

Prediksi Anomali Kandungan Panas Laut dengan Random Forest Regressor: Pola dan Implikasi Ekologis

Alna Maryamah Sukanti^{a*}, Raisa Nadia Bunga Satriya^a, Rubi Robiah Adawiah^a, Willdan Aprizal Arifin^a

^aProgram Studi Sistem Informasi Kelautan, Kampus Daerah Serang, Universitas Pendidikan Indonesia, Indonesia

*Corresponding author, email: alnasan@upi.edu

ARTICLE INFO

Article history:

Received: 16 Juni 2024

Received in revised form: 3 Juli 2024

Accepted: 3 Oktober 2024

Available online: 31 Oktober 2024

Keywords:

Ocean Heat Anomaly, Ecological Impact, Biodiversity, Random Forest Regressor Modeling

Kata Kunci:

Anomali Panas Laut, Dampak Ekologis, Keanekaragaman Hayati, Pemodelan Random Forest Regressor

ABSTRACT

Indonesian waters are experiencing an anomalous increase in sea heat content, which is impacting aquatic ecosystems. This research aims to predict these anomalies and their implications for marine biodiversity using the Random Forest Regression algorithm. Ocean heat content anomaly data from 2000 to 2023 was processed using Python. The visualization shows an upward trend over the period. The Random Forest Regression model is used with 100 estimators and random state = 42. Performance evaluation was measured by Mean Squared Error (MSE) of 0.2952, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 2.73%, an R^2 Score of 0.9848, and an overall accuracy of 97.27%. The most important variable is the year of observation. The prediction results show an anomaly value of 19.66×10^{22} J in 2023, which remains relatively stable from 2024 to 2026. This increase has implications for biota metabolism, coral reefs, ocean acidification, species migration, climate variability, and species interactions. Mitigation and adaptation strategies are required to protect marine biodiversity.

A B S T R A K

Perairan Indonesia mengalami peningkatan anomali kandungan panas laut yang berdampak pada ekosistem akuatik. Penelitian ini bertujuan memprediksi anomali tersebut dan implikasinya bagi keanekaragaman hayati laut menggunakan algoritma *Random Forest Regression*. Data anomali kandungan panas laut dari tahun 2000-2023 diolah dengan Python. Visualisasi menunjukkan tren kenaikan selama periode tersebut. *Random Forest Regression* digunakan dengan 100 estimators dan random state = 42. Evaluasi kinerja diukur dengan *Mean Squared Error* (MSE) 0,2952, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 2,73%, R^2 Score 0,9848, dan akurasi total 97,27%. Variabel penting adalah tahun pengamatan. Hasil prediksi menunjukkan nilai anomali $19,66 \times 10^{22}$ J pada 2023 dan relatif stabil 2024-2026. Peningkatan ini berdampak pada metabolisme biota, terumbu karang, pengasaman laut, migrasi spesies, variabilitas iklim, dan interaksi spesies. Upaya mitigasi dan adaptasi diperlukan untuk melindungi keanekaragaman hayati laut.

2024 JMRT. All rights reserved.

1. Pendahuluan

Ekosistem perairan sangat beragam dan kompleks serta mencakup berbagai habitat seperti sungai, danau, lahan basah, dan lautan. Masing-masing habitat ini memiliki karakteristik uniknya sendiri dan merupakan rumah bagi banyak spesies berbeda. Ekosistem ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, antara lain sifat fisik dan kimia air, serta ketersediaan sinar matahari dan unsur hara Suhu, pH, dan ketersediaan unsur hara merupakan faktor yang sangat penting yang secara signifikan dapat mempengaruhi produktivitas dan keanekaragaman hayati ekosistem perairan. Memahami hasil penting ini akan membantu kita lebih memahami jaringan kompleks kehidupan di habitat ini. Suhu mempengaruhi laju metabolisme, pertumbuhan, dan reproduksi organisme. Beberapa spesies mempunyai kisaran suhu tertentu di mana mereka dapat berkembang biak, dan bahkan perubahan suhu yang kecil pun dapat berdampak besar pada komposisi dan fungsi ekosistem tersebut. Suhu yang lebih tinggi meningkatkan laju metabolisme

organisme, sehingga meningkatkan siklus nutrisi dan produktivitas. Namun panas berlebih dapat membuat stres bahkan membunuh spesies tertentu dan mengganggu keseimbangan ekosistem. Sebaliknya, suhu yang lebih rendah dapat memperlambat proses metabolisme dan menurunkan produktivitas ekosistem secara keseluruhan (Prayonto, 2024)

