

ANALISIS KOMPUTASIONAL PRODUKSI PERIKANAN TANGKAP LAUT BERDASARKAN INDIKATOR ATMOSFER BERBASIS RANDOM FOREST REGRESSOR

Agung Wilis Nurcahyo, Sri Redjeki

Magister Teknologi Informasi, Universitas Teknologi Digital Indonesia

Jl. Raya Janti Jl. Majapahit No.143, Kabupaten Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta

¹ Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG), Nganjuk, Jawa Timur

students.agungwilis24@mti.utdi.ac.id

ABSTRAK

Produksi perikanan tangkap merupakan sektor strategis dalam mendukung perekonomian dan ketahanan pangan daerah, khususnya di Provinsi Jawa Timur. Namun, volume hasil tangkapan ikan cenderung berfluktuasi akibat pengaruh kondisi cuaca yang dinamis serta keterbatasan ketersediaan data oseanografi historis pada skala kabupaten/kota. Kondisi ini mendorong perlunya pemanfaatan indikator atmosfer darat sebagai alternatif prediktor produksi perikanan tangkap. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi volume produksi perikanan tangkap laut berdasarkan indikator cuaca menggunakan pendekatan machine learning. Data yang digunakan terdiri atas data produksi perikanan tahunan dan data cuaca meliputi suhu udara, kelembapan, curah hujan, durasi penyinaran matahari, dan kecepatan angin pada periode 2020–2023 di Provinsi Jawa Timur. Metode Random Forest Regressor digunakan sebagai model utama dengan Decision Tree Regressor sebagai model pembanding. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan data, transformasi logaritmik variabel target, pembagian data latih dan uji, serta evaluasi model menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa Random Forest Regressor memberikan performa lebih baik dengan nilai MAE sebesar 1,29, RMSE sebesar 1,58, dan R^2 sebesar 0,2384. Analisis feature importance menunjukkan bahwa suhu udara dan kelembapan merupakan faktor paling berpengaruh terhadap variasi produksi perikanan tangkap di Jawa Timur.

Kata kunci : Perikanan tangkap, Indikator atmosfer, Random Forest Regressor, Machine learning, Jawa Timur

1. PENDAHULUAN

Produksi perikanan tangkap laut merupakan salah satu sektor strategis yang berperan penting dalam mendukung ketahanan pangan dan perekonomian regional di Indonesia [1]. Provinsi Jawa Timur dikenal sebagai salah satu sentra utama perikanan tangkap nasional dengan kontribusi produksi yang signifikan terhadap total produksi perikanan laut Indonesia [2] [3]. Tingginya ketergantungan masyarakat pesisir terhadap sektor ini menjadikan stabilitas dan keberlanjutan produksi perikanan tangkap sebagai isu yang sangat penting untuk diperhatikan [4].

Namun demikian, volume produksi perikanan tangkap cenderung mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu [5]. Fluktuasi tersebut tidak hanya dipengaruhi oleh faktor teknis penangkapan dan sosial ekonomi nelayan, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh kondisi lingkungan yang bersifat dinamis, khususnya faktor cuaca dan iklim [6]. Perubahan kondisi atmosfer dapat memengaruhi distribusi sumber daya ikan, produktivitas perairan, serta intensitas dan keselamatan aktivitas penangkapan ikan di laut [7] [8].

Dalam berbagai penelitian, parameter oseanografi seperti suhu permukaan laut dan klorofil-a sering digunakan untuk menganalisis variasi hasil tangkapan ikan [9]. Namun, ketersediaan data oseanografi historis dengan resolusi spasial yang memadai pada skala kabupaten/kota masih relatif terbatas, khususnya di wilayah Indonesia [10] [11]. Kondisi ini menjadi kendala dalam penerapan model

prediksi produksi perikanan yang membutuhkan data lingkungan yang lengkap dan berkelanjutan. [12].

Keterbatasan tersebut mendorong perlunya pendekatan alternatif dengan memanfaatkan indikator geofisika atmosfer darat yang relatif lebih tersedia dan terdokumentasi secara konsisten, seperti suhu udara, kelembapan, curah hujan, durasi penyinaran matahari, dan kecepatan angin [6]. Indikator-indikator ini dapat merepresentasikan kondisi cuaca yang secara tidak langsung memengaruhi aktivitas penangkapan ikan dan dinamika ekosistem perairan, terutama pada wilayah pesisir [13].

