

Model *Hybrid CNN-LSTM* Untuk Prediksi Penjualan Pupuk Pada Data *Time series*

Ratri Enggar Pawening ^{1*}, Annisa Meiliana Erman ², Salmatus Sa'idah ³, Dewi Selfiana ⁴
^{1,2,3,4} Universitas Nurul Jadid, Indonesia

Info Artikel	ABSTRAK
<u>Riwayat Artikel</u>	Ketersediaan pupuk yang tepat waktu dan sesuai kebutuhan merupakan faktor penting dalam mendukung produktivitas pertanian. Namun, kios penyalur pupuk sering menghadapi ketidaktepatan dalam memperkirakan permintaan, sehingga menyebabkan ketidaksesuaian stok pada musim tanam. Penelitian ini bertujuan menghasilkan model prediksi penjualan pupuk Urea dan NPK yang lebih akurat menggunakan pendekatan <i>Hybrid CNN-LSTM</i> berdasarkan data <i>time series</i> historis. Metode penelitian meliputi penggabungan dan seleksi data, penambahan fitur musiman, normalisasi, serta pembentukan data sekuensial untuk pelatihan model. CNN digunakan untuk mengekstraksi pola lokal, sedangkan LSTM menangkap pola temporal jangka panjang. Model dilatih menggunakan teknik <i>windowing</i> dan <i>early stopping</i> untuk menghindari <i>overfitting</i> . Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model <i>hybrid CNN-LSTM</i> mampu memberikan prediksi dengan tingkat kesalahan rendah, dengan nilai MSE pada data uji sebesar 0,0037. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan <i>hybrid</i> efektif dalam mempelajari pola penjualan pupuk yang fluktuatif. Kesimpulannya, model CNN-LSTM dapat digunakan sebagai alat bantu dalam perencanaan distribusi, sehingga pengelolaan stok di kios pupuk dapat dilakukan secara lebih efisien dan tepat sasaran.
Diterima: 17-10-2025	
Disetujui: 31-12-2025	
<u>Kata Kunci</u>	
Prediksi; CNN-LSTM; Penjualan;	
enggar.r@unuja.ac.id	

1. PENDAHULUAN

Pupuk merupakan salah satu faktor penting dalam sektor pertanian untuk meningkatkan produktivitas tanaman. Ketersediaan pupuk yang tepat waktu dan dalam jumlah yang sesuai sangat menentukan keberhasilan panen. Oleh karena itu, distributor dan produsen pupuk perlu melakukan perencanaan stok dan distribusi yang efektif [1]. Salah satu upaya strategis yang dapat dilakukan adalah memprediksi penjualan pupuk secara akurat agar tidak terjadi kekurangan atau kelebihan stok yang dapat merugikan berbagai pihak.

Di Indonesia, distribusi pupuk bersubsidi merupakan strategi pemerintah untuk memastikan ketersediaan dan keterjangkauan bagi petani. Namun demikian, distribusi pupuk bersubsidi kerap menghadapi kendala serius, khususnya dalam hal peramalan permintaan yang bersifat dinamis dan bergantung pada musim tanam, jenis tanaman, hingga kondisi cuaca. Akibatnya akan terjadi kondisi-kondisi antara lain kelebihan stok, kekurangan stok, distribusi tidak tepat sasaran, ketergantungan pada intuisi dan pengalaman pribadi, penurunan efisiensi operasional, dan juga berdampak pada ketahanan pangan.

