

PEMODELAN DAERAH POTENSI PENANGKAPAN IKAN TUNA MADIDIHANG MENGGUNAKAN GENERALIZED ADDITIVE MODEL DI SAMUDRA HINDIA BAGIAN TENGGARA

MODELING POTENTIAL FISHING GROUNDS FOR YELLOWFIN TUNA USING GENERALIZED ADDITIVE MODEL IN THE SOUTHEASTERN INDIAN OCEAN

Asep Saepulloh¹⁾, Debora Christi Simamora²⁾, Anninda Sabina²⁾, Al Fajar Alam³⁾, I Nyoman Radiarta²⁾

¹⁾Pelabuhan Perikanan Samudera Kendari, Direktorat Jendral Perikanan Tangkap, Kementerian Kelautan dan Perikanan

²⁾Badan Penyuluhan dan Pengembangan Sumber Daya Manusia Kelautan dan Perikanan, Kementerian Kelautan dan Perikanan

³⁾Pelabuhan Perikanan Samudera Nizam Zachman, Direktorat Jendral Perikanan Tangkap, Kementerian Kelautan dan Perikanan
Teregistrasi 1 tanggal : 12 Juni 2025; Diterima setelah perbaikan tanggal 30 Juni 2025; Disetujui terbit tanggal : 27 Juli 2025

ABSTRAK

Ikan tuna madidihang (*Thunnus albacares*) merupakan salah satu komoditas ekspor unggulan Indonesia yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan tersebar luas di perairan tropis dan subtropis, termasuk Samudra Hindia bagian tenggara. Untuk menjaga keberlanjutan stok dan efektivitas penangkapan, diperlukan pendekatan ilmiah dalam mengidentifikasi habitat potensial spesies ini secara spasial dan temporal. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model estimasi daerah potensial penangkapan ikan tuna madidihang menggunakan *Generalized Additive Model* (GAM), dengan memanfaatkan data hasil tangkapan rawai tuna dan parameter oseanografi (suhu permukaan laut dan klorofil-a) dari layanan *Marine Copernicus*. Model dibangun berdasarkan data tahun 2023 dan divalidasi dengan data lingkungan tahun 2024. Hasil menunjukkan bahwa suhu permukaan laut dan klorofil-a berpengaruh signifikan terhadap nilai *Catch Per Unit Effort* ($p < 0,01$), dengan model terbaik menjelaskan 21,2% deviasi data dan nilai koefisien determinasi R^2 sebesar 0,7038. Visualisasi spasial memperlihatkan bahwa habitat potensial tuna madidihang berada pada wilayah dengan suhu 28 – 29°C dan konsentrasi klorofil-a 0,1 – 0,3 mg/m³. Temuan ini menunjukkan bahwa model GAM dapat secara efektif mengidentifikasi pola spasial dan temporal habitat tuna, serta dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam pengelolaan perikanan yang adaptif dan berbasis data.

Kata Kunci: CPUE, daerah potensi, GAM, klorofil-a, madidihang, suhu

ABSTRACT

Yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) is one of Indonesia's leading export commodities, with high economic value and widespread distribution in tropical and subtropical waters, including the southeastern Indian Ocean. To ensure stock sustainability and capture efficiency, a scientific approach is needed to identify the potential habitat of this species both spatially and temporally. This study aims to develop an estimation model of potential yellowfin tuna fishing grounds using the *Generalized Additive Model* (GAM), by utilizing tuna longline catch data and oceanographic parameters (sea surface temperature and chlorophyll-a) from the *Marine Copernicus* service. The model was built using 2023 data and validated with 2024 environmental data. The results show that Sea Surface Temperature and Chlorophyll-a significantly affect the *Catch Per Unit Effort* ($p < 0,01$), with the best model explaining 21,2% of data deviance and an R^2 (coefficient of determination) value of 0,7038. Spatial visualization indicates that potential yellowfin tuna habitats are found in areas with temperatures of 28–29°C and chlorophyll-a concentrations of 0,1–0,3 mg/m³. These findings suggest that the GAM can effectively identify the spatial and temporal patterns of tuna habitat and can be used as a decision-support tool for adaptive and data-driven fisheries management.

Keywords: Chlorophyll-a, CPUE, GAM, potential area, temperature, yellowfin tuna

PENDAHULUAN

Ikan tuna madidihang (*Thunnus albacares*) atau ikan tuna sirip kuning merupakan salah satu spesies pelagis besar yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan berkontribusi signifikan terhadap ekspor hasil perikanan Indonesia (Hoshino *et al.*, 2020). Distribusi tuna madidihang mencakup wilayah tropis dan subtropis di seluruh dunia,

termasuk Samudra Hindia bagian tenggara yang merupakan salah satu jalur migrasi dan wilayah penangkapan penting (Gaertner dan Hallier 2015; Lan *et al.*, 2020). Pola pergerakan ikan tuna madidihang didasarkan pada kondisi lingkungan karena disesuaikan dengan kebutuhan makan dan bertelur. Ikan tuna sirip kuning ditemukan lebih banyak di wilayah yang suhunya

Korespondensi:

Email : deborachristisimamora@gmail.com

DOI: <http://dx.doi.org/10.15578/bawal.17.2.2025.77-87>

lebih hangat dan produktivitas primer yang cukup (Dell *et al.*, 2011). Di wilayah ini, terutama di perairan selatan hingga barat daya Pulau Jawa, aktivitas perikanan tuna cukup intensif dan didominasi oleh armada skala kecil hingga menengah yang beroperasi dari Pelabuhan Perikanan Samudera (PPS) Nizam Zachman dan pelabuhan lain di pesisir utara Jawa.

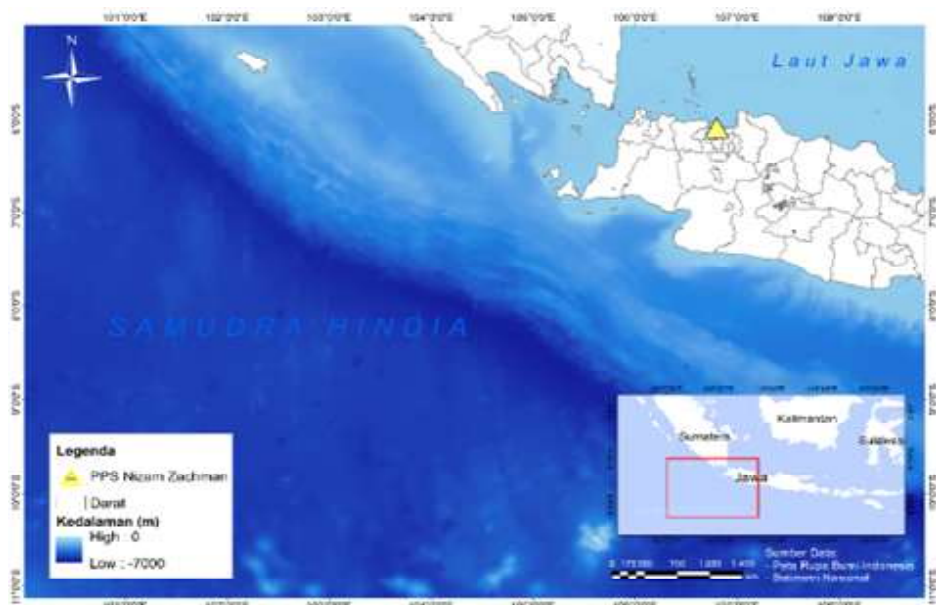
Produktivitas perikanan tuna madidihang di wilayah Samudra Hindia bagian tenggara sangat dipengaruhi oleh faktor alam seperti kondisi cuaca, dinamika oseanografi yang dan kondisi stok ikan (Goni *et al.*, 2015; Lan *et al.*, 2018). Dinamika oseanografi seperti dinamika arus, *front*, pusan, dan konvergensi serta suhu permukaan laut (SPL) digunakan untuk mengidentifikasi zona frontal yang produktif, yang selanjutnya dapat menunjukkan daerah potensial penangkapan tuna. Data klorofil-a (CHL) juga merupakan indikator penting batas massa air dan dapat mengidentifikasi proses *upwelling* yang memengaruhi sebaran tuna di suatu wilayah (Wiryawan *et al.*, 2020). Mengingat kompleksitas dan variabilitas faktor-faktor lingkungan tersebut, identifikasi habitat potensial tuna madidihang di kawasan ini memerlukan pendekatan yang mampu menangkap hubungan non-linier antara parameter oseanografi dan keberadaan ikan.

