

TUHH

Institut für Maritime Logistik

Technische Universität Hamburg



MLS

LogReview – Nutzung von AIS-Daten zur Optimierung der O&M-Logistik in Offshore-Windparks Schlussbericht

Dieses Vorhaben wird aus Mitteln des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages unter dem Förderkennzeichen 03EE3051B gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autorinnen und Autoren.

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

PTJ
Projektträger Jülich
Forschungszentrum Jülich

LogReview Schlussbericht

Prof. Dr.-Ing. Carlos Jahn
Dipl.-Kfm. Jürgen Weigell

Institut für Maritime Logistik
Technische Universität Hamburg

Hamburg, 30. Dezember 2025

Zuwendungsempfänger:

Verbundvorhaben: LogReview
Förderkennzeichen: 03EE3001B
Laufzeit: 01.07.2021 - 30.06.2025
Ausführende Stelle: Technische Universität Hamburg
Institut für Maritime Logistik
Am Schwarzenberg-Campus 4, Gebäude 4
21073 Hamburg
Prof. Dr.-Ing. Carlos Jahn
040/30601-4450
carlos.jahn@tuhh.de

I. Inhaltsverzeichnis

I. Inhaltsverzeichnis	IV
II. Abkürzungsverzeichnis	VII
III. Abbildungsverzeichnis	VIII
IV. Tabellenverzeichnis	IX
I. Kurze Darstellung	1
1 Aufgabenstellung	1
2 Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wurde.....	2
3 Planung und Ablauf des Vorhabens.....	3
4 Wissenschaftlicher und technischer Stand	5
4.1 Stand der Technik	5
4.2 Stand der Forschung.....	5
5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen.....	8
II. Eingehende Darstellung	9
1 Verwendung der Zuwendung und erzielte Ergebnisse	9
1.1 Vordefinierte Ziele	9
1.2 Verwendung der Zuwendung	10
1.3 Ergebnisse	10
1.3.1 Arbeitspaket 1.1 Projektleitung und -organisation	10
1.3.2 Arbeitspaket 2 Datenerhebung und -speicherung	10
1.3.3 Arbeitspaket 2.1 Erstellung des technischen Konzepts.....	10
1.3.4 Arbeitspaket 2.4 Review des Datenerfassungsprozesses	10
1.3.5 Arbeitspaket 3.1 Bereitstellung der Referenz-Windparkdaten.....	11
1.3.6 Arbeitspaket 3.2 Methodenentwicklung zur Datenaufbereitung und Analyse der AIS- & ADS-B Daten.....	11
1.3.7 Arbeitspaket 3.3 Methodenentwicklung zur Datenaufbereitung und Analyse der SCADA- und Umgebungsdaten.....	11
1.3.8 Arbeitspaket 4.1 Kombinierte Analyse der luft- und seegestützten O&M- Prozesse.....	12
1.3.9 Arbeitspaket 4.3 Methoden: Definition und Ermittlung der O&M-Logistik KPI.....	12

1.3.10	Arbeitspaket 4.4 Sensitivitätsanalyse und Bewertung des O&M-Ablauf-Modells.....	13
1.3.11	Arbeitspaket 5.2 Methodenentwicklung zur Optimierung der O&M Konzepte der Referenzwindparks.....	13
1.3.12	Arbeitspaket 5.3 Methodenentwicklung zur Analyse und Optimierung der CO ₂ -Emissionen.....	13
1.3.13	Arbeitspaket 5.4 Entwicklung von O&M-Logistik-Konzepten für Windparkcluster.....	15
1.3.14	Arbeitspaket 6 Kollisionssicherheit in der Betriebsphase	16
1.3.15	Arbeitspaket 6.1 Datenextraktion und -aufbereitung	17
1.3.16	Arbeitspaket 6.2 Definition und Exploration des Untersuchungsgebietes.....	19
1.3.17	Arbeitspaket 6.3 Entwicklung und Parametrisierung des Simulationsmodells.....	23
1.3.18	Arbeitspaket 6.4 Entwicklung und Implementierung des Kollisionsmodells.....	30
1.3.19	Arbeitspaket 6.5 Validierung und Integration des Kollisionsmodells ...	38
1.3.20	Arbeitspaket 7.1 Ermittlung des tatsächlichen, detaillierten O&M Konzepts des Referenzwindparks.....	46
1.3.21	Arbeitspaket 7.4 Optimierung des O&M Konzepts (Referenz OWP) mit klassischen Methoden.....	51
1.3.22	Arbeitspaket 7.5 Vergleich klassische/ LogReview Optimierung und Entwicklung neuer O&M Konzepte.....	51
1.3.23	Arbeitspaket 8.3 Kollisionsanalyse des Referenzwindparks	51
1.4	Zusammenfassung der Ergebnisse.....	52
2	Zahlenmäßiger Nachweis	54
3	Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit	54
4	Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere der Verwertbarkeit des Ergebnisses im Sinne des fortgeschriebenen Verwertungsplans	54
5	Während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordener Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen	55
6	Erfolgte oder geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse nach Nr. 11.....	55

Literaturverzeichnis57

II. Abkürzungsverzeichnis

ADS-B	Automatic Dependent Surveillance Broadcast
AIS	Automated Identification System
BRZ	Bruttoraumzahl
COG	Course over Ground
CTV	Crew Transfer Vessel
DCPA	Distance at the closest point of approach
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
FINO	Forschungsplattform in Nord- und Ostsee
HDG	Heading
KI	Künstliche Intelligenz
KPI	Key Performance Indicator
KVR	Kollisionsverhütungsregeln
LIDAR	Light Detection and Ranging
MMSI	Maritime Mobile Service Identity
NM	Seemeile
O&M	Operation & Maintenance
OWP	Offshore Windpark
RL	Reinforcement Learning
SAC	Soft Actor Critic
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition
SOG	Speed over Ground
SOV	Supply Offshore Vessel
TCPA	Time to Closest Point of Approach
UKW	Ultrakurzwelle

III. Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Aufbau der Arbeitspakete 1 bis 8 im Projekt LogReview (eigene Darstellung).....	4
Abbildung 2 AIS-Heatmap, welche die LogReview AIS-Abdeckung von Juni 2023 bis 2023 zeigt (eigene Darstellung)	19
Abbildung 3 Vom Fraunhofer IWES bereitgestellte Windparkpolygone (eigene Darstellung).....	22
Abbildung 4 Suchgebiete um die ausgewählten LogReview Untersuchungswindparks mit 20 km Puffer (eigene Darstellung).....	22
Abbildung 5 Head-On Encounters - Encounter 6927 (eigene Darstellung)	24
Abbildung 6 Head-On Encounters - Encounter 1571 (eigene Darstellung)	25
Abbildung 7 Head-On Encounters - Encounter 9970 (eigene Darstellung)	25
Abbildung 8 Overtaking Encounters - Encounter 789 (eigene Darstellung).....	26
Abbildung 9 Overtaking Encounters - Encounter 3093 (eigene Darstellung).....	26
Abbildung 10 Overtaking Encounters - Encounter 232 (eigene Darstellung).....	27
Abbildung 11 Crossing Encounters - Encounter 5049 (eigene Darstellung).....	27
Abbildung 12 Crossing Encounters - Encounter 124 (eigene Darstellung).....	28
Abbildung 13 Crossing Encounters - Encounter 5738 (eigene Darstellung).....	28
Abbildung 14 Extrahierte Routen in und um OWP Butendiek (eigene Darstellung)..	29
Abbildung 15 Verteilung des Kurses über Grund im Ein- und Ausfahrtbereich des OWP Butendiek (eigene Darstellung).....	30
Abbildung 16 Lage der Kollision sowie extrahierte gradlinige Bewegungskorridore (eigene Darstellung).....	40
Abbildung 17 Detailansicht des Kollisionsorts sowie der extrahierten gradlinigen Bewegungskorridore (eigene Darstellung).....	41
Abbildung 18 Bewegungsanomalien (eigene Darstellung)	42
Abbildung 19 Momentaufnahme des Echtzeit-Risikoindikators - Niedriges Kollisionsrisiko (eigene Darstellung)	43
Abbildung 20 Momentaufnahme des Echtzeit-Risikoindikators - Mittleres Kollisionsrisiko (eigene Darstellung)	44
Abbildung 21 Momentaufnahme des Echtzeit-Risikoindikators - Extremes Kollisionsrisiko (eigene Darstellung)	45

Abbildung 22 Screenshot Windfarm Risk Dashboard - OWPs nach Abstand zur nächstgelegenen Schifffahrtsroute (eigene Darstellung).....	48
Abbildung 23 Screenshot Windfarm Risk Dashboard - OWPs nach Anzahl der im Umfeld beobachteten Schiff-zu-Schiff-Begegnungen (eigene Darstellung) ...	49
Abbildung 24 Screenshot Windfarm Risk Dashboard - OWPs nach Anteil der COG- Anomalien (eigene Darstellung).....	50

IV. Tabellenverzeichnis

Tabelle 1 Risikowerte	21
Tabelle 2 Anomalieparameter.....	41
Tabelle 3 Übersicht Meilensteine LogReview	53

I. Kurze Darstellung

1 Aufgabenstellung

Offshore-Windenergie ist ein zentraler Bestandteil der Energiewende. Betrieb und Wartung (Operation & Maintenance – O&M) ist ein wichtiger Bereich, um die Kosten der Offshore-Windenergie zu senken. Das europäische Ausbauziel für die Offshore-Windenergie bis 2050 beträgt 300 GW (BDEW 2025). Dadurch ist ein großes Potenzial im O&M-Markt vorhanden. Hierbei besteht ein besonderer Bedarf nach optimierten Logistikkonzepten. Gleichzeitig ist durch die große Anzahl von Offshore-Windanlagen, z. B. in der Deutschen Bucht, für die Sicherheit des Seeverkehrs Sorge zu tragen. Dies kann beispielsweise durch die Erstellung von Kollisionsmodellen für die Umgebung von Offshore-Windparks (OWP) unter Nutzung von AIS-Daten (Automatic Identification System) erfolgen. Zusätzliche Herausforderungen sind die schnelle technische Entwicklung und sich verändernde finanzielle Rahmenbedingungen. Daher wird die Verbesserung von O&M-Logistikprozessen in der Betriebsphase immer wichtiger. Diese Sachverhalte bilden den Hintergrund für das Forschungsvorhaben LogReview.

Das Hauptziel des Forschungsvorhabens LogReview ist die Analyse und die Optimierung von laufenden O&M-Logistikprozessen durch die Auswertung von Daten. So werden Rückschlüsse auf Service- und Reparaturtätigkeiten im OWP gezogen. Hierfür werden klassische, deterministische Analyseverfahren mit Ansätzen des Maschinellen Lernens kombiniert und ein Verfahren zur Mustererkennung eingesetzt, welches die erfassten Daten in O&M-Logistikabläufe transformiert.

Aufbauend auf den beschriebenen Analysen lassen sich eine Vielzahl von Fragestellungen in der Offshore-Logistik untersuchen. Folgende Potenziale und Lösungskonzepte sollen im Projekt LogReview bearbeitet werden:

1. Optimierung der O&M-Logistik eines OWP
2. Entwicklung von O&M-Cluster-Konzepten
3. Steigerung der maritimen Sicherheit
4. Verbesserung der CO₂-Bilanz

Als Ergebnis des Projektes stehen der Offshore-Windbranche neuartige Methoden zur Analyse und Optimierung von bestehenden O&M-Konzepten sowie zur Prüfung der maritimen Sicherheit zur Verfügung.

Das Institut für Maritime Logistik der Technischen Universität Hamburg untersucht hierbei in erster Linie AIS-Daten der Schiffe, die den OWP anfahren. AIS ist ein automatisches Ortungssystem, das kontinuierlich die Position eines Schiffes sowie weitere Schiffsdaten sendet.

