* performa SVR dan SARIMAX menggunakan variabel eksogen ganda yaitu luas panen dan curah hujan pada kasus fluktuasi produksi jagung di Provinsi Gorontalo.

2.2. Landasan Teori *Support Vector Regression* (SVR)

SVR merupakan ekstensi dari algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) yang diaplikasikan untuk memecahkan masalah regresi non-linier[6]. Dalam penelitian ini, implementasi SVR mencakup lima tahapan utama:

a. Normalisasi Data: Menyeragamkan dimensi metrik antar-variabel (hektar dan milimeter) ke dalam rentang [0,1] menggunakan teknik *Min-Max Scaler* untuk mencegah bias komputasi [7]. Rumus transformasinya yang ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{max} - x_{min}} \qquad (1)$$

Keterangan:

x' = Nilai data setelah dinormalisasi

x = Nilai data aktual

$x_{\min}$ = Nilai minimum dari variabel tersebut (pada data latih)

x_{max} = Nilai maksimum dari variabel tersebut (pada data latih)

b. Pembentukan Kernel: SVR menggunakan fungsi kernel untuk memetakan data ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi sehingga hubungan non-linear antarvariabel dapat dipelajari dengan lebih baik [8]. Beberapa kernel yang umum digunakan yaitu *linear kernel, polynomial kernel, dan Radial Basis Function* (RBF) kernel.

Linear kernel digunakan untuk data dengan pola hubungan linear sederhana dan dirumuskan pada Persamaan (2).

$$K(x_i, x_j) = x_i^t x_j$$

Polynomial kernel digunakan untuk menangkap pola hubungan yang lebih kompleks melalui fungsi polinomial sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$K(x_i, x_j) = (x_i^t x_j + c)^d$$

Keterangan:

c = konstanta

d= derajat polinomial

Radial Basis Function Kernel yang digunakan dalam penelitian ini karena dinilai lebih mampu menangkap pola fluktuasi produksi jagung yang bersifat non-linear. Fungsi kernel RBF ditunjukkan pada Persamaan (4).

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

Keterangan:

γ = parameter kernel

$x_i - x_j$ = pasangan data input

c. Optimasi Parameter: Menerapkan metode *Grid Search* dan *K-Fold Cross-Validation* untuk mencari matriks hyperparameter terbaik yang terdiri dari parameter penalti (C), koefisien kernel (γ), dan batas toleransi (ϵ).

d. Pelatihan Model: Algoritma SVR membentuk *hyperplane* optimal dengan meminimalkan *error* prediksi terhadap data latih. Proses ini dilakukan menggunakan *support vector* yang berada di sekitar batas toleransi epsilon untuk menghasilkan model regresi yang optimal. [9].

e. Hasil Model: Model SVR menghasilkan nilai prediksi produksi jagung berdasarkan pola hubungan antara data historis produksi, luas panen, dan curah hujan yang telah dipelajari selama proses pelatihan model.

2.3. Landasan Teori *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors* (SARIMAX)

SARIMAX merupakan metode peramalan statistik multivariat yang mendekomposisi deret waktu ke dalam elemen tren, musiman (seasonal), dan efek dari variabel eksternal [10]. Tahapan operasionalnya mencakup:

a. Uji Stasioneritas: Validasi distribusi varians menggunakan uji statistik *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Jika p-value > 0.05 (tidak stasioner), dilakukan proses pembedaan (*differencing*).
b. Seluruh Identifikasi Model: Identifikasi o*rdo Autoregressive* (p, P) dan *Moving Average* (q, Q) melalui interpretasi visual dari plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) [11].
c. Estimasi Parameter: Menggunakan pendekatan *Maximum Likelihood Estimation*, di mana struktur ordo terbaik dipilih berdasarkan nilai metrik *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil [10].
d. Uji Diagnostik: Pengujian asumsi distribusi white noise pada residual model menggunakan statistik hitung Ljung-Box.
e. Hasil Model: Konstruksi fungsi parametrik linier untuk mengekstrapolasi data masa depan berserta batas interval kepercayaannya.

2.4. Evaluasi Kinerja Model (MAPE)

Tingkat keandalan estimasi antara SVR dan SARIMAX dievaluasi secara objektif menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada partisi data uji. MAPE mengukur deviasi rata-rata peramalan dalam bentuk persentase relatif terhadap nilai aktual [12]. Formulasi matematis MAPE dinyatakan pada Persamaan (3).

