

## STRATEGI PENINGKATAN EKSPOR HASIL PERIKANAN MELALUI PENGELOLAAN PERIKANAN TERUKUR MENGGUNAKAN RANDOM FOREST ALGORITHM

### A STRATEGY TO INCREASE EXPORTS OF MARINE PRODUCTS THROUGH MEASURED FISHERIES POLICY USING THE RANDOM FOREST ALGORITHM

Joannes Fregis Philosovio Anugrahnu<sup>1</sup>, Ezra Etika<sup>1</sup>, Sania Lina Sumarni<sup>1</sup>, Naomi Nessyana Debataraja<sup>1</sup> Yoke Lestowyati<sup>2</sup> dan Dwi Ari Priyanto<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Tanjungpura, Jl. Prof. Dr. H. Profesor Dokter H. Hadari Nawawi, Bansir Laut, Kec. Pontianak Tenggara, Kota Pontianak, Kalimantan Barat 78124, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura, Jl. Prof. Dr. H. Profesor Dokter H. Hadari Nawawi, Bansir Laut, Kec. Pontianak Tenggara, Kota Pontianak, Kalimantan Barat 78124, Indonesia

<sup>3</sup>Pelabuhan Perikanan Nusantara Pemangkat, Penajap, Pemangkat, Kabupaten Sambas, Kalimantan Barat 79154, Indonesia  
Teregistrasi I tanggal: 17 Januari 2023; Diterima setelah perbaikan tanggal: 3 November 2025;  
Disetujui terbit tanggal: 20 November 2025

#### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan menyusun strategi dalam menerapkan eco-preservation fishing dalam kerangka kebijakan Penangkapan Ikan Terukur (PIT) di PPN Pemangkat, Kabupaten Sambas. Dengan menggunakan data sekunder mengenai produksi ikan tahun 2020, peneliti mengidentifikasi faktor-faktor penting yang perlu dijadikan dasar dalam penyusunan kebijakan agar penerapan eco-preservation fishing dapat berjalan efektif sekaligus mendukung kinerja ekspor setelah masa pandemi. Variabel yang dianalisis mencakup berat hasil tangkapan ( $Y$ ), ukuran kapal/gross tonnage ( $X_1$ ), jenis alat penangkapan ( $X_2$ ), waktu pembongkaran ( $X_3$ ), jumlah hari perjalanan ( $X_4$ ), jumlah ABK ( $X_5$ ), dan frekuensi penangkapan ( $X_6$ ). Algoritma random forest digunakan untuk mengklasifikasikan serta mengevaluasi tingkat pengaruh masing-masing variabel. Model yang dihasilkan memiliki akurasi prediksi sebesar 81,32% (kategori baik). Frekuensi penangkapan ( $X_6$ ) menunjukkan penurunan rataan Gini terbesar, sehingga menjadi variabel yang paling berpengaruh, diikuti oleh ukuran kapal ( $X_1$ ), jenis alat ( $X_2$ ), dan hari perjalanan ( $X_4$ ). Dari temuan tersebut, ditemukan strategi prioritas, yaitu : (1) penetapan kuota berdasarkan effort (per trip/kapal) dan ukuran kapal, (2) pembatasan serta penggantian alat tangkap yang lebih ramah lingkungan, (3) pengaturan durasi dan jumlah hari operasi, serta (4) peningkatan kepatuhan melalui pengawasan waktu bongkar. Hasil penelitian ini memberikan strategi untuk penerapan eco-preservation fishing dalam skema PIT di PPN Pemangkat yang didasarkan pada bukti empiris dari data tahun 2020.

**Kata Kunci:** Perikanan terukur; penurunan rataan gini; ukuran kapal; klasifikasi

#### ABSTRACT

*Measured fisheries management (PIT) is a policy of capturing marine products accompanied by control over its quotas and areas. Compliance with this policy should be increased along with the sustainability of the marine product exports sector amidst the decline in the economic sector due to the covid-19 pandemic. Eco-preservation fishing is one of the solutions that can be offered. This study uses secondary data on marine products production in 2020 obtained from Archipelago Fishing Port (AFP) of Pemangkat, Sambas Regency. Random forest algorithm is used to classify randomly selected subsets of the sample and training variables to produce several decision trees. The results of the data testing test show the predicted value of 81.32% and is included in the good category. The variable in this research is weight of catches ( $Y$ ), gross tonnage ( $X_1$ ), fishing gear type ( $X_2$ ), ship unloading time ( $X_3$ ), number of travel days ( $X_4$ ), number of crew members ( $X_5$ ), and the*

Korespondensi penulis:

e-mail: [naominessyana@math.untan.ac.id](mailto:naominessyana@math.untan.ac.id)

105

DOI: <http://dx.doi.org/10.15578/jkpi.17.2.2025.105-113>

Copyright © 2025, Jurnal Kebijakan Perikanan Indonesia (JKPI)

number of catches ( $X_6$ ).  $X_6$  has the largest mean decrease gini value than the other variables, so it has the biggest contribution in classifying the causes of catches in Pemangkat AFP as per 2021.