UD Sumber Rejeki merupakan salah satu kios resmi yang ditunjuk untuk menyalurkan pupuk bersubsidi, dan memiliki peran krusial dalam mendukung kebutuhan pertanian di wilayah Kabupaten Bondowoso, terutama di Kecamatan Jambesari. Kios ini melayani para petani yang tergabung dalam kelompok tani terdaftar di sistem e-RDKK, sebagaimana diatur dalam Peraturan Menteri Pertanian (Permentan) Nomor 01 Tahun 2024. Untuk proses penebusan

pupuk bersubsidi, UD Sumber Rejeki menggunakan aplikasi i-Pubers, yang merupakan hasil kolaborasi antara Kementerian Pertanian dan PT Pupuk Indonesia. Aplikasi ini dikembangkan untuk menjamin proses distribusi berjalan secara digital, transparan, serta tepat sasaran. Adapun alokasi pupuk bersubsidi di Kabupaten Bondowoso pada tahun 2024 tercatat sebesar 32.654 ton untuk Urea dan 11.028 ton untuk NPK. Sementara itu, pada tahun 2025, alokasi yang ditetapkan mengalami perubahan, yakni sebesar 32.309 ton untuk Urea, 22.201 ton untuk NPK, dan 181 ton untuk pupuk organik. Harga eceran tertinggi (HET) yang ditetapkan pemerintah untuk pupuk bersubsidi adalah sebesar Rp112.500 per sak untuk Urea dan Rp115.000 per sak untuk NPK. UD Sumber Rejeki sering mengalami ketidaksesuaian antara stok yang tersedia dengan kebutuhan aktual petani di lapangan, terutama saat memasuki musim tanam. Ketidaktepatan ini tidak hanya mengganggu efisiensi distribusi, tetapi juga berpotensi menurunkan tingkat kepuasan petani terhadap layanan yang diberikan.

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang data mining dan *deep learning*, membuka peluang baru untuk melakukan prediksi penjualan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Penelitian pada bidang datamining mengenai prediksi penjualan pupuk sudah dilakukan dengan beberapa metode yaitu Apriori [2], Monte Carlo [3], Winter Exponensial [4], dan Single Exponensial [5]. Meskipun metode-metode tersebut mampu memberikan estimasi permintaan dalam kondisi data yang stabil dan pola sederhana, mereka memiliki keterbatasan dalam menangani pola non-linear, fluktuasi musiman, serta kompleksitas temporal yang sering terjadi dalam data penjualan pupuk di lapangan. Dalam konteks tersebut, pendekatan berbasis *deep learning*, khususnya model seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau *Hybrid CNN-LSTM*, menawarkan keunggulan signifikan. Model *deep learning* memiliki kemampuan untuk belajar dari data historis secara mendalam, menangkap dependensi jangka panjang, serta menyesuaikan diri terhadap pola yang tidak eksplisit dalam data. Dengan demikian, teknik ini lebih adaptif, presisi, dan mampu memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan statistik tradisional, terutama dalam menghadapi dinamika permintaan pupuk yang dipengaruhi oleh musim, cuaca, dan kebijakan pemerintah. Teknik *deep learning* memiliki kemampuan untuk memahami pola data yang kompleks dan non-linear, yang sulit ditangkap oleh metode prediksi tradisional seperti regresi linier [6]. CNN berfungsi untuk mengekstraksi fitur penting dari data input [7]. Metode ini sudah banyak digunakan pada data *time series* untuk mengekstraksi pola lokal jangka pendek seperti tren harian penjualan, sementara LSTM unggul dalam menangkap pola urutan data jangka panjang [8].

Model *hybrid* yang menggabungkan Convolutional Neural Network (CNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM) [9] dinilai mampu mengoptimalkan prediksi pada data *time series* seperti data penjualan pupuk. Pada penelitian yang lain, gabungan antara CNN dan LSTM dapat bekerja dengan baik untuk memprediksi harga emas, serta menegaskan efektivitas kombinasi keduanya dalam menangkap data temporal pada data *time series* [10]. Kombinasi kedua model ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi prediksi penjualan pupuk dibandingkan dengan penggunaan model tunggal.

