

Pemodelan Prediksi Ekspor Kopi Indonesia Berbasis Algoritma *Machine Learning*

Hilda Yulia Novita^{1*}, Tatang Rohana², Euis Nurlaelasari³, Elsa Elvira Awal⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang, Indonesia

Email: ¹hilda.yulia@ubpkarawang.ac.id, ²tatang.rohana@ubpkarawang.ac.id, ³euis.nurlaelasari@ubpkarawang.ac.id,

⁴elsa.elvira@ubpkarawang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ¹hilda.yulia@ubpkarawang.ac.id

Abstrak– Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi ekspor kopi di Indonesia dengan menggunakan tiga algoritma *machine learning*, yaitu regresi linier, neural networks, dan gradient boosting. Data yang digunakan berasal dari data historis ekspor kopi Indonesia. Penelitian dilakukan melalui tahapan pra-pemrosesan data, pemodelan, dan evaluasi kinerja masing-masing algoritma. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketiga algoritma mampu memprediksi ekspor kopi dengan performa yang cukup baik. Algoritma *Linear Regression* memberikan hasil terbaik dengan nilai mean squared error (MSE) sebesar 0.0000867, mean absolute error (MAE) sebesar 0.00766, dan skor R^2 sebesar 95%. neural networks menghasilkan MSE sebesar 0.000171, MAE sebesar 0.01196, dan skor R^2 sebesar 91%. Sementara itu, gradient boosting menunjukkan performa terendah dengan MSE sebesar 0.01918 dan skor R^2 sebesar 74%. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning* dapat digunakan sebagai alat bantu dalam memprediksi tren ekspor komoditas secara akurat.

Kata Kunci: *Machine Learning*, *Linear Regression*, Neural Networks, Gradient Boosting, Prediksi Ekspor Kopi

Abstract– This research aims to develop a predictive model for coffee exports in Indonesia using three *machine learning* algorithms: linear regression, neural networks, and gradient boosting. The study utilizes historical data on Indonesia's coffee exports and involves data preprocessing, model development, and performance evaluation of each algorithm. The results show that all three algorithms are capable of predicting coffee exports with satisfactory accuracy. Linear regression produced the best performance, achieving a mean squared error (MSE) of 0.0000867, mean absolute error (MAE) of 0.00766, and an R^2 score of 95%. Neural networks yielded an MSE of 0.000171, MAE of 0.01196, and an R^2 score of 91%. Gradient boosting performed the lowest with an MSE of 0.01918 and an R^2 score of 74%. These findings indicate that *machine learning* approaches can serve as effective tools for accurately forecasting export trends in commodity markets.

Keywords: *Machine Learning*, *Linear Regression*, Neural Networks, Gradient Boosting, Coffee Export Prediction

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, penerapan algoritma *machine learning* dalam peramalan ekspor komoditas telah memperoleh perhatian yang signifikan, terutama di sektor pertanian, di mana prediksi yang akurat dapat mempengaruhi pembuatan kebijakan dan dinamika pasar secara besar. Hal ini sangat relevan untuk komoditas seperti kopi, di mana Indonesia memegang peranan penting sebagai salah satu eksportir terbesar. Berbagai teknik *machine learning* telah diterapkan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi peramalan ekspor, yang menunjukkan kegunaannya dalam menangani data pertanian yang kompleks.

Berbagai penelitian telah menggunakan teknik *machine learning* yang diawasi (*supervised learning*) seperti Support Vector Machines (SVM), Random Forest, dan Neural Networks untuk memprediksi hasil perdagangan. Sebagai contoh, meneliti penerapan model *machine learning* untuk meramalkan perdagangan pertanian, yang menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan metode peramalan tradisional [1]. Proses persiapan algoritma *machine learning* sangat bergantung pada persiapan dan pra-pemrosesan *dataset* pelatihan, bahwa dengan menggabungkan model *supervised learning*, pola-pola kompleks dalam data perdagangan yang tersembunyi dapat teridentifikasi, yang memberikan manfaat nyata bagi para pemangku kepentingan di sektor pertanian [2][3].