**Keywords:** Measured fisheries; mean decrease gini; gross tonnage; classification

## PENDAHULUAN

Berdasarkan Peraturan Pemerintah Republik Indonesia No.11 Tahun 2023 tentang Penangkapan Ikan Terukur merupakan penangkapan ikan yang terkendali yang dilakukan berdasarkan zona tertentu dan kuota penangkapan ikan dalam rangka menjaga kelestarian sumber daya ikan dan lingkungannya, memberi kesempatan berusaha, dan meningkatkan keadilan dan kesejahteraan nelayan. Kebijakan ini bertujuan untuk menjaga kelestarian sumber daya ikan demi terwujudnya laut yang sehat untuk masyarakat Indonesia yang sejahtera. Peraturan Menteri Kelautan dan Perikanan Republik Indonesia Nomor 54/PERMEN-KP/2020 tentang izin lokasi, izin pengelolaan, dan izin lokasi di laut, mengatur kebijakan mengenai area penangkapan ikan, jumlah ikan yang diizinkan ditangkap, jenis alat penangkapan ikan, jumlah anak buah kapal lokal, musim penangkapan ikan dan pelabuhan pendaratan ikan. Berdasarkan Keputusan Menteri Kelautan Perikanan Nomor 19 tahun 2022 tentang estimasi potensi sumber daya ikan, jumlah tangkapan ikan yang diperbolehkan dan tingkat pemanfaatan sumber daya ikan di wilayah pengelolaan perikanan negara Republik Indonesia, ikan yang dapat ditangkap maksimal yaitu sebesar 9,45 juta ton per tahun. Berdasarkan Laporan Kinerja Kementerian Kelautan dan Perikanan 2021 tentang ekspor hasil laut Indonesia pada tahun 2020 total ekspor hasil laut Indonesia adalah sebesar 1,26 juta ton.

Pada saat pandemi covid-19 masih tersebar di seluruh dunia termasuk Indonesia, berbagai solusi dan kebijakan sudah pemerintah lakukan untuk mencegah penyebaran covid-19. Sesuai dengan Peraturan Pemerintah Nomor 21 tahun 2020 tentang Pembatasan Sosial Berskala Besar dalam Rangka Percepatan Penanganan Corona Virus Disease 2019 (Covid-19). Hal ini menimbulkan dampak negatif bagi perekonomian. Pertumbuhan ekonomi Indonesia tahun 2020 turun sebesar 2,07% dari tahun 2019 (BPS, 2020). Sektor ekspor barang dan jasa menjadi sektor yang mengalami penurunan terbesar 7,70%. Saat sektor lain mengalami penurunan nilai ekspor, sektor ekspor produk hasil laut tidak mengalami penurunan. Hasil laut yang melimpah dan permintaan ekspor dari luar negeri membuat industri ekspor hasil laut tetap bergerak (Nugraha & Kurniadi, 2021). Kementerian Kelautan dan Perikanan menyatakan bahwa terjadi peningkatan ekspor hasil tahun 2020 sebesar 5,7% dibandingkan tahun 2019. Pada tahun 2020 ekspor produk hasil laut Indonesia naik dua peringkat menjadi

delapan besar sebagai eksportir utama produk perikanan dunia (Kementerian Kelautan dan Perikanan, 2020). Peningkatan ekspor ini disebabkan karena Indonesia memiliki sumber daya laut yang melimpah dan beragam. Hal ini dibuktikan dengan adanya berbagai jenis biota laut yang terdiri dari 8.500 spesies ikan atau 45% dari jumlah spesies yang ada di dunia dan sekitar 85.707 km<sup>2</sup> atau 14% dari luas terumbu karang dunia (Kementerian Kelautan dan Perikanan, 2015). Melimpohnya hasil laut, dimanfaatkan oleh para eksportir untuk memberdayakan hasil laut Indonesia untuk memenuhi permintaan ekspor. Namun dikhawatirkan para eksportir akan mengeksplorasi hasil laut yang dapat membuat sumber daya alam laut dapat berkurang dan punah. Oleh karena itu diperlukan upaya untuk mencegah kepunahan sumber daya laut diantaranya dengan menerapkan kebijakan Penangkapan Ikan Terukur. Penelitian menggunakan metode *random forest algorithm* belum pernah dilakukan dalam sektor perikanan sebelumnya. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menggunakan *random forest algorithm* dalam menerapkan *eco-preservation fishing* guna meningkatkan ekspor hasil laut dengan tetap menjaga kelestarian.

## Jenis Dan Analisis Data

### Data Mining

*Data mining* merupakan suatu proses penambangan data menjadi suatu informasi yang bernilai (Anas, 2020). *Data mining* disebut juga sebagai suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika (Darmawan *et al.*, 2018). *Data mining* adalah ekstraksi informasi atau pola yang penting atau menarik dari data yang ada di database yang besar (Susanto & Sudiyatno, 2014). Penanganan pada *imbalance data* dilakukan untuk menangani distribusi data yang tidakimbangnya antar kelas mayoritas dan kelas minoritas, hal ini dapat mengakibatkan *Machine Learning* keliru dalam melakukan klasifikasi (Mutmainah, 2021). *Ensemble Learning* merupakan metode pada *machine learning* yang bekerja dengan mengombinasikan beberapa algoritma *learning* untuk menghasilkan prediksi yang dapat meningkatkan akurasi Ada beberapa jenis *ensemble learning*, yaitu *bagging*, *boosting*, *stacking*, dan *voting* (Satmoko *et al.*, 2018).

## Data Training dan Testing

*Data training* adalah data yang digunakan untuk perhitungan probabilitas dari data berdasarkan data pembelajaran yang dilakukan (Pratiwi & Nugroho, 2016). *Data training* digunakan untuk mencari model yang sesuai untuk data yang digunakan. *Data testing* merupakan data yang akan atau sedang terjadi dan dipergunakan sebagai bahan uji yang sebelumnya sudah didapatkan pada data training (Pratiwi & Nugroho, 2016). *Data testing* adalah data yang belum pernah dipakai sebagai pembelajaran dan akan berfungsi sebagai data pengujian kebenaran atau keakuratan hasil pembelajaran (Suherman & Muzaky, 2019). *Data testing* digunakan untuk menguji tingkat akurasi dari metode klasifikasi.