Memahami kelimpahan dan pengukuran suhu berbagai spesies penting untuk memprediksi bagaimana ekosistem akan merespon perubahan iklim dan gangguan lingkungan lainnya. Peningkatan suhu laut juga dipengaruhi oleh pemanasan global yang disebabkan oleh manusia menyebabkan perubahan iklim serta risiko dan dampaknya di masa depan. Aktivitas manusia, terutama emisi gas rumah kaca, berkontribusi signifikan terhadap pemanasan global. Dengan suhu permukaan bumi meningkat $1,1^\circ\text{C}$ di atas suhu rata-rata. Perubahan iklim yang disebabkan oleh manusia menyebabkan perubahan cepat pada atmosfer, lautan, kriosfer, dan biosfer, berdampak pada kondisi cuaca dan iklim ekstrem di seluruh dunia, dan menyebabkan dampak negatif yang meluas

terhadap alam dan manusia, khususnya komunitas yang rentan. (Laporan Umum AR6: Ikhtisar untuk Pembuat Kebijakan, Heading Pernyataan, 2020)

Emisi gas rumah kaca yang terus menerus menyebabkan pemanasan global. mengatasi tantangan ini memerlukan respons yang komprehensif dan berkelanjutan terhadap risiko yang terkait dengan perubahan iklim dan dipengaruhi oleh kondisi seperti suhu, sedimentasi, salinitas, dan eutrofikasi. Perubahan kondisi terumbu karang dapat disebabkan oleh faktor alam seperti perubahan iklim atau faktor lingkungan terumbu karang yang disebabkan oleh manusia. Perubahan iklim dan aktivitas manusia tentunya akan mempengaruhi kondisi terumbu karang dan biota laut di sekitarnya (Dewi *et al.*, 2023)

Dampak pemanasan global dan pengasaman laut yang disebabkan oleh meningkatnya kadar karbon dioksida mempengaruhi metabolisme seluruh organisme laut, menghambat proses fotosintesis karang, menurunkan produktivitas primer fitoplankton, dan mengganggu rantai makanan. Berkurangnya kelimpahan dan biomassa ikan terumbu karang juga merupakan dampak penting dari perubahan kondisi lingkungan di Indonesia. Perubahan tersebut menyebabkan sekitar 1000 spesies berpindah ke selatan Hewan bercangkang sulit untuk diklasifikasi sehingga mengakibatkan ukuran tubuhnya lebih kecil. Selain itu, ikan juga mengalami gangguan penglihatan dan penciuman sehingga rentan terhadap predator sehingga menyebabkan penurunan populasi ikan (Fitri, 2024). Dampak langsung perubahan iklim terhadap keanekaragaman hayati meliputi perubahan sebaran spesies, perubahan fenologi, dan perubahan interaksi spesies. Perubahan iklim dapat menyebabkan perubahan siklus reproduksi dan pertumbuhan organisme serta meningkatkan kompleksitas interaksi antar spesies (Surakusumah, 2011)

Perubahan iklim juga mempengaruhi distribusi dan kelimpahan biota laut Pemanasan laut menyebabkan spesies laut bermigrasi dari perairan tropis yang semakin panas ke perairan yang lebih dingin di dekat tempat tinggalnya, sehingga mengakibatkan berkurangnya spesies di wilayah khatulistiwa dan meningkatnya kekayaan spesies di wilayah subtropis Pergerakan ini dapat menciptakan persaingan baru antara spesies invasif dan spesies asli serta mengganggu keseimbangan ekologi Migrasi spesies komersial seperti tuna dan ikan terumbu karang mengancam penghidupan nelayan dan pendapatan dari sektor perikanan dan pariwisata di negara-negara tropis (Richardson *et al.*, 2021). Mengingat dampak signifikan perubahan suhu laut terhadap ekosistem laut, penting untuk memahami dan memprediksi tren anomali kandungan panas laut Dalam penelitian ini, kami menggunakan variabel *Random Forest Regressor* untuk memprediksi anomali kandungan panas laut.