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \left|\frac{A_t - F_t}{A_t}\right| \times 100\% \quad (3)$$

Di mana: di mana (A_t) merepresentasikan data aktual produksi jagung, (F_t) adalah hasil proyeksi model komputasi, dan n adalah jumlah total periode observasi. Klasifikasi MAPE <10% menandakan akurasi sangat baik, sementara MAPE >50% diinterpretasikan sebagai model yang tidak akurat.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Pengumpulan dan Pemisahan Data

Penelitian ini menggunakan dataset deret waktu (time-series) kuantitatif sekunder beresolusi bulanan dari rentang waktu Januari 2018 hingga Desember 2025. Objek amatan mencakup enam wilayah administratif di Provinsi Gorontalo (Kabupaten Boalemo, Bone Bolango, Gorontalo, Gorontalo Utara, Pohuwato, dan Kota Gorontalo). Dataset terdiri dari 576 baris observasi yang mengintegrasikan variabel target berupa Produksi Jagung (Ton) serta dua variabel eksogen, yaitu Luas Panen (Hektar) yang bersumber dari Dinas Pertanian Provinsi Gorontalo, dan Curah Hujan (mm) yang diekstraksi dari satelit agroklimatologi NASA POWER. Guna memvalidasi performa algoritma secara objektif tanpa indikasi bias, dataset dipartisi secara kronologis menjadi dua himpunan: 75% dialokasikan sebagai Data Latih (Januari 2018 – Desember 2023) untuk membentuk arsitektur model, dan 25% sebagai Data Uji (Januari 2024 – Desember 2025) untuk menguji akurasi peramalan terhadap data aktual yang belum dikenali model (unseen data).

3.2 Pra-pemrosesan Data

Seluruh tahapan rekayasa komputasi dieksekusi menggunakan bahasa pemrograman *Python* di lingkungan *Google Colaboratory*. Mengingat variabel penelitian memiliki rentang metrik yang sangat timpang seperti luas lahan dalam puluhan ribu hektar berbanding curah hujan dalam ratusan milimeter, data ditransformasikan ke dalam skala interval [0, 1] melalui fungsi *Min-Max Scaler*. Pada tahap pembersihan data (*data cleaning*), nilai observasi nol (0) pada data historis produksi dan luas panen tidak diperlakukan sebagai nilai hilang (*missing value*). Angka tersebut tetap dipertahankan karena secara empiris merepresentasikan fakta lapangan mengenai ketiadaan aktivitas agrikultur pada masa pembersihan lahan atau jeda siklus tanam.

3.3 Skenario Pemodelan SVR dan SARIMAX

Konstruksi model dieksekusi secara paralel untuk kedua algoritma. Pada skenario pemodelan SVR, algoritma dikonfigurasi menggunakan *Kernel Radial Basis Function* (RBF) untuk mengakomodasi sifat volatilitas data produksi yang non-linier. Guna mencegah kondisi menghafal (*overfitting*) sekaligus mencapai tingkat kesalahan terminimal, dilakukan pencarian kombinasi *hyperparameter* $C, \gamma,$ dan ϵ yang unik untuk masing-masing wilayah menggunakan teknik *Grid Search* berbasis *K-Fold Cross-Validation*. Sementara itu, pembentukan model statistik parametrik SARIMAX diawali dengan pengujian stasioneritas varians menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Kandidat ordo model diidentifikasi melalui pengamatan batas signifikansi *cut-off* pada *Correlogram* (plot ACF dan PACF). Dari serangkaian kandidat matriks ordo parametrik tersebut, model SARIMAX terbaik dipilih (*best fit*) secara mutlak berdasarkan pencapaian nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terendah.

3.4 Skenario Evaluasi dan Proyeksi

Proses komparasi head-to-head antara algoritma *Machine Learning* (SVR) dan statistik parametrik (SARIMAX) dieksekusi murni pada partisi Data Uji. Tolok ukur utama yang digunakan untuk menentukan pemenang adalah metrik Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang merepresentasikan deviasi relatif prediksi terhadap fluktuasi panen aktual. Model yang berhasil mencatatkan nilai MAPE terendah (kesalahan terkecil) akan dikukuhkan sebagai instrumen peramalan terbaik. Algoritma terpilih tersebut kemudian dimanfaatkan untuk melakukan proses ekstrapolasi (proyeksi) jadwal dan volume panen jagung di Provinsi Gorontalo untuk periode tahun 2026.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Optimasi Parameter dan Hasil Pelatihan Model

