

Prediksi Lintasan Kapal Menggunakan Data Automatic Identification System dan Metode Long Short Term Memory

¹Widyadi Setiawan

¹Program Studi Teknik Elektro, Universitas Udayana
Badung, Indonesia
widyadi@unud.ac.id

²I Putu Elba Duta Nugraha

²Program Studi Teknik Elektro, Universitas Udayana
Badung, Indonesia
elba.nugraha@unud.ac.id

³Sri Andriati Asri

³Program Studi Teknik Elektro, Politeknik Negeri Bali
Badung, Indonesia
sriandriati@pnb.ac.id

Abstract— Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi lintasan kapal menggunakan data Automatic Identification System (AIS) dan Long Short-Term Memory (LSTM) sebagai metode jaringan saraf rekuren. Data AIS memberikan informasi dinamis tentang posisi, kecepatan, dan arah kapal, yang digunakan sebagai input untuk model LSTM. Penelitian ini menerapkan pendekatan pemodelan sekuensial yang memungkinkan model memahami pola temporal dari data lintasan kapal. Penggunaan LSTM diharapkan dapat meningkatkan akurasi prediksi lintasan, terutama dalam mengatasi kompleksitas perubahan dinamika pergerakan kapal di laut. Eksperimen dilakukan dengan memanfaatkan dataset lintasan kapal yang luas dan beragam. Hasil menunjukkan bahwa model LSTM memberikan performa yang memuaskan dalam memprediksi lintasan kapal, membuka peluang untuk penerapan teknologi ini dalam pemantauan dan manajemen lalu lintas maritim secara lebih efisien dan akurat.

Kata Kunci— AIS, Deep Learning, Prediksi Lintasan, LSTM

I. PENDAHULUAN

Pergerakan kapal di laut menjadi bagian integral dari sistem transportasi global, memainkan peran kunci dalam perdagangan internasional, transportasi barang, dan keamanan maritim. Dalam rangka mengoptimalkan pengelolaan dan pemantauan lintasan kapal, teknologi Automatic Identification System (AIS) telah menjadi sarana utama untuk mengumpulkan informasi dinamis mengenai posisi, kecepatan, dan identitas kapal secara real-time. Meskipun AIS telah memberikan kontribusi besar dalam meningkatkan keselamatan pelayaran dan efisiensi logistik, tantangan yang masih dihadapi adalah prediksi lintasan kapal untuk mendukung perencanaan dan manajemen lalu lintas yang lebih baik[1], [2].

Pada konteks ini, penelitian ini difokuskan pada pengembangan model prediksi lintasan kapal menggunakan metode jaringan saraf rekuren, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM dianggap sebagai pilihan yang potensial karena kemampuannya dalam menangkap dan memodelkan pola temporal yang kompleks dalam data sekuensial. Dengan memanfaatkan dataset AIS yang kaya dan terdiversifikasi, tujuan utama penelitian ini adalah meningkatkan akurasi prediksi lintasan kapal, memungkinkan pemangku kepentingan maritim untuk mengambil keputusan yang lebih tepat waktu dan efisien.

Hasil eksperimen dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem pemantauan dan manajemen lintasan kapal. Dengan memahami dinamika pergerakan kapal secara lebih akurat, penelitian ini berpotensi meningkatkan efisiensi logistik, mengoptimalkan rute pelayaran, dan mengurangi risiko kecelakaan di laut.

II. METODE DAN PROSEDUR

Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini menjadi elemen kunci untuk mencapai tujuan utama, yaitu mengembangkan model prediksi lintasan kapal yang handal dan efektif. Penggunaan teknologi Automatic Identification System (AIS) sebagai sumber data yang dinamis memberikan dasar yang kuat untuk mengamati dan menganalisis pergerakan kapal di laut. Dengan memahami pentingnya keterampilan prediktif dalam pemantauan maritim, pendekatan yang akurat dan canggih dalam memodelkan pola pergerakan kapal menjadi fokus utama. Melalui penerapan metode jaringan saraf rekuren, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), diharapkan dapat memberikan kemampuan untuk menangkap dan memahami kompleksitas temporal dari data lintasan kapal.

