

Komparasi Algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk Prediksi Hasil Panen Padi Berdasarkan Data Iklim di Kota Malang

PROPOSAL SKRIPSI

Oleh:

Ghoffar Abdul Ja'far

NIM. 2341720035



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNOLOGI INFORMASI
POLITEKNIK NEGERI MALANG
2025**

DAFTAR ISI

| | |
|--|-----|
| DAFTAR ISI | ii |
| DAFTAR GAMBAR | iii |
| DAFTAR TABEL | iv |
| BAB I. PENDAHULUAN | 1 |
| 1.1. Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah | 2 |
| 1.3 Batasan Masalah..... | 3 |
| 1.4 Tujuan | 4 |
| 1.5. Manfaat | 4 |
| BAB II. TINJAUAN PUSTAKA | 5 |
| 2.1 Studi Literatur | 5 |
| 2.2 Dasar Teori..... | 6 |
| 2.2.1. Support Vector Regression (SVR) | 6 |
| 2.2.2. Long Short-Term Memory (LSTM)..... | 6 |
| 2.2.3. Prediksi Hasil Panen | 6 |
| BAB III. METODOLOGI PENELITIAN | 7 |
| 3.1. Tahapan Penelitian | 7 |
| 3.2. Data dan Variabel Penelitian | 8 |
| 3.3 Pra-pemrosesan Data (<i>Data Preprocessing</i>)..... | 8 |
| 3.4 Perancangan Model..... | 9 |
| 3.4.1. Model Support Vector Regression (SVR)..... | 9 |
| 3.4.2. Model Long Short-Term Memory (LSTM) | 9 |
| 3.5 Skenario Pengujian | 9 |
| 3.6 Parameter Evaluasi | 10 |
| ACKNOWLEDGEMENT | 11 |
| DAFTAR PUSTAKA | 12 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|---|
| Gambar 3.1 <i>Flowchart</i> Penelitian | 7 |
|--|---|

DAFTAR TABEL

| | |
|----------------------------------|---|
| Tabel 2.1 State of the Art | 5 |
|----------------------------------|---|

BAB I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pertanian menjadi fondasi utama ketahanan pangan di dunia, tetapi perubahan iklim mulai memengaruhi hasil panen dengan meningkatkan suhu dan mengubah pola curah hujan (Tasneem et al., 2025). Padi, sebagai makanan pokok bagi lebih dari separuh populasi dunia, sangat rentan terhadap perubahan iklim. Ketidakstabilan lingkungan seperti curah hujan yang tidak menentu dan suhu yang ekstrem menjadi hambatan utama dalam merencanakan masa tanam yang efektif (Adhany et al., 2025; Tasneem et al., 2025). Di Indonesia, khususnya di Jawa Timur dan Kota Malang, perubahan iklim yang ekstrem mengancam hasil panen padi, sehingga metode perencanaan pertanian tradisional yang hanya bergantung pada pengalaman tidak lagi cukup untuk menghadapi risiko gagal panen (Priyanto et al., 2025).

Untuk mengatasi tantangan ini, pendekatan berbasis data dengan menggunakan Machine Learning (ML) dan Deep Learning (DL) semakin banyak diterapkan sebagai solusi transformatif untuk meningkatkan pengambilan keputusan dalam pertanian (Gupta et al., 2025). Algoritma telah diterapkan untuk memprediksi hasil panen, mulai dari metode regresi tradisional seperti Multiple Linear Regression (MLR) hingga algoritma yang lebih kompleks seperti Random Forest, Support Vector Regression (SVR), dan Long Short-Term Memory (LSTM) (Jha et al., 2025; Kumar Munaganuri et al., n.d.).

