



Application of Long Short-Term Memory Algorithm for Palm Oil Production Prediction

Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory untuk Prediksi Produksi Kelapa Sawit

Fahri Husaini^{1*}, Inggih Permana², M. Afdal³, Febi Nur Salisah⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Indonesia

E-Mail: ¹11950314688@students.uin-suska.ac.id, ²inggihpermana@uin-suska.ac.id,
³m.afdal@uin-suska.ac.id, ⁴febinursalisah@uin-suska.ac.id

Received Dec 10th 2023; Revised Jan 15th 2024; Accepted Feb 2nd 2024
Corresponding Author: Fahri Husaini

Abstract

Palm oil contributes greatly to the development of the Indonesian economy. One of them is the country's non oil and gas exports which continue to experience growth by palm oil companies. PT XYZ is one of the palm oil companies that processes palm oil into palm oil. In the face of increasing world demand for palm oil, PT XYZ is committed to increasing its production. To increase production, PT XYZ has set a production target by predicting palm oil production using the Global Telling method. However, this method is less effective because it is not done regularly. For this reason, a method is needed that can learn the harvest pattern every month to create a production target. This research applies the Long Short-Term Memory Algorithm with several parameter experiments to find the best model that can accurately predict palm oil production. Based on the experimental results, the model with optimizer RMSprop, learning rate 0.001, and batch size 8 is the model with the best parameters with RMSE value 0.1725, MAPE 0.5087, and R2 0.0578. The model predicts that palm oil production will decrease.

Keyword: Long Short-Term Memory, Prediction, Production, Palm Oil, Target

Abstrak

Kelapa sawit memberikan kontribusi yang besar bagi perkembangan perekonomian Indonesia. Salah satunya ekspor non migas negara dan yang terus mengalami pertumbuhan yang dilakukan perusahaan kelapa sawit. PT XYZ merupakan salah satu perusahaan kelapa sawit yang mengolah kelapa sawit menjadi minyak kelapa sawit. Dalam menghadapi permintaan minyak kelapa sawit dunia yang terus meningkat, PT. XYZ berkomitmen untuk meningkatkan produksinya. Untuk meningkatkan produksi, PT XYZ telah menetapkan target produksi dengan melakukan prediksi produksi kelapa sawit menggunakan metode Global Telling. Namun, metode ini kurang efektif karena tidak dilakukan secara berkala. Untuk itu, diperlukan suatu metode yang dapat mempelajari pola panen setiap bulannya untuk membuat target produksi. Penelitian ini menerapkan Algoritma Long Short-Term Memory dengan percobaan beberapa parameter untuk menemukan model terbaik yang dapat memprediksi produksi kelapa sawit secara akurat. Berdasarkan hasil percobaan, model dengan optimizer RMSprop, learning rate 0.001, dan batch size 8 merupakan model dengan parameter terbaik dengan nilai RMSE 0.1725, MAPE 0.5087, dan R2 0.0578. Model tersebut memprediksi bahwa produksi kelapa sawit akan mengalami penurunan.

Kata Kunci: Long Short-Term Memory, Prediksi, Produksi, Kelapa Sawit, Target

1. PENDAHULUAN

Salah satu komoditas yang saat ini sangat penting bagi ekspansi ekonomi Indonesia adalah kelapa sawit [1]. Komoditas ini menghasilkan pendapatan bagi pemerintah dan menyediakan lapangan pekerjaan bagi masyarakat [2]. Bersama dengan Malaysia dan Nigeria, Indonesia saat ini merupakan salah satu pengekspor minyak kelapa sawit terbesar di dunia [3]. Perkebunan kelapa sawit mendukung pertumbuhan ekonomi nasional dan regional dengan menyediakan devisa dan meningkatkan pendapatan petani [4]. Sebagai salah satu sektor unggulan di Indonesia, sektor kelapa sawit memberikan kontribusi yang signifikan terhadap ekspor non migas Indonesia dan terus meningkat dari tahun ke tahun [5].

PT. XYZ merupakan perusahaan yang bergerak di bidang penerimaan Tandan Buah Segar (TBS) yang diolah menjadi minyak sawit mentah yang disebut Crude Palm Oil (CPO) dan Palm Kernel (PK). PT. XYZ terletak di Kawasan Desa Bukit Sembilan, Kecamatan Bangkinang, Kampar. Pabrik Minyak Kelapa Sawit (PMKS) didirikan diatas lahan sekitar 14 hektar dan memiliki luas kebun kelapa sawit 426,26 hektar [6]. PT XYZ berupaya meningkatkan produksi kelapa sawit untuk mendukung kebijakan dan program pemerintah dalam bidang perekonomian dan pembangunan nasional pada umumnya dan subsektor perkebunan pada khususnya yang mempengaruhi penyediaan minyak sawit mentah dan inti sawit.

