

# Prediksi Volume Ekspor Udang Menggunakan Indeks Google Trend dan Faktor Berpengaruh Lainnya dengan *Machine Learning*

Rayhan Abyasa<sup>1</sup>, Erna Nurmawati<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Komputasi Statistik, Politeknik Statistika STIS  
Jl. Otto Iskandardinata No.64C, Jakarta 13330

<sup>1</sup>222011314@stis.ac.id

<sup>2</sup>erna.nurmawati@stis.ac.id

## Abstrak

Udang merupakan salah satu komoditas ekspor unggulan Indonesia pada sektor perikanan yang berkontribusi sebesar 34,57% dari nilai ekspor perikanan pada tahun 2022. Indonesia juga masuk kedalam enam negara pembudidaya dan eksportir udang terbesar di dunia. Untuk memantau dan mengevaluasi target yang telah ditentukan oleh pemerintah, dibutuhkan model peramalan yang akurat. Untuk meningkatkan akurasi peramalan, indeks google trend, kurs rupiah, dan harga udang internasional ditambahkan sebagai variabel eksogen. Kata kunci indeks google trend yang digunakan diambil dari sisi eksportir dan importir seperti “ekspor udang” untuk sisi eksportir dan terjemahan kata “udang indonesia” untuk sisi importir. Penelitian ini menggunakan *machine learning* dengan model XGBoost dan LSTM. Model XGBoost menghasilkan nilai MAPE sebesar 10,08% sedangkan model LSTM menghasilkan nilai MAPE sebesar 12,40%. Penelitian ini menghasilkan kesimpulan bahwa model terbaik untuk volume ekspor udang Indonesia adalah model XGBoost berdasarkan nilai MAPE.

**Kata kunci:** ekspor, udang, prediksi, machine learning

# Prediction of Shrimp Export Volume Using Google Trend Index and Other Influencing Factors with Machine Learning

## Abstract

*Shrimp is one of Indonesia's leading export commodities in the fisheries sector, contributing 34.57% of the value of fisheries exports in 2022. Indonesia is also among the six largest shrimp farming and exporting countries in the world. To monitor and evaluate the targets set by the government, an accurate forecasting model is needed. To improve forecasting accuracy, the google trend index, rupiah exchange rate, and international shrimp prices were added as exogenous variables. The google trend index keywords used are taken from the exporter and importer sides such as “ekspor udang” for the exporter side and the translation of the word “udang indonesia” for the importer side. This research uses machine learning with XGBoost and LSTM models. The XGBoost model achieves a MAPE value of 10.08% while the LSTM model achieves a MAPE value of 12.40%. This study concluded that the best model for Indonesian shrimp export volume is the XGBoost model based on the MAPE value.*

**Keywords:** export, shrimp, forecasting, machine learning

## I. PENDAHULUAN

Salah satu sektor ekspor andalan Indonesia adalah sektor perikanan. Hal ini didukung dengan fakta bahwa 63,02% wilayah Indonesia adalah wilayah lautan dengan panjang garis pantai terpanjang nomor dua di dunia setelah Canada dengan panjang 99.083 km [1], [2]. Hal ini membuat Indonesia disebut dengan negara maritim yang memiliki potensi sumber daya alam maritim sangat besar dan memiliki sekitar 1,27 juta penduduk yang berprofesi sebagai nelayan [3], [4].

Udang merupakan komoditas perikanan yang memiliki volume dan nilai yang paling besar diantara sektor perikanan lainnya. Hal tersebut membuat udang sering dijadikan sebagai salah satu indikator dalam perikanan

udang Indonesia. Menurut Kementerian Perdagangan Indonesia, udang menjadi komoditas utama Indonesia nomor satu dengan mengekspor ke 19 negara seperti Jepang, Hong Kong, Korea Selatan, dan Amerika Serikat [5]. Ekspor udang berkontribusi sebesar 34,57% dari nilai ekspor perikanan Indonesia di tahun 2022 yang mencapai angka 2,16 miliar Rupiah [6]. Hal ini didukung dengan masuknya Indonesia kedalam enam negara pembudidaya dan pengeksportir udang terbesar di dunia [7], [8]. Sebagai produk unggulan, udang memiliki target ekspor yang telah ditetapkan selama empat tahun dimulai pada tahun 2020 sampai 2024 yang diharapkan tumbuh sebesar 15% tiap tahunnya [9].

Peramalan dibutuhkan untuk melihat angka volume ekspor udang sebagai dasar eksportir dan pemerintah

untuk mencapai target yang ditentukan. Hasil dari peramalan tersebut dapat menjadi acuan pemerintah untuk membuat kebijakan yang efektif dan efisien untuk mencapai target. Untuk mendapatkan hasil peramalan yang akurat, dibutuhkan metode peramalan yang tepat. Peneliti menggunakan dua model *machine learning* untuk peramalan yang akan dibandingkan akurasiya yaitu, model XGBoost dan LSTM.

