

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah negara kepulauan dengan lebih dari 17.000 pulau dan garis pantai terpanjang kedua di dunia, menjadikannya kaya akan keanekaragaman ekosistem laut. Sebagian besar wilayahnya terdiri dari perairan yang mendukung berbagai aktivitas maritim seperti pelayaran dan perikanan, yang memegang peranan vital dalam kehidupan ekonomi, sosial, dan ekologi masyarakat. Wilayah perairannya mencakup zona pesisir, laut dangkal, hingga laut dalam. Aktivitas-aktivitas yang bergantung pada laut sangat rentan terhadap perubahan kondisi perairan. Potensi produksi perikanan berkelanjutan Indonesia sangat besar, mencapai sekitar 6,51 juta ton per tahun atau sekitar 8,2% dari total potensi global. Secara klimatologis, Indonesia dipengaruhi oleh angin muson barat dan timur yang memengaruhi dinamika perairan. Ikan pelagis, yang hidup berkelompok berdasarkan ukuran tubuh yang seragam, juga terdampak oleh perubahan tersebut karena pola musim di perairan Indonesia terbentuk dari interaksi laut dan atmosfer lokal (Suwardi dkk., 2023). Kondisi ini menjadikan pemahaman tentang dinamika lingkungan laut sebagai bagian penting dalam menjamin keberlanjutan sumber daya perikanan.

Penangkapan ikan dilakukan untuk memenuhi kebutuhan konsumsi produk laut, dengan menggunakan berbagai jenis alat tangkap. Permintaan yang tinggi terhadap hasil perikanan mendorong pelaku usaha untuk meningkatkan produksi guna memperoleh keuntungan maksimal. Namun, keberhasilan upaya ini sangat bergantung pada pemilihan lokasi penangkapan yang tepat, yang dipengaruhi oleh berbagai faktor kompleks dan dinamis. Dalam hal ini, kondisi oseanografi dan klimatologi menjadi aspek penting yang menentukan kesuksesan penangkapan, terutama dalam skala regional dan musiman (Suwardi dkk., 2023). Respons yang tepat terhadap dinamika lingkungan laut dapat meningkatkan efisiensi penangkapan dan mengurangi risiko kerugian akibat perubahan distribusi sumber daya ikan. Integrasi informasi ilmiah terkait faktor lingkungan menjadi salah satu kunci dalam mendukung pengelolaan perikanan yang efektif.

Salah satu ikan pelagis kecil yang memiliki potensi besar di Indonesia adalah ikan layang (*Decapterus spp.*). Komoditas ini berkontribusi signifikan terhadap produksi pelagis kecil nasional dan dunia, serta memiliki nilai ekonomi tinggi untuk konsumsi domestik dan ekspor. Indonesia merupakan salah satu produsen ikan layang di wilayah Indo-Pasifik, namun data produksi periode 2005-2012 menunjukkan adanya fluktuasi akibat variabilitas lingkungan laut. Meningkatnya permintaan global terhadap ikan layang menjadikan kajian ilmiah tentang kondisi oseanografi dan klimatologi terhadap produktivitasnya sebagai hal yang penting dalam pengelolaan sumber daya adaptif dan berkelanjutan.



Perairan Indonesia yang berbatasan langsung dengan Samudra Hindia, seperti wilayah selatan Jawa, Bali, Nusa Tenggara, dan barat Sumatra, merupakan habitat potensial bagi ikan pelagis kecil seperti ikan layang yang memiliki nilai ekonomi penting. Wilayah ini dipengaruhi oleh dinamika oseanografi kompleks, seperti arus lintas Indonesia (*Indonesian Throughflow*), *upwelling* musiman, serta variabilitas iklim global seperti ENSO, IOD, dan MJO, yang berdampak pada ketersediaan dan distribusi ikan. Fluktuasi kondisi lingkungan akibat faktor-faktor tersebut sering kali menyebabkan variasi hasil tangkapan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk meramalkan hasil tangkapan ikan layang berdasarkan pola triwulan dengan pendekatan integratif, menggunakan metode *Random Forest*, *Linear Regression*, dan *K-Fold Cross Validation*. Parameter oseanografi dan klimatologi yang digunakan meliputi ENSO, IOD, MJO, suhu permukaan laut, salinitas, dan kecepatan arus.

1.2 Tujuan dan Manfaat

1.2.1 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis pengaruh variabel iklim terhadap hasil tangkapan ikan layang (*Decapterus spp.*) di perairan Indonesia.
2. Mengembangkan model prediksi hasil tangkapan berbasis metode *Linear Regression* dan *Random Forest*.
3. Mengevaluasi akurasi model dengan teknik *k-fold Cross Validation*.

1.2.2 Manfaat

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi Sektor Perikanan Tangkap
Memberikan acuan dalam prediksi hasil tangkapan ikan layang berbasis dinamika iklim laut, sehingga dapat membantu optimalisasi strategi penangkapan, meningkatkan efisiensi operasional, dan mengurangi ketidakpastian hasil.
2. Bagi Lembaga Meteorologi
Menyediakan dasar ilmiah yang komprehensif dalam pemetaan dampak variabilitas iklim laut terhadap sektor perikanan, serta mendukung pengembangan sistem informasi iklim kelautan untuk menunjang pengambilan keputusan lintas sektor, termasuk mitigasi risiko, adaptasi perubahan iklim, dan keberlanjutan di bidang maritim dan perikanan.
3. Bagi Peneliti dan Akademisi

erikan kontribusi terhadap pengembangan metodologi dalam bidang ologi kelautan dan prediksi perikanan, khususnya melalui penerapan e *Random Forest*, *Linear Regression*, dan validasi dengan *k-fold Cross tion* yang dapat dijadikan sebagai referensi untuk penelitian sejenis di mendatang.



1.3 Landasan Teori

1.3.1 Ikan Layang

Ikan layang (*Decapterus spp.*) merupakan salah satu jenis ikan pelagis kecil yang berperan penting dalam ekosistem perairan tropis, khususnya di wilayah Indonesia. Berdasarkan ukuran tubuhnya, ikan ini dikategorikan sebagai ikan pelagis kecil dengan rata-rata panjang tubuh sekitar 15 cm dan dapat mencapai ukuran maksimum hingga 25 cm. Warna tubuh ikan layang pada bagian punggung umumnya berwarna biru kehijauan, sedangkan bagian perutnya berwarna putih keperakan, memberikan karakteristik khas yang membedakannya dari spesies pelagis lainnya (Desmawanti dkk., 2013). Ikan layang diklasifikasikan dalam famili *Carangidae*, sebuah kelompok ikan yang dikenal memiliki kemampuan berenang cepat dan kemampuan adaptasi tinggi terhadap dinamika lingkungan laut.



Gambar 1. Ikan layang

Sumber: [https://id.wikipedia.org/wiki/Berkas:Decapterus_koheru_\(koheru\).jpg](https://id.wikipedia.org/wiki/Berkas:Decapterus_koheru_(koheru).jpg)

Menurut Muhaimin (2016), salah satu ciri morfologi yang menjadi karakteristik ikan layang adalah keberadaan sirip-sirip kecil (*finlet*) yang terletak di belakang sirip punggung dan sirip dubur, serta adanya struktur sisik berderet keras yang dikenal sebagai *lateral scute* di sepanjang *lateral line*. Keberadaan struktur ini tidak hanya berfungsi sebagai pelindung tubuh, tetapi juga mendukung efisiensi gerakan renang, memungkinkan ikan layang untuk bermigrasi dengan kecepatan tinggi di perairan terbuka. Kebiasaan hidup ikan layang secara berkelompok atau bergerombol (*schooling*) berfungsi sebagai mekanisme perlindungan dari predator serta strategi untuk meningkatkan efisiensi dalam pencarian makanan.



ami ikan layang berada di perairan lepas pantai, terutama pada daerah-nangan tingkat salinitas tinggi dan kejernihan perairan yang baik. Ikan ini dalam kelompok spesies *stenohaline*, yang berarti memiliki toleransi rhadap perubahan salinitas, dan lebih menyukai kondisi perairan

dengan kadar garam berkisar antara 32 hingga 34‰ (Ilahi, 2017). Menurut Polanunu dkk, (2020), ikan layang bersifat migratori dan sering ditemukan membentuk gerombolan besar di wilayah perairan dalam, berasosiasi dengan wilayah yang memiliki kondisi oseanografis yang stabil, baik secara termal maupun kimiawi. Aktivitas migrasi vertikal harian (diel vertical migration) juga tercatat, di mana ikan ini cenderung berpindah ke lapisan perairan yang lebih dalam pada siang hari untuk menghindari predator, dan naik ke lapisan permukaan pada malam hari untuk mencari makanan.