Seiring dengan perkembangan teknologi komputasi, metode machine learning semakin banyak digunakan untuk memodelkan dan memprediksi produksi perikanan tangkap karena kemampuannya dalam menangkap hubungan nonlinier dan interaksi kompleks antarvariabel [14] [15]. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki kinerja yang baik dalam menganalisis pengaruh variabel cuaca terhadap produksi perikanan dibandingkan pendekatan regresi linier konvensional [6]. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus mengintegrasikan indikator geofisika atmosfer darat dengan data produksi perikanan tangkap pada skala kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur masih relatif terbatas.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi volume produksi perikanan tangkap laut di Provinsi

Jawa Timur berdasarkan indikator cuaca menggunakan pendekatan *machine learning*. Algoritma *Random Forest Regressor* digunakan sebagai model utama, sementara *Decision Tree Regressor* digunakan sebagai model pembanding. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai faktor cuaca yang paling berpengaruh terhadap produksi perikanan tangkap serta menjadi dasar pendukung dalam pengelolaan perikanan yang lebih adaptif terhadap variabilitas cuaca dan iklim.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Perikanan tangkap merupakan kegiatan pemanfaatan sumber daya ikan yang dilakukan di perairan laut maupun perairan umum dengan menggunakan berbagai alat tangkap. Produksi perikanan tangkap dipengaruhi oleh banyak faktor, antara lain kondisi lingkungan perairan, teknologi penangkapan, kemampuan nelayan, serta faktor cuaca dan iklim [3]. Variabilitas produksi yang terjadi secara temporal maupun spasial sering kali menjadi tantangan dalam pengelolaan sumber daya perikanan yang berkelanjutan.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa perubahan kondisi atmosfer seperti suhu udara, curah hujan, dan kecepatan angin dapat berdampak langsung maupun tidak langsung terhadap aktivitas penangkapan ikan dan ketersediaan sumber daya ikan di laut [7]. Oleh karena itu, pemahaman terhadap hubungan antara faktor lingkungan dan produksi perikanan tangkap menjadi aspek penting dalam perencanaan dan pengelolaan sektor perikanan.

Cuaca merupakan salah satu faktor eksternal yang berperan penting dalam menentukan keberhasilan kegiatan penangkapan ikan. Kondisi cuaca yang ekstrem dapat membatasi waktu operasional nelayan, meningkatkan risiko keselamatan, serta memengaruhi pola migrasi ikan [6]. Parameter cuaca seperti suhu udara, kelembapan, curah hujan, durasi penyinaran matahari, dan kecepatan angin sering digunakan sebagai indikator untuk merepresentasikan kondisi atmosfer yang memengaruhi perairan laut.

Penelitian lainnya juga menyatakan bahwa indikator geofisika atmosfer darat memiliki korelasi yang cukup kuat dengan dinamika perairan laut, khususnya di wilayah pesisir. Ketersediaan data cuaca yang relatif lengkap dan berkelanjutan menjadikan parameter ini sebagai alternatif yang potensial dalam analisis produksi perikanan, terutama ketika data oseanografi laut sulit diperoleh [12].

Perkembangan *machine learning* telah membuka peluang baru dalam pemodelan sistem lingkungan yang kompleks, termasuk dalam bidang perikanan. Metode *machine learning* mampu menangkap hubungan nonlinier antarvariabel dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode statistik konvensional [14].

Beberapa studi menunjukkan bahwa algoritma berbasis pohon keputusan, seperti *Decision Tree* dan *Random Forest*, banyak digunakan dalam prediksi produksi perikanan karena kemampuannya dalam mengelola data multivariat dan interpretasi hasil yang relatif mudah [6]. *Random Forest*, sebagai metode ensemble, diketahui memiliki keunggulan dalam mengurangi overfitting dan meningkatkan stabilitas model prediksi.