XGBoost merupakan model *machine learning* yang biasa digunakan untuk melakukan prediksi seperti prediksi total penjualan [10] dan prediksi saham [11]. LSTM memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi nilai yang fluktuatif seperti data ekspor dan impor bulanan [12].

Untuk menghasilkan hasil yang akurat, model membutuhkan variabel eksogen [13], [14]. Variabel eksogen adalah variabel yang dapat memengaruhi variabel lain, tetapi tidak dipengaruhi oleh variabel lain dalam model [15]. Variabel eksogen yang digunakan pada penelitian ini merupakan variabel yang dapat memengaruhi volume ekspor udang. Referensi [16] menyatakan bahwa nilai kurs mata uang rupiah dan harga internasional udang berpengaruh secara signifikan secara parsial terhadap volume ekspor udang. Variabel indeks google trends sering digunakan untuk meningkatkan akurasi peramalan seperti pada [17] dan [18].

Google Trends merupakan alat yang tersedia secara gratis oleh Google untuk menunjukkan istilah paling populer di masa lampau [19]. Google Trends menyediakan pencarian topik mulai dari tingkat dunia sampai tingkat kota. Google Trends biasanya digunakan untuk meningkatkan akurasi peramalan [17], [18]. Dari penjelasan diatas, variabel eksogen yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah nilai kurs mata uang rupiah terhadap USD, harga internasional udang, dan Indeks Google Trends mengenai ekspor udang. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membentuk model terbaik untuk memprediksi nilai volume ekspor udang Indonesia.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Metode Penelitian

#### 1. XGBoost

XGBoost adalah salah satu dari banyak implementasi GBM (*Gradient Boosting Machine*). GBM sendiri adalah teknik *ensemble* yang biasa digunakan untuk proses prediksi dan klasifikasi. Konsep dasar dari GBM ini adalah melatih model yang lemah secara sekuensial dengan menggunakan *decision tree* dalam tiap iterasinya yang berguna untuk mengurangi error dari *decision tree* sebelumnya. Hasil akhir prediksi dari GBM adalah penjumlahan berbobot (regresi).

Referensi [20] menjelaskan bahwa performa XGBoost lebih baik karena menggunakan formalisasi dari model *regularized* untuk mengendalikan *over-fitting*. Model tersebut mengedalikan kompleksitas model dan *over-fitting* melalui pemberian penalisasi pada pohon yang kompleks.

#### 2. LSTM

LSTM merupakan perkembangan dari RNN (*Recurrent Neural Network*) yang dapat mengingat informasi pada saat itu dan informasi urutan sebelumnya. Terdapat limitasi pada arsitektur RNN konvensional yang menyebabkan gradien mengecil seiring perjalanan menuju layer terakhir [21]. Hal ini memunculkan pertanyaan apakah RNN dapat digunakan menjadi alat yang praktis dan signifikan.

Struktur lengkap LSTM terdiri dari tiga pintu yaitu, *input gate*, *forgetting gate*, dan *output gate*. *Input gate* berperan dalam *memory cell* untuk merekam informasi baru kedalam *cell states* baru secara selektif. *Forgetting gate* berguna untuk mengingat status dari *memory cell* dan melupakan informasi pada *memory cells* secara selektif. *Output gate* berperan sebagai jaringan terakhir yang bekerja pada *input* dan *output* dari *hidden layer* untuk menghasilkan hasil akhir yang mencakup status *cell* dan *input*. Ketiga “pintu” ini memungkinkan LSTM untuk memutuskan informasi mana yang harus dilupakan dan dipertahankan secara efektif [12].

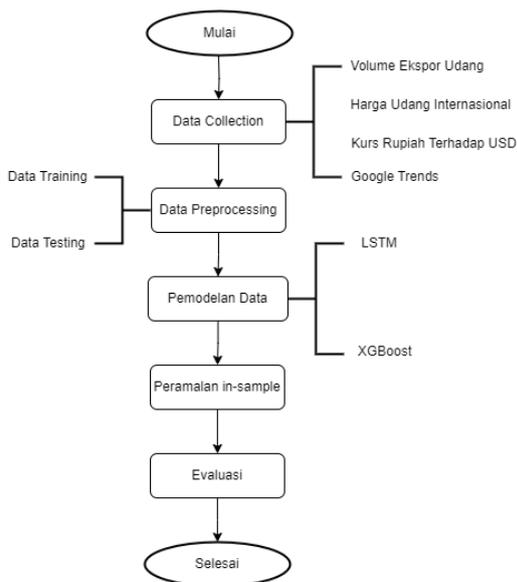
### 3. Hyperparameter Tuning

Model *machine learning* seperti XGBoost dan model *deep learning* seperti LSTM memiliki *hyperparameter*. Nilai *hyperparameter* perlu dilakukan penyesuaian (*tuning*) agar didapatkan model yang optimal [22]. Penyesuaian *hyperparameter* dilakukan menggunakan algoritma GridSearchCV. Algoritma ini mencari seluruh kombinasi *hyperparameter* untuk mendapatkan model terbaik dengan menerapkan metode validasi *cross-validation*.