Dalam konteks ini, pemanfaatan data oseanografi seperti SPL dan CHL dan penggunaan data *remote sensing* dan reanalisis dari layanan *Marine Copernicus* memungkinkan pemantauan kondisi lingkungan laut secara spasial dan temporal yang luas (Radiarta *et al.*, 2008). Untuk mengelola dan menginterpretasi hubungan kompleks antara faktor oseanografi dan distribusi tuna madidihang, model statistik fleksibel seperti *Generalized Additive Model* (GAM) dapat digunakan (Mondal *et al.*, 2022). Menurut Swartzman *et al.*, (1995), GAM adalah teknik regresi non-parametrik yang tidak terbatas pada

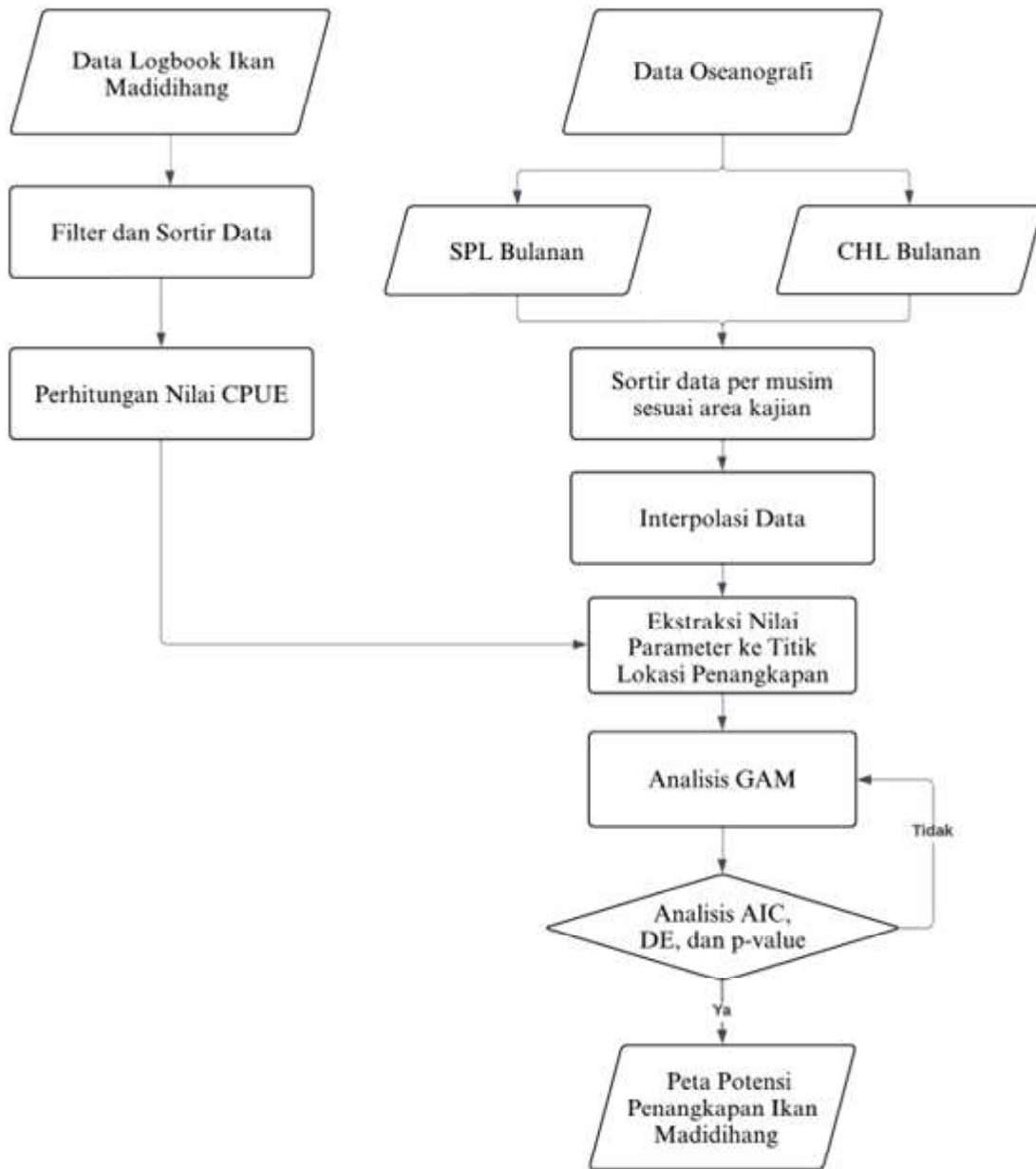
hubungan linier, serta fleksibel terhadap distribusi statistik dari data yang digunakan. GAM mampu menangkap pola non-linier dan interaksi antar variabel tanpa memerlukan asumsi parametrik ketat, menjadikannya metode yang tepat untuk analisis ekologi habitat laut (Murase *et al.*, 2009). Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan GAM untuk mengestimasi daerah potensial penangkapan ikan pelagis, tetapi aplikasi pada skala regional di Samudra Hindia bagian tenggara masih sangat terbatas (Bellido *et al.*, 2008; Hollowed *et al.*, 2012; Hu *et al.*, 2018; Torrejón-Magallanes *et al.*, 2019). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan model estimasi daerah potensial penangkapan ikan tuna madidihang dengan pendekatan GAM guna mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam pengelolaan perikanan tuna yang adaptif dan berkelanjutan.