Penelitian terkait prediksi produksi perikanan telah dilakukan dengan berbagai pendekatan dan variabel. Menggunakan parameter oseanografi seperti suhu permukaan laut dan klorofil-a untuk memprediksi hasil tangkapan ikan dan memperoleh hasil yang cukup baik. Namun, keterbatasan data oseanografi pada skala lokal menjadi kendala dalam penerapannya secara luas [9] [12].

Penelitian lain menerapkan algoritma *Random Forest* untuk menganalisis pengaruh variabel cuaca terhadap produksi perikanan dan menunjukkan bahwa model tersebut memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *Decision Tree* [6]. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus mengkaji produksi perikanan tangkap di Provinsi Jawa Timur dengan memanfaatkan indikator cuaca darat masih relatif terbatas. Hal ini menunjukkan adanya peluang penelitian lebih lanjut yang menjadi dasar pelaksanaan penelitian ini.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang terdiri dari data produksi perikanan tangkap laut dan data cuaca. Data produksi perikanan diperoleh dari portal resmi Kementerian Kelautan dan Perikanan Republik Indonesia, sedangkan data cuaca diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). Data cuaca yang digunakan meliputi suhu udara, kelembapan, curah hujan, durasi penyinaran matahari, dan kecepatan angin. Seluruh data dikumpulkan dalam rentang waktu tahun 2020 hingga 2023 dengan cakupan wilayah Provinsi Jawa Timur. Representasi deskripsi data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskripsi Variabel Penelitian

Variabel	Unit	Frekuensi	Kategori Data
Tahun	-	Tahunan	Temporal
Kabupaten/Kota	-	Spasial	Sekitar 6 lokasi di Jawa Timur
Volume	Ton	Output	Variabel terkait (Y)
Curah hujan	mm	Input	Variabel atmosfer
Kecepatan Angin	knot	Input	Variabel atmosfer
Tekanan udara	hPa	Input	Variabel atmosfer
Suhu udara	°C	Input	Variabel atmosfer

3.2. Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan kualitas data sebelum digunakan dalam pemodelan. Proses ini meliputi pemeriksaan data hilang (*missing value*), imputasi data menggunakan nilai median, serta normalisasi data numerik. Selain itu, dilakukan transformasi logaritmik pada variabel target produksi perikanan tangkap untuk mengurangi pengaruh *outlier* dan meningkatkan stabilitas model prediksi [16].

Data kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 80% untuk pelatihan model dan 20% untuk pengujian model. Pembagian data dilakukan secara acak untuk memastikan distribusi data yang representatif.

3.3. Random Forest Regressor

Random Forest Regressor merupakan metode machine learning berbasis ensemble yang membangun sejumlah pohon keputusan secara acak dan menggabungkan hasil prediksinya [17]. Metode ini memiliki keunggulan dalam menangani data multivariat serta mampu memodelkan hubungan nonlinier antarvariabel, yang dirumuskan pada persamaan 1:

$$\hat{y}^{RF(x)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i(x) \quad (1)$$

Pada penelitian ini, *Random Forest* digunakan sebagai model utama untuk memprediksi volume produksi perikanan tangkap berdasarkan variabel cuaca.

Model *Random Forest* dilatih menggunakan data latih dengan penyesuaian parameter utama seperti jumlah pohon (*number of trees*) dan kedalaman maksimum pohon (*max depth*) untuk memperoleh performa yang optimal [18].

3.4. Decision Tree Regressor

Decision Tree Regressor digunakan sebagai model pembanding (*baseline*) dalam penelitian ini. Algoritma ini bekerja dengan membagi data berdasarkan nilai variabel input sehingga membentuk struktur pohon keputusan. *Decision Tree* memiliki keunggulan dalam kemudahan interpretasi, namun rentan terhadap *overfitting* apabila tidak dilakukan pengaturan parameter yang tepat. Persamaan *Decision Tree* dituliskan pada persamaan 2:

$$\hat{y}^{DT(x)} = T(x) \quad (2)$$

Penggunaan *Decision Tree* bertujuan untuk mengevaluasi peningkatan performa yang diperoleh dengan metode *Random Forest* dibandingkan model pohon keputusan tunggal.