Hasil panen dari pekerjaan padat karya yang berkaitan dengan pemeliharaan tanaman kelapa sawit tanpa proses tambahan dikenal sebagai produksi kelapa sawit [7]. Hasilnya yang dikenal sebagai TBS, terdiri dari buah kelapa sawit yang ditempelkan pada tandan. Puluhan hingga ribuan buah kelapa sawit membentuk satu tandan [7]. Pemanenan merupakan kegiatan utama di perkebunan kelapa sawit yang menghasilkan pendapatan bagi perusahaan melalui penjualan minyak kelapa sawit dan minyak inti sawit [8]. Untuk memaksimalkan hasil panen, perusahaan membutuhkan target produksi agar perusahaan mendapatkan gambaran dan bersiap menghadapi segala kemungkinan yang akan terjadi.

PT. XYZ berupaya membuat target produksi kelapa sawit untuk periode berikutnya. Untuk membuat target produksi, PT. XYZ harus dapat memprediksi produksi yang akan datang untuk mengetahui seberapa banyak kemungkinan produksi yang dihasilkan [9]. Prediksi pada dasarnya adalah suatu perkiraan tentang peristiwa atau kejadian di masa depan [10]. Prediksi sangat berguna untuk perencanaan operasional dan pengambilan keputusan. Meskipun prediksi tidak selalu memberikan jawaban yang jelas tentang apa yang akan terjadi, prediksi bertujuan untuk mendapatkan hasil yang sedekat mungkin dengan apa yang akan terjadi [11]. Prediksi yang akurat dapat membantu perusahaan menetapkan target produksi untuk periode yang akan datang.

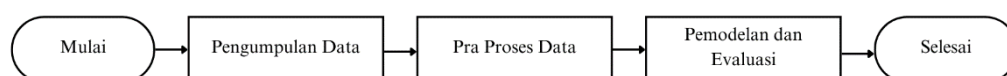
Dalam melakukan prediksi, PT. XYZ menggunakan metode Global Telling. Global Telling merupakan kegiatan observasi aktivitas kelapa sawit di seluruh perkebunan di wilayah kelapa sawit perusahaan. PT. XYZ melakukan global telling untuk melihat umur TBS yang pelaksanaannya dilakukan berdasarkan jumlah realisasi produksi kelapa sawit yang dicapai pada periode sebelumnya. Selanjutnya dilakukan pendataan untuk mencapai target yang sudah ditetapkan. Namun metode tersebut tidak efektif karena global telling tidak dilakukan secara berkala. Agar produksi dapat terus tumbuh, penting untuk mempelajari pola hasil panen bulanan dan memprediksi hasil panen bulan berikutnya untuk dapat mengantisipasi lebih awal jika produksi mengalami penurunan [12]. Maka dari itu dibutuhkan sebuah model yang mampu melakukan prediksi secara akurat dengan menggunakan data di masa lalu.

Berdasarkan permasalahan yang telah disebutkan sebelumnya, maka penelitian ini menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk melakukan prediksi jumlah produksi kelapa sawit. LSTM merupakan bagian dari Algoritma deep learning. Deep learning dianggap sebagai metode pembelajaran mutakhir yang menghasilkan model pemrosesan data yang sangat baik dan berkinerja andal[13]. LSTM merupakan pengembangan dari Algoritma Recurrent Neural Network (RNN). Kelemahan utama Algoritma RNN yang diatasi oleh LSTM adalah dalam hal memproses data time series jangka Panjang. Metode LSTM telah sukses digunakan pada banyak kasus prediksi, Contohnya adalah prediksi: harga beras tingkat grosir [14], harga bitcoin [15], harga saham [16][17], jumlah penjualan produk [18], parameter cuaca [19], belanja pemerintah Indonesia [20], dan rata-rata zat berbahaya di DKI Jakarta berdasarkan indeks standar pencemar udara [21].

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dipaparkan diatas, LSTM mampu melakukan prediksi dengan menghasilkan nilai loss yang relatif rendah. LSTM diterapkan untuk menemukan model terbaik yang dapat memprediksi produksi kelapa sawit. Penelitian ini merupakan sebuah komitmen yang baru dalam bidang ini, karena percobaan menggunakan data, algoritma dan metodologi pada penelitian ini belum ditemukan pada penelitian sebelumnya. Penting untuk memahami dan memprediksi produksi kelapa sawit dengan akurasi yang tinggi karena permintaan global terhadap minyak kelapa sawit terus meningkat [22]. Diharapkan model prediksi yang dihasilkan Algoritma LSTM dapat memberikan manfaat langsung bagi PT. XYZ dan para pengambil kebijakan, memungkinkan mereka untuk merencanakan sumber daya dan strategi produksi yang lebih efisien dan berkelanjutan.

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa tahapan yang akan dilakukan. Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data laporan produksi bulanan kelapa sawit yang berasal dari Bidang Tanaman PT. XYZ periode Januari 2019 sampai dengan Juni 2023 yang terdiri dari 54 rekaman produksi kelapa sawit bulanan dalam satuan ton. Data berbentuk time series.