## Random Forest

*Random forest* merupakan salah satu metode untuk mengklasifikasikan sehingga menghasilkan beberapa pohon keputusan, menggunakan subset sampel dan variabel pelatihan yang dipilih secara acak (Belgiu & Drăguț, 2016). *Random forest* dapat beradaptasi dengan data yang tidak linear sehingga mampu melakukan prediksi lebih baik ketimbang model regresi. *Random forest* merupakan kombinasi dari metode *bagging* dan *random sub spaces* (Apriliah et al., 2021). Algoritma *random forest* juga sangat cocok untuk dataset menengah hingga besar (Schonlau & Zou, 2020). Selain itu, kapabilitas prediktif dari model yang dibentuk melalui algoritma *random forest* lebih baik dibandingkan dengan *logistic model tree* dan *classification and regression tree* (Chen et al., 2017). Ada tiga aspek penting dalam metode *random forest*, yaitu melakukan *bootstrap* sampling untuk membangun pohon prediksi, masing-masing pohon keputusan memprediksi dengan prediktor acak, dan *random forest* melakukan prediksi dengan mengombinasikan hasil dari setiap pohon keputusan dengan cara *majority vote* untuk klasifikasi atau rata-rata untuk regresi (Sadewo et al., 2017).

Tabel 1. Matriks Kebingungan

Table 1. Confusion Matrix

Kelas Aktual	Kelas Prediksi	
	Positive Class	Negative Class
Positive Class	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Negative Class	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Keterangan:

- True Positive (TP)* : prediksi tepat jumlah observasi *positive class*
- False Positive (FP)* : prediksi salah jumlah observasi *positive class*
- True Negative (TN)* : prediksi tepat jumlah observasi *negative class*
- False Negative (FN)* : prediksi salah jumlah observasi *negative class*

## Kriteria Pemisahan

Ukuran kriteria pemisahan yang dapat digunakan dalam *random forest* salah satunya adalah *mean decrease gini* (MDG). MDG merupakan rata-rata penurunan total sebuah variabel pada *node impurity* yang dibobot dengan proporsi sampel yang mencapai *node* tersebut di setiap individu *decision tree* pada *random forest* yang dibentuk (Darwanto et al., 2021). Besar angka MDG menjelaskan tingkat kepentingan kontribusi suatu variabel independen yang terkandung dalam model yang terbentuk. Semakin besar angka MDG yang dihasilkan maka akan semakin besar kontribusi variabel independen tersebut (Adrian & Verawati, 2025). Misalkan terdapat r variabel dengan *h* bernilai 1, 2, hingga r maka MDG mengukur tingkat kepentingan variabel  $X_h$  sebagai berikut.

$$MDG_h = \frac{1}{k} \sum_t [d(h, t)I(h, t)] \quad \dots \dots \dots (1)$$

Sumber: (Raihananda et al., 2020) dengan  
*I(h, t)* : bernilai 1 jika memilah simpul, selain itu bernilai 0  
*d(h, t)* : besar penurunan indeks gini variabel pada simpul *t*  
*k* : banyak pohon dalam *random forest*

## Confusion Matrix

Kinerja klasifikasi dapat diukur menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel yang digunakan untuk menggambarkan kinerja model klasifikasi pada set data pengujian yang nilainya telah diketahui (Kardian & Gustiana, 2021). *Confusion matrix* merupakan tabel yang menyatakan jumlah klasifikasi yang benar dan yang salah (Gea & Basir, 2025). Kinerja model yang digunakan pada penelitian ini yaitu *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Perhitungan ketiga nilai kinerja ini diperoleh dari hasil perhitungan nilai yang tertera pada *confusion matrix* yang dihasilkan model klasifikasi *Random Forest*. Tabel 1 menunjukkan bentuk *confusion matrix* beserta keterangan mengenai komponen yang membentuk *confusion matrix* dalam menggambarkan kinerja model (Raihananda et al., 2020).

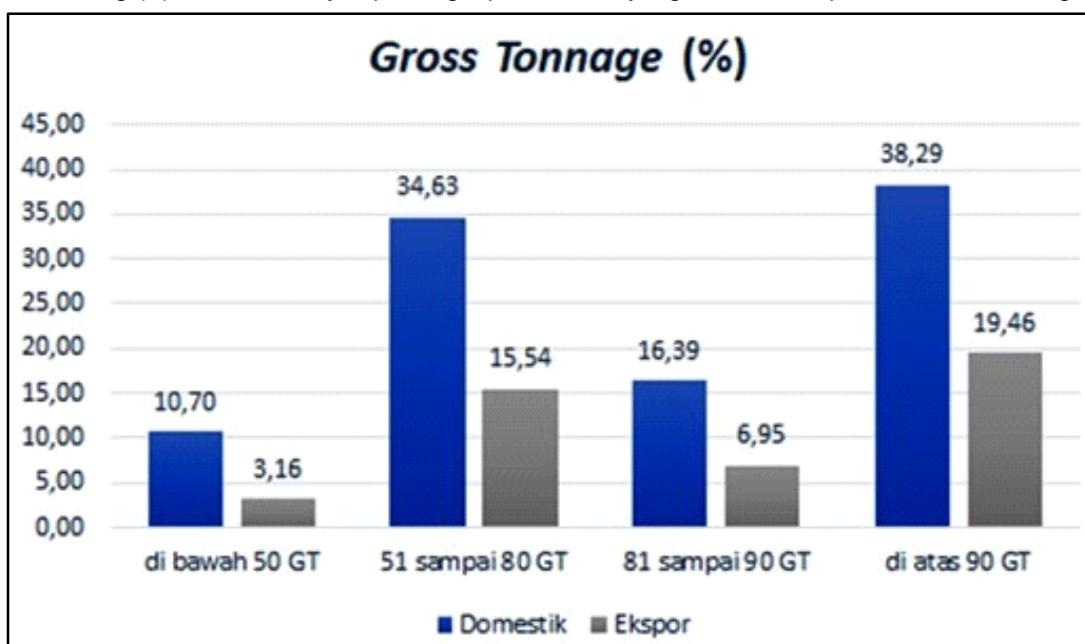
Perhitungan *accuracy*, *precision*, dan *recall* pada *confusion matrix* adalah sebagai berikut.