3.5. Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan beberapa metrik statistik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error*

(RMSE), dan koefisien determinasi (R^2) [19]. Ketiga metrik ini digunakan untuk menilai tingkat kesalahan prediksi serta kemampuan model dalam menjelaskan variasi data aktual. Persamaan evaluasi model dituliskan pada persamaan 3-5:

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Statistik Deskriptif Data Penelitian

Analisis awal dilakukan untuk memahami karakteristik data produksi perikanan tangkap dan variabel cuaca yang digunakan dalam penelitian. Statistik deskriptif pada Tabel 2. memberikan gambaran mengenai sebaran nilai data, kecenderungan pusat, serta variasi antarvariabel. Hasil analisis menunjukkan bahwa produksi perikanan tangkap memiliki rentang nilai yang cukup besar, mengindikasikan adanya fluktuasi produksi yang dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan.

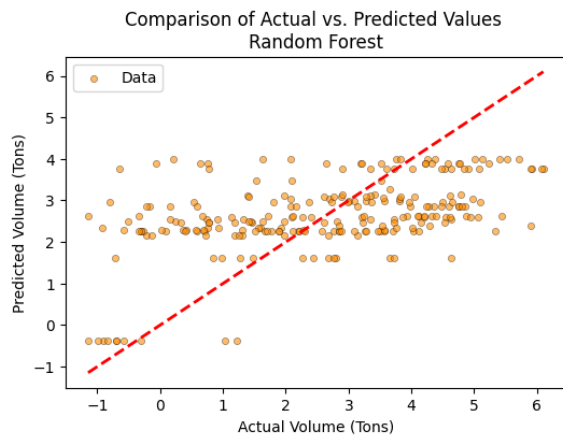
Tabel 2. Statistik deskriptif variabel penelitian

Deskripsi Statistik	Volume (Ton)	Suhu	Kelembapan	Curah Hujan
count	1.166.000.000	1.166.000.000	1.166.000.000	1.166.000.000
mean	791.986.544	26.703.259	81.865.009	7.702.401
std	2.038.330.439	2.649.653	3.593.188	2.912.373
min	0.010000	21.800.000	72.600.000	3.400.000
25%	9.950.000	22.700.000	79.500.000	5.700.000
50%	93.550.000	28.100.000	81.200.000	7.200.000
75%	677.310.000	28.400.000	82.800.000	9.000.000
max	20.792.450.000	29.100.000	89.100.000	14.600.000

Variabel cuaca seperti suhu udara, kelembapan, dan curah hujan menunjukkan variasi yang signifikan antarperiode pengamatan. Kondisi ini menguatkan dugaan bahwa faktor cuaca memiliki peran penting dalam memengaruhi dinamika produksi perikanan tangkap di Provinsi Jawa Timur.

4.2. Hasil Prediksi Model Random Forest

Model *Random Forest Regressor* dilatih menggunakan data latih dan diuji menggunakan data uji untuk memperoleh hasil prediksi volume produksi perikanan tangkap. Hasil pengujian pada Gambar 1. menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola umum data aktual, meskipun masih terdapat selisih pada beberapa titik pengamatan. Hal ini menunjukkan bahwa *Random Forest* cukup efektif dalam memodelkan hubungan nonlinier antara variabel cuaca dan produksi perikanan.

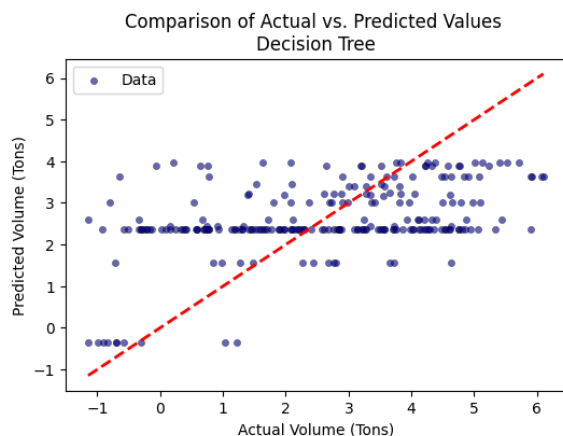


Gambar 1. Perbandingan nilai aktual dan prediksi produksi perikanan (*Random Forest*)

Visualisasi perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi menunjukkan bahwa sebagian besar titik prediksi berada dekat dengan garis aktual, yang menandakan tingkat akurasi model yang relatif baik.

