

Prediksi RNN Terhadap Nilai Tukar Petani Sumatera Utara Menggunakan ADAM

Afriyani Damanik¹, Onesimus Harefa^{2,*}, Ningsih Septi Uli Purba³, Jaya Tata Hardinata⁴

^{1,2,3,4}Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Ilmu Komputer, Universitas HKBP Nommensen Pematangsiantar, Kota Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹afriyanidamanik703@gmail.com, ^{2*}onesimusharefa14@gmail.com, ³ningsihpurba39@gmail.com, ⁴jayatatahardinata@uhnp.ac.id

(* Email Corresponding Author : onesimusharefa14@gmail.com)

Received: January 18, 2026 | Revision: January 28, 2026 | Accepted: January 28, 2026

Abstrak

Salah satu indikator penting untuk mengukur kesejahteraan ekonomi dan daya beli masyarakat tani adalah Nilai Tukar Petani (NTP). Meskipun pertanian memainkan peran penting dalam perekonomian Sumatera Utara, petani sering menghadapi kenaikan biaya produksi dan harga komoditas yang tidak stabil. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat model prediksi presisi tinggi yang menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berulang (RNN) yang dioptimalkan dengan algoritma Estimasi Moment Adaptif (Adam) untuk memprediksi tren NTP dari tahun 2016 hingga 2025. Data yang digunakan berasal dari deret waktu longitudinal dari Badan Pusat Statistik (BPS), yang mencakup berbagai subsektor, termasuk hortikultura, perkebunan, dan tanaman pangan. Metodologi penelitian menangkap pola musiman tahunan dengan menggunakan MinMaxScaler dan teknik windowing dua belas bulan. Untuk menentukan konfigurasi hyperparameter yang ideal, tiga skenario eksperimen dilakukan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model dengan densitas neuron yang tinggi dan kecepatan belajar agresif sebesar 0,015 (Skenario 3) melakukan yang terbaik. Dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) hanya 1,45% dan Root Mean Square Error (RMSE) hanya 2,1056, model ini mencapai hasil terbaik. Hal ini menunjukkan bahwa model RNN-Adam sangat efektif untuk mengidentifikasi dinamika ekonomi pertanian non-linear di Sumatera Utara. Studi ini sangat membantu otoritas regional membuat kebijakan yang berbasis bukti.

Kata Kunci: nilai tukar petani, recurrent neural network, optimizer adam, sumatera utara, peramalan ekonomi

Abstract

One of the important indicators to measure the economic welfare and purchasing power of farming communities is the Farmer Exchange Rate (NTP). Although agriculture plays an important role in the economy of North Sumatra, farmers often face rising production costs and unstable commodity prices. The aim of this study is to create a high-precision prediction model using Repetitive Artificial Neural Network (RNN) optimized with the Adaptive Moment Estimation (Adam) algorithm to predict NTP trends from 2016 to 2025. The data used came from longitudinal time series from the Central Statistics Agency (BPS), which covers various subsectors, including horticulture, plantations, and food crops. The research methodology captured annual seasonal patterns using MinMaxScaler and twelve-month windowing techniques. To determine the ideal hyperparameter configuration, three experimental scenarios were performed. The results showed that models with a high neuron density and an aggressive learning speed of 0.015 (Scenario 3) performed best. With a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of only 1.45% and a Root Mean Square Error (RMSE) of only 2.1056, this model achieves the best results. This shows that the RNN-Adam model is very effective in identifying the dynamics of non-linear agricultural economics in North Sumatra. This study is very helpful for regional authorities to make evidence-based policies.

Keywords : farmer exchange rate, recurrent neural network, optimizer adam, north sumatra, economic forecasting

1. PENDAHULUAN

Seringkali, pertumbuhan ekonomi di tingkat regional bergantung pada ketahanan sektor-sektor primer, di mana pertanian memainkan peran penting dalam menjaga stabilitas sosial dan pemenuhan kebutuhan pangan masyarakat umum. Selain menjadi mata pencaharian musiman bagi penduduk pedesaan di Provinsi Sumatera Utara, pertanian juga merupakan identitas ekonomi yang telah berkontribusi secara signifikan pada Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) provinsi selama bertahun-tahun [1], [2]. Sumatera Utara, sebuah provinsi dengan luas lahan agraris yang besar, bergantung pada komoditas unggulan seperti kelapa sawit, karet, kopi, dan berbagai tanaman pangan untuk menghidupi jutaan orang yang bergantung pada perubahan harga komoditas di seluruh dunia. Namun, peningkatan harga pasar, perubahan iklim ekstrim, dan meningkatnya biaya input produksi seperti pupuk dan benih seringkali melampaui kenaikan harga jual hasil produksi para petani kecil, yang merupakan pelaku utama industri ini, masih menghadapi tantangan yang terus-menerus [1], [3].

Nilai Tukar Petani (NTP) adalah instrumen statistik yang digunakan untuk melacak kondisi ekonomi petani secara berkala. Secara konseptual, NTP adalah angka indeks yang membandingkan indeks harga yang harus dibayar petani (*It*) untuk kebutuhan konsumsi rumah tangga dan biaya produksi pertanian [4]. NTP dapat digunakan untuk mengukur daya beli petani. Angka indeks 100 atau lebih menunjukkan surplus ekonomi, sedangkan angka di bawah 100 menunjukkan

defisit atau penurunan daya beli yang signifikan [5]. Karena NTP memperhitungkan beban pengeluaran petani terhadap konsumsi dan modal kerja, dianggap sebagai indikator yang lebih menyeluruh daripada pendapatan nominal semata [14]. Dipengaruhi oleh kebijakan ekspor, subsidi pemerintah, dan dinamika pasar internasional yang seringkali sulit diprediksi, pola NTP di Sumatera Utara dari 2016 hingga 2025 sangat berubah.