Sumber: (Raihananda *et al.*, 2020)

## **BAHASAN**

Data penelitian diperoleh dari instansi Pelabuhan Perikanan Nusantara (PPN) Pemangkat tahun 2021. Dalam penelitian ini digunakan 6 variabel independen yaitu ukuran kapal/*gross tonnage* ( $X_1$ ), jenis alat penangkapan ikan ( $X_2$ ), waktu pembongkaran kapal ( $X_3$ ), jumlah hari perjalanan (jumlah hari melaut) ( $X_4$ ), jumlah ABK ( $X_5$ ), dan banyak penangkapan ikan ( $X_6$ ) dengan variabel dependen berat hasil tangkapan dengan satuan kg ( $Y$ ). Variabel banyak penangkapan

hasil laut adalah variabel yang menyatakan berapa banyak kapal yang menangkap ikan tertentu dalam kurun waktu satu tahun. Variabel dependen berat tangkapan dibagi menjadi dua kategori, yaitu kategori domestik dan kategori ekspor. Berat tangkapan ikan di bawah 1.000 kg termasuk ke dalam kategori domestik dan berat tangkapan ikan di atas 1.000 kg termasuk ke dalam kategori ekspor. Kategori ini didasari oleh analisis hipotetis atas terpenuhinya kebutuhan pasar domestik sehingga potensi lebih dari berat yang sudah ada dapat dialokasikan sebagai ekspor.

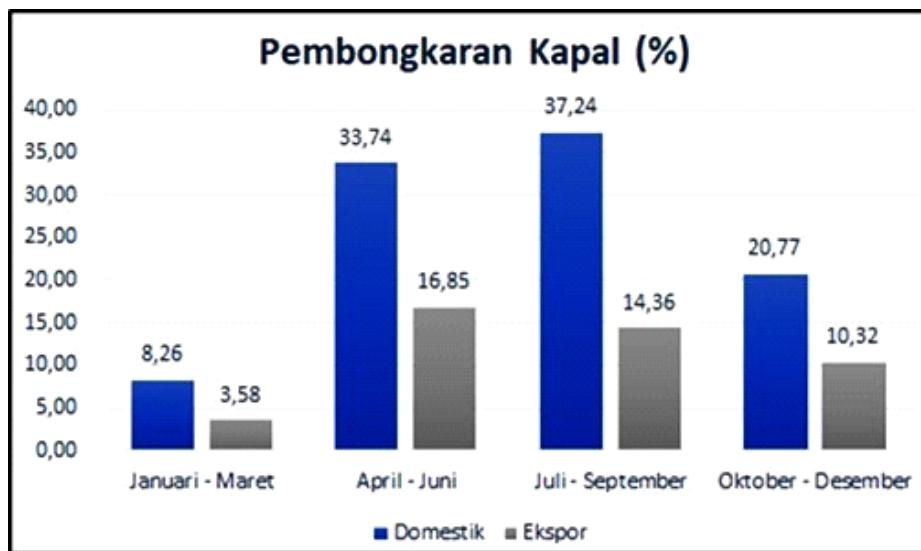


Gambar 1. Diagram Batang Gross Tonnage (GT).

*Figure 1. Bar Chart of Gross Tonnage (GT).*

Berdasarkan Gambar 1 diketahui untuk kebutuhan domestik maupun ekspor, kapal yang berlabuh di PPN Pemangkat paling banyak menggunakan *gross tonnage* di atas 90. Hal ini artinya semakin besar *gross tonnage* yang digunakan maka jumlah anak

bahan kapal yang digunakan semakin banyak. Ukuran *gross tonnage* juga akan berpengaruh terhadap hasil tangkap sumber daya laut. Data persentase waktu pembongkaran kapal pada setiap kuarter disajikan secara rinci pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Batang Waktu Pembongkaran Kapal (Bulan).

Figure 2. Bar Chart of Ship Unloading Time (Month).

Berdasarkan Gambar 2 diketahui bahwa kapal terbanyak untuk kebutuhan domestik berlabuh di PPN Pemangkat pada bulan Juli hingga September. Hal ini juga dipengaruhi oleh kondisi musim penangkapan ikan dan kondisi cuaca/kondisi laut secara menyeluruh. Artinya pada bulan Juli hingga September

kapal paling banyak berlabuh yaitu kapal yang mendapatkan ikan kurang dari 1000 kg. Sedangkan kapal yang berlabuh untuk kebutuhan ekspor paling banyak di bulan April hingga Juni. Artinya pada bulan April hingga Juni kapal paling banyak berlabuh yaitu kapal yang mendapatkan ikan di atas dari 1000 kg.