4.3. Hasil Prediksi Model Decision Tree

Decision Tree Regressor digunakan sebagai model pembandingan untuk mengevaluasi peningkatan performa yang diperoleh oleh *Random Forest*. Hasil prediksi yang ditampilkan pada Gambar 2. menunjukkan bahwa *Decision Tree* mampu memodelkan data secara umum, namun menghasilkan fluktuasi prediksi yang lebih tajam dibandingkan *Random Forest*. Hal ini mengindikasikan adanya kecenderungan *overfitting* pada model *Decision Tree*.



Gambar 2. Perbandingan nilai aktual dan prediksi produksi perikanan (*Decision Tree*)

Perbedaan pola prediksi antara kedua model menunjukkan bahwa pendekatan *ensemble* pada *Random Forest* lebih stabil dalam menangkap variasi data produksi perikanan tangkap yang kompleks.

4.4. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik MAE, RMSE, dan koefisien determinasi (R^2). Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 3. model

Random Forest menghasilkan nilai MAE sebesar 1,29 dan RMSE sebesar 1,58, sedangkan *Decision Tree* menghasilkan nilai kesalahan yang lebih besar. Nilai R^2 sebesar 0,2384 pada *Random Forest* menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sebagian variasi data produksi perikanan tangkap berdasarkan variabel cuaca yang digunakan.

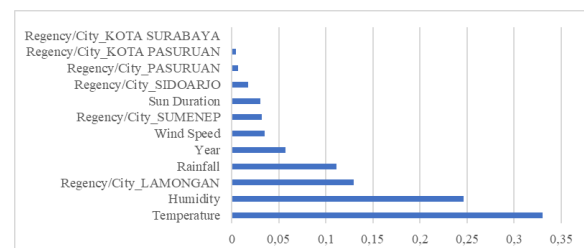
Tabel 3. Perbandingan kinerja model *Random Forest* dan *Decision Tree*

Matriks	Random Forest	Decision Tree
MAE	1.29 (Ton)	1.31 (Ton)
RMSE	1.58 (Ton)	1.60 (Ton)
R^2	0.2384	0.2111

Hasil ini mengindikasikan bahwa *Random Forest* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *Decision Tree* dalam konteks prediksi produksi perikanan tangkap di Provinsi Jawa Timur.

4.5. Analisis Feature Importance

Analisis *feature importance* dilakukan untuk mengetahui variabel cuaca yang paling berpengaruh terhadap prediksi produksi perikanan tangkap. Hasil analisis pada Gambar 3. menunjukkan bahwa suhu udara dan kelembapan memiliki kontribusi paling besar terhadap model *Random Forest*, diikuti oleh durasi penyinaran matahari dan kecepatan angin. Curah hujan menunjukkan pengaruh yang relatif lebih kecil dibandingkan variabel lainnya.



Gambar 3. *Feature importance* variabel cuaca pada model *Random Forest*

Temuan ini menunjukkan bahwa kondisi atmosfer yang berkaitan dengan suhu dan kelembapan udara berperan penting dalam memengaruhi aktivitas penangkapan ikan serta distribusi sumber daya ikan di wilayah perairan Jawa Timur.

4.6. Pembahasan Hasil Penelitian

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning* berbasis *Random Forest* mampu memberikan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan *Decision Tree*. Keunggulan *Random Forest* terletak pada kemampuannya dalam mengurangi *overfitting* dan meningkatkan stabilitas prediksi melalui mekanisme *ensemble*.

