

**PENGARUH VARIABILITAS OSEANOGRAFI TERHADAP CPUE IKAN TONGKOL (*Euthynnus spp*)
MENGUNAKAN GENERALIZED ADDITIVE MODEL DI PERAIRAN TERNATE
*INFLUENCE OF OCEANOGRAPHIC VARIABILITY ON TONGKOL (*Euthynnus spp*) CPUE USING A
GENERALIZED ADDITIVE MODEL IN TERNATE WATERS***

**Gilar Budi Pratama^{1*)}, Lady Ayu Sri Wijayanti²⁾, Mochhamad Ikhsan Cahya Utama²⁾, Nurani Khoerunnisa²⁾,
Aisyah¹⁾**

1. Departemen Perikanan, Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan Universitas Padjadjaran
2. Program Studi Perikanan Laut Tropis Kampus Pangandaran, Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan, Universitas Padjadjaran

Teregisterasi tanggal : 10 Desember 2025: Diterima setelah perbaikan tanggal 5 Mei 2026;
Disetujui terbit tanggal : 09 Mei 2026

ABSTRAK

Perairan Maluku merupakan salah satu wilayah perikanan strategis di Indonesia yang berperan sebagai habitat penting bagi ikan tongkol (*Euthynnus spp.*), komoditas pelagis bernilai ekonomi tinggi. Distribusi dan kelimpahan ikan tongkol di wilayah ini sangat dipengaruhi oleh dinamika oseanografi yang bersifat spasial dan temporal. Penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh berbagai parameter oseanografi terhadap variasi *Catch Per Unit Effort* (CPUE) ikan tongkol di perairan sekitar PPN Ternate selama periode 2021–2023. Analisis dilakukan menggunakan pendekatan *Generalized Additive Model* (GAM) untuk menangkap hubungan *non-linear* antara CPUE dan variabel lingkungan. Variabel prediktor yang digunakan meliputi suhu permukaan laut, konsentrasi klorofil-a, kecepatan arus, salinitas, tinggi muka air laut, dan intensitas *thermal front*. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa kombinasi seluruh variabel menghasilkan model terbaik dengan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) sebesar 453,72, yang mengindikasikan bahwa variasi CPUE tongkol lebih akurat dijelaskan oleh interaksi multivariabel dibandingkan pengaruh variabel tunggal. Uji signifikansi menunjukkan bahwa klorofil-a ($p = 0,0356$), kecepatan arus ($p = 0,0041$), dan *thermal front* ($p = 0,0483$) berpengaruh nyata terhadap CPUE. Kurva respons mengindikasikan bahwa produktivitas primer, dinamika arus, dan keberadaan *thermal front* merupakan faktor utama yang mengendalikan pola agregasi ikan tongkol di perairan PPN Ternate.

Kata kunci: CPUE, GAM, oseanografi, *thermal front*

ABSTRACT

The Maluku Waters represent one of Indonesia's strategic fishing grounds and serve as an important habitat for mackerel tuna (*Euthynnus spp.*), a small pelagic species with high economic value. The distribution and abundance of tongkol in this region are strongly influenced by spatial and temporal oceanographic dynamics. This study aims to analyze the effects of various oceanographic parameters on variations in *Catch Per Unit Effort* (CPUE) of tongkol in the waters surrounding PPN Ternate during the period 2021–2023. The analysis was conducted using a *Generalized Additive Model* (GAM) approach to capture nonlinear relationships between CPUE and environmental variables. The predictor variables included sea surface temperature, chlorophyll-a concentration, current velocity, salinity, sea level height, and *thermal front* intensity. The modeling results indicate that the best-performing model was obtained using the combination of all variables, with an *Akaike Information Criterion* (AIC) value of 453,72, suggesting that CPUE dynamics are more accurately explained by multivariable interactions rather than single-variable effects. Significance testing identified three parameters with a statistically significant influence on CPUE, namely chlorophyll-a ($p = 0,0356$), current velocity ($p = 0,0041$), and *thermal front* intensity ($p = 0,0483$). The response curves further demonstrate that primary productivity, current dynamics, and *thermal front* intensity are the main controlling factors governing the aggregation patterns of mackerel tuna in the PPN Ternate waters.

Keywords: CPUE, GAM, oceanographic, *thermal front*

Korespondensi penulis:

e-mail: gilar.pratama@unpad.ac.id

DOI: <http://dx.doi.org/10.15578/bawal.18.1.2026.23-33>

Copyright © 2026, BAWAL WIDYA RISRET PERIKANAN TANGKAP (BAWAL)

PENDAHULUAN

Perairan Maluku dikenal sebagai salah satu wilayah dengan potensi perikanan terbesar di Indonesia, terutama karena perairan lautnya jauh lebih luas dibandingkan daratan, sehingga sumber daya perikanan relatif melimpah (Salim *et al.*, 2023). Pelabuhan Perikanan Nusantara (PPN) Ternate merupakan salah satu lokasi pendaratan ikan penting di kawasan ini, yang menjadi pusat aktivitas perikanan skala kecil hingga menengah. Ikan tongkol (*Euthynnus spp.*) menempati posisi penting di antara komoditas yang didaratkan di PPN Ternate karena memiliki nilai ekonomi tinggi (Tarigan *et al.*, 2021), yang berkontribusi besar terhadap penghidupan bagi nelayan lokal di kawasan tersebut.

Ikan tongkol merupakan spesies pelagis beruaya yang memiliki mobilitas tinggi dan cenderung berpindah mengikuti kondisi lingkungan laut (Sugara *et al.*, 2022). Sebagai ikan yang hidup di kolom perairan bagian atas, distribusi dan kelimpahannya sangat dipengaruhi oleh dinamika oseanografi seperti suhu permukaan laut, salinitas, konsentrasi klorofil-a, arus, dan struktur massa air (Wang *et al.*, 2016; Ekaputra *et al.*, 2019). Variabilitas lingkungan laut, baik yang bersifat musiman maupun yang dipengaruhi fenomena iklim regional, dapat mendorong perubahan spasial maupun temporal terhadap keberadaan ikan tongkol. Oleh karena itu, pemahaman mengenai hubungan antara faktor-faktor oseanografi dan habitat tongkol menjadi aspek penting dalam kajian ekologi perikanan.

Dalam konteks perikanan tangkap, memahami perilaku dan ekologi ikan tongkol memiliki peran strategis terutama dalam menduga daerah penangkapan ikan (*fishing ground*). Informasi mengenai bagaimana tongkol merespon perubahan parameter lingkungan dapat digunakan sebagai basis dalam menentukan *fishing ground*. Ketepatan dalam menentukan *fishing ground* dapat meningkatkan efisiensi operasi penangkapan, mengurangi biaya operasional, serta mendukung pengelolaan perikanan yang lebih berkelanjutan (Nurani *et al.*, 2021; Pratama *et al.*, 2022).

Mengingat perairan Maluku dipengaruhi oleh dinamika oseanografi yang kompleks, seperti sistem angin monsun, variabilitas iklim ENSO, serta interaksi massa air melalui

Indonesian Throughflow (ITF), wilayah ini menunjukkan variabilitas yang tinggi pada parameter oseanografi seperti suhu permukaan laut dan klorofil-a (Natalia *et al.*, 2015; Namira *et al.*, 2022; Pratama *et al.*, 2025). Oleh karenanya analisis hubungan antara kondisi oseanografi dan kelimpahan tongkol menjadi kebutuhan mendasar untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data ilmiah.

Interaksi antara parameter oseanografi dan kelimpahan ikan dapat dianalisis menggunakan berbagai pendekatan pemodelan, salah satunya *Generalized Additive Model* (GAM). Metode ini banyak digunakan dalam kajian ekologi perikanan karena kemampuannya dalam menangkap hubungan *non-linear* yang kompleks antara variabel lingkungan dan respons biologis (Kim *et al.*, 2020). Berbeda dengan model *linear* konvensional, GAM memiliki fleksibilitas tinggi melalui penggunaan fungsi *smoothing*, sehingga pola respons yang tidak *linear* dapat diidentifikasi secara lebih akurat (Susilo & Wibawa, 2017).