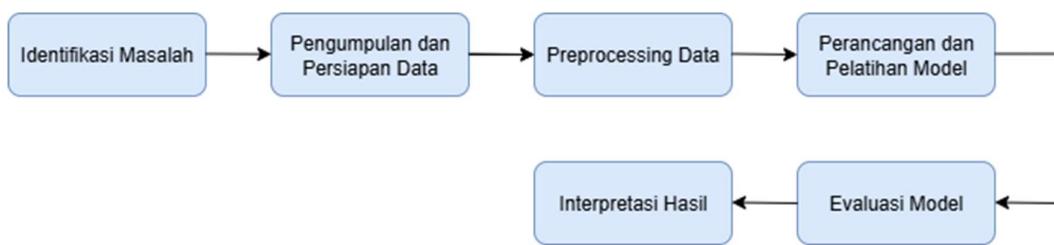
Penelitian ini bertujuan untuk membangun dan menguji model *Hybrid CNN-LSTM* guna memprediksi penjualan pupuk berdasarkan data historis. Dengan prediksi yang lebih akurat, perusahaan dapat mengoptimalkan perencanaan produksi dan distribusi, serta mendukung ketahanan pangan nasional melalui penyediaan pupuk yang lebih efisien. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat diperoleh pemahaman yang lebih dalam tentang potensi penerapan *deep learning* dalam bidang pertanian, khususnya dalam aspek manajemen rantai pasok pupuk. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi acuan bagi pengembangan sistem prediksi penjualan berbasis kecerdasan buatan di masa depan.

2. METODE

Beberapa penelitian sebelumnya telah mencoba mengembangkan sistem prediksi permintaan pupuk. Metode Monte Carlo berhasil memberikan prediksi yang cukup akurat dan realistik dengan mempertimbangkan variasi dan ketidakpastian dalam data penjualan sehingga membantu dalam mengidentifikasi periode puncak dan rendah penjualan yang dapat digunakan untuk merencanakan strategi pemasaran dan pengelolaan stok secara lebih efektif [11]. Metode Trend Moment dan ARIMA juga menunjukkan keterbatasan dalam menangkap pola non-linear [12]. Sementara itu, LSTM telah banyak digunakan dalam prediksi penjualan barang dengan akurasi tinggi, seperti pada prediksi penjualan laptop [13]. Namun, belum ditemukan penelitian yang menggabungkan CNN dan LSTM secara *hybrid* untuk prediksi penjualan pupuk dengan mempertimbangkan pola musiman dan data *time-series* historis. Dengan demikian, penelitian ini menawarkan pendekatan baru dengan menggabungkan kekuatan CNN dalam ekstraksi fitur dan LSTM dalam pemodelan sekuensial, yang diharapkan dapat mengisi celah penelitian yang belum banyak dieksplorasi.

Penelitian ini menggunakan paradigma kuantitatif, karena berfokus pada pengumpulan dan pengolahan data numerik untuk membangun model prediksi penjualan pupuk. Pendekatan ini memungkinkan pengukuran obyektif terhadap hubungan antara variabel waktu, musim, dan volume penjualan, yang kemudian dianalisis secara statistik dan dikonversi menjadi model prediksi berbasis deep learning. Model CNN-LSTM yang diterapkan bertujuan untuk menghasilkan estimasi penjualan yang akurat berdasarkan data historis dan pola musiman yang teridentifikasi dalam data *time-series*.

Pendekatan yang digunakan adalah studi kasus kuantitatif dengan fokus pada satu lokasi yaitu kios resmi pupuk bersubsidi UD Sumber Rejeki yang berlokasi di Kecamatan Jambesari, Kabupaten Bondowoso. Penelitian dilakukan antara bulan Januari hingga Juli 2025, dengan menggunakan data penjualan pupuk bersubsidi jenis Urea dan NPK sejak Januari 2024 hingga Maret 2025. Sumber data utama berasal dari dokumentasi transaksi pembelian bulanan yang dicatat manual dan diperoleh melalui observasi langsung serta konfirmasi dari pihak pengelola kios. Sumber dana dalam penelitian ini berasal dari institusi internal Universitas Nurul Jadid. Proses penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan sistematis ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

a. Identifikasi Masalah

Tahapan awal berupa pengamatan terhadap permasalahan di lapangan, khususnya dalam hal ketidaktepatan estimasi permintaan pupuk di UD Sumber Rejeki.