Dalam konteks penelitian ini, ikan layang dipilih karena karakteristik ekologinya yang sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor oseanografis seperti suhu permukaan laut, salinitas, dan arus laut. Fluktuasi kondisi lingkungan laut, yang sering dikendalikan oleh fenomena iklim global seperti *El Niño–Southern Oscillation* (ENSO), *Indian Ocean Dipole* (IOD), dan *Madden–Julian Oscillation* (MJO), dapat berdampak langsung terhadap distribusi, migrasi, dan ketersediaan ikan layang. Oleh karena itu, ikan layang merupakan indikator biologis yang potensial untuk mengkaji dampak variabilitas iklim terhadap hasil tangkapan ikan di Indonesia. Pemahaman terhadap pola hubungan ini sangat penting untuk mengembangkan model prediksi hasil tangkapan berbasis iklim yang adaptif, guna mendukung pengelolaan perikanan yang berkelanjutan di tengah tantangan perubahan iklim global.

1.3.2 ENSO (*El Niño–Southern Oscillation*)

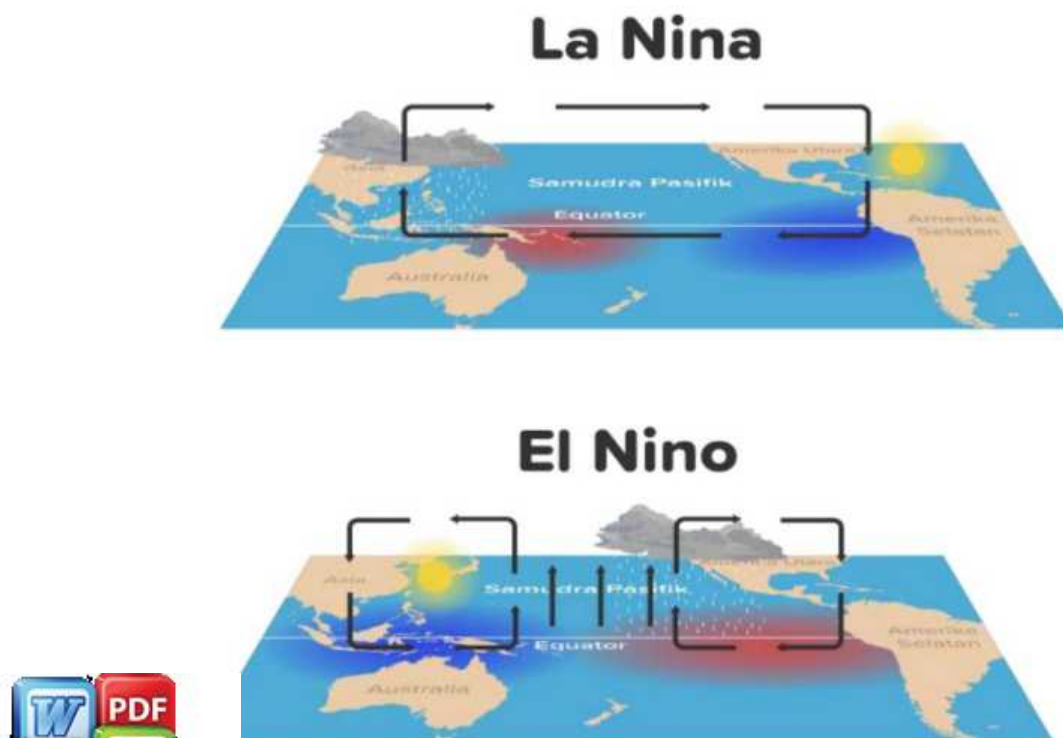
ENSO adalah fenomena interaksi laut-atmosfer yang melibatkan berbagai variabel iklim secara kompleks, seperti awan, angin, suhu permukaan laut, dan arus di Samudra Pasifik, yang berdampak berbeda di berbagai wilayah dunia. ENSO terdiri dari tiga kondisi, yaitu *El Niño*, *La Niña*, dan kondisi Normal. Secara khusus, ENSO merupakan hasil interaksi antara laut dan atmosfer yang berpusat di daerah ekuator Samudra Pasifik (Aldrian, 2008), dan memicu anomali iklim secara global (Trenberth dan Caron, 2000). Fenomena ENSO turut mempengaruhi kondisi lautan di Indonesia, di mana suhu perairan menjadi lebih dingin saat *El Niño* dan lebih hangat saat *La Niña* (Aldrian, 2008).

Anomali positif suhu permukaan laut (*El Niño*) dapat menyebabkan kemarau ekstrem, sedangkan anomali negatif suhu permukaan laut (*La Niña*) cenderung memicu musim hujan yang berkepanjangan di sebagian besar wilayah Indonesia. *El Niño* merupakan fase positif dari ENSO yang terjadi ketika suhu permukaan laut (SPL) di wilayah Pasifik tropis tengah dan timur lebih hangat dari kondisi sebaliknya, *La Niña* adalah fase negatif ENSO yang ditandai dengan suhu permukaan laut di kawasan tersebut yang lebih dingin dari rata-rata. Ketika berlangsung, musim kemarau di Indonesia menjadi lebih kering dan awal musim hujan mengalami keterlambatan. Sementara itu, *La Niña* menyebabkan musim hujan datang lebih awal dibandingkan biasanya. ENSO sendiri



merupakan hasil interaksi kompleks antara lautan dan atmosfer yang mengakibatkan variasi iklim tahunan di seluruh dunia (Ropelewski dan Halpert, 1987; Trenberth dan Caron, 2000; Trenberth dan Stephaniak, 2001; Mc Bride dkk., 2003; Aldrian, 2008). Dalam ENSO, *El Niño* dan *La Niña* merupakan komponen lautannya, sedangkan *Southern Oscillation* menjadi komponen atmosferiknya (Trenberth, 1997). Aktivitas utama ENSO berpusat di Samudra Pasifik dekat garis ekuator (Trenberth, 1997; Trenberth dan Caron, 2000).

Awalnya, *El Niño* digunakan untuk menggambarkan kondisi tahunan berupa arus hangat lemah yang mengalir di sepanjang pantai selatan Peru dan Ekuador, yang berdampak pada penurunan hasil tangkapan ikan (Trenberth, 1997). Penurunan ini terjadi karena proses *umbalan* (*upwelling*) yang biasanya membawa nutrisi ke permukaan menjadi melemah. Seiring perkembangannya, *El Niño* diartikan sebagai kondisi meningkatnya suhu permukaan laut (*sea surface temperature*) di wilayah Pasifik ekuator bagian timur melebihi suhu normalnya. Sebaliknya, *La Niña* merupakan fenomena yang berlawanan, yaitu penurunan suhu permukaan laut di daerah ekuator Samudra Pasifik dari kondisi normal (Trenberth, 1997; Prabowo, 2002). Baik *El Niño* maupun *La Niña* selalu berkaitan dengan *Southern Oscillation*, sehingga fenomena ini dikenal secara luas sebagai ENSO (Trenberth, 1997; Aldrian, 2008; Prabowo, 2002).



Gambar 2. Perbandingan *La Niña* dan *El Niño*

ur: https://roboguru.ruangguru.com/question/jelaskan-kaitan-antara-fenomena-el-nino-dan-la-nina-dengan-kenaikan-harga_QU-RFDI24D3



1.3.3 MJO (*Madden Julian Oscillation*)

Madden–Julian Oscillation (MJO) merupakan salah satu fenomena atmosfer global yang memiliki pengaruh signifikan terhadap dinamika cuaca dan iklim di wilayah Indonesia. Berdasarkan temuan awal oleh Madden dan Julian (1971), *MJO* diidentifikasi sebagai osilasi utama dalam variabilitas iklim tropis, dengan karakteristik berupa fluktuasi periodik parameter atmosfer terhadap waktu. Fenomena ini paling dominan terjadi di wilayah lintang rendah, terutama di sekitar garis ekuator. *MJO* pertama kali terdeteksi di wilayah Samudra Hindia dan bergerak ke arah timur, dengan cakupan lintang antara 10° LU hingga 10° LS.