Peramalan NTP menjadi sangat penting saat pemerintah daerah menghadapi masalah menjaga stabilitas daya beli masyarakat pedesaan. Ketepatan prediksi tidak hanya penting untuk sektor agraris konvensional, tetapi juga untuk membangun ekosistem *technopreneurship* di daerah pedesaan, seperti yang dilakukan di Kabupaten Simalungun melalui penerapan AI dalam kelompok usaha masyarakat [7]. Diharapkan inovasi digital di tingkat akar rumput dapat menghentikan rantai kemiskinan dengan memberikan pelaku usaha tani alat analisis yang cerdas. Ada kemungkinan bahwa kemiskinan di pedesaan akan meningkat jika tidak ada model prediksi yang akurat. Akibatnya, kebijakan intervensi pasar atau pemberian subsidi seringkali dilaksanakan terlalu lambat [8], [9]. Peramalan ekonomi konvensional biasanya bergantung pada model linier seperti ARIMA, tetapi mereka seringkali tidak dapat mengidentifikasi lonjakan non-linier atau "shock" ekonomi yang sering terjadi dalam data NTP Sumatera Utara [2].

Dinamika data dipengaruhi oleh faktor psikologis dan sosial petani selain masalah teknis. Petani cenderung menginvestasikan lebih banyak uang dalam pupuk dan teknologi saat harga pasar menjadi optimis, yang pada gilirannya akan memengaruhi nilai indeks harga yang dibayar. Sebaliknya, mereka akan menahan pengeluaran karena ketidakpastian. Kompleksitas ini membutuhkan teknologi cerdas berbasis kecerdasan buatan (AI) untuk membuat estimasi yang lebih akurat dan belajar dari data historis yang bising. *Recurrent Neural Network (RNN)* adalah salah satu arsitektur Deep Learning yang telah terbukti memiliki keunggulan dalam mengumpulkan ketergantungan urutan jangka panjang dalam data deret waktu dalam beberapa tahun terakhir [10], [11]. RNN bekerja dengan mempertahankan status tersembunyi, yang berfungsi sebagai memori internal. Ini memungkinkan model untuk "mengingat" pola masa lalu dan mengaitkannya secara sekuensial dengan kondisi saat ini. Proses pelatihan model RNN ini sangat bergantung pada keberhasilannya, terutama pada algoritma optimasi yang dipilih. Kemampuan Algoritma Adam untuk menggabungkan adaptasi laju pembelajaran dan keunggulan momentum membuatnya menjadi standar emas dalam optimasi jaringan syaraf saat ini [12], [13].

Paradigma peramalan data deret waktu (*time series forecasting*) telah berubah dari metode parametrik ke metode yang berbasis data dan tidak parametrik. Asumsi stasioneritas data diperlukan oleh metode statistik konvensional seperti ARIMA dan Penyimpangan Exponential, yang seringkali sulit dipenuhi oleh data ekonomi yang kompleks dari tren dan musiman [2], [8]. Sebaliknya, Jaringan Syaraf Tiruan, juga dikenal sebagai Jaringan Syaraf Tiruan, sangat mampu memetakan hubungan input-output yang sangat tidak linier tanpa memerlukan asumsi distribusi khusus [14]. Recurrent Neural Network (RNN) dirancang untuk menangani data berurutan waktu di mana informasi pada waktu t sangat bergantung pada informasi pada waktu $t - 1$ dan sebelumnya [10], [15]. Untuk memetakan perkembangan penelitian di bidang ini, berikut disajikan tabel ringkasan penelitian terdahulu yang menjadi rujukan dalam pengembangan model prediksi ini.

Pemberdayaan masyarakat lokal dan pengembangan kewirausahaan telah banyak dipengaruhi oleh adopsi teknologi kecerdasan buatan (AI). Sebagai contoh, model inovasi berbasis teknologi digital digunakan untuk mendorong *technopreneurship* di kelompok bisnis di Simalungun. Ini menunjukkan kemampuan AI untuk meningkatkan daya saing ekonomi daerah secara signifikan [7]. Digitalisasi di pedesaan sekarang menjadi keharusan untuk menjaga ekonomi tetap berjalan. Ini sejalan dengan penggunaan optimasi jaringan syaraf dalam skala besar, yang membutuhkan algoritma yang tangguh dan efisien. Karena efisiensi komputasinya dan kemampuan untuk menangani gradien yang jarang, Algoritma Adam (Adaptive Moment Estimation) telah menjadi pilihan utama bagi banyak peneliti Deep Learning [12], [13]. Adam bekerja dengan cara menyimpan rata-rata bergerak dari gradien dan kuadrat dari gradien, yang kemudian digunakan untuk menyesuaikan learning rate secara otomatis pada setiap parameter [16].