b. Pengumpulan dan Persiapan Data

Data pembelian pupuk bulanan dikompilasi ke dalam format digital (Excel) dan diproses untuk membentuk dataset. Proses ini meliputi penggabungan data, penambahan fitur musiman (musim hujan/kemarau), kuartal, dan pembersihan data dari nilai-nilai kosong atau ekstrem (outlier).

c. Preprocessing Data

Melibatkan normalisasi data menggunakan MinMaxScaler, serta teknik *windowing* untuk menyusun data menjadi sekuensial sebagai input model CNN-LSTM.

d. Perancangan dan Pelatihan Model

Penelitian ini menggunakan model Hybrid Convolutional Neural Network–Long Short-Term Memory (CNN–LSTM) untuk memprediksi penjualan pupuk berbasis data time series harian. Arsitektur CNN–LSTM dirancang untuk mengombinasikan kemampuan CNN dalam mengekstraksi pola lokal pada data *time series* dan LSTM dalam memodelkan ketergantungan temporal jangka panjang. Model *hybrid* CNN-LSTM dibangun menggunakan framework TensorFlow/Keras, di mana CNN digunakan untuk ekstraksi fitur awal, dan LSTM untuk memproses data *time-series*. Proses pelatihan dilakukan dengan parameter yang diatur secara eksperimen dan divalidasi menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE. Arsitektur CNN ditunjukkan pada Tabel 2 dan arsitektur LSTM ditunjukkan pada Tabel 3.

e. Evaluasi Model

Performa model dievaluasi menggunakan data uji yang belum pernah dilatih sebelumnya. Akurasi prediksi dianalisis melalui grafik dan tabel perbandingan antara nilai aktual dan hasil prediksi.

f. Interpretasi Hasil

Hasil model digunakan untuk menjawab rumusan masalah penelitian dan menyusun rekomendasi peningkatan distribusi pupuk berbasis data prediktif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Pengumpulan dan Persiapan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data pembelian pupuk bersubsidi jenis Urea dan NPK dari UD Sumber Rejeki, yang diperoleh dari aplikasi I-Pubers untuk data transaksi Januari 2021 sampai Desember 2022 dan Januari 2024 sampai Maret 2025. Data asli ini mencakup kolom No, Nama, NIK, Poktan, Tanggal Tebus, Urea, NPK, NPK Formula Khusus, dan Organik.

b. Preprocessing Data

Tahap awal pre-processing adalah dengan menggabungkan dan menseleksi data. Pada tahap ini, data yang diperoleh dari file excel bulanan dikompilasi menjadi satu data frame yang berisi informasi pembelian pupuk Urea dan NPK. Data *selection* digunakan untuk memilih subset data yang relevan dan dibutuhkan untuk tahapan selanjutnya. Proses seleksi fitur bertujuan memilih fitur yang relevan agar akurasi metode dapat meningkat [14]. Hasil proses ini mendapatkan kolom yang dipilih adalah Tanggal Tebus, Urea, dan NPK. Selanjutnya data dengan lebih dari satu transaksi per hari dijumlahkan per tanggal. Data disesuaikan dengan karakteristik *time series*, yang mana semua tanggal pada rentang waktu tersebut harus ada. Jika pada pada tanggal tersebut tidak ada transaksi maka diberikan nilai 0.

Untuk meningkatkan kemampuan prediksi model, ditambahkan fitur baru yaitu musim. Isi dari fitur musim adalah nilai 1 untuk tanggal tebus bulan November-April (hujan) dan 0 untuk tanggal tebus bulan Mei-Oktober.