Hal ini memberikan wawasan berharga mengenai pola dan tren suhu laut yang berdampak langsung pada ekosistem laut dan keanekaragaman hayati. *Random Forest* adalah teknik pembelajaran mesin yang menggunakan konsep yang diawasi untuk membangun kelas pengklasifikasi Algoritma ini menggabungkan prediksi berdasarkan beberapa pohon keputusan, sehingga efektif dalam menangani data yang kompleks dan beragam (Saadah & Salsabila, 2021)

Anomali ini berdampak signifikan terhadap ekosistem laut, mempengaruhi keanekaragaman hayati, kesehatan terumbu karang, dan produktivitas perikanan Oleh karena itu, memahami dan memprediksi tren anomali kandungan panas laut, penting untuk memprediksi dan mengelola potensi dampak ekosistem.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi dan menganalisis tren anomali dalam kandungan panas laut dari tahun 2000 hingga 2023 dengan menggunakan model *Random Forest Regressor*, memprediksi nilai anomali untuk tahun 2024-2026, serta membahas implikasi ekologis dari perubahan ini dibahas berdasarkan hasil studi literatur. Oleh karena itu, studi ini

diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih baik dalam dinamika anomali termal laut dan dampaknya terhadap ekosistem laut, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan terkait perlindungan dan pengelolaan sumber daya laut.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *Random Forest Regressor* untuk menganalisis dan memprediksi anomali panas laut disertai studi literatur dilakukan untuk mengidentifikasi implikasi ekologis dari anomali kandungan panas laut. Langkah-langkah penelitian yang digunakan:

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data anomali kandungan panas laut dari tahun 2000 hingga 2023 (Tabel 1). Data ini diperoleh dari platform Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/jarredpriester/ocean-heat-anomaly>) yang menyediakan data dalam format CSV. yang berisi informasi mengenai anomali kandungan panas laut yang diukur dalam satuan 10^{22} J. Data tersebut mencakup pengukuran bulanan dengan fokus pada bulan Juni seperti yang sudah ditampilkan di Tabel 1 dengan angka "6".

Tabel 1. Data anomali kandungan panas laut tahun 2000 - 2023

Tahun	Bulan	heat content anomaly (10^{22} J)
2001	6	2.730675
2002	6	7.580072
2003	6	9.989262
2004	6	9.882789
2005	6	8.463406
2006	6	9.907466
2007	6	8.81155
2008	6	10.33698
2009	6	9.101278
2010	6	9.614333
2011	6	10.0423
2012	6	10.09862
2013	6	12.04853
2014	6	13.16534
2015	6	14.84191
2016	6	13.07644
2017	6	16.2283
2018	6	15.54595
2019	6	17.51578
2020	6	17.28622
2021	6	17.94684
2022	6	20.06294
2023	6	19.86902

Penelitian ini menggunakan metode *Random Forest Regressor* ini dapat membangun model prediktif yang kuat untuk memperkirakan anomali kandungan panas lautan berdasarkan data historis. Metode ini memanfaatkan kumpulan pohon keputusan yang bekerja secara terpadu untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengurangi *overfitting*, sehingga menghasilkan estimasi yang lebih andal dan kuat terhadap variabilitas data. Tabel 2 merupakan tabel variabel yang diperlukan untuk algoritma *Random Forest Regressor*. Tahapan ini memiliki tujuan untuk memastikan apakah data tersebut dapat diproses untuk sistem. Seluruh variabel dianalisis sesuai tipe datanya.