Namun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih cenderung menggunakan pendekatan parsial atau berbasis variabel tunggal, serta belum secara optimal mengintegrasikan parameter oseanografi dinamis seperti *thermal front* ke dalam kerangka model multivariabel. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan GAM multivariabel dengan mengintegrasikan *thermal front* bersama parameter oseanografi lainnya, guna memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai pengaruh faktor lingkungan terhadap variasi CPUE ikan tongkol di perairan Ternate.

BAHAN DAN METODE

Penelitian ini memanfaatkan data produksi perikanan yang tercatat pada *logbook* di PPN Ternate dan data citra oseanografi. Data produksi mencakup jenis ikan yang tertangkap, jumlah trip penangkapan, total produksi, dan waktu penangkapan pada rentang tahun 2021 hingga 2023. Sementara itu, data citra oseanografi diunduh melalui *Copernicus Marine Services* untuk periode Januari 2021 hingga Desember 2023 dengan resolusi temporal bulanan. Data yang digunakan meliputi suhu permukaan laut, konsentrasi klorofil-a, salinitas, kecepatan arus, dan tinggi muka air laut. Keterangan mengenai data citra yang digunakan ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Rincian data citra yang digunakan dalam penelitian
Table 1. Details of satellite imagery data used in this study

Parameter	Kode	Sumber	Resolusi Spasial	Resolusi Temporal
Suhu permukaan laut	SST	<i>Global Ocean Physics Reanalysis</i>	0,083° x 0,083°	Bulanan
Konsentrasi klorofil-a	CHL	<i>Global Ocean Biogeochemistry Hindcast</i>	0,250° x 0,250°	Bulanan
Salinitas	SAL	<i>Global Ocean Physics Reanalysis</i>	0,083° x 0,083°	Bulanan
Kecepatan arus	CURR	<i>Global Ocean Physics Reanalysis</i>	0,083° x 0,083°	Bulanan
Tinggi muka air laut	SSH	<i>Global Ocean Physics Reanalysis</i>	0,083° x 0,083°	Bulanan

Pengolahan Data

a. Data produksi perikanan

Data produksi perikanan diperoleh dari *logbook* kapal yang mendaratkan hasil tangkapan di PPN Ternate. Data *logbook* merupakan data resmi yang digunakan dalam statistik perikanan. Meskipun berpotensi mengandung bias pelaporan, penggunaan *Catch per Unit Effort* (CPUE) yang telah distandarisasi terhadap upaya penangkapan (*effort*) tetap dianggap sebagai indikator yang *reliable* untuk menggambarkan kelimpahan relatif ikan. Dalam rangka meningkatkan kualitas data, dilakukan penyaringan terhadap data yang tidak lengkap sebelum tahap analisis.

Data tersebut selanjutnya diolah untuk menganalisis dinamika produksi yang mencerminkan kelimpahan ikan tongkol di perairan. Dinamika kelimpahan ini direpresentasikan melalui nilai CPUE, yang dinilai lebih stabil karena telah mempertimbangkan faktor *effort*, sehingga lebih mampu menggambarkan dinamika biologis dibandingkan hanya menggunakan data produksi total. Selain itu, CPUE telah banyak digunakan sebagai indikator kelimpahan ikan dalam berbagai penelitian perikanan (Imron et al., 2019). Menurut Gulland (1983), formulasi yang digunakan untuk menghitung CPUE adalah sebagai berikut:

$$CPUE = (Catch\ production\ (kg)) / (Effort\ (trip)) \dots (1)$$

b. Data citra oseanografi

Pada tahap awal, citra diverifikasi untuk memastikan integritas data serta cakupan spasialnya. Selanjutnya dilakukan proses *subsetting* dengan memotong citra sesuai batas koordinat wilayah penelitian di perairan sekitar Ternate. Setelah tahap pemotongan dan penyaringan, citra diekstraksi menjadi file berformat .txt yang memuat informasi koordinat dan nilai parameter oseanografi.

File .txt hasil ekstraksi tersebut selanjutnya diproses menggunakan ArcGIS 10.8. Data terlebih dahulu dikonversi menjadi titik spasial melalui fungsi "Add XY Data" dan direproyeksi ke sistem koordinat WGS 1984 untuk memastikan keseragaman sistem referensi spasial. Tahap berikutnya adalah interpolasi spasial untuk membentuk permukaan raster kontinu dari data titik. Metode interpolasi yang digunakan adalah *Inverse Distance Weighting* (IDW) atas pertimbangan bahwa perairan laut yang menjadi area penelitian bersifat lokal, yang mana IDW mampu merepresentasikan kondisi lokal dengan sangat baik (Yudanegara et al., 2021).

c. Identifikasi *thermal front*

Data yang digunakan dalam analisis ini berupa citra suhu permukaan laut (SST) yang kemudian diproses untuk mengidentifikasi keberadaan *thermal front*. Penentuan fenomena *thermal front* dilakukan menggunakan algoritma *Single Image Edge Detection* (SIED), yaitu metode yang dirancang untuk mendeteksi perubahan gradien suhu yang mencolok pada suatu citra (Cayula & Cornillon, 1992).

Algoritma SIED diketahui mampu menghasilkan deteksi *front* yang lebih presisi dibandingkan pendekatan berbasis interpretasi visual semata. Dalam penerapannya, SIED menggunakan ambang batas perubahan suhu sebesar 0,5°C untuk membedakan area dengan kontras termal yang signifikan (Mustasim et al., 2015).

Analisis Data

Analisis hubungan antara parameter oseanografi dan produksi ikan tongkol dilakukan menggunakan pendekatan *Generalized Additive Model* (GAM). Metode ini dipilih karena memiliki fleksibilitas tinggi dalam menangkap pola hubungan *non-linear* antara variabel respons dan variabel prediktor (Zuur et al., 2009). GAM memungkinkan pemodelan melalui *smoothing functions* sehingga dinamika lingkungan yang kompleks dapat direpresentasikan dengan lebih akurat dibandingkan model *linear* konvensional (Susilo & Wibawa, 2017). Dalam penelitian ini, variabel respons yang digunakan adalah CPUE sebagai indikator kelimpahan relatif tongkol. Variabel-variabel oseanografi (suhu permukaan laut, klorofil-a, kecepatan arus, salinitas, tinggi muka air laut, *thermal front*) digunakan sebagai prediktor, dan masing-masing dimasukkan ke dalam model sebagai fungsi halus (*smooth term*). Analisis dilakukan menggunakan paket "mgcv" pada perangkat lunak R, yang secara otomatis memilih tingkat kehalusan fungsi *spline* dengan teknik *Generalized Cross-Validation* (GCV).

Struktur umum model yang dibangun adalah sebagai berikut:

$$CPUE = \hat{\alpha} + s_1(OSE1) + s_2(OSE2) + \dots + \hat{\alpha} \dots (2)$$

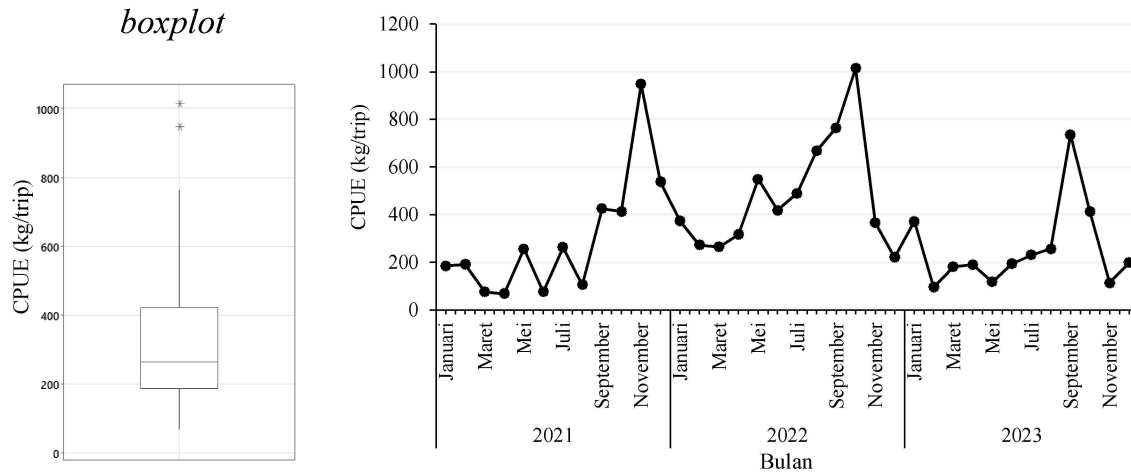
Di mana s_i merupakan fungsi halus berbasis *thin plate regression spline*.

