Implementasi Artificial Intelligence dalam Prediksi Risiko Kecelakaan Kapal di Perairan Padat Lalu Lintas

Implementation of Artificial Intelligence in Predicting Ship Accident Risks in High-Traffic Waters

Jaya Alamsyah
Politeknik Pelayaran Sulawesi Utara, Sulawesi Utara – Indonesia

Article Info

Article history:

Received Nov 10, 2025
Revised Nov 24, 2025
Accepted Nov 30, 2025

Kata Kunci*:*

Artificial Intelligence, Risiko Kecelakaan Kapal, Keselamatan Pelayaran, *Collision Risk*, Perairan Padat Lalu Lintas.

Keywords:

Artificial Intelligence, Ship Accident Risk, Maritime Safety, Collision Risk, High-Traffic Waters.

ABSTRAK

Perkembangan teknologi digital telah mengubah paradigma keselamatan pelayaran dari pendekatan yang bersifat reaktif menuju pendekatan prediktif dan proaktif. Salah satu teknologi yang memiliki potensi besar untuk mendukung transformasi tersebut adalah *Artificial Intelligence* (AI), khususnya *machine learning*, *deep learning*, dan *explainable artificial intelligence*. Permasalahan keselamatan menjadi semakin kompleks pada perairan dengan kepadatan lalu lintas kapal yang tinggi karena interaksi antarkapal berlangsung secara dinamis, melibatkan berbagai karakteristik kapal, pola manuver, kondisi meteorologi, keterbatasan ruang navigasi, serta faktor manusia. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model konseptual implementasi AI untuk memprediksi risiko kecelakaan kapal pada perairan padat lalu lintas dengan memanfaatkan data *Automatic Identification System* (AIS), kondisi hidrometeorologi, karakteristik kapal, serta indikator navigasi seperti *Distance to Closest Point of Approach* (DCPA) dan *Time to Closest Point of Approach* (TCPA). Metode penelitian menggunakan pendekatan *design science research* yang dipadukan dengan kajian literatur terhadap penelitian AI dan keselamatan pelayaran dalam periode 2016–2026. Model yang dikembangkan terdiri atas lima tahap utama, yaitu akuisisi data, prapemrosesan dan rekonstruksi trajektori, ekstraksi fitur risiko, klasifikasi/prediksi menggunakan algoritma *machine learning*, serta penyajian hasil melalui sistem peringatan dini. Sintesis penelitian menunjukkan bahwa AIS dapat menjadi sumber data utama untuk membangun representasi perilaku lalu lintas kapal, sedangkan algoritma *Random Forest*, *Support Vector Machine*, *Gradient Boosting*, LSTM, ConvLSTM, dan CNN memiliki potensi berbeda sesuai karakteristik data dan tujuan prediksi. Penelitian terdahulu juga menunjukkan bahwa integrasi data cuaca dapat meningkatkan kemampuan prediksi risiko kecelakaan, sedangkan pendekatan *explainable AI* penting untuk meningkatkan kepercayaan pengguna dan memberikan alasan yang dapat dipahami oleh nakhoda, perwira jaga, *Vessel Traffic Service* (VTS), maupun operator pusat kendali. Model implementasi yang diusulkan menempatkan AI sebagai sistem pendukung keputusan, bukan pengganti tanggung jawab manusia. Implementasi tersebut diharapkan mampu meningkatkan deteksi dini terhadap situasi berisiko, memperkuat *situational awareness*, dan mendukung pengambilan keputusan keselamatan pada wilayah perairan dengan kepadatan lalu lintas tinggi.

ABSTRACT

Advancements in digital technology have shifted the maritime safety paradigm from a reactive approach to one that is predictive and proactive. Artificial Intelligence (AI)—specifically machine learning, deep learning, and explainable AI—holds significant potential to support this transformation. Safety challenges are particularly complex in high-traffic waters due to dynamic ship interactions involving diverse vessel characteristics, maneuvering patterns, meteorological conditions, navigational constraints, and human factors. This study aims to develop a conceptual model for AI implementation to predict ship accident risks in high-traffic waters by utilizing Automatic Identification System (AIS) data, hydrometeorological conditions, vessel characteristics, and navigational indicators such as Distance to Closest Point of Approach (DCPA) and Time to Closest Point of Approach (TCPA). The research employs a design science research approach combined with a literature review covering AI and maritime safety studies from 2016 to 2026. The developed model comprises five key stages: data acquisition, preprocessing and trajectory reconstruction, risk feature extraction, classification/prediction using machine learning algorithms, and result presentation via an early warning system. The research synthesis indicates that AIS serves as a primary data source for modeling ship traffic behavior, while algorithms such as Random Forest, Support Vector Machine, Gradient Boosting, LSTM, ConvLSTM, and CNN offer varying potential depending on data characteristics and prediction objectives. Previous studies demonstrate that integrating weather data enhances accident risk prediction capabilities, whereas explainable AI approaches are crucial for fostering user trust and providing rationales understandable to masters, watch officers, Vessel Traffic Service (VTS) personnel, and control center operators. The proposed implementation model positions AI as a decision-support system rather than a substitute for human responsibility. The implementation is expected to enhance early detection of high-risk situations, strengthen situational awareness, and support safety-related decision-making in waters with high traffic density.