BAHAN DAN METODE

Penelitian ini dilakukan di wilayah Samudra Hindia bagian tenggara, yang secara geografis terletak di sebelah barat daya Indonesia (Gambar 1). Kawasan ini termasuk dalam cakupan Wilayah Pengelolaan Perikanan Republik Indonesia (WPP-RI) 572 dan 573, yang merupakan salah satu zona strategis dalam pengelolaan sumber daya perikanan laut lepas nasional. Ruang lingkup wilayah kajian dalam penelitian ini dibatasi pada rentang koordinat geografis antara 100° hingga 108° Bujur Timur (BT) dan 5° hingga 11° Lintang Selatan (LS). Wilayah strategis penangkapan ikan tuna ini dipengaruhi oleh dinamika oseanografi seperti SPL dan CHL. Untuk mendukung pengelolaan perikanan tuna yang berkelanjutan dan berbasis data, penelitian ini membangun model untuk estimasi potensi daerah penangkapan ikan tuna madidihang. Alur penelitian secara umum disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Area kajian daerah potensial penangkapan ikan tuna madidihang di Samudra Hindia bagian tenggara
Figure 1. Study area of potential yellowfin tuna fishing grounds in the Southeastern Indian Ocean



Gambar 2. Diagram alir penelitian
 Figure 2. Research flow diagram

Data Hasil Tangkapan Rawai Tuna

Data hasil tangkapan ikan tuna jenis *Thunnus albacares* (madidihang) diperoleh dari *logbook* kapal penangkap yang beroperasi menggunakan alat tangkap rawai tuna (*longline*) di Pelabuhan Perikanan Samudra Nizam Zachman pada tahun 2023. Berdasarkan data tersebut, aktivitas penangkapan tercatat berlangsung di wilayah perairan Samudra Hindia bagian tenggara, dengan sebaran geografis pada koordinat 80° – 111° Bujur Timur dan 0° – 17° Lintang Selatan. Data tangkapan dikompilasi secara bulanan untuk mengidentifikasi pola temporal dan variasi hasil tangkapan berdasarkan musim selama tahun 2023.

Jumlah tangkapan ikan madidihang (dalam satuan kilogram) dan jumlah trip kapal pada setiap titik lokasi digunakan untuk menghitung *Catch Per Unit Effort* (CPUE), yang dinyatakan dalam satuan kg/trip. Perhitungan CPUE berdasarkan Gulland (1969) adalah sebagai berikut.

$$CPUE_{i(i=1,2,..,n)} = \frac{Catch_i}{Effort_i}$$

Keterangan :
 CPUE *i* = hasil tangkapan per upaya penangkapan dalam musim *i* (kg ikan/trip)
 Catch *i* = hasil tangkapan dalam bulan *i* (kg ikan)
 Effort *i* = upaya penangkapan dalam bulan *i* (trip)

Selanjutnya, data CPUE dan titik lokasi penangkapan direferensikan secara spasial menggunakan informasi koordinat geografis (*longitude* dan *latitude*) yang tersedia dalam *logbook*. Untuk keperluan analisis spasial dan temporal, data CPUE dikelompokkan ke dalam empat kategori musim yang berlaku di wilayah Indonesia, yaitu: musim barat (Desember–Februari), musim peralihan I (Maret–Mei), musim timur (Juni–Agustus), dan musim peralihan II (September–November).

Analisis Parameter Biofisik

Untuk menganalisis preferensi habitat dan kondisi oseanografi yang memengaruhi distribusi ikan madidihang (*Thunnus albacares*), penelitian ini memanfaatkan data lingkungan laut yang mencakup parameter fisik dan biologi perairan. Parameter utama yang digunakan adalah SPL dan konsentrasi CHL, yang masing-masing merepresentasikan aspek fisik dan produktivitas perairan.

Data SPL diperoleh dari *Copernicus Marine Environment Monitoring Service* (CMEMS) melalui laman marine.copernicus.eu/access-data, yang menyediakan data reanalisis level 4 dengan resolusi spasial $0,083^\circ \times 0,083^\circ$ dan resolusi temporal harian hingga bulanan. Rentang data SPL yang digunakan dalam penelitian ini mencakup periode Januari 2023 hingga Desember 2024. Sementara itu, data klorofil-a yang digunakan untuk menggambarkan konsentrasi fitoplankton di perairan juga diperoleh dari *platform* yang sama yaitu CMEMS. Data ini merupakan hasil reanalisis level 4 dengan resolusi spasial $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ dan resolusi temporal harian hingga bulanan, serta mencakup periode waktu yang sama, yaitu Januari 2023 hingga Desember 2024.

Mengingat perbedaan resolusi spasial antara data SPL dan CHL, dilakukan proses penyesuaian (*downscaling*) pada data SPL dari $0,083^\circ$ menjadi $0,25^\circ$ agar kedua dataset memiliki resolusi spasial yang seragam. Setelah proses penyesuaian resolusi selesai, kedua dataset lingkungan dikompilasi dan disatukan berdasarkan koordinat geografis (*longitude* dan *latitude*). Dataset lingkungan yang telah digabungkan selanjutnya dipisahkan berdasarkan tahun. Data tahun 2023 digunakan sebagai data pelatihan (*training*) untuk membangun model prediktif, dengan mengaitkan data lingkungan terhadap titik lokasi penangkapan dan nilai CPUE dari *logbook* perikanan. Data tahun 2024 digunakan sebagai data pengujian (*testing*), yaitu data lingkungan murni yang akan diisi dengan nilai CPUE hasil prediksi model spasial yang telah dibangun.

Model Statistik dalam Estimasi Daerah Potensial Penangkapan

Untuk memodelkan wilayah potensial penangkapan ikan tuna madidihang, digunakan pendekatan statistik *Generalized Additive Model* (GAM). Model ini dipilih karena kemampuannya dalam menangkap hubungan

nonlinier antara variabel-variabel lingkungan (*kovariat*) dan respons, seperti *Catch Per Unit Effort* (CPUE), melalui pendekatan semiparametrik (Maunder & Punt, 2004). GAM memungkinkan pemodelan hubungan yang kompleks antara CPUE dan faktor oseanografis tanpa perlu menetapkan bentuk fungsi hubungan secara eksplisit sejak awal.

Dalam penelitian ini, model dikembangkan untuk memprediksi nilai CPUE pada periode selanjutnya berdasarkan data historis CPUE yang telah dikaitkan dengan data lingkungan laut, seperti suhu permukaan laut dan konsentrasi klorofil-a. Data CPUE aktual digunakan sebagai data pelatihan (*training data*), sementara data lingkungan dari periode yang diproyeksikan digunakan sebagai data pengujian (*testing data*). Pemodelan dilakukan menggunakan paket *mgcv* (*Mixed GAM Computation Vehicle with Automatic Smoothness Estimation*) di dalam perangkat lunak RStudio, yang secara otomatis mengoptimalkan tingkat kehalusan (*smoothness*) fungsi *spline* yang digunakan dalam model.