Berdasarkan hasil eksekusi *Grid Search* menggunakan *K-Fold Cross-Validation* pada data latih, diperoleh kombinasi hyperparameter optimal yang unik untuk masing-masing wilayah. Struktur parameter model SVR dan ordo terbaik SARIMAX dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Ringkasan Parameter Optimal SVR dan Ordo SARIMAX

Wilayah	Parameter SVR (C, γ, ϵ)	Ordo SARIMAX $(p,d,q)(P,D,Q)$
Boalemo	1000, 0.001, 0.0001	(1,0,0)(0,1,1)12
Bone Bolango	100, 0.01, 0.01	(1,1,0)(0,1,0)12
Gorontalo	1000, 0.001, 0.0001	(1,0,1)(0,1,1)12
Gorontalo Utara	100, 0.01, 0.001	(0,1,1)(1,1,0)12
Pohuwato	1000, 0.001, 0.0001	(1,0,0)(0,1,1)12
Kota Gorontalo	100, 0.1, 0.001	(1,0,0)(0,0,0)0

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa setiap wilayah menghasilkan kombinasi parameter yang unik. Fakta komputasi ini membuktikan secara empiris bahwa karakteristik fluktuasi agroklimatologi dan pemanfaatan luas lahan di keenam wilayah memiliki pola yang berbeda-beda, sehingga tidak dapat disamaratakan ke dalam satu model tunggal.

4.2 Analisis Performa Model pada Data Uji

Pengujian keandalan model dilakukan pada partisi data uji (2024-2025). Berdasarkan metrik MAPE, algoritma SVR menunjukkan keunggulan mutlak dibandingkan SARIMAX di seluruh wilayah amatan. Ringkasan akurasi disajikan pada Tabel 2.

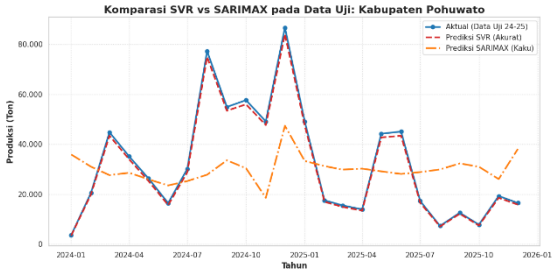
Tabel 2. Komparasi Nilai MAPE SVR vs SARIMAX

Wilayah	MAPE SVR (%)	MAPE SARIMAX (%)	Kategori (SVR)
Boalemo	13,49	169,58	Baik
Bone Bolango	15,51	93,85	Baik
Gorontalo	16,01	10276,58	Baik
Gorontalo Utara	7,14	294,71	Sangat Akurat
Pohuwato	3,61	123,78	Sangat Akurat
Kota Gorontalo	5,08	107,77	Sangat Akurat

SVR mengungguli SARIMAX secara mutlak di seluruh wilayah. Kinerja terbaik SVR terekam di Kabupaten Pohuwato dengan MAPE sangat rendah sebesar 3,61%. Sebaliknya, model statistik linier SARIMAX mengalami pembengkakan persentase kesalahan yang ekstrem, terutama di Kabupaten Gorontalo dengan margin galat mencapai ribuan persen. Hal ini mengonfirmasi kegagalan algoritma tersebut saat dihadapkan pada variansi data observasi yang sangat lebar dan belum pernah dikenali sebelumnya (*unseen data*).

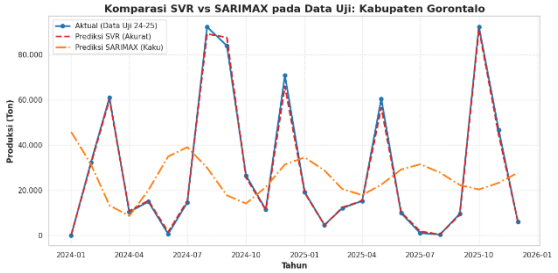
4.3 Visualisasi Komparasi Prediksi SVR vs SARIMAX

Untuk memperjelas disparitas performa kedua model, dua representasi visualisasi komparasi grafik diangkat, yaitu wilayah dengan hasil terbaik (Pohuwato) dan wilayah sentra dengan volatilitas tertinggi (Kabupaten Gorontalo).



Gambar 1. Komparasi Prediksi SVR vs SARIMAX (Kabupaten Pohuwato)

Pada Gambar 1, pergerakan prediksi direpresentasikan dengan jelas. Garis estimasi SVR (merah) menempel secara sangat presisi pada lekukan data aktual (biru), bahkan ketika panen raya mencapai puncaknya di 77.348,58 ton pada bulan Agustus 2024. Sebaliknya, garis SARIMAX (oranye) bergerak kaku secara mendatar dan gagal menjangkau titik ekstrem atas maupun bawah.