*Hyperparameter* yang akan dilakukan *tuning* berbeda-beda sesuai dengan model *machine learning* dan *deep learning* yang digunakan. *Hyperparameter* model LSTM yang digunakan adalah jumlah unit layer (*neuron*), *drop out rate*, *learning rate*, *batch size*, dan *timesteps* [22]. Sedangkan untuk model XGBoost, *hyperparameter* meliputi jumlah *estimator*, *learning rate*, maksimal kedalaman (*max depth*), *gamma*, dan regularisasi *lambda* [23].

### 2.2 Tahapan Penelitian

Analisis dimulai dengan pengumpulan data yang dibutuhkan. Setelah data terkumpul, data dilakukan pemrosesan agar dapat diolah lebih lanjut. Peneliti melakukan eksplorasi data untuk mengetahui karakteristik data yang telah diperoleh. Setelah mengetahui karakteristik data, data digunakan untuk membentuk model lalu dilakukan proses peramalan in-sample dan evaluasi. Alur penelitian secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 1. Pengumpulan Data

Data utama yang digunakan adalah data volume ekspor bulanan komoditas udang. Data ekspor diklasifikasikan berdasarkan nomor HS (*Harmonized System*). Penelitian ini menggunakan seluruh nomor HS yang berhubungan dengan komoditas udang mulai dari bibit hingga olahan udang sesuai dengan nomor HS yang dipakai oleh KKP untuk menampilkan data mengenai udang. Data volume ekspor udang bulanan yang dipakai diambil dari website resmi Badan Pusat Statistik mulai Bulan Januari tahun 2014 sampai Bulan Desember tahun 2023 pada bagian tabel dinamis ekspor dan impor.

Pengumpulan data juga dilakukan pada data tambahan atau variabel eksogen yaitu harga udang internasional, kurs rupiah terhadap USD, dan indeks Google Trends. Harga udang internasional didapat dari website [24] yang menyediakan harga (dalam USD) udang secara bulanan. Kurs rupiah terhadap USD diambil dari website resmi Bank Indonesia[25]. Referensi [19] menjelaskan bahwa data Google Trends memiliki perbedaan hasil data ketika kita mengambil data tersebut dihari yang berbeda. Google Trends hanya mengambil beberapa sampel dari populasi yang ada sehingga hasil data yang diambil dapat berbeda tiap harinya. Hal tersebut dapat diatasi dengan mengambil beberapa sampel data lalu diambil rata-rata.

Terdapat beberapa kata kunci yang digunakan untuk mengambil nilai indeks google trend. Kata kunci tersebut dibagi menjadi dua bagian yaitu eksportir dan importir. Kata kunci eksportir dilihat dari sudut pandang eksportir seperti “ekspor udang”, “ekspor udang Indonesia”, “harga udang”, “harga udang Indonesia”, “produksi udang”, dan “produksi udang Indonesia”. Sedangkan kata kunci importir diambil dari tiga negara importir udang Indonesia terbesar yaitu Amerika Serikat, Jepang, dan China [8]. Kata kunci yang digunakan adalah terjemahan dari kata “udang Indonesia” dan komoditas olahan udang yang

sering diimport oleh negara tersebut. Olahan udang untuk negara Amerika Serikat, Jepang, dan China secara berturut-turut adalah udang tepung roti frozen (Indonesian breaded frozen shrimp), ebi furai (インドネシア産エビフライ), dan kerupuk udang (印尼虾片) [26]–[31].

### 2. Preprocessing Data

*Preprocessing* adalah proses dimana data yang didapatkan diolah sebelum dilakukan pengolahan. Data yang dilakukan *preprocessing* adalah data volume ekspor udang, kurs Rupiah terhadap USD dan data indeks Google Trends. Data volume ekspor udang dilakukan penjumlahan sesuai bulan dan nomor HSnya karena data masih terbagi berdasarkan pelabuhan. Kurs dan indeks Google Trends dilakukan penghitungan rata-rata sebelum digunakan.

Tahap ini juga akan membagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* dan *testing* akan dibagi dengan proporsi 80:20. Proporsi tersebut merupakan proporsi terbaik secara empiris [32].

### 3. Pemodelan Data

Setelah kualitas data terjamin dengan proses *preprocessing*, data digunakan untuk membangun model peramalan dengan data *training* dan *testing* yang telah dibuat. Data *training* digunakan untuk melatih model peramalan sehingga dapat menentukan model terbaik dengan akurasi yang tinggi. Data *testing* digunakan untuk menguji tingkat akurasi model yang dibangun dengan data *training*.