Adapun persamaan antar variable dalam metode GAM adalah sebagai berikut:

$$g(\mu_i) = \alpha^\circ + S1(SPL) + S2(CHL) + \varepsilon$$

Keterangan :

- g = *spline smooth function*
- μ_i = *respond variable* (CPUE)
- $S1, S2$ = *smoothing function* dari *variable predictor*
- ε = *standard error*
- SPL = nilai parameter suhu permukaan laut
- CHL = nilai parameter konsentrasi klorofil-a

Pemilihan model optimal dari GAM dilihat dari nilai *Akaike's Information Criteria* (AIC) dan *Deviance Explained* (DE). Menurut Velasco dan González-Salazar (2019), AIC merupakan kriteria yang berguna untuk memilih model berdasarkan *eksplanatory power* model tersebut (yaitu, kecocokan model dalam ruang ekologis). Sebanyak 68% pengguna *R packages* (dari 65 publikasi ilmiah) menggunakan model prediksi berdasarkan nilai AIC yang paling kecil. Model dengan nilai AIC terendah merupakan model yang memiliki akurasi prediktif tertinggi dalam konteks geografi (De Lima et al., 2017; Guevara et al., 2018). Nilai DE juga berperan penting terhadap pemilihan model karena menggambarkan berapa persen variasi dalam data yang berhasil dijelaskan oleh model (Memtsas et al. 2022). Menurut Zuur et al. (2009), model GAM dianggap memiliki tingkat akurasi yang baik apabila ditunjukkan oleh nilai AIC yang rendah serta nilai *deviance explained* (DE) yang tinggi. Selain itu, nilai *p-value* yang signifikan (biasanya $< 0,01$) untuk masing-masing variabel dalam model menunjukkan bahwa variabel-variabel tersebut secara statistik memberikan kontribusi penting terhadap model, sehingga mendukung validitas dan relevansi model secara keseluruhan.

HASIL DAN BAHASAN

HASIL

Distribusi Suhu Permukaan Laut, Klorofil-a dan Posisi Penangkapan

Distribusi suhu permukaan laut (SPL) dan konsentrasi klorofil-a dianalisis secara musiman untuk mengidentifikasi keterkaitan dengan lokasi penangkapan ikan madidihang (*Thunnus albacares*). Berdasarkan visualisasi spasial, SPL menunjukkan variasi musiman yang signifikan. Pada musim barat, suhu cenderung lebih rendah di wilayah selatan, sedangkan pada musim timur dan peralihan I, suhu meningkat di wilayah utara. Distribusi klorofil-a memperlihatkan pola sebaliknya, di mana konsentrasi tertinggi terdeteksi pada musim timur, khususnya di perairan selatan yang diduga dipengaruhi oleh *upwelling*. Sementara itu, musim barat menunjukkan konsentrasi klorofil-a yang lebih rendah secara umum.

Lokasi titik penangkapan ikan madidihang secara terpusat berada pada rentang SPL 26 - 29°C dan klorofil-a 0,1 - 0,4 mg/m³ dengan pergeseran spasial permusim (Gambar 3). Hal ini dapat disebabkan oleh peningkatan produktivitas primer di musim timur dan peralihan II yang mendorong akumulasi fitoplankton sebagai sumber makanan utama bagi zooplankton, yang selanjutnya menarik ikan pelagis besar seperti madidihang (Wei *et al.*, 2012). Kondisi ini menciptakan habitat yang optimal secara trofik dan termal, sehingga mendukung keberadaan dan aktivitas penangkapan spesies tersebut di wilayah dengan karakteristik oseanografis tersebut.

Model Estimasi Daerah Potensi Penangkapan Ikan Madidihang

Berdasarkan analisis histogram data *in situ*, frekuensi tertinggi *Catch Per Unit Effort* (CPUE) tercatat pada kisaran 54–148 kg ikan/trip (Gambar 4). Frekuensi CPUE dapat merefleksikan tingkat kelimpahan dan distribusi spasial ikan. CPUE secara umum digunakan sebagai indikator proksi untuk mengestimasi potensi keberadaan ikan di suatu wilayah perairan (Zainuddin, 2006). Distribusi frekuensi SPL menunjukkan bahwa tangkapan tertinggi terjadi pada rentang suhu 28,5–29°C selama periode pengamatan satu tahun. Sementara itu, konsentrasi klorofil-a yang berkorelasi dengan keberadaan ikan madidihang berada pada kisaran 0–0,4 mg/m³, dengan intensitas frekuensi tertinggi pada interval 0,1–0,2 mg/m³. Hal ini dapat mengindikasikan bahwa habitat preferensial ikan madidihang cenderung berada pada perairan dengan konsentrasi klorofil-a cukup rendah dan suhu permukaan laut yang relatif hangat.

Hasil visualisasi pemodelan spasial *Catch Per Unit Effort* (CPUE) ikan madidihang (*Thunnus albacares*) menggunakan pendekatan pemodelan GAM disajikan pada Gambar 6. Prediksi dilakukan terhadap parameter lingkungan oseanografis berupa SPL dan CHL untuk masing-masing musim barat, peralihan I, timur, dan peralihan II. Pada musim barat, sebaran CPUE hasil prediksi

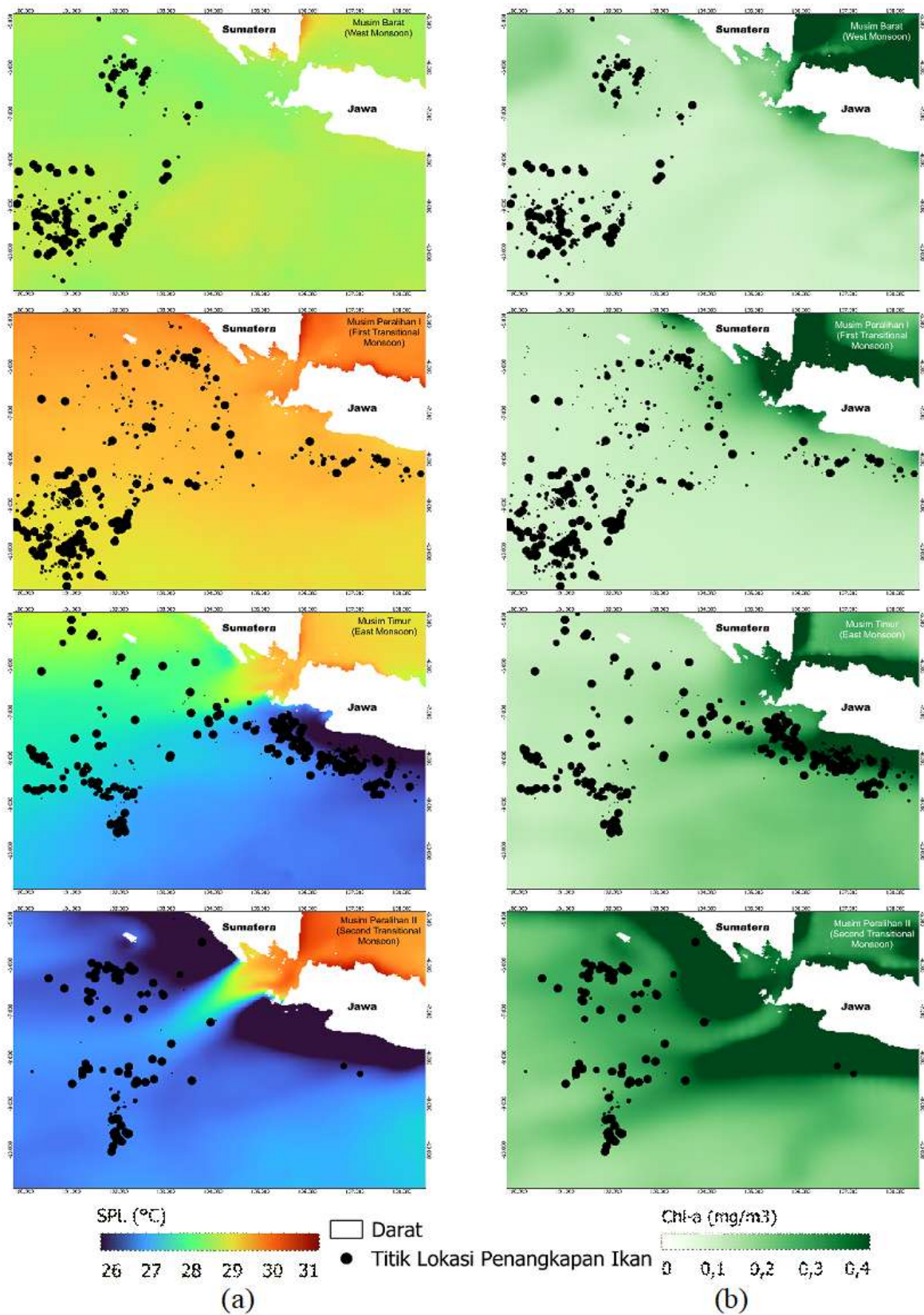
menunjukkan nilai sedang (100–200 kg/trip), dengan pola konsentrasi yang menyebar dari barat daya Jawa hingga Sumatera. Musim peralihan I memperlihatkan peningkatan CPUE di bagian tengah wilayah kajian hingga bagian barat dan selatan Jawa, dengan area prediksi >200 kg/trip. Musim timur menghasilkan prediksi CPUE tertinggi (>250 kg/trip) yang terfokus di barat Jawa dan tengah wilayah kajian, mengindikasikan akumulasi intensitas antar nilai parameter oseanografi yang sesuai dengan CPUE. Sementara itu, pada musim peralihan II, pola CPUE tinggi tetap terdistribusi di bagian tenggara wilayah studi, meskipun lebih tersebar dibanding musim sebelumnya.