Tabel 2. Kategori Variabel

Table 2. Variable Category

Variabel	Kategori	Domestik	Ekspor
Jenis Alat Penangkapan Ikan	Bouke ami	9	7
	Jala jatuh berkapal	38	26
	Pukat cincin kecil dengan satu kapal	2308	1029
Jumlah Hari Perjalanan	Rawai dasar	19	9
	≤ 15 hari	33	18
	16 – 30 hari	2275	1022
	31 – 45 hari	20	5
Jumlah ABK	> 45 hari	46	26
	1 – 7 orang	20	6
	8 – 14 orang	54	38
Banyak Penangkapan	15 – 21 orang	1537	660
	22 – 28 orang	763	367
	1 – 100 kali ditangkap	549	39
Hasil Laut	101 – 200 kali ditangkap	814	155
	201 – 300 kali ditangkap	661	150
	301 – 400 kali ditangkap	350	727

Hasil analisis deskriptif yang dilakukan menunjukkan bahwa jenis alat penangkapan ikan yang paling banyak digunakan adalah pukat cincin (*purse seine*) dengan satu kapal baik untuk kebutuhan domestik maupun ekspor. Hal ini disebabkan karena penggunaan pukat cincin lebih efektif untuk menjaring ikan karena hasil tangkapannya lebih banyak sehingga dapat keuntungan yang didapatkan juga besar. Selain itu, kapal juga dapat berlabuh dalam waktu yang singkat atau kurang dari dua hari jika

menggunakan jenis alat penangkapan ikan *purse seine*. Variabel jumlah hari perjalanan kapal paling banyak dihabiskan berkisar 16 hari sampai 30 hari baik untuk domestik maupun ekspor. Hal ini dapat disebabkan agar setiap bulannya kapal dapat berangkat dan memasok hasil laut yang hanya tersedia pada satu waktu di bulan tertentu. Selain itu, periode jumlah hari perjalanan 16 sampai 30 hari dapat menghemat ongkos biaya perjalanan dan menyesuaikan waktu pembongkaran kapal. Variabel

jumlah ABK kemudian melengkapi variabel hari berlayar guna mencapai efisiensi biaya dengan kisaran 15 sampai 21 orang. Variabel banyak penangkapan hasil laut memiliki nilai tertinggi untuk domestik pada kategori 101 sampai 200 kali ditangkap yaitu bawal hitam, layur, manyung, swanggi, tembang, tenggiri, dan tongkol abu-abu. Sedangkan untuk ekspor adalah

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Menggunakan Data *Training*  
 Table 3. Classification Result Using Training Data

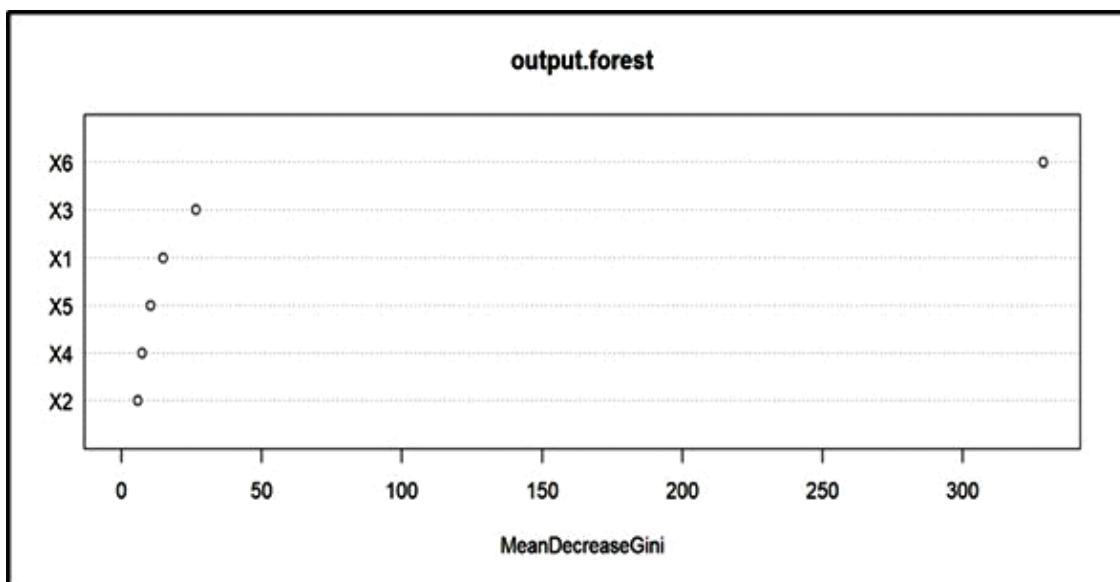
	Domestik	Eksport	Error
Domestik	1747	280	0,1381
Eksport	3475	557	0,3838

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat jumlah pohon (*ntree*) yang digunakan adalah sebanyak 500 dengan nilai *mtry* yaitu 2. Dari total data *training* yang digunakan terdapat sejumlah 21,39 % data atau sekitar 626 data yang digunakan kurang tepat. jenis

pada kategori 300 sampai 400 kali ditangkap yaitu cumi-cumi, layang benggol, dan selar bentong.