### 4. Peramalan

Model *machine learning* yang akan digunakan adalah LSTM dan XGBoost. Kedua model ini dibangun dengan *grid search* untuk menemukan arsitektur model terbaik. *Grid search* bekerja dengan mencoba seluruh kombinasi *hyperparameter* dan mencari kombinasi terbaik.

### 5. Evaluasi

Untuk mengetahui tingkat akurasi model peramalan, model perlu dievaluasi. Evaluasi model peramalan dapat dilakukan dengan berbagai metode. Penelitian ini akan menggunakan metode evaluasi MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) memberikan gambaran mengenai seberapa besar kesalahan yang dilakukan oleh model peramalan jika dibandingkan dengan nilai sebenarnya dalam bentuk persen. Formula dari masing-masing model adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \tag{1}$$

dimana  $y_i$  merupakan nilai sesungguhnya,  $\hat{y}_i$  mewakili nilai prediksi, dan  $n$  adalah total sampel. Referensi [33] menyatakan bahwa nilai MAPE dapat dikategorikan menjadi empat kategori, TABEL I menunjukkan kategori nilai MAPE.

TABEL I  
KATEGORI NILAI MAPE

MAPE	< 10%	10 – 19%	20 – 49%	≥ 50%
Akurasi	Sangat Akurat	Baik	Wajar	Tidak Akurat

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

TABEL II  
STATISTIK DESKRIPTIF

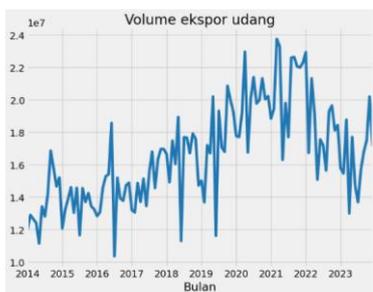
Variabel	Jumlah Data	Mean	Standar Deviasi	Min	Q1	Median	Q3	Max
Harga Internasional Udang	120	8,22	0,95	6,47	7,57	8,21	8,69	10,75
Kurs Jual	120	14000,56	1001,94	11484,15	13408,57	14135,63	14638,25	15946,76
IGT_ekspor udang	120	24,18	16,96	2,28	13,39	19,85	28,07	100
IGT_ekspor udang indonesia	120	16,47	16,99	0,71	5,53	12,07	18,57	100
IGT_harga udang	120	52,42	13,15	30,85	42,28	51	60,75	100
IGT_harga udang indonesia	120	24,94	15,65	2,57	12,53	23,57	35,89	98,14
IGT_produksi udang	120	27,69	21,63	0,85	13,75	19,5	35,92	99,14
IGT_produksi udang indonesia	120	15,20	16,22	0	5,03	9,71	21,17	97,14
IGT_US_1	120	13,22	14,01	0	0	10	19,46	53,57
IGT_US_2	120	1,93	4,77	0	0	0	0	26,0
IGT_JP_1	120	0,97	3,65	0	0	0	0	22,57
IGT_JP_2	120	1,29	3,75	0	0	0	0	14,28
IGT_CH_1	120	1,25	4,14	0	0	0	0	25,0
IGT_CH_2	120	1,22	4,19	0	0	0	0	22,85
Volume Ekspor	120	16587771,57	3085825,53	10357426,57	14232115,0	16678325,56	18873274,58	23750300,07

2.3 Statistik Deskriptif

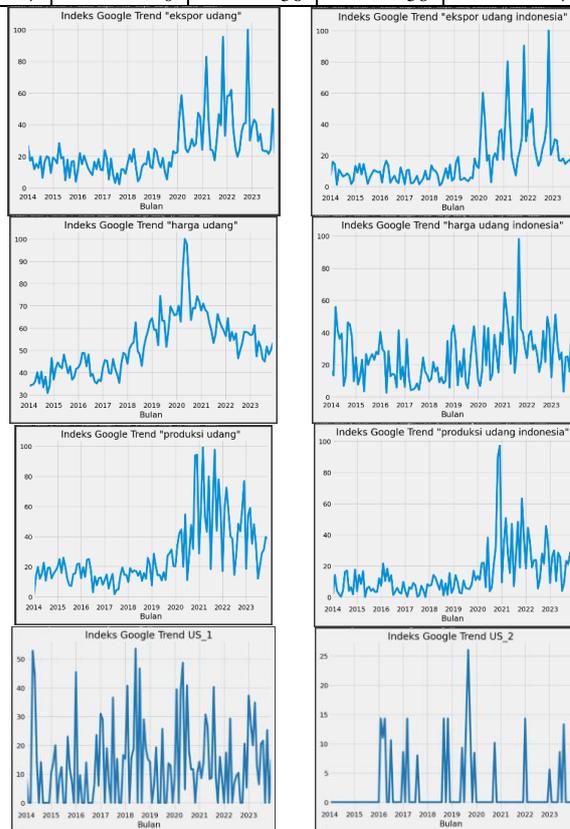
TABEL II menunjukkan statistik deskriptif dari seluruh variabel yang digunakan. Dalam 10 tahun terakhir, rata-rata atau mean dari volume ekspor udang Indonesia sebesar 16587771,57 Kg. Dengan volume ekspor terbesar menyentuh angka 23750300,07 Kg dan ekspor terendah hanya sebesar 10357426,57 Kg.