Secara umum, nilai prediksi CPUE dari pemodelan berkisar antara 0 hingga lebih dari 300 kg ikan/trip, dengan distribusi spasial yang selaras terhadap data observasi lapangan berupa titik-titik penangkapan aktual yang *dioverlay* pada peta prediktif. Hasil analisis regresi memperlihatkan nilai koefisien determinasi (R²) sebesar 0,7038, yang mengindikasikan bahwa sekitar 70,38% variasi dalam nilai CPUE aktual dapat dijelaskan oleh nilai prediksi model. Hubungan positif yang cukup kuat ini menunjukkan kesesuaian antara output pemodelan spasial dengan pola distribusi tangkapan ikan madidihang di lapangan, baik secara spasial maupun kuantitatif (Gambar 7). Selain itu, nilai *p* yang signifikan secara statistik (*p-value* < 0,01) mempertegas bahwa hubungan yang terbentuk bukan terjadi secara kebetulan.

BAHASAN

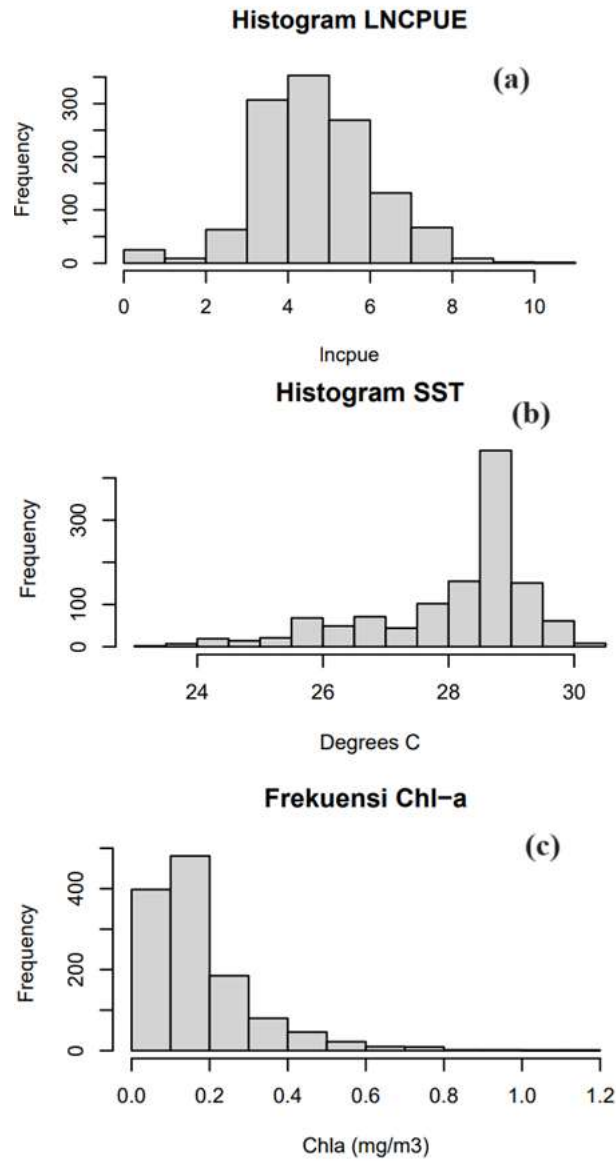
Pola distribusi suhu permukaan laut (SPL) dan klorofil-a (CHL) yang berubah secara musiman sangat dipengaruhi oleh dinamika atmosfer dan oseanografi di perairan tropis Indonesia, khususnya oleh pola monsun yang mengatur sirkulasi arus laut dan intensitas *upwelling* (Steinke *et al.*, 2014). Pada musim timur dan peralihan II, munculnya suhu yang lebih rendah di bagian selatan disebabkan oleh peristiwa *upwelling* yang dipicu oleh angin tenggara yang konsisten (Supriyadi dan Hidayat 2020). *Upwelling* ini mengangkat massa air kaya nutrisi dari lapisan bawah ke permukaan, sehingga memicu peningkatan produktivitas primer yang tercermin dalam kenaikan konsentrasi klorofil-a. Kondisi ini menciptakan lingkungan yang mendukung rantai trofik dasar, yang pada akhirnya menarik spesies ikan pelagis besar seperti madidihang (Wiryawan *et al.*, 2020). Sebaliknya, pada musim barat dan peralihan I, pengaruh angin barat laut yang membawa massa air hangat dari Samudera Hindia meminimalkan *upwelling*, sehingga suhu permukaan meningkat dan konsentrasi klorofil-a menurun akibat berkurangnya suplai nutrisi.

Preferensi spasial ikan madidihang terhadap suhu hangat dan klorofil sedang diduga berhubungan dengan strategi ekologis spesies ini sebagai predator oportunistik. Dalam kondisi klorofil sedang, komunitas zooplankton cenderung stabil dan lebih mudah dijangkau, memungkinkan ikan madidihang melakukan efisiensi energi yang lebih tinggi dalam proses *foraging* (Duffy *et al.*,



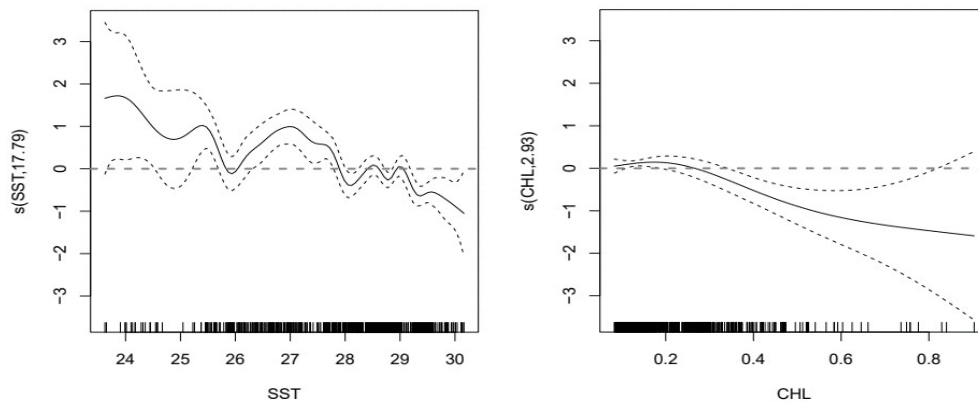
Gambar 3 Sebaran spasial titik lokasi penangkapan ikan madidihang setiap musim *overlay* dengan distribusi (a) SPL dan (b) CHL dari Marine Copernicus.