This is an open access article under the CC BY-SA license.

Corresponding Author*:

Name: Jaya Alamsyah
Institution: Politeknik Pelayaran Sulawesi Utara, Jl. Trans Sulawesi KM. 80, Desa Tawaang, Kecamatan Tenga, Kabupaten Minahasa Selatan, Sulawesi Utara 95355 – Indonesia
Email: jaya.alamsyah@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Transportasi laut merupakan salah satu komponen utama dalam sistem perdagangan dan mobilitas global. Besarnya volume barang dan manusia yang diangkut melalui laut menyebabkan kawasan pelabuhan, alur pelayaran, selat, perairan pesisir, dan kawasan pendekatan pelabuhan memiliki intensitas lalu lintas yang semakin tinggi. Peningkatan aktivitas tersebut memberikan manfaat ekonomi yang besar, tetapi pada saat yang sama meningkatkan kompleksitas pengelolaan keselamatan navigasi.

Keselamatan pelayaran pada dasarnya tidak hanya berkaitan dengan kemampuan kapal mempertahankan kondisi teknis yang

laik laut, tetapi juga berkaitan dengan kemampuan sistem navigasi dalam mengantisipasi perubahan lingkungan dan interaksi dengan kapal lain. Pada wilayah dengan kepadatan lalu lintas tinggi, kapal dapat berhadapan dengan berbagai jenis situasi, seperti *head-on situation*, *crossing situation*, *overtaking situation*, kapal yang melakukan perubahan haluan, kapal dengan kecepatan berbeda, kapal yang keluar-masuk alur pelayaran, kapal berukuran besar yang memiliki keterbatasan manuver, serta kapal kecil yang bergerak tidak beraturan.

Kondisi tersebut menjadikan keselamatan navigasi sebagai permasalahan yang bersifat dinamis. Risiko kecelakaan tidak selalu dapat diketahui hanya berdasarkan posisi kapal pada satu waktu tertentu. Risiko dapat berubah dalam hitungan menit atau bahkan detik sebagai akibat perubahan kecepatan, haluan, posisi relatif, cuaca, arus, visibilitas, kepadatan kapal, maupun respons kapal lain terhadap suatu manuver.

Dalam sistem navigasi konvensional, penilaian risiko sebagian besar bergantung pada kemampuan perwira jaga dalam melakukan pengamatan visual, membaca radar, menginterpretasikan AIS, menghitung CPA dan TCPA, memahami COLREG, serta mengambil tindakan berdasarkan pengalaman profesional. Pendekatan tersebut tetap merupakan bagian fundamental dari keselamatan pelayaran. Namun, meningkatnya volume data navigasi menimbulkan kebutuhan terhadap teknologi yang mampu mengolah informasi dalam jumlah besar secara cepat dan konsisten.

AIS merupakan salah satu sumber data yang sangat penting dalam pengembangan sistem keselamatan pelayaran berbasis AI. AIS dapat menyediakan informasi mengenai identitas kapal, posisi, kecepatan, haluan, *heading*, status navigasi, dan berbagai parameter lainnya. Pengolahan AIS menggunakan *machine learning* telah berkembang untuk keperluan ekstraksi trajektori, pemantauan lalu lintas, deteksi anomali, penilaian risiko tabrakan, dan analisis pola pergerakan kapal.

AI memberikan perubahan mendasar karena sistem tidak hanya bekerja berdasarkan aturan tetap. Algoritma *machine learning* dapat mempelajari hubungan antara variabel masukan dengan kejadian atau tingkat risiko berdasarkan pola historis. Dalam konteks keselamatan pelayaran, sistem dapat belajar dari kombinasi posisi kapal, kecepatan, haluan, jarak antarkapal, DCPA, TCPA, kepadatan lalu lintas, kondisi cuaca, jenis kapal, serta karakteristik wilayah navigasi.