Menekankan pentingnya pemilihan model yang tepat untuk mencapai hasil prediktif terbaik. Selain teknik *supervised learning*, pendekatan pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*) juga menunjukkan potensi dalam peramalan ekspor komoditas[4]. Meskipun teknik *supervised learning* efektif dalam mengidentifikasi determinan ekonomi utama perdagangan pertanian, teknik *unsupervised learning* dapat memberikan wawasan yang lebih luas mengenai tren aliran perdagangan [1], yang dapat membantu merumuskan strategi jangka panjang untuk negara-negara seperti Indonesia yang bergantung pada ekspor kopi. Metode ensemble juga telah meningkatkan akurasi algoritma *machine learning*. Metode ensemble dapat menggabungkan prediksi dari beberapa algoritma, menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model individual, yang sangat penting dalam mengatasi variasi statistik dalam data ekspor pertanian yang sangat bervariasi [5]. Kemajuan penggunaan analisis *big data* juga telah membawa perubahan besar dalam peramalan ekspor kopi. *Big data* memberikan pandangan yang lebih komprehensif tentang kondisi pasar, yang memungkinkan prediksi yang lebih baik melalui teknik *machine learning* canggih. Hal ini sangat penting mengingat kompleksitas dalam budidaya kopi dan dampak pasar yang dihasilkan [6].

Sebuah model *machine learning* dikembangkan untuk mempelajari hubungan antara produsen kopi, konsumen, produksi, dan pasar. Hasil prediksi terbaik diperoleh *Decision Tree* dengan akurasi 85,7% [7]. Penelitian selanjutnya telah mengaplikasikan metode *machine learning*, seperti *Random Forest* (RF), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan *Decision Tree*, untuk meningkatkan akurasi prediksi ekspor komoditas ekspor, menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa terbaik dibandingkan model lainnya dengan nilai MAPE masing-masing sebesar 0,462 untuk batu bara, 0,483 untuk kopi, dan 0,348 untuk minyak sawit, yang menunjukkan tingkat akurasi tinggi dalam peramalan harga komoditas tersebut [8]. Penelitian berikutnya mengungkapkan bahwa penerapan teknik *machine learning* dapat menangani data ekonomi yang lebih kompleks untuk melakukan *nowcasting* (estimasi periode berjalan) terhadap volume ekspor dan impor Rusia berdasarkan kelompok komoditas, model ARIMA mampu menghasilkan peramalan 69% kelompok komoditas ekspor dan 58% kelompok komoditas impor [9]. Kemudian penelitian lain bertujuan untuk mengoptimalkan algoritma RF dalam memprediksi jumlah produksi minyak kelapa sawit global berdasarkan data historis. Hasilnya, model RF tanpa optimasi menghasilkan RMSE sebesar 115,27 dan R^2 0,9824. Setelah dilakukan optimasi, RMSE menurun menjadi 103,54 dan R^2 meningkat menjadi 0,9984, yang menunjukkan peningkatan akurasi prediksi yang signifikan [10].

Integrasi *machine learning* dengan model statistik tradisional, mengaplikasikan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) bersama dengan metode *machine learning* lain untuk meramalkan nilai ekspor kopi, yang menunjukkan bahwa model ARIMA memiliki p -value < 0.0001 , yang artinya model ini sangat signifikan untuk menangkap pola autokorelasi dan fluktuasi pada data, sehingga model ARIMA memiliki kemampuan untuk melakukan peramalan untuk bulan berikutnya [11]. Penelitian selanjutnya membandingkan dua metode RF dan *K-Nearest Neighbor* (KNN), menunjukkan bahwa metode RF setelah SMOTE menghasilkan kinerja klasifikasi terbaik, dengan nilai akurasi sebesar 80,26% dan nilai memori sebesar 80,59% untuk mengetahui algoritma mana yang lebih efektif dalam memprediksi kualitas kopi [12]. Penelitian berikutnya untuk meramalkan harga kopi Arabika dan Robusta baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang menggunakan model LSTM. Model LSTM yang dioptimalkan dengan *learning rate* 0.0001 dan epoch 150 menunjukkan performa terbaik dengan *error* rendah, yaitu RMSE 1021.5773 dan MAE 660.4265 [13]. Selanjutnya penelitian yang memprediksi tujuh kategori rasa kopi, model yang dikembangkan menggunakan metode SVM dan *Deep Convolutional Neural Network* (DCNN) menunjukkan performa yang serupa, dengan recall dan akurasi berkisar antara 70–73% dan 75–77% masing-masing [14]. Kemudian penelitian lain menunjukkan bahwa pendekatan *data mining* menggunakan algoritma RF, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Decision Tree* efektif dalam memprediksi harga kopi robusta di Kabupaten Muara Enim tahun 2025. Dari ketiga algoritma yang diuji, RF terbukti memberikan hasil prediksi yang paling stabil yaitu dengan nilai AUC 0,666 [15].