Tabel 2. Variabel yang diperlukan untuk algoritma *Random Forest Regressor*

$$Akurasi = 100\% - MAPE \quad (3)$$

Nama Variabel	Deskripsi	Tipe Data
Year	Tahun observasi (2000-2023)	Numerik
heat content anomaly (10 ²² J)	Anomali kandungan panas laut dalam satuan 10 ²² J	Numerik

Data dimuat ke dalam lingkungan analisis menggunakan library pandas di Python. Data kemudian difilter untuk hanya mencakup periode dari tahun 2000 hingga 2023. Berikut langkah-langkah pra-pemrosesan data yang dilakukan:

- Mengimpor data dari file CSV.
- Memfilter data untuk periode 2000 hingga 2023.
- Memisahkan data menjadi fitur (Year) dan target (heat content anomaly). Data dibagi menjadi dua set yaitu data pelatihan (training) dan data pengujian (testing). Pembagian ini dilakukan dengan menggunakan metode *train_test_split* dari *sklearn* dengan rasio 80 : 20, di mana 80% data digunakan untuk pelatihan model dan 20% data digunakan untuk pengujian model. *Random Forest Regressor* adalah metode machine learning yang menggunakan konsep supervised dalam membangun kelas classifier. Algoritma ini mengkombinasikan prediksi berdasarkan *multiple decision tree*, yang membuatnya efektif dalam menangani data yang kompleks dan bervariasi (Saadah & Salsabila, 2021). Model *Random Forest Regressor* digunakan untuk memprediksi anomali kandungan panas laut. Langkah-langkah pengembangan model meliputi:
 - Inisialisasi model *Random Forest Regressor* dengan 100 estimators dan random state = 42.
 - Melatih model menggunakan data pelatihan.
 - Mengevaluasi kinerja model menggunakan data pengujian dengan metrik *Mean Squared Error* (MSE) dan R² Score.

Evaluasi kinerja dilakukan untuk menguji kebenaran dan mengukur kinerja yang diharapkan dari sistem yang dibuat. Pada penelitian ini, teknik pengujian yang digunakan adalah *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan koefisien determinasi (R²), untuk mengukur ketepatan prediksi serta menilai hasil dari Algoritma *Random Forest Regression* dalam memprediksi anomali kandungan panas laut.

Mean Squared Error (MSE) adalah metode lain untuk mengevaluasi metode peramalan dengan cara mengkuadratkan setiap kesalahan atau sisa. Pendekatan ini memperbesar pengaruh kesalahan besar karena dikuadratkan, menghasilkan nilai kesalahan yang mungkin lebih baik untuk kesalahan kecil, tetapi kadang menimbulkan perbedaan besar. MSE dihitung berdasarkan persamaan 1 (Suryaningrum, 2015).

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n} \quad (1)$$

MSE : Mean Squared Error

F_t : data aktual pada periode t

X_t : nilai peramalan pada periode t

n : jumlah data

t : waktu

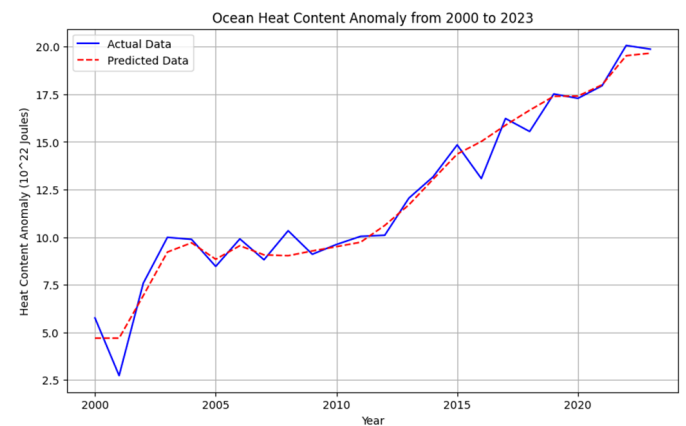
MAPE merupakan ukuran kesalahan relatif yang menunjukkan persentase kesalahan prediksi terhadap nilai aktual selama periode tertentu, memberikan informasi tentang seberapa tinggi atau rendah kesalahan tersebut. Semakin rendah nilai MAPE, maka semakin baik model yang dihasilkan karena tingkat akurasi akan tinggi. MAPE dihitung berdasarkan persamaan 2 (Herwanto, 2019) sedangkan akurasi dihitung berdasarkan persamaan 3 (Defiyanti, 2019).