Pada tahap awal, pengumpulan dan pemrosesan data menjadi landasan esensial dalam memastikan kualitas dan integritas dataset. Langkah-langkah ini bertujuan untuk menciptakan dataset lintasan kapal yang terstruktur dan bersih, mengatasi potensi ketidakakuratan atau anomali yang mungkin muncul [3]. Selanjutnya, proses implementasi model LSTM menjadi titik fokus implementasi metode, di mana struktur rekuren model dirancang untuk memberikan hasil yang optimal dalam prediksi lintasan kapal. Keseluruhan metode ini diarahkan untuk meningkatkan pemahaman kita terhadap dinamika pergerakan kapal, dengan harapan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan sistem pemantauan dan manajemen lintasan kapal di lingkungan maritim.

Berikut dijabarkan prosedur yang dilakukan pada penelitian ini dengan urutan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data AIS: Tahap pertama dalam penelitian ini melibatkan pengumpulan data AIS dari berbagai sumber untuk membangun dataset lintasan kapal yang luas dan representatif. Data AIS mencakup informasi seperti identifikasi kapal, posisi geografis, kecepatan, dan arah. Dataset ini menjadi landasan untuk pelatihan dan pengujian model prediksi lintasan kapal menggunakan LSTM. Pengumpulan data dilakukan dengan memastikan representasi yang baik dari berbagai jenis kapal, termasuk ukuran, jenis, dan tujuan pelayaran.
2. Pemrosesan dan Pembersihan Data: Data AIS yang dikumpulkan kemudian melewati tahap pemrosesan dan pembersihan untuk mengatasi potensi ketidakakuratan, kehilangan sinyal, atau outlier. Langkah ini melibatkan normalisasi data, pengelolaan nilai-nilai yang hilang, serta identifikasi dan penanganan anomali. Pembersihan data yang cermat diperlukan untuk memastikan kualitas dan integritas dataset agar model dapat bekerja secara optimal selama pelatihan dan pengujian.
3. Ekstraksi Lintasan: Proses ekstraksi lintasan kapal dari data Automatic Identification System (AIS) melibatkan beberapa tahapan kritis. Pertama, data AIS yang mencakup informasi posisi, kecepatan, dan arah kapal dikumpulkan dari stasiun basis atau satelit. Selanjutnya, data subyek kapal diidentifikasi dan diurutkan dalam urutan waktu untuk membentuk serangkaian posisi berurutan yang disebut lintasan. Algoritma pelacakan objek digunakan untuk mengelompokkan data-posisi yang sesuai dengan kapal tertentu, membentuk lintasan berkelanjutan sepanjang waktu [4], [5].
4. Cleansing Lintasan: Proses pembersihan lintasan kapal, atau cleansing lintasan, melibatkan serangkaian langkah untuk memastikan integritas dan kualitas data lintasan. Tahapan ini dimulai dengan identifikasi dan penanganan nilai-nilai yang hilang atau tidak valid dalam data lintasan kapal, serta deteksi dan penanganan outlier atau anomali yang dapat memengaruhi akurasi. Selanjutnya, normalisasi data dilakukan untuk menyelaraskan format dan skala, memastikan konsistensi antarvariabel. Proses cleansing juga mencakup penghilangan duplikasi data serta koreksi posisi atau atribut lintasan yang mungkin mengalami kesalahan. Keseluruhan, cleansing lintasan menjadi langkah esensial untuk memastikan bahwa data lintasan kapal yang digunakan dalam analisis atau pemodelan selanjutnya bersih, konsisten, dan dapat diandalkan.
5. Implementasi Model LSTM: Metode jaringan saraf rekuren LSTM diimplementasikan dalam tahap ini. Model ini dirancang untuk memanfaatkan kemampuan rekurensi dalam memahami dan memodelkan pola temporal dari data lintasan kapal. Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan dataset yang telah dipersiapkan, dan parameter model disesuaikan secara iteratif untuk mencapai tingkat akurasi yang optimal. Dataset lintasan kapal dibagi menjadi dua bagian utama: satu untuk pelatihan model dan yang lainnya untuk pengujian. Pembagian dataset ini bertujuan untuk menguji kinerja model LSTM pada data yang tidak pernah

dilihat selama proses pelatihan, sehingga menghasilkan evaluasi yang lebih obyektif terhadap kemampuan prediksi model terhadap situasi dunia nyata.