Meskipun penggunaan algoritma *machine learning* dalam prediksi ekspor komoditas termasuk kopi Indonesia, semakin berkembang, namun pada kenyataannya penerapan dalam prakiraan volume ekspor kopi Indonesia masih belum sepenuhnya optimal. Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi pendekatan *machine learning* guna mengevaluasi dan membandingkan kinerja algoritma prediktif terhadap data ekspor kopi Indonesia, mengatasi keterbatasan pendekatan statistik konvensional yang belum mampu menangkap pola non-linier dan musiman secara efektif. Maka dari itu fokus penelitian ini terletak pada penerapan dan perbandingan algoritma *machine learning* dalam prediksi ekspor kopi Indonesia, menggunakan kombinasi fitur dan validasi model terhadap dinamika ekspor jangka pendek dan musiman yang belum banyak dieksplorasi.

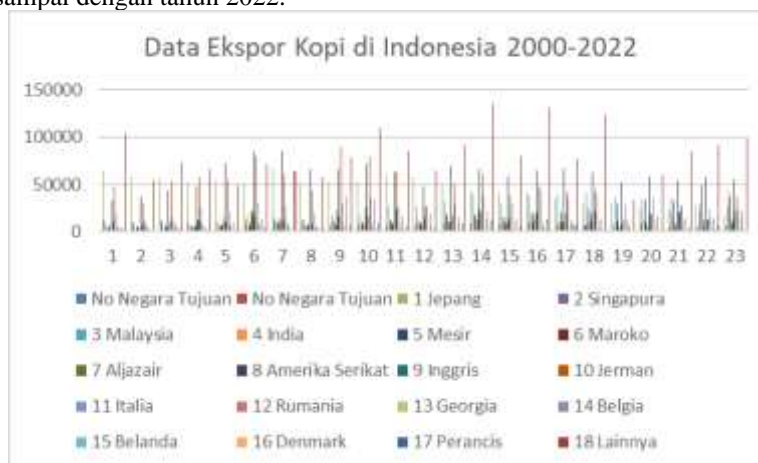
2. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini, merupakan data yang diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik yaitu data set ekspor kopi di Indonesia.

Table 2. Data Ekspor Kopi Indonesia

No	Negara Tujuan	Tahun			
		2000	...	2021	2022
1	Jepang	65327,4	...	27297	18813,4
2	Singapura	12699,1	...	5377	6571,6
3	Malaysia	7422	...	29059,1	26085,4
4	India	2224,9	...	22109,6	43596,9
5	Mesir	5141,4	...	48521,3	37428,4
6	Maroko	6852,1	...	12164,1	9230,4
7	Aljazair	1526	...	3918,1	13142,5
8	Amerika Serikat	33167,5	...	57694	55810,1
9	Inggris	11089	...	12259,5	20778
10	Jerman	47641,8	...	13334,8	36976,4
11	Italia	19440,8	...	24590	24006,2
12	Rumania	4904,1	...	509,4	340
13	Georgia	3433,5	...	13398	15902,6
14	Belgia	5410,8	...	14434	22179,8
15	Belanda	3344,6	...	2243,5	3597,8
16	Denmark	854	...	41,3	19,3
17	Perancis	2794,9	...	5993,4	874,7
18	Lainnya	104039,4	...	91566,5	98427,3
19	Jumachine learningah	337313	...	384510,6	433780,8

Data ekspor yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data ekspor kopi di Indonesia menurut negara tujuan utama dari tahun 2000 sampai dengan tahun 2022.

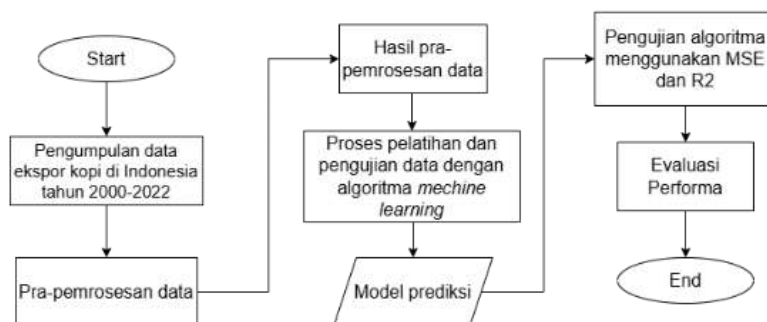


Gambar 1. Grafik Ekspor Kopi 2000-2022

Gambar menunjukkan kenaikan volume ekspor yang signifikan untuk beberapa negara, kemungkinan terkait dengan peningkatan permintaan atau perjanjian perdagangan baru pada beberapa tahun. Jepang, Amerika Serikat, dan Eropa (Inggris dan Belanda) menunjukkan kontribusi yang cukup besar dalam ekspor kopi Indonesia selama periode tersebut.