AIS-Daten umfassen Schiffsinformationen, die an andere Schiffe, Satelliten sowie Küstenstationen übermittelt werden. Das AIS ermittelt die aktuellen Positionen eines Schiffes mithilfe von Bord-Sensoren und GPS (Global Positioning System). Das System setzt sich aus Sendern, Empfängern und Kommunikationsverbindungen zusammen und ist für Passagierschiffe sowie für international verkehrende Schiffe mit einer Bruttoreaumzahl (BRZ) von über 300 BRZ vorgeschrieben. Das AIS-Signal wird während der Fahrt in Intervallen von zwei bis zehn Sekunden übertragen und bei Stillstand des Schiffes etwa alle drei Minuten. Folgende Schiffsinformationen sind in diesen Daten u. a. enthalten: Die MMSI-Nummer, dies ist eine neunstellige Nummer, die es ermöglicht ein Schiff eindeutig zu identifizieren. Des Weiteren wird die Zeit sowie die Position, in geographischer Länge und geographischer Breite, die Geschwindigkeit und der Kurs des Schiffes angegeben.

Die AIS-Daten aller Schiffe können mit erheblichem Aufwand, durch einen eigenen Empfänger über UKW laufend erfasst, dann aufgearbeitet und anschließend zu einem Datensatz zusammengefasst werden. Somit können aus den AIS-Daten wertvolle Informationen extrahiert werden, um alle Aktivitäten aus dem Betrieb von OWP abzubilden und zu untersuchen. Für Helikopterbewegungen gibt es einen ähnlichen Datensatz auf Basis des Automatic Dependent Surveillance – Broadcast (ADS-B) Ortungssystems.

Zur Beantwortung der Punkte 3 und 4 (Verbesserung der maritimen Sicherheit und zur Steigerung der CO₂-Bilanz) können anhand der Auswertung von AIS-Daten Rückschlüsse über die Routen und über Entfernungen zu anderen Schiffen oder stationären Objekten sowie über die durchgeführten O&M-Prozesse gezogen werden. Somit lassen sich neue Verfahren zur Kollisionssicherheit von Schiffen mit anderen Schiffen bzw. mit stationären Objekten im OWP bzw. in der Umgebung eines OWP erstellen. Für die Entwicklung von neuen Modellen für die Kollisionsverhütung, die Übertragung auf andere Gebiete der Schifffahrt sowie die Analyse und Verarbeitung großer Datenmengen und deren Anwendungen werden sowohl Methoden des Maschinellen Lernens, als auch der Simulation eingesetzt.

2 Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wurde

Das Institut für Maritime Logistik beschäftigt sich mit der Planung, Gestaltung und Steuerung von Material- und Informationsflüssen im Kontext globaler maritimer Lieferketten. Insbesondere die wirtschaftlichen, ökologischen und sicherheitsbezogenen Anforderungen der maritimen Logistik stehen im Fokus der Forschung und Lehre. Wesentlicher Bestandteil unserer Arbeit ist die methodische Untersuchung und Entwicklung von Konzepten und Lösungen für maritime Logistikprozesse. Dafür kooperieren wir mit nationalen und internationalen Forschungs- und Praxispartnern.

Ziel des Instituts ist, nationale und internationale maritime Logistikprozesse zu verbessern und die Nachhaltigkeit zu fördern. Dazu nutzen wir wissenschaftliche Verfahren und moderne Technologien, um stetig den Stand der Forschung zu erweitern und in die Praxis zu übertragen. Die Ergebnisse fließen in unsere praxisnahen Lehrveranstaltungen ein und steigern die technisch-wissenschaftlichen Kompetenzen der Studierenden. Somit leisten wir einen positiven Beitrag für Gesellschaft, Wissenschaft und Praxis. Dazu handeln wir nach den Grundsätzen guter wissenschaftlicher Praxis und folgen dem Leitbild der Technischen Universität Hamburg. Das Institut für Maritime Logistik konnte in zahlreichen Industrieprojekten und den Forschungsprojekten „MaLiTuP - Maschinelles Lernen in Theorie und Praxis“ und „LWP - LKW-Wartezeitprognose für logistische Knoten“ Erfahrungen mit der Sammlung und Auswertung großer Datenmengen wie AIS-Daten und Wetterdaten sammeln um diese Erfahrungen, dann gezielt in LogReview zu nutzen.

3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Das Forschungsprojekt hatte eine geplante Laufzeit von drei Jahren und wurde für den Zeitraum vom 1. Juli 2021 bis zum 30. Juni 2024 genehmigt. Eine kostenneutrale Verlängerung um weitere 12 Monate wurde bis zum 30. Juni 2025 gewährt. Die kostenneutrale Verlängerung war nötig, um die Verzögerungen zu bewältigen, die durch Lieferschwierigkeiten des IT-Equipments verursacht wurden. Außerdem lagen technische Probleme bei der bestellten Messinfrastruktur vor, wegen derer sich die Installation der Messanlagen verspätete.

Die Aufgaben des Projekts wurden in acht Arbeitspakete aufgeteilt. Eine Übersicht der Arbeitspakete und ihrer Zusammenhänge untereinander, ist in Abbildung 1 dargestellt.

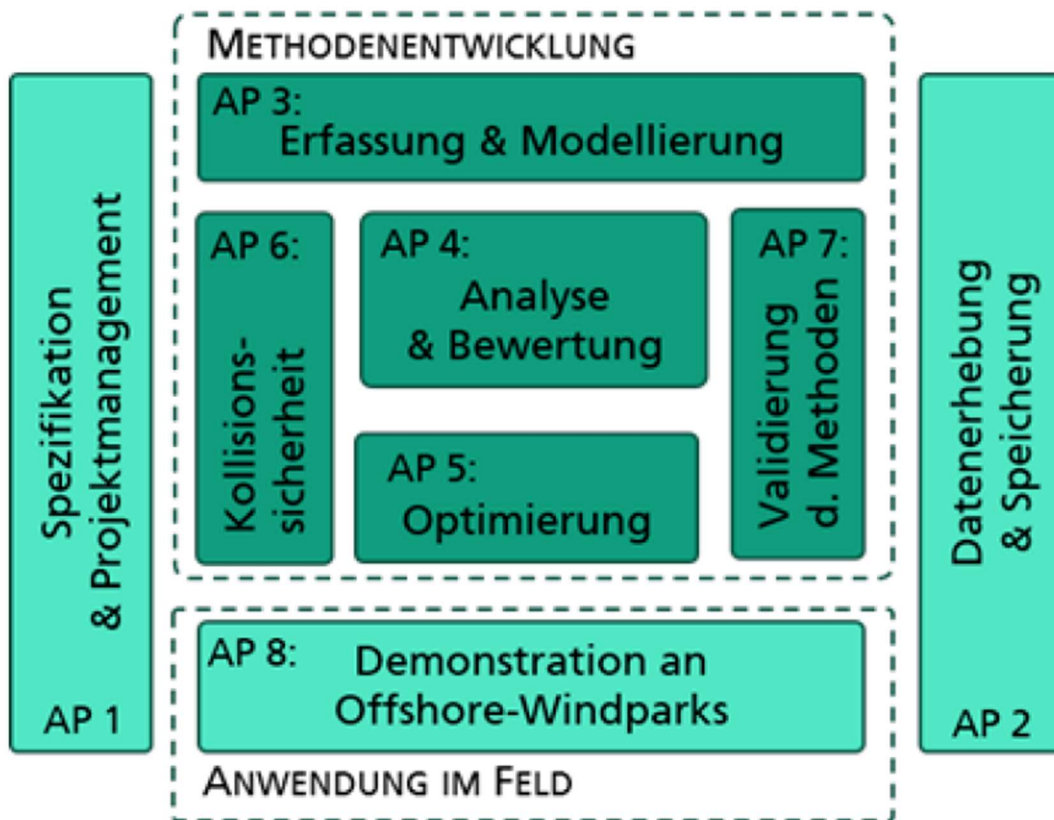


Abbildung 1 Aufbau der Arbeitspakete 1 bis 8 im Projekt LogReview (eigene Darstellung)

Arbeitspaket 1 und Arbeitspaket 2 wurden projektbegleitend über alle Arbeitspakete hinweg ausgeführt. In Arbeitspaket 1 wurden die Projektspezifikation und das Projektmanagement gebündelt. Im anschließenden Arbeitspaket 2 wurde die Geräte- und Dateninfrastruktur aufgebaut und zentral für das weitere Analyseverfahren zur Verfügung gestellt.

In den Arbeitspaketen 3 bis 7 wurden die inhaltlichen Methoden entwickelt: Arbeitspaket 3 diente zum Erfassen und Modellieren der O&M-Prozesse, die in Arbeitspaket 4 einer genauen Analyse und Bewertung unterzogen wurden. In Arbeitspaket 5 wurden Modelle und Methoden zur Optimierung der erfassten Logistikkonzepte der OWPs erarbeitet. In Arbeitspaket 6 wurden Methoden für die Identifikation von beinahe und echten Kollisionen von O&M-Schiffen entwickelt. Die im Projekt entwickelten Methoden wurden in Arbeitspaket 7 validiert. Im abschließenden Arbeitspaket 8 erfolgte die Anwendung der entwickelten Methoden und Optimierungsansätze an zusätzlichen Referenzwindparks, die nicht zur Entwicklung der Methoden herangezogen worden waren.

Das Institut für Maritime Logistik war im Projekt primär im Arbeitspaket 6 involviert, hat aber in den anderen Arbeitspaket Unterstützungsarbeit geleistet.

4 Wissenschaftlicher und technischer Stand

4.1 Stand der Technik

Für das durch das Institut für Maritime Logistik bearbeitete Teilprojekt „Anwendung von AIS-Daten für die Kollisionssicherheit in der Betriebsphase“ ist besonders der Stand der Technik für die Nutzung von AIS-Daten der Schiffe von Bedeutung. Positionsdaten von Schiffen werden per AIS verbreitet und können zur Überwachung von Einsätzen von Land aus ausgewertet werden. Jede Offshore-Windenergieanlage muss mit einem AIS-Transponder ausgerüstet sein, damit Schiffe die Position der Offshore-Windenergieanlage erfassen können. Eine Software, die hier als Beispiel zu nennen ist, ist Mari-Web™, die genutzt wird um Schiffe zu warnen, welche sich einem OWP zu stark nähern (IMIS Global Limited 2009). Eine dauerhafte Erfassung der Datensätze erfolgt jedoch nicht. AIS-Daten werden zurzeit vor allem in der Planungsphase, bzw. der Standortfindung von OWP eingesetzt: Aus bestimmten Referenzjahren werden anonymisierte und aggregierte AIS-Daten herangezogen, um das generelle Kollisionsrisiko der Schifffahrt mit dem Windpark-Standort gegenüberzustellen. Eine über die Planungsphase hinausgehende Nutzung der Informationen aus AIS-Datensätzen geschieht üblicherweise nicht.

Außerdem werden die folgenden Tools genutzt, um die Sicherheit von OWP unter dem Hintergrund des Schutzes kritischer Infrastruktur sicherzustellen. Ein Tool, welches genutzt wird um Schiffe vor Gefahren durch OWP zu warnen, ist z. B. SeaVision™. Hierbei handelt es sich um ein webbasiertes Tool zur maritimen Lageerkennung welches eine große Anzahl von Informationen den Benutzenden bereitstellt. Mit SeaVision™ Version 8.3.0, welches im September 2025 veröffentlicht wurde, wurde eine Funktion implementiert, die Alarm auslöst, wenn ein Schiff sich verdächtig in der Nähe von kritischer Infrastruktur wie z. B. Offshore-Windenergieanlagen verhält (United States Department of Transportation 2025).

Das Unternehmen JDS bietet mit seinem Ship Monitor eine Dienstleistung für den Schutz von kritischer Infrastruktur an. Hierbei werden Sperrzonen um kritische Infrastruktur überwacht und ggf. ein Alarm ausgelöst (JDS 2025).

4.2 Stand der Forschung

Der aktuelle Stand der Forschung für das Teilprojekt „Anwendung von AIS-Daten für die Kollisionssicherheit in der Betriebsphase“ wird im Folgenden erläutert.