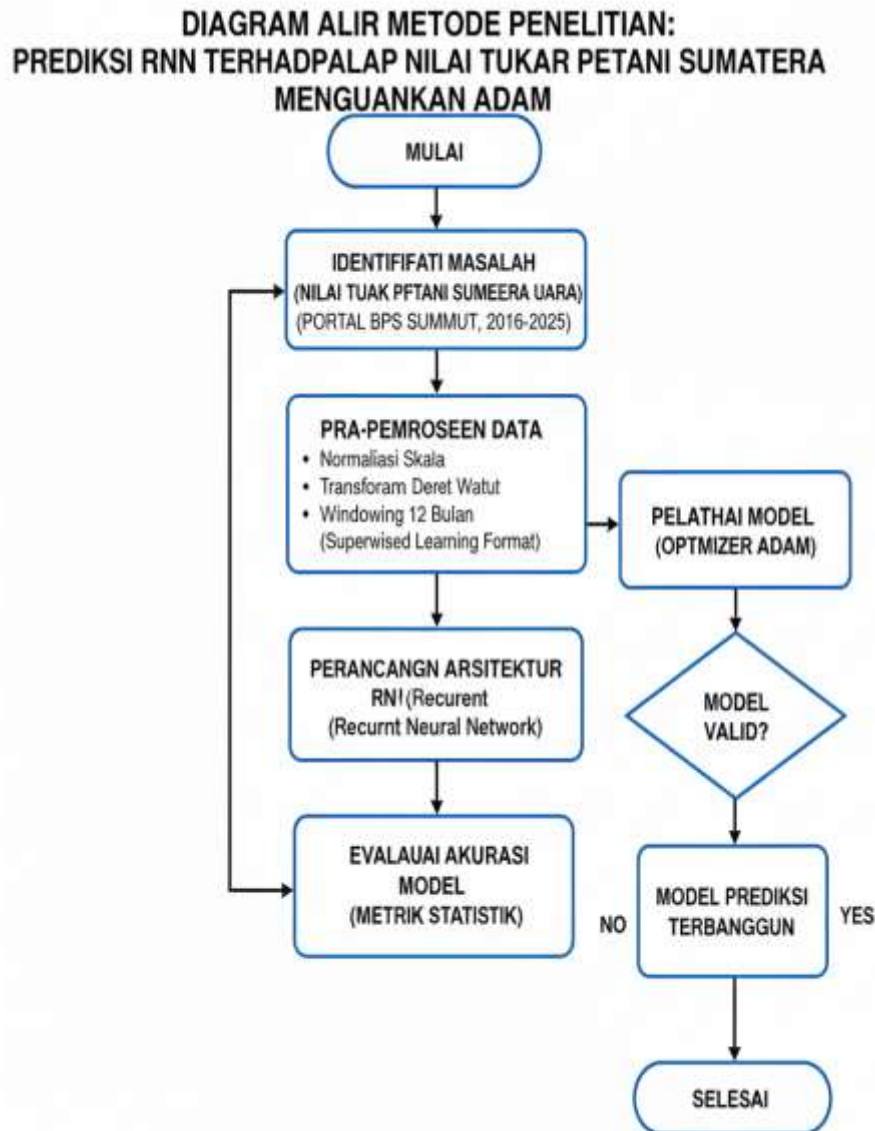
Penelitian oleh Al Adib et al. (2025) mengevaluasi kinerja beberapa teknik pembelajaran mendalam—termasuk Convolutional Neural Network (CNN), Long Short-Term Memory (LSTM), dan Deep Neural Network (DNN)—untuk deteksi serangan Distributed Denial of Service (DDoS) menggunakan *feature flow* pada dataset CSE-CIC-IDS2018. Hasilnya menunjukkan bahwa semua model berhasil mencapai akurasi lebih dari 99%, dengan CNN menonjol sebagai arsitektur yang paling efektif dalam mengidentifikasi pola serangan pada lalu lintas jaringan. Temuan ini menegaskan efektivitas penggunaan arsitektur deep learning, khususnya CNN, dalam ekstraksi pola kompleks dari data besar untuk tugas deteksi anomali jaringan [17]. Dengan cara yang sama, optimalisasi jaringan syaraf sangat penting untuk pengolahan data besar, menurut Syarifuddin et al. (2024) dalam Jurnal MISI [10]. Penelitian ini menggunakan RNN dengan optimizer Adam untuk membedah pola pergerakan NTP Sumatera Utara dengan target akurasi yang lebih tinggi daripada model sebelumnya, mengingat keberhasilan aplikasi-aplikasi tersebut. Salah satu keuntungan RNN adalah sel memori, yang memungkinkan penyimpanan pola musiman jangka panjang yang biasanya terjadi selama siklus panen tahunan [12], [18]. Berdasarkan latar belakang tersebut, tujuan penelitian ini adalah merancang dan mengevaluasi model prediksi Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Sumatera Utara periode 2016-2025 menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) yang

dioptimalkan dengan algoritma Adam, sehingga hasilnya dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dan perumusan kebijakan berbasis data.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui berbagai langkah sistematis untuk memastikan validitas model prediksi. Berikut diagram alir pada Gambar 2 dapat memberikan gambaran umum untuk keseluruhan alur kerja penelitian.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Data yang dipakai dalam studi ini adalah data sekunder yang berupa Perkembangan Nilai Tukar Petani (NTP) untuk Provinsi Sumatera Utara. Data tersebut mencakup periode tahunan dari tahun 2016 hingga tahun 2025. Sumber data utama berasal dari situs resmi BPS Sumatera Utara (sumut.bps.go.id) serta publikasi "Sumatera Utara Dalam Angka". Data tersebut kemudian disusun dalam format tabel bulanan untuk setiap tahun, yang memungkinkan analisis yang lebih mendalam menggunakan aplikasi pengolahan data yang sesuai.