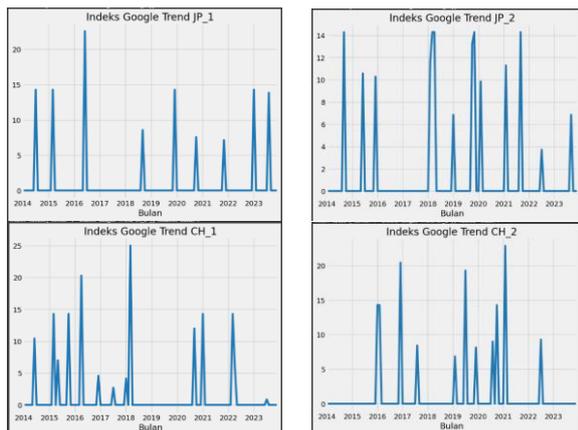
2.4 Visualisasi Data

Gambar 2 menunjukkan perkembangan volume ekspor udang Indonesia selama 10 tahun terakhir. Tren naik dapat dilihat pada tahun 2014 – 2021 lalu berubah menjadi tren turun pada tahun 2021 – 2023.



Gambar 2. Volume Ekspor Udang Tahun 2014 - 2023





Gambar 3. Variabel Eksogen

2.5 Pemodelan Data

1. XGBoost

Pembentukan model XGBoost dilakukan menggunakan *grid search* dan *cross validation* untuk mendapatkan parameter paling optimal. TABEL III merupakan kombinasi *hyperparameter* yang akan digunakan dalam model XGBoost.

TABEL III  
HYPERPARAMETER XGBOOST YANG AKAN DIKOMBINASIKAN

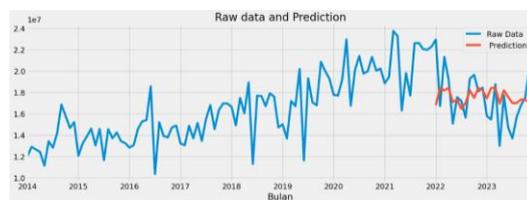
Hyperparameter	Interval
Jumlah Estimator	100; 150; 200
Maksimal Kedalaman	3;4;5;6
Learning Rate	0,1; 0,01; 0,05 0,001; 1; 0,5
Gamma	0; 0,25; 1
Regularisasi Lambda	0; 1; 10; 20; 100

Jumlah estimator model terbaik yang dipakai adalah 100 yang artinya terdapat 100 percobaan untuk membentuk tree paling optimal. Learning rate digunakan untuk mengontrol seberapa besar pengurangan evaluasi model tree paling optimal yaitu sebesar 0,1. Kedalaman maksimal tree terbaik adalah 3. Parameter terbaik untuk mendorong terjadinya pruning (*gamma*) dan regularisasi parameter lambda adalah 0. Perbandingan hasil prediksi menggunakan model terbaik pada data *testing* ditunjukkan pada TABEL IV dan Gambar 4.

TABEL IV  
DATA TESTING DAN HASIL PREDIKSI MODEL XGBOOST

Data Testing	Hasil Prediksi
22939400,87	16803920
16729380,91	18421556
21325130,26	18188536
19207817,21	18421556
15080044,89	17104200
17554490,88	17323526
17187407,7	16451217

Data Testing	Hasil Prediksi
15646767,09	17016484
19292610,79	18188536
19643614,84	17490038
18124329,31	18421556
18444308,72	18188536
15786558,19	17450296
15461310,86	18421556
18772339,1	18421556
12998689,93	16951016
17704968,49	18188536
14721184,95	17579566
13691358,56	17011150
15696905,51	17011150
16790775,91	17323526
17500347,26	17322878
20201104,66	17089858
17146568,27	17556546



Gambar 4. Perbandingan Hasil Prediksi Model XGBOOST dengan Data Testing Sesungguhnya

2. LSTM

Pemodelan model LSTM dilakukan dengan mencari parameter yang paling optimal. Pencarian model terbaik ini melibatkan banyak kemungkinan kombinasi *hyperparameter* yang dapat dilihat pada TABEL V.