Penelitian Kretschmann menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning* dapat digunakan untuk memprediksi risiko keselamatan menggunakan *leading indicators*. Hal ini memperkuat perubahan paradigma keselamatan dari pendekatan yang hanya menganalisis kecelakaan yang telah terjadi menuju sistem yang berusaha mengidentifikasi kondisi yang dapat menjadi indikator awal munculnya risiko.

Perkembangan penelitian juga memperlihatkan bahwa AI mulai digunakan untuk penilaian risiko tabrakan secara lebih spesifik. Pendekatan berbasis *Support Vector Machine* (SVM) telah digunakan untuk penilaian risiko tabrakan kapal dengan mempertimbangkan *ship domain* dan probabilitas tabrakan. Pendekatan *big data analytics* juga mengintegrasikan AIS dan data hidrometeorologi untuk mengevaluasi risiko tabrakan kapal-kapal dalam kondisi operasional nyata.

Perkembangan tersebut menjadi semakin penting ketika penelitian mulai bergeser dari sekadar *risk assessment* menuju prediksi risiko. Model ConvLSTM telah dikembangkan untuk memprediksi risiko tabrakan secara spasial-temporal, sedangkan model *multi-task deep learning* menggabungkan prediksi trajektori kapal dengan prediksi risiko tabrakan. Pendekatan LSTM juga relevan karena pergerakan kapal merupakan fenomena temporal.

Namun, tantangan utama tidak berhenti pada akurasi prediksi. Sistem keselamatan harus mampu memberikan hasil yang dapat dipahami oleh manusia. Sebuah model AI yang memberikan probabilitas risiko tinggi tanpa menjelaskan faktor penyebabnya akan sulit diterapkan sebagai sistem pendukung keputusan pada anjungan kapal. Dalam lingkungan keselamatan yang konsekuensinya sangat tinggi, *explainability* merupakan aspek penting.

Dengan demikian, AI tidak seharusnya dipandang semata-mata sebagai teknologi untuk menggantikan manusia. Dalam konteks keselamatan pelayaran, AI lebih tepat dikembangkan sebagai *decision support system* yang memperkuat kemampuan manusia dalam memahami situasi, mendeteksi risiko lebih awal, dan mengambil tindakan yang sesuai. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan model implementasi AI untuk prediksi risiko kecelakaan kapal pada perairan padat lalu lintas.

2. METODE PENELITIAN

Desain Penelitian

Penelitian menggunakan pendekatan *Design Science Research* (DSR) dengan dukungan kajian literatur dan perancangan model AI. Pendekatan ini dipilih karena tujuan penelitian bukan hanya menjelaskan fenomena kecelakaan kapal, tetapi menghasilkan artefak berupa model implementasi AI untuk prediksi risiko. DSR dilaksanakan melalui tahap identifikasi masalah, analisis kebutuhan data, perancangan arsitektur model, pemilihan variabel, pengembangan model prediksi, evaluasi model, interpretasi keluaran, dan perancangan sistem peringatan dini. Kajian literatur difokuskan pada publikasi 2016–2026 mengenai AIS, *machine learning*, *deep learning*, risiko tabrakan, prediksi trajektori, kecelakaan maritim, dan *explainable AI*.

Konsep Dasar Risiko Kecelakaan Kapal

Risiko dapat dipahami sebagai kombinasi antara kemungkinan terjadinya kejadian yang tidak diinginkan dan konsekuensi yang ditimbulkannya. Secara konseptual, $R = P(A) \times C(A)$, dengan R sebagai risiko, P(A) sebagai probabilitas kejadian kecelakaan, dan C(A) sebagai konsekuensi kecelakaan. Dalam konteks AI, tujuan sistem bukan hanya menghitung probabilitas kecelakaan, tetapi memperkirakan perubahan probabilitas tersebut berdasarkan kondisi aktual.

Sumber Data

Model yang dikembangkan menggunakan empat kelompok data. Pertama, data AIS yang mencakup MMSI, waktu, *latitude*, *longitude*, SOG, COG, *heading*, navigational status, *ship type*, panjang kapal, lebar kapal, *draft* jika tersedia, *destination*, dan status kapal. Kedua, data hidrometeorologi berupa kecepatan dan arah angin, tinggi dan arah gelombang, arus, visibilitas, tekanan udara, curah hujan, serta kondisi siang/malam. Ketiga, data geospasial berupa batas alur pelayaran, zona pelabuhan, area labuh, zona terlarang, kedalaman perairan, *traffic separation scheme*, wilayah sempit, dan titik belok. Keempat, data historis kecelakaan yang mencakup *collision*, *grounding*, *contact*, *allision*, *near miss*, dan *dangerous encounter*.