Dalam literatur yang ada, perdebatan terdapat pada efektivitas metode-metode tersebut. Support Vector Regression (SVR) dikenal memiliki kelebihan dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan outlier, serta terbukti menjadi model yang baik untuk memprediksi produktivitas tanaman tertentu seperti tebu karena kemampuannya menangkap pola non-linear pada dataset yang lebih kecil (Juliandy et al., 2024; Napthaleni & Asrol, 2025). Namun, kelemahan SVR terlihat dalam studi lain yang menunjukkan bahwa SVR tidak mampu melakukan generalisasi pada data pertanian yang kompleks, menghasilkan nilai R^2 yang negatif atau sangat rendah dibandingkan dengan model Deep Learning (Jha et al., 2025; Yasin et al., 2025). Sebaliknya, algoritma berbasis Deep Learning seperti

LSTM memiliki keunggulan signifikan dalam menangkap ketergantungan dalam data deret waktu dan data iklim historis, yang sering kali menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan model tradisional (Kumar Munaganuri et al., n.d.).

Meskipun LSTM menunjukkan performa yang menjanjikan, penerapannya tetap menghadapi tantangan sendiri, seperti kebutuhan komputasi yang lebih tinggi dan kompleksitas dalam menentukan parameter dibandingkan dengan model regresi klasik (Tasneem et al., 2025). Di sisi lain, studi spesifik di Kota Malang sebelumnya lebih banyak menggunakan arsitektur Artificial Neural Network (ANN) standar berbasis Multilayer Perceptron (MLP) dan belum secara luas membandingkan efektivitas SVR dengan LSTM dalam konteks data iklim lokal yang bersifat fluktuatif (Priyanto et al., 2025). Adanya perbedaan hasil SVR di berbagai studi di mana performanya baik pada kasus tebu namun buruk pada kasus padi menciptakan celah penelitian penting yang perlu diuji validitasnya pada dataset padi di Malang.

Oleh karena itu, dibutuhkan studi perbandingan yang mendalam untuk menguji ketahanan kedua algoritma tersebut. Penelitian ini menyajikan solusi berupa penerapan dan pengevaluasian kinerja algoritma SVR dan LSTM dengan menggunakan variabel agroklimat seperti curah hujan, suhu, dan kelembaban sebagai fitur input utama. Pendekatan ini didasari oleh penemuan bahwa menggabungkan data iklim historis dengan model non-linear seperti LSTM dan SVR merupakan kunci untuk meningkatkan akurasi prediksi di tengah ketidakpastian iklim (Babbar et al., 2024; Kharal et al., 2024).

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan secara empiris kemampuan algoritma SVR dan LSTM dalam memprediksi hasil panen padi di Kota Malang. Hasil perbandingan ini diharapkan dapat menemukan model mana yang lebih akurat dan tahan terhadap anomali iklim lokal, sehingga bisa digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan strategis oleh Dinas Pertanian serta para petani setempat.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana merancang dan membangun model prediksi hasil panen padi di Kota Malang menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) berbasis data iklim?
2. Bagaimana perbandingan kinerja algoritma SVR dan LSTM dalam memprediksi hasil panen padi di Kota Malang jika diukur menggunakan parameter *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)?
3. Algoritma manakah di antara SVR dan LSTM yang memberikan tingkat akurasi terbaik untuk karakteristik data pertanian dan iklim di Kota Malang?

1.3 Batasan Masalah

Untuk membuat penelitian ini lebih spesifik dan fokus, penulis menetapkan batasan masalah sebagai berikut:

1. **Wilayah Studi:** Penelitian ini hanya mengambil data dari wilayah Kota Malang.
2. **Data:** Data yang digunakan adalah data sekunder berupa data hasil panen padi (luas panen dan produksi) dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan data iklim (curah hujan, suhu rata-rata) dari BMKG dengan rentang waktu 10 tahun terakhir (2014–2024).
3. **Algoritma:** Algoritma yang diimplementasikan dan dibandingkan hanya *Support Vector Regression* (SVR) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM).
4. **Parameter Evaluasi:** Kinerja model diukur menggunakan metrik evaluasi *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan Koefisien Determinasi (R^2 Score)
5. **Luaran:** Penelitian ini berfokus pada komparasi performa model dan tidak sampai pada pembuatan aplikasi antarmuka pengguna (*user interface*) yang kompleks.