Figure 3. Spatial distribution of yellowfin tuna fishing locations for each season overlaid on (a) SST and (b) CHL distributions from Marine Copernicus.



Gambar 4. Histogram sebaran data (a) LNCPUe, (b) SPL, dan (c) CHL di Perairan Samudra Hindia Bagian Tenggara

Figure 4. Histogram of data distribution (a) LNCPUe, (b) SST, and (c) CHL in the Southeastern Indian Ocean Waters.

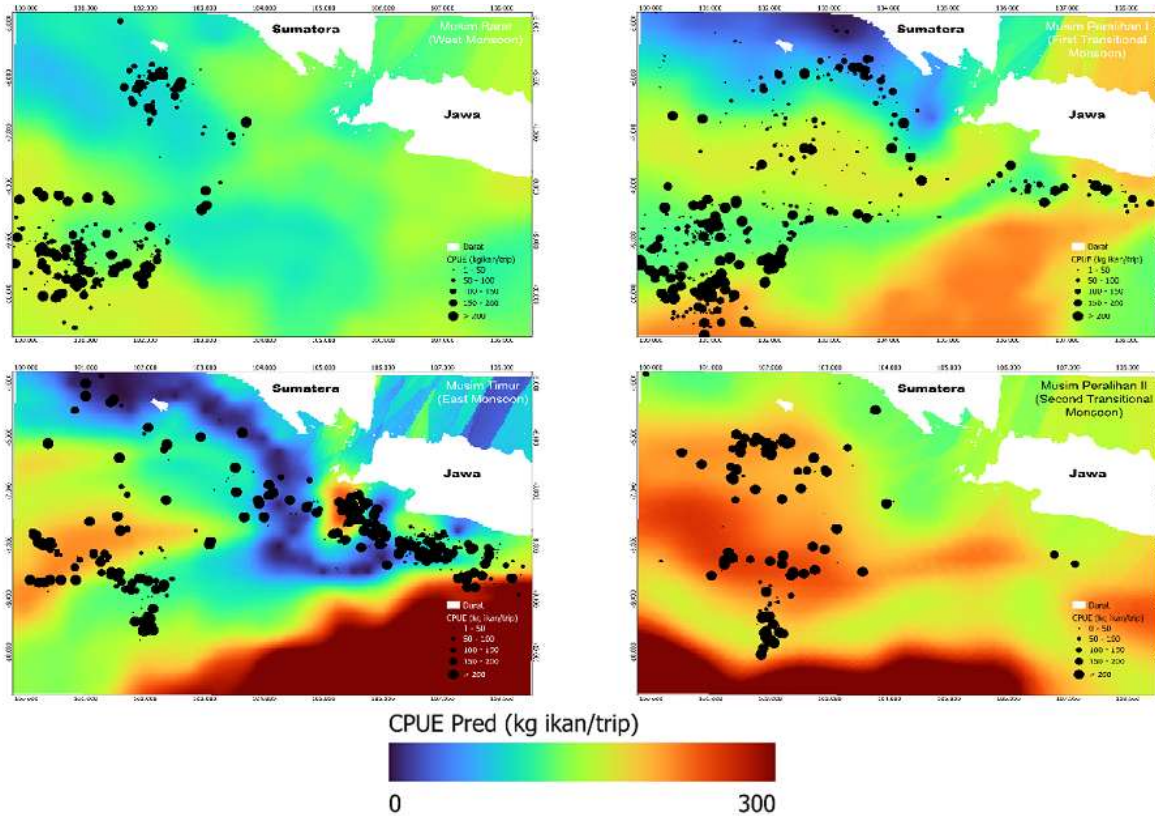


Gambar 5 Pengaruh SPL dan CHL terhadap deviasi CPUE nominal ikan tuna madidihang berdasarkan model GAM.

Figure 5. Influence of SST and CHL on the deviation of nominal CPUE of yellowfin tuna based on the GAM model.

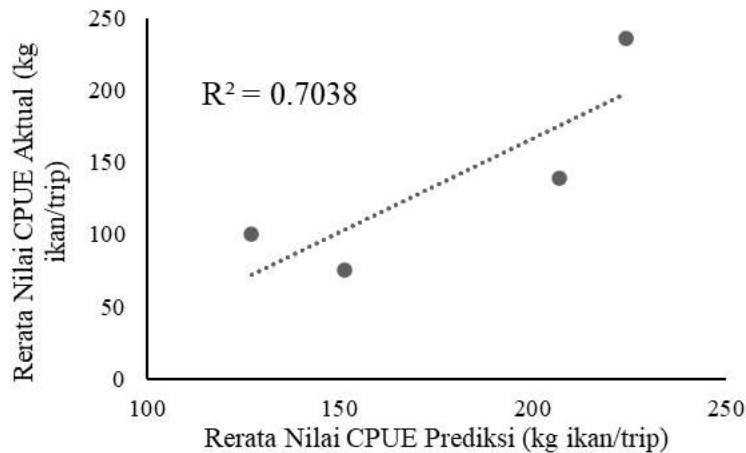
Tabel 1. Perbandingan model GAM antara parameter tunggal dan gabungan
 Table 1. Comparison of GAM Models Between Single and Combined Parameters

Model	Parameter	p-value	AIC	DE (%)
1	SPL	<2e-16	3.685,626	19,55
2	CHL	0,00876	3.755,582	11,16
3	SPL	<2e-16	3.667,713	21,2
	CHL	2e-04		



Gambar 6. Distribusi spasial CPUE madidihang (kg ikan/trip) dari rawai tuna ditampilkan sebagai titik per musim, overlay pada CPUE prediksi yang dihasilkan dari model nonlinear GAM

Figure 6. Spatial distribution of yellowfin tuna CPUE (kg fish/trip) from tuna longline fishing shown as points by season, overlaid on predicted CPUE generated from the nonlinear GAM model



Gambar 7. Diagram pencar gabungan nilai CPUE hasil pengamatan musiman yang dibandingkan dengan nilai CPUE hasil prediksi ($p < 0,01$, $R^2 = 0,7038$)

Figure 7. Scatter plot of aggregated seasonal observed CPUE values compared to predicted CPUE values ($p < 0,01$, $R^2 = 0,7038$)

2017). Sebaliknya, ketika konsentrasi klorofil terlalu tinggi (*eutrofik*), peningkatan viskositas dan turbiditas air dapat menurunkan efektivitas pergerakan dan orientasi ikan terhadap mangsanya (Duffy *et al.*, 2017).