Prapemrosesan Data

Data AIS memiliki permasalahan seperti *missing value*, *duplicate record*, kesalahan posisi, interval waktu yang tidak konsisten, gangguan sinyal, anomali kecepatan, dan anomali perubahan arah. Oleh karena itu dilakukan pembersihan data, penghapusan duplikasi, interpolasi data tertentu, penyamaan interval waktu, penyaringan posisi tidak *valid*, *trajectory reconstruction*, dan sinkronisasi dengan data cuaca. Data kemudian dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian. Pembagian sebaiknya dilakukan berdasarkan waktu untuk menghindari *data leakage*.

Ekstraksi Parameter Risiko

Parameter risiko meliputi DCPA, TCPA, *relative bearing*, *relative speed*, dan *ship density*. DCPA menggambarkan jarak minimum yang diperkirakan terjadi antara dua kapal apabila keduanya mempertahankan kecepatan dan haluan relatif. TCPA menunjukkan waktu menuju titik terdekat. *Relative bearing* digunakan untuk mengidentifikasi hubungan geometris antara kapal sendiri dan kapal target. *Relative speed* menunjukkan seberapa cepat jarak antarkapal berubah. *Ship density* dihitung berdasarkan jumlah kapal pada radius atau wilayah tertentu.

Variabel Target

Model dapat menggunakan empat kategori risiko: rendah (0), waspada (1), tinggi (2), dan kritis (3). Klasifikasi tidak boleh ditentukan hanya berdasarkan satu parameter, tetapi mempertimbangkan kombinasi DCPA, TCPA, jenis *encounter*, kepadatan lalu lintas, dan kondisi lingkungan.

Algoritma *Artificial Intelligence*

Algoritma yang diusulkan meliputi *Random Forest* sebagai *baseline*, *Support Vector Machine* untuk klasifikasi, *Gradient Boosting* untuk hubungan nonlinier pada data tabular, LSTM untuk data sekuensial, CNN untuk pola spasial atau *risk map*, dan ConvLSTM untuk kombinasi spasial-temporal. *Autoencoder* juga dapat digunakan untuk *anomaly detection*.

Arsitektur Model yang Diusulkan

Arsitektur model terdiri atas: AIS + Cuaca + Karakteristik Kapal + Geospasial → *Data Cleaning* → *Trajectory Reconstruction* → *Feature Engineering* → DCPA + TCPA + *Relative Bearing* + *Density* + Weather → *AI Prediction Engine* → *Risk Probability* → *Risk Classification* → *Explainable AI* → *Early Warning System* → *Human Decision Maker*. Arsitektur tersebut menempatkan AI sebagai lapisan analisis, sedangkan keputusan operasional tetap berada pada manusia yang berwenang.

Evaluasi Model

Model dievaluasi menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, ROC-AUC, PR-AUC, *Brier score*, dan *calibration curve*. Untuk keselamatan pelayaran, *recall* terhadap kelas risiko tinggi perlu mendapat perhatian khusus karena model dengan akurasi tinggi tetapi gagal mendeteksi kondisi berbahaya tidak dapat langsung dianggap sebagai model keselamatan yang baik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengembangan Model Konseptual

Hasil utama penelitian adalah pengembangan model AI yang menggabungkan pendekatan risiko tradisional dengan metode pembelajaran mesin. Model tidak menghilangkan DCPA dan TCPA. Sebaliknya, kedua parameter tersebut dijadikan fitur penting yang dipelajari bersama variabel lainnya. Pendekatan tersebut menghasilkan *hybrid maritime risk prediction*, yaitu *Risk* = f(DCPA, TCPA, *Bearing*, SOG, COG, *Density*, *Weather*, *ShipType*, *Area*, *Time*).

Integrasi AIS dalam Prediksi Risiko

AIS merupakan komponen paling penting dalam model karena memberikan data aktual mengenai pergerakan kapal. Jika sistem menerima data AIS secara *real time*, model AI dapat melakukan pembaruan prediksi secara berkala. Sistem dapat menghasilkan *risk trajectory*, bukan sekadar satu nilai risiko.

Kepadatan Lalu Lintas sebagai Prediktor

Perairan padat lalu lintas memiliki karakteristik berbeda dibandingkan perairan terbuka. Pada wilayah padat lalu lintas, satu kapal dapat berinteraksi secara simultan dengan beberapa target. Situasi tersebut menciptakan *multi-vessel interaction* dan menjadi salah satu alasan mengapa penilaian risiko harus mempertimbangkan lingkungan lalu lintas secara keseluruhan.