2.2. Pra Proses Data

2.2.1. Min-Max Normalization

Dalam penelitian ini, metode normalisasi yang akan digunakan adalah min-max normalization. Min-max normalization merupakan salah satu metode normalisasi. Normalisasi data adalah proses melibatkan penskalaan nilai atribut ke dalam rentang yang lebih kecil dengan bobot yang sama [23]. Metode Min-Max Normalization adalah metode normalisasi yang merubah rentang nilai data menjadi antara 0 dan 1, sehingga atribut yang seragam dapat meningkatkan kinerja dari algoritma. Min-max normalization dapat dihitung menggunakan persamaan [24]:

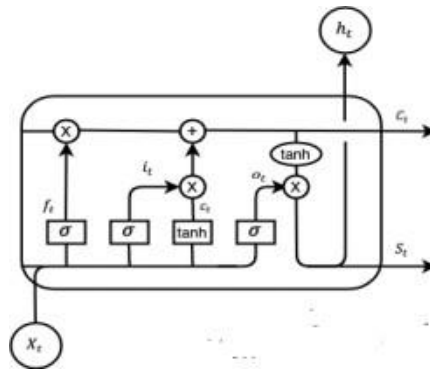
$$v^1 = \frac{v - \min}{\max - \min} \quad (1)$$

2.2.2. Windowing

Windowing adalah suatu proses dimana data time series dibagi menjadi beberapa bagian-bagian atau jendela yang fungsinya agar data dapat digunakan oleh model dalam proses machine learning. Tujuan lain dari windowing adalah untuk mengurangi kesalahan [25]. Kesalahan pembatas ini diwakili oleh berapa parameter yang digunakan dalam time series [25]. Window size yang akan digunakan pada penelitian ini adalah 2, 3 dan 4.

2.3. Pemodelan dan Evaluasi

Penelitian ini menggunakan Algoritma LSTM. Saat ini model RNN yang paling populer adalah model LSTM [26]. LSTM adalah RNN yang berhasil menyimpan memori untuk jangka waktu tertentu dengan menambahkan sel memori. Sel memori terutama dikendalikan oleh input gate, forget gate, dan output gate. Input gate memungkinkan informasi dimasukkan ke dalam sel memori, dan forget gate secara selektif menghapus beberapa informasi yang tidak diperlukan dalam sel memori dan disimpan ke input berikutnya. Terakhir, output gate menentukan informasi apa yang akan dikeluarkan oleh sel memori [27]. Gambaran umum sel memori dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Gambaran sel memori

Berikut persamaan dari Algoritma LSTM

$$i_t = \sigma_1(W_i x_t + U_i c_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

$$f_t = \sigma_1(W_f x_t + U_f c_{t-1} + b_f) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma_1(W_o x_t + U_o c_{t-1} + b_o) \quad (4)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i * \sigma_1(W_c x_t + b_c) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \sigma_2(c_t) \quad (6)$$

Hyperparameter LSTM yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hyperparameter LSTM

No	Parameter	Nilai
1	Optimizer	Adam, RMSprop, SGD
2	Batch Size	8, 16, 32
3	Learning rate	0.01, 0.001, 0.0001

Pembagian data pada penelitian ini menggunakan K-Fold Cross Validation dengan nilai K = 4. Untuk pencarian parameter yang optimal penelitian ini menggunakan Algoritma Grid Search. Grid search merupakan algoritma yang membagi rentang parameter yang ingin dioptimalkan menjadi *grid* dan *loop* melalui semua titik untuk menemukan parameter optimal [28]. Metode evaluasi yang digunakan adalah Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan Coefficient of Determination (R²).

RMSE adalah rata-rata selisih kuadrat antara nilai estimasi dan observasi. Semakin kecil nilai RMSE maka semakin mendekati keakuratan datanya [29]. Berikut persamaan dari RMSE.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}^i - y^i)^2} \tag{7}$$

MAPE adalah selisih rata-rata mutlak antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya yang dinyatakan dalam persentase terhadap nilai sebenarnya [30]. Berikut persamaan dari MAPE

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \tag{8}$$

R² dapat mengambil nilai pada rentang (-∞, 1] sesuai dengan hubungan timbal balik antara kebenaran dasar dan model prediksi [31]. Berikut persamaan dari R².

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (\bar{y} - y_i)^2} \tag{9}$$

3. HASIL DAN ANALISIS

Model dengan Algoritma LSTM dirancang untuk memprediksi produksi kelapa sawit dengan beberapa percobaan untuk mencari model yang optimal dan dilakukan percobaan parameter menggunakan grid search. Percobaan yang dilakukan meliputi window size (2, 3, dan 4) dengan percobaan parameter optimizer (Adam, RMSprop, dan SGD), learning rate (0.01, 0.001, dan 0.0001), batch size (8, 16, dan 32). Langkah awal yang dilakukan adalah mengimplementasikan Algoritma LSTM dengan 2 window size. Berdasarkan percobaan yang dilakukan, diperoleh model terbaik dengan parameter optimizer Adam, learning rate, 0.01, dan batch size 8 dengan nilai RMSE 0.1798, MAPE 0.5093 dan R² 0.1659. Hasil percobaan LSTM dengan 2 window size dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil percobaan Algoritma LSTM dengan 2 window size