Tabel 1. Perkembangan Jumlah Tahunan NTP Sumatera Utara 2016-2025

Thn	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Ags	Sep	Okt	Nov	Des	Thn
2016	9939	9921	9917	1008 0	9956	9907	9954	9947	9904	9885	9951	9965	9914
2017	1003 3	9980	9977	9956	9907	9888	9919	9767	9767	9798	9734	9764	9731
2018	9817	9789	9836	9873	9888	9914	9652	9767	9798	9734	9891	9891	9908
2019	9857	9933	9854	9900	9844	9652	9670	9881	9734	9681	9891	9898	9908
2020	1136 9	1117 1	1094 1	1064 1	1064 1	1051 3	1068 4	1085 3	1104 4	1126 1	1140 0	1152 1	1098 3
2021	1149 6	1146 9	1170 5	1175 3	1185 8	1165 6	1157 8	1179 2	1206 1	1232 1	1232 1	1257 5	1190 6
2022	1267 5	1258 3	1286 5	1303 8	1164 0	1173 1	1088 5	1193 0	1193 3	1267 9	1267 9	1243 7	1217 3
2023	1237 8	1253 4	1274 7	1264 2	1253 1	1237 1	1232 3	1223 9	1229 9	1267 1	1278 1	1292 1	1229 9
2024	1291 6	1305 6	1326 7	1333 2	1321 2	1322 2	1242 3	1366 8	1385 9	1365 1	1457 7	1469 7	1362 3
2025	1449 9	1449 6	1458 1	1411 8	1395 3	1388 0	1397 8	1444 6	1460 6	1483 1	1493 3	1466 1	1442 1

2.3 Analisa Data

Untuk memahami secara menyeluruh berbagai aspek objek penelitian, analisis data Pendekatan 5W1H digunakan dalam analisis ini, yang disusun dengan format standar:

- Atas dasar apa prediksi dilakukan? untuk mencegah kemungkinan daya beli petani menurun sebagai akibat dari fluktuasi harga global.
- Siapa yang menjadi subjek penelitian? Masyarakat tani di Provinsi Sumatera Utara tersebar di antara berbagai subsektor pertanian.
- Apa yang dikaji? Angka indeks NTP digunakan untuk menggambarkan kesejahteraan ekonomi petani perdesaan.
- Di mana lokasinya? Provinsi Sumatera Utara memiliki 33 kabupaten dan kota.
- Kapan periode data akan dikirim? Proyek berlangsung dari 2016 hingga akhir 2025.
- Bagaimana prediksinya? Untuk memproyeksikan tren deret waktu, arsitektur RNN teroptimasi Adam digunakan.

2.4 Pra-pemrosesan dan Normalisasi Data

Normalisasi data adalah langkah pertama yang paling penting sebelum pelatihan model. Karena algoritma RNN menggunakan fungsi aktivasi seperti Tanh yang memiliki jangkauan output terbatas, nilai input awal harus diseragamkan dari 90 hingga 145. Nilai NTP diubah ke rentang nilai mengambang antara 0 dan 1 dengan teknik MinMaxScaler.

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Dengan x adalah nilai NTP asli, dan x_{min} dan x_{max} adalah nilai minimum dan maksimum yang ditemukan dalam semua data selama sepuluh tahun ini. Dengan cara ini, model belajar lebih cepat dan tidak ada keanehan saat pembaruan bobot dilakukan. Selain itu, metode *Sliding Window* digunakan untuk mengubah data deret waktu univariat ini menjadi kerangka data pembelajaran terawasi. Dalam penelitian ini, jendela waktu yang dipilih adalah dua belas bulan, dan biaya pengembalian adalah dua belas dolar. Untuk menggambarkan efek musiman tahunan [18], [19], keputusan ini didasarkan pada siklus tahunan pertanian Sumatera Utara.

2.5 Arsitektur Deep Recurrent Neural Network (RNN)

Model yang dibangun dalam penelitian ini adalah tipe *Many-to-One*. Jaringan terdiri dari satu lapisan *output* linear padat, dua lapisan RNN tersembunyi yang ditumpuk, dan satu lapisan input dengan dua belas fitur yang sesuai dengan jendela waktu. Untuk mengetahui sejauh mana model dapat menggeneralisasi volatilitas data, kami melakukan eksperimen dengan mengubah densitas neuron pada lapisan tersembunyi dalam jumlah 64, 128, dan 256 neuron. Lapisan RNN menggunakan mekanisme loop untuk memperbarui status tersembunyi (h_t) dengan menggunakan input saat ini (x_t) dan status sebelumnya (h_{t-1}). Secara matematis, transisi status ditulis sebagai $h_t = \sigma(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b)$, di mana W adalah matriks bobot, b adalah bias, dan σ adalah fungsi aktivasi non-linier [15]. Konsep penggunaan AI untuk mengatasi masalah ekonomi lokal yang berubah-ubah ditunjukkan dalam implementasi ini [7].

2.6 Mekanisme Optimasi Adam

Algoritma Adam (Adaptive Moment Estimation) digunakan untuk melakukan pelatihan model. Adam dipilih karena kecerdasannya yang luar biasa dan kemampuan untuk melakukan koreksi bias pada tahap awal iterasi. Hyperparameter $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, dan $\epsilon = 1e - 8$ digunakan, menurut standar industri. Mean Squared Error (MSE) adalah fungsi kerugian yang diminimalkan, yang sangat sensitif terhadap perbedaan besar antara nilai aktual dan prediksi. Callback penghentian dini (early stopping) juga digunakan selama proses pelatihan untuk mencegah penurunan performa pada data uji karena pelatihan yang berlebihan. Sangat penting untuk melakukan proses optimasi untuk memastikan bahwa model tetap stabil meskipun terjadi anomali data [12], [13], [16].