Peran DCPA dan TCPA

DCPA memberikan informasi mengenai tingkat kedekatan spasial, sedangkan TCPA memberikan informasi mengenai kedekatan temporal. Kombinasi keduanya memberikan gambaran yang lebih baik mengenai urgensi situasi. AI dapat mempelajari pola tersebut bersama variabel lain sehingga dapat mengidentifikasi kondisi yang berpotensi berubah menjadi berbahaya.

Integrasi Data Cuaca

Cuaca dapat memengaruhi risiko melalui angin, gelombang, arus, visibilitas, dan faktor lingkungan lainnya. Oleh karena itu *Risk* = f(*Navigation, Traffic, Environment*), bukan hanya *Risk* = f(*Navigation*). Integrasi cuaca membuat model lebih representatif terhadap kondisi operasional nyata.

Prediksi Trajektori sebagai Komponen AI

Prediksi risiko dapat diperkuat dengan prediksi trajektori. Secara konseptual *Current State → Predicted Trajectory → Conflict Detection → Risk*. LSTM sesuai untuk rangkaian data temporal dan dapat memperkirakan posisi kapal dalam beberapa menit ke depan.

Multi-Task Learning

Pendekatan yang lebih maju adalah menggabungkan prediksi trajektori dan risiko kecelakaan dalam satu arsitektur. Input AIS diproses menjadi representasi bersama yang menghasilkan *trajectory prediction* dan *risk prediction,* kemudian diintegrasikan menjadi *safety assessment*.

Perbandingan Algoritma

Random Forest relatif stabil dan interpretatif; SVM kuat untuk klasifikasi namun sensitif terhadap kernel; *Gradient Boosting* kuat pada data tabular tetapi membutuhkan *tuning*; LSTM sesuai untuk pola temporal; CNN sesuai untuk pola spasial; ConvLSTM sesuai untuk pola spasial-temporal; sedangkan *Autoencoder* sesuai untuk *anomaly detection*.

Pengembangan Sistem Peringatan Dini

Keluaran AI dapat disederhanakan menjadi empat level: hijau (risiko rendah), kuning (waspada), oranye (risiko tinggi), dan merah (risiko kritis). Setiap peringatan perlu disertai kapal target, jarak, DCPA, TCPA, arah relatif, jenis *encounter*, faktor risiko, perubahan risiko, dan tingkat keyakinan model.

Explainable Artificial Intelligence

Dalam keselamatan pelayaran, *black box AI* memiliki kelemahan fundamental. Nakhoda atau perwira jaga perlu mengetahui mengapa sistem menyatakan suatu kondisi berbahaya. Metode yang dapat digunakan meliputi SHAP, LIME, *feature importance*, Grad-CAM, dan *attention mechanism*.

Integrasi dengan VTS

Sistem AI dapat diintegrasikan dengan VTS melalui alur *AIS Receiver → Data Processing → AI Risk Engine → Risk Map →* VTS Operator → *Advisory/Warning*. AI dapat mengidentifikasi *hotspot*, kapal berisiko tinggi, peningkatan kepadatan, manuver tidak normal, dan potensi *crossing*.

Implementasi pada Perairan Padat Lalu Lintas Indonesia

Model AI dapat diarahkan untuk wilayah seperti Selat Malaka, Selat Sunda, Selat Makassar, Selat Lombok, serta wilayah pendekatan pelabuhan seperti Tanjung Priok, Tanjung Perak, Bitung, Belawan, dan Makassar. Model harus dilokalisasi karena setiap wilayah memiliki karakteristik lalu lintas, arus, alur, dan pola navigasi yang berbeda.

Pengaruh Faktor Manusia

AI tidak menghilangkan faktor manusia. Sistem AI harus berfungsi sebagai *human augmentation*, bukan *human replacement*. Perwira tetap bertanggung jawab memahami situasi, COLREG, kondisi kapal, kondisi lingkungan, dan menentukan tindakan.

Kepatuhan terhadap COLREG

Model AI tidak boleh menghasilkan rekomendasi yang secara statistik terlihat baik tetapi bertentangan dengan aturan navigasi. Arsitektur yang direkomendasikan adalah *AI Prediction + COLREG Constraint* sehingga prediksi risiko diperiksa terhadap aturan navigasi sebelum rekomendasi diberikan.

Peran *Human-in-the-Loop*

Model yang direkomendasikan adalah *Human-in-the-Loop AI*: AI → *Recommendation* → *Human* → *Action*. Pendekatan tersebut mengurangi ketergantungan berlebihan pada AI dan mempertahankan pengalaman profesional pelaut.