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i} \times 100\% \quad (2)$$

3. Hasil dan Pembahasan

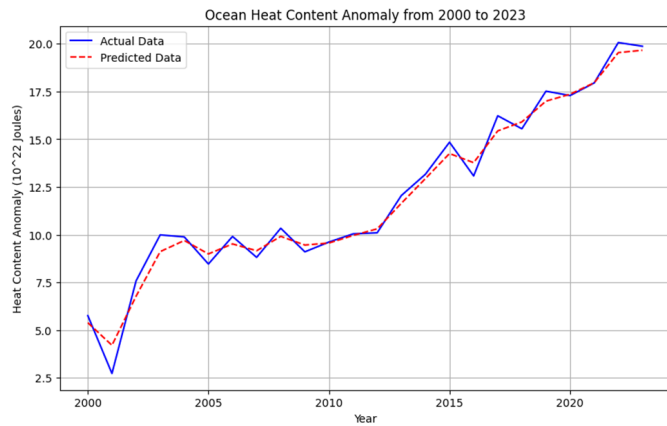
3.1 Kandungan Panas Laut

Data anomali kandungan panas laut dari tahun 2000 - 2023 divisualisasikan untuk mengidentifikasi tren umum. Visualisasi ini menunjukkan adanya tren kenaikan kandungan panas laut selama periode tersebut. Pada Gambar 1 terlihat perbandingan garis data aktual dengan data prediksi hasil dari algoritma *Random Forest Regressor*. Terlihat juga garis-garis tersebut hampir mirip satu sama lain, menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola-pola penting dalam data historis. Namun, untuk memperoleh hasil yang lebih akurat, dilakukan parameter *tuning* yang lebih lanjut dari grafik ini. Proses *tuning* ini bertujuan untuk menyesuaikan parameter-parameter model, seperti jumlah pohon keputusan, kedalaman maksimum, dan kriteria pembagian *node*, sehingga model dapat lebih baik dalam menghasilkan prediksi yang sesuai dengan nilai aktual dari data. Gambar 2 memperlihatkan upaya tersebut untuk meningkatkan kinerja model dan mendekati data aktual dengan lebih baik.



Gambar 1. Hasil Random Forest Regressor

Gambar 2 menunjukkan perubahan garis data prediksi dan menyesuaikan dengan data aktual. Penelitian ini menggunakan 23 data untuk pengujian rasio 80% dan 20%. Perbandingan nilai aktual dengan nilai prediksi disajikan pada Tabel 3. Perbandingan antara kedua nilai ini digunakan untuk menilai kinerja algoritma yang diterapkan. Tabel 3 memberikan gambaran tentang perbandingan antara nilai aktual dan prediksi untuk anomali kandungan panas dalam 10²² Joules dari tahun 2000 hingga 2023. Data yang disajikan menunjukkan variasi yang signifikan dalam anomali kandungan panas selama periode tersebut.



Gambar 2. Hasil dari Parameter Tuning

Tabel 3. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi (2000 - 2023)

Tahun	Nilai Aktual (10^{22} Joules)	Nilai Prediksi (10^{22} J)
2000	5.757782	5.387573
2001	2.730675	4.207002
2002	7.580072	6.777361
2003	9.989262	9.113063
2004	9.882789	9.695362
2005	8.463406	8.991763
2006	9.907466	9.516706
2007	8.81155	9.1585
2008	10.33698	9.912378
2009	9.101278	9.456873
2010	9.614333	9.563973
2011	10.0423	9.959615
2012	10.09862	10.305328
2013	12.04853	11.641602
2014	13.16534	12.937245
2015	14.84191	14.250013
2016	13.07644	13.77178
2017	16.2283	15.434387
2018	15.54595	15.905684
2019	17.51578	16.994547
2020	17.28622	17.355868
2021	17.94684	17.95621
2022	20.06294	19.534592
2023	19.86902	19.659413

Pada analisis lebih rinci, kita dapat mengamati bahwa nilai aktual berfluktuasi dari sekitar 2,73 - 20,06 10^{22} J selama rentang waktu yang diberikan. Di sisi lain, prediksi anomali kandungan panas, yang dihasilkan oleh suatu model atau algoritma, juga tercatat untuk setiap tahun dalam rentang waktu yang sama. Nilai prediksi berkisar dari sekitar 4,21 - 19,66 10^{22} J.