Siklus MJO berlangsung selama 30 hingga 60 hari dan ditandai oleh anomali sirkulasi atmosfer berskala besar serta aktivitas konvektif yang intens dan meluas. Pergerakannya dimulai dari Samudra Hindia di sebelah barat Indonesia menuju Samudra Pasifik di bagian timur, dengan kecepatan rata-rata sekitar 5 meter per detik. Saat MJO bergerak ke arah timur, terbentuk angin baratan (*westerly wind*) yang kuat di sepanjang ekuator yang membawa massa udara lembap dari Samudra Hindia. Proses ini memicu pembentukan awan-awan konvektif seperti kumulonimbus yang menyebabkan peningkatan curah hujan signifikan di sepanjang jalur propagasi MJO. Kecepatan penyebarannya meningkat dari sekitar 100 kilometer per hari di Samudra Hindia menjadi sekitar 500 kilometer per hari saat melintasi wilayah kepulauan Indonesia. Percepatan ini dipengaruhi oleh interaksi antara dinamika atmosfer dan kompleksitas geografis wilayah maritim Indonesia. (Evana dkk., 2008).

Fenomena MJO memengaruhi kondisi laut di wilayah tropis, termasuk perairan Indonesia, melalui perubahan pola angin, curah hujan, dan suhu permukaan laut (SPL). Saat fase aktif MJO melintasi wilayah Indonesia, peningkatan angin baratan di sepanjang ekuator memicu terjadinya pencampuran vertikal di kolom air laut dan pendinginan SPL akibat peningkatan tutupan awan dan penurunan radiasi matahari. Perubahan ini berdampak pada struktur lapisan termoklin serta distribusi nutrisi yang memicu produktivitas primer, terutama fitoplankton, sebagai pakan alami zooplankton dan ikan pelagis kecil. Ikan layang (*Decapterus spp.*) yang merupakan ikan pelagis kecil sangat bergantung pada kondisi produktivitas perairan yang dipengaruhi oleh faktor-faktor oseanografi tersebut. Dengan demikian, variabilitas iklim yang dipicu oleh MJO dapat menyebabkan fluktuasi ketersediaan pakan, distribusi spasial, dan agregasi ikan layang, yang pada akhirnya memengaruhi hasil tangkapan. Studi pada wilayah tropis menunjukkan bahwa fase-fase tertentu MJO, terutama yang mendukung

an SPL dan peningkatan produktivitas primer, dapat meningkatkan tangkapan ikan pelagis kecil. Oleh karena itu, pemantauan fase MJO *real-time* dapat menjadi salah satu komponen penting dalam strategi manajemen penangkapan ikan dan sistem peringatan dini untuk sektor skala kecil di Indonesia (Balaguru dkk., 2021).



1.3.4 IOD (*Indian Ocean Dipole*)

Salah satu faktor utama yang menyebabkan pergeseran pola musim di wilayah Indonesia adalah fenomena *Indian Ocean Dipole* (IOD). IOD merupakan fenomena iklim yang ditandai oleh adanya perbedaan anomali suhu permukaan laut (SPL) antara wilayah barat dan timur Samudra Hindia (Saji dkk., 1999; Aldrian, 2008). Ketika suhu permukaan laut di bagian barat Samudra Hindia menjadi lebih hangat dibandingkan dengan bagian timurnya, maka terjadi IOD positif, yang umumnya mengakibatkan penurunan curah hujan di wilayah maritim Indonesia. Sebaliknya, ketika bagian timur lebih hangat dari bagian barat, terjadi IOD negatif yang dapat meningkatkan curah hujan di Indonesia.

Secara geografis, Indonesia terletak di antara dua benua, yaitu Asia dan Australia, serta diapit oleh dua samudra besar, yaitu Samudra Pasifik dan Samudra Hindia. Letak ini menyebabkan kondisi oseanografi di wilayah perairan Indonesia sangat dipengaruhi oleh dinamika laut di kedua samudra tersebut, khususnya Samudra Hindia yang menjadi pusat terbentuknya fenomena IOD. Variabilitas suhu permukaan laut, pola arus, dan distribusi klorofil-a di perairan Indonesia sangat dipengaruhi oleh fase-fase IOD.

Fenomena IOD berperan dalam memicu perubahan parameter oseanografi seperti arus laut dan suhu permukaan, serta dapat menyebabkan terjadinya *upwelling* atau pengangkatan massa air dari lapisan dalam ke permukaan laut. *Upwelling* terjadi karena massa air permukaan terdorong ke luar oleh angin atau arus, menciptakan ruang kosong yang kemudian diisi oleh air dari lapisan bawah yang lebih dingin dan kaya nutrisi (Saji dkk., 1999). Proses ini dapat menurunkan suhu permukaan laut hingga sekitar 2°C di wilayah tropis dan lebih dari 2°C di daerah subtropis (Dahuri dkk., 1996).

Wilayah selatan Indonesia, khususnya perairan selatan Jawa, merupakan salah satu kawasan yang terdampak signifikan oleh dinamika IOD. Di wilayah ini, perbedaan suhu laut antara bagian barat Samudra Hindia (dekat pantai timur Afrika) dan bagian timurnya (dekat Indonesia) menentukan intensitas interaksi laut-atmosfer. Ketika suhu di timur Afrika lebih hangat dan suhu laut di sekitar Indonesia lebih dingin, efek IOD positif dapat menyebabkan penurunan produktivitas perairan Indonesia akibat lemahnya *upwelling* dan menurunnya suplai nutrisi di zona eufotik. Sebaliknya, IOD negatif dapat memperkuat *upwelling* di perairan selatan Jawa, yang berpotensi meningkatkan kesuburan laut dan berdampak pada produktivitas perikanan wilayah tersebut.



u Permukaan Laut

nukaan Laut (SPL) merupakan salah satu parameter oseanografi yang eran krusial dalam memengaruhi dinamika atmosfer, termasuk sirkulasi a cuaca, dan variabilitas iklim, baik dalam skala regional maupun global

yang dinamis (Alfajri dkk., 2017). Proses sirkulasi atmosfer dipicu oleh distribusi radiasi matahari yang tidak merata di permukaan bumi. Wilayah ekuator, termasuk Indonesia, menerima radiasi lebih besar dibandingkan wilayah kutub, sehingga memicu terbentuknya sistem konveksi kuat dan pertumbuhan awan secara intensif (Handiana dkk., 2013; Tjasyono, 2004).

SPL di wilayah Indonesia, yang terletak di sekitar garis khatulistiwa, memainkan peran penting dalam pembentukan sistem iklim di sekitarnya, seperti di Samudra Hindia, Samudra Pasifik, dan benua sekitarnya (Asia dan Australia), melalui interaksi laut-atmosfer yang kompleks (Purwandani, 2012). Suhu permukaan laut yang tinggi di wilayah tropis Indonesia menyebabkan terjadinya penguapan intensif yang berdampak pada pembentukan awan konvektif dan tingginya curah hujan. Selain itu, kondisi ini memperbesar kemungkinan terbentuknya sistem cuaca ekstrem, seperti badai tropis, karena wilayah ini juga merupakan jalur pembentukan siklon tropis (Hartoko, 2013).

Suhu air laut juga sangat berpengaruh terhadap kelangsungan hidup dan pertumbuhan organisme laut, karena parameter ini memengaruhi aktivitas metabolisme, laju pertumbuhan, serta keberhasilan reproduksi (Hutabarat dan Evans, 2014). Di perairan tropis, suhu optimal untuk pertumbuhan plankton berkisar antara 25°C hingga 32°C. Plankton dengan toleransi suhu yang luas disebut eurythermal, sedangkan yang hanya mampu bertahan dalam rentang suhu sempit disebut stenothermal (Hartoko, 2013; Wyrki, 1961). Suhu juga memengaruhi kelangsungan ekosistem pesisir seperti terumbu karang, padang lamun, dan mangrove, termasuk organisme yang berada di dalamnya. Secara horizontal, distribusi suhu dipengaruhi oleh lintang geografis di mana wilayah dekat khatulistiwa (antara 10°LU–10°LS) cenderung memiliki suhu yang lebih tinggi (Sverdrup dkk., 1942). Di wilayah perairan Indonesia, SPL umumnya berkisar antara 28°C hingga 31°C (Nontji, 2007).