Digunakan 85% data *training* sebanyak 2.928 data dan 15% data testing sebanyak 517 data. Data *training* digunakan untuk mencari model yang sesuai untuk data yang digunakan sedangkan data *testing* digunakan untuk menguji tingkat akurasi dari metode klasifikasi.

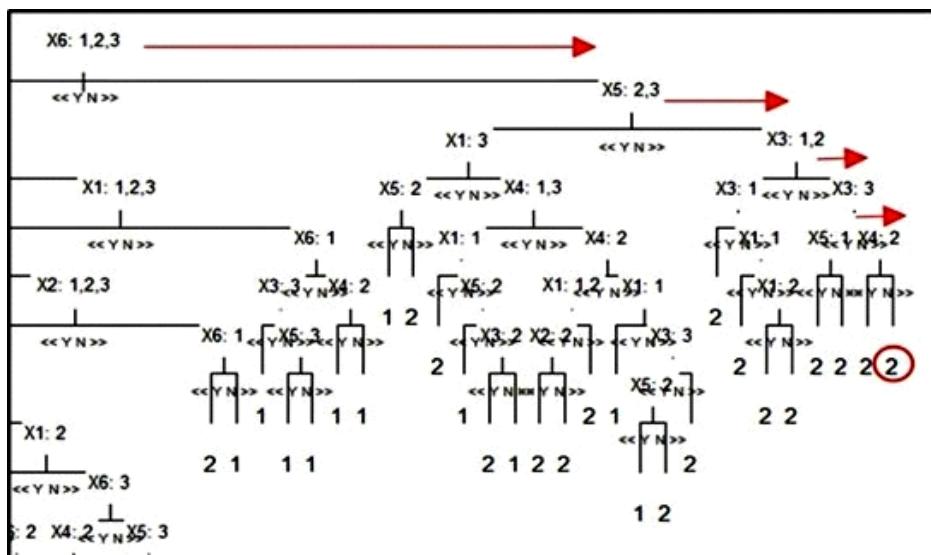
data yang diprediksi dengan tepat yaitu sejumlah 1.747 data untuk domestik dan 557 data untuk eksport. Akan tetapi terdapat 280 data yang sebenarnya adalah data eksport yang diprediksi sebagai data domestik dan 347 data domestik yang diprediksi sebagai data eksport.



Gambar 3. Ukuran Tingkat Kontribusi Variabel.  
 Figure 3. Measure of the Level of Variables Contribution.

Dari Gambar 3 diketahui bahwa  $X_6$  (banyak penangkapan) memiliki nilai MDG terbesar daripada variabel lainnya sehingga memiliki kontribusi paling besar dalam mengklasifikasi penyebab hasil tangkapan di PPN Pemangkat tahun 2021. Kemudian variabel lainnya yang memiliki kontribusi terbesar

adalah  $X_3$  (waktu pembongkaran kapal),  $X_1$  (gross tonnage),  $X_5$  (jumlah ABK),  $X_4$  (jumlah hari perjalanan), dan  $X_2$  (jenis alat penangkapan ikan). Hasil klasifikasi data menggunakan *random forest algorithm* terdapat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Analisis Random Forest.  
Figure 4. Result of Random Forest Analysis.

Jika variabel banyak penangkapan ( $X_6$ ) bukan termasuk dalam kategori satu (frekuensi penangkapan ikan berjumlah 1 sampai 100 kali ditangkap), dua (frekuensi penangkapan ikan berjumlah 100 sampai 200 kali ditangkap), atau tiga (frekuensi penangkapan ikan berjumlah 200 sampai 300 kali ditangkap), jumlah ABK ( $X_5$ ) bukan termasuk kategori dua (1

sampai 7 orang) atau tiga (8 sampai 14 orang), waktu pembongkaran kapal ( $X_3$ ) bukan termasuk dalam kategori satu (periode Januari sampai Maret), dua (periode April sampai Juni), atau tiga (periode Juli sampai September), dan variabel jumlah hari perjalanan ( $X_4$ ) bukan termasuk kategori dua (16 sampai 30 hari) maka dikategorikan sebagai 2 atau eksport.

Tabel 4. Hasil Prediksi dengan Data *Testing*

Table 4. Result of Prediction of Testing Data

	<b>Domestik</b>	<b>Ekspor</b>	<b>Error</b>
<b>Domestik</b>	1747	280	0,1381
<b>Ekspor</b>	3475	557	0,3838

*Accuracy* =  $\frac{TP + TN}{Total} = \frac{313 + 105}{313 + 105 + 62 + 34} = \frac{418}{514} = 0,8132$

*Sensitivity* =  $\frac{TP}{TN} = \frac{313}{313} = \frac{313}{313} = 0,9020$

*Specificity* =  $\frac{TN}{TP + FN} = \frac{105}{105 + 62} = \frac{105}{167} = 0,6287$

Hasil dari uji data *testing* menunjukkan *random forest algorithm* dengan nilai hasil prediksi sebesar 81,32% dan termasuk dalam kategori baik. Nilai *sensitivity* (pengukuran proporsi dari *true positive* atau eksport) diklasifikasikan dengan benar senilai 90,20% dan nilai *specificity* (pengukuran *true negative* atau domestik) diklasifikasikan dengan benar senilai 62,87%.