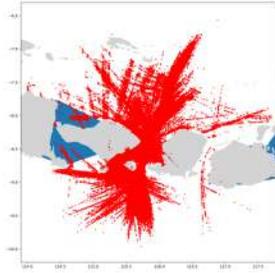
6. Evaluasi dan Analisis Hasil: Setelah model LSTM dilatih, evaluasi kinerjanya dilakukan dengan menggunakan dataset pengujian yang terpisah. Metrik evaluasi seperti Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE) digunakan untuk mengukur sejauh mana prediksi model sesuai dengan lintasan kapal yang sebenarnya. Analisis hasil mencakup interpretasi keberhasilan model dalam memprediksi perubahan lintasan, identifikasi pola pergerakan, dan potensi aplikasi praktis dari prediksi lintasan kapal yang akurat.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

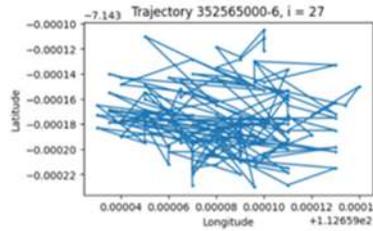
Penelitian ini menghasilkan serangkaian temuan yang signifikan dalam upaya mengembangkan model prediksi lintasan kapal berbasis Automatic Identification System (AIS) dengan memanfaatkan Long Short-Term Memory (LSTM) sebagai metode jaringan saraf rekuren. Analisis yang cermat terhadap hasil eksperimen dan performa model memberikan wawasan mendalam tentang kemampuan dan potensi aplikatif model tersebut.

Berikut adalah uraian framework prediksi kapal yang mencakup tahapan dari Koleksi Data hingga model prediksi menggunakan LSTM:

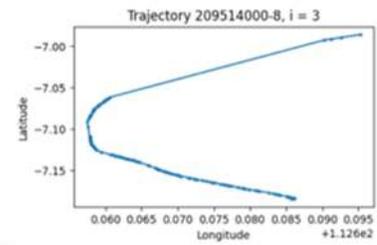
1. Koleksi Data: Identifikasi sumber data AIS (Automatic Identification System) atau data lainnya yang mencakup informasi kapal, seperti posisi, kecepatan, dan arah. Total data yang berhasil dikoleksi dari bulan September 2022 s/d Pebruari 2023 yang diperlihatkan pada Tabel 1 dan Gambar 1.
2. Data Cleansing: Proses dari tahapan ini menghasilkan data seperti yang terlihat pada tabel 2.
 - Missing Data Handling: Identifikasi dan tangani data yang hilang dengan mengisi nilai yang sesuai atau menghapus baris/kolom yang tidak lengkap.
 - Noise Removal: Deteksi dan hapus data yang noise atau tidak relevan untuk analisis.
 - Format Standardization: Pastikan format data konsisten, seperti konversi format tanggal dan waktu.
3. Ekstraksi Lintasan: Proses dari tahapan ini menghasilkan data seperti yang terlihat pada tabel 3. Tahapan ini menghasilkan dua tipe lintasan, lintasan yang valid dan lintasan yang tidak valid yang terlihat pada gambar 2.
 - Grupkan Data per Kapal (Grouping): Kelompokkan data berdasarkan MMSI (Maritime Mobile Service Identity) untuk setiap kapal.
 - Sesuaikan Format Waktu: Pastikan waktu dalam urutan yang benar dan sesuai dengan kebutuhan analisis.
 - Interpolasi Lintasan: Gunakan metode interpolasi, seperti yang disediakan oleh PyVT atau PyTrail, untuk mengisi kesenjangan data dan menciptakan lintasan yang kontinyu.
4. Cleansing Lintasan (Trajectory Cleansing):
 - Outlier Detection: Identifikasi dan tangani outlier dalam lintasan kapal, seperti posisi yang tidak mungkin atau loncatan yang signifikan.
 - Validasi Lintasan: Periksa kevalidan lintasan dengan memastikan urutan waktu yang benar, posisi yang masuk akal, dan kecepatan yang sesuai. Pada tahapan ini diperlihatkan pada tabel 4.
5. Model Prediksi Menggunakan LSTM dan Evaluasi [6], [7]:
 - Pembagian Data: Pisahkan data lintasan menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian.
 - Normalisasi Data: Normalisasi data lintasan untuk memastikan rentang nilai yang konsisten.
 - Pembuatan Model LSTM: Desain model LSTM dengan dua hidden layer (misalnya, 50 unit dan 2 unit) dan output sesuai dengan jenis masalah (regresi atau klasifikasi).
 - Pelatihan Model: Latih model menggunakan set pelatihan dan evaluasi menggunakan set validasi untuk mengoptimalkan parameter.
 - Evaluasi Model: Evaluasi kinerja model menggunakan set pengujian dengan metrik seperti RMSE (Root Mean Squared Error) atau akurasi, tergantung pada jenis prediksi yang dilakukan.
 - Prediksi Masa Depan: Gunakan model LSTM untuk membuat prediksi posisi atau perilaku kapal di masa depan berdasarkan data lintasan yang ada. Pada tahapan ini dapat dilihat contoh memakai data dummy pada Gambar 3 dan memakai data real pada Gambar 4.