Distribusi SPL juga dapat dijadikan indikator untuk mendeteksi fenomena oseanografi seperti upwelling. Upwelling ditandai dengan peningkatan konsentrasi nutrisi seperti nitrat dan klorofil-a, serta penurunan SPL karena naiknya massa air yang lebih dingin dari lapisan bawah laut. Perubahan ini berdampak langsung pada distribusi dan kelimpahan fitoplankton, yang kemudian memengaruhi rantai makanan laut. SPL juga memengaruhi metabolisme dan reproduksi ikan. Di perairan Indonesia, suhu permukaan biasanya berada di kisaran 26°C hingga 30°C; suhu pada lapisan termoklin > hingga 26°C; dan suhu lapisan dalam antara 2°C hingga 8°C. Faktor-faktor seperti radiasi matahari, curah hujan, penguapan, dan kecepatan angin memengaruhi variasi suhu di lapisan permukaan laut. Curah hujan > menurunkan suhu, sementara penguapan dan angin mempercepat > udara, yang dapat meningkatkan suhu (Shadiqin dkk., 2016).



Kawasan laut dengan suhu permukaan optimal, yaitu sekitar 29°C hingga 30°C, dikategorikan sebagai wilayah yang potensial untuk aktivitas penangkapan ikan. Sebaliknya, suhu di bawah 29°C sering kali menunjukkan perairan yang kurang produktif. Di wilayah perairan Sumatera Barat, keberhasilan penangkapan ikan layang (*Decapterus spp.*) berkaitan erat dengan kisaran suhu laut. Ikan layang dikenal memiliki toleransi suhu yang cukup luas, antara 14,7°C hingga 30°C. Spesies ini biasanya ditemukan di zona pertemuan arus laut (konvergensi) di sekitar gugusan pulau, dengan perilaku vertikal harian yang khas, yakni berada di kedalaman sekitar 260 meter pada siang hari dan naik ke permukaan saat malam hari (Heriati dkk., 2018).

1.3.6 Salinitas

Salinitas merupakan ukuran konsentrasi total zat terlarut dalam air laut, yang umumnya dinyatakan dalam satuan permil (‰) atau gram per liter (g/L). Parameter ini memiliki peran penting dalam sistem oseanografi karena, bersama suhu, salinitas menentukan kerapatan (*densitas*) air laut, yang pada gilirannya memengaruhi dinamika pergerakan massa air. Secara umum, nilai salinitas di perairan laut terbuka berada pada kisaran 34–35‰. Organisme laut, khususnya ikan, harus mampu beradaptasi terhadap variasi salinitas, meskipun tidak semua spesies memiliki kemampuan tersebut. Berdasarkan toleransinya terhadap perubahan salinitas, organisme akuatik dibagi menjadi dua golongan utama, yaitu *euryhaline*, yakni organisme yang dapat hidup dalam berbagai rentang salinitas; dan *stenohaline*, yaitu organisme yang hanya mampu bertahan pada kondisi salinitas yang sempit dan stabil. Sebagai contoh, ikan salmon merupakan organisme *euryhaline* yang dapat bermigrasi antara lingkungan air tawar dan laut, sedangkan beberapa jenis kepiting termasuk dalam kelompok *stenohaline* yang sangat sensitif terhadap perubahan salinitas ekstrem (Tamimi dkk., 2023).

Variasi salinitas di laut dipengaruhi oleh sejumlah faktor fisik seperti penguapan, curah hujan, siklus hidrologi, serta input air tawar dari sungai dan limpasan daratan. Di wilayah pesisir, salinitas cenderung berfluktuasi akibat adanya interaksi antara air laut dan air tawar, khususnya saat pasang surut atau hujan lebat. Saat surut, salinitas menurun akibat masuknya air tawar, sementara saat pasang atau terjadi penguapan tinggi, salinitas dapat meningkat. Variasi musiman dan regional juga turut memengaruhi distribusi salinitas, di mana wilayah tropis umumnya mengalami fluktuasi yang lebih dinamis dibandingkan wilayah subtropis. Aktivitas manusia seperti reklamasi pantai, pembangunan bendungan, dan deforestasi daerah aliran sungai pun dapat mengubah rentang salinitas di perairan pesisir. Di laut lepas, angin dan arus laut penting dalam pencampuran lapisan permukaan. Proses ini dapat membentuk lapisan homogen pada kedalaman sekitar 50–70 meter, tergantung intensitas angin dan turbulensi dan perbedaan densitas antarlapisan. Di bawah lapisan



ini biasanya terdapat zona transisi yang disebut *haloklin*, yakni wilayah dengan perubahan salinitas yang cukup tajam dan menjadi penghambat pencampuran vertikal antara lapisan atas dan bawah (Nontji, 1993). Selain itu, menurut Reddy (1993), salinitas juga memengaruhi proses fisiologis penting seperti reproduksi dan penyebaran larva pada berbagai spesies ikan.

Berdasarkan kadar salinitasnya, air dapat diklasifikasikan menjadi tiga jenis, yaitu air tawar, air payau, dan air laut. Air payau merupakan campuran antara air tawar dan air laut, dengan nilai salinitas lebih dari 0,5 *ppt*. Salinitas sendiri dipengaruhi oleh keberadaan tujuh ion utama yang mendominasi kandungan garam dalam air laut, yaitu natrium (Na^+), kalium (K^+), kalsium (Ca^{2+}), magnesium (Mg^{2+}), klorida (Cl^-), sulfat (SO_4^{2-}), dan bikarbonat (HCO_3^-) (Purwaningtyas dkk., 2020). Ion-ion ini berasal dari pelarutan batuan, proses geokimia, serta sirkulasi air laut, dan menentukan karakteristik kimia air laut.

Salinitas memiliki hubungan erat dengan suhu dan *pH*. Penurunan suhu biasanya menyebabkan penurunan salinitas, karena air yang lebih dingin cenderung melarutkan lebih sedikit garam. Selain itu, air dengan salinitas tinggi cenderung memiliki nilai *pH* yang lebih tinggi, sebab kandungan garam berperan sebagai penyangga (*buffer*) yang membantu menetralkan perubahan keasaman. Oleh karena itu, suhu, *pH*, dan salinitas merupakan parameter yang saling berkaitan erat dalam menentukan kualitas perairan (Yolanda, 2023).

1.3.7 Pola Arus di Perairan Indonesia

Arus laut merupakan pergerakan massa air yang terjadi di laut, yang dipicu oleh sejumlah faktor fisik seperti tiupan angin, perbedaan densitas air akibat variasi suhu dan salinitas, serta gerakan gelombang panjang (*swell*). Arus laut telah dimanfaatkan secara luas untuk mendukung berbagai kegiatan manusia, seperti transportasi laut, perikanan, dan pembangunan energi terbarukan. Meskipun demikian, studi mengenai dinamika arus laut di wilayah Indonesia masih terbatas, padahal Indonesia memiliki posisi geografis yang sangat strategis dalam sistem sirkulasi laut global dan regional (Daruwedho dkk., 2016).

Arus laut permukaan umumnya terbentuk pada lapisan atas laut dan bergerak secara horizontal mengikuti pola angin dominan. Angin yang berhembus di atas permukaan laut menjadi pendorong utama terbentuknya arus permukaan, di mana sekitar 2% dari kecepatan angin ditransfer menjadi energi arus (Octavia dkk., 2018). Namun, pengaruh angin terhadap arus semakin menurun seiring kedalaman, dan praktis tidak berpengaruh lagi pada kedalaman ± 200 meter. Oleh karena itu, arus permukaan memainkan peranan dalam distribusi panas, plankton, dan larva ikan, serta dalam transportasi antarwilayah.



Arus laut terbentuk oleh interaksi kompleks dari berbagai faktor, termasuk arah dan intensitas angin, perbedaan tekanan di permukaan laut, variasi densitas air laut, gaya Coriolis akibat rotasi bumi, arus Ekman, dan bentuk topografi dasar laut. Proses-proses seperti *upwelling* dan *downwelling* juga memberikan kontribusi terhadap pembentukan arus vertikal. Secara keseluruhan, arus laut mencakup gerakan massa air baik secara vertikal maupun horizontal yang bertujuan mencapai keseimbangan energi dan momentum dalam sistem laut (Daruwedho dkk., 2016).