Model dijalankan dan dievaluasi melalui nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) untuk membandingkan beberapa skema model guna menentukan model terbaik (Wood, 2006). *Output* GAM disajikan dalam bentuk *response curves* yang menggambarkan bagaimana perubahan setiap parameter oseanografi memengaruhi variasi CPUE.

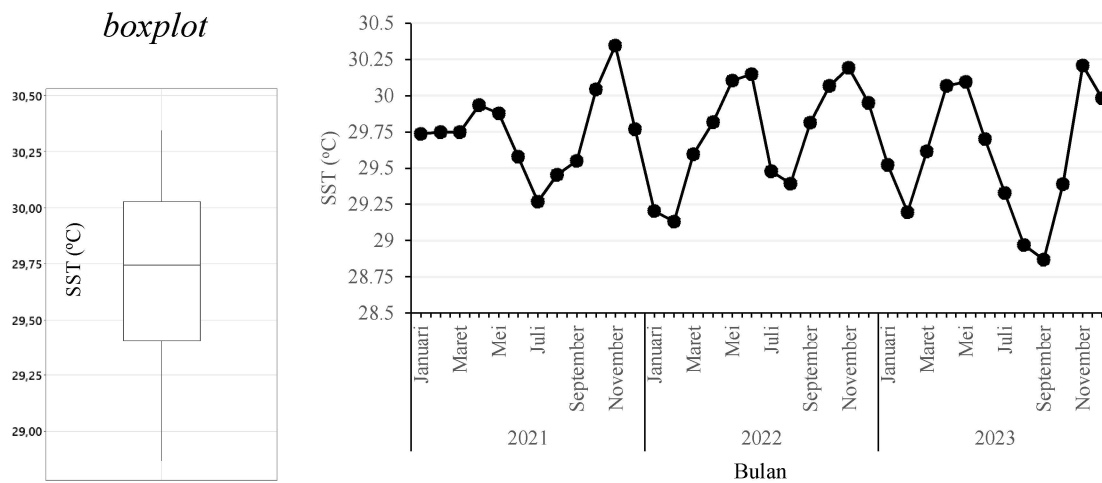
HASIL

Dinamika *Catch per Unit Effort* (CPUE)

Variasi CPUE tongkol selama tahun 2021–2023 menunjukkan fluktuasi temporal yang kuat dengan pola musiman yang relatif konsisten. Berdasarkan grafik dinamika CPUE (Gambar 1), nilai tangkapan cenderung rendah pada awal tahun (Januari–Maret) hingga pertengahan tahun (April–Juni), kemudian meningkat pada periode Juli–September. Puncak CPUE umumnya terjadi pada periode akhir hingga menjelang akhir tahun (September–Oktober–November), meskipun tidak selalu konsisten pada setiap tahun.



Gambar 1. Variasi nilai CPUE bulanan ikan tongkol bulanan di PPN Ternate selama tahun 2021–2023
 Figure 1. Monthly variation of mackerel tuna CPUE at PPN Ternate during 2021–2023



Gambar 2. Variasi nilai rata-rata bulanan suhu permukaan laut di perairan sekitar Ternate selama periode 2021–2023
 Figure 2. Variation in monthly mean sea surface temperature in the waters surrounding Ternate during 2021–2023

Puncak CPUE sangat mencolok pada November 2021 (947,72 kg/trip), Oktober 2022 (1014,03 kg/trip) dan September 2023 (735,42 kg/trip), yang menjadi tertinggi setiap tahunnya dalam periode tersebut. Sebaliknya, sejumlah bulan seperti April 2021 (68,42 kg/trip), dan Februari 2023 (95,24 kg/trip) menunjukkan nilai CPUE yang rendah, sehingga menegaskan adanya ketidakmerataan hasil tangkapan sepanjang tahun. *Boxplot* CPUE menggambarkan sebaran data yang relatif lebar, menunjukkan bahwa sebagian besar tangkapan berada pada kisaran moderat, tetapi sesekali muncul nilai puncak yang sangat tinggi.

Suhu Permukaan Laut (SST)

Variasi suhu permukaan laut (SST) di perairan sekitar Ternate selama periode 2021–2023 (Gambar 2) menunjukkan fluktuasi musiman berdasarkan nilai rata-rata bulanan dengan kisaran yang relatif sempit dan konsisten antar tahun.

Pada tahun 2021, nilai rata-rata bulanan SST berkisar antara 29,27 °C (Juli) hingga 30,35 °C (November). Tahun 2022 menunjukkan rentang yang sedikit lebih luas, dengan nilai rata-rata bulanan terendah sebesar 29,13 °C (Februari) dan tertinggi 30,19 °C (November). Sementara itu, pada tahun 2023, kisaran SST menjadi yang paling ekstrem sepanjang periode penelitian, dengan nilai rata-rata bulanan terendah sebesar 28,87 °C (September) dan tertinggi 30,21 °C (November). Pola musiman yang terlihat menunjukkan bahwa suhu cenderung menurun pada pertengahan tahun (Juni–September) dan meningkat kembali pada akhir tahun. Sebaran nilai pada *boxplot* mengindikasikan bahwa SST relatif stabil tanpa adanya nilai pencilan, meskipun terdapat variasi kecil antar-tahun.

Konsentrasi Klorofil-a (CHL)

Dinamika konsentrasi klorofil-a (CHL) di perairan sekitar PPN Ternate (Gambar 3) juga menunjukkan variasi musiman yang jelas berdasarkan nilai rata-rata bulanan.

Pada tahun 2021, nilai rata-rata bulanan CHL tertinggi tercatat pada bulan September sebesar 0,1298 mg/m³, sedangkan nilai terendah terjadi pada bulan Januari sebesar 0,1031 mg/m³. Pada tahun 2022, puncak konsentrasi rata-rata bulanan bergeser ke bulan Oktober dengan nilai 0,1742 mg/m³, sementara nilai terendah tetap berada pada bulan Januari sebesar 0,1061 mg/m³. Pada tahun 2023, peningkatan konsentrasi CHL terlihat lebih signifikan, dengan nilai rata-rata bulanan tertinggi terjadi pada bulan Agustus sebesar 0,2182 mg/m³, sedangkan nilai terendah tercatat pada bulan Desember sebesar 0,1108 mg/m³. *Boxplot* CHL menggambarkan sebaran data yang relatif sempit dengan beberapa nilai pencilan di atas kisaran distribusi utama data.