Kesesuaian antara hasil pemodelan GAM dan distribusi aktual CPUE menunjukkan bahwa SPL dan CHL merupakan variabel lingkungan yang relevan dalam menjelaskan keberadaan madidihang secara spasial dan temporal. Tingginya nilai *deviance explained* dari model menunjukkan bahwa hubungan antara CPUE dan parameter oseanografi bersifat non-linear namun konsisten (Hua *et al.*, 2019). Hal ini dapat dijelaskan melalui konsep *habitat suitability*, di mana terdapat ambang batas lingkungan yang optimal untuk aktivitas makan dan berenang ikan. Rentang SPL 28 - 29°C kemungkinan merupakan kisaran suhu optimal bagi metabolisme dan efisiensi berenang madidihang, sementara kisaran CHL 0,1 - 0,3 mg/m³ menyediakan cukup sumber daya tanpa menyebabkan kondisi perairan yang terlalu padat dan menurunkan kadar oksigen terlarut. Hasil ini sejalan dengan studi terdahulu yang mengidentifikasi preferensi ikan tuna madidihang terhadap SPL pada kisaran 26–30°C (Lan *et al.*, 2013; Lan *et al.*, 2017; Wiryawan *et al.*, 2020) dan CHL antara 0,05–0,4 mg/m³ (Lan *et al.*, 2017; Wiryawan *et al.*, 2020; Maddumage *et al.*, 2023).

Konsistensi spasial antara titik-titik penangkapan aktual dan zona prediksi dari model mengindikasikan bahwa ikan madidihang memiliki fidelitas habitat musiman yang tinggi, dan keberadaannya dipengaruhi secara langsung oleh parameter oseanografi yang dapat dipantau melalui data satelit (Hsu *et al.*, 2021). Koefisien determinasi sebesar 0,7038 menunjukkan bahwa model mampu menangkap sebagian besar variasi distribusi CPUE. Secara umum, keberhasilan model dalam memprediksi daerah potensi penangkapan ikan madidihang menegaskan pentingnya pendekatan ekologi perikanan berbasis oseanografi. Ini tidak hanya memberikan landasan ilmiah untuk pemetaan zona penangkapan yang efektif dan berkelanjutan, tetapi juga membuka peluang integrasi data *real-time* satelit dalam *fisheries forecasting* di perairan tropis yang dinamis.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model estimasi daerah potensial penangkapan ikan tuna madidihang (*Thunnus albacares*) berbasis pendekatan *Generalized Additive Model* (GAM) dengan mempertimbangkan parameter oseanografi SPL dan CHL. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa kedua variabel tersebut memiliki pengaruh signifikan terhadap distribusi spasial CPUE, dengan rentang suhu optimal 28 - 29°C dan konsentrasi klorofil-a 0,1 - 0,3 mg/m³. Interpretasi spasial terhadap hasil model menunjukkan adanya pergeseran musiman habitat preferensial madidihang, yang dipengaruhi oleh dinamika *upwelling* dan produktivitas primer yang mendorong ketersediaan pakan secara trofik. Hal ini

menunjukkan bahwa SPL dan klorofil-a merupakan indikator ekologis yang relevan dalam memetakan daerah penangkapan potensial secara adaptif.

PERSANTUNAN

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Pelabuhan Perikanan Samudera Nizam Zachman Jakarta atas dukungan melalui penyediaan data logbook perikanan yang digunakan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Bellido, J. M., Brown, A. M., Valavanis, V. D., Giráldez, A., Pierce, G. J., Iglesias, M., & Palialexis, A. (2008). Identifying essential fish habitat for small pelagic species in Spanish Mediterranean waters. *Essential Fish Habitat Mapping in the Mediterranean*, 171-184. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-9141-4_13
- De Lima, R. F., Sampaio, H., Dunn, J. C., Cabinda, G., Fonseca, R., Oquiongo, G., Oquiongo, J., Samba, S., Santana, A., Soares, E., Viegas, L., Ward-Francis, A., Costa, T. C., Palmeirim, J., & Buchanan, G. M. (2017). Distribution and habitat associations of the critically endangered bird species of São Tomé Island (Gulf of Guinea). *Bird Conservation International*, 27(4), 455-469. <https://doi.org/10.1017/S0959270916000241>
- Dell, J., Wilcox, C., & Hobday, A. J. (2011). Estimation of yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) habitat in waters adjacent to Australia's East Coast: making the most of commercial catch data. *Fisheries Oceanography*, 20(5), 383-396. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2419.2011.00591.x>
- Duffy, L. M., Kuhnert, P. M., Pethybridge, H. R., Young, J. W., Olson, R. J., Logan, J. M., Goñi, N., Romanov, E., Allain, V., Staudinger, M. D., Abecassis, M., Choy, C. A., Hobday, A. J., Simier, M., Galvan-Magaña, F., Potier, M., & Ménard, F. (2017). Global trophic ecology of yellowfin, bigeye, and albacore tunas: understanding predation on micronekton communities at ocean-basin scales. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 140, 55-73. <https://doi.org/10.1016/j.dsr2.2017.03.003>
- Gaertner, D., Hallier, J.P., (2015). Tag shedding by tropical tunas in the Indian Ocean and other factors affecting the shedding rate. *Fish. Res.* 163, 98–105. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2014.02.025>
- Goñi, N., Didouan, C., Arrizabalaga, H., Chifflet, M., Arregui, I., Goikoetxea, N., & Santiago, J. (2015). Effect of oceanographic parameters on daily albacore catches in the Northeast Atlantic. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 113, 73-80. <https://doi.org/10.1016/j.dsr2.2015.01.012>
- Guevara, L., Gerstner, B. E., Kass, J. M., & Anderson, R. P. (2018). Toward ecologically realistic predictions of species distributions: A cross time example from tropical montane cloud forests. *Global change biology*,