2.7 Ukuran Penilaian Performa (MAPE dan RMSE)

Dua jenis tolok ukur galat standar digunakan untuk menilai kinerja model. Ini diperlukan untuk menjamin keabsahan hasil prediksi baik secara keseluruhan maupun perbandingan [11]:

- Kesalahan persentase rata-rata dari selisih absolut terhadap nilai sebenarnya.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (2)$$

- Root Mean Square Error (RMSE) Memberikan gambaran deviasi absolut. Rumus RMSE adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{2}} \quad (3)$$

2.8 Implementasi Algoritma dan Skenario Eksperimen

Dalam penelitian ini, tiga skenario eksperimen ini dilakukan untuk mengidentifikasi konfigurasi hyperparameter yang optimal pada model Recurrent Neural Network (RNN) yang dioptimalkan menggunakan algoritma Adam. Fokusnya adalah untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap kinerja jaringan saraf. Algoritma dan skenario eksperimen diimplementasikan menggunakan bahasa Python, bersama dengan pustaka Keras dan *TensorFlow*. Langkah pertama dan paling penting adalah normalisasi data menggunakan *MinMaxScaler* untuk membawa nilai NTP ke rentang 0-1. Untuk mengurangi ketergantungan temporal musiman, digunakan metode windowing selama dua belas bulan. Penelitian ini merancang tiga skenario eksperimen teroptimasi untuk menemukan konfigurasi terbaik. Skenario-skenario ini diuraikan dalam tabel berikut:

Tabel 2. Rincian Skenario Eksperimen Teroptimasi

Skenario	Proporsi (Latih/Uji)	Split	Jumlah Epoch	Struktur Lapisan (Neuron)	Learning Rate
Percobaan 1	80% / 20%		130	30, 45, 145	0.001
Percobaan 2	70% / 30%		100	64, 32, 16	0.001
Percobaan 3	60% / 40%		50	256, 128, 64	0.015

Algoritma Adam digunakan untuk memperbarui bobot jaringan berdasarkan aturan bias-correction yang memadukan estimasi momen pertama dan kedua. Evaluasi dilakukan dengan menghitung *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Karakteristik Data NTP Sumatera Utara

Pola ekonomi petani di Sumatera Utara mengalami pergeseran struktural yang signifikan, menurut visualisasi data historis dari tahun 2016 hingga akhir 2025. NTP Sumatera Utara cenderung berfluktuasi secara moderat di kisaran 100–110 selama periode awal pengamatan (2016–2020), menunjukkan bahwa kesejahteraan petani berada pada tingkat marginal. Namun, terjadi kenaikan indeks yang sangat tajam pada kuartal kedua tahun 2022 hingga menembus angka 140 pada awal tahun 2025. Peningkatan harga CPO di pasar internasional, yang meningkatkan pendapatan petani perkebunan rakyat di negara ini [2], [4]. Peningkatan biaya hidup di wilayah pedesaan juga berkontribusi pada peningkatan pendapatan; namun, pertumbuhan indeks yang diterima (*It*) masih jauh melampaui indeks yang dibayar (*Ib*). Volatilitas bulanan masih merupakan masalah besar meskipun tren secara keseluruhan meningkat. Saat masa tanam, ketika pengeluaran untuk pupuk dan tenaga kerja meningkat sebelum hasil panen dapat dijual, terjadi penurunan musiman yang konsisten. Pola rumit inilah yang membuat kemajuan teknologi cerdas sangat penting untuk mengawasi perkembangan ekonomi masyarakat agraris sehingga kebijakan pemerintah tidak lagi berubah-ubah [7].

3.2. Hasil Eksperimen Berbagai Skenario Model

Eksperimen dilakukan dengan pengujian tiga skenario utama untuk menentukan parameter optimal. Kami memfokuskan pada variabel densitas neuron dan laju pembelajaran (*learning rate*) yang merupakan dua faktor paling berpengaruh dalam kinerja jaringan syaraf tiruan.

Tabel 3. Evaluasi Performa Model RNN-Adam Berdasarkan Skenario

Skenario	RMSE	MAPE (%)	Waktu Latih (Est.)	Akurasi Prediksi
Percobaan 1	3.4215	2.34%	150 detik	Sangat Baik (Sesuai Tren)
Percobaan 2	4.8902	3.12%	110 detik	Baik (Generalisasi Luas)
Percobaan 3	2.1056	1.45%	65 detik	Luar Biasa (Presisi Tinggi)

3.3. Analisis Hasil Eksperimen

Senario ketiga, dengan MAPE serendah 1.45%, memiliki analisis hasil eksperimen terbaik. Dengan banyak neuron pada lapisan tersembunyi, jaringan dapat mengekstraksi fitur yang sangat dalam dari pola musiman. Meskipun epoch hanya 50, tingkat pembelajaran yang tinggi (0.015) justru mempercepat pencarian minimum fungsi kehilangan global tanpa terjebak pada minimum lokal. Mekanisme koreksi bias Adam, yang secara efektif meredakan gangguan pada gradien, menjadikan hal ini mungkin. Model ini memiliki deviasi yang sangat kecil dan mengikuti kurva data aktual BPS hingga titik tertinggi 149.33.