Menurut klasifikasi Gross (1990), arus laut dapat dibedakan menjadi empat tipe utama berdasarkan gaya pembentuknya, yaitu:

1. Arus Ekman, yang terbentuk akibat interaksi antara angin dan lapisan permukaan laut.
2. Arus Pasang Surut, yang dihasilkan oleh gaya tarik gravitasi bulan dan matahari terhadap bumi.
3. Arus Termohalin, yang terjadi karena variasi densitas air laut akibat perbedaan suhu dan salinitas.
4. Arus Geostropik, yang terbentuk akibat keseimbangan antara gaya tekanan mendatar dan gaya Coriolis.

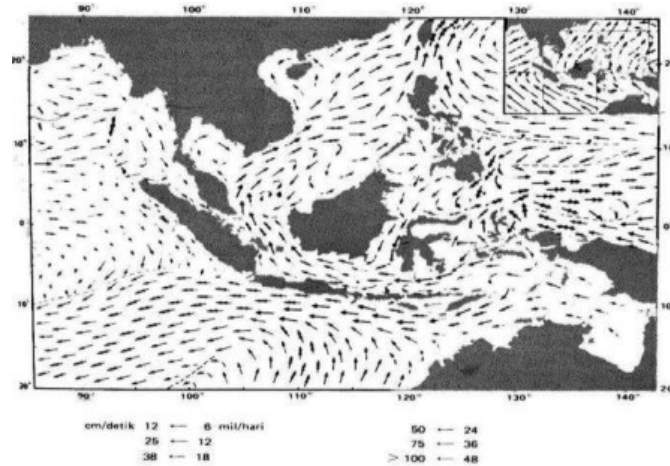
Letak geografis Asia Tenggara yang strategis turut memengaruhi sistem sirkulasi laut regional, yang mencakup Laut Cina Selatan, Selat Karimata, Laut Jawa, Laut Flores, hingga Laut Banda. Sirkulasi massa air dari Laut Cina menuju wilayah Indonesia melalui Selat Karimata bergerak searah garis khatulistiwa. Menurut Wyrski (1961), pola arus di wilayah ini mengalami pembalikan arah dua kali dalam setahun sebagai respon terhadap perubahan musim.

Pada musim barat (Desember–Februari), arus permukaan bergerak ke arah timur. Kecepatan arus di Selat Karimata hingga Laut Flores dapat mencapai lebih dari 75 cm/detik. Ketika memasuki musim pancaroba, arus mulai melambat dan mulai berbalik arah; bahkan di beberapa daerah terbentuk pusaran arus lokal (*eddies*). Di sisi lain, arus di pantai selatan Kalimantan mengalir ke barat, sementara di utara Jawa arus masih menuju timur. Memasuki musim timur (Juni–Agustus), terjadi pembalikan arus ke arah barat, mendorong massa air menuju Laut Cina Selatan. Di sepanjang pantai utara Flores hingga Kepulauan Alor, arus pantai terbentuk dan bergerak ke timur. Kemudian, pada musim pancaroba kedua (sekitar Oktober), arah arus menjadi tidak stabil, arus barat mulai melemah ke timur kembali menguat hingga berkembang penuh pada musim barat berikutnya.

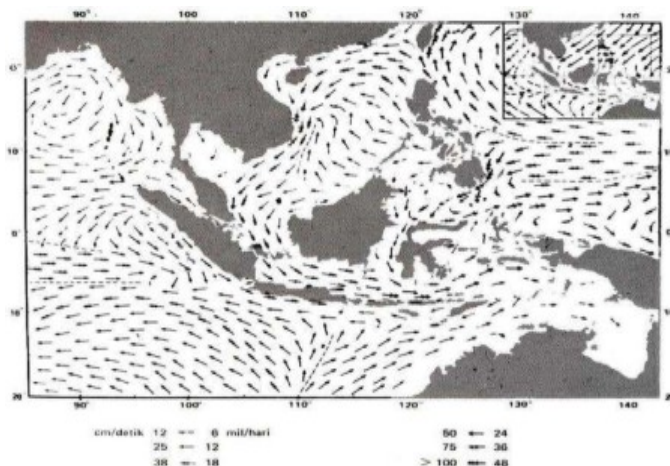


pergerakan musiman ini divisualisasikan pada **Gambar 3** dan **Gambar** masing-masing menunjukkan konfigurasi arus pada bulan Juni dan . **Gambar 3** menampilkan arah arus dominan ke barat selama musim gan arus permukaan bergerak dari wilayah timur Indonesia menuju

Laut Cina Selatan. Sementara itu, **Gambar 4** memperlihatkan pola sebaliknya pada musim barat, di mana arus permukaan berbalik ke arah timur mengikuti tiupan angin monsun barat. Perubahan arah arus ini tidak hanya berpengaruh terhadap kondisi fisik perairan, tetapi juga berdampak pada distribusi biota laut, persebaran nutrien, serta lokasi potensial penangkapan ikan (Wyrki, 1961).



Gambar 3. Pola arus di Perairan Indonesia pada bulan Juni
Sumber: Wyrki, 1961



Gambar 4. Pola arus di Perairan Indonesia pada bulan Desember
Sumber: Wyrki, 1961

1.3.8 Linear Regression



Regresi merupakan salah satu metode dalam statistika yang bertujuan untuk peramalan atau prediksi kuantitatif berdasarkan hubungan matematis antara satu atau lebih variabel, yaitu variabel terikat (*dependent variable*) dan variabel bebas (*independent variable*) (Khotimah dan Nindyasari, 2017). Variabel terikat merupakan variabel yang nilainya dipengaruhi oleh variabel bebas, dan variabel bebas (X) merupakan faktor yang memengaruhi atau

menjadi penyebab utama terjadinya perubahan pada variabel terikat (Kusumawati dkk., 2017). Dengan demikian, apabila nilai dari variabel bebas diketahui, maka nilai dari variabel terikat dapat diperkirakan melalui model matematis yang dibentuk (Hakimah dkk., 2015). Dalam praktiknya, terutama di bidang ekonomi dan bisnis, regresi sering digunakan untuk memperkirakan tingkat permintaan, volume penjualan, atau perubahan nilai suatu variabel akibat perubahan variabel lainnya (Rival dkk., 2012).

Salah satu bentuk yang paling sederhana dari analisis regresi adalah regresi linier (*Linear Regression*), yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara satu variabel bebas dan satu variabel terikat dalam bentuk garis lurus. Regresi linier kerap dimanfaatkan dalam proses produksi dan manajemen operasional untuk memperkirakan karakteristik kuantitatif atau kualitatif dari suatu produk atau layanan (Marbun dkk., 2018). Penggunaan regresi linier dalam konteks ini memungkinkan perusahaan untuk melakukan proyeksi terhadap output, mengidentifikasi pola tren, serta menyusun strategi perencanaan produksi yang lebih efektif dan efisien. Melalui pendekatan ini, perusahaan juga dapat memaksimalkan keuntungan dengan menyesuaikan jumlah produksi terhadap permintaan pasar (Indarwati dkk., 2019).

Model regresi linier sederhana biasanya disusun dengan menggunakan pendekatan *ordinary least squares* (OLS), atau metode kuadrat terkecil, yang bertujuan meminimalkan jumlah kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi. Persamaan matematis dari model regresi linier sederhana dapat dituliskan sebagai berikut:

$$a = \frac{(\sum y)(\sum x^2) - (\sum x)(\sum xy)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (1)$$

$$b = \frac{n \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \quad (2)$$

$$y = a + b.x$$

Keterangan:

y = nilai variabel terikat (misalnya kuantitas penjualan)

x = nilai variabel bebas (misalnya waktu atau periode penjualan)

a = konstanta regresi, menunjukkan nilai y saat x = 0

b = koefisien regresi, menggambarkan besarnya perubahan nilai y untuk setiap satu satuan perubahan pada x



memberikan estimasi nilai y berdasarkan nilai x, yang berguna untuk proyeksi. Validitas model ini sangat bergantung pada asumsi dasar seperti hubungan linier antar variabel, normalitas error, serta tidak ultikolinearitas pada variabel bebas dalam model yang lebih kompleks.