1.4 Tujuan

Tujuan dari dilakukannya skripsi dengan judul “**Komparasi Algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk Prediksi Hasil Panen Padi Berdasarkan Data Iklim di Kota Malang**”, adalah sebagai berikut:

1. Untuk membangun model prediksi hasil panen padi menggunakan algoritma SVR dan LSTM berdasarkan variabel iklim di Kota Malang.
2. Untuk menganalisis perbandingan tingkat akurasi dan error antara algoritma SVR dan LSTM.
3. Untuk menentukan algoritma yang paling optimal dan akurat dalam memprediksi hasil panen padi di Kota Malang.

1.5. Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah:

1. **Manfaat Teoretis:** Memberikan kontribusi ilmiah mengenai perbandingan kinerja algoritma Machine Learning (SVR) dan Deep Learning (LSTM) dalam kasus prediksi pertanian menggunakan dataset skala lokal yang memiliki fluktuasi iklim tinggi.
2. **Manfaat Praktis:** Memberikan rekomendasi model prediksi terbaik yang dapat diadopsi oleh Dinas Pertanian Kota Malang atau pengembang aplikasi pertanian untuk meningkatkan akurasi estimasi panen, sehingga membantu mitigasi risiko gagal panen akibat perubahan iklim.

BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Tabel 2.1 State of the Art

| Penulis (Tahun) | Judul | Metode | Dataset/ Objek | Hasil | Keterbatasan/ GAP |
|-------------------------|--|---|--|--|---|
| (Priyanto et al., 2025) | Artificial Neural Network-Based Forecasting of Rice Yield Using Environmental and Agricultural Data | ANN (Multilayer Perceptron) | Data Iklim (BMKG) & Padi (BPS) Kota Malang (2009-2024) | Model ANN mencapai akurasi tinggi dengan 98.11%, mengungguli SVR dan KNN. | Menggunakan ANN biasa (MLP), belum menerapkan arsitektur LSTM yang lebih unggul untuk data <i>time-series</i> . |
| (Yasin et al., 2025) | Multivariate Forecasting of Paddy Production: A Comparative Study of Machine Learning Models | Random Forest, XGBoost, SVR, Linear Regression | Data Padi Provinsi se-Indonesia (2018-2024) | Random Forest terbaik (0.997). SVR berkinerja buruk dengan MAPE 198% dan 0.209. | SVR gagal menangkap pola data pada skala provinsi yang luas; perlu diuji pada skala mikro (kota). |
| (Adhany et al., 2025) | Prediksi Padi Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory | LSTM | Data Padi & Luas Lahan Kota Lubuklinggau (2019-2024) | LSTM menghasilkan prediksi sangat akurat dengan MAPE 4.44%. | Jumlah data terbatas; Fokus hanya pada LSTM tanpa komparasi dengan metode regresi klasik (SVR). |
| (Jha et al., 2025) | Comparative Analysis of Machine Learning Models for Crop Yield Prediction Using Categorical and Numerical Agro-Meteorological Data | Deep Learning (ANN), RF, SVR, Linear Regression | Dataset Pertanian India (Kaggle) | Deep Learning unggul (0.94). SVR gagal total (- 0.00) dan memiliki error RMSE tertinggi. | SVR menunjukkan performa sangat buruk, kontradiktif dengan studi lain yang sukses menggunakan SVR. |
| (Kharal et al., 2024) | A Model for Wheat Yield Prediction to | Support Vector | Data Gandum & Iklim | SVR terbukti efektif memprediksi | Studi kasus pada Gandum, bukan Padi. Validasi |

| | | | | | |
|--|---|------------------|-------------------------------|--|---|
| | Reduce the Effect of Climate Change Using SVR | Regression (SVR) | (Suhu, Hujan, pH) di Pakistan | hasil panen gandum berdasarkan variabel iklim. | mengindikasikan potensi <i>overfitting</i> pada data kecil. |
|--|---|------------------|-------------------------------|--|---|

2.2 Dasar Teori

2.2.1. Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) adalah metode yang mengadaptasi algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk digunakan dalam masalah regresi. Berbeda dengan regresi linear biasa yang mencoba meminimalkan kesalahan pada semua titik data, SVR bekerja dengan mencari hyperplane (garis pemisah) terbaik yang memiliki jarak margin terbesar, serta menetapkan batas toleransi kesalahan yang disebut epsilon (ϵ). Salah satu keunggulan utama SVR adalah kemampuannya menangani data yang memiliki hubungan tidak linier (non-linear) dengan menggunakan fungsi Kernel (Napthaleni & Asrol, 2025).