Meskipun nilai R^2 yang diperoleh masih tergolong moderat, hasil ini tetap memberikan indikasi bahwa variabel cuaca memiliki pengaruh terhadap

produksi perikanan tangkap. Keterbatasan model dapat disebabkan oleh tidak disertakannya variabel oseanografi laut serta faktor sosial ekonomi nelayan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan variabel tambahan guna meningkatkan akurasi prediksi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Random Forest Regressor* mampu memberikan performa yang lebih baik dibandingkan *Decision Tree Regressor* dalam memprediksi volume produksi perikanan tangkap laut di Provinsi Jawa Timur berdasarkan indikator cuaca. Model *Random Forest* menghasilkan nilai MAE sebesar 1.29, RMSE sebesar 1.58, dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0.2384, yang menunjukkan kemampuan model dalam menangkap pola hubungan nonlinier antara variabel cuaca dan produksi perikanan. Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa suhu udara dan kelembapan merupakan variabel yang paling berpengaruh terhadap prediksi produksi perikanan tangkap. Meskipun demikian, akurasi model masih dapat ditingkatkan dengan menambahkan variabel oseanografi laut dan faktor sosial ekonomi nelayan serta memperluas periode dan resolusi data. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan lebih banyak variabel dan pendekatan pemodelan yang lebih kompleks guna mendukung pengelolaan perikanan yang adaptif terhadap variabilitas cuaca dan iklim.

Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini tersedia untuk umum dan dapat diakses dari portal data resmi pemerintah. Data produksi perikanan tangkap diperoleh dari Kementerian Kelautan dan Perikanan (KKP) Indonesia melalui portal statistik perikanan nasional (portaldata.kkp.go.id). Data iklim dan meteorologi, termasuk suhu udara, curah hujan, kecepatan angin, dan durasi sinar matahari, diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Indonesia melalui portal data online BMKG (dataonline.bmkg.go.id). Semua data yang digunakan dalam penelitian ini dapat diakses secara terbuka, diagregasi, dan diproses untuk tujuan penelitian. Setiap kumpulan data turunan yang dihasilkan selama analisis tersedia dari penulis terkait atas permintaan yang wajar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Wirata *et al.*, “Development of a Deep Learning Based Price Prediction Model for Katsuwonus pelamis at Nizam Zachman Fishing Port Jakarta Indonesia,” *Thalassas*, vol. 41, no. 2, p. 69, Jun. 2025, doi: 10.1007/s41208-025-00822-6.
- [2] S. Nurfitri, A. T. Putri, and M. R. Putri, “Investigation of environmental factors impact on fish catch in East Java waters,” *Depik*, vol. 14, no. 2, pp. 218–225, 2025, doi: 10.13170/depik.14.2.44373.
- [3] G. R. Aida, R. W. Illahi, and T. D. Pramesthy, “Analisis of The Effect of Fisherman, Fishing Boat, and Fishery Ports on Catching Fisheries Production in East Java Province,” *Barakuda 45 J. Ilmu Perikan. dan Kelaut.*, vol. 5, no. 1, pp. 35–44, Apr. 2023, doi: 10.47685/barakuda45.v5i1.338.
- [4] S. Triharyuni, P. Aisyah, K. Kasim, H. Samhudi, D. Nugroho, and A. Fudholi, “Sustainable Fishing Yields of Commercial Fish in Jatibarang Reservoir, Indonesia,” *Int. J. Sustain. Dev. Plan.*, vol. 18, no. 9, pp. 2695–2701, Sep. 2023, doi: 10.18280/ijstdp.180908.
- [5] V. S. Rawat, G. Azhikodan, and K. Yokoyama, “Prediction of fish (*Coilia nasus*) catch using spatiotemporal environmental variables and random forest model in a highly turbid macrotidal estuary,” *Ecol. Inform.*, vol. 86, p. 103048, May 2025, doi: 10.1016/j.ecoinf.2025.103048.
- [6] R. W. Illahi, A. F. Syahputra, G. R. Aida, and C. N. Prajasti, “Pengaruh Perubahan Iklim Terhadap Produksi Perikanan Tangkap di Laut Jawa Timur Indonesia,” *J. Agrimanex Agribusiness, Rural Manag. Dev. Ext.*, vol. 3, no. 2, 2023, doi: 10.35706/agrimanex.v3i2.8684.
- [7] B. Kühn *et al.*, “Machine Learning Applications for Fisheries—At Scales from Genomics to Ecosystems,” *Rev. Fish. Sci. Aquac.*, vol. 33, no. 2, pp. 334–357, 2025, doi: 10.1080/23308249.2024.2423189.
- [8] X. Fu *et al.*, “Simulation and forecasting of fishery weather based on statistical machine learning,” *Inf. Process. Agric.*, vol. 11, no. 1, pp. 127–142, 2024, doi: 10.1016/j.inpa.2023.05.001.
- [9] S. J. Hasan, M. M. Haque, M. Aktaruzzaman, M. M. N. A. Kabir, and M. S. Bin Aziz, “Relationship Between Marine Fish Production and Climatic and Oceanographic Factors: Evidence From the Bay of Bengal, Bangladesh,” *Aquac. Fish Fish.*, vol. 5, no. 2, pp. 1–17, 2025, doi: 10.1002/aff2.70049.
- [10] S. Asuhadi, M. Zainuddin, S. Safruddin, and M. Musbir, “Spatial Modeling of Yellowfin Tuna in the Banda Sea Based on Oceanographic Factors Using MaxEnt,” *J. Indones. Trop. Anim. Agric.*, vol. 30, no. 1, pp. 103–114, Mar. 2025, doi: 10.14710/ik.ijms.30.1.103-114.
- [11] M. D. Setiawati, H. A. Rachman, A. R. Asyikur, R. Y. Setiawan, A. Syahailatua, and S. Wouthuyzen, “The habitat preference of commercial tuna species based on a daily environmental database approach in the tropical region of the Eastern Indian Ocean off Java-Bali waters,” *Deep. Res. Part II Top. Stud. Oceanogr.*, vol. 216, p. 105400, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.dsr2.2024.105400.
- [12] A. Sudradjat, B. S. Muntalif, N. Marasabessy, F. Mulyadi, and M. I. Firdaus, “Relationship between chlorophyll-a, rainfall, and climate