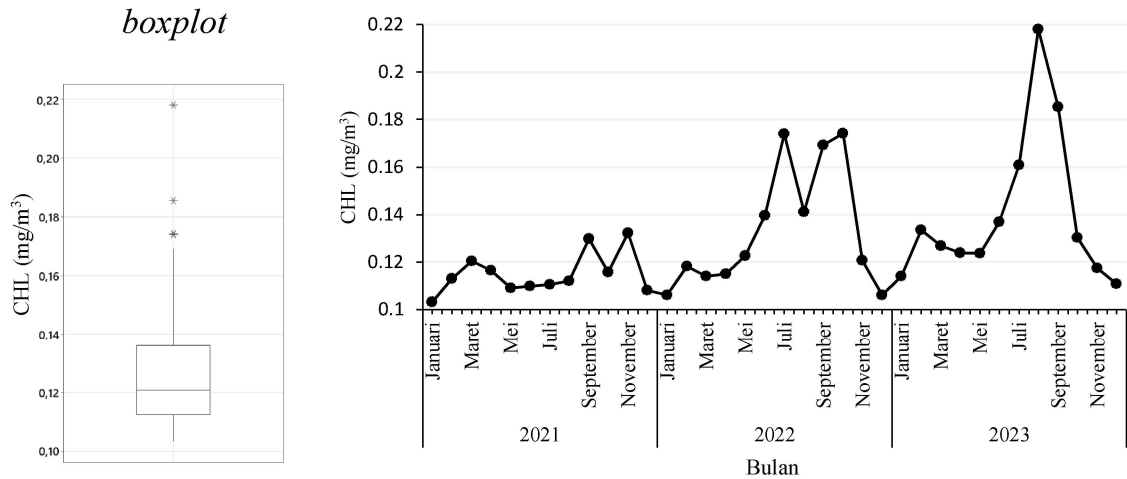
Kecepatan Arus

Kecepatan arus permukaan di wilayah penelitian menunjukkan fluktuasi musiman berdasarkan nilai rata-rata bulanan selama periode 2021–2023 (Gambar 4). Pada

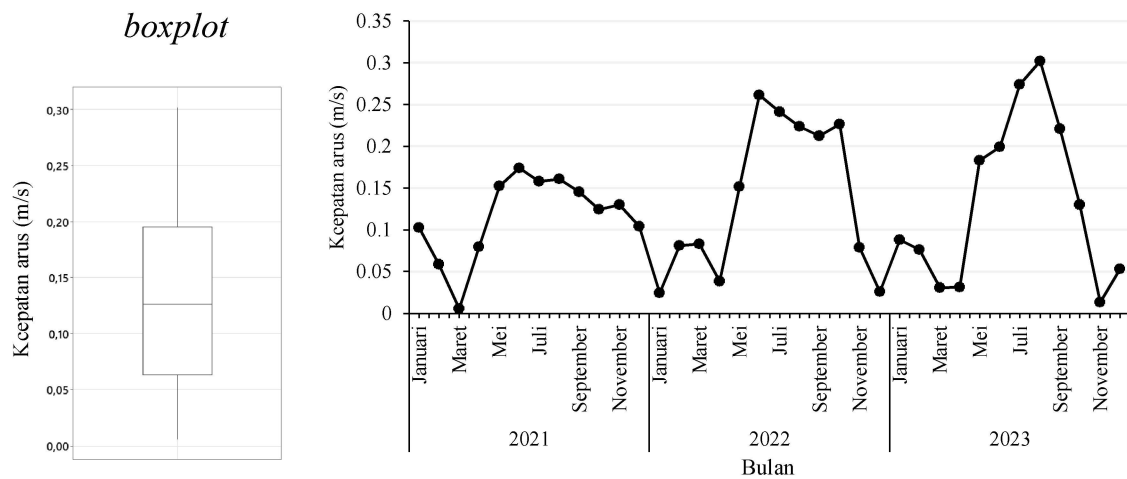
tahun 2021, kecepatan arus rata-rata bulanan tertinggi terjadi pada bulan Juni sebesar 0,1742 m/s, sedangkan nilai terendah tercatat pada bulan Maret sebesar 0,0056 m/s. Pada tahun 2022, peningkatan arus yang lebih signifikan terjadi pada bulan Juni dengan nilai rata-rata bulanan sebesar 0,2616 m/s, sementara nilai terendah terjadi pada bulan Januari sebesar 0,0243 m/s. Pada tahun 2023, puncak kecepatan arus rata-rata bulanan terjadi pada bulan Agustus sebesar 0,3024 m/s, yang merupakan nilai tertinggi selama periode penelitian, sedangkan nilai terendah tercatat pada bulan November sebesar 0,0134 m/s. *Boxplot* kecepatan arus menggambarkan sebaran data yang relatif lebar namun stabil, tanpa adanya pencilan.

Tinggi Muka Air Laut (SSH)

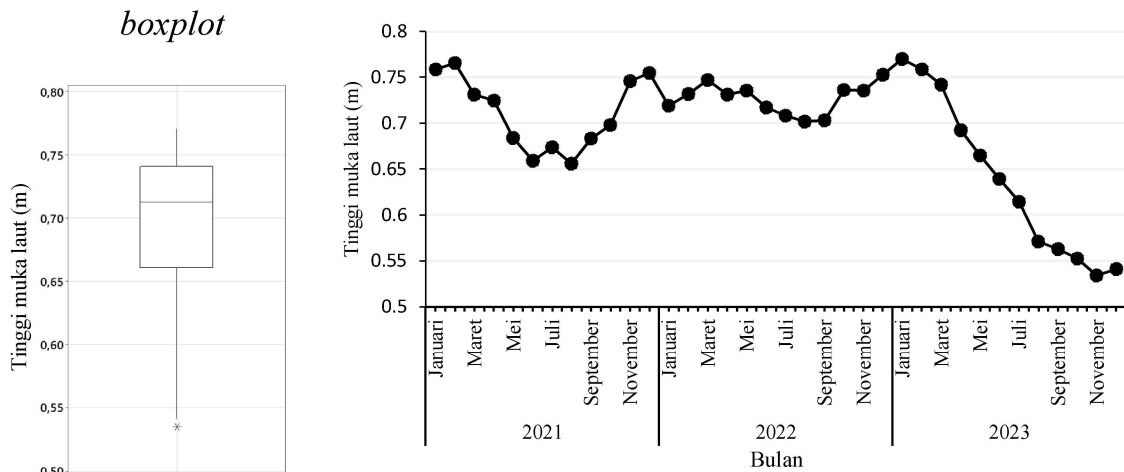
Nilai tinggi muka laut (SSH) di wilayah penelitian menunjukkan fluktuasi musiman berdasarkan rata-rata bulanan dengan kecenderungan penurunan dari tahun 2021 hingga 2023 (Gambar 5).



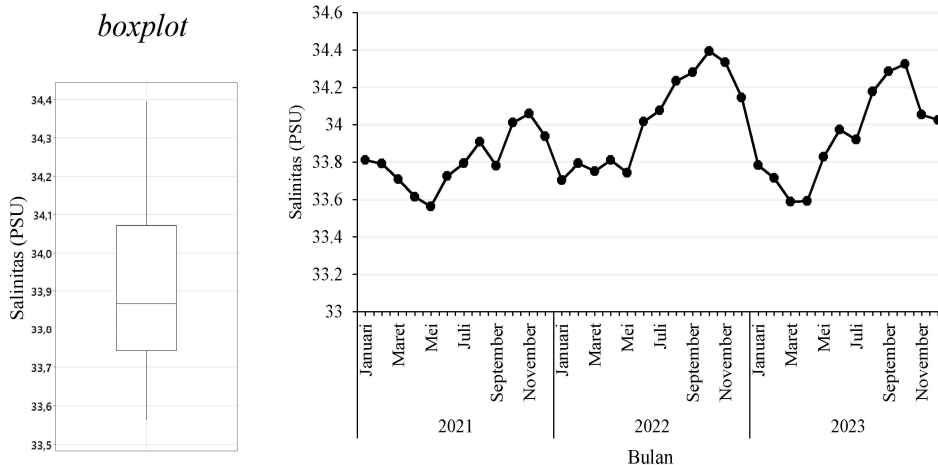
Gambar 3. Variasi nilai rata-rata bulanan klorofil-a di perairan sekitar Ternate selama periode 2021–2023
 Figure 3. Variation in monthly mean chlorophyll-a in the waters surrounding Ternate during 2021–2023



Gambar 4. Variasi nilai rata-rata bulanan kecepatan arus di perairan sekitar Ternate selama periode 2021–2023
 Figure 4. Variation in monthly mean current velocity in the waters surrounding Ternate during 2021–2023