Melalui perbandingan antara nilai aktual dan prediksi untuk setiap tahun, algoritma ini dapat mengidentifikasi pola dan tren yang mungkin ada. Misalnya, pada beberapa tahun tertentu, seperti tahun 2000 dan 2023, kita melihat bahwa nilai prediksi cenderung memiliki perbedaan yang signifikan dibandingkan dengan nilai

aktual. Di sisi lain, ada juga tahun-tahun di mana nilai prediksi cukup mendekati nilai aktual, menunjukkan akurasi yang lebih baik dari model atau algoritma yang digunakan.

Namun, kesenjangan antara nilai aktual dan prediksi pada beberapa titik dapat menimbulkan pertanyaan tentang keandalan model atau algoritma yang digunakan dalam membuat prediksi. Dalam konteks ini, algoritma *Random Forest Regressor* digunakan untuk memprediksi anomali kandungan panas berdasarkan data historis yang diberikan. Prosesnya melibatkan pembuatan sejumlah besar pohon keputusan (*decision trees*) yang bekerja secara bersama-sama (*ensemble*) untuk menghasilkan prediksi akhir. Setiap pohon dalam *Random Forest Regressor* mengambil sampel acak dari dataset pelatihan dan membuat prediksi berdasarkan fitur-fitur yang diberikan.

Tabel 4 menampilkan nilai prediksi anomali kandungan panas laut untuk tahun 2024 - 2026 menggunakan algoritma *Random Forest Regressor*, dengan setiap tahun dalam rentang ini memiliki nilai prediksi yang sama, yaitu 19,657949 10^{22} J. Nilai prediksi yang konstan selama tiga tahun berturut-turut menunjukkan stabilitas prediksi dari model *Random Forest Regressor*, yang dapat mengindikasikan bahwa model memperkirakan kondisi anomali kandungan panas laut yang stabil dalam jangka waktu tersebut.

Tabel 4. Nilai Prediksi Anomali Kandungan Panas Laut tahun 2024 - 2026

Tahun	Nilai Prediksi (10^{22} J)
2024	19.657949
2025	19.657949
2026	19.657949

Tabel 6 memberikan gambaran tentang kinerja model *Random Forest Regressor* dalam memprediksi anomali kandungan panas. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi secara relatif terhadap nilai aktual. Dalam kasus ini, MAPE sebesar 2,73% menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi adalah sekitar 2,73% dari nilai aktual. Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik kinerja model.

Tabel 5. Perbandingan Hasil Akurasi

Set	Jumlah Data	Mean Squared Error	R ² Score
Training	19	0.323612	0.984782
Testing	5	0.187417	0.982583

Tabel 6. Hasil Evaluasi Kinerja

Metrik	Nilai
MAPE (<i>Mean Absolute Percentage Error</i>)	2.73%
MSE (<i>Mean Squared Error</i>)	0.2952
R ² Score	0.9848
Total Akurasi (%)	97.27%

MSE (*Mean Squared Error*) mengukur rata-rata dari kuadrat perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Dalam konteks ini, MSE sebesar 0,2952 menunjukkan bahwa rata-rata

kuadrat perbedaan antara nilai aktual dan prediksi adalah sekitar 0,2952. Semakin rendah nilai MSE, semakin baik kinerja model.

R^2 Score mengukur seberapa baik variabilitas dalam data yang dijelaskan oleh model. Nilai R^2 sebesar 0,9848 menunjukkan bahwa sekitar 98,48% dari variabilitas dalam data dapat dijelaskan oleh model. Nilai R^2 yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam menjelaskan variasi dalam data.