Validasi Model

Validasi perlu dilakukan melalui validasi statistik, validasi navigasi dengan melibatkan nakhoda/perwira/VTS, dan validasi simulator menggunakan *skenario head-on*, *crossing*, *overtaking*, *multi-vessel encounter*, *restricted visibility*, *high-density traffic*, *bad weather*, dan *port approach*.

3.17 Tantangan Data

Salah satu masalah utama adalah class imbalance karena kondisi aman jauh lebih banyak daripada kondisi tabrakan. Solusi dapat berupa SMOTE, weighted loss, focal loss, undersampling, oversampling, atau anomaly detection. Evaluasi harus menekankan recall dan precision kelas risiko tinggi.

Risiko *False Negative*

False negative terjadi ketika sistem menyatakan risiko rendah padahal kondisi sebenarnya berbahaya. Dalam keselamatan pelayaran, *cost*(*false negative*) dapat lebih besar daripada *cost*(*false positive*). Namun, *false positive* yang berlebihan juga dapat menyebabkan *alarm fatigue*.

Risiko *Alarm Fatigue*

Jika sistem terlalu sensitif, perwira dapat menerima terlalu banyak peringatan. Karena itu AI perlu memberikan tingkat urgensi, prediksi perubahan risiko, penyebab risiko, estimasi waktu, dan tingkat keyakinan.

Deteksi Anomali

AI dapat digunakan untuk mendeteksi perilaku kapal yang berbeda dari pola normal, seperti perubahan arah tiba-tiba, pelayaran di luar koridor, pengurangan kecepatan mendadak, *zig-zag*, atau memasuki zona yang tidak lazim. *Autoencoder* dapat mempelajari pola normal dan mendeteksi deviasi.

Regional *Risk Map*

AI dapat menghasilkan peta risiko dengan membagi wilayah menjadi grid dan menghitung *Risk*_ij = f(*Traffic, Encounter, Weather, Ship Characteristics*). Peta tersebut dapat membantu VTS, otoritas pelabuhan, Syahbandar, operator kapal, dan perencana alur.

Perbedaan antara *Risk Assessment* dan *Risk Prediction*

Risk assessment menjawab seberapa berisiko kondisi sekarang, sedangkan *risk prediction* menjawab seberapa besar kemungkinan kondisi berisiko terjadi pada masa mendatang. AI memungkinkan sistem bergerak dari *assessment* menuju *prediction*.

Hubungan dengan Teknologi MASS

Teknologi otonomi membutuhkan sistem yang mampu memahami lingkungan, mengenali kapal lain, memprediksi trajektori, menilai risiko, memilih tindakan, dan mematuhi aturan. AI untuk prediksi risiko merupakan salah satu komponen penting dalam rantai tersebut.

Cybersecurity

Sistem AI yang bergantung pada AIS dan komunikasi digital menghadapi risiko *spoofing AIS*, manipulasi data, serangan server, gangguan komunikasi, *data poisoning*, dan *adversarial attack*. Karena itu keamanan siber harus menjadi bagian dari arsitektur keselamatan.

Data Governance

Implementasi AI membutuhkan tata kelola mengenai kepemilikan, akses, penyimpanan, validasi, retensi, dan pembagian data. Koordinasi antara regulator, VTS, operator kapal, pelabuhan, lembaga penelitian, dan perguruan tinggi menjadi penting.

Model Implementasi Bertahap

Implementasi sebaiknya dilakukan bertahap: *data collection, historical analysis, offline AI, shadow mode, decision support, simulator validation, limited operational trial,* dan *operational deployment*. Pendekatan bertahap lebih aman daripada langsung menerapkan AI sebagai sistem pengambil keputusan otomatis.

Implikasi bagi Pendidikan Pelayaran

Taruna perlu memahami interpretasi data, *decision support system*, AI, risiko algoritmik, *human-AI interaction*, *explainable AI*, dan *cybersecurity*, tetapi tetap harus menguasai dasar navigasi, radar, AIS, ECDIS, dan COLREG. Semakin tinggi teknologi, semakin kuat penguasaan dasar navigasi diperlukan.

Implikasi bagi Simulator Pelayaran

Model AI dapat diintegrasikan ke simulator untuk memperlihatkan perubahan TCPA, DCPA, prediksi trajektori, peningkatan risiko, dan kemungkinan konflik. Taruna dapat belajar memahami hubungan antara tindakan dan konsekuensi.

Integrasi dengan *Problem Based Learning*

AI dapat digunakan dalam *Problem Based Learning* melalui skenario multi-kapal, kepadatan tinggi, cuaca memburuk, dan risiko tinggi. Taruna mengidentifikasi masalah, menganalisis data, mengidentifikasi COLREG, mengevaluasi rekomendasi AI, menentukan tindakan, dan mempertanggungjawabkan keputusan.