Gambar 2. Komparasi Prediksi SVR vs SARIMAX (Kabupaten Gorontalo)

Disparitas yang lebih mencolok terlihat pada Gambar 2. Sebagai lumbung utama pangan, data Kabupaten Gorontalo memiliki rentang tonase yang fluktuatif, memuncak pada 92.215,99 ton di bulan Oktober 2025. Visualisasi mengonfirmasi bahwa saat data aktual melonjak tajam, garis SARIMAX tertinggal jauh di bawah terperangkap pada rata-rata historis, yang menjelaskan mengapa nilai MAPE SARIMAX di tabel sebelumnya membengkak drastis. Di saat yang bersamaan, algoritma SVR tetap adaptif menyalin pola fluktuasi aktual tersebut.

4.4 Pembahasan Analitis Ketangguhan Algoritma

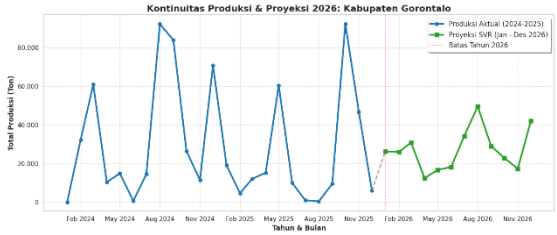
Keunggulan fundamental SVR dilandasi oleh keluwesan matematis fungsi *Kernel Radial Basis*

Function (RBF). Sektor pertanian memiliki karakteristik di mana produksi jagung dapat terhenti menjadi nol absolut saat masuk jeda pembersihan lahan, namun melesat ratusan ribu ton saat agroklimatologi sedang optimal. Transformasi dimensi tinggi oleh Kernel RBF memampukan SVR melengkungkan garis *hyperplane*-nya untuk menangkap anomali ekstrem tersebut tanpa terkena bias dari pencilan data (*outlier*).

Di sisi berlawanan, kegagalan prediksi model SARIMAX bersumber dari struktur parametrik liniernya. Secara teoritis, model ini menuntut asumsi stasioneritas varians yang ketat. Dinamika variabel lahan dan cuaca yang sporadis memaksa SARIMAX memprediksi estimasi fiktif yang stabil cenderung di angka rata-rata, sehingga model ini memberikan tebakan di atas angka nol walau realitas lapangan menunjukkan ketiadaan panen. Keterbatasan inilah yang membuktikan bahwa metode parametrik murni kurang adaptif sebagai *Early Warning System* di ranah agrikultur komoditas.

4.5 Implementasi Proyeksi Produksi Tahun 2026

Berlandaskan tingkat akurasi SVR yang teruji, model tersebut diimplementasikan untuk mengekstrapolasi ketersediaan pasokan ke depan (2026) guna mendukung kebijakan ketahanan pangan daerah.



Gambar 3. Visualisasi Proyeksi Produksi SVR 2026 (Kabupaten Gorontalo)

Gambar 3 mendeskripsikan tren kontinuitas hasil prediksi SVR untuk sentra utama Kabupaten Gorontalo. Garis proyeksi hijau menunjukkan kelangsungan kapasitas pasokan yang stabil. Prediksi komputasi mensimulasikan bahwa panen raya utama di wilayah ini akan berlangsung pada rentang kuartal ketiga tahun 2026, dengan puncak tonase diperkirakan menembus angka di atas 50.000 ton. Proyeksi empiris ini diharapkan dapat menjadi rujukan kuantitatif bagi pemangku kebijakan daerah dalam menyelaraskan logistik ketersediaan pupuk dan manajemen serapan pasca-panen.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma SVR berbasis Kernel RBF memiliki tingkat akurasi yang jauh lebih unggul dan adaptif dibandingkan model SARIMAX dalam memproyeksikan produksi jagung di Provinsi Gorontalo yang bersifat fluktuatif ekstrem. Melalui optimasi *Grid Search*, SVR berhasil mencatatkan performa peramalan sangat akurat dengan nilai MAPE terendah sebesar 3,61% di Kabupaten Pohuwato, sementara SARIMAX terbukti mengalami kekakuan struktural dalam menangani anomali data non-linier dan nilai produksi nol absolut pada masa jeda tanam. Implementasi proyeksi tahun 2026 menggunakan model terbaik ini memberikan gambaran strategis mengenai jadwal panen raya yang dapat dimanfaatkan sebagai instrumen pendukung keputusan bagi pemerintah daerah dalam menjaga stabilitas pangan. Pemerintah disarankan untuk mengintegrasikan model komputasi ini ke dalam sistem manajemen logistik dan distribusi pupuk, sementara untuk pengembangan penelitian di masa depan, disarankan penggunaan arsitektur *Deep Learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) guna mengeksplorasi variabel agroklimatologi yang lebih kompleks dengan dimensi data yang lebih besar.