1.3.9 Random Forest

Metode *Random Forest* pertama kali diperkenalkan oleh Breiman pada tahun 2001 sebagai salah satu pendekatan *ensemble learning* yang efektif dalam menyelesaikan dua jenis permasalahan utama, yaitu klasifikasi dan prediksi. Metode ini dikembangkan berdasarkan teknik dasar pohon keputusan (*decision tree*), di mana setiap model terdiri atas struktur pohon yang membagi data dari akar hingga ke daun berdasarkan nilai atribut tertentu. Dengan demikian, *Random Forest* dapat dipahami sebagai kumpulan dari banyak pohon keputusan yang bekerja secara paralel untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dan prediksi data (Wulansari, 2018).

Dalam penerapannya, *Random Forest* menghasilkan dua keluaran utama. Pada klasifikasi, metode ini memberikan hasil dalam bentuk keputusan akhir berdasarkan suara terbanyak (*majority voting*) dari seluruh pohon dalam model. Sementara pada kasus prediksi numerik (regresi), hasil diperoleh dari rata-rata prediksi yang dihasilkan oleh seluruh pohon dalam hutan (*forest*) (Lingga, 2011).

Metode ini merupakan pengembangan dari teknik *Classification and Regression Tree* (CART) yang dipadukan dengan teknik *bootstrap aggregating* (*bagging*) serta pemilihan fitur secara acak (*random feature selection*). Teknik *bagging* bertujuan untuk meningkatkan kinerja model klasifikasi dengan mengurangi varians melalui penggabungan beberapa model prediksi yang dilatih dari subset data yang berbeda. Prinsip kerjanya didasarkan pada metode *ensemble*, yang menggabungkan kekuatan beberapa model untuk menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat (Rahmawati, 2015).

Menurut Rahmawati (2015), langkah-langkah kerja dasar algoritma *Random Forest* meliputi:

1. Mengambil sebanyak n data sampel dari dataset awal menggunakan teknik *bootstrap resampling* (pengambilan dengan pengembalian).
 2. Menyusun pohon klasifikasi untuk setiap subset data hasil *bootstrap*, dengan menentukan pengklasifikasi terbaik berdasarkan sejumlah variabel atribut yang dipilih secara acak. Jumlah variabel yang dipilih secara acak pada setiap simpul dapat dihitung menggunakan rumus $\frac{1}{2}\sqrt{m}$, $\sqrt{m}$ atau $2\sqrt{m}$, di mana m adalah jumlah total variabel prediktor yang tersedia.
 3. Menggunakan pohon yang telah terbentuk untuk memprediksi klasifikasi dari data sampel.
- Langkah 1–3 diulangi hingga terbentuk sejumlah pohon klasifikasi sesuai jumlah yang ditentukan sebelumnya (k pohon). Setelah itu, dilakukan klasifikasi akhir dengan menggabungkan hasil prediksi dari seluruh pohon, umumnya melalui sistem *majority vote*.



Perlu dicatat bahwa parameter m , yaitu jumlah variabel yang digunakan pada proses pemisahan di setiap simpul, berpengaruh terhadap kinerja model. Semakin besar nilai m , maka korelasi antar pohon akan semakin tinggi, yang pada gilirannya dapat menurunkan tingkat diversitas model dan mengurangi keunggulan metode *ensemble*.

Secara umum, proses penerapan *Random Forest* pada dataset yang memiliki n observasi dan p variabel prediktor dilakukan melalui tiga tahap utama (Breiman, 2001):

1. Melakukan pengambilan contoh acak sebanyak n dari dataset menggunakan metode *bootstrap*.
2. Membangun pohon keputusan untuk setiap subset *bootstrap* hingga mencapai ukuran maksimum tanpa pemangkasan (*pruning*). Pada setiap simpul, dilakukan pemilihan atribut pemisah dengan memilih m variabel penjelas secara acak dari total p variabel, di mana pemilah terbaik dipilih dari m kandidat tersebut.
3. Langkah 1 dan 2 diulangi sebanyak k kali untuk membentuk suatu hutan yang terdiri dari k pohon keputusan.

Prediksi akhir untuk suatu observasi dilakukan dengan cara menggabungkan hasil dari seluruh pohon. Untuk masalah klasifikasi, keputusan akhir ditentukan berdasarkan suara terbanyak (*majority voting*), sedangkan untuk regresi digunakan rata-rata prediksi.

1.3.10 K-Fold Cross Validation

Metode validasi silang k-fold merupakan pendekatan efektif dalam pembelajaran mesin untuk mengintegrasikan pemilihan fitur (*feature selection*) dan penyetelan parameter (*parameter tuning*) guna membangun model prediktif yang optimal. Dalam teknik ini, himpunan data dibagi menjadi k kelompok (lipatan atau *folds*) yang berukuran sama. Setiap iterasi menggunakan $k-1$ lipatan sebagai data pelatihan (*training set*) dan satu lipatan sisanya sebagai data pengujian (*testing set*). Proses ini diulang sebanyak k kali, sehingga setiap lipatan menjadi data pengujian tepat satu kali. Teknik ini unggul karena memaksimalkan penggunaan data secara efisien untuk pelatihan dan evaluasi, sekaligus mengurangi kemungkinan *overfitting* (Parvande dkk., 2020).

Dalam penerapannya, *k-fold cross validation* dapat dikombinasikan dengan validasi bersarang (*nested validation*) pada proses pelatihan bagian dalam (*inner*) untuk melakukan seleksi fitur dan penyetelan parameter model secara lebih akurat. Validasi bersarang ini mencegah terjadinya kebocoran informasi antar lipatan (*outer folds*), yang jika tidak dikendalikan dapat menyebabkan bias dalam proses pemilihan fitur dan estimasi performa model. Oleh karena itu,



pendekatan ini sangat penting untuk memastikan bahwa proses pelatihan dan evaluasi benar-benar independen, khususnya ketika model akan diterapkan pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya (Parvande dkk., 2020).

Pemilihan nilai k sangat menentukan stabilitas dan akurasi model yang dibangun. Jika k terlalu besar (misalnya mendekati jumlah total data), hasil validasi cenderung memiliki bias rendah namun varians tinggi, yang dapat memicu overfitting. Sebaliknya, jika k terlalu kecil, hasil validasi lebih bias karena data pelatihan lebih sedikit. Oleh karena itu, dalam praktik umum disarankan menggunakan nilai k sebesar 5 atau 10, yang dianggap seimbang antara bias dan varians (Kuhn dan Johnson, 2013).

Setelah data dibagi menjadi k bagian, sebanyak $k-1$ bagian digunakan untuk melatih model, dan satu bagian sisanya digunakan untuk menguji performa model. Evaluasi dilakukan dengan menghitung *root mean square error* (RMSE) pada setiap iterasi. RMSE dihitung menggunakan rumus:

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

$\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi dan y_i adalah nilai aktual pada pengamatan ke- i . Proses ini diulang sebanyak k kali sehingga menghasilkan $\text{RMSE}_1, \text{RMSE}_2, \dots, \text{RMSE}_k$. Untuk mengevaluasi performa keseluruhan, digunakan nilai rata-rata RMSE dari semua iterasi, yang dirumuskan sebagai:

$$\text{CV}_{(k)} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \text{RMSE}_i$$

Model terbaik adalah model yang memiliki nilai rata-rata RMSE terkecil, karena menunjukkan bahwa kesalahan prediksi berada pada tingkat yang paling rendah (Zhang, 2019). Nilai RMSE yang kecil menandakan bahwa prediksi model mendekati nilai aktual, sehingga tingkat deviasi antara hasil prediksi dan observasi sesungguhnya relatif rendah. Hal ini sangat penting dalam konteks pemodelan prediktif, terutama ketika data digunakan untuk pengambilan keputusan atau proyeksi di masa mendatang. Selain itu, RMSE memiliki satuan yang sama dengan variabel target, sehingga interpretasinya menjadi lebih intuitif

dari metrik kesalahan lain seperti MSE atau MAE. Oleh karena itu, proses validasi model, rata-rata RMSE yang rendah tidak hanya menunjukkan performa model yang baik secara statistik, tetapi juga menjamin keandalan model dalam penerapan praktis pada data yang belum dilihat sebelumnya.