Optimizer	Batch size	Learning rate	RMSE	MAPE	R ²
Adam	8	0,01	0,179809	0,5093387	0,1659046
Adam	8	0,0001	0,1807093	0,5232208	0,1647053
RMSprop	8	0,001	0,1827972	0,5369872	0,1903443
RMSprop	8	0,0001	0,1831286	0,4966931	0,2054043
RMSprop	32	0,01	0,1832489	0,5712521	0,1923748
Adam	32	0,0001	0,1833196	0,5253483	0,1889486
Adam	16	0,01	0,1855458	0,5463067	0,21352
RMSprop	8	0,01	0,1856337	0,5209034	0,2470053
Adam	32	0,01	0,1859988	0,5241869	0,2253845
RMSprop	32	0,001	0,1875264	0,5513109	0,2447091
Adam	8	0,001	0,1876894	0,5436099	0,2564498
Adam	16	0,0001	0,1887514	0,5281887	0,2538256
RMSprop	16	0,001	0,1908005	0,5535088	0,2817989
Adam	16	0,001	0,192643	0,5294565	0,3076491
Adam	32	0,001	0,1971513	0,5405299	0,3951484
RMSprop	32	0,0001	0,1994205	0,5613723	0,4166138
RMSprop	16	0,0001	0,2011006	0,5689879	0,4273117
RMSprop	16	0,01	0,201783	0,5578979	0,4331084
SGD	8	0,0001	0,2192496	0,6335852	0,6867426

Optimizer	Batch size	Learning rate	RMSE	MAPE	R2
SGD	8	0,001	0,2232486	0,6590253	0,7480417
SGD	32	0,0001	0,2237724	0,6591199	0,7549447
SGD	16	0,001	0,2244984	0,6583114	0,7677799
SGD	16	0,0001	0,2256772	0,6541095	0,7872318
SGD	16	0,01	0,225937	0,6555397	0,789737
SGD	32	0,001	0,2280544	0,6554311	0,8226328
SGD	32	0,01	0,2337525	0,6573769	0,9209745
SGD	8	0,01	0,2339285	0,6811675	0,9176974

Langkah selanjutnya adalah percobaan Algoritma LSTM dengan 3 window size. Pada percobaan ini, optimizer RMSprop, learning rate 0.001, dan batch size 8 didapatkan sebagai parameter terbaik dengan nilai RMSE 0.1725, MAPE 0.5087, dan R2 0.0578. Hasil percobaan LSTM dengan 3 window size dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil percobaan Algoritma LSTM dengan 3 window size

Optimizer	Batch size	Learning rate	RMSE	MAPE	R2
RMSprop	8	0,001	0,1725027	0,5087152	0,0578738
RMSprop	8	0,01	0,1761754	0,534669	0,1017701
Adam	16	0,0001	0,1778423	0,5082583	0,1176041
Adam	32	0,01	0,1794065	0,5219424	0,13763
Adam	16	0,001	0,1804287	0,5301506	0,1528288
Adam	32	0,001	0,1846371	0,5140425	0,2045045
Adam	8	0,001	0,1869096	0,5551389	0,2379233
Adam	8	0,0001	0,1878006	0,482818	0,2543308
Adam	32	0,0001	0,1889897	0,5244428	0,262882
Adam	8	0,01	0,1894731	0,4609781	0,2886407
RMSprop	32	0,01	0,2006291	0,6596427	0,4301841
Adam	16	0,01	0,2013725	0,5289547	0,4349355
RMSprop	16	0,0001	0,2046733	0,6705498	0,4836923
RMSprop	32	0,0001	0,2096586	0,6545211	0,5515414
SGD	8	0,001	0,2123517	0,6139278	0,5843601
RMSprop	32	0,001	0,2131102	0,6794292	0,6092817
RMSprop	8	0,0001	0,2137763	0,6141981	0,5998787
SGD	8	0,01	0,2163453	0,6297344	0,6395316
RMSprop	16	0,001	0,2179094	0,6882618	0,6868744
SGD	32	0,001	0,2210109	0,6519085	0,7127665
SGD	32	0,01	0,2237389	0,6538644	0,7552762
SGD	16	0,01	0,2266547	0,6587842	0,7991554
RMSprop	16	0,01	0,226902	0,6525533	0,8051945
SGD	16	0,0001	0,2329882	0,6834878	0,9116266
SGD	16	0,001	0,2356061	0,6595458	0,9599626
SGD	32	0,0001	0,23656	0,6779898	0,9636186
SGD	8	0,0001	0,236757	0,7020902	0,9653629