2.2.2. Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dikembangkan dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM dibuat khusus untuk mengatasi kesulitan vanishing gradient yang sering terjadi pada RNN biasa ketika mempelajari data yang memiliki urutan sangat panjang (Renukaradya & Rao, 2025). Struktur unik LSTM terdiri dari sel memori dan tiga gerbang utama (*gates*) yang mengatur aliran informasi (Y. Wang et al., 2024). Kemampuan ini membuat LSTM sangat efektif untuk menangkap pola waktu dalam data pertanian (Renukaradya & Rao, 2025).

2.2.3. Prediksi Hasil Panen

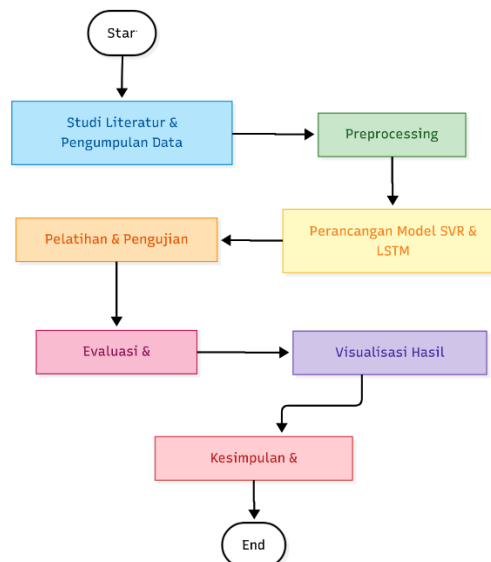
Prediksi hasil panen adalah cara menebak berapa banyak hasil panen yang akan diperoleh dari tanaman berdasarkan analisis berbagai faktor yang memengaruhi produksi (Xia, 2024). Prediksi yang tepat sangat penting dalam pertanian modern agar bisa memastikan ketersediaan pangan. Namun, tantangan utamanya adalah hubungan antara faktor cuaca dan hasil panen yang biasanya tidak langsung dan rumit (Babbar et al., 2024). Oleh karena itu, penggunaan metode komputasi modern seperti *Machine Learning* menjadi penting untuk mengatasi keterbatasan metode statistik lama (Yasin et al., 2025).

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental untuk membandingkan performa algoritma Support Vector Regression (SVR) dan Long-Short Term Memory (LSTM). Proses penelitian dirancang secara sistematis, mulai dari mengidentifikasi masalah hingga mencapai kesimpulan akhir, yang digambarkan dalam alur berikut:

1. **Studi Literatur & Pengumpulan Data:** Mengkaji penelitian terdahulu dan mengumpulkan data sekunder.
2. **Pra-pemrosesan Data (Preprocessing):** Membersihkan dan mentransformasi data agar siap diolah.
3. **Perancangan Model:** Membangun arsitektur model SVR dan LSTM.
4. **Pelatihan & Pengujian Model:** Melatih model dengan data latih dan mengujinya dengan data uji.
5. **Evaluasi & Komparasi:** Mengukur akurasi menggunakan metrik evaluasi dan membandingkan hasilnya.
6. **Visualisasi:** Menampilkan visualisasi hasil komparasi SVR vs LSTM
7. **Kesimpulan & Rekomendasi:** Menentukan algoritma terbaik untuk Kota Malang.



Gambar 3.1 *Flowchart* Penelitian

3.2. Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan adalah data sekunder deret waktu (time-series) bulanan dengan rentang waktu 10 tahun (2014–2024) yang bersumber dari instansi resmi pemerintah.