- 24(4), 1511-1522. <https://doi.org/10.1111/gcb.13992>
- Gulland, J. A., (1969). Manual Of Methods For Fish Stock Assessment. Rome (IT) : Fishery Resources and Exploitation Division.
- Hollowed, A. B., Barbeaux, S. J., Cokelet, E. D., Farley, E., Kotwicki, S., Ressler, P. H., Spital, C., & Wilson, C. D. (2012). Effects of climate variations on pelagic ocean habitats and their role in structuring forage fish distributions in the Bering Sea. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 65, 230-250. <https://doi.org/10.1016/j.dsr2.2012.02.008>
- Hoshino, E., Hillary, R., Davies, C., Satria, F., Sadiyah, L., Ernawati, T., & Proctor, C. (2020). Development of pilot empirical harvest strategies for tropical tuna in Indonesian archipelagic waters: Case studies of skipjack and yellowfin tuna. *Fisheries Research*, 227, 105539. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2020.105539>
- Hu, C., Harrison, D. P., Hinton, M. G., Siegrist, Z. C., & Kiefer, D. A. (2018). Habitat analysis of the commercial tuna of the Eastern Tropical Pacific Ocean. *Fisheries Oceanography*, 27(5), 417-434. <https://doi.org/10.1111/fog.12263v>
- Hua, C., Zhu, Q., Shi, Y., & Liu, Y. (2019). Comparative analysis of CPUE standardization of Chinese Pacific saury (*Cololabis saira*) fishery based on GLM and GAM. *Acta Oceanologica Sinica*, 38(10), 100-110. <https://doi.org/10.1007/s13131-019-1486-3>
- Hsu, T. Y., Chang, Y., Lee, M. A., Wu, R. F., & Hsiao, S. C. (2021). Predicting skipjack tuna fishing grounds in the western and central Pacific Ocean based on high-spatial-temporal-resolution satellite data. *Remote Sensing*, 13(5), 861. <https://doi.org/10.3390/rs13050861>
- Lan, K. W., Chang, Y. J., & Wu, Y. L. (2020). Influence of oceanographic and climatic variability on the catch rate of yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) cohorts in the Indian Ocean. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 175, 104681. <https://doi.org/10.1016/j.dsr2.2019.104681>
- Lan, K. W., Evans, K., & Lee, M. A., (2013). Effects of climate variability on the distribution and fishing conditions of yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) in the western Indian Ocean. *Climatic Change* 119, 63–77. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0637-8>
- Lan, K. W., Lee, M. A., Chou, C. P., & Vayghan, A. H. (2018). Association between the interannual variation in the oceanic environment and catch rates of bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Atlantic Ocean. *Fisheries Oceanography*, 27(5), 395-407. <https://doi.org/10.1111/fog.12259>
- Lan, K. W., Nishida, T., Lee, M. A., Lu, H. J., Huang, H. W., Chang, S. K., & Lan, Y. C. (2012). Influence of the marine environment variability on the yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) catch rate by the Taiwanese longline fishery in the Arabian Sea, with special reference to the high catch in 2004. *Journal of Marine Science and Technology*, 20(5), 5. DOI: 10.6119/JMST-011-0506-1
- Lan, K. W., Shimada, T., Lee, M. A., Su, N. J., & Chang, Y. (2017). Using remote-sensing environmental and fishery data to map potential yellowfin tuna habitats in the tropical Pacific Ocean. *Remote Sensing*, 9(5), 444. <https://doi.org/10.3390/rs9050444>
- Maddumage, U. S., Rajapaksha, J., & Gunatilake, J. (2023). Effect of ocean circulation and chlorophyll-a concentration on yellowfin tuna catch rates in Sri Lankan logline fishery. *Ceylon Journal of Science*, 52(3). <https://doi.org/10.4038/cjs.v52i3.8208>
- Maunder, M. N., & Punt, A. E. (2004). Standardizing catch and effort data: a review of recent approaches. *Fisheries research*, 70(2-3), 141-159. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.002>
- Memtsas, G. I., Lazarina, M., Sgardelis, S. P., Petanidou, T., & Kallimanis, A. S. (2022). What plant–pollinator network structure tells us about the mechanisms underlying the bidirectional biodiversity productivity relationship?. *Basic and Applied Ecology*, 63, 49-58. <https://doi.org/10.1016/j.baae.2022.05.006>
- Mondal, S., Wang, Y. C., Lee, M. A., Weng, J. S., & Mondal, B. K. (2022). Ensemble three-dimensional habitat modeling of Indian Ocean immature albacore tuna (*Thunnus alalunga*) using remote sensing data. *Remote Sensing*, 14(20), 5278. <https://doi.org/10.3390/rs14205278>
- Murase, H., Nagashima, H., Yonezaki, S., Matsukura, R., & Kitakado, T. (2009). Application of a generalized additive model (GAM) to reveal relationships between environmental factors and distributions of pelagic fish and krill: a case study in Sendai Bay, Japan. *ICES Journal of Marine Science*, 66(6), 1417-1424. <https://doi.org/10.1093/icesjms/fsp105>
- Radiarta, I. N., Saitoh, S. I., & Miyazono, A. (2008). GIS-based multi-criteria evaluation models for identifying suitable sites for Japanese scallop (*Mizuhopecten yessoensis*) aquaculture in Funka Bay, southwestern Hokkaido, Japan. *Aquaculture*, 284(1-4), 127-135. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2008.07.048>
- Sambah, A. B., Muamanah, A., Harlyan, L. I., Lelono, T. D., Iranawati, F., & Sartimbul, A. (2021). Sea surface temperature and chlorophyll-a distribution from Himawari satellite and its relation to yellowfin tuna in the Indian Ocean. *Aquaculture, Aquarium, Conservation & Legislation*, 14(2), 897-909.
- Steinke, S., Prange, M., Feist, C., Groeneveld, J., & Mohtadi, M. (2014). Upwelling variability off southern Indonesia over the past two millennia. *Geophysical Research Letters*, 41(21), 7684-7693. <https://doi.org/10.1002/2014GL061450>
- Supriyadi, E., & Hidayat, R. (2020). Identification of upwelling area of the western territorial waters of Indonesia from 2000 to 2017. *The Indonesian Journal of Geography*, 52(1), 105-111. DOI: <http://dx.doi.org/10.22146/ijg.50641>
- Swartzman, G., Silverman, E., & Williamson, N. (1995).

- Relating trends in walleye pollock (*Theragra chalcogramma*) abundance in the Bering Sea to environmental factors. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 52(2), 369-380. <https://doi.org/10.1139/f95-039>
- Torrejón-Magallanes, J., Grados, D., & Lau-Medrano, W. (2019). Spatio-temporal distribution modeling of dolphinfish (*Coryphaena hippurus*) in the Pacific Ocean off Peru using artisanal longline fishery data. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 169, 104665. <https://doi.org/10.1016/j.dsr2.2019.104665>
- Velasco, J. A., & González-Salazar, C. (2019). Akaike information criterion should not be a “test” of geographical prediction accuracy in ecological niche modelling. *Ecological Informatics*, 51, 25-32. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.02.005>
- Wei, X., Liao, X., Zhan, H., & Liu, H. (2012). Estimates of potential new production in the Java-Sumatra upwelling system. *Chinese journal of oceanology and limnology*, 30(6), 1063-1067. <https://doi.org/10.1007/s00343-012-1281-x>
- Wiryan, B., Loneragan, N., Mardhiah, U., Kleinertz, S., Wahyuningrum, P. I., Pingkan, J., Wildan, Timur, P. S., Duggan, D., & Yulianto, I. (2020). Catch per unit effort dynamic of yellowfin tuna related to sea surface temperature and chlorophyll in Southern Indonesia. *Fishes*, 5(3), 28. <https://doi.org/10.3390/fishes5030028>
- Zainuddin, M., Kiyofuji, H., Saitoh, K., & Saitoh, S. I. (2006). Using multi-sensor satellite remote sensing and catch data to detect ocean hot spots for albacore (*Thunnus alalunga*) in the northwestern North Pacific. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 53(3-4), 419-431. <https://doi.org/10.1016/j.dsr2.2006.01.007>
- Zainuddin, M., Nelwan, A., Farhum, S. A., Hajar, M. A. I., Kurnia, M. S. (2013). Characterizing potential fishing zone of skipjack tuna during the southeast monsoon in the Bone Bay-Flores Sea using remotely sensed oceanographic data. *IntlJ Geosci* 4(1): 259-266. DOI: 10.4236/ijg.2013.41a023.
- Zuur, A. F., Ieno, E. N., Walker, N. J., Saveliev, A. A., Smith, G. M., (2009). *Mixed Effect Models and Extension in Ecology With R*. New York (US): Springer.