1.3.11 Bayesian Optimization

Bayesian optimization merupakan metode optimasi berbasis statistik yang dirancang untuk menemukan parameter terbaik dari suatu fungsi objektif yang mahal untuk dievaluasi dan tidak memiliki bentuk eksplisit (*black-box function*). Pendekatan ini bekerja dengan membangun *surrogate model*, seperti *Gaussian Process Regression*, yang digunakan untuk memodelkan ketidakpastian dari fungsi tujuan berdasarkan observasi sebelumnya. Selanjutnya, digunakan *acquisition function* yang menentukan titik optimal berikutnya yang paling menjanjikan untuk dievaluasi (Frazier, 2018).

Salah satu keunggulan *bayesian optimization* adalah kemampuannya dalam menyelesaikan permasalahan optimasi hiperparameter pada model *machine learning*, terutama ketika proses evaluasi model membutuhkan sumber daya komputasi yang besar, seperti pada *cross-validation*. Metode ini juga fleksibel terhadap *noise* dalam data dan sangat sesuai untuk ruang pencarian berdimensi rendah hingga menengah (Snoek dkk., 2012).

Dalam penelitian ini, *bayesian optimization* digunakan untuk menentukan kombinasi hiperparameter optimal pada algoritma *Random Forest*, dengan tujuan meminimalkan kesalahan prediksi. Proses optimasi dilakukan terhadap beberapa parameter penting, seperti jumlah pohon, jumlah minimal sampel pada daun, dan jumlah variabel prediktor yang digunakan dalam pemodelan. Pemilihan parameter dilakukan secara iteratif melalui 20 evaluasi fungsi objektif, dengan setiap iterasi menghasilkan kombinasi baru yang dievaluasi berdasarkan nilai *root mean square error (RMSE)* dari hasil *k-fold cross validation*.

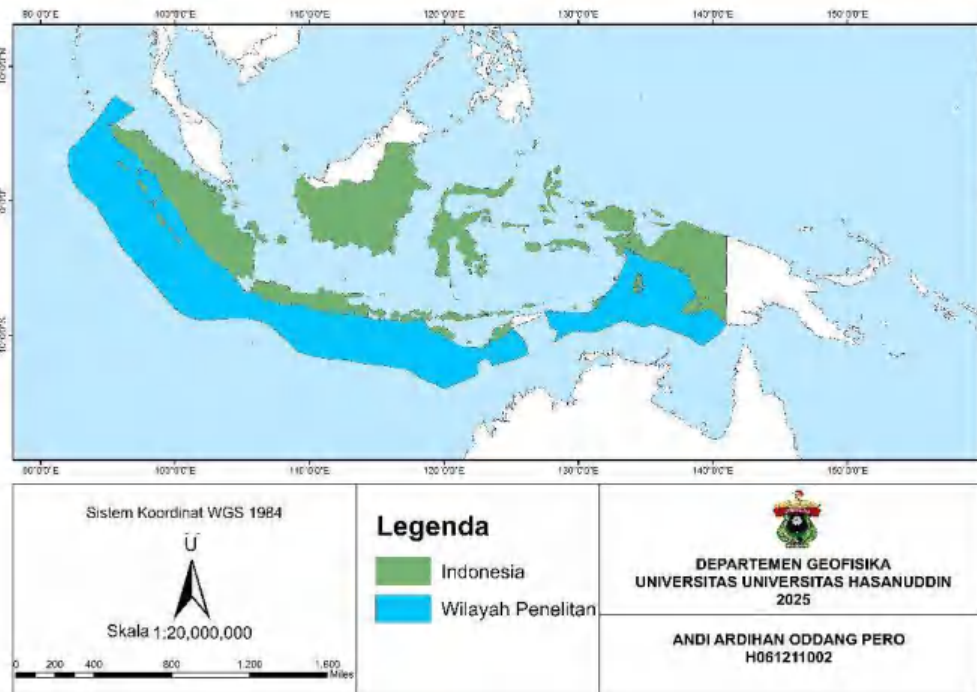
Selama proses optimasi, *bayesian optimization* mengidentifikasi kombinasi parameter yang secara konsisten memberikan performa prediksi terbaik berdasarkan nilai *RMSE* terendah. *Surrogate model* yang digunakan memprediksi titik-titik yang menjanjikan di ruang parameter, sementara *acquisition function* menentukan evaluasi berikutnya dengan menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi. Proses ini berlangsung hingga jumlah maksimum evaluasi tercapai, dan hasil akhir berupa konfigurasi hiperparameter terbaik digunakan pada tahap pemodelan akhir. Hasil optimasi ini menjadi dasar dalam menentukan struktur model *Random Forest* yang diterapkan untuk memprediksi hasil tangkapan ikan layang.



BAB II METODE PENELITIAN

2.1 Lokasi Penelitian

Lokasi penelitian berada di wilayah perairan Indonesia yang berbatasan langsung dengan Samudera Hindia, mencakup laut selatan Pulau Sumatera, Jawa, Bali, Nusa Tenggara, hingga sebagian selatan Papua. Wilayah ini merupakan bagian dari zona maritim Indonesia di Samudera Hindia yang ditunjukkan dengan warna biru pada peta.



Gambar 5. Peta lokasi penelitian

2.2 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan dua jenis data utama, yaitu data iklim bulanan dan data tahunan tangkapan ikan layang, dengan cakupan periode selama 43 tahun. Data iklim mencakup variabel klimatologi seperti *El Niño-Southern Oscillation* (ENSO), *Indian Ocean Dipole* (IOD), dan *Madden-Julian Oscillation* (MJO), yang diperoleh melalui situs <https://www.climate.gov/>. Sementara itu, data oseanografi meliputi suhu permukaan laut, salinitas, dan arus laut, diakses dari platform *Copernicus Marine Environment Service* melalui situs <https://data.marine.copernicus.eu/>. Adapun data ikan layang yang bersumber dari *FishStat* milik *Food and Agriculture Organization* (FAO), yang menyediakan rekaman statistik perikanan global.



Mengingat perbedaan resolusi temporal antara data iklim (bulanan) dan data tangkapan (tahunan), dilakukan transformasi data tangkapan dari skala tahunan menjadi skala bulanan menggunakan pendekatan berbasis Indeks Musim Penangkapan (IMP). IMP dihitung dari distribusi proporsional bulanan hasil tangkapan di beberapa pelabuhan perikanan utama Indonesia, yang kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh pola distribusi yang representatif secara spasial. Metode ini dipilih untuk merefleksikan variasi musim penangkapan yang lebih realistis dibandingkan dengan asumsi pembagian merata.

Selanjutnya, data iklim dan hasil tangkapan dalam format bulanan dikelompokkan berdasarkan musim klimatologis khas wilayah tropis Indonesia. Pengelompokan ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh variabilitas iklim terhadap hasil tangkapan ikan secara triwulanan, dengan mempertimbangkan dinamika monsun dan kondisi oseanografis yang dominan di kawasan Indonesia. Musim-musim tersebut diklasifikasikan ke dalam empat kategori, yaitu:

- Musim Barat (DJF): Desember–Februari,
- Transisi I (MAM): Maret–Mei,
- Musim Timur (JJA): Juni–Agustus,
- Transisi II (SON): September–November.

2.3 Prosedur Pengolahan Data

Prosedur pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan secara bertahap dan sistematis untuk memastikan integrasi antara data iklim dan data tangkapan ikan dapat dilakukan secara optimal. Seluruh proses pengolahan dilakukan menggunakan MATLAB dengan struktur skrip yang terdiri atas pemrosesan data iklim dan ikan, penggabungan data berdasarkan musim, seleksi prediktor, pemodelan, validasi, serta visualisasi dan penyimpanan hasil. Setiap tahap pengolahan mengikuti prinsip konsistensi temporal dan validasi numerik untuk memastikan keandalan hasil akhir.

2.3.1 Input Data

Data yang digunakan terdiri atas dua sumber utama, yaitu data klimatologi bulanan dan data tahunan tangkapan ikan layang (*Decapterus spp.*). Data iklim yang digunakan mencakup variabel-variabel seperti ENSO, IOD, MJO, suhu permukaan laut, salinitas, dan kecepatan arus laut, yang diperoleh dari Climate Explorer dan Marine Copernicus. Data tangkapan ikan diperoleh dari FAO-FishStat. Semua data disimpan dalam format CSV dan mencakup rentang waktu pengamatan selama 43 tahun (1980-2022).