Pengumpulan data dilakukan secara observasional dengan sumber dari situs BPS. Data kemudian dipisah menjadi dua subset, yaitu training set untuk pelatihan model dan testing set untuk evaluasi kinerja model. Validasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data testing. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi tingkat akurasi model *machine learning* dalam memprediksi ekspor kopi di Indonesia. Proses pengukuran kinerja algoritma dilakukan dengan menggunakan uji nilai hasil Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), dan R-squared (R²).

Gambar di bawah ini merupakan tahapan yang menjelaskan prosedur penelitian yang diadaptasi dari penelitian sebelumnya [16].



Gambar 2. Tahapan Penelitian

Tahapan – tahapan dalam penelitian ini, dapat dijelaskan sebagai berikut [16]:

1. Proses dimulai.
2. Pengumpulan data ekspor kopi di Indonesia tahun 2000-2022. Tahap pertama adalah pengumpulan data mengenai ekspor kopi Indonesia selama periode tahun 2000 hingga 2022 yang didapatkan dari website Badan Pusat Statistik Indonesia (BPS). Data ini berfungsi sebagai dasar untuk analisis lebih lanjut.
3. Pra-pemrosesan data: Setelah data dikumpulkan, tahap selanjutnya adalah pra-pemrosesan data. Pada tahap ini, data yang terkumpul akan dibersihkan, diubah, atau disesuaikan agar siap untuk digunakan dalam model prediksi. Ini bisa melibatkan penghapusan data yang tidak valid, normalisasi, atau penanganan nilai yang hilang.
4. Hasil pra-pemrosesan data: Setelah data diproses, hasilnya akan siap untuk digunakan dalam model pembelajaran mesin. Data yang telah diproses akan memberikan informasi yang lebih bersih dan lebih mudah untuk dianalisis.
5. Proses pelatihan dan pengujian data dengan algoritma machine learning: Di tahap ini, data yang telah diproses digunakan untuk melatih model menggunakan algoritma machine learning. Model tersebut akan dipelajari untuk mengenali pola-pola dalam data yang dapat digunakan untuk memprediksi hasil masa depan.
6. Model prediksi: Setelah proses pelatihan selesai, model yang terlatih digunakan untuk menghasilkan prediksi berdasarkan data yang baru atau tidak terlihat sebelumnya.
7. Pengujian algoritma menggunakan MSE dan R^2 . Pengujian dilakukan untuk mengukur kinerja model. Dua metrik yang digunakan adalah:
8. MSE (Mean Squared Error): Mengukur seberapa besar kesalahan prediksi model secara rata-rata.
9. R^2 (Koefisien Determinasi): Mengukur seberapa baik model dapat menjelaskan variansi data.
10. Evaluasi performa: Setelah model diuji, evaluasi dilakukan untuk menilai seberapa baik model dalam memprediksi data yang ada. Ini akan melibatkan analisis lebih lanjut untuk memastikan bahwa model memiliki kinerja yang baik dan dapat diandalkan.
11. Proses berakhir setelah evaluasi performa selesai.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pre-processing Data

Tahap prapemrosesan data dalam penelitian ini dilakukan agar data menjadi lebih sesuai dan optimal untuk digunakan pada proses selanjutnya. Jenis prapemrosesan yang diterapkan meliputi penghapusan data yang memiliki komponen tidak lengkap guna mencegah adanya manipulasi atau pengisian data yang tidak tepat. Data yang digunakan seringkali mengandung masalah seperti nilai yang hilang (missing value), data berlebih (redundant), outlier, atau format data yang tidak sesuai dengan sistem. Proses prapemrosesan ini meliputi beberapa langkah sebagai berikut:

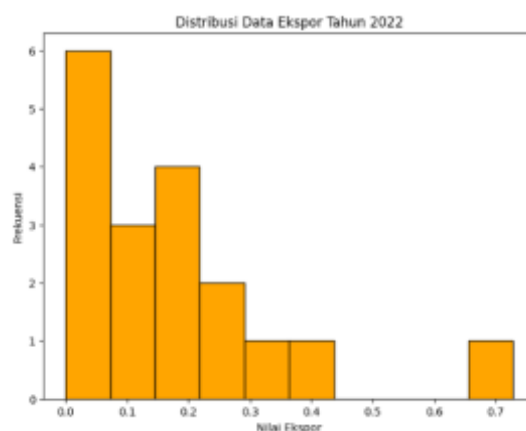
1. Pembersihan data (*data cleaning*)

Pembersihan data dilakukan untuk menyingkirkan data yang tidak relevan dan mengandung kesalahan. Pada proses ini, data kemudian dipisahkan menjadi dua bagian, yakni data untuk pelatihan (training) dan data untuk pengujian (testing).