- phenomena in tropical archipelagic estuarine waters,” *Heliyon*, vol. 10, no. 4, p. e25812, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e25812.
- [13] V. S. Aswal, B. K. Singh, and R. Maheshwari, “Machine learning-based model for prediction of concrete strength,” *Multiscale Multidiscip. Model. Exp. Des.*, vol. 8, no. 1, p. 48, Jan. 2025, doi: 10.1007/s41939-024-00609-x.
- [14] G. A. Pradana, “A Study of Prediction Model for Capture Fisheries Production in Indonesian Sea Waters Using Machine Learning,” *JISA(Jurnal Inform. dan Sains)*, vol. 6, no. 1, pp. 17–23, 2023, doi: 10.31326/jisa.v6i1.1553.
- [15] Alfira Yuniar, Mukti Zainuddin, Safruddin, Muzzneena Ahmad Mustapha, Rachmat Hidayat, and Siti Khadijah Sriktoviana, “Ecological Modelling of Potential Habitats for Indian Mackerel (*Rastrelliger spp.*) in the Western of Banda Sea using an Artificial Neural Network Approach,” *Trop. Life Sci. Res.*, vol. 36, no. 3, pp. 177–196, Oct. 2025, doi: 10.21315/tlsr2025.36.3.9.
- [16] I. Fatika, L. Fathiyaturrahmi, E. Sutanta, C. Iswahyudi, and R. Widiastuti, “Early Warning System for Local Government Financial Distress Using Support Vector Machine with Synthetic Tabular Data,” 2025, pp. 48–66. doi: 10.2991/978-94-6463-956-8_6.
- [17] W. Yang, Y. Ji, X. Meng, S. Gong, and S. Zhou, “Hybrid data-driven estimation for compressive strength of eco-friendly geopolymer concrete containing corncob ash,” *J. Comput. Methods Sci. Eng.*, Sep. 2025, doi: 10.1177/14727978251385192.
- [18] W. Yang, Y. Ji, S. Zhou, L. Ji, Y. Lei, and M. Wang, “Towards Sustainable Construction: Hybrid Prediction Modeling for Compressive Strength of Rice Husk Ash Concrete,” *Designs*, vol. 9, no. 6, p. 141, Dec. 2025, doi: 10.3390/designs9060141.
- [19] A. N. Maimanah, Wahyono, and F. Makhrus, “Acne Classification with Gaussian Mixture Model based on Texture Features,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 8, pp. 363–369, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130844.