Total Akurasi (%) sebesar 97,27% merupakan persentase keseluruhan keakuratan model. Ini mencakup berbagai faktor evaluasi, seperti MAPE, MSE, dan R^2 Score, dan memberikan gambaran keseluruhan tentang seberapa baik model dapat memprediksi anomali kandungan panas. Secara keseluruhan, model *Random Forest Regressor* memiliki kinerja yang sangat baik dalam memprediksi anomali kandungan panas, dengan tingkat akurasi yang tinggi dan kesalahan yang rendah. Ini menunjukkan bahwa model tersebut mampu dengan baik dalam mengikuti pola dan tren dalam data historis dan menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual.

3.2 Implikasi Ekologis

Berdasarkan hasil pengolahan data dengan model *Random Forest Regressor*, kita dapat melihat tren peningkatan anomali kandungan panas laut dari tahun 2000 - 2023, dengan prediksi nilai anomali sekitar $19,66 \times 10^{22}$ J pada tahun 2023. Prediksi untuk tahun 2024-2026 menunjukkan nilai yang relatif stabil sekitar $19,66 \times 10^{22}$ J. Meskipun terdapat beberapa perbedaan antara nilai aktual dan prediksi, model ini secara umum memiliki kinerja yang baik dengan tingkat akurasi sekitar 97,27%.

Peningkatan anomali kandungan panas laut ini memiliki implikasi ekologis yang signifikan, seperti yang ditunjukkan dalam studi literatur:

1. Dampak pada ekosistem air: peningkatan suhu air akibat anomali panas laut dapat mempengaruhi tingkat metabolisme, pertumbuhan, dan reproduksi organisme akuatik (Prayonto, 2024). Suhu yang terlalu tinggi dapat menyebabkan stres dan kematian spesies tertentu, mengganggu keseimbangan ekosistem.
2. Dampak pada terumbu karang: kenaikan suhu laut berdampak negatif pada kondisi ekosistem terumbu karang, seperti tingginya tingkat pemutihan karang dan penurunan kepadatan rekrutmen karang keras (Setiawan *et al.*, 2017). Peningkatan anomali panas laut juga dapat menyebabkan penurunan kelimpahan ikan karang, khususnya ikan herbivora yang berperan penting dalam pengendalian alga.
3. Pemanasan global dan pengasaman laut: anomali panas laut yang meningkat, disertai dengan pengasaman laut akibat penyerapan karbon dioksida, dapat membatasi kemampuan organisme laut dalam membentuk eksoskeleton dan cangkang, serta mempengaruhi metabolisme semua biota laut (Fitri, 2024). Dampak lain meliputi terganggunya proses fotosintesis pada karang, penurunan produktivitas primer fitoplankton, migrasi spesies, dan gangguan pada ikan.
4. Migrasi spesies laut: peningkatan anomali panas laut dapat menyebabkan migrasi spesies laut dari perairan tropis menuju perairan yang lebih dingin di dekat kutub (Richardson *et al.*, 2021). Migrasi ini dapat mengganggu keseimbangan ekosistem dan berdampak pada sektor perikanan dan pariwisata di negara-negara tropis.

5. Variabilitas iklim ENSO dan IOD: anomali kandungan panas laut terkait erat dengan variabilitas iklim seperti ENSO dan IOD, yang mempengaruhi distribusi suhu permukaan laut (SPL) dan klorofil-*a* (Nurafifah *et al.*, 2022). Perubahan pada SPL dan klorofil-*a* dapat berdampak pada kesuburan laut dan rantai makanan.
6. Perubahan interaksi antar spesies: perubahan iklim, termasuk anomali panas laut, dapat mengakibatkan pergeseran dalam siklus reproduksi dan pertumbuhan organisme, serta mengubah siklus hidup hama dan penyakit, pada akhirnya mempengaruhi keanekaragaman hayati (Surakusumah, 2011).

Dengan memahami implikasi ekologis dari peningkatan anomali kandungan panas laut seperti yang diidentifikasi dalam studi literatur, kita dapat memperoleh gambaran yang lebih jelas tentang dampak perubahan iklim terhadap ekosistem laut. Hal ini menekankan pentingnya upaya mitigasi dan adaptasi untuk melindungi keanekaragaman hayati laut dan menjaga keseimbangan ekosistem secara berkelanjutan.