Sintesis Hasil Penelitian Terdahulu

Sintesis penelitian menunjukkan bahwa AIS telah menjadi sumber data utama; *machine learning* mampu memodelkan hubungan kompleks; *deep learning* kuat pada data temporal dan spasial; prediksi trajektori merupakan komponen penting; data meteorologi meningkatkan kualitas prediksi; XAI diperlukan agar hasil model dapat dipahami; dan *human-in-the-loop* tetap diperlukan.

Kerangka Konseptual Akhir

Kerangka akhir terdiri atas INPUT (AIS, cuaca, karakteristik kapal, data spasial, data kecelakaan) → *PROCESSING (cleaning, trajectory reconstruction, feature engineering, DCPA/TCPA, traffic density)* → *AI ENGINE (Random Forest/SVM/Gradient Boosting/LSTM/CNN/ConvLSTM/anomaly detection)* → *EXPLAINABLE AI (SHAP, feature importance, risk map, reasoning)* → *OUTPUT (risk probability, risk level, early warning, decision support)* → *HUMAN (nakhoda/perwira/VTS)* → *ACTION (safe navigation decision)*.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan model konseptual implementasi *Artificial Intelligence* untuk prediksi risiko kecelakaan kapal pada perairan padat lalu lintas. Model dikembangkan berdasarkan integrasi data AIS, kondisi hidrometeorologi, karakteristik kapal, data geospasial, serta indikator navigasi seperti DCPA, TCPA, *relative bearing*, *relative speed*, dan kepadatan lalu lintas.

Hasil kajian menunjukkan bahwa AIS mempunyai posisi strategis sebagai sumber data utama karena mampu menggambarkan pergerakan kapal secara temporal dan spasial. Dengan pengolahan yang tepat, data AIS dapat digunakan untuk membangun trajektori kapal, mendeteksi pola abnormal, mengidentifikasi potensi konflik, serta menghasilkan prediksi risiko.

Pendekatan AI memiliki keunggulan dibandingkan pendekatan konvensional karena mampu mempelajari hubungan nonlinier antara berbagai faktor risiko. *Random Forest*, SVM, *Gradient Boosting*, LSTM, CNN, dan ConvLSTM dapat digunakan

sesuai karakteristik data dan tujuan analisis. Algoritma berbasis *gradient boosting* memiliki potensi kuat untuk data tabular, sedangkan LSTM dan ConvLSTM lebih relevan untuk data yang mempunyai karakteristik temporal dan spasial.

Integrasi data cuaca merupakan komponen penting karena risiko kecelakaan tidak hanya ditentukan oleh hubungan geometris antarkapal. Angin, gelombang, arus, visibilitas, dan kondisi lingkungan dapat memengaruhi kemampuan kapal mempertahankan lintasan dan melakukan manuver.

Penelitian juga menegaskan pentingnya *explainable AI*. Sistem prediksi risiko tidak cukup hanya memberikan skor probabilitas, tetapi harus mampu menjelaskan faktor yang menyebabkan peningkatan risiko. Dengan demikian, keluaran AI dapat dipahami oleh nakhoda, perwira jaga, operator VTS, maupun pengguna lainnya.

Implementasi AI yang direkomendasikan adalah pendekatan *human-in-the-loop*. AI berfungsi sebagai sistem pendukung keputusan dan peringatan dini, sedangkan keputusan navigasi tetap menjadi tanggung jawab manusia yang memiliki kompetensi dan kewenangan.

Untuk implementasi di Indonesia, model perlu dikembangkan berdasarkan karakteristik lokal. Model yang dibangun berdasarkan data suatu wilayah tidak dapat langsung dianggap berlaku untuk semua perairan Indonesia. Setiap wilayah memiliki karakteristik lalu lintas, konfigurasi alur, kondisi hidrometeorologi, jenis kapal, dan pola navigasi yang berbeda.

Penelitian selanjutnya perlu melakukan pengujian empiris menggunakan dataset AIS aktual pada salah satu wilayah perairan padat lalu lintas Indonesia. Pengembangan tersebut dapat diarahkan pada perbandingan *Random Forest*, XGBoost/LightGBM, LSTM, CNN, dan ConvLSTM, kemudian dilengkapi dengan SHAP atau metode XAI lainnya. Validasi juga perlu dilakukan melalui simulator pelayaran dengan melibatkan nakhoda, perwira dek, instruktur, dan operator VTS.