Ausgehend von der kommerziellen Schifffahrt wurden AIS-Daten in verschiedenen Forschungsprojekten eingesetzt: Kollisionsvermeidung wird z. B. durch die Analyse von allgemeinen beinahe-Unfällen (Zhang et al. 2016) oder die Gefährdung von OWP (Biehl 2008; Mehdi et al. 2018) vorangetrieben. Andere Studien untersuchen z. B. den

Einfluss des OWP auf den Schiffsverkehr (Yu et al. 2020a) und weitere Potenziale von AIS-Daten (Shelmerdine 2015; Kerbiriou et al. 2017). Lv et al. (2021) verwenden ein Fuzzy-Inferenz-System, um eine Navigationsrisikobewertung für OWP durchzuführen. Rawson und Brito (2022) führten eine Studie durch, um die Gültigkeit von Risikobewertungen für die Navigation für das Vereinigte Königreich zu beurteilen. In dieser Studie verglichen sie die gemachten Risiko-Vorhersagen mit den tatsächlichen historischen Zwischenfällen im Hinblick auf OWP in britischen Gewässern. Da es keine spezielle Unfalldatenbank gibt, die sich ausschließlich auf Unfälle in und um OWP bezieht, überprüften Rawson und Brito (2022) fünf allgemeine britische Unfalldatenbanken und nutzten zusätzlich Sekundärquellen für die Jahre 2010-2019. Insgesamt identifizierten sie sechs Kollisionen zwischen Schiffen, 29 Vorfälle mit einem Schiff und einer festen Offshore-Struktur (z. B. Offshore-Windturbine oder Umspannstation) sowie 21 Grundberührungen und 13 Beinahe-Unfälle, was insgesamt 69 Zwischenfälle ergibt (Rawson und Brito 2022). Interessanterweise traten 36 % dieser Zwischenfälle innerhalb des Windparks und 20 % außerhalb des Windparks auf. Der Rest ereignete sich in Wartungs- und Betriebshäfen (Rawson und Brito 2022). Besonders bemerkenswert ist, dass 82 % der beteiligten Schiffe solche sind, die im jeweiligen OWP tätig sind (z. B. Crew-Transfer-Vessel (CTV) und Offshore-Versorgungsschiffe), während nur 18 % kommerzielle oder Freizeitboote waren. Die Aufteilung der Zwischenfälle zwischen der Bauphase und der Betriebsphase liegt bei 50 % zu 50 %, was zu dem Schluss führt, dass die kürzere Bauphase anfälliger für Kollisionszwischenfälle ist (Rawson und Brito 2022). Naus et al. (2021) führten eine nachgelagerte Analyse des Schiffsverkehrs für OWP in polnischen Gewässern unter Verwendung historischer AIS-Daten durch. Die Studie von Naus et al. (2021) zeigte, dass die Hypothese, dass man historische AIS-Daten im Rahmen einer verbesserten Planung der Standorte von Offshore Windenergieanlagen nutzen kann, bestätigt wurde.

Tsai und Lin (2021) verwendeten AIS-Daten, um die Navigationssicherheit im Hinblick auf OWP in der Taiwanstraße zu verbessern. Sie untersuchten auch die Auswirkungen von Fischereifahrzeugen und insbesondere die Engpässe in den Schifffahrtswegen, die durch die Entwicklung von OWP entstanden sind (Tsai und Lin 2021).

Weigell und Jahn (2022) geben eine umfassende Literaturübersicht über die Nutzung von AIS-Daten für die Bewertung des Kollisionsrisikos für Offshore-Windenergieanlagen. Im Juli 2025 haben Milin et al. (2025) weitere umfassende Literaturübersicht zu dem Themenkomplex Navigationsrisiken durch Offshore-Windenergieanlagen veröffentlicht.

In dem Teilbereich der Vorverarbeitung und Aufbereitung von AIS-Daten werden in der Forschung bereits verschiedene Ansätze verfolgt. So existieren z. B. Arbeiten zur Korrektur vorsätzlicher, menschenverursachter Datenlücken (Steidel et al. 2019), ebenso wie zur Korrektur technischer Daten-Mängel (Zhao et al. 2018). Weiterhin wird der Rekonstruktion von Schifffahrtswegen und Schiffs-Manövern aus den AIS-Daten in der Forschung ein hoher Stellenwert eingeräumt (Fiorini et al. 2016; Zhang et al. 2018; Bye und Almklov 2019).

Im Bereich der Anomalie-Detektion werden bereits einige Ansätze des Maschinellen Lernens untersucht. Es werden neuronale Netze eingesetzt, um in Echtzeit Anomalien in AIS-Daten zu erkennen (Venskus et al. 2019). Andere Autoren beschäftigen sich mit der Erkennung von Unfällen in AIS-Datensätzen (Zissis et al. 2020). Es werden zudem menschengemachte Daten-Anomalien, wie das Abschalten der AIS-Geräte für das unerkannte Durchführen krimineller Tätigkeiten betrachtet (Singh und Heymann 2020).

Ein weiterer Teilbereich ist die Erkennung von AIS-Bewegungsmustern. Beispielsweise werden auf Basis von AIS-Daten neue Schiffrouten gesucht, überprüft und optimiert (Lee et al. 2020). Andere Forschungen legen ihren Fokus auf die Ermittlung potenzieller, neuer OWP-Flächen durch die Bewegungserkennung von Frachtschiffen (Breithaupt et al. 2017). Der Schwerpunkt dieses Teilbereichs ist im Wesentlichen in der grafischen Interpretation der AIS-Daten und in der Daten-Visualisierung zu finden.

Ein großer Anteil der Publikationen zu Kollisionsanalysen in OWP besteht aus sogenannter „graue Literatur“ in Form von Industriestandards, technischen Reports und Studien im Rahmen des Genehmigungsprozesses (The Planning Inspectorate 2017). Beispielsweise existiert ein Standard für die konstruktive Ausführung von Offshore-Bauwerken in dem das Vorgehen für eine Kollisionsanalyse und Risikobewertung vorgestellt wird (Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie 2015). Ebenso werden in der Richtlinie „Offshore Windparks – Wirksamkeit kollisionsverhindernder Maßnahmen“ des Germanischen Lloyds (Germanischer Lloyd 2008) sehr ausführlich Maßnahmen zur Kollisionsverhütung thematisiert. Ende Oktober 2025 hat DNV eine Studie veröffentlicht, in der betont wird, dass ein neuer Risk Management Framework für Offshore-Wind auf Basis des Frameworks für die Öl- und Gasindustrie entwickelt werden sollte, der besser geeignet sein sollte um Schadensereignisse wie Unfälle zu berücksichtigen (DNV 2025).

In Bezug auf Kollisionsrisiken in OWP existieren bisher einige Vorarbeiten, die AIS-Daten einsetzen. Copping et al. (2016) haben ein numerisches Modell basierend auf AIS-Daten erstellt, um die Kollisionswahrscheinlichkeit von Schiffen mit OWP an der Ostküste der USA zu ermitteln. Yu et al. (2020b) haben anhand von AIS-Daten, die vor und nach der Installation von OWP erfasst wurden, ein Rahmenkonzept für den Einfluss von OWP auf den maritimen Verkehr entwickelt. Hierbei wurden die minimalen Passierabstände und die lateralen Verteilungen der Schiffsbewegungen statistisch in einem quantitativen Modell ausgewertet.

Ohne Einbezug von AIS-Daten verwenden Presencia und Shafiee (2018) statistische Methoden, um ein quantitatives Modell zur Bestimmung der durchschnittlichen Kollisionsanzahl von Wartungsfahrzeugen in OWP zu ermitteln. Mit Hilfe eines fuzzy-basierenden Bayes'schen Netzes erstellen Yu und Liu (2019) ein Framework für das Risiko von Kollisionen von Schiffen mit Offshore-Windanlagen.

In den einzelnen Teilbereichen ist festzustellen, dass bereits einige Forschungsvorhaben mit entsprechenden Ausrichtungen bestehen. Die kombinierte Anwendung der

Teilbereiche, unter Zuhilfenahme von Maschinellern, AIS- und Umgebungsdaten, wie sie in diesem Forschungsvorhaben durchgeführt werden soll, ist aus wissenschaftlicher Sicht jedoch einzigartig und nicht Gegenstand anderweitiger Forschungen. So existieren nach aktuellem Kenntnisstand keine Forschungen, die AIS-basiert und mit Methoden des Maschinellen Lernens auf die Optimierung von O&M-Verkehren abzielen. Auch der Bezug dieses Vorhabens auf die automatisierte Bestimmung des Kollisionsrisikos und die Prognose von Schiffsbewegungen nahe und in OWP ist zu diesem Zweck neuartig.

Erkenntnisse aus der Verarbeitung und Datenanalyse von großen Datenmengen aus den Forschungsprojekten „MaLiTuP - Maschinelles Lernen in Theorie und Praxis“ und „LWP - LKW-Wartezeitprognose für logistische Knoten“ des Instituts für Maritime Logistik sind in LogReview eingeflossen.

5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Das in diesem Bericht vorgestellte Teilvorhaben war Teil eines Gesamtvorhabens des Instituts für Maritime Logistik der Technischen Universität Hamburg zusammen mit den Fraunhofer Instituten Fraunhofer IWES und Fraunhofer CML und des Industriepartners Tractebel DOC Offshore.

Als assoziierte Projektpartner waren folgende Unternehmen beteiligt: Veja Mate Offshore Project GmbH, Ocean Breeze Energy GmbH & Co. KG, DOTI Deutsche Offshore-Testfeld- und Infrastruktur GmbH & Co. KG Siemens Gamesa Renewable Energy GmbH & Co. KG, Global Renewables Shipbrokers GmbH, GreenGate AG, Airbus Helicopters Deutschland GmbH, HTM Helicopter Travel Munich GmbH, Münchener Rückversicherungs-Gesellschaft Aktiengesellschaft in München.

Die Zusammenarbeit mit den Projektpartnern erfolgte durch regelmäßige Projekttreffen, Workshops und dem Austausch auf Arbeitsebene.

II. Eingehende Darstellung

1 Verwendung der Zuwendung und erzielte Ergebnisse

In diesem Kapitel wird eine Beschreibung des Kerns des Projekts und der erzielten Ergebnisse einschließlich eines Vergleichs mit den festgelegten Zielen vorgestellt.

1.1 Vordefinierte Ziele

Das Hauptziel des Projekts LogReview bestand darin, durch die Analyse umfangreicher Datenmengen Erkenntnisse über bereits durchgeführte Service- und Reparaturtätigkeiten in OWP zu gewinnen.

Das Teilvorhaben: „Anwendung von AIS-Daten für die Kollisionssicherheit in der Betriebsphase“ in welchem das Institut für Maritime Logistik seinen größten Arbeitsanteil hatte, beinhaltete die folgenden wissenschaftlichen und technischen Arbeitsziele. Die Querverbindungen zum Gesamtprojekt LogReview werden in der Übersicht der einzelnen Arbeitspakete aufgezeigt.

Im Teilprojekt „Anwendung von AIS-Daten für die Kollisionssicherheit in der Betriebsphase“ des Projektes LogReview werden langjährige Positionsdaten von Schiffen in und nahe bei OWP, erfasst durch das AIS, automatisiert ausgewertet. Eine besondere Herausforderung besteht neben der Automatisierung der nahezu Echtzeit-Auswertung auch in den großen Datenmengen. Durch die Auswertung und Analyse der Daten sollen komplexe logistische Prozesse während des Betriebs von Offshore Windparks erfasst, analysiert und optimiert werden. Zur Verbesserung der maritimen Sicherheit und zur Steigerung der CO₂-Bilanz können anhand der Auswertung von AIS-Daten Rückschlüsse über die Routen und über Entfernungen zu anderen Schiffen oder stationären Objekten sowie über die durchgeführten Betriebs- und Wartungsprozesse gezogen werden. In diesem Teilvorhaben werden weiterhin neue Verfahren zur Kollisionssicherheit von Schiffen mit anderen Schiffen bzw. mit stationären Objekten im OWP bzw. in der Umgebung eines OWP untersucht. Für die Entwicklung von neuen Modellen für die Kollisionsverhütung, die Übertragung auf andere Gebiete der Schifffahrt sowie die Analyse und Verarbeitung großer Datenmengen und deren Anwendungen werden sowohl Methoden des Maschinellen Lernens als auch der Simulation eingesetzt. Das Teilvorhaben trägt somit zu dem Ziel des Gesamtvorhabens „O&M Logistik-Optimierung im Betrieb“ eine ganzheitliche, zeitreihenbasierte Bewertungs- und Optimierungsmethodik für die operativ ausgeführten logistischen Prozesse in OWP zu entwickeln maßgeblich bei.