1. Sumber Data:

- **Data Klimatologi:** Diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Stasiun Klimatologi Karangploso, Malang (Priyanto et al., 2025).
- **Data Pertanian:** Diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Malang berupa laporan tahunan "Kota Malang Dalam Angka".

2. Variabel Penelitian: Pemilihan variabel didasarkan pada studi (Nurcahyo et al., 2023).

- **Variabel Bebas (*Independent Variables* - X):**
 - X_1 : Curah Hujan Rata-rata (mm)
 - X_2 : Suhu Rata-rata (C)
 - X_3 : Luas Panen (Ha)
- **Variabel Terikat (*Dependent Variable* - Y):**
 - Y : Jumlah Produksi Padi (Ton)

3.3 Pra-pemrosesan Data (*Data Preprocessing*)

Sebelum data dimasukkan ke dalam algoritma, dilakukan tahapan pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas data dan performa model.

1. **Pembersihan Data:** Data diperiksa untuk menangani nilai hilang atau noise. Imputasi dengan mean atau interpolasi linear digunakan untuk menjaga kontinuitas deret waktu dalam data pertanian.
2. **Normalisasi Data:** Karena satuan variabel berbeda (mm, C, Ha, Ton) dan memiliki rentang nilai yang jauh (misalnya suhu 20-30 vs produksi ribuan ton), normalisasi wajib dilakukan agar proses pelatihan model lebih cepat dan stabil. Metode yang digunakan adalah *Min-Max Scaling* untuk mengubah data ke dalam rentang [0, 1].

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

3. **Pembagian Data (*Data Splitting*):** Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Rasio ini dipilih karena menurut (Yasin et al., 2025), pembagian 80:20 memberi keseimbangan terbaik antara akurasi dan generalisasi dibanding 70:30 atau 90:10.

3.4 Perancangan Model

3.4.1. Model Support Vector Regression (SVR)

Model SVR dirancang menggunakan Kernel *Radial Basis Function* (RBF) karena keunggulannya dalam menangani pola non-linear pada data agroklimat yang kompleks. Berdasarkan pengujian empiris, parameter model ditetapkan dengan nilai *Cost* (C), *Epsilon* (ϵ), dan *Gamma* (γ) untuk mencapai akurasi prediksi yang optimal (Jha et al., 2025).

3.4.2. Model Long Short-Term Memory (LSTM)

Arsitektur LSTM dirancang untuk menangkap pola ketergantungan secara jangka panjang. Struktur model terdiri dari:

- **Input Layer:** Menerima urutan data (*sequence*) dari variabel iklim dan pertanian.
- **Hidden Layer:** Menggunakan LSTM dengan jumlah neuron yang diuji (± 50 –100 unit). Sequence length yang tepat sangat menentukan akurasi, karena input lebih panjang biasanya memberi hasil lebih baik (Orduna-Cabrera et al., 2025).
- **Dense Layer (Output):** Satu neuron untuk memprediksi nilai kontinu (Produksi Padi).

3.5 Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan dengan melatih kedua model dengan data latih, lalu membuat prediksi dengan data uji yang belum pernah dilihat model sebelumnya. Untuk mencegah overfitting dan memastikan keandalan hasil, penelitian ini menggunakan metode validasi silang (*cross-validation*), yang menggunakan teknik K-Fold. Metode ini memverifikasi stabilitas model dan menghasilkan estimasi kinerja yang lebih tangguh pada berbagai subset data (Quille-Mamani et al., 2025).