Dengan demikian, implementasi AI dalam keselamatan pelayaran bukan sekadar persoalan penggunaan algoritma, tetapi merupakan pembangunan ekosistem keselamatan yang mengintegrasikan data, teknologi, regulasi, manusia, dan budaya keselamatan. AI yang dikembangkan secara tepat berpotensi mengubah keselamatan pelayaran dari sistem yang terutama bersifat reaktif menjadi sistem yang semakin prediktif, adaptif, dan proaktif.

DAFTAR PUSTAKA

Abebe, M., Noh, Y., Kang, Y.-J., Seo, C., Kim, D., & Seo, J. (2022). Ship Trajectory Planning for Collision Avoidance using Hybrid ARIMA-LSTM Models. Ocean Engineering, 256, 111527. https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.111527

Akdağ, M., Solnør, P., & Johansen, T. A. (2022). Collaborative Collision Avoidance for Maritime Autonomous Surface Ships: A Review. Ocean Engineering, 250, 110920.

Brandt, P., Munim, Z. H., Chaal, M., & Kang, H. S. (2024). Maritime Accident Risk Prediction Integrating Weather Data using Machine Learning. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 136, 104388. https://doi.org/10.1016/j.trd.2024.104388

Burmeister, H.-C., & Constapel, M. (2021). Autonomous Collision Avoidance at Sea: A Survey. Frontiers in Robotics and AI, 8, 739013. https://doi.org/10.3389/frobt.2021.739013

Hartati, D. V., Yusrizal, Y., & Bahrun, B. (2021). English Learning Management of Maritim Taruna in Seamanship

Education and Training Center of Malahayati Aceh. Jurnal Pendidikan Progresif, 11(3), 580–586. DOI: http://dx.doi.org/10.23960/jpp.v11.i3.2021009

Huang, Y., Chen, L., Chen, P., Negenborn, R. R., & van Gelder, P. H. A. J. M. (2020). Ship Collision Avoidance Methods: State-of-the-Art. Safety Science, 121, 451–473. https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.09.018

Jo, S., Lee, G., Park, S., Heo, J., Kim, D., Sim, S., & Bae, H. (2026). Deep Learning Framework for Regional Maritime Collision Risk Assessment using CNN and Grad-CAM. Ocean Engineering, 343, 123452.

Korupoju, A. K., Kapadia, V., Vilwathilakam, A. S., & Samanta, A. (2025). Ship Collision Risk Evaluation using AIS and Weather Data Through Fuzzy Logic and Deep Learning. Ocean Engineering, 318, 120116.

Kretschmann, L. (2020). Leading Indicators and Maritime Safety: Predicting Future Risk with A Machine Learning Approach. Journal of Shipping and Trade, 5, 19. https://doi.org/10.1186/s41072-020-00071-1

Liu, R. W., Huo, X., Liang, M., & Wang, K. (2022). Ship Collision Risk Analysis: Modeling, Visualization and Prediction. Ocean Engineering, 266, 112895.

Liu, T., Xu, X., Lei, Z., Zhang, X., Sha, M., & Wang, F. (2023). A Multi-Task Deep Learning Model Integrating Ship Trajectory and Collision Risk Prediction. Ocean Engineering, 285, 115870.

Munim, Z. H., Sørli, M. A., Kim, H., & Alon, I. (2024). Predicting Maritime Accident Risk using Automated Machine Learning. Reliability Engineering & System Safety, 248, 110148. https://doi.org/10.1016/j.ress.2024.110148

Siregar, M. S., & Hartati, D. V. (2023). Pengoperasian Dynamic Positioning System di Kapal PSV. WM Sulawesi saat Snatching pada Drillship GSF Explorer. Airman: Jurnal Teknik Dan Keselamatan Transportasi, 6(2), 189–198. https://doi.org/10.46509/ajtk.v6i2.413

Zhang, L., & Meng, Q. (2019). Probabilistic Ship Domain with Applications to Ship Collision Risk Assessment. Ocean Engineering, 186, 106130.

Zhang, M., Montewka, J., Manderbacka, T., Kujala, P., & Hirdaris, S. (2021). A Big Data Analytics Method For The Evaluation Of Ship-Ship Collision Risk Reflecting Hydrometeorological Conditions. Reliability Engineering & System Safety, 213, 107674. https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107674

Zhang, X., Wang, C., Jiang, L., An, L., & Yang, R. (2021). Collision-Avoidance Navigation Systems for Maritime Autonomous Surface Ships: A State of the Art Survey. Ocean Engineering, 235, 109380.

Zheng, K., Chen, Y., Jiang, Y., & Qiao, S. (2020). A SVM Based Ship Collision Risk Assessment Algorithm. Ocean Engineering, 202, 107062. https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107062