Seluruh fitur numerik (Urea, NPK, dan Musim) dinormalisasi menggunakan MinMaxScaler dari sklearn.preprocessing. Tujuan dari langkah normalisasi ini adalah mengurangi redundansi, yaitu penyimpanan data yang sama secara berulang pada beberapa file, sehingga proses pengolahan data dapat berlangsung lebih optimal [15]. Pada tahap ini akan mengubah format nilai berada dalam rentang [0,1], sehingga proses pelatihan model lebih stabil dan cepat konvergen. Hasil dari normalisasi ditunjukkan pada Tabel 1.

c. Perancangan dan Pelatihan Model

Pertama adalah melakukan Load Data. Sebelum training model, perlu dilakukan Import library, Load data, membuat data sekuensial (X, y), Split data pelatihan & pengujian. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk evaluasi performa prediksi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dataset dibagi menjadi:

- Data latih (training set): 70%
- Data validasi (validation set) : 15%

- Data uji (testing set): 15%

Tabel 1. Normalisasi Data

No	Tanggal Tebus	UREA	NPK	Musim
1.	2021-01-01 00:00:00	0,0177	0,0069	1
2.	2021-01-02 00:00:00	0,1175	0,0259	1
3.	2021-01-03 00:00:00	0,1192	0,0270	1
4.	2021-01-04 00:00:00	0,0655	0,0129	1
5.	2021-01-05 00:00:00	0,0118	0,0005	1
6.	2021-01-06 00:00:00	0,0101	0,0032	1
7.	2021-01-07 00:00:00	0,0195	0,0030	1
8.	2021-01-08 00:00:00	0,1405	0,0398	1

Tahap kedua adalah pembentukan *window sliding*. Karena CNN-LSTM memerlukan input berurutan (sequential input), data diubah menjadi bentuk *windowed sequences*.

- Misalnya: Input X_1 = data hari ke-1 sampai ke-7 → digunakan untuk memprediksi Y = hari ke-8.
- Ukuran jendela (*window size*) yang digunakan: 7 hari (artinya, 7 hari berturut-turut digunakan untuk memprediksi hari berikutnya).

Tahap ketiga penentuan arsitektur layer. Pada layer pertama adalah CNN 1 Dimensi (Conv1D). Tujuan CNN pada *time series* ini adalah menangkap pola lokal jangka pendek, misalnya tren naik/turun cepat antar 2 hari. Arsitektur yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Arsitektur CNN

Parameter	Penjelasan
filters=64	Model akan belajar 64 pola berbeda (semacam "detektor pola lokal")
kernel_size=2	Ukuran jendela yang menggeser data → CNN akan membaca 2 hari berurutan
activation='relu'	Fungsi aktivasi ReLU membuat model lebih stabil dan cepat belajar
input_shape=(30, 3)	Input terdiri dari 30 hari (time step) , dan 3 fitur (Urea, NPK, Musim)

Layer kedua adalah LSTM (Long Short-Term Memory). LSTM ini akan mempelajari pola urutan waktu jangka panjang. Proses ini akan melakukan pengaturan (konfigurasi) model LSTM agar siap untuk tahap pelatihan [16]. Pada tahap ini, optimizer Adam diaplikasikan untuk penyesuaian bobot model, dengan learning rate 0.001 yang mendukung optimalisasi proses pembelajaran model. Selain itu, penggunaan fungsi loss "mean_squared_error" ditujukan untuk mengevaluasi seberapa jauh perbedaan hasil prediksi dibandingkan dengan nilai aktual. Rangkaian proses kompilasi ini secara total bertujuan memastikan kesiapan model untuk tahap pelatihan berikutnya. Arsitektur yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Arsitektur LSTM

Parameter	Penjelasan
50 units	Jumlah "memori" internal LSTM untuk belajar pola jangka panjang
activation='relu'	Menentukan cara hasil dihitung dalam LSTM. ReLU sering digunakan untuk non-linearity

Setelah model LSTM selesai dirancang dan dikompilasi, langkah selanjutnya adalah proses pelatihan (training) menggunakan data historis yang telah dibagi sebelumnya. Data pelatihan mencakup 80% dari total dataset *time series*, yang telah melalui proses normalisasi, *sliding window*, dan pembentukan sekuen.