3.6 Parameter Evaluasi

Kinerja model SVR dan LSTM akan diukur dan dibandingkan secara komprehensif menggunakan empat metrik evaluasi berikut:

1. **Mean Absolute Error (MAE):** Digunakan untuk memantau rata-rata kesalahan absolut selama proses pelatihan model (*training*) guna mendeteksi *overfitting* atau *underfitting* (Xia, 2024).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{Y_{aktual} - Y_{prediksi}}{Y_{aktual}} \right|$$

2. **Root Mean Square Error (RMSE):** Digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan rata-rata, dengan mempertimbangkan kesalahan yang lebih besar. Semakin rendah nilai RMSE, semakin presisi model tersebut (Kalmani et al., 2024).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (Y_{aktual} - Y_{prediksi})^2}$$

3. **Mean Absolute Percentage Error (MAPE):** Digunakan untuk menentukan persentase kesalahan prediksi rata-rata. Nilai MAPE di bawah 10% dianggap sebagai kemampuan prediksi yang sangat baik. (Nuraini et al., 2025).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{Y_{aktual} - Y_{prediksi}}{Y_{aktual}} \right| \times 100\%$$

4. **Koefisien Determinasi (R² Score):** Digunakan untuk menentukan seberapa baik variabel independen (iklim) menjelaskan variasi pada variabel dependen (produksi padi). Nilai mendekati 1 menunjukkan kesesuaian model yang sempurna (Jha et al., 2025; L. Wang et al., 2024).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (Y_{aktual} - Y_{prediksi})^2}{\sum (Y_{aktual} - Y_{aktual})^2}$$

ACKNOWLEDGEMENTS

Penulis menyatakan bahwa dalam proses penyusunan naskah ini, penulis menggunakan bantuan alat kecerdasan gemini untuk penyusunan struktur kalimat. Seluruh isi, analisis, dan interpretasi data merupakan tanggung jawab penulis sepenuhnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhany, P. C., Wulandari, C., Intan, B., & Santoso, B. (2025). Prediksi Padi Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory. *Journal of Informatics Management and Information Technology*, 5(2), 120–127. <https://doi.org/10.47065/jimat.v5i2.496>
- Babbar, N., Kumar, A., & Verma, V. K. (2024). Prediction of Wheat Yield by Novel SDC-LSTM Framework. *Brazilian Archives of Biology and Technology*, 67. <https://doi.org/10.1590/1678-4324-2024230773>
- Gupta, S., Hamid, A. B. A., Nyamasvisva, T. E., Tyagi, N., Jain, V., Mun, N. K., & Ather, D. (2025). Enhanced Agricultural Decision-Making: Machine Learning Approaches for Crop Prediction and Analysis in India. *Jurnal Online Informatika*, 10(2), 407–417. <https://doi.org/10.15575/join.v10i2.1610>
- Jha, S., Patil, P. R., & Nemade, K. (2025). Comparative Analysis of Machine Learning Models for Crop Yield Prediction Using Categorical and Numerical Agro-Meteorological Data. In *Journal of Neonatal Surgery ISSN* (Vol. 14). <https://www.jneonatsurg.com>
- Juliandy, C., Kelvin, K., Halim, A., Pipin, S. J., Sinaga, F. M., & Lestari, W. S. (2024). Forecasting Climate Change Patterns to Improving Rice Harvest Using SVR for Achieving Green Economy. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 7(2), 520. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v7i2.32393>
- Kalmani, V. H., Dharwadkar, N. V., & Thapa, V. (2024). Crop Yield Prediction using Deep Learning Algorithm based on CNN-LSTM with Attention Layer and Skip Connection. *Indian Journal Of Agricultural Research, Of*. <https://doi.org/10.18805/ijare.a-6300>
- Kharal, A. S., Mahar, S. A., Mushtaque, M. I., Magsi, A., & Mahar, J. A. (2024). A Model for Wheat Yield Prediction to Reduce the Effect of Climate Change Using Support Vector Regression. *VFAST Transactions on Software Engineering*, 12(2), 192–212. <https://doi.org/10.21015/vtse.v12i2.1855>
- Kumar Munaganuri, M., Gonnuri, P., Vardhana Devi, V. V., Badiguntla, R., Kasukurthi, A., LVVDSarma, S., Mahaboob Basha, S., & Rao Yamarthi, N. (n.d.). Deep Learning-Based Crop Prediction Using LSTM And GRU For