1.2 Verwendung der Zuwendung

Die Zuwendung wurde verwendet um die Projektziele zu erreichen. Im Folgenden werden die Beschreibung der Methodik zur Entwicklung der Arbeitspaket 1-8 sowie die Darstellung der wichtigsten Projektergebnisse behandelt.

1.3 Ergebnisse

1.3.1 Arbeitspaket 1.1 Projektleitung und -organisation

Das Institut für Maritime Logistik war über die gesamte Projektlaufzeit hinweg in die Projektorganisation eingebunden. Auf diese Weise wurde die reibungslose Zusammenarbeit mit allen Projektpartnern sichergestellt, die insbesondere für die Bereitstellung und Übergabe von Daten von besonderer Bedeutung ist. Auch waren regelmäßige Projekttreffen und Workshops Bestandteil des Arbeitspakets.

1.3.2 Arbeitspaket 2 Datenerhebung und -speicherung

In Arbeitspaket 2 „Datenerhebung und -speicherung“ hat das Institut für Maritime Logistik zusammen mit dem Fraunhofer CML, das Fraunhofer IWES bei der Konzeptionierung der Datenverarbeitungsverfahren und dem Datenbankmodell unterstützt.

1.3.3 Arbeitspaket 2.1 Erstellung des technischen Konzepts

Die Dateninfrastruktur, welche im Arbeitspaket 2 erstellt wurde, wurde vorher durch das Fraunhofer IWES in Bremerhaven getestet. Durch das Testen konnten Hardware- und Software-Probleme ermittelt werden, bevor die Hardware auf den beiden Forschungsplattformen FINO 1 und FINO 3 sowie auf Helgoland installiert wurde. Im Vorwege hat das Institut für Maritime Logistik das Fraunhofer IWES beim Erstellen des technischen Konzepts unterstützt.

1.3.4 Arbeitspaket 2.4 Review des Datenerfassungsprozesses

Das Institut für Maritime Logistik hat während der gesamten Dauer des Forschungsprojekts den Datenerfassungsprozess begleitet und zusammen mit den Projektpartner reviewed. Hierbei lag der Fokus des Instituts für Maritime Logistik der Technischen Universität Hamburg besonders auf der Prüfung der Plausibilität der AIS-Daten. Erste reale Daten wurden vom System auf Helgoland seit dem 22.09.2022 aufgezeichnet, die Systeme auf FINO 1 und FINO 3 wurden im Jahr 2023 installiert.

1.3.5 Arbeitspaket 3.1 Bereitstellung der Referenz-Windparkdaten

In Arbeitspaket 3.1 wurden sämtliche relevanten Daten zu den Referenzwindparks Veja Mate und BARD Offshore 1 systematisch erfasst und ausgewertet. Hierbei handelte es sich um Infrastrukturdaten (Anzahl und Typ von Offshore Windenergieanlagen, Positionen der einzelnen Offshore Windenergieanlagen und die genutzten Fahrzeuge). Das Institut für Maritime Logistik hat hierbei die Projektpartner bei der Beschaffung, Spezifikation und Aufbereitung dieser Daten unterstützt. Durch das Institut für Maritime Logistik wurden die Daten der Referenz-Windparks einer kritischen Prüfung unterzogen.

1.3.6 Arbeitspaket 3.2 Methodenentwicklung zur Datenaufbereitung und Analyse der AIS- & ADS-B Daten

Das Institut für Maritime Logistik hat in Arbeitspaket 3.2 anhand von Beispiel-AIS-Daten entwickelte Algorithmen zur Datenaufbereitung und Analyse der AIS-Daten entwickelt und getestet. Durch die Begleitung des Datenaufbereitungsprozesses in Arbeitspaket 3.2 wurde sichergestellt, dass die in Arbeitspaket 6 benötigten Daten im richtigen Format und der richtigen Güte vorlagen.

In enger Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer CML wurden für mehrere OWP die entsprechenden AIS-Daten nach Schiffsbewegungen vorgefiltert. Da jeder OWP über mehrere AIS-Stationen verfügt deren Position bekannt sind und die Koordinaten die den OWP begrenzen bekannt sind, konnte der zu betrachtende Bereich entsprechend eingegrenzt werden. In einem definierten Bereich um den Windpark wurden dann die entsprechenden Verkehrsströme aufgenommen, indem die passierenden Schiffe tageweise gezählt wurden. Hierbei wurden in einem ersten Schritt alle Schiffe aufgenommen die in einem Bereich von weniger als sechs nautischen Meilen den Windpark passiert haben. In einem weiteren Schritt wurden die Fahrzeuge in Gruppen eingeteilt (O&M-Fahrzeuge und nicht O&M-Fahrzeuge).

1.3.7 Arbeitspaket 3.3 Methodenentwicklung zur Datenaufbereitung und Analyse der SCADA- und Umgebungsdaten

Das Institut für Maritime Logistik hat hierbei die Umgebungsdaten wie die Lage der OWP, die Lage der einzelnen Offshore-Windenergieanlagen mit der genauen geographischen Länge und geographischen Breite erfasst, sowie die Lage der Häfen und die Entfernung von den Häfen zu den OWP ermittelt und in einem geeigneten Format gespeichert. Durch die Begleitung des Datenaufbereitungsprozesses der SCADA- und Umgebungsdaten durch das Institut für Maritime Logistik wurde sichergestellt, dass die Umgebungsdaten für Arbeitspaket 6 erhoben werden und in einem geeigneten Format vorliegen.

1.3.8 Arbeitspaket 4.1 Kombinierte Analyse der luft- und seegestützten O&M-Prozesse

In diesem Arbeitspaket wurden die Analyseergebnisse der luft- und seegestützten Prozesse aufgegriffen und als Grundlage für das Arbeitspaket 6 genutzt. Das Institut für Maritime Logistik hat die in diesem Arbeitspaket gewonnenen Schiffsbewegungen für die zu betrachtenden OWP erhalten um zu sehen, wann welche Schiffe in oder um die OWP aktiv waren um somit die Kollisionsrisikoanalysen in Arbeitspaket 6 erstellen zu können.

1.3.9 Arbeitspaket 4.3 Methoden: Definition und Ermittlung der O&M-Logistik KPI

Es wurde ein Kick-Off Workshop veranstaltet, um sich mit den Projektpartnern und besonders mit den assoziierten Partnern zu aktuellen O&M-Konzepten auszutauschen. Dieser fand am 18.03.2022 in einem digitalen Format statt. Hierbei wurde der aktuelle Projektstand von den einzelnen Projektpartnern (Fraunhofer CML und Fraunhofer IWES, Institut für Maritime Logistik und DOC) vorgestellt. Des Weiteren wurde von Omexon in einem Vortrag O&M-Konzepte aus realen Windparks vorgestellt. Außerdem gab es zwei Workshops zu den Themen: „Schiffskollisions-Analyse in Offshore-Windparks“ sowie zu „Planung von Offshore-Einsätzen“. Diese Workshops waren sehr informativ und hilfreich, um das bei den assoziierten Partnern vorhandene Wissen zu ermitteln und für die weitere Bearbeitung des Projektes zu nutzen.

Außerdem erstellte das Institut für Maritime Logistik eine strukturierte Übersicht über Offshore O&M-KPI. Dies war eine wichtige Voraussetzung um die Übertragbarkeit dieser KPI auf die Anwendung in Arbeitspaket 6 sicherzustellen. Neben den KPI für Arbeitspaket 6, hat das Institut für Maritime Logistik die Projektpartner mit KPI aus dem Bereich von Emissionen für eine Bewertungsmatrix versorgt. Diese KPI gingen dann in auch in die Bewertung der einzelnen OWP ein.

2022 wurde außerdem ein Fragenkatalog primär durch DOC erstellt, um von den Projektpartnern detaillierte Beschreibungen bzgl. der Abläufe in den zu betrachtenden OWP zu erhalten. Das Institut für Maritime Logistik hat bei der Erstellung dieses Fragenkatalog unterstützt. Nachdem der Fragebogen finalisiert war, wurde er an die Projektpartner versendet und die gewonnenen Informationen wurden für die Darstellung der Offshore-Windparkbeschreibungen genutzt sowie für die eingesetzten Fahrzeuge, Prozesse und weitere wichtige Key Performance Indicators.

1.3.10 Arbeitspaket 4.4 Sensitivitätsanalyse und Bewertung des O&M-Ablauf-Modells

In diesem Arbeitspaket tauschte sich das Institut für Maritime Logistik regelmäßig mit den Projektpartnern aus, damit die O&M-Prozesse regelmäßig überprüft und deren Bewertung als Input für die Validierung des Gesamtmodells zur Kollisionssicherheit in Arbeitspaket 6 verwendet werden konnte.

1.3.11 Arbeitspaket 5.2 Methodenentwicklung zur Optimierung der O&M Konzepte der Referenzwindparks

Hier hat das Institut für Maritime Logistik die anderen Projektpartner bei der Methodenentwicklung zur Optimierung der O&M-Konzepte unterstützt. Hier ging die Expertise in Bezug des Verhaltens und der Eigenschaften von verschiedenen Schiffen im Bezug zur maritimen Logistik und ihrer Anwendung im Offshore-Wind Bereich ein.

1.3.12 Arbeitspaket 5.3 Methodenentwicklung zur Analyse und Optimierung der CO₂-Emissionen

In diesem Arbeitspaket wurde unterschiedliche Ansätze zur Ermittlung von CO₂-Emissionen entwickelt.

In einem ersten Ansatz wurde in dieser Arbeit eine Methode zur Analyse und Quantifizierung von CO₂-Emissionen und Treibstoffverbrauch von O&M-Schiffen in OWP entwickelt. Dabei kommen umfangreiche AIS-Daten zum Einsatz, mit denen die Bewegungen von Offshore-Wind-Service-Schiffen präzise erfasst und ausgewertet werden. Insgesamt wurden mehr als 13 Millionen AIS-Datenpunkte von drei verschiedenen Schiffen über einen Zeitraum von mehreren Jahren gesammelt und analysiert.

Hierzu wurden der Datensatz der Danish Maritime Authority sowie zusätzlich die selbst erhobenen Datensätze von FINO 1, FINO 3 und Helgoland bereinigt und in Python mit NumPy und Pandas analysiert. Um die Rohdaten analysieren zu können, wurden diese im Pre-processing in eine strukturierte und auswertbare Form gebracht. Fehlende Datenpunkte und Unstimmigkeiten (z. B. doppelte Datensätze oder inkonsistente AIS-Signale) wurden identifiziert und korrigiert. Danach wurden die Datensätze nach den relevanten O&M-Fahrzeugen gefiltert und die Datensätze für die weitere Analyse von Fehlern und Anomalien (z. B. nicht plausible Schiffsgeschwindigkeiten oder Schiffspeditionen) bereinigt. Diese Fahrzeuge wurden dann anhand von Einsätzen bzw. zeitlichen Perioden eingeteilt und basierend auf Faktoren wie Geschwindigkeiten, gefahrene Distanzen und Verbräuchen wurde dann die Ermittlung der CO₂-Emissionen durchgeführt.

Die Daten erlauben eine exakte Bestimmung der zurückgelegten Strecken, Geschwindigkeiten sowie der tatsächlich genutzten Fahrtrouten der Schiffe. Dies bildet die

Grundlage, um den realen Treibstoffverbrauch und daraus resultierende CO₂-Emissionen präzise zu berechnen. Die Analyse zeigt deutlich, dass besonders während O&M innerhalb der OWP ein erheblicher Anteil der Emissionen entsteht – vor allem durch längere oder ineffiziente Fahrten im OWP. Die Innovation dieser Auswertung lag darin in der Nutzung großer AIS-Datensätze kombiniert mit Methoden des maschinellen Lernens, um die Effizienz der Schiffsbewegungen zu bewerten und Einsparpotenziale zu identifizieren. Das modellbasierte Vorgehen ermöglicht so eine datengetriebene Verbesserung logistischer Abläufe, ohne auf detaillierte Betriebsdaten der Schiffsbetreiber angewiesen zu sein. Darüber hinaus bietet die Methode ein großes Potenzial für einen breiten Vergleich verschiedener Schiffstypen und Betreiber in Bezug auf ihre Umweltperformance – durch die Verwendung von öffentlich verfügbaren AIS-Daten ist die Methode skalierbar und auf andere Offshore-Windstandorte übertragbar. Zukünftige Arbeitsschritte sehen vor, weitere Datensätze wie Wetterbedingungen und Schiffszustände zu integrieren sowie fortschrittliche Lernverfahren einzusetzen, um die Berechnungen noch präziser und robuster zu machen. Zusammenfassend stellt diese Arbeit einen wichtigen Beitrag zur Verbesserung der Umweltverträglichkeit von OWP dar, indem sie die logistischen Prozesse transparenter gestaltet und datenbasierte Ansatzpunkte zur Reduzierung von Emissionen liefert. Damit unterstützt die Studie die Weiterentwicklung nachhaltiger und effizienter O&M-Konzepte für die Offshore-Windenergie. Die Ergebnisse dieser Methode wurden auf der EERA-Deepwind 2024 in Trondheim / Norwegen als Posterpräsentation vorgestellt.