TABEL V  
HYPERPARAMETER XGBOOST YANG AKAN DIKOMBINASIKAN

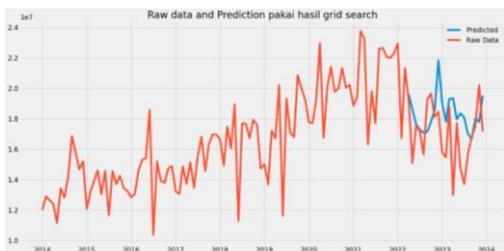
Hyperparameter	Interval
Jumlah unit layer	100; 150; 200; 300
Dropout Rate	0,1; 0,2
Learning Rate	0,1; 0,01; 0,001; 0,0001
Ukuran Batch	8; 16; 32
Timestamps	1; 3; 6

Jumlah input layer pada model LSTM terbaik adalah 200 neuron. Dalam model terbaik, 0,1% dari jumlah neuron secara acak akan dijatuhkan atau diabaikan untuk mencegah *overfitting*. Learning rate 0,0001 merupakan learning rate terbaik dalam model LSTM yang dibentuk. Jumlah sampel yang digunakan

selama proses *training* dan *testing* pada tiap batch adalah 16. Model LSTM terbaik yang terbentuk akan menggunakan tiga data pada masa lalu untuk memprediksi data berikutnya. TABEL VI dan Gambar 5 menunjukkan perbandingan hasil prediksi model terbaik LSTM dengan data *testing*.

TABEL VI  
DATA TESTING DAN HASIL PREDIKSI MODEL LSTM

Data Testing	Hasil Prediksi
22939400,87	19617040
16729380,91	18747648
21325130,26	17769480
19207817,21	17515088
15080044,89	17236930
17554490,88	17434184
17187407,7	18052888
15646767,09	18807734
19292610,79	21851874
19643614,84	19452422
18124329,31	17992336
18444308,72	19394586
15786558,19	19488130
15461310,86	18165300
18772339,1	18515630
12998689,93	18283304
17704968,49	17228754
14721184,95	16951856
13691358,56	18075308
15696905,51	17998816
16790775,91	19510350
17500347,26	19617040
20201104,66	18747648
17146568,27	17769480



Gambar 5. Perbandingan Hasil Prediksi Model LSTM dengan Data *Testing* Sesungguhnya

2.6 Evaluasi Model

Evaluasi model MAPE kedua model ditunjukkan pada TABEL VII.

TABEL VII  
EVALUASI MODEL

Model	MAPE	Kategori
XGBoost	10,08%	Baik
LSTM	12,40%	Baik

2.7 Implikasi

Prediksi volume ekspor udang dapat menjadi sumber strategis bagi pelaku ekspor dan pemerintah terkait untuk merencanakan kebijakan dan strategi yang lebih efektif dan efisien untuk dapat memenuhi target yang telah ditetapkan. Model prediksi volume ekspor udang menggunakan *machine learning* dapat menciptakan alat yang berguna bagi semua pihak terkait mulai dari pemerintah hingga masyarakat sebagai pelaku ekspor untuk meningkatkan kemampuan dalam menciptakan strategi yang efektif dan efisien, mengambil keputusan dengan cepat dan tepat, serta mengelola resiko. Hal ini terbukti dari hasil evaluasi kedua model yang masuk ke dalam kategori baik. Dengan model XGBoost sebagai model terbaik, *machine learning* merupakan metode prediksi yang cocok untuk menjadi dasar peramalan volume ekspor udang Indonesia.

Setelah prediksi dilakukan, pemerintah terkait dapat melakukan aksi lanjutan dengan membuat kebijakan yang aplikatif seperti edukasi secara masif kepada nelayan dan pengusaha udang mengenai KUR (Kredit Usaha Rakyat) perikanan. Nilai KUR perikanan pada tahun 2021 hanya mencapai 8,05 triliun dengan 231.329 debitur yang masih sangat jauh dibandingkan KUR pertanian yang menyentuh angka 69,2 triliun dengan 2,12 debitur [34]. Hal ini disebabkan oleh ketidaktahuan nelayan atau pelaku ekspor udang mengenai wadah bagi mereka untuk mengembangkan produksi udang dan usaha mereka secara keseluruhan.

Susahnya udang Indonesia masuk ke dalam pasar Eropa juga menjadi masalah. Penetapan tarif minimal pada pasar Eropa dirasa tidak adil dan diskriminatif bagi Indonesia. Untuk mengatasi hal tersebut, pemerintah Indonesia diharapkan mampu untuk melakukan *trade creation* dengan negara di kawasan Eropa seperti Belanda, Perancis, dan Rusia.

IV. KESIMPULAN

Model XGBoost dan LSTM dapat digunakan untuk memprediksi volume ekspor udang dengan variabel kurs, harga udang internasional udang, dan indeks google trend dengan baik. Nilai MAPE untuk model XGBoost dan LSTM berturut-turut adalah 10,08% dan 12,40%. Dilihat dari nilai MAPE yang didapatkan, model XGBoost adalah model terbaik dalam memprediksi volume ekspor udang Indonesia.