*Random forest algorithm* menunjukkan beberapa variabel yang jika dimaksimalkan akan menghasilkan klasifikasi terbaik untuk pemaksimalan berat tangkapan ikan, diantaranya yaitu waktu pembongkaran kapal (kategori pukat cincin kecil dengan satu kapal), jumlah hari perjalanan (kategori di bawah 15 hari, 31 hingga 45 hari, dan di atas 45

hari), jumlah ABK (kategori satu sampai tujuh orang dan 22 sampai 28 orang), dan banyak penangkapan ikan (kategori 300 sampai 400 kali ditangkap yaitu cumi-cumi, layang benggol, dan selar bentong). Hasil klasifikasi yang telah didapatkan tersebut kemudian diimplementasikan dalam langkah *eco-preservation fishing*. Dengan demikian, berat tangkapan ikan untuk kegiatan ekspor harus dijaga secara konsisten pada kategori-kategori yang telah didapatkan dari hasil *random forest algorithm* agar nilai produksi mampu memberikan hasil yang maksimal. Maksimalisasi nilai produksi akan berdampak baik dalam pemulihian ekonomi pasca pandemi baik bagi negara dengan kegiatan ekspor maupun masyarakat melalui kegiatan domestik.

## KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh, dapat diambil kesimpulan bahwa frekuensi penangkapan merupakan faktor utama yang memengaruhi klasifikasi produksi, baik domestik maupun ekspor, diikuti oleh waktu pembongkaran, gross tonnage, jumlah awak kapal, jumlah hari perjalanan, serta jenis alat tangkap. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa strategi utama dalam menerapkan pengelolaan penangkapan ikan secara berkelanjutan di PIT adalah (i) mengelola upaya penangkapan berdasarkan jumlah perjalanan dan ukuran kapal, (ii) mengatur jadwal dan ketertiban pembongkaran sebagai titik pengawasan ketaatan, (iii) menata komposisi awak kapal dan durasi operasi agar tekanan penangkapan tetap terkendali, serta (iv) mengganti atau membatasi penggunaan alat tangkap dengan alat yang lebih selektif dan ramah lingkungan. Implementasi yang terpadu terhadap keempat aspek tersebut akan membawa dampak positif terhadap pengelolaan sumber daya ikan secara berkelanjutan sekaligus memastikan ketersediaan pasokan ikan untuk pasar domestik maupun ekspor.

### Rekomendasi

Penelitian berikutnya dapat menggunakan variabel yang lebih bervariasi agar aspek operasional di Pelabuhan Perikanan Nusantara (PPN) Pemangkat dapat dianalisis lebih jauh. Selain aspek operasional, diperlukan pula analisis dari aspek sosial-ekonomi yang dapat menggambarkan kondisi pelabuhan dan nelayan lebih baik lagi.

## PERSANTUNAN

Penelitian berikutnya dapat menggunakan variabel yang lebih beragam agar aspek operasional di Pelabuhan Perikanan Nusantara (PPN) Pemangkat dapat dianalisis lebih mendalam. Selain aspek operasional, diperlukan pula analisis dari aspek sosial-ekonomi yang dapat menggambarkan kondisi pelabuhan dan nelayan secara lebih komprehensif.

## DAFTAR PUSTAKA

Adrian, A., & Verawati, I. (2025). Analisis Performa Logistic regression dan Random Forest dalam Klasifikasi Kelayakan Penerimaan Kredit. *IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research*, 4(2), 148–158. <https://doi.org/10.37905/Aksara>

Anas, A. (2020). Penerapan algoritma Fp-Growth dalam menentukan perilaku konsumen Ghania Mart Muara Bulian. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 14(2), 120–129. <https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2020.14.2.879>

Apriliah, W., Kurniawan, I., Baydhowi, M., & Haryati, T. (2021). Prediksi kemungkinan diabetes pada tahap awal menggunakan algoritma klasifikasi Random Forest. *SISTEMASI*, 10(1), 163. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i1.1129>

Badan Pusat Statistik. (2020). *Data pertumbuhan ekonomi Indonesia tahun 2020*.

Belgiu, M., & Drăguș, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>

Chen, W., Xie, X., Wang, J., Pradhan, B., Hong, H., Bui, D. T., & Ma, J. (2017). A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility. *CATENA*, 151, 147–160. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.11.032>

Darmawan, A., Kustian, N., Rahayu, W., & Tabebuya. (2018). Implementasi data mining menggunakan model SVM untuk prediksi kepuasan pengunjung Taman Tabebuya. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, 2(3), 299–307. <http://dx.doi.org/10.30998/string.v2i3.2439>

Darwanto, A. R. S., Viarindita, T. L., & Widyaningsih, Y. (2021). Analisis regresi logistik binomial dan algoritma Random Forest pada proses pengklasifikasian penyakit ginjal kronis. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 5(1), 1–14. <https://doi.org/10.21009/JSA.05101>

Gea, A. F., & Basir, C., (2025). Implementasi Naïve Bayes Classifier (NBC) untuk menganalisis sentimen ulasan film “everything everywhere all at once” di Twitter. *J Ris. & Ap. Mat*, 9(2), 208-218. <https://doi.org/10.26740/jram.v9n2.p208-218>

Kardian, A. R., & Gustiana, D. (2021). Analisis sentimen berdasarkan opini pengguna pada media Twitter terhadap BPJS menggunakan metode lexicon based dan naïve Bayes classifier. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 20(1), 39–52. <https://doi.org/10.32409/jikstik.20.1.401>