Im Rahmen des Arbeitspakets 5.3 wurde eine weitere innovative Methode zur Ermittlung des CO₂-Ausstoßes von Offshore-Wind-Servicefahrzeugen auf Basis von AIS-Daten entwickelt. Ziel war es, den bislang kaum zugänglichen Treibstoffverbrauch sowie die damit verbundenen Emissionen von O&M-Schiffen im Offshore-Windpark-Logistikbetrieb präzise und nachvollziehbar zu quantifizieren, um so eine fundierte Grundlage für ökologische Optimierungen zu schaffen. Die entwickelte Methode kombiniert die AIS-Schiffsbewegungsdaten mit physikalischen Modellen zur Berechnung des Schiffswiderstands, wobei verschiedene Widerstandskomponenten – wie Wasser, Wind- und Wellenwiderstand sowie zusätzlicher Widerstand durch Bewuchs – berücksichtigt werden. Ergänzend fließen schiffs-spezifische Parameter und Wetterdaten in die Berechnung ein. Daraus werden über die Ermittlung der erforderlichen Antriebsleistung der Kraftstoffverbrauch und letztlich die Emissionen von Treibhausgasen (z. B. CO₂, NO_x, SO₂) unter Verwendung spezifischer Emissionsfaktoren ermittelt. Die Innovation dieser Vorgehensweise liegt insbesondere darin, dass sie ohne direkte Kooperation der Schiffsbetreiber auskommt und dennoch belastbare Verbrauchsschätzungen liefert. AIS-Daten sind in vielen Fällen frei verfügbar oder kostengünstig zugänglich, wodurch die Methode eine kosteneffiziente und skalierbare Möglichkeit bietet, den ökologischen Fußabdruck von Offshore-Betriebsschiffen transparent zu machen. Das erlaubt Betreibern von OWP eine datenbasierte, emissionsbewusste Auswahl und Planung von Servicefahrzeugen und -konzepten. Die Validierung anhand

realer Verbrauchsdaten von Daily Progress Reports (also täglichen Verbräuchen), eines Offshore-Versorgungsschiffs, welche von den assoziierten Projektpartnern bereitgestellt wurden, zeigte eine gute Übereinstimmung mit einer durchschnittlichen Abweichung von ca. 12,5 %, was die Aussagekraft grundsätzlich bestätigt und die Praxisstauglichkeit der Methode erfüllt. Durch die Berücksichtigung wetterbedingter Einflüsse und spezifischer Schiffsparameter bietet das Modell eine flexible Grundlage, die auf unterschiedliche Schiffstypen, Standorte und maritime Bedingungen übertragbar ist. Zusammenfassend ermöglicht diese Arbeit erstmals eine präzise, datenbasierte Abschätzung von Treibstoffverbrauch und Emissionen im Offshore-Windpark-Logistikbetrieb auf Basis frei verfügbarer AIS-Daten. Dies stellt einen bedeutenden Fortschritt dar, um die ökologische Nachhaltigkeit der Offshore-Windenergie weiter zu verbessern und trägt zur Umsetzung der energie- und klimapolitischen Ziele bei. Außerdem wurde im Rahmen dieser Methodik auch eine umfangreiche Marktanalyse zum Stand der Technik und Stand der Forschung zur Nutzung alternativer Kraftstoffe und alternativer Antriebe für Offshore-Wind O&M-Fahrzeuge durchgeführt.

Diese Methodik wurde in Python umgesetzt und ging in eine Veröffentlichung ein, die für die LDIC 2026 angenommen wurde und dort vorgestellt wird.

1.3.13 Arbeitspaket 5.4 Entwicklung von O&M-Logistik-Konzepten für Windparkcluster

Im Rahmen dieses Arbeitspakets wurde das Projektteam vom Institut für Maritime Logistik bei der Entwicklung und Bewertung von Logistikkonzepten für den Betrieb und die Wartung (O&M) von Windparkclustern unterstützt. Der Fokus lag dabei auf der Analyse und Optimierung der Einsatzplanung für mehrere benachbarte OWP, exemplarisch dargestellt an den Referenzwindparks Veja Mate und BARD Offshore 1. Ein zentraler methodischer Baustein war die realitätsnahe Modellierung der Zuweisung von Ressourcen (Assets) wie Schiffen und Helikoptern. Dabei wurden zwei Kategorien unterschieden: Zum einen Assets, die fest einem einzelnen Windpark zugeordnet sind und ausschließlich dort offene Tickets bearbeiten. Zum anderen flexible Assets, die zur Bearbeitung von Tickets in mehreren Windparks eingesetzt werden können. Für letztere wurde ein Priorisierungskonzept entwickelt, bei dem bevorzugt das älteste offene Ticket mit Stillstandsfolge in einem der Cluster bearbeitet wird. Zur Unterstützung der Planungsprozesse wurde eine simulationsbasierte Methode implementiert, die Ticketverteilung und Ressourceneinsatz unter Berücksichtigung von Prioritäten und Verfügbarkeiten abbildet. Dies ermöglicht eine dynamische und effiziente Einsatzplanung, die sowohl individuelle als auch clusterübergreifende Wartungsarbeiten berücksichtigt. Die methodische Vorgehensweise hilft, Ausfallzeiten zu minimieren und die Nutzung der verfügbaren Assets optimal zu gestalten.

1.3.14 Arbeitspaket 6 Kollisionssicherheit in der Betriebsphase

Das Ziel von Arbeitspaket 6 war es, auf Grundlage von AIS-Daten die Kollisionsgefahren für O&M-Fahrzeuge innerhalb sowie in der Nähe von OWP zu ermitteln und ein Modell des Normalverhaltens der Bewegungen der O&M-Fahrzeuge zu erstellen. Nach der Implementierung der nötigen Schnittstellen und der Erstellung eines Datenbankmodells, erfolgte die Aufbereitung der Daten und die Analyse von Bewegungsmustern der O&M-Fahrzeuge. Mit Hilfe dieses Modells kann das Risiko einer Kollision sowie vom Normalverhalten abweichende Muster des O&M-Fahrzeuge ermittelt werden. Dieses Verfahren wird dann validiert, in das Gesamtsystem von LogReview eingebunden und für die praktische Nutzung zur Verfügung gestellt.

Das Institut für Maritime Logistik erstellte in einem ersten Schritt hierzu eine umfassende Literaturanalyse über die Nutzung von AIS-Daten zur Bewertung der Kollisionsrisiken in und um OWP. Die Analyse zeigt, dass AIS-Daten effektiv genutzt werden können, um Kollisionsrisiken zwischen Schiffen und OWP zu bewerten und zu reduzieren. Angesichts des Ausbaus von Offshore-Windkraftanlagen in stark befahrenen Seegebieten steigt das Risiko von Kollisionen sowohl mit den Windanlagen als auch zwischen Schiffen.

Eine strukturierte Literaturübersicht aus den letzten zehn Jahren identifizierte mehrere relevante Studien, die in sechs Kategorien eingeteilt werden können:

- Mathematische und numerische Modelle
- Detektions- und Vorhersagemodelle
- Allgemeine Risiko- und Bewertungsmodelle
- Simulationsmodelle
- Machine-Learning-Modelle
- Trajektorienmodelle

Im Rahmen der Literaturanalyse wurde ermittelt, dass:

- Mathematische Modelle vorwiegend theoretische Ansätze nutzen, um Kollisionswahrscheinlichkeiten zu berechnen, dabei aber komplexe Einflussfaktoren oft unzureichend berücksichtigen.
- Detektions- und Vorhersagemodelle reale AIS-Daten verwenden, um potenzielle Kollisionen frühzeitig zu erkennen und Schiffsverhalten zu prognostizieren.
- Risiko- und Bewertungsmodelle auf historischen AIS-Daten basieren und praxisrelevante Einschätzungen insbesondere für die Bau- und Betriebsphase von Windparks liefern.
- Simulationen zur Bewertung von Kollisionsrisiken mit AIS-Daten bislang selten eingesetzt werden.
- Machine-Learning-Methoden zunehmend verwendet werden, um aus großen AIS-Datensätzen Muster zu erkennen, Schiffsbewegungen besser vorherzusagen und somit die Sicherheitsbewertung zu verbessern.

- Trajektorienmodelle Schiffsbewegungen präzise rekonstruieren und Abweichungen identifizieren, um Risiken festzustellen.

Zusammenfassend wurde festgestellt, dass AIS-Daten ein wesentliches Instrument zur Analyse und Minderung von Kollisionsrisiken darstellen. Während klassische mathematische und Risiko-Modelle weit verbreitet sind, wird dem Einsatz von maschinellem Lernen ein großes Potenzial für genauere und dynamischere Risikoabschätzungen zugeschrieben. Die Bedeutung der Forschung in diesem Bereich wird mit dem weiteren Ausbau der Offshore-Windenergie und zunehmendem Schiffsverkehr weiter zunehmen.

Die Ergebnisse wurden im Rahmen einer Veröffentlichung: Weigell, Jürgen & Jahn, Carlos (2022) „Assessing Offshore Wind Farm Collision Risks Using AIS Data: an Overview“ auf der Hamburg International Conference of Logistics präsentiert und im Nachgang in den Proceedings der Konferenz publiziert. Die Veröffentlichung behandelt hierbei den aktuellen Stand der Forschung bzgl. der Nutzung von AIS-Daten zur Ermittlung des Kollisionsrisikos von Schiffen mit OWP und Methoden zur Reduzierung dieses Risikos. Anhand dieser theoretischen Vorarbeit wurden die folgenden Verfahren in Arbeitspaket 6 entwickelt.

1.3.15 Arbeitspaket 6.1 Datenextraktion und -aufbereitung

Da es zu Verzögerungen aufgrund der Hardware kam, wurden zuerst die Daten der Danish Maritime Authority für Analysen genutzt, sowie die ersten Daten der Messstation auf Helgoland extrahiert und aufbereitet. In enger Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer CML wurden für mehrere OWP die entsprechenden AIS-Daten nach Schiffsbewegungen vorgefiltert. Da jeder OWP über mehrere AIS-Stationen verfügt deren Position bekannt sind und die Koordinaten die den OWP begrenzen bekannt sind, konnte der zu betrachtende Bereich entsprechend eingegrenzt werden. In einem definierten Bereich um den Windpark wurden dann die entsprechenden Verkehrsströme aufgenommen, indem die passierenden Schiffe tagesweise gezählt wurden. Hierbei wurden in einem ersten Schritt alle Schiffe aufgenommen, die in einem Bereich von weniger als sechs nautischen Meilen den Windpark passiert haben. In einem weiteren Schritt wurden die Fahrzeuge in Gruppen eingeteilt (O&M-Fahrzeuge und nicht O&M-Fahrzeuge). Anhand dieser Daten wurden deskriptive Kennzahlen, Passagehäufigkeiten sowie Bewegungsmuster ermittelt. Die Analysen, die im Betrachtungszeitraum durchgeführt wurden, konnten hierbei wertvolle Informationen für die weitere Bearbeitung liefern.