Gambar 5. Variasi nilai rata-rata bulanan ketinggian muka air laut di perairan sekitar Ternate selama periode 2021–2023
 Figure 5. Variation in monthly mean sea level height in the waters surrounding Ternate during 2021–2023



Gambar 6. Variasi nilai rata-rata bulanan salinitas di perairan sekitar Ternate selama periode 2021–2023
 Figure 6. Variation in monthly mean salinity in the waters surrounding Ternate during 2021–2023

Pada tahun 2021, nilai rata-rata bulanan SSH tertinggi tercatat pada bulan Februari sebesar 0,7654 m, sedangkan nilai terendah terjadi pada bulan Agustus sebesar 0,6562 m. Pada tahun 2022, nilai tertinggi terjadi pada bulan Maret sebesar 0,7470 m, sementara nilai terendah kembali terjadi pada bulan Agustus sebesar 0,7017 m, menunjukkan konsistensi pola musiman. Pada tahun 2023, terjadi penurunan yang lebih nyata, dengan nilai rata-rata bulanan tertinggi sebesar 0,7704 m pada bulan Januari dan menurun hingga mencapai nilai terendah sebesar 0,5342 m pada bulan November. Sebaran nilai pada boxplot menunjukkan adanya nilai pencilan ekstrem yang berada di bawah kisaran distribusi utama data, yang terutama mencerminkan kondisi pada tahun 2023.

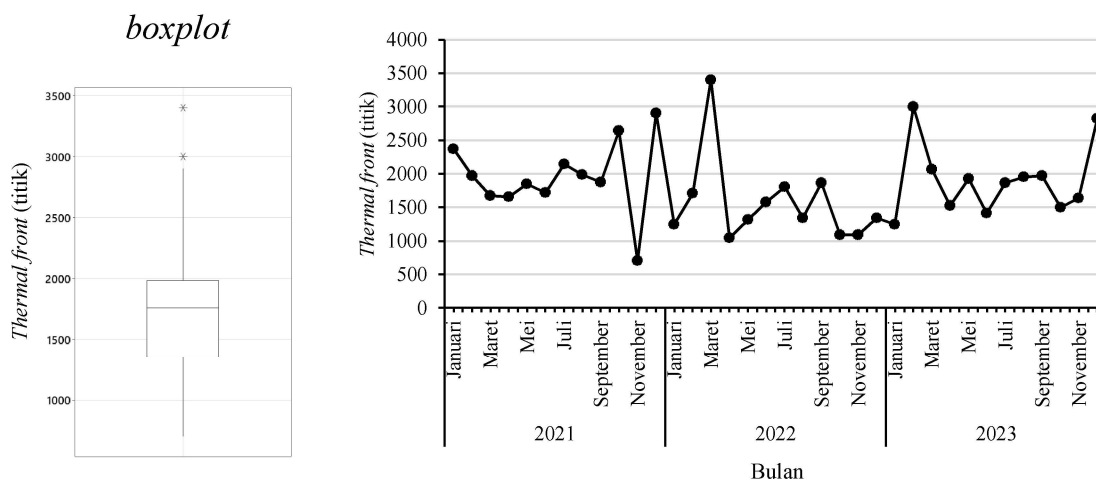
Salinitas

Salinitas permukaan laut di perairan Ternate menunjukkan variasi musiman dan antar-tahun yang relatif stabil berdasarkan nilai rata-rata bulanan (Gambar 6), dengan kecenderungan peningkatan nilai maksimum dari

tahun 2021 hingga 2023. Pada tahun 2021, nilai rata-rata bulanan salinitas tertinggi terjadi pada bulan November sebesar 34,0601 PSU, sedangkan nilai terendah terjadi pada bulan Mei sebesar 33,5641 PSU. Pada tahun 2022, nilai tertinggi tercatat pada bulan Oktober sebesar 34,3943 PSU dan nilai terendah pada bulan Januari sebesar 33,7039 PSU. Pola yang serupa juga terlihat pada tahun 2023, dengan nilai maksimum terjadi pada bulan Oktober sebesar 34,3239 PSU dan nilai minimum pada bulan Maret sebesar 33,5880 PSU. Sebaran nilai pada boxplot mengindikasikan bahwa salinitas relatif stabil tanpa adanya nilai pencilan, meskipun terdapat variasi kecil antar-tahun.

Thermal Front

Variabilitas intensitas *thermal front* selama periode 2021–2023 (Gambar 7) menunjukkan fluktuasi musiman yang cukup kuat berdasarkan jumlah intensitas bulanan, yang mencerminkan dinamika pencampuran massa air dan gradien suhu di perairan sekitar Ternate.



Gambar 7. Variasi intensitas *thermal front* di perairan sekitar Ternate selama periode 2021–2023
 Figure 7. Variation in *thermal front* intensity in the waters surrounding Ternate during 2021–2023

Pada tahun 2021, jumlah *thermal front* bulanan tertinggi terjadi pada bulan Desember sebesar 2.908 titik, sedangkan nilai terendah tercatat pada bulan November sebesar 704 titik. Pada tahun 2022, fluktuasi terlihat lebih ekstrem dengan jumlah bulanan maksimum mencapai 3.401 titik pada bulan Maret dan minimum sebesar 1.050 titik pada bulan April. Sementara itu, pada tahun 2023, jumlah *thermal front* bulanan tertinggi terjadi pada bulan Februari sebesar 3.002 titik, sedangkan nilai terendah tercatat pada bulan Januari sebesar 1.245 titik. Sebaran nilai pada *boxplot* menunjukkan bahwa intensitas *thermal front* relatif memiliki variasi yang sempit, meskipun terdapat beberapa nilai pencilan yang berada di atas kisaran distribusi utama data.

Kinerja Model pada Setiap Skema

Hasil pemodelan *Generalized Additive Model* (GAM) menunjukkan bahwa setiap variabel oseanografi memiliki kontribusi yang berbeda terhadap variasi CPUE ikan tongkol di perairan sekitar PPN Ternate. Kinerja model dalam memprediksi pada setiap skema (model tunggal dan model kombinasi) ditampilkan pada Tabel 2.

Model tunggal (*single predictor*) memperlihatkan bahwa beberapa variabel memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik dibanding lainnya, ditunjukkan oleh nilai AIC yang lebih rendah. Salinitas menghasilkan AIC terendah di antara model tunggal (AIC = 485,46), diikuti oleh klorofil-a (AIC = 489,69) dan *thermal front* (AIC = 493,43). Hal ini menunjukkan bahwa variabel-variabel tersebut memiliki hubungan *non-linear* yang cukup kuat terhadap fluktuasi CPUE dibandingkan SST atau SSH.

Ketika variabel digabungkan dalam model multivariabel, performa model meningkat secara signifikan. Kombinasi SST + CHL + kecepatan arus + SSH menghasilkan AIC sebesar 459,99 menunjukkan bahwa interaksi beberapa parameter oseanografi memberikan informasi yang lebih kaya dalam menjelaskan dinamika penangkapan. Namun, model terbaik diperoleh ketika semua variabel (SST, CHL, kecepatan arus, SSH, salinitas, dan *thermal front*) digabungkan dalam satu model, menghasilkan AIC terendah yaitu 453,72. Nilai AIC ini menunjukkan bahwa variasi CPUE ikan tongkol sangat dipengaruhi oleh kombinasi faktor-faktor oseanografi tersebut, dan bahwa pendekatan multivariabel memberikan

Tabel 2. Kinerja model pada setiap skema
 Table 2. Model performance across each scheme

Skema Model	df	AIC
SST	3,947157	499,5647
CHL	4,787746	489,6936
Kecepatan arus	10,061398	471,6548
SSH	5,732885	501,1031
Salinitas	3,246776	485,4632
<i>Thermal Front</i>	4,513436	493,4323
SST + CHL	7,187529	487,2536
SST + CHL + Kecepatan arus	13,056892	466,6977
SST + CHL + Kecepatan arus + SSH	14,660465	459,9951
SST + CHL + Kecepatan arus + SSH + Salinitas	14,495818	460,5932
SST + CHL + Kecepatan arus + SSH + Salinitas + <i>Thermal Front</i>	16,422749	453,7209

Tabel 3. Hasil uji signifikansi setiap variabel pada model kombinasi
 Table 3. Results of significance tests for each variable in the combined model

Oseanografi	edf	Ref. df	F	p-value	
SST	1,000	1,000	0,050	0,8173	
CHL	1,000	1,000	5,042	0,0356	**
Kecepatan arus	5,983	7,025	4,349	0,0041	***
SSH	3,002	3,666	2,317	0,1005	
Salinitas	1,000	1,000	1,979	0,1741	
<i>Thermal Front</i>	2,438	3,060	3,097	0,0483	*

representasi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan univariat.