Hasil prediksi dapat digunakan sebagai dasar keputusan pemerintah untuk mendongkrak produksi dan ekspor udang Indonesia. Salah satu kebijakan yang dapat dilakukan adalah dengan memberikan edukasi kepada nelayan atau pelaku ekspor mengenai KUR perikanan

guna meningkatkan produksi dan ekspor udang. Kebijakan antar negara seperti *trade creation* juga diperlukan untuk memperluas pasar ekspor udang Indonesia yang dapat mempengaruhi volume dan nilai ekspor udang Indonesia.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Dwi and Z. Wuragil, "Berapa Luas Negara Indonesia? Ini Penjelasanannya," *Tekno Tempo.co*, 2023. <https://tekno.tempo.co/read/1706897/berapa-luas-negara-indonesia-ini-penjelasanannya> (accessed Oct. 27, 2023).
- [2] M. A. Rizaty, "Daftar Negara dengan Garis Pantai Terpanjang di Dunia, Indonesia Peringkat Berapa?," *Databoks*, 2021. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2021/11/25/daftar-negara-dengan-garis-pantai-terpanjang-di-dunia-indonesia-peringkat-berapa> (accessed Oct. 27, 2023).
- [3] S. E. Subitmele, "Mengapa Indonesia Disebut Negara Maritim? Ketahui Syarat dan Karakteristiknya," *Liputan6.com*, 2022. <https://www.liputan6.com/hot/read/5154828/mengapa-indonesia-disebut-negara-maritim-ketahui-syarat-dan-karakteristiknya?page=2> (accessed Oct. 27, 2023).
- [4] F. S. Pratiwi and D. Bayu, "Ada 1,27 Juta Nelayan di Indonesia pada 2022," *DataIndonesia.id*, 2023. <https://dataindonesia.id/sektor-riil/detail/ada-127-juta-nelayan-di-indonesia-pada-2022> (accessed Oct. 27, 2023).
- [5] Kementerian Perdagangan Republik Indonesia, "Produk Unggulan Indonesia," *PPEJP*, 2022. <http://ppejp.kemendag.go.id/produk-unggulan-indonesia/> (accessed Oct. 19, 2023).
- [6] S. Ariesta, "Indonesia Gandeng ADB Untuk Tingkatkan Produksi Udang Nasional," *SIARAN PERS KEMENTERIAN KELAUTAN DAN PERIKANAN*, Oct. 12, 2023. <https://kkp.go.id/artikel/56847-indonesia-gandeng-adb-untuk-tingkatkan-produksi-udang-nasional> (accessed Nov. 21, 2023).
- [7] MarketResearch, *Global Shrimp Market by Production, Export, Import, Consumption, Countries, Species, Product Form, Size, Value Chain Analysis & Forecast*. www.marketresearch.com, 2021. [Online]. Available: <https://www.marketresearch.com/Renub-Research-v3619/Global-Shrimp-Production-Export-Import-14515533/>
- [8] W. VAN DER PIJL, "EXPORT DATA REVIEW OF Q3 2023," *shrimpsights.com*, 2023. <https://shrimpsights.com/blog/export-data-review-q3-2023>
- [9] B. L. Grahadyarini, "Perlu Strategi untuk Dongkrak Produksi dan Ekspor Udang," *kompas.id*, 2023. [Online]. Available: [https://www.kompas.id/baca/ekonomi/2023/04/02/target-ekspor-udang-sulit-tercapai?status=sukses\\_login&utm\\_source=kompasid&utm\\_medium=login\\_paywall&utm\\_campaign=login&utm\\_content=htps%3A%2F%2Fwww.kompas.id%2Fbaca%2Fekonomi%2F2023%2F04%2F02%2Ftarget-ekspor-](https://www.kompas.id/baca/ekonomi/2023/04/02/target-ekspor-udang-sulit-tercapai?status=sukses_login&utm_source=kompasid&utm_medium=login_paywall&utm_campaign=login&utm_content=htps%3A%2F%2Fwww.kompas.id%2Fbaca%2Fekonomi%2F2023%2F04%2F02%2Ftarget-ekspor-)
- [10] Z. Shilong, "Machine learning model for sales forecasting by using XGBoost," in *2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE)*, 2021, pp. 480–483.
- [11] P. H. Vuong, T. T. Dat, T. K. Mai, and P. H. Uyen, "Stock-price forecasting based on XGBoost and LSTM.," *Comput. Syst. Sci. Eng.*, vol. 40, no. 1, 2022.
- [12] Q. Qu, Z. Li, J. Tang, S. Wu, and R. Wang, "A trend forecast of import and export trade total volume based on LSTM," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, vol. 646, no. 1, p. 012002.
- [13] E. Tamuke, E. A. Jackson, and A. Sillah, "Forecasting inflation in Sierra Leone using ARIMA and ARIMAX: A comparative evaluation. Model building and analysis team," *Theor. Pract. Res. Econ. Fields*, vol. 9, no. 1, pp. 63–74, 2018.