Pemrosesan Data

diawali dengan konversi kolom waktu ke dalam format *datetime* untuk ekstraksi informasi bulan dan tahun. Selanjutnya, setiap bulan akan ke dalam empat musim, yaitu *West* (Desember–Februari),

Transition I (Maret–Mei), *East* (Juni–Agustus), dan *Transition II* (September–November). Untuk menjamin konsistensi musiman, data bulan Desember diasosiasikan dengan tahun berikutnya.

Data tahunan tangkapan ikan diubah menjadi data bulanan dengan menggunakan metode distribusi proporsional berbasis IMP (Indeks Musim Penangkapan). IMP divalidasi untuk memastikan proporsinya mencakup 12 bulan. Proses ini dilakukan untuk menyelaraskan frekuensi temporal antara data tangkapan tahunan dan data iklim bulanan.

Selanjutnya, dilakukan agregasi data menjadi rata-rata musiman. Sebagai bagian dari upaya untuk menangkap keterlambatan dampak iklim terhadap hasil tangkapan, ditambahkan variabel *lag* untuk setiap parameter iklim hingga dua musim sebelumnya (*lag-1* dan *lag-2*). Proses ini menghasilkan representasi yang lebih realistis dari pengaruh perubahan iklim terhadap produktivitas perikanan.

2.3.3 Penggabungan Data

Data musiman hasil tangkapan dan iklim yang telah diproses kemudian digabungkan menggunakan metode *inner join* berdasarkan kesesuaian antara musim dan tahun. Dataset hasil penggabungan ini menjadi dasar untuk tahap pemodelan dan analisis prediktif.

2.3.4 Seleksi Musim dan Variabel Prediktor

Pada tahap ini, dipilih salah satu musim dari keempat kategori musim yang tersedia untuk dianalisis lebih lanjut. Selanjutnya, dilakukan seleksi terhadap variabel prediktor dengan menggunakan dua pendekatan, yaitu: (1) berdasarkan signifikansi statistik dari hasil regresi linier berganda (*multivariate regression*), dan (2) dengan menggunakan seluruh variabel iklim yang tersedia. Apabila tidak ditemukan variabel yang signifikan pada pendekatan pertama, maka dilakukan eksplorasi kombinasi dua hingga tiga prediktor guna memperoleh model terbaik secara statistik. Strategi ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan korelasi tunggal yang umum terjadi dalam analisis hubungan antara iklim dan hasil tangkapan ikan.

2.3.5 Pemodelan dan Validasi

Pemodelan dilakukan dengan dua pendekatan utama, yaitu regresi linier untuk menguji hubungan linier antar variabel, dan *Random Forest* untuk menangkap non-linear melalui metode *ensemble learning*. Pada metode Random Forest, atitan model disempurnakan melalui penerapan *bayesian optimization* untuk menentukan parameter optimal, seperti jumlah pohon keputusan (*n_estimators*), ukuran daun minimum (*minLeafSize*), dan jumlah prediktor (*featuresToSample*). Pendekatan ini dinilai lebih adaptif dibandingkan



penggunaan parameter tetap, karena mampu menyesuaikan struktur model terhadap kompleksitas data yang dianalisis.

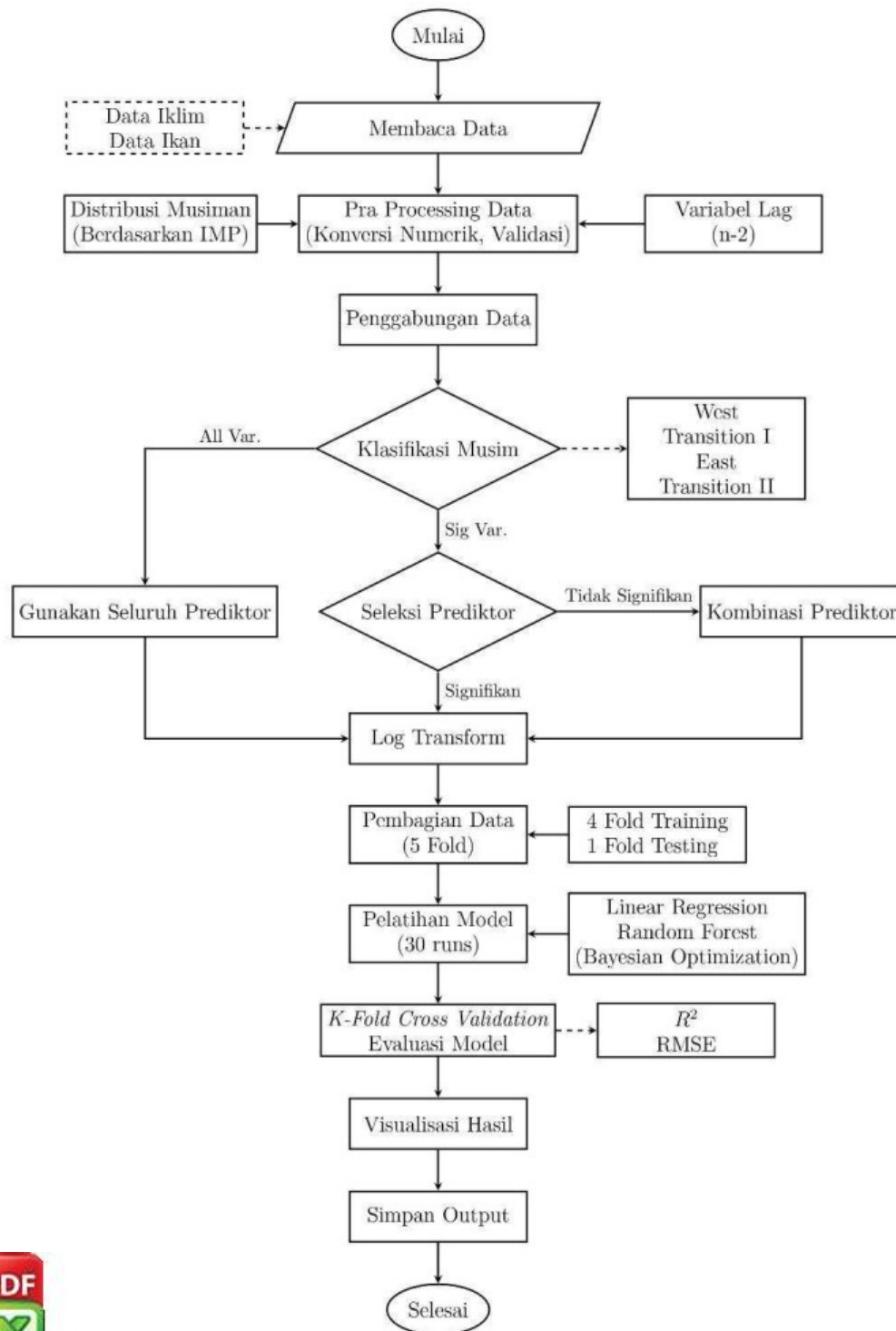
Proses validasi model dilakukan menggunakan *k-fold cross-validation* dengan nilai $k = 5$ dan diulang sebanyak 30 kali. Penggunaan validasi berulang bertujuan untuk mengurangi *bias sampling* dan meningkatkan stabilitas hasil. Kinerja model dievaluasi berdasarkan koefisien determinasi (R^2), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE) sebagai indikator utama

2.3.6 Visualisasi dan Penyimpanan Hasil

Hasil analisis divisualisasikan dalam bentuk grafik untuk mendukung interpretasi model secara lebih komprehensif. Visualisasi yang dihasilkan mencakup *scatter plot* antara nilai observasi dan prediksi serta keterangan nilai R^2 dan RMSE, grafik *time series* yang menggambarkan perbandingan tren prediksi dan observasi sepanjang waktu, serta diagram *variable importance* untuk model *Random Forest* yang menunjukkan kontribusi relatif masing-masing prediktor terhadap hasil prediksi. Seluruh hasil analisis disimpan secara otomatis dalam folder yang terstruktur berdasarkan musim dan metode seleksi variabel, mencakup dokumentasi evaluasi model dan gambar visualisasi yang siap digunakan dalam pelaporan atau interpretasi lanjutan.



2.4 Bagan Alir



Gambar 6. Bagan alir penelitian