Signifikansi Variabel dalam Model

Uji signifikansi digunakan untuk melihat tingkat kontribusi masing-masing variabel terhadap model dengan kinerja terbaik yaitu pada model kombinasi dengan semua parameter oseanografi (SST + CHL + Kecepatan arus + SSH + Salinitas + *Thermal Front*). Hasil uji signifikansi tersebut ditampilkan pada Tabel 3.

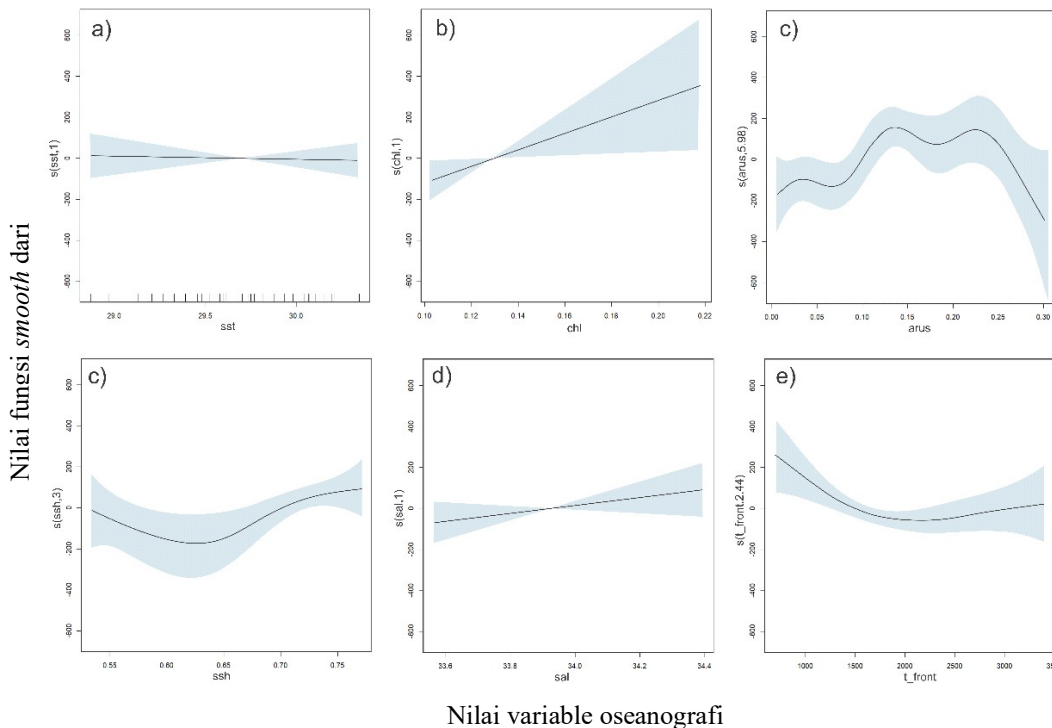
Hasil analisis signifikansi variabel menunjukkan bahwa dari enam parameter oseanografi yang diuji yaitu SST, klorofil-a, kecepatan arus, SSH, salinitas, dan thermal front hanya tiga variabel yang terbukti berpengaruh signifikan terhadap variasi tangkapan ikan tongkol, yaitu klorofil-a ($p = 0,0356$), kecepatan arus ($p = 0,0041$), dan *thermal front* ($p = 0,0483$). Di antara ketiganya, kecepatan arus memberikan kontribusi paling besar dengan nilai edf yang tinggi dan hubungan non-linear yang kuat, menunjukkan

bahwa dinamika arus memegang peran penting dalam mengatur pergerakan dan agregasi ikan tongkol. Sementara itu, variabel SST, SSH, dan salinitas tidak menunjukkan pengaruh signifikan, mengindikasikan bahwa kisaran nilai ketiga parameter tersebut di wilayah penelitian cenderung masih sesuai dengan preferensi ekologis ikan tongkol sehingga tidak memunculkan variasi tangkapan yang mencolok.

Response Curve

Respons kelimpahan ikan yang dilihat dari nilai CPUE terhadap dinamika parameter oseanografi dapat dilihat melalui *response curve* (Gambar 8). Masing-masing parameter oseanografi memberikan respon yang berbeda terhadap CPUE.

Hasil *response curve* dari model GAM menunjukkan bahwa beberapa parameter oseanografi memberikan respons yang berbeda terhadap variasi hasil tangkapan. Variabel CHL memperlihatkan hubungan positif yang kuat,



Gambar 8. Kurva respon CPUE terhadap parameter a) SST; b) CHL; c) Kecepatan arus; d) SSH; e) salinitas; dan f) intensitas *thermal front*
 Figure 8. CPUE response curves to (a) SST, (b) chlorophyll-a, (c) current velocity, (d) sea surface height, (e) salinity, and (f) thermal front intensity

di mana peningkatan konsentrasi klorofil-a diikuti oleh kenaikan prediksi hasil tangkapan, mengindikasikan bahwa produktivitas primer menjadi salah satu faktor penting yang mendukung keberadaan ikan tongkol. Sementara itu, SST dan salinitas menunjukkan pola respons yang relatif *linear* dan lemah, selaras dengan hasil uji statistik yang menyatakan kedua variabel ini tidak signifikan. Variabel SSH menunjukkan pola *non-linear* dengan indikasi adanya ambang batas. Nilai SSH yang lebih tinggi cenderung meningkatkan prediksi tangkapan, meskipun signifikansinya tetap moderat.

Faktor kecepatan arus dan *thermal front* memberikan pola respon *non-linear* yang lebih jelas dan signifikan. Kecepatan arus menunjukkan kurva yang bergerak naik-turun, menggambarkan adanya rentang kecepatan optimum yang mendukung agregasi ikan, kemungkinan terkait dengan zona pencampuran atau konsentrasi makanan. *Thermal front* menunjukkan pola menurun pada nilai *front* yang sangat rendah, kemudian stabil pada kisaran menengah, yang mengindikasikan bahwa keberadaan gradien suhu yang cukup kuat berperan dalam meningkatkan peluang penangkapan. Kombinasi pola respon ini menegaskan bahwa faktor dinamika fisik terutama arus dan intensitas *thermal front* mempunyai kontribusi besar dalam membentuk distribusi spasial ikan tongkol dibandingkan variabel termal atau salinitas yang cenderung lebih stabil.

BAHASAN

Variasi CPUE ikan tongkol sepanjang 2021–2023 (Gambar 1) menunjukkan dinamika musiman yang kuat, di mana puncak tangkapan cenderung terjadi pada akhir tahun, sementara periode pertengahan tahun didominasi nilai yang lebih rendah. Pola ini selaras dengan musim penangkapan ikan tongkol yang berlangsung pada musim peralihan timur hingga musim barat, khususnya pada bulan Oktober hingga November (Maulana et al., 2021). Kondisi oseanografi pada setiap variabel (Gambar 2 hingga Gambar 7) juga menunjukkan variasi musiman yang konsisten. Suhu permukaan laut (SST) mengalami penurunan pada bulan Juni–Agustus dan meningkat kembali pada Oktober–November. Penurunan suhu ini berkaitan dengan berkurangnya intensitas radiasi matahari pada periode Juni–Agustus (Namira et al., 2022) serta mengindikasikan terjadinya proses *upwelling* (Natalia et al., 2015). *Upwelling* membawa massa air dingin yang kaya nutrisi ke permukaan, yang kemudian meningkatkan produktivitas primer melalui peningkatan konsentrasi klorofil-a (Rachman et al., 2025).