- Kementerian Kelautan dan Perikanan. (2015). *Keputusan Kepala Badan Ikan Pengendalian Mutu dan Keamanan Hasil Perikanan Nomor 67/KEP-BKIPM/2015.* [https://bkipm.kkp.go.id/bkipmnew\\_rubah/public/files/regulasi/JUKNIS%20PEMETAAN%20SEBARAN%20JADDI.pdf](https://bkipm.kkp.go.id/bkipmnew_rubah/public/files/regulasi/JUKNIS%20PEMETAAN%20SEBARAN%20JADDI.pdf)
- Kementerian Kelautan dan Perikanan. (2020). *Peringkat Indonesia sebagai eksportir produk perikanan dunia meningkat di masa pandemi.* <https://kkp.go.id/djpdkp/artikel/33334-peringkat-indonesia-sebagai-eksportir-produk-perikanan-dunia-meningkat-di-masa-pandemi>
- Kementerian Kelautan dan Perikanan. (2022). *Keputusan Menteri Kelautan dan Perikanan Nomor 19 Tahun 2022 tentang Estimasi Potensi Sumber Daya Ikan, Jumlah Tangkapan Ikan yang Diperbolehkan, dan Tingkat Pemanfaatan Sumber Daya Ikan di Wilayah Pengelolaan Perikanan Negara Republik Indonesia.* <https://kkp.go.id/djpt/artikel/39646-kkp-perbarui-data-estimasi-potensi-ikan-totalnya-12-01-juta-ton-per-tahun>
- Kementerian Kelautan dan Perikanan. (2021). *Laporan kinerja Kementerian Kelautan dan Perikanan 2021 tentang eksport hasil laut Indonesia.* <https://kkp.go.id/an-component/media/upload-gambar-pendukung/zzzz/Laporan%20Kinerja%20KKP%202021.pdf>
- Mutmainah, S. (2021). Penanganan imbalance data pada klasifikasi kemungkinan penyakit stroke. *Jurnal Sains, Nalar, dan Aplikasi Teknologi Informasi*, 1(1), 10–16. <https://doi.org/10.20885/snati.v1i1.2>
- Nugraha, A., & Kurniadi, B. (2021). Strategi peningkatan nilai tukar nelayan tradisional di Kabupaten Sambas. *Jurnal Kebijakan Perikanan Indonesia*, 13(2), 95–102. <http://dx.doi.org/10.15578/jkpi.13.1.2021.95-102>
- Peraturan Menteri Kelautan dan Perikanan Republik Indonesia Nomor 20 Tahun 2021 tentang Komisi Nasional Pengkajian Sumber Daya Ikan. (2021). <https://jdih.kkp.go.id/peraturan/8c1f9-permen-kp-20-tahun-2021.pdf>
- Peraturan Menteri Kelautan dan Perikanan Republik Indonesia Nomor 54/PERMEN-KP/2020 tentang Izin Lokasi, Izin Pengelolaan, dan Izin Lokasi di Laut. (2020). <https://oss.kkp.go.id/download/Permen%2054%20tahun%202020.pdf>
- Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 21 Tahun 2020 tentang Pembatasan Sosial Berskala Besar dalam rangka percepatan penanganan Coronavirus Disease 2019 (Covid-19). (2020). [https://jdih.setkab.go.id/PUUdoc/176085/PP\\_Nomor\\_21\\_Tahun\\_2020.pdf](https://jdih.setkab.go.id/PUUdoc/176085/PP_Nomor_21_Tahun_2020.pdf)
- Peraturan Pemerintah tentang Penangkapan Ikan Terukur Bab I Pasal 1. (2023). <https://peraturan.bpk.go.id/Download/300826/PP%20Nomor%2011%20Tahun%202023.pdf>
- Pratiwi, R. W., & Nugrioho, Y. S. (2016). Prediksi rating film menggunakan metode naïve Bayes. *Jurnal Teknik Elektro*, 8(2), 60–63. <https://doi.org/10.7454/global.v19i1.136>
- Raihananda, Q., Putra, I. W. E. D., Sijabat, M. S., Rofatunnisa, S., Maruf, I., Hermawan, H., & Nooraeni, R. (2020). Application of random forest method classification to predict BPJS Kesehatan card users who receive contribution assistance in Karangasem District, Bali Province 2017. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, 17(2), 178–188. <https://doi.org/10.20956/jmsk.v17i2.11710>
- Sadewo, M. G., Windarto, A. P., & Hartama, D. (2017). Penerapan data mining pada populasi daging ayam RAS pedaging di Indonesia berdasarkan provinsi menggunakan K-Means clustering. *InfoTekJar: Jurnal Nasional Informatika dan Teknik Jaringan*, 2(1), 60–67. <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v2i1.164>
- Satmoko, D. B., Sukarno, P., & Jadied, E. M. (2018). Peningkatan akurasi pendekripsi serangan DDoS menggunakan multiclassifier ensemble learning dan chi-square. *e-Proceeding of Engineering*, 5(3), 7977–7985.
- Schonlau, M., & Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal: Promoting Communications on Statistics and Stata*, 20(1), 3–29. <https://doi.org/10.1177/1536867X20909688>
- Suherman, M. I. (2019). Analisis penjualan barang laris dan kurang laris terhadap percetakan Awfa Digital Printing menggunakan metode decision tree dengan optimasi algoritma genetika. *SIGMA: Jurnal Teknologi Pelita Bangsa*, 10(1), 118–130.
- Susanto, H., & Sudiyatno, S. (2014). Data mining untuk memprediksi prestasi siswa berdasarkan sosial ekonomi, motivasi, kedisiplinan, dan prestasi masa lalu. *Jurnal Pendidikan Vokasi*, 4(2), 222–231. <https://doi.org/10.21831/jpv.v4i2.2547>