- Sustainable Agriculture. In *International Journal of Environmental Sciences* (Vol. 11, Issue 11). <https://theaspd.com/index.php538>
- Napthaleni, & Asrol, M. (2025). Design of a Sugarcane Yield and Productivity Prediction Model. *International Journal of Technology*, 16(5), 1484–1500. <https://doi.org/10.14716/ijtech.v16i5.7233>
- Nuraini, D., Violina, D., Anamisa, D. R., Khotimah, B. K., Jauhari, A., & Mufarroha, F. A. (2025). Prediksi Hasil Panen Padi dengan Metode Multiple Linear Regression dan Particle Swarm Optimization untuk Meningkatkan Produksi Padi di Madura. *JUSIFOR: Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika*, 4(1), 1–8. <https://doi.org/10.70609/jusifor.v4i1.5857>
- Nurchahyo, A., Soeparno, H., Wulandari, L. A., & Budiharto, W. (2023). Rice Yield Prediction in Sumatra Indonesia Using Machine Learning and Climate Data. *2023 3rd International Conference on Intelligent Cybernetics Technology and Applications, ICICyTA 2023*, 207–212. <https://doi.org/10.1109/ICICyTA60173.2023.10428960>
- Orduna-Cabrera, F., Rios-Ochoa, A., Frank, F., Lindner, S., Sandoval-Gastelum, M., Obersteiner, M., & Javalera-Rincon, V. (2025). Short-Term Forecasting Arabica Coffee Cherry Yields by Seq2Seq over LSTM for Smallholder Farmers. *Sustainability (Switzerland)*, 17(9). <https://doi.org/10.3390/su17093888>
- Priyanto, Faisal, M., & Imamudin, M. (2025). Artificial Neural Network-Based Forecasting of Rice Yield Using Environmental and Agricultural Data. *Advance Sustainable Science, Engineering and Technology*, 7(3). <https://doi.org/10.26877/asset.v7i3.2019>
- Quille-Mamani, J., Ramos-Fernández, L., Huanuqueño-Murillo, J., Quispe-Tito, D., Cruz-Villacorta, L., Pino-Vargas, E., Flores del Pino, L., Heros-Aguilar, E., & Ángel Ruiz, L. (2025). Rice Yield Prediction Using Spectral and Textural Indices Derived from UAV Imagery and Machine Learning Models in Lambayeque, Peru. *Remote Sensing*, 17(4). <https://doi.org/10.3390/rs17040632>
- Renukaradya, N. G., & Rao, K. G. (2025). A Long Short-Term Memory Guided Conditional Dynamic Variational Auto-Encoder for Crop Yield Prediction and

- Crop Type Classification. *Technology & Applied Science Research*, 15(6), 29770–29778. <https://doi.org/10.48084/etasr.12586>
- Tasneem, K. T., Shahzad, M. U., Rashid, J., Othman, K. M., Zafar, T., & Faheem, M. (2025). Predicting rice yield and impact of climate change on rice production using machine learning models. *Theoretical and Applied Climatology*, 156(12). <https://doi.org/10.1007/s00704-025-05912-2>
- Wang, L., Chen, Z., Liu, W., & Huang, H. (2024). A Temporal–Geospatial Deep Learning Framework for Crop Yield Prediction. *Electronics (Switzerland)*, 13(21). <https://doi.org/10.3390/electronics13214273>
- Wang, Y., Abdullah, M. A. Bin, & Hwang, J. Y. T. (2024). Time Series Analysis and Optimization of the Prediction Model of Agricultural Insurance Loss Ratio. *Research on World Agricultural Economy*, 5(4), 299–312. <https://doi.org/10.36956/rwae.v5i4.1219>
- Xia, C. (2024). Comparative Analysis of ARIMA and LSTM Models for Agricultural Product Price Forecasting. In *Highlights in Science, Engineering and Technology CSIC* (Vol. 2023). <https://kalimatimarket.gov.np/>
- Yasin, F., Firmansyah, M. R., Aldo, D., & Amrustian, M. A. (2025). Multivariate Forecasting of Paddy Production: A Comparative Study of Machine Learning Models. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(3), 1431–1442. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.3.4681>