Kinerja model GAM (Tabel 2) menunjukkan bahwa dinamika kelimpahan ikan tongkol tidak dapat dijelaskan secara optimal oleh satu variabel tunggal, melainkan merupakan hasil interaksi kompleks antar parameter oseanografi. Model tunggal mengindikasikan bahwa salinitas, klorofil-a, dan *thermal front* memiliki kemampuan

prediktif yang relatif lebih baik dibandingkan SST dan SSH. Temuan ini sejalan dengan Pratama et al. (2022) yang menekankan pentingnya salinitas dalam distribusi ikan pelagis, serta Adhi et al. (2023) yang menunjukkan hubungan positif antara klorofil-a dan kelimpahan tongkol. Selain itu, Simbolon dan Girsang (2009) mengungkapkan adanya jeda waktu sekitar 30 hari antara peningkatan klorofil-a dan respons kelimpahan ikan. Pola tersebut juga teridentifikasi dalam penelitian ini, di mana puncak klorofil-a terjadi pada bulan September, diikuti peningkatan CPUE pada Oktober–November.

Pendekatan integratif berbasis GAM multivariabel pada penelitian ini mampu mengungkap hubungan *non-linear* secara simultan antara parameter oseanografi, termasuk integrasi *thermal front* sebagai variabel dinamis yang sebelumnya jarang dimodelkan secara bersamaan dalam studi tongkol di Indonesia. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi pola hubungan yang lebih realistis dibandingkan pendekatan *linear* yang umum digunakan pada penelitian sebelumnya.

Parameter *thermal front* dalam penelitian ini terbukti memiliki kontribusi signifikan terhadap variasi CPUE. Hal ini memperkuat temuan sebelumnya yang menyatakan bahwa *thermal front* berperan dalam mengkonsentrasikan ikan dan menjadi indikator daerah penangkapan potensial (Maharani et al., 2022; Simbolon et al., 2013). Namun, beberapa penelitian lain menunjukkan hubungan yang tidak konsisten (Pratama et al., 2025a; Mustasim et al., 2015; Savetri et al., 2019), yang umumnya disebabkan oleh keterbatasan pendekatan *linear* dalam menangkap hubungan kompleks tersebut. Dalam konteks ini, penggunaan GAM dalam penelitian ini memberikan kontribusi metodologis dengan menunjukkan bahwa hubungan antara *thermal front* dan kelimpahan ikan bersifat *non-linear* dan kontekstual.

Peningkatan kinerja model secara signifikan terlihat pada model gabungan yang mengintegrasikan seluruh parameter oseanografi, dengan nilai AIC terendah (Wood, 2006). Hal ini menegaskan bahwa dinamika CPUE merupakan hasil interaksi antara faktor produktivitas (klorofil-a), dinamika fisik (arus), serta fitur oseanografi struktural (*thermal front*). Temuan ini memperkuat konsep bahwa perilaku agregasi ikan pelagis tidak dikendalikan oleh satu faktor tunggal, melainkan oleh kombinasi berbagai proses lingkungan yang saling berinteraksi.

Perbedaan hasil antara model tunggal dan model gabungan GAM (Tabel 2 dan Tabel 3) menunjukkan bahwa pendekatan multivariabel memberikan representasi ekologis yang lebih akurat. Variabel seperti salinitas dan SSH yang signifikan pada model tunggal menjadi tidak signifikan dalam model gabungan karena adanya tumpang tindih informasi. Sebaliknya, klorofil-a, kecepatan arus, dan *thermal front* tetap signifikan karena memiliki pola respons *non-linear* yang unik dan tidak tergantikan oleh variabel lain. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan

GAM tidak hanya meningkatkan akurasi model, tetapi juga mampu memisahkan kontribusi ekologis masing-masing variabel secara lebih jelas.

Pada model gabungan (Tabel 3), kecepatan arus menunjukkan pengaruh paling dominan melalui hubungan *non-linear* yang kompleks. Arus berperan dalam distribusi nutrisi (Pratama *et al.*, 2022), peningkatan produktivitas plankton (Rosalina *et al.*, 2024), serta pembentukan zona agregasi ikan (Angreni *et al.*, 2025). *Thermal front* juga berfungsi sebagai batas fisik yang meningkatkan konsentrasi organisme pakan (Maharani *et al.*, 2022; Mustasim *et al.*, 2015). Kurva respons (Gambar 8) menunjukkan bahwa kedua variabel ini tidak memiliki pola *linear* sederhana, melainkan membentuk hubungan naik-turun yang mencerminkan perannya sebagai pemicu agregasi, bukan sebagai faktor pembatas tunggal.

Secara lebih spesifik, klorofil-a menunjukkan hubungan positif pada kisaran $\pm 0,10-0,22$ mg/m³, kecepatan arus menunjukkan respons *non-linear* pada kisaran $\pm 0,05-0,30$ m/s, dan intensitas *thermal front* menunjukkan peningkatan respons pada kisaran menengah hingga tinggi ($\pm 1.000-3.000$ titik). Sebaliknya, SST ($\pm 29-30,5$ °C), salinitas, dan tinggi muka laut tidak menunjukkan pola respons yang jelas maupun pengaruh yang signifikan dalam model. Meskipun demikian, ketiga parameter tersebut tetap berperan dalam sistem ekologi perairan, namun pengaruhnya tidak teridentifikasi secara signifikan dalam kerangka analisis yang digunakan pada penelitian ini.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah dengan menunjukkan bahwa integrasi parameter oseanografi dinamis dalam kerangka GAM multivariabel mampu meningkatkan pemahaman terhadap mekanisme pengendali distribusi ikan pelagis. Temuan ini memperkaya khasanah ilmu perikanan dan oseanografi dengan menegaskan bahwa kombinasi antara produktivitas primer, dinamika arus, dan fenomena oseanografi seperti *thermal front* merupakan kunci dalam menjelaskan variabilitas CPUE secara lebih komprehensif, serta memiliki implikasi langsung dalam pengembangan model prediksi daerah penangkapan ikan yang lebih akurat dan adaptif.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa variasi CPUE ikan tongkol di perairan Ternate dipengaruhi secara signifikan oleh klorofil-a ($p = 0,0356$), kecepatan arus ($p = 0,0041$), dan *thermal front* ($p = 0,0483$). Model GAM multivariabel memberikan kinerja terbaik dengan nilai AIC terendah sebesar 453,72, yang menunjukkan bahwa interaksi antar parameter oseanografi lebih mampu menjelaskan dinamika CPUE dibandingkan faktor tunggal. Hasil ini menegaskan bahwa produktivitas primer dan dinamika fisik perairan merupakan pengendali utama distribusi tongkol serta penting dalam pendugaan daerah penangkapan ikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhi, M. Z. S., Yusuf, M., & Handoyo, G. (2023). Pengaruh klorofil-a dan suhu permukaan laut terhadap hasil tangkapan ikan tongkol (*Euthynnus affinis*) di Kabupaten Trenggalek. *Indonesian Journal of Oceanography*, 5(3), 189–198. <https://doi.org/10.14710/ijoc.v5i3.16843>
- Angreni, H., Rapi, N. L., Kantun, W., & Firman. (2025). The effect of temperature and current on fish arrival patterns on drift gill net using hydroacoustic technology. *Jurnal Penelitian Perikanan Indonesia*, 31(2), 96–105. <https://doi.org/10.15578/jppi.31.2.2025.96-105>
- Cayula, J. F., & Cornillon, P. (1992). Edge detection algorithm for SST images. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 9, 67–80.
- Ekaputra, M., Hamdani, H., Bangkit, I., & Apriliani, I. M. (2019). Penentuan daerah penangkapan potensial ikan tongkol (*Euthynnus* sp.) berdasarkan citra satelit klorofil-a di Palabuhanratu, Jawa Barat. *Jurnal Abacore*, 3, 169–178.
- Gulland, J. A. (1983). *Fish stock assessment: A manual of basic methods*. John Wiley & Sons.
- Imron, M., Yusufyandayani, R., & Baskoro, M. S. (2019). Produksi dan produktivitas tuna oleh kapal tuna longline yang berbasis di PPN Palabuhanratu. *Jurnal Teknologi Perikanan dan Kelautan*, 10(2), 173–181. <https://doi.org/10.24319/JTPK.10.173-181>
- Kim, J. Y., Lee, J. B., & Suh, Y. S. (2020). Oceanographic indicators for the occurrence of anchovy eggs inferred from generalized additive models. *Fisheries and Aquatic Sciences*, 23(19). <https://doi.org/10.1186/s41240-020-00161-y>
- Maharani, M., Pahlevi, H., & Ayudhia, K. C. (2022). Kajian keandalan thermal front yang terdeteksi dari single image edge detection untuk estimasi sebaran ikan pelagis di perairan Teluk Jakarta. *Jurnal Ilmiah MTG*, 13(2), 39–50.
- Maulana, I., Mourniaty, A. Z. A., Suyasa, N., & Mulyono. (2021). Purse seine fisheries in Java Sea located in PPN Pekalongan: Case study of longtail tuna (*Thunnus tonggol*). *Buletin JSJ*, 3(1), 9–18.
- Mustasim, M., Zinuddin, M., & Safruddin, S. (2015). Thermal dan klorofil-a front hubungannya dengan hasil tangkapan ikan cakalang pada musim peralihan barat-timur di perairan Seram. *Jurnal IPTEKS PSP*, 2(4), 294–304.
- Namira, F. N., Harsono, G., Wirasatya, A., Sugianto, D. N., & Kamija, K. (2022). Mapping the distribution of sea surface temperature and chlorophyll-a to determine potential fishing grounds in the Maluku Sea. *Jurnal Hidrografi Indonesia*, 4(1), 35–40. <https://doi.org/10.62703/jhi.v4i1.39>
- Natalia, E. H., Kunarso, & Rifai, A. (2015). Variabilitas suhu permukaan laut dan klorofil-a kaitannya dengan ENSO dan IOD pada periode upwelling 2010–2014 di Lautan