Proses pelatihan model LSTM dilakukan dengan jumlah maksimum 100 epoch. Namun, untuk menghindari overfitting, digunakan teknik early stopping dengan patience=10, yang berarti pelatihan akan dihentikan lebih awal apabila tidak terjadi perbaikan nilai validation loss selama

10 epoch berturut-turut. Hasil pelatihan, model berhenti lebih awal pada epoch ke-88 karena setelah itu tidak terdapat peningkatan signifikan pada nilai validation loss. Selama proses pelatihan, model menunjukkan penurunan nilai loss dan Mean Squared Error (MSE) baik pada data pelatihan maupun validasi, yang menandakan proses pembelajaran berlangsung dengan baik.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model hybrid CNN–LSTM memberikan kinerja prediksi yang lebih baik dibandingkan metode pembanding. Evaluasi kinerja dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE) pada data uji. Nilai RMSE dan MAE yang lebih rendah menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih kecil dan akurasi model yang lebih baik. Tabel 4 menyajikan perbandingan kinerja antara model CNN–LSTM dan beberapa metode pembanding pada data penjualan pupuk.

Tabel 4. Perbandingan Kinerja Model Prediksi Penjualan

Model	MSE	RSME	MAE
LSTM	0,0058	0,0762	0,062
CNN	0,0065	0,0806	0,058
CNN-LSTM (hybrid)	0,0037	0,0608	0,046

Berdasarkan Tabel X, model hybrid CNN–LSTM menghasilkan nilai MSE, RMSE, dan MAE paling rendah dibandingkan dengan model CNN dan LSTM tunggal. Hasil ini menunjukkan bahwa penggabungan CNN dan LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi penjualan pupuk secara signifikan. CNN berperan dalam mengekstraksi pola lokal pada data time series, sedangkan LSTM efektif dalam memodelkan ketergantungan temporal jangka panjang, sehingga menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih kecil.

d. Hasil dan Interpretasi

Hasil ujicoba menunjukkan nilai loss (MSE) sebesar 0,0037. Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi dalam skala normalisasi cukup kecil, artinya model memiliki kemampuan prediktif yang baik pada data tes. Hasil uji coba menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mempelajari pola historis penjualan pupuk dengan cukup baik, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0.0037 pada data uji. Capaian ini mendukung teori utama yang disajikan dalam kerangka berpikir, yakni bahwa CNN-LSTM efektif dalam menangkap pola lokal melalui kernel convolution serta ketergantungan jangka panjang melalui memori pada LSTM.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi penjualan pupuk Urea dan NPK berbasis data *time series* menggunakan pendekatan *hybrid* CNN-LSTM, yang mampu memberikan hasil prediksi yang akurat, dengan MSE sebesar 0.0037 pada data uji. Model ini membuktikan efektivitasnya dalam menangkap pola musiman dan tren jangka panjang pada data penjualan, yang sangat berguna untuk meningkatkan efisiensi distribusi pupuk. Implikasi dari penelitian ini adalah bahwa model CNN-LSTM dapat menjadi solusi efektif untuk meningkatkan perencanaan distribusi pupuk di sektor pertanian, khususnya dalam mengatasi ketidaksesuaian stok yang sering terjadi pada musim tanam.