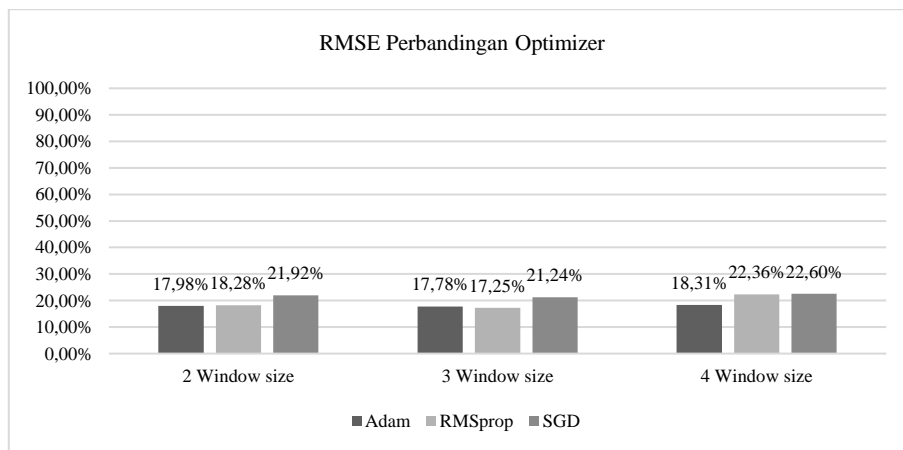
Percobaan penerapan Algoritma LSTM dengan 4 window size. Percobaan ini menghasilkan parameter terbaik optimizer Adam, learning rate 0,01, dan batch size 8 dengan hasil RMSE 0.1831, MAPE 0.5886 dan R2 0.1981. Hasil percobaan dengan 4 window size untuk setiap percobaan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil percobaan Algoritma LSTM dengan 4 window size

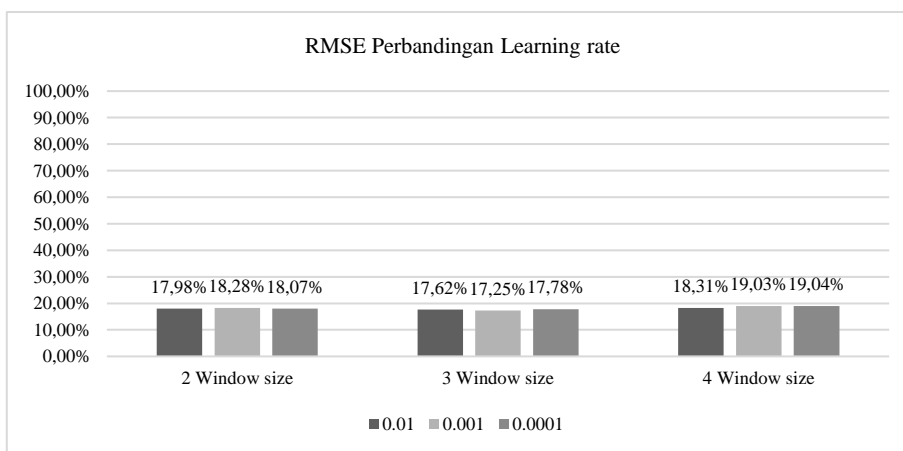
Optimizer	Batch size	Learning rate	RMSE	MAPE	R2
Adam	8	0,01	0,1831426	0,5886402	0,1981519
Adam	8	0,001	0,1903149	0,5672807	0,2791425
Adam	8	0,0001	0,1903781	0,577022	0,2809369
Adam	16	0,0001	0,1916257	0,5462574	0,2909543
Adam	32	0,0001	0,1917107	0,5651677	0,2909473
Adam	32	0,01	0,1928281	0,5741411	0,3074471
Adam	16	0,001	0,1937169	0,5683717	0,3196439
Adam	16	0,01	0,1977547	0,5982979	0,3788803
Adam	32	0,001	0,2006737	0,6240825	0,4252245
RMSprop	8	0,001	0,2235998	0,7917096	0,8962335
SGD	16	0,01	0,2259527	0,6547442	0,7893733
SGD	16	0,001	0,2264237	0,6599454	0,7963259
SGD	8	0,01	0,2268804	0,670282	0,8026371
SGD	32	0,0001	0,2269305	0,6568712	0,8052124

Optimizer	Batch size	Learning rate	RMSE	MAPE	R2
SGD	32	0,001	0,228218	0,664105	0,825142
SGD	8	0,001	0,2288793	0,6797709	0,8340009
SGD	16	0,0001	0,2298591	0,6873983	0,8500562
SGD	32	0,01	0,2306916	0,6737309	0,8650663
SGD	8	0,0001	0,2318319	0,6816666	0,883723
RMSprop	16	0,0001	0,2386026	0,8408399	1,1646606
RMSprop	32	0,0001	0,2407398	0,8550694	1,2266379
RMSprop	8	0,0001	0,2542423	0,94689	1,6197851
RMSprop	32	0,01	0,2547293	0,9309014	1,5841282
RMSprop	8	0,01	0,2611982	0,9759625	1,7749511
RMSprop	16	0,001	0,2633212	0,9348948	1,6885805
RMSprop	32	0,001	0,266629	0,9306608	1,7406468
RMSprop	16	0,01	0,2721405	0,9338515	1,8207955