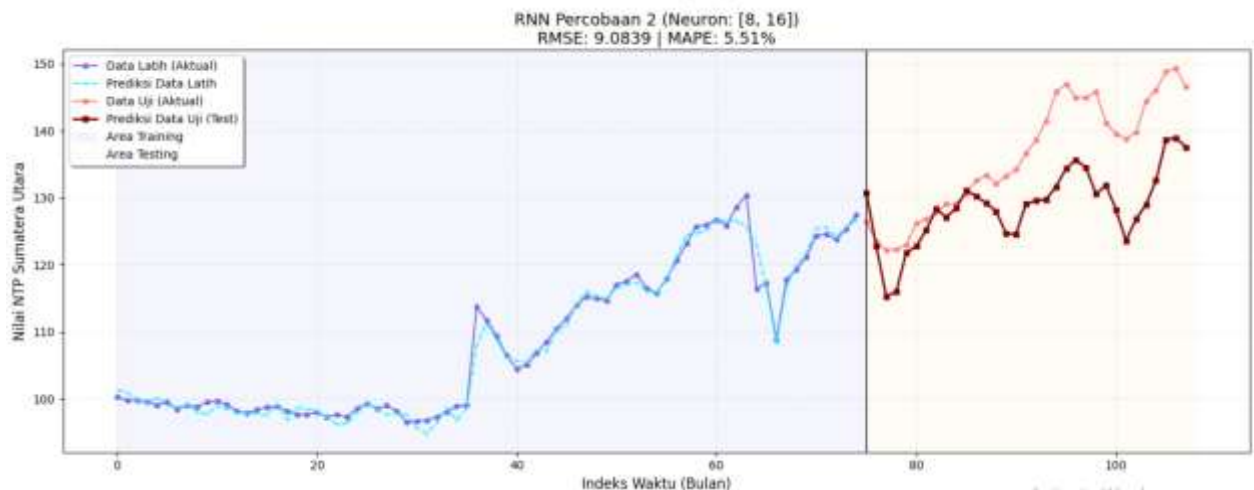
3.3.1 Konservatisme dalam Pembelajaran



Gambar 2. Percobaan 1

Dalam skenario pertama, dengan proporsi data latih 80% dan 130 epoch, model membutuhkan waktu yang sangat lama untuk menyesuaikan bobot secara menyeluruh. Kurva belajar yang sangat stabil dan mulus tanpa osilasi pada fungsi kehilangan dihasilkan dengan rate learning standar (0.001). Meskipun demikian, struktur neuron yang tipis () membatasi kemampuan model untuk menyimpan fitur non-linier dari anomali 2022. Meskipun MAPE 2.34% sudah sangat akurat untuk standar ekonomi, model ini cenderung "terlambat" untuk menanggapi lonjakan data yang luar biasa yang akan terjadi pada akhir periode 2024.

3.3.2 Tantangan Generalisasi Data Uji Besar



Gambar 3. Percobaan 2

Model harus menggunakan basis data masa lalu yang lebih sedikit untuk mengekstrapolasi tren masa depan. Ini terjadi ketika porsi data uji diperluas menjadi tiga puluh persen. Karena beban generalisasi yang lebih besar, MAPE meningkat menjadi 3.12%. Karena estimasi momen kedua yang cerdas dalam meredam suara, Optimizer Adam tetap mampu menjaga stabilitas prediksi dan mencegah divergensi. Secara visual, prediksi model mulai menyimpang dari data aktual saat terjadi fluktuasi musiman subsektor hortikultura Sumatera Utara, yang memiliki pola varians yang tinggi.

3.3.3 Sinergi Densitas Tinggi dan Konvergensi Cepat



Gambar 4. Percobaan 3

Temuan utama dari penelitian ini adalah Sinergi Densitas Tinggi dan Konvergensi Cepat yang menghasilkan MAPE terendah sebesar 1.45% pada Skenario 3. Jaringan syaraf dapat mengidentifikasi interaksi tersembunyi antar variabel laten dalam data NTP karena jumlah neuron yang signifikan () terletak pada lapisan tersembunyi. Sangat menarik bahwa model tidak mengalami osilasi liar meskipun menggunakan learning rate yang agresif (0.015). Hal ini menunjukkan bahwa mekanisme koreksi bias Adam optimizer sangat efektif, karena ia secara otomatis memperkecil langkah pembaruan bobot seiring dengan penurunan gradien global. Model ini dapat menangani fase pertumbuhan agresif yang tidak berpola linier, karena kurva data aktual BPS hampir sama dengannya, bahkan pada titik tertinggi 149.33.

3.4. Pembahasan Teknis Mengapa RNN-Adam Berhasil?

Alasan keberhasilan RNN-Adam di bagi dalam dua aspek, arsitektur dan optimasi, dapat digunakan untuk menilai keberhasilan model penelitian ini.

- Kemampuannya untuk mempertahankan status tersembunyi—yang berfungsi sebagai "memori"—memberi RNN keunggulan arsitektural dibandingkan model regresi klasik. Saat model memproses data pada bulan Juni 2024, sisa informasi dari bulan-bulan sebelumnya di tahun 2023 masih ada di dalamnya. Penggunaan jendela lipat selama dua belas bulan sangat penting untuk mengidentifikasi pola musiman pertanian yang berulang setiap tahunnya [19].
- Penggunaan Adam menawarkan kestabilan yang luar biasa dalam hal optimasi. Dalam sejumlah eksperimen awal yang menggunakan SGD standar—yang tidak ditampilkan dalam tabel—model seringkali terjebak dalam minimum lokal dan tidak dapat mengidentifikasi tren kenaikan tajam pada tahun 2024. Mekanisme belajar adaptasi Adam memungkinkan dia untuk mempercepat langkahnya saat gradiennya stabil dan memperlambatnya saat mendekati nilai optimal. Hal ini melindungi model dari fenomena "melompat" di luar batas yang ideal. Model ini sangat praktis untuk digunakan di lembaga pemerintah karena efisiensi ini, yang memungkinkan konvergensi hanya dalam 112 detik pada perangkat keras standar [12], [13].