	NEGARA	2000	2001	2002	2003	2004	2005	
0	Jepang	0.483185	0.431532	0.418641	0.387111	0.401839	0.366228	
1	Singapura	0.093796	0.073635	0.092124	0.064914	0.072995	0.097278	
2	Malaysia	0.054788	0.065585	0.071978	0.042824	0.048388	0.048378	
3	India	0.016315	0.020961	0.016865	0.024047	0.037588	0.133844	
4	Mesir	0.037898	0.035267	0.028516	0.039861	0.059383	0.075541	
	2006	2007	2008	...	2013	2014	2015	2016
0	0.495566	0.382484	0.391816	...	0.309954	0.304879	0.304922	0.261365
1	0.187548	0.095289	0.053391	...	0.064058	0.057088	0.060808	0.052371
2	0.062739	0.091639	0.128358	...	0.300842	0.215186	0.283525	0.288714
3	0.082585	0.061217	0.089253	...	0.135171	0.106632	0.142647	0.085473
4	0.086566	0.040313	0.074636	...	0.129593	0.115953	0.154122	0.156256
	2017	2018	2019	2020	2021	2022		
0	0.218099	0.224441	0.189138	0.173482	0.201781	0.139025		
1	0.052955	0.057668	0.064348	0.038419	0.039632	0.046469		
2	0.106061	0.275922	0.256263	0.266927	0.214816	0.192818		
3	0.061188	0.016482	0.092984	0.147788	0.163408	0.322356		
4	0.177685	0.216655	0.253473	0.240541	0.350783	0.276726		

Gambar 3. Proses Pembersihan Data Ekspor Kopi

Hasil dari proses pembersihan data menunjukkan bahwa tidak terdapat kesalahan maupun nilai yang hilang (missing) dalam data yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 4. Plot Data Ekspor Kopi Tahun 2022

Gambar di atas menunjukkan sebaran data ekspor kopi di beberapa negara tujuan pada tahun 2022.

2. Normalisasi data ke bentuk Min-Max

Sebelum data dimasukkan ke dalam model *machine learning*, data terlebih dahulu diubah menjadi bentuk interval melalui proses normalisasi. Data ini dinormalisasi agar nilainya berada dalam rentang [0,1]. Normalisasi bertujuan untuk menyamakan skala nilai pada setiap data, sehingga masing-masing data memberikan kontribusi yang seimbang dalam setiap tahap proses.

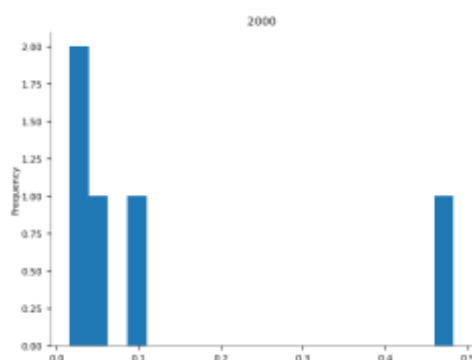
Tabel 2. Data Hasil Konversi Min-Max

Provinsi	Tahun				
	2010	2011	...	2020	2021
Jepang	0,483	0,432		0,202	0,139
Singapura	0,094	0,074		0,040	0,048
Malaysia	0,055	0,065		0,215	0,193
India	0,016	0,021		0,163	0,322
Mesir	0,038	0,035		0,359	0,277
Maroko	0,051	0,039		0,090	0,068
Denmark	0,011	0,017		0,029	0,097
Perancis	0,245	0,271		0,427	0,413
Inggris	0,082	0,044		0,091	0,154
Jepang	0,352	0,217		0,098	0,273
Singapura	0,144	0,084		0,182	0,177
Malaysia	0,036	0,040		0,004	0,002
India	0,025	0,019		0,099	0,117

Provinsi	Tahun				
	2010	2011	...	2020	2021
Mesir	0,040	0,046		0,107	0,164
Belanda	0,025	0,027		0,016	0,026
Denmark	0,006	0,008		0,000	0,000
Perancis	0,021	0,001		0,044	0,006
Lainnya	0,769	0,399		0,677	0,728

3.2 Pelatihan dan Pengujian Data

Tahap berikutnya adalah melakukan proses pelatihan dan pengujian data. Data yang telah diproses kemudian digunakan sebagai sumber untuk training (pelatihan) dan testing (pengujian) dalam analisis model *machine learning*. Pada proses ini, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Data training terdiri dari data tahun 2000 sampai dengan tahun 2021, sedangkan data testing terdiri dari tahun 2022.