- Hindia (Perairan Cilacap). *Jurnal Oseanografi*, 4(4), 661–669.
- Nurani, T. W., Wahyuningrum, P. I., & Iqbal, M. (2021). *Teknologi sistem cerdas untuk peningkatan efektivitas penangkapan ikan*. IPB Press.
- Pratama, G. B., Aisyah, & Muhyun, A. A. (2025). Impact of Oceanographic Variability on Chlorophyll-a Concentration and Sea Surface Temperature in North Maluku Waters and Its Influence on Fish Abundance. *Asian Journal of Fisheries and Aquatic Research*, 27(2), 13–20. <https://doi.org/10.9734/ajfar/2025/v27i2876>
- Pratama, G. B., Herawati, H., Baihaqi, F., Wijayanti, L. A. S., Muhyun, A. A., & Hidayat, R. (2025). Spatio-temporal analysis of thermal fronts and Indian Ocean Dipole influence on yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) productivity in Palabuhanratu, Indonesia. *Egyptian Journal of Aquatic Biology & Fisheries*, 29(4), 3057–3072.
- Pratama, G. B., Nurani, T. W., Mustaruddin, & Herdiyeni, Y. (2022). Modeling of habitat suitability of pelagic fish based on oceanographic conditions in Palabuhanratu waters. *Bawal*, 14(3), 161–171. <https://doi.org/10.15578/bawal.14.3.2022.161-171>
- Rachman, H. A., Hidayah, Z., & Yuliardi, A. Y. (2025). Dinamika suhu permukaan laut dan konsentrasi klorofil-a di Perairan Laut Flores hubungannya dengan ENSO dan IOD. *Jurnal Kelautan Tropis*, 28(1), 53–62.
- Radiarta, I. N., Sudrajat, A., & Kusnendar, E. (2010). Analisis spasial potensial kawasan budidaya laut di Provinsi Maluku Utara dengan aplikasi penginderaan jauh dan SIG. *Jurnal Riset Akuakultur*, 5(1), 143–153.
- Rosalina, D., Rizkiah, R., Handayani, E., Wardono, S., Sutrisno, B. O., Ismail, R. M., Leilani, A., & Amiluddin, M. (2024). Current patterns and distribution of chlorophyll-a in Flores Sea waters in 2021. *Jurnal Kelautan*, 17(3), 201–212. <https://doi.org/10.21107/jk.v17i3.25907>
- Salim, D., Untunuwu, P. C. H., & Daud, N. (2023). Kinerja pengembangan potensi perikanan dalam peningkatan pendapatan asli daerah di Provinsi Maluku Utara. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pendidikan Sejarah*, 8(3), 1084–1092. <https://doi.org/10.24815/jimps.v8i3.25010>
- Savetri, V., Syamsuddin, M. L., Rostini, I., & Apriliani, I. M. (2019). Distribusi thermal front dan hasil tangkapan ikan tenggiri (*Scomberomorus commerson*) di Perairan Pangandaran. *Albacore*, 3(2), 217–228.
- Simbolon, D., & Girsang, H. S. (2009). Hubungan antara kandungan klorofil-a dengan hasil tangkapan tongkol di Perairan Palabuhanratu. *Jurnal Penelitian Perikanan Indonesia*, 15(4), 297–305. <https://doi.org/10.15578/jppi.15.4.2009.297-305>
- Simbolon, D., Silvia, & Wahyuningrum, P. I. (2013). Pendugaan thermal front dan upwelling sebagai indikator daerah potensial penangkapan ikan di Perairan Mentawai. *Marine Fisheries*, 4(1), 85–95.
- Sugara, A., Anggraini, S., Wulandari, Y., Suryanita, A., & Anggoro, A. (2022). Potential resources of mackerel tuna (*Euthynnus* sp.) on purse seine fisheries at Sibolga. *Jurnal Laut Khatulistiwa*, 5(1), 25–30.
- Susilo, E., & Wibawa, T. A. (2017). Utilization of satellite oceanography data to predict lemuru fishing ground based on GAM approach. *Jurnal Kelautan Nasional*, 11(2), 77–87. <https://doi.org/10.15578/JKN.V11I2.6109>
- Tarigan, D. J., Sasongko, A. S., Rahayu, B. D., & Anwar, Y. (2021). Potential fishing zone assessment of *Euthynnus affinis* in Sunda Strait. *Jurnal Teknologi Perikanan dan Kelautan*, 12(1), 73–84.
- Wang, J., Chen, X., & Chen, Y. (2016). Spatiotemporal distribution of skipjack in relation to oceanographic conditions in the West Central Pacific Ocean. *International Journal of Remote Sensing*, 37(24), 6149–6164.
- Wudji, A., & Suwarso, S. (2015). Catch and season development of tongkol (*Auxis* spp.) in Prigi waters. *Prosiding Simposium Nasional Pengelolaan Perikanan Tuna Berkelanjutan*, 1–70.
- Wood, S. N. (2006). *Generalized additive models: An introduction with R*. Chapman & Hall/CRC.
- Yudanegara, R. A., Astutik, D., Hernandi, A., Soedarmodjo, T. P., & Alexander, E. (2021). Penggunaan metode inverse distance weighted (IDW) untuk pemetaan zona nilai tanah. *Elipsoida: Jurnal Geodesi dan Geomatika*, 4(2), 85–90. <https://doi.org/10.14710/elipsoida.2021.12534>
- Zuur, A., Ieno, E. N., Walker, N., Saveliev, A. A., & Smith, G. M. (2009). *Mixed effects models and extensions in ecology with R*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-87458-6>