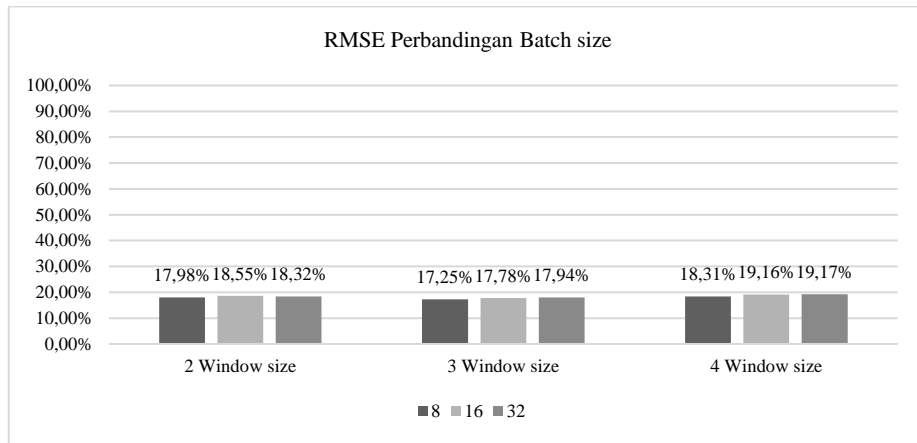
Berdasarkan hasil percobaan dan analisis yang dilakukan parameter optimizer RMSprop, learning rate 0.001, dan batch size 8 dengan 3 window size merupakan model dengan parameter terbaik dari seluruh percobaan yang telah dilakukan dengan nilai RMSE 0.1725, MAPE 0.5087, dan R2 0.0578. Dengan nilai RMSE terendah 0.1725 menunjukkan tingkat ketepatan prediksi yang signifikan. Hal ini dapat dilihat pada grafik perbandingan optimizer, perbandingan learning rate, dan perbandingan batch size pada Gambar 3, 4, dan 5. Grafik tersebut menggambarkan bahwa model dengan parameter tersebut secara konsisten mengungguli hasil dari dua percobaan lainnya. Oleh karena itu, parameter ini dapat dianggap sebagai pilihan terbaik dalam mengoptimalkan kinerja model dalam konteks dataset dan tugas yang diberikan. Grafik perbandingan optimizer, learning rate dan batch size dari ketiga percobaan berdasarkan nilai RMSE dapat dilihat pada Gambar. 3, 4 dan 5.



Gambar 3. Perbandingan Optimizer berdasarkan RMSE

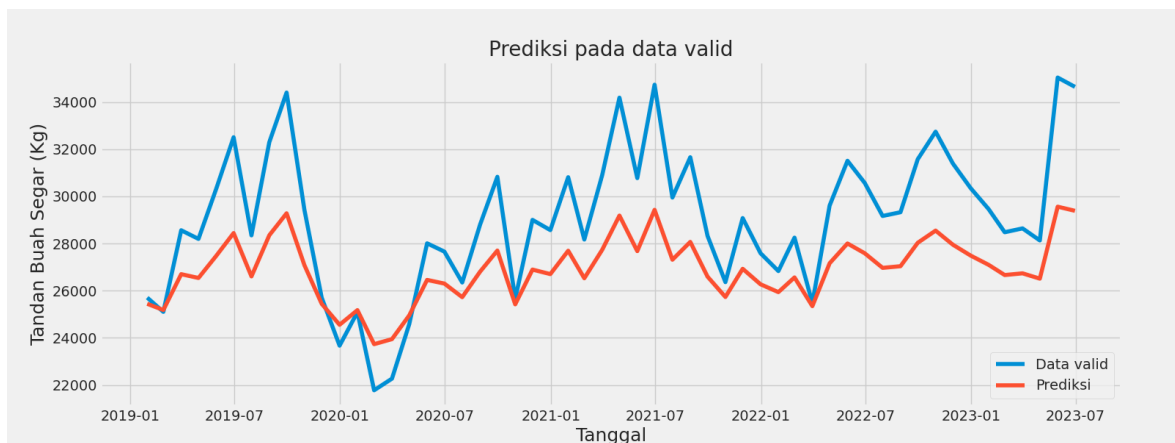


Gambar 4. Perbandingan Learning rate berdasarkan RMSE



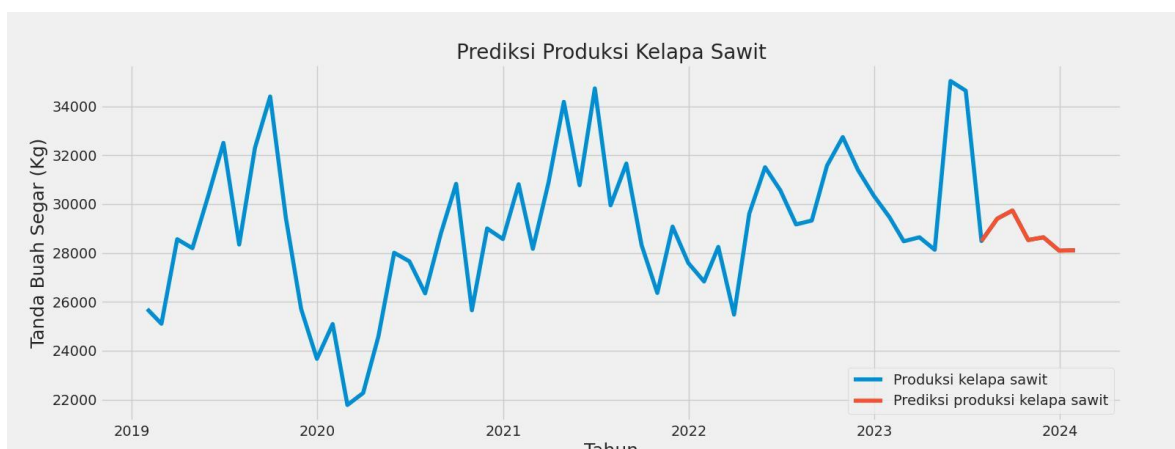
Gambar 5. Perbandingan Batch size berdasarkan RMSE