Nachdem genügend Daten von den Messstationen vorhanden waren, wurden in Arbeitspaket 6.1 die Roh-AIS-Daten so umgewandelt, dass es eine zügige Umsetzung der anschließenden Teilaufgaben erfolgen kann. Hierzu wurden die AIS-Rohdaten in einzelne Parquet-Dateien umgewandelt, die nach MMSI-Nummer und Datum sortiert

sind. Dies erfolgte für die relevanten O&M-Fahrzeuge. Dateien im Format Parquet haben den Vorteil, dass sie sehr viel schneller als CSV-Dateien verarbeitet werden können und somit die nötige Rechenzeit senken. Diese Parquet-Dateien wurden dann in einer SQLite-Datenbank gespeichert. Durch das Indexierungsformat nach MMSI und Datum kann der Zugriff auf einzelne AIS-Abschnitte sehr schnell erfolgen, was für die angestellten Analysen von Schiffsbewegungen von großer Wichtigkeit ist. Außerdem ermöglicht die Nutzung dieser Parquet-Dateien die einer MMSI zugeordnet sind, dass eine ausreichende Leistung bei Eingabe- sowie Ausgabeoperationen bei der Aufbereitung und Analyse der AIS-Daten für Machine Learning Modelle vorliegt. Durch diese Aufteilung kann die Verarbeitung der einzelnen gefahrenen Abschnitte ressourcenschonender und schneller erfolgen, da jeweils nur ein Teil der gesamten Daten verarbeitet werden muss. Da die Daten Ausreißer und fehlerhaften Daten enthalten hat, mussten die Daten in einem nächsten Schritt aufbereitet werden. Hierzu wurden dann die folgenden Bereinigungs-schritte gem. International Telecommunications Union (2010) durchgeführt:

- Ein Kurs über Grund (COG - Course over Ground) von 511 (dies ist als Fehler definiert) oder mehr als 360°
- Eine geographische Breite (Latitude - Lat) von mehr als 90° N oder mehr als 90° S
- Eine geographische Länge (Longitude - Lon) von mehr als 180° E oder mehr als 180° W.
- Eine Fahrt über Grund (SOG - Speed over Ground) von mehr als 40 Knoten
- Berechnung des Kurses über Grund anhand des Vergleichs von Schiffspeditionen aufeinander folgender Zeitstempel mit dem vom Schiff gemeldetem Kurs über Grund um Punkte mit einem GPS-Rauschen (welches sich durch ein auffälliges Zick-Zack-Muster zeigen) zu entfernen.

Um sicherzustellen, dass die Maschine-Learning-Modelle auch die in den AIS-Daten enthaltenen Fehler erfassen können, beschränkte sich die Vorverarbeitung auf diese zuvor beschriebenen zwei Schritte.

Die nachfolgende Heatmap veranschaulicht die Schiffsbewegungen eines Monats innerhalb des betrachteten Untersuchungsgebiets.

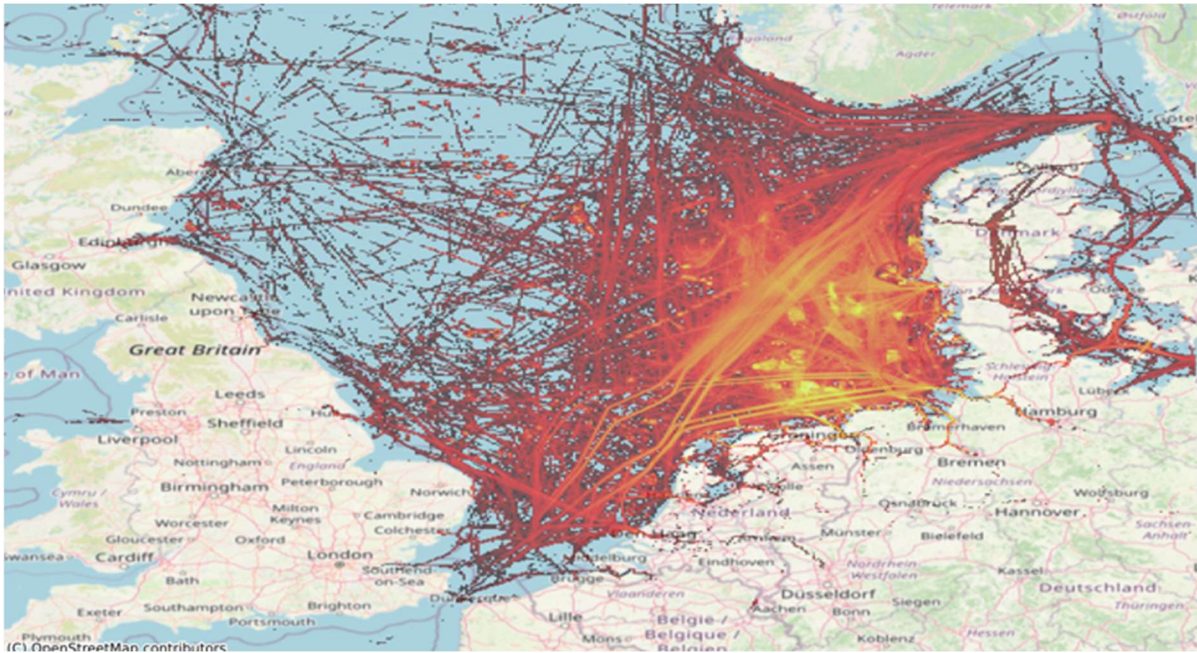


Abbildung 2 AIS-Heatmap, welche die LogReview AIS-Abdeckung von Juni 2023 bis 2023 zeigt (eigene Darstellung)

Nachdem das Vorgehen zur Datenerfassung fertig gestellt war, wurden in Arbeitspaket 6.1 Methoden zur Generierung von Trainingsdaten für Machine Learning-Modelle entwickelt. Hierbei wurden Verfahren zur Clusterbildung von Schiffsbewegungen anhand von AIS-Daten analysiert

Nach der Fertigstellung der Datenakquisitionspipeline konzentrierte sich der verbleibende Abschnitt von Arbeitspaket 6.1 auf die Entwicklung von Methoden zur Generierung von Trainingsdaten für Machine-Learning-Modelle. In diesem Kontext wurden moderne Verfahren zur Clusterbildung von AIS-Trajektorien analysiert und eine Clustermethode ausgewählt, welche sowohl die Positionsdaten als auch die Heading-Informationen (HDG) der AIS-Punkte einbezieht. Die zugrundeliegende Methodik sowie die Details der Implementierung werden in Arbeitspaket 6.2 genauer erläutert.

1.3.16 Arbeitspaket 6.2 Definition und Exploration des Untersuchungsgebietes

In diesem Arbeitspaket wurde der Untersuchungsbereich insoweit abgegrenzt, indem definiert wurde, in welchen Bereichen um die OWP die Analysen durchgeführt werden. Außerdem lag der Schwerpunkt auf der Entwicklung einer Methode, um die Schiffsbewegungen um definierte OWP zu beschreiben. Die dabei entwickelte Methodik ist hierbei nicht an räumliche Beschränkungen gebunden. In dieser Methodik wird der Schiffsverkehr in dem Gebiet mit rechtwinkligen Korridoren anhand historischer AIS-Daten definiert. Hierzu wurden erste Analysen durchgeführt um die Verfahren sukzessive zu verbessern. Das Verfahren wurde anhand des Offshore Windparks Alpha Ventus ausgiebig getestet. Hierbei wurde für den OWP Alpha Ventus eine „Bounding Box“

definiert und detailliert die AIS-Daten ausgewertet. Hierbei wurden dann auch Trajektorien der Schiffe erstellt und die zurückgelegten Distanzen aus den AIS-Daten analysiert.

Da am Projektanfang noch keine Daten von den AIS-Empfängern auf Helgoland, FINO 1 und FINO 3 vorlagen, wurden weitere Analysen mit Hilfe der AIS-Daten, die durch die Danish Maritime Authority bereitgestellt werden, durchgeführt. Hierbei handelt es sich u. a. um die OWP „Butendiek“, „Sandbank“ und „Dan Tysk“. Das Institut für Maritime Logistik analysierte hier die AIS-Daten auf Abstände, Geschwindigkeiten, Kurse, etc., um diese dann für die Erstellung des Kollisionmodells sowie für die Leistungsbeurteilung in Bezug auf Treibstoffverbrauch und somit auch CO₂-Emissionen zu nutzen.

In weiteren Verlauf von 2023 lag der Fokus in Arbeitspaket 6 auf der Identifizierung einer geeigneten Netzwerkarchitektur zur Modellierung des zukünftigen Schiffsbewegungsverhaltens und Feature Engineering. Zu diesem Zweck wurde ein Schiffsbewegungsmodell entwickelt, das in der Lage ist, ausreichende Trainings- und Testdaten zu generieren. Die trainierten Agenten des Schiffsbewegungsmodells, werden nun in den kommenden Monaten mit historischen AIS-Daten eines realen Schiffes verglichen.

Aufbauend auf der korridorbasierenden Verkehrsextraktion, die als Teil von Arbeitspaket 6.3 durchgeführt wurde, wurden weitere Fortschritte bei der Entwicklung einer farb-basierten Risikokarte für bestimmte Offshore-Windparks (OWPs) in der Nordsee erreicht. Die Risikoberechnung basiert aktuell auf den Verkehrskorridoren von Frachtschiffen, ermittelt aus historischen AIS-Daten.

Außerdem wurden Verkehrsnetzwerke auf Basis historischer AIS-Gebietsbeschreibungen entwickelt. Das Verkehrskonzept kombiniert Bewegungskorridore und Manöverzonen für verschiedene Schiffstypen. Eine Graphik basierte Netzwerkstruktur wurde entwickelt und auf einem maritimen Netzwerkextraktionsmodul implementiert. Ein Kanten-Gewichtungssystem basierend auf Verkehrskorridorlängen wurde entwickelt, wodurch kürzeste Pfade mittels Dijkstras Algorithmus erstellt werden können. Ein Schwerpunkt lag hierbei darauf ein Verständnis für die Bewegungen der Fahrzeuge zu erhalten, um in einem weiteren Schritt umfangreiche Trainingsdaten zu generieren. Außerdem konnten anhand dieser Bewegungsdaten unterschiedliche Betriebsmodi der O&M-Fahrzeuge besser ermittelt werden, welche als Inputfaktoren in das Logistikmodell sowie in die Berechnung der CO₂-Methodik eingehen.

Außerdem erfolgte in Arbeitspaket 6.2 eine umfangreiche navigatorische Analyse des Untersuchungsgebiets. Diese basiert auf statistischen und vergleichenden Kennzahlen und verzichtet hierbei auf eine absolute Risikobewertung. Hierbei wurde eine umfassende Recherche der relevanten Literatur durchgeführt. Dabei wurden viele Kennzahlen ermittelt, die besonders gut geeignet sind, um die navigatorische Sicherheit im Projekt LogReview darzustellen.

Es handelt sich hierbei um:

- Abstand jeder einzelnen Offshore Wind-Turbine zur nächstgelegenen Schifffahrtsroute
- Anzahl der Schiffsbegegnungen innerhalb des betrachteten Gebiets und des betrachteten Zeitraums
- Anteil ungewöhnlicher Schiffsbewegungsmuster. Diese werden anhand von Fahrt über Grund und Kurs über Grund der Schiffe die das Untersuchungsgebiet durchfahren ermittelt

Zur Ermittlung dieser Kennzahlen wurden in diesem Arbeitspaket folgende Verfahren entwickelt:

- Ermittlung der Schifffahrtsrouten aus den AIS-Daten
- Ermittlung von Begegnungen zwischen Schiffen anhand von historischen AIS-Daten
- Training zur Erkennung von Anomalien anhand von historischen Schiffsbewegungen

Für eine Referenzrisikobewertung bezüglich des Abstands zu Schifffahrtsrouten wurde sich anhand der Empfehlungen der Marine Guidance Note 654 orientiert. In Tabelle 1 werden die daraus genutzten Risikowerte angezeigt, um das Risiko von Annäherungen an den OWP anhand der Entfernung zu quantifizieren.

Tabelle 1 Risikowerte

Abstand (NM)	Risiko
$x < 0.5$	sehr hoch
$0.5 \leq x < 1.0$	hoch
$1.0 \leq x < 2.0$	mittel
$2.0 \leq x < 3.5$	niedrig
$3.5 \leq x < 5.0$	niedrig
$x \geq 5.0$	sehr niedrig

In Arbeitspaket 6.2 wurden Pufferzonen in Form von Polygonen um die Windparks durch das Fraunhofer IWES definiert, um in diesen Bereichen genauere Untersuchungen durchzuführen. Diese Pufferzonen mit 20 km Puffern um die Mitte der OWP werden in der folgenden Abbildung gezeigt.