Gambar 5 Distribusi Data Hasil Pelatihan tahun 2000

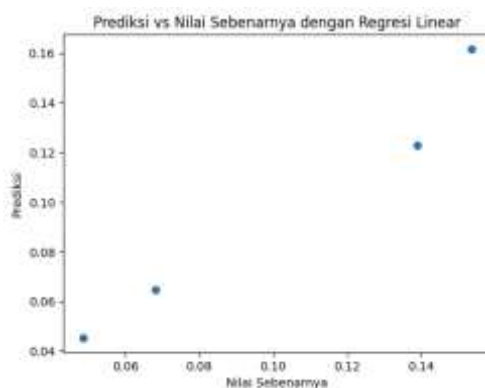
Gambar 5 menunjukkan bahwa pada tahun 2000 sebagian besar negara memiliki nilai ekspor kecil, sementara hanya satu negara dengan nilai ekspor yang jauh lebih tinggi.

3.3 Model Prediksi dan Evaluasi

Proses selanjutnya dilakukan model prediksi menggunakan algoritma *machine learning*, yaitu algoritma *linear regression*, algoritma *neural networks*, algoritma *gradient boosting*.

1. Algoritma *Linear Regression*

Proses prediksi ekspor kopi kemudian dilakukan menggunakan model *Linear Regression*. Dari hasil evaluasi, diperoleh nilai MSE sebesar 0,0000867 yang menunjukkan kesalahan kuadrat rata-rata model sangat rendah, MAE sebesar 0,00766 yang menandakan rata-rata kesalahan absolut model juga sangat kecil, serta skor R^2 sebesar 0,9569 yang mengindikasikan kemampuan prediksi model *Linear Regression* sangat baik.

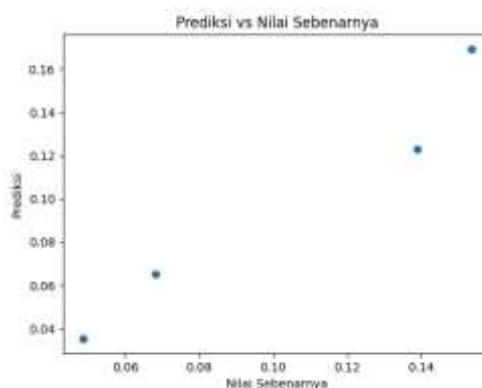


Gambar 6. Perbandingan antara Nilai Prediksi dan Nilai Sebenarnya pada Model *Linear Regression*

Gambar 6 menunjukkan hasil model *Linear Regression* sangat akurat dan memiliki performa yang baik dalam memprediksi data target mencapai 95%.

2. Algoritma *Neural Networks*

Selanjutnya dilakukan proses prediksi ekspor kopi dengan model *neural networks*. Berdasarkan hasil evaluasi model *neural networks* dengan MSE 0.000171 menunjukkan bahwa rata-rata kuadrat kesalahan prediksi sangat rendah, MAE 0.01196 menunjukkan bahwa rata-rata selisih absolut antara prediksi dan nilai sebenarnya juga kecil, dan R^2 score 0.9148 menunjukkan bahwa model menjelaskan lebih variasi dalam data target.

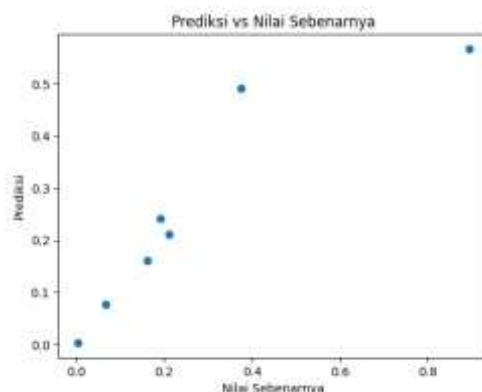


Gambar 7. Perbandingan antara Nilai Prediksi dan Nilai Sebenarnya pada Model Neural Networks

Hasil prediksi pada gambar 7 menunjukkan bahwa model *neural networks* yang digunakan memiliki kinerja yang baik dan prediksi yang dihasilkan sangat akurat mencapai 91%.