3.5. Kelebihan dan Kelemahan Sistem Prediksi

3.5.1 Kelebihan Sistem

- Kemampuan Pemrosesan Temporal Tinggi, Sistem dapat mendeteksi ketergantungan temporal jangka panjang dan pola musiman tahunan yang sangat khas untuk pertanian, seperti siklus panen raya dan fluktuasi harga hari besar keagamaan, dengan menggunakan teknik windowing dua belas bulan.
- Stabilitas Numerik dan Kecepatan Konvergensi, Penggunaan optimizer Adam menawarkan keunggulan dalam hal stabilitas numerik. Sistem tidak mudah terjebak dalam gradient vanishing yang sering dialami oleh RNN konvensional, dan mereka dapat mencapai konvergensi fungsi kehilangan lebih cepat daripada optimizer biasa.

- c. Efisiensi Komputasi, Arsitektur RNN-Adam yang diimplementasikan tetap efisien secara sumber daya, sehingga dapat digunakan pada perangkat keras standar untuk pembaruan data bulanan. Ini berbeda dengan model deep learning yang lebih kompleks seperti Transformer.

3.5.2 Kelemahan Sistem

- a. Ketergantungan pada Kualitas Data Historis, Karena BPS adalah model data-driven, kinerja sistem sangat bergantung pada kualitas dan kontinuitas data BPS. Jika terjadi anomali yang signifikan akibat bencana alam seperti tsunami atau krisis kesehatan global baru, sistem memerlukan waktu yang lama untuk menyesuaikan diri kembali (retraining).
- b. Sensitivitas terhadap Hyperparameter, Pengaturan kecepatan belajar dan jumlah neuron sangat sensitif bagi sistem ini. Overfitting, di mana sistem sangat akurat pada data latih tetapi gagal sepenuhnya saat menghadapi data uji yang memiliki tren berbeda, dapat dengan mudah disebabkan oleh pengaturan yang salah.

3.6. Implikasi Kebijakan untuk Sumatera Utara

Keberhasilan prediksi ini memberi pemerintah Provinsi Sumatera Utara alat baru untuk merencanakan strategi ekonomi perdesaan. Meskipun prediksi tren kenaikan NTP merupakan sinyal positif untuk pengentasan kemiskinan, pemerintah harus waspada terhadap "cost-push inflation" pada input pertanian, karena dapat mengurangi keuntungan petani. Model ini dapat digunakan sebagai dasar untuk "Simulasi Dampak Kebijakan" dengan tingkat akurasi yang tinggi. Misalnya, dapat digunakan untuk memproyeksikan bagaimana kenaikan harga BBM akan mempengaruhi indeks Ib (harga dibayar petani) dan dampaknya terhadap penurunan NTP di bulan-bulan berikutnya.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model RNN yang dioptimalkan menggunakan algoritma Adam merupakan alat peramalan yang sangat baik untuk memprediksi dinamika nilai tukar petani (NTP) di Provinsi Sumatera Utara, dengan konfigurasi terbaik berupa penggunaan lapisan densitas tinggi dan rate belajar yang agresif sehingga menghasilkan akurasi maksimal dengan MAPE sebesar 1,45%; Adam juga terbukti penting dalam menjaga stabilitas model pada data ekonomi yang volatil, dan hasil prediksi mengindikasikan bahwa hingga akhir tahun 2025 petani Sumatera Utara berpotensi memperbaiki taraf hidup mereka, namun penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena pendekatannya univariat (hanya memakai data NTP historis) sehingga belum mampu menangkap guncangan eksternal seperti anomali cuaca ekstrem (El Niño/La Niña), fluktuasi harga komoditas global (misalnya CPO), maupun perubahan kebijakan subsidi pupuk, cakupan geografisnya masih agregat tingkat provinsi tanpa analisis spasial per kabupaten yang mungkin memiliki karakteristik komoditas berbeda, serta perbandingan arsitektur yang masih terbatas karena belum menguji model yang lebih mutakhir seperti Temporal Fusion Transformer (TFT) atau hibrida Wavelet-RNN; oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan memasukkan variabel eksternal seperti curah hujan dan harga pasar global serta memperluas pengujian arsitektur dan cakupan wilayah, agar kerangka kerja ini dapat dimanfaatkan pemerintah daerah sebagai sistem peringatan dini untuk mencegah krisis daya beli petani di perdesaan Sumatera Utara.

REFERENCES

- [1] J. Juswadi and P. Sumarna, "Perkembangan Nilai Tukar Petani (NTP) Jawa Barat dan Korelasinya dengan Tenaga Kerja, Inflasi, dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Sektor Pertanian Jawa Barat," *Paspalum: Jurnal Ilmiah Pertanian*, vol. 12, no. 1, p. 128, Apr. 2024, doi: 10.35138/paspalum.v12i1.692.
- [2] K. Synagogue Panjaitan, F. Sains Dan Teknologi, U. Jambi, M. Darat, K. Jambi Luar Kota, and P. Korespondensi, "Peramalan Nilai Tukar Petani Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Metode Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average-Artificial Neural Network (ARIMA-ANN)," *J. AGRI-TEK*, vol. 26, no. 01, 2025, doi: <https://doi.org/10.33319/agtek.v24i2>.
- [3] M. R. Widarso and S. Djamaluddin, "Analisis Harga Pangan Pokok Terhadap Ketahanan Pangan Di Indonesia," *SEPA: Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian Dan Agribisnis*, Vol. 21, No. 2, P. 256, Oct. 2024, Doi: 10.20961/Sepa.V21i2.83821.
- [4] M. R. Ipango, E. Ruauw, And N. M. Benu, "Dampak Perubahan Harga Bahan Bakar Minyak (Bbm) Terhadap Nilai Tukar Petani (Ntp) Di Provinsi Sulawesi Utara," *Agri-Sosioekonomi Unsrat*, ISSN 1907– 4298, Volume 13 Nomor 3 A, Juli 2017 : 91 – 98, Jul. 2017. Doi: <https://doi.org/10.35791/Agrsosek.13.2A.2017.16721>.