Abbildung 3 Vom Fraunhofer IWES bereitgestellte Windparkpolygone (eigene Darstellung)

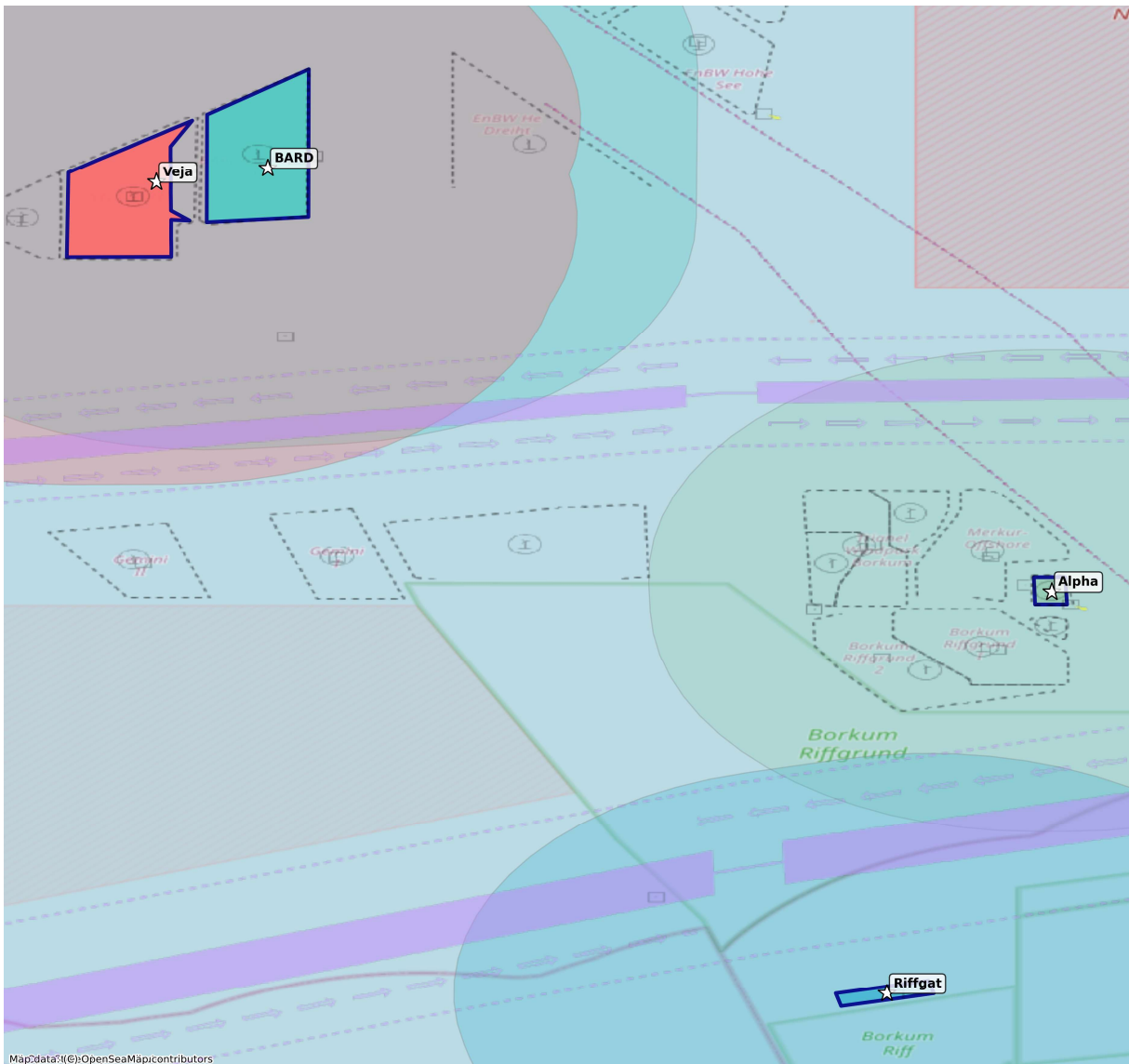


Abbildung 4 Suchgebiete um die ausgewählten LogReview Untersuchungswindparks mit 20 km Puffer (eigene Darstellung)

Als zweite Kennzahl wird die Anzahl der Begegnungen zwischen Schiffen herangezogen. Da manövrierunfähige Schiffe nach einer Kollision in einen Windpark treiben können, stellt die Häufigkeit solcher Begegnungen einen wichtigen Indikator für das Kollisionsrisiko dar.

Zur Identifikation von Begegnungen von Schiffen innerhalb der jeweiligen Windpark-Pufferzonen die AIS-Datenpunkte anhand ihrer räumlichen und zeitlichen Nähe geclustert. Anschließend wird die Anzahl der Begegnungen erfasst und die Windparks entsprechend einer Skala von 1 bis 6 bewertet, wobei das jeweils beobachtete Minimum und Maximum innerhalb der deutschen ausschließlichen Wirtschaftszone (AWZ) als Referenz dienen soll.

Als dritte Kennzahl werden Auffälligkeiten beim Kurs über Grund sowie bei der Fahrt über Grund betrachtet. Der Anteil auffälliger AIS-Meldungen im Verhältnis zu allen Meldungen innerhalb des Untersuchungsgebiets dient hierbei als zu beschreibende Größe und wird ebenfalls auf einer Skala von 1 bis 6 abgebildet. Diese Skalierung basiert auf den während der Analyse ermittelten Minimal- und Maximalwerten über alle betrachteten Windparks.

Diese drei Kennzahlen zeichnen sich durch Einfachheit, eine gute Vergleichbarkeit und eine gute Übertragbarkeit auf andere Windparkstandorte aus.

1.3.17 Arbeitspaket 6.3 Entwicklung und Parametrisierung des Simulationsmodells

In Arbeitspaket 6.3 wurden folgende Aufgaben durchgeführt:

- Entwicklung eines Simulationsmodells für das vorher definierte Untersuchungsgebiet
- Parametrisierung des Simulationsmodells anhand der in Arbeitspaket 6.2 ermittelten Schiffsbewegungen, um diese Informationen in die Daten und somit in die zu trainierenden Modelle einzubringen
- Durchführung von Simulationsdurchläufen um Test- und Trainingsdaten zu generieren
- Erstellung von Fahrtsituationen, welche kreuzen von anderen Schiffen, durchfahren von Sperrgebieten sowie die Annäherung an Offshore-Windturbinen enthalten

Für die Ermittlung von möglichen Schiffsbeggnungen innerhalb des Untersuchungsbereichs wurden die in Arbeitspaket 6.2 näher beschriebenen Methoden, anhand historischer AIS-Daten genutzt. Hierbei werden die AIS-Daten tageweise gelesen und es erfolgt eine Identifikation der relevanten Schiffe, die räumlich und zeitlich nahe beieinander sind. Dann erfolgt eine Analyse ihrer Bewegungen bis ihr Abstand die definierte Entfernung von sechs Seemeilen überschreitet.

Die Methode kann anhand der folgenden Parameter eingestellt werden:

- Maximal zulässige Entfernung: Die Begegnung der Schiffe ist beendet, wenn der minimale Abstand zwischen zwei Fahrzeugen bei gleichen Zeitpunkten die eingestellte Entfernung überschreitet.
- Erlaubter Zeitunterschied: Diese bezeichnet den maximal erlaubten Zeitversatz zwischen AIS-Meldungen bei der Ermittlung des geringsten Abstands zwischen Schiffen. Sie dient dazu, zeitliche Abweichungen bei der Synchronisierung der Schiffsdaten zu berücksichtigen.
- Interpolationsabstand: Räumlicher Schritt für die Neuberechnung der Datenpunkte nach der Interpolation, um die Erfassungsrate verschiedener Schiffe anzugleichen.

Die folgenden Abbildungen zeigen jeweils drei Beispiele für diese Begegnungen und die entsprechenden Regeltypen: Head-On Encounters (Frontalbegegnungen), Overtaking Encounters (Überholbegegnungen) und Crossing Encounters (Kreuzende Begegnungen). Durch Veränderung der Parameter lassen sich unterschiedliche Szenarien erstellen.

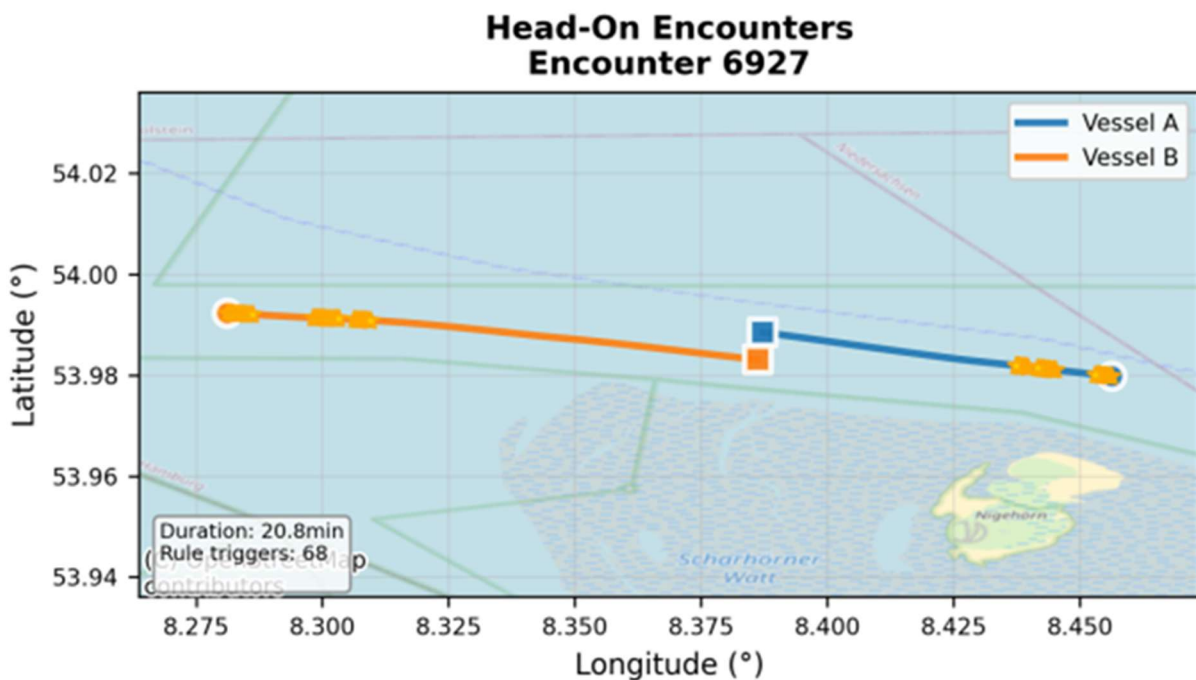


Abbildung 5 Head-On Encounters - Encounter 6927 (eigene Darstellung)