3. Algoritma *Gradient Boosting*

Selanjutnya dilakukan proses prediksi ekspor kopi dengan model *gradient boosting*. Hasil dari evaluasi model *gradient boosting* adalah MSE sebesar 0.01918 menunjukkan bahwa rata-rata kuadrat kesalahan prediksi cukup rendah, tetapi tidak sepenuhnya nol, dan R^2 score sebesar 0.7489 menandakan bahwa model dapat menjelaskan variasi data.



Gambar 8. Perbandingan antara Nilai Prediksi dan Nilai Sebenarnya pada Model Gradient Boosting

Hasil perbandingan pada gambar 4.5 MSE sebesar 0.01918 menunjukkan bahwa kesalahan prediksi rata-rata kecil, tetapi belum nol. Sedangkan R^2 Score sebesar 0.7489 menandakan model cukup baik, tetapi belum optimal. Sekitar 74.89% variasi data dapat dijelaskan oleh model.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Algoritma

No	Algoritma	MSE	MAE	R^2 Score
1	<i>Linear Regression</i>	0,0000867	0,00766	0,9569
2	<i>Neural Network</i>	0.000171	0.01196	0.9148
3	<i>Gradient Boosting</i>	0.01918	0.147	0.7489

Linear Regression menunjukkan hasil terbaik di antara ketiga algoritma dengan MSE dan MAE terendah, serta R^2 score tertinggi yang menunjukkan akurasi dan kemampuan model untuk menjelaskan variasi data yang sangat baik. *Neural Network* juga memiliki performa yang cukup baik dengan MSE dan MAE yang sedikit lebih tinggi, namun R^2 score yang sedikit lebih rendah dibandingkan *Linear Regression*. Sedangkan *Gradient Boosting* memiliki MSE, MAE, dan R^2 score yang lebih rendah dibandingkan dengan kedua model lainnya, sehingga algoritma ini tidak memberikan hasil yang sebaik *Linear Regression* dan *Neural Network* untuk *dataset* ini. Secara keseluruhan, *Linear Regression* adalah algoritma yang paling optimal untuk data ini berdasarkan hasil evaluasi MSE, MAE, dan R^2 score.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang telah dipaparkan, dapat disimpulkan bahwa model algoritma untuk prediksi ekspor kopi Indonesia telah berhasil dibangun dengan menggunakan tiga algoritma utama, yaitu Algoritma *Linear Regression*, *Neural Networks*, dan *Gradient Boosting*. Setiap algoritma menunjukkan kinerja yang baik dalam memprediksi volume ekspor kopi di Indonesia.

Hasil evaluasi untuk Algoritma *Linear Regression* menunjukkan nilai MSE sebesar 0.0000867, MAE sebesar 0.00766, dan R^2 score sebesar 95%, yang menunjukkan bahwa model ini sangat baik dalam memprediksi ekspor kopi dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Sementara itu, Algoritma *Neural Networks* menghasilkan MSE sebesar 0.000171, MAE sebesar 0.01196, dan R^2 score 91%, yang juga menunjukkan kinerja yang sangat baik, meskipun sedikit lebih tinggi dalam kesalahan prediksi dibandingkan dengan *Linear Regression*. Sedangkan *Gradient Boosting* memiliki hasil yang lebih rendah, dengan MSE sebesar 0.01918 dan R^2 score 74%. Meskipun akurasi *Gradient Boosting* lebih rendah, namun model ini masih memiliki potensi yang baik, terutama jika dilakukan optimasi lebih lanjut.

Terkait dengan penelitian selanjutnya, disarankan untuk fokus pada optimasi Algoritma *Gradient Boosting*, baik dari segi tuning parameter maupun penggunaan teknik tambahan seperti regularisasi atau ensemble methods, untuk meningkatkan akurasi model tersebut. Hal ini bertujuan agar akurasi model dapat mencapai lebih dari 80%, karena umumnya sebuah model algoritma dianggap efektif apabila dapat melampaui angka tersebut. Optimasi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang lebih signifikan dalam meningkatkan akurasi prediksi ekspor kopi Indonesia yang lebih presisi dan dapat diandalkan.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