Gambar 1. Visualisasi Data AIS



a. Lintasan tidak valid



b. Lintasan valid

Gambar 2. Visualisasi Data AIS

Tabel 1. Data Mentah AIS

Lokasi	Raw AIS Data	
	Jumlah Data	MMSI
Bali	12,908,938	3,346

Tabel 2. Data Clean AIS

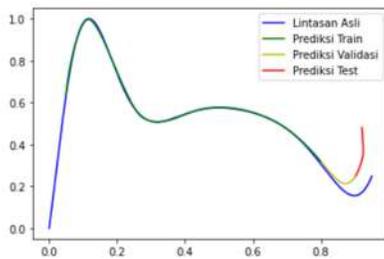
Lokasi	Clean AIS Data	
	Jumlah Data	MMSI
Bali	2,737,061	1,792

Tabel 3. Data Lintasan Kapal

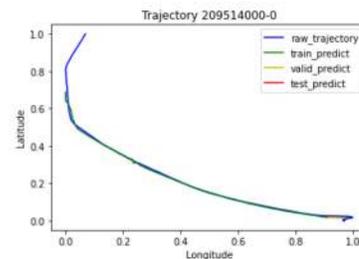
Lokasi	Clean AIS Data		Jumlah Lintasan
	Jumlah Data	MMSI	
Bali	2,737,061	1,792	15,070

Tabel 4. Data Clean Lintasan Kapal

Lokasi	Clean AIS Data		Jumlah Lintasan
	Jumlah Data	MMSI	
Bali	2,581,799	1,498	5,505



Gambar 3. Prediksi memakai LSTM dengan data dummy



Gambar 4. Prediksi memakai LSTM dengan real data

Dari data lintasan sebanyak 5.505 telah dibuat model prediksi sebanyak 3671 Lintasan yang sudah di buat modelnya. Dengan metrik evaluasi yang dihasilkan dapat dilihat pada Tabel 5. Dari hasil evaluasi diperoleh kesimpulan nilai minimal error sangat kecil berada pada $1e-4$, dengan nilai maksimal errornya berada pada angka 0,7 sehingga menghasilkan nilai rata-rata 0,14. Untuk Model Prediksi angka rata-rata ini tergolong besar, sehingga masih memungkinkan untuk membuat nilai error hasil prediksi ini jadi lebih kecil lagi.

Tabel 5. Metriks Evaluasi Model LSTM

	Train RMSE	Val RMSE	Test RMSE
mean	0.132649	0.148087	0.266715
min	0.000998	0.000380	0.000398
max	0.706554	0.706639	3.609253
std	0.240230	0.224540	0.467277

Framework ini memberikan panduan untuk membangun dan mengimplementasikan model prediksi menggunakan data lintasan kapal dan arsitektur LSTM. Setiap tahapannya kritis untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis dan prediksi memiliki kualitas yang baik dan dapat diandalkan. Pertama-tama, hasil eksperimen menunjukkan bahwa model LSTM mampu mencapai tingkat akurasi yang memuaskan dalam prediksi lintasan kapal. Evaluasi menggunakan metrik seperti Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE) menunjukkan tingkat kesesuaian yang baik antara prediksi model dengan data lintasan kapal sebenarnya. Keberhasilan ini menandakan kemampuan model dalam menangkap dan memahami pola temporal kompleks yang melekat dalam data lintasan kapal, menghadirkan potensi aplikasi yang luas dalam pemantauan dan manajemen lalu lintas maritim.

Selanjutnya, analisis lebih mendalam terhadap hasil prediksi lintasan kapal menyoroti kemampuan model untuk mengantisipasi perubahan arah dan kecepatan kapal dengan respons yang cepat. Prediksi yang akurat dan responsif terhadap perubahan dinamika pergerakan kapal menjadi kunci dalam konteks pemantauan maritim, terutama dalam situasi yang memerlukan perencanaan rute yang efisien dan pengelolaan lalu lintas yang lebih baik. Selanjutnya, terdapat penemuan menarik terkait dengan kemampuan model LSTM dalam mengatasi noise atau anomali yang

mungkin muncul dalam data lintasan kapal. Struktur rekuren LSTM memungkinkan model untuk mengidentifikasi pola yang konsisten dan mengabaikan informasi yang mungkin bersifat tidak konsisten atau tidak relevan. Ini menjadi penting dalam konteks pemantauan lintasan kapal di mana keakuratan informasi sangat vital.