Model LSTM dengan parameter terbaik telah berhasil didapatkan. Selanjutnya model terbaik yang telah didapatkan digunakan untuk memprediksi produksi kelapa sawit menggunakan data valid produksi kelapa sawit. Hasil prediksi model menggunakan data valid produksi kelapa sawit dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Prediksi produksi kelapa sawit pada data valid

Berdasarkan grafik tersebut model mampu memprediksi pola produksi kelapa sawit. Selanjutnya model akan diimplementasikan untuk memprediksi produksi kelapa sawit pada bulan Juli 2023 sampai Januari 2024. Hasilnya menunjukkan bahwa produksi kelapa sawit PT. XYZ diprediksi akan mengalami penurunan. Grafik prediksi produksi kelapa sawit dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Prediksi Produksi Kelapa Sawit

Berdasarkan hasil prediksi yang ditunjukkan pada grafik diatas diketahui bahwa akan terjadi penurunan produksi kelapa sawit pada bulan Juli 2023 sampai Januari 2024. Informasi yang dihasilkan dapat digunakan sebagai acuan oleh perusahaan dalam menyusun target dan anggaran produksi kelapa sawit. Selanjutnya informasi tersebut dapat menjadi pedoman dalam membuat rencana kerja serta mengambil sebuah keputusan dengan tepat, seperti pemilihan tanaman, perencanaan pemasaran, pengelolaan resiko finansial, dan merencanakan ekspansi pasar. Hal ini dilakukan untuk meningkatkan nilai dan mencegah penurunan produksi kelapa sawit PT. XYZ

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari percobaan penerapan Algoritma LSTM, dihasilkan model dengan parameter terbaik optimizer RMSprop, learning rate 0.001, dan batch size 8 dengan 3 window size. Nilai yang diperoleh yaitu RMSE 0.1725, MAPE 0,5087, dan R2 0,0578. Model mampu memberikan prediksi dengan tingkat akurasi yang relatif baik berdasarkan RMSE yang telah diukur, namun model yang dihasilkan diuji dengan parameter terbatas dan beberapa parameter lainnya tidak dijelajahi. Model dengan parameter terbaik selanjutnya diimplementasikan untuk memprediksi produksi kelapa sawit untuk tujuh bulan kedepan. Hasil implementasi prediksi model menunjukkan penurunan produksi kelapa sawit. Untuk menghindari penurunan produksi kelapa sawit, PT. XYZ perlu melakukan evaluasi untuk mempersiapkan produksi dengan menyusun perencanaan produksi kelapa sawit dan membuat target produksi.

REFERENSI

- [1] R. Utami, E. I. Kumala Putri, and M. Ekayani, "Economy and Environmental Impact of Oil Palm Palm Plantation Expansion (Case Study: Panyabungan Village, Merlung Sub-District, West Tanjung Jabung Barat District, Jambi)," *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, vol. 22, no. 2, pp. 115–126, Aug. 2017, doi: 10.18343/jipi.22.2.115.
- [2] S. N. Asih, R. Andreas, R. Yudhi, D. Fajar, and B. Alfian, "Ekspansi Perkebunan Kelapa Sawit Di Kawasan Hutan Indonesia Dan Potensi Konflik Hukum Pasca Penetapan Undang-undang Cipta Kerja." [Online]. Available: <http://e-journal.metrouniv.ac.id/index.php/istinbath/index>
- [3] A. Hakim, "PENGARUH BIAYA PRODUKSI TERHADAP PENDAPATAN PETANI MANDIRI KELAPA SAWIT DI KECAMATAN SEGAH," 2018.
- [4] B. Riati, "ANALISIS PENGARUH KARAKTERISTIK PETANI TERHADAP PRODUKSI KELAPA SAWIT SWADAYA DI KECAMATAN SINGINGI HILIR," vol. 2, no. 1, 2021, [Online]. Available: <https://www.pertanian.go.id>
- [5] E. Ewaldo, "Analisis ekspor minyak kelapa sawit di Indonesia," 2015.
- [6] Yusmardiansyah and G. Zhara, "(Print) HUBUNGAN KEBISINGAN DENGAN STRES KERJA PADA PERKERJA BAGIAN PRODUKSI DI PT MITRA BUMI," 2019.
- [7] I. S. Sastroayono, *Budi daya kelapa sawit*. AgroMedia, 2003.
- [8] R. E. , & A. W. S. P. Lubis, *Buku Pintar Kelapa Sawit*. AgroMedia, 2011.
- [9] B. Tanaman, "Prediksi produksi kelapa sawit di PT. Xyz," Pekanbaru, 2023.
- [10] A. Wanto *et al.*, "Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm using Consumer Price Index Data in Indonesia," Scitepress, May 2021, pp. 35–41. doi: 10.5220/0010037400350041.
- [11] M. Kafil, "PENERAPAN METODE K-NEAREST NEIGHBORS UNTUK PREDIKSI PENJUALAN BERBASIS WEB PADA BOUTIQ DEALOVE BONDOWOSO," 2019.
- [12] S. Agustian and H. Wibowo, "Perbandingan Metode Moving Average untuk Prediksi Hasil Produksi Kelapa Sawit," *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)*, no. November, pp. 156–162, 2019.
- [13] L. Deng and D. Yu, "Deep learning: Methods and applications," *Foundations and Trends in Signal Processing*, vol. 7, no. 3–4. Now Publishers Inc, pp. 197–387, 2013. doi: 10.1561/20000000039.
- [14] F. Indra Sanjaya and D. Heksaputra, "Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory," vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [15] M. Wildan Putra Aldi and A. Aditsania, "Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin."
- [16] G. Budiprasetyo, M. Hani'ah, and D. Z. Aflah, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 164–172, Jan. 2023, doi: 10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172.
- [17] A. Agusta, I. Ernawati, and A. Muliawati, "Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory".
- [18] L. Wiranda and M. Sadikin, "PENERAPAN LONG SHORT TERM MEMORY PADA DATA TIME SERIES UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN PRODUK PT. METISKA FARMA."