Kesimpulan

Kesimpulan mengenai hasil penelitian sebagai berikut :

1. Hasil prediksi menunjukkan kinerja yang baik dengan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,2952, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 2,73%, dan R^2 Score sebesar 0,9848. Ini mengindikasikan bahwa model dapat menangkap pola-pola penting dalam data historis dan menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual dengan tingkat akurasi total 97,27%.
2. Tren peningkatan anomali kandungan panas laut dari tahun 2000 hingga 2023 memiliki implikasi ekologis yang signifikan.

Daftar Pustaka

- AR6 Synthesis Report: Summary for Policymakers Headline Statements. (2020). Retrieved June 13, 2024, from [Ipcc.ch website: https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/resources/spm-headline-statements/](https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/resources/spm-headline-statements/)
- Dewi, K. V., Pradesti, R., Siti Nurlaela, Yunita Murnisari, Ade Suryanda, & Nailul Rahmi Aulya. (2023). Dampak Perubahan Iklim Dan Aktivitas Manusia Terhadap Kerusakan Ekosistem Terumbu Karang Dan Biota Laut Di sekitarnya. *Panthera : Jurnal Ilmiah Pendidikan Sains dan Terapan*, 8-14.
- Fitri, C. A. (2024). Pengaruh Pemanasan Global dan Pengasaman Laut Terhadap Biota. *JOANE*, 2(1): 13-16.
- Herwanto, Widiyaningtyas, T., & Indriana, P. (2019). Penerapan Algoritme Linear Regression untuk Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi. *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.* 8(4):364.
- Nurafifah, U. O., Zainuri, M., & Wirasatriya, A. (2022). Pengaruh ENSO dan IOD Terhadap Distribusi Suhu Permukaan Laut dan Klorofil-*a* Pada Periode Upwelling di Laut Banda. *Indonesia Journal of Oceanography (IJOCE)*, 4(3):74-85.
- Prayonto. (2024). *Blue horizons: Menavigasi kebijakan publik untuk melindungi dan memulihkan ekosistem perairan*. Bandung: Indonesia Emas Group.
- Richardson, A., Chaudhary, C., Schoeman, D., & Costello, M. J. (2021). Makhluq Laut Di Ekuator Berpindah Ke Tempat Yang Lebih Dingin. Sejarah Tunjukkan Ini Bisa Berujung Pada Kepunahan Massal. *University of the Sunshine Coast Australia*, 1-6. Retrieved from UniSC.
- Defiyanti, S. S., Dermawan, M. & Arif, B. (2019). Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Produktivitas Tanaman Padi Di Karawang. *Inform. Pertan.*, 28(2): 103-110.
- Saadah, S., & Salsabila, H. (2021). Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Random Forest (Studi Kasus: Data Acak Pada Awal Masa Pandemi Covid-19). *Jurnal Politeknik Caltex Riau*, 7(1): 24-32.
- Setiawan, F., Muttaqin, A., Tarigan, S., A., M. M., Hotmariyah, M., Sabi, A., & Pingkan, J. (2017). Pemutihan Karang Akibat Pemanasan Global Tahun 2016 Terhadap Ekosistem Terumbu Karang: Studi

- Kasus Di TWP Gili Matra (Gili Air, Gili Meno Dan Gili Trawangan) Provinsi NTB. *Journal of Fisheries and Marine Research*, 39-54.
- Surakusumah, W. (2011). Perubahan Iklim Dan Pengaruhnya Terhadap Keanekaragaman Hayati. *Makalah Perubahan Lingkungan Global. Universitas Pendidikan Indonesia*. 1-24.
- Suryaningrum, M., K., & W, S. P. (2015). Analisis dan Penerapan Metode Single Exponential Smoothing untuk Prediksi Penjualan pada Periode Tertentu (Studi Kasus: PT. Media Cemara Kreasi). *Prosiding Senatif*, 259–266.