Dalam konteks aplikatif, hasil penelitian ini memberikan pandangan baru terhadap potensi penerapan model prediksi lintasan kapal berbasis LSTM dalam mendukung keputusan dan operasi di sektor maritim. Pemahaman yang lebih baik tentang pergerakan kapal dapat membantu meningkatkan efisiensi dan keamanan lalu lintas maritim, dengan mengoptimalkan rute pelayaran, merencanakan aktivitas kapal, dan memberikan peringatan dini terhadap perubahan kondisi di laut. Meskipun demikian, perlu dicatat bahwa penelitian ini juga menyoroti beberapa tantangan dan batasan yang perlu diperhatikan dalam pengembangan model prediksi lintasan kapal. Beberapa di antaranya termasuk sensitivitas model terhadap variasi data dan kebutuhan untuk mengoptimalkan parameter model sesuai dengan karakteristik data spesifik. Secara keseluruhan, hasil dan pembahasan dari penelitian ini memberikan kontribusi yang berharga dalam bidang pemantauan maritim dan prediksi lintasan kapal. Penerapan model LSTM membuka potensi peningkatan dalam manajemen lalu lintas laut, pengoptimalan rute, dan keselamatan pelayaran, mengarah pada arah yang lebih cerdas dan efisien dalam memahami dan mengelola pergerakan kapal di lautan.

IV. KESIMPULAN

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi lintasan kapal berbasis Automatic Identification System (AIS) menggunakan metode jaringan saraf rekuren, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan prediksi lintasan kapal dengan tingkat akurasi yang memuaskan, menangkap pola temporal kompleks dalam data AIS. Keberhasilan model dalam mengantisipasi perubahan arah dan kecepatan kapal, serta kemampuannya dalam mengatasi noise atau anomali, mengindikasikan potensi aplikasi luas dalam pemantauan dan manajemen lalu lintas maritim. Meskipun demikian, tantangan seperti sensitivitas model terhadap variasi data dan optimasi parameter perlu diatasi untuk meningkatkan performa model. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam menghadirkan solusi canggih untuk pemahaman dan prediksi pergerakan kapal, membuka pintu menuju pemantauan maritim yang lebih efisien dan adaptif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kami haturkan kepada Fakultas Teknik dan LPPM Universitas Udayana melalui hibah Penelitian Unggulan Program Studi dengan nomor kontrak B/1.518/UN14.4.A/PT.01.03/2023 yang telah membantu pendanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Liu, G. Shi, and K. Zhu, "Vessel trajectory prediction model based on ais sensor data and adaptive chaos differential evolution support vector regression (ACDE-SVR)," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 15, 2019, doi: 10.3390/app9152983.
- [2] Z. Wei, X. Xie, and X. Zhang, "Maritime anomaly detection based on a support vector machine," *Soft Comput.*, vol. 26, no. 21, 2022, doi: 10.1007/s00500-022-07409-w.
- [3] M. Uney, L. M. Millefiori, and P. Braca, "Data Driven Vessel Trajectory Forecasting Using Stochastic Generative Models," in *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, 2019, vol. 2019-May, doi: 10.1109/ICASSP.2019.8683444.
- [4] N. Forti, L. M. Millefiori, and P. Braca, "Unsupervised extraction of maritime patterns of life from Automatic Identification System data," in *OCEANS 2019 - Marseille, OCEANS Marseille 2019*, 2019, vol. 2019-June, doi: 10.1109/OCEANSE.2019.8867429.
- [5] F. Mazzarella, V. F. Arguedas, and M. Vespe, "Knowledge-based vessel position prediction using historical AIS data," 2015, doi: 10.1109/SDF.2015.7347707.
- [6] C. H. Yang, C. H. Wu, J. C. Shao, Y. C. Wang, and C. M. Hsieh, "AIS-Based Intelligent Vessel Trajectory Prediction Using Bi-LSTM," *IEEE Access*, vol. 10, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3154812.
- [7] J. Chen, J. Zhang, H. Chen, Y. Zhao, and H. Wang, "A TDV attention-based BiGRU network for AIS-based vessel trajectory prediction," *iScience*, vol. 26, no. 4, 2023, doi: 10.1016/j.isci.2023.106383.