DAFTAR PUSTAKA

[1] N. I. Nadi, A. Halid, and R. Mustafa, “Analisis Risiko Produksi dan Pendapatan Usahatani Jagung di Desa Dulamayo Utara Kecamatan Telaga Biru Kabupaten Gorontalo,” *JIA (Jurnal Ilm. Agribisnis) J. Agribisnis dan Ilmu Sos. Ekon. Pertan.*, vol. 9, no. 5, pp. 500–510, 2024, doi: 10.37149/jia.v9i5.1472.

[2] F. Rochman, P. Priyadi, and R. Rahmadi, “The Growth and Yield Response of Maize (Zea Mays ssp. mays) Due to the Application of Potassium and Nitrogen Fertilizer Rates on Dry Acidic Soil with Ameliorant Treatment,” *Agricola*, vol. 13, no. 1, pp. 50–58, 2023, [Online]. Available: https://ejournal.unmus.ac.id/index.php/agricola/article/view/5054

[3] S. PRAHLAD, P. BASAK, C. S. PANDA, D. S. GUPTA, M. RAY, and S. MITRA, “Prediction of peak pest population incidences in jute crop based on weather variables using statistical and *Machine Learning* models: A case study from West Bengal PRAHLAD,” vol. 1665, no. 25, pp. 305–311, 2023.

[4] R. Palelleng and N. N. R. A. Mokobombang, “A Hybrid SARIMAX-SVR Model for Drug Demand Prediction,” no. Ritech, pp. 209–216, 2025, doi: 10.5220/0014272400004928.

[5] A. N. Innayah, D. I. Sulistiana, M. Y. Febrian, and F. Kartiasih, “Utilizing the Sarima Model and Support Vector Regression To Forecast Monthly Rainfall in Bandung City,” *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 10, no. 2, 2024, doi: 10.33197/jitter.vol10.iss2.2024.1663.

[6] M. Piekutowska and G. Niedbała, “Review of Methods and Models for Potato Yield

Prediction," *Agric.*, vol. 15, no. 4, 2025, doi: 10.3390/agriculture15040367.

[7] A. Salsabilla, N. Satyahadewi, and W. Andani, "IMPLEMENTATION *GRID SEARCH* OF RBF AND POLYNOMIAL ON SUPPORT VECTOR REGRESSON FOR CLOSING STOCK PRICES PREDICTION ON PT INDOFARMA (INAF)," vol. 6, no. 2, pp. 133–142, 2024.

[8] R. Ruliana, Z. Rais, M. Marni, and A. S. Ahmar, "Implementation of the Support Vector Regression (SVR) Method in Inflation Prediction in Makassar City," *ARRUS J. Math. Appl. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 28–35, 2024, doi: 10.35877/mathscience2608.

[9] P. Wati, A. Adriyansyah, and I. Sulistiana, "Comparison of Rainfall Prediction Results in South Bangka Regency Using Support Vector Regression and SARIMA," *CoreID J.*, vol. 2, no. 3, pp. 86–92, 2024, doi: 10.60005/coreid.v2i3.87.

[10] S. Kumari and P. Muthulakshmi, "SARIMA Model: An Efficient *Machine Learning* Technique for Weather Forecasting," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 235, no. 2023, pp. 656–670, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.04.064.

[11] N. R. Arsya and W. Sulistijanti, "Analysis of the accuracy of the sarimax model in forecasting cocoa production in Central Sulawesi," *TEKNOSAINS J. Sains, Teknol. dan Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 23–33, 2026, [Online]. Available: https://jurnal.sttmcileungsi.ac.id/index.php/tekno/article/view/1622

[12] T. A. D. Kurniawan, A. Setiawan, and F. Tita, "Perbandingan Kinerja Metode Support Vector Regression dan Metode Regresi Linier Berganda dalam Memprediksi BMI pada Dataset ASTHMA," *J. Sains dan Edukasi Sains*, vol. 8, no. 2, pp. 133–142, 2025, doi: 10.24246/juses.v8i2p133-142.