REFERENCES

- [1] M. Gopinath, F. A. Batarseh, J. Beckman, A. Kulkarni, and S. Jeong, "International agricultural trade forecasting using machine learning," *Data Policy*, vol. 3, p. e1, Jan. 2021, doi: 10.1017/dap.2020.22.
- [2] K. Przybył *et al.*, "Application of Machine Learning to Assess the Quality of Food Products—Case Study: Coffee Bean," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 19, p. 10786, Sep. 2023, doi: 10.3390/app131910786.
- [3] R. de Oliveira Faria *et al.*, "Models for predicting coffee yield from chemical characteristics of soil and leaves using machine learning," *J Sci Food Agric*, vol. 104, no. 9, pp. 5197–5206, Jul. 2024, doi: 10.1002/jsfa.13362.
- [4] Y. Chen, "Research on Machine Learning-based Prediction of Coffee Futures Prices," *Highlights in Science, Engineering and Technology*, vol. 92, pp. 199–209, Apr. 2024, doi: 10.54097/8c9t9n30.
- [5] H. Jošić and B. Žmuk, "A Machine Learning Approach to Forecast International Trade: The Case of Croatia," *Business Systems Research Journal*, vol. 13, no. 3, pp. 144–160, Oct. 2022, doi: 10.2478/bsrj-2022-0030.
- [6] S. Blöthner and M. Larch, "Economic determinants of regional trade agreements revisited using machine learning," *Empir Econ*, vol. 63, no. 4, pp. 1771–1807, Oct. 2022, doi: 10.1007/s00181-022-02203-x.
- [7] A. Sindar Ros Maryana Sinaga, R. Eka Putra, and A. Suganda Girsang, "Prediction measuring local coffee production and marketing relationships coffee with big data analysis support," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 11, no. 5, pp. 2764–2772, Oct. 2022, doi: 10.11591/eei.v11i5.4082.
- [8] S. A. Harjanto, S. Sa'adah, and G. S. Wulandari, "Export Commodity Price Forecasting in Indonesia Using Decision Tree, Random Forest, and Long Short-Term Memory," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 8, no. 4, p. 660, Jan. 2023, doi: 10.26555/jiteki.v8i4.25242.
- [9] K. Mayorova and N. Nikita, "Nowcasting Growth Rates of Russia's Export and Import by Commodity Group," *Russian Journal of Money and Finance*, vol. 80, no. 3, pp. 34–48, Sep. 2021, doi: 10.31477/rjmf.202103.34.
- [10] M. Danny and A. Muhidin, "Optimasi Algoritma Random Forest untuk Prediksi Eksport Kelapa Sawit Global," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 5, no. 5, pp. 1129--1138, Aug. 2025.
- [11] R. Erlina and R. Azhar, "FORECASTING MODEL OF AGRICULTURE COMMODITY OF VALUE EXPORT OF COFFEE; APPLICATION OF ARIMA MODEL," *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*, vol. 9, no. 3, p. 257, Sep. 2020, doi: 10.23960/jtep-l.v9i3.257-263.
- [12] H. Afdal Fatan, T. Widiari, and S. Sudarno, "KLASIFIKASI KUALITAS KOPI ARABIKA DENGAN METODE RANDOM FOREST DAN K-NEAREST NEIGHBOR PADA IMBALANCED DATASET," *Jurnal Gaussian*, vol. 14, no. 1, pp. 107–117, Jun. 2025, doi: 10.14710/j.gauss.14.1.107-117.
- [13] R. Muhammad and I. Nurhaida, "Penerapan LSTM Dalam Deep Learning Untuk Prediksi Harga Kopi Jangka Pendek Dan Jangka Panjang," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 1, pp. 554–564, Mar. 2025.



- [14] Y. Chang, M. Hsueh, S. Hung, J. Lu, J. Peng, and S. Chen, “Prediction of specialty coffee flavors based on near-infrared spectra using machine- and deep-learning methods,” *J Sci Food Agric*, vol. 101, no. 11, pp. 4705–4714, Aug. 2021, doi: 10.1002/jsfa.11116.
- [15] Y. Yunita, N. Yulisa, D. Putri Sekar Mayasari, and P. Pujianto, “Prediksi Harga Kopi Robusta Kabupaten Muara Enim Tahun 2025 Menggunakan Metode Random Forest, SVM & Tree,” *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Bisnis*, pp. 1602–1609, Jul. 2025, doi: 10.47701/f9r5fm79.
- [16] T. Rohana, H. Y. Novita, and E. Nurlaelasari, “Komparasi Algoritma Machine Learning dalam Memprediksi Kapasitas Produksi Potensial Air Bersih di Indonesia,” *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 11, no. 1, pp. 36–43, Jul. 2025.