- [19] E. Supriyadi, "PREDIKSI PARAMETER CUACA MENGGUNAKAN DEEP LEARNING LONG-SHORT TERM MEMORY (LSTM) WEATHER PARAMETERS PREDICTION USING DEEP LEARNING LONG-SHORT TERM MEMORY (LSTM)." [Online]. Available: <http://bmksoft.database.bmkg.go.id>.
- [20] Sabar Sautomo and Hilman Ferdinandus Pardede, "Prediksi Belanja Pemerintah Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 99–106, Feb. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2815.
- [21] A. Oktaviani and Hustinawati, "PREDIKSI RATA-RATA ZAT BERBAHAYA DI DKI JAKARTA BERDASARKAN INDEKS STANDAR PENCEMAR UDARA MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY," *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, vol. 26, no. 1, pp. 41–55, 2021, doi: 10.35760/ik.2021.v26i1.3702.
- [22] I. G. Anjani, A. B. Saputri, A. N. P. Armeira, and D. Januarita, "Analisis Konsumsi Dan Produksi Minyak Kelapa Sawit Di Indonesia Dengan Menerapkan Metode Moving Average," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 4, p. 1014, Aug. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i4.4506.
- [23] J. Han, M. Kamber, J. Pei, and M. Kaufmann, "[DATA MINING: CONCEPTS AND TECHNIQUES 3RD EDITION] 2 Data Mining: Concepts and Techniques Third Edition."
- [24] I. Izonin, R. Tkachenko, N. Shakhovska, B. Ilchysyn, and K. K. Singh, "A Two-Step Data Normalization Approach for Improving Classification Accuracy in the Medical Diagnosis Domain," *Mathematics*, vol. 10, no. 11, Jun. 2022, doi: 10.3390/math10111942.
- [25] Y. Benyahmed, A. Abu Bakar, A. Razakhamdan, A. Ahmed, S. Mastura, and S. Abdullah, "ADAPTIVE SLIDING WINDOW ALGORITHM FOR WEATHER DATA SEGMENTATION," *J Theor Appl Inf Technol*, vol. 80, no. 2, 2015, [Online]. Available: www.jatit.org
- [26] J. Zhang, Y. Zhu, X. Zhang, M. Ye, and J. Yang, "Developing a Long Short-Term Memory (LSTM) based model for predicting water table depth in agricultural areas," *J Hydrol (Amst)*, vol. 561, pp. 918–929, Jun. 2018, doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.04.065.
- [27] A. Wisnugraha Sugiyarto and A. Maman Abadi, "Prediction of Indonesian Palm Oil Production Using Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network (LSTM-RNN)."
- [28] H. Yasin, A. Prahutama, T. W. Utami, D. Jurusan, and S. Undip, "PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DENGAN ALGORITMA GRID SEARCH."
- [29] F. Febrianti, M. Hafiyusholeh, and A. H. Asyhar, "PERBANDINGAN PENGKLUSTERAN DATA IRIS MENGGUNAKAN METODE K-MEANS DAN FUZZY C-MEANS," vol. 02, no. 01, 2016.
- [30] S. Riyadi, "Aplikasi Peramalan Penjualan Obat Menggunakan Metode Pemulusan (Studi Kasus: Instalasi Farmasi Rsud Dr Murjani)," *Stmik Amikom*, vol. 1, pp. 1–6, 2015.
- [31] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation," *PeerJ Comput Sci*, vol. 7, pp. 1–24, 2021, doi: 10.7717/PEERJ-CS.623.
- [32] M. F. Rasyid, D. Imran, and A. A. Mahersatillah, "Prediksi penyebaran Sub Varian omicron di Indonesia menggunakan Machine Learning," *SISITI: Seminar Ilmiah Sistem Informasi dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 1, 2022.