Penelitian ini juga memiliki keterbatasan, antara lain cakupan data yang terbatas pada satu wilayah dan variabel yang digunakan hanya mencakup data penjualan dan musim. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas cakupan data, menambahkan variabel lain seperti cuaca, harga pasar, atau kebijakan pemerintah, serta menguji model ini pada lokasi dan jenis pupuk yang berbeda. Dengan demikian, diharapkan penelitian lebih lanjut dapat menghasilkan model prediksi yang lebih baik dan aplikatif dalam konteks yang lebih luas.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Burhanudin, P. Kasih, and I. N. Farida, "Sistem Prediksi Penjualan Pupuk Kompos dan Kebutuhan Bahan Baku di Bara Putra Farm," *INOTEK*, vol. 8, no. 1, pp. 1381–1388, 2024.
- [2] D. M. Efendi and P. Riswanto, "Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Pupuk Dengan Metode Algoritma Apriori," *J. Inf. dan Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 16–21, 2021, doi: 10.35959/jik.v9i1.196.
- [3] R. W. Dari, "Prediksi Tingkat Penjualan Pupuk Urea dengan Metode Monte Carlo," *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 4, no. 4, pp. 271–275, 2022, doi: 10.37034/jidt.v4i4.251.
- [4] L. Nababan, L. Sinambela, and J. Elnovreny, "Penggunaan Metode Winter Exponential Smoothing Dalam Memprediksi Persediaan Pupuk Anorganik Pada CV Maju Jaya," *J. Sist. Inf. Kaputama*, vol. 6, no. 2, pp. 373–380, 2022, doi: 10.59697/jsik.v6i2.194.
- [5] S. Sunanto, D. Muafah, and A. Ronaldo, "Sistem Prediksi Penjualan Pupuk Kelapa Sawit PT. Agro Subur Anugrah Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 5, no. 1, pp. 42–48, 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i1.6976.
- [6] A. M. Kusuma, R. A. Harianto, and E. Pramana, "Prediksi Stok Produk Sari Roti Untuk Penjualan Online Melalui Whatsapp Menggunakan Metode LightGBM dan LSTM," *Joutica*, vol. 8, no. 2, pp. 45–50, 2023, doi: 10.30736/informatika.v8i2.1083.
- [7] S. Ahmad, A. M. Ridwan, and G. D. Setiawan, "Analisis Sentimen Product Tools & Home Menggunakan Metode CNN Dan LSTM," *TEKNOKOM J. Teknol. dan Rekayasa Sist. Komput.*, vol. 6, no. 2, pp. 133–140, 2023, doi: 10.31943/teknokom.v6i2.154.
- [8] L. Wiranda and M. Sadikin, "Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019.
- [9] Y. A. Nugroho and H. A. Hutahaean, "Pengembangan Model Deep Learning LSTM dan CNN untuk Peramalan Penjualan Sepeda Motor di Indonesia," *Jupiter Publ. Ilmu Keteknikan Ind. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 94–104, 2025.
- [10] I. J. Informatika *et al.*, "PREDIKSI HARGA EMAS INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL CNN-LSTM," vol. 27, no. April, pp. 131–138, 2025, doi: 10.23969/infomatek.v27i1.24417.
- [11] M. I. A. Purnama, B. Basri, and M. Muammar, "Prediksi Tingkat Penjualan Pupuk Pada Toko Aneka Tani Polewali Mandar Menggunakan Metode Monte Carlo," *J. Agroterpadu*, vol. 4, no. 1, pp. 26–29, 2025, doi: 10.35329/ja.v4i1.6069.
- [12] S. A. Sinaga, "Implementasi Metode Arima (Autoregressive Moving Average) Untuk Prediksi Penjualan Mobil," *J. Glob. Technol. Comput.*, vol. 2, no. 3, pp. 102–109, 2023, doi: 10.47065/jogtc.v2i3.4013.
- [13] T. Ghufron and M. Arifin, "Penggunaan LSTM dalam Membangun Prediksi Penjualan untuk Aplikasi Laptop Lens," *J. Fasilkom*, vol. 14, no. 2, pp. 301–308, 2024, doi: 10.37859/jf.v14i2.7372.
- [14] N. M. M. C. Devi, I. P. A. Bayupati, and N. K. A. Wirdiani, "Prediksi Curah Hujan Dasarian dengan Metode Vanilla RNN dan LSTM untuk Menentukan Awal Musim Hujan dan Kemarau," *JEPIN J. Edukasi dan Penelit. Indones.*, vol. 8, no. 3, pp. 405–411, 2022.
- [15] R. Firdaus, H. Mukhtar, and A. Awaluddin, "Prediksi Indeks Harga Produsen Pertanian Karet Di Indonesia Menggunakan Metode LSTM," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [16] J. Kurniansyah, S. K. Gusti, F. Yanto, and M. Affandes, "Implementasi Model Long Short Term Memory (LSTM) dalam Prediksi Harga Saham," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 2, pp. 79–86, 2025, doi: 10.47065/bit.v5i2.1783.