- [14] M. Yucesan, E. Pekel, E. Celik, M. Gul, and F. Serin, "Forecasting daily natural gas consumption with regression, time series and machine learning based methods," *Energy Sources, Part A Recover. Util. Environ. Eff.*, pp. 1–16, 2021.
- [15] S. Hidayat and N. Hakim, "Peramalan Ekspor Luar Negeri Banten Menggunakan Model Arimax," *J. Lebesgue J. Ilm. Pendidik. Mat. Mat. dan Stat.*, vol. 2, no. 2, pp. 204–213, 2021.
- [16] V. M. Camelia Mohani Edy Yulianto Kholid Mawardi, "PENGARUH JUMLAH PRODUKSI UDANG INDONESIA, HARGA UDANG INTERNASIONAL, DAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP EKSPOR UDANG INDONESIA (Studi Volume Ekspor Udang Indonesia Tahun 2005-2014)," 2016. [Online]. Available: [www.kemendag.go.id](http://www.kemendag.go.id)
- [17] S. R. Baker and A. Fradkin, "The impact of unemployment insurance on job search: Evidence from Google search data," *Rev. Econ. Stat.*, vol. 99, no. 5, pp. 756–768, 2017.
- [18] A. Naccarato, S. Falorsi, S. Loriga, and A. Pierini, "Combining official and Google Trends data to forecast the Italian youth unemployment rate," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 130, pp. 114–122, 2018.
- [19] M. C. Medeiros and H. F. Pires, "The proper use of google trends in forecasting models," *arXiv Prepr. arXiv2104.03065*, 2021.
- [20] T. Chen and C. Guestrin, "Xgboost: A scalable tree boosting system," in *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, pp. 785–794.
- [21] F. A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins, "Learning to forget: Continual prediction with LSTM," *Neural Comput.*, vol. 12, no. 10, pp. 2451–2471, 2000.
- [22] Z. Wang et al., "Climate and environmental data contribute to the prediction of grain commodity prices using deep learning," *J. Sustain. Agric. Environ.*, vol. 2, no. 3, pp. 251–265, 2023, doi: 10.1002/sae2.12041.
- [23] S. Putatunda and K. Rama, "A comparative analysis of hyperopt as against other approaches for hyper-parameter optimization of XGBoost," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 6–10, 2018, doi: 10.1145/3297067.3297080.
- [24] International Monetary Fund, "Global price of Shrimp (PSHRIUSDMD)," *fred.stlouisfed.org*, 2024. <https://fred.stlouisfed.org/series/PSHRIUSDMD>
- [25] Bank Indonesia, "Kurs Transaksi BI," 2023. <https://www.bi.go.id/id/statistik/informasi-kurs/transaksi-bi/Default.aspx> (accessed Nov. 01, 2023).
- [26] K. F. Izdihar, "Baca Dulu Artikel Ini Sebelum Ekspor Udang ke Amerika!," *efishery.com*, 2023. <https://efishery.com/id/resources/ekspor-udang-ke-amerika/>
- [27] M. Ridwan and B. Situmorang, "KKP: Nilai ekspor udang Indonesia ke Amerika 1,106 miliar dolar," *antaranews.com*, 2022. [Online]. Available: <https://www.antaranews.com/berita/3254149/kkp-nilai-ekspor-udang-indonesia-ke-amerika-1106-miliar-dolar>
- [28] W. G. Zulfikar, "Negara Konsumsi Udang Tertinggi di Dunia: Jepang," *jala.tech*, 2023. <https://jala.tech/id/blog/industri-udang/negara-konsumsi-udang-tertinggi-di-dunia-jepang>
- [29] Seputarmuria, "8 Ton Produk Olahan Udang Berangkat ke Jepang," *www.seputarmuria.com*, 2020. [Online]. Available: <https://www.seputarmuria.com/8-ton-produk-olahan-udang-berangkat-ke-jepang/>
- [30] K. F. Izdihar, "Kiat Sukses Ekspor Udang ke Cina Paling Lengkap dan Tepat!," *efishery.com*, 2023. <https://efishery.com/id/resources/ekspor-udang-ke-cina/>
- [31] Michelle, "5 Makanan Unggulan yang Diekspor ke China, Bisa Untung Banyak," *arahin.id*, 2023. <https://arahin.id/hub/post/ekspor-makanan-ke-china>
- [32] A. Gholamy, V. Kreinovich, and O. Kosheleva, "Why 70/30 or 80/20 relation between training and testing sets: A pedagogical explanation," 2018.
- [33] C. D. Lewis, "Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting," (*No Title*), 1982.
- [34] O. R. Bestianta, "Optimisme Ekspor Udang Indonesia," *2 Bul. APBN*, vol. VII, no. November, pp. 3–6, 2022, [Online]. Available: <http://puskajianggaran.dpr.go.id/kontak>