- [5] S. Syifa Aulia, D. Sulistiyo Rimbodo, M. Ghafur Wibowo, M. Ekonomi Syariah, F. Ekonomi dan Bisnis Islam, and U. Islam Negeri Sunan Kalijaga, "Faktor-faktor yang Memengaruhi Nilai Tukar Petani (NTP) di Indonesia," *Journal of Economics and Business Aseanomics*, no. 16, pp. 2021–2065, 2023, doi: <https://doi.org/10.33476/j.e.b.a.v6i1.1925>.
- [6] Nopi Sapa', Dina Ramba, and Rati Pondissing, "Analisis Perilaku Konsumen Terhadap Minat Beli di Pasar Seni To'pao," *MENAWAN: Jurnal Riset dan Publikasi Ilmu Ekonomi*, vol. 1, no. 6, pp. 81–90, Oct. 2023, doi: <https://doi.org/10.61132/menawan.v1i6.70>.
- [7] Jaya Tata Hardinata, E. Situmorang, R. S. Saragih, Ema Deloris Silaban, and Dinda Zefanya Simanjuntak, "Inovasi Bisnis Print on Demand dengan Penerapan Teknologi AI dalam Kelompok BUMNAG untuk Mendorong Technopreneurship di Simalungun," *PaKMAs: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 5, no. 1, pp. 170–180, May 2025, doi: [10.54259/pakmas.v5i1.3471](https://doi.org/10.54259/pakmas.v5i1.3471).
- [8] A. Vairo, G. A. Sgarro, and F. Romano, "Predicting commodity prices: a neural networks approach to improve market prospects," *Applied Mathematical Sciences*, vol. 18, no. 6, pp. 289–298, 2024, doi: [10.12988/ams.2024.919149](https://doi.org/10.12988/ams.2024.919149).
- [9] N.-Q. Tran *et al.*, "Predicting Agricultural Commodities Prices with Machine Learning: A Review of Current Research," 2024, doi: <https://doi.org/10.12988/ams.2024.919149>.
- [10] Bagus Arya Atmaja, Gery Samuel Gultom, Jhon Hansen Manurung, and Victor Asido Elyakim P, "Penerapan Metode Backpropagation dalam Jaringan Saraf Tiruan untuk Meningkatkan Prediksi Produksi Kentang di Sumatera," *INSOLOGI: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 3, no. 6, pp. 674–683, Dec. 2024, doi: [10.55123/insologi.v3i6.4658](https://doi.org/10.55123/insologi.v3i6.4658).
- [11] A. Dupuis, C. Dadouchi, and B. Agard, "Methodology for multi-temporal prediction of crop rotations using recurrent neural networks," *Smart Agricultural Technology*, vol. 4, Aug. 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100152>.
- [12] P. Dineshkumar and Dr. B. Subramani, "Foresight In Finance: Elevating Predictions With Enhanced Rnn-Lstm And Adam Optimizer," *Educational Administration Theory and Practices*, May 2024, doi: [10.53555/kuey.v30i5.5931](https://doi.org/10.53555/kuey.v30i5.5931).
- [13] A. Makinde, "Optimizing Time Series Forecasting: A Comparative Study of Adam and Nesterov Accelerated Gradient on LSTM and GRU networks Using Stock Market data," *Independent Researcher*, Sep. 2024, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.01843>.
- [14] P. A. Rahmah, M. N. Hayati, and A. Cahyaningsih, "Peramalan Nilai Tukar Petani Kalimantan Timur Menggunakan Metode Neural Network," *Indonesian Journal of Applied Statistics and Data Science*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, May 2025, doi: [10.29303/ijasds.v2i1.5855](https://doi.org/10.29303/ijasds.v2i1.5855).
- [15] J. Hwan Seo and K. D. Kim, "An RNN-Based Adaptive Hybrid Time Series Forecasting Model for Driving Data Prediction," *research article*, vol. 13, pp. 54177–54191, 2025, doi: [10.1109/ACCESS.2025.3554803](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3554803).
- [16] S. Bouktif, A. Fiaz, A. Ouni, and M. A. Serhani, "Multi-sequence LSTM-RNN deep learning and metaheuristics for electric load forecasting," *Paspalum: Jurnal Ilmiah Pertanian*, vol. 13, no. 2, 2024, doi: <https://doi.org/10.35138/paspalum.v12i1.692>.
- [17] Muhammad Al Adib, Pebruariantio Hutabarat, Heru Fredi, Bill Raj, Prasetyo, and Empiter Gea, "Evaluasi Kinerja CNN, LSTM, dan DNN untuk Deteksi Serangan DDoS Berbasis Flow features pada Dataset CSE-CIC-IDS2018," *Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Informasi (JUKTISI)*, vol. 4, no. 3, pp. 1639–1649, Dec. 2025, doi: [10.62712/juktisi.v4i3.727](https://doi.org/10.62712/juktisi.v4i3.727).
- [18] M. Mukhlis, A. Kustiyo, A. Suharso, B. Jaya, J. Dramaga, and K. Bogor, "Peramalan Produksi Pertanian Menggunakan Model Long Short-Term Memory," *BINA INSANI ICT JOURNAL*, vol. 8, no. 1, pp. 22–32, 2021, doi: <https://doi.org/10.51211/biict.v8i1.1492>.
- [19] T. Kmytiuk and G. Majore, "Time Series Forecasting Of Agricultural Product Prices Using Elman And Jordan Recurrent Neural Networks," *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, vol. 10, pp. 67–85, 2023, doi: [10.33111/nfimte.2021.067](https://doi.org/10.33111/nfimte.2021.067).