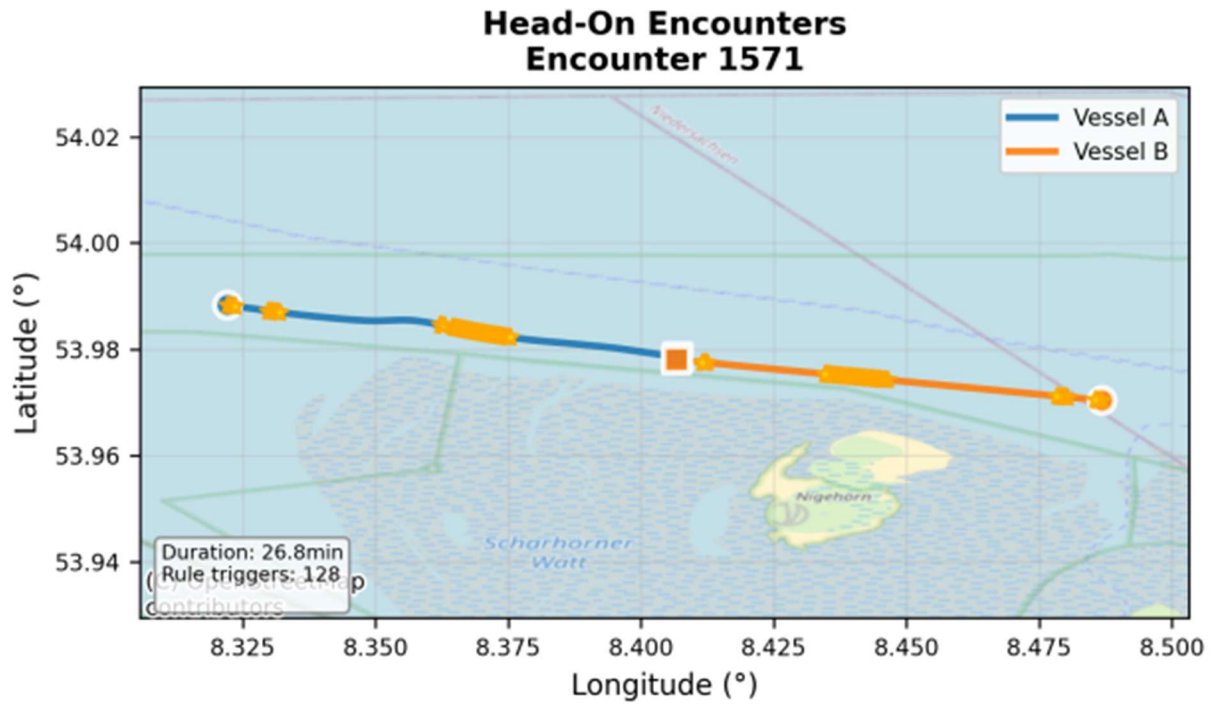


Abbildung 6 Head-On Encounters - Encounter 1571 (eigene Darstellung)

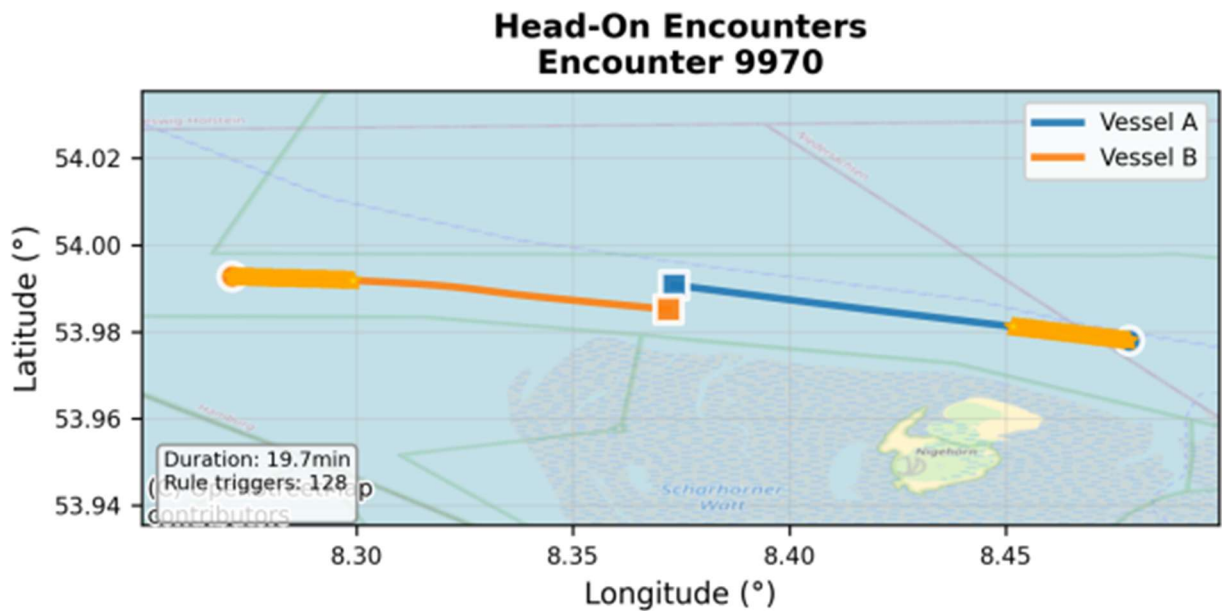


Abbildung 7 Head-On Encounters - Encounter 9970 (eigene Darstellung)

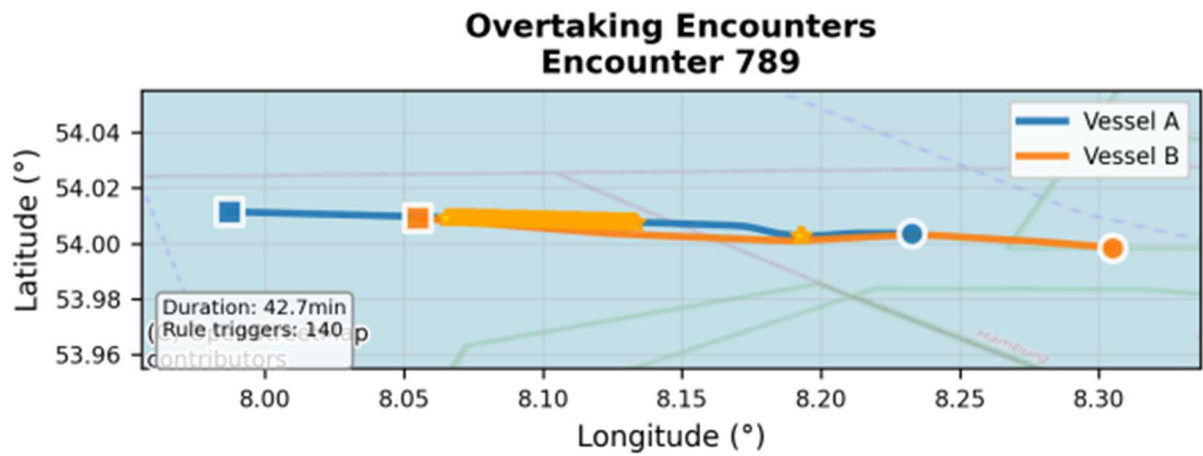


Abbildung 8 Overtaking Encounters - Encounter 789 (eigene Darstellung)

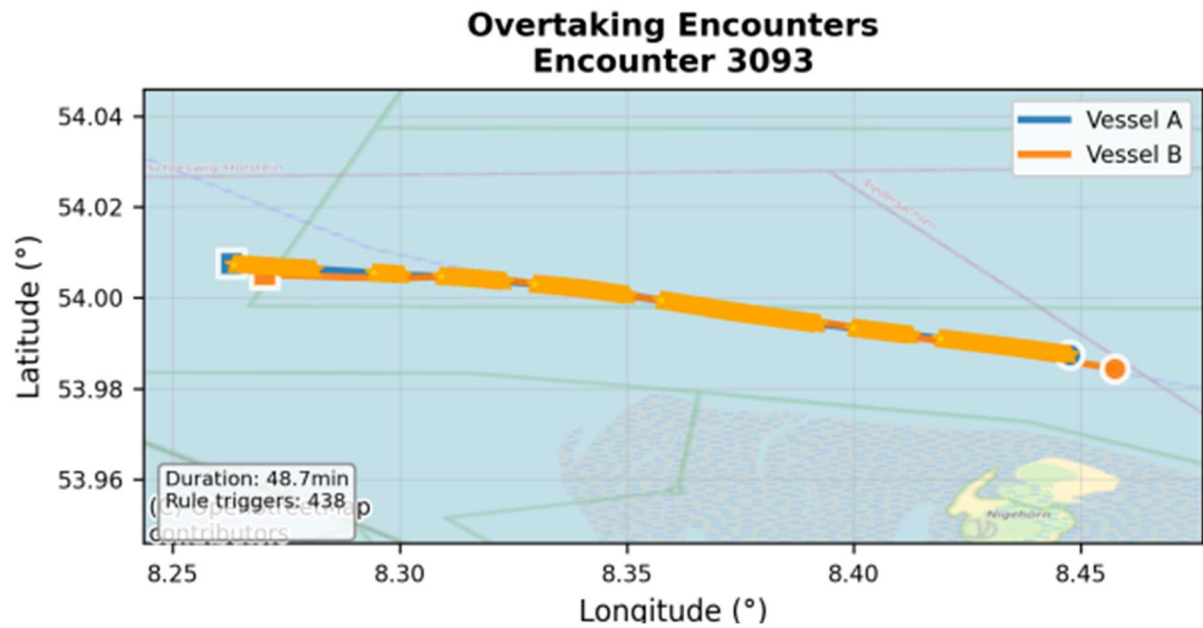


Abbildung 9 Overtaking Encounters - Encounter 3093 (eigene Darstellung)

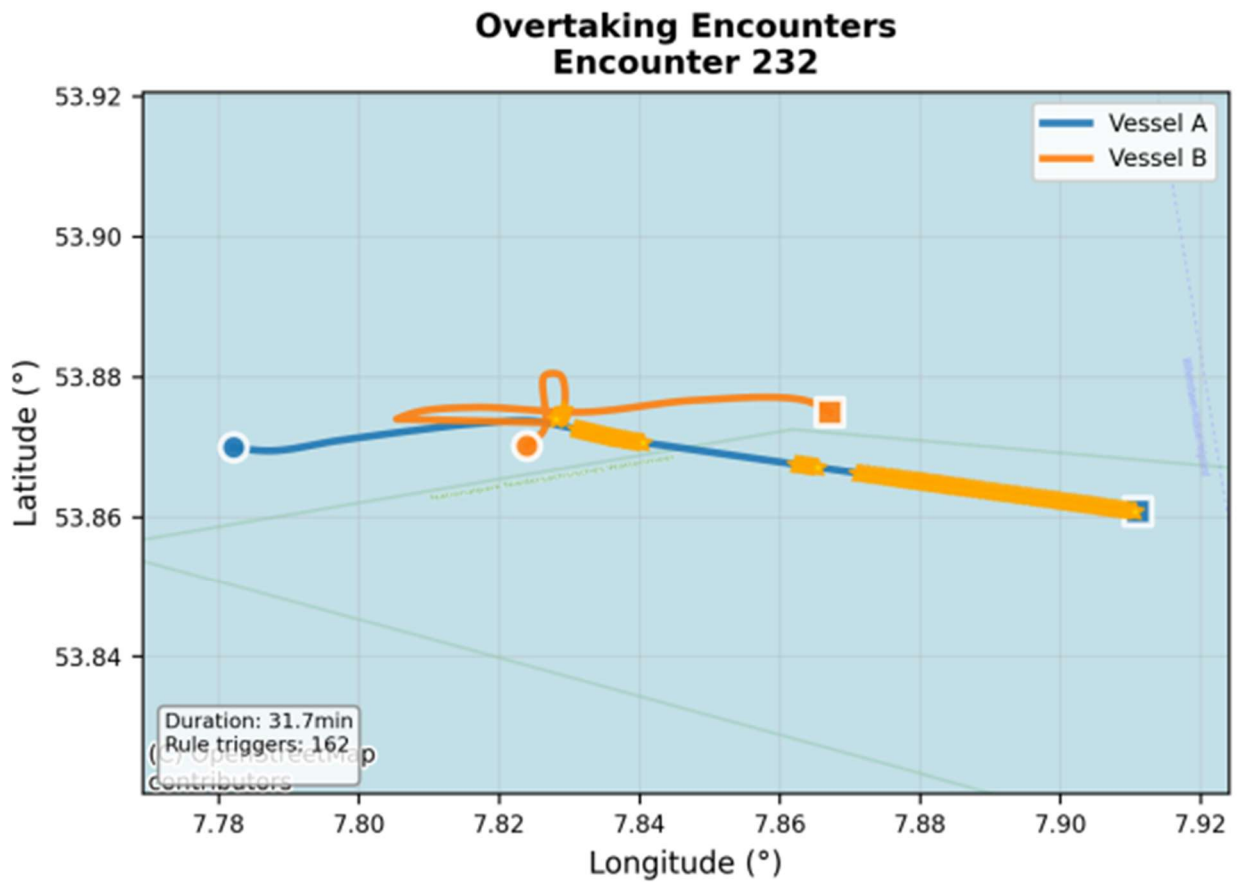


Abbildung 10 Overtaking Encounters - Encounter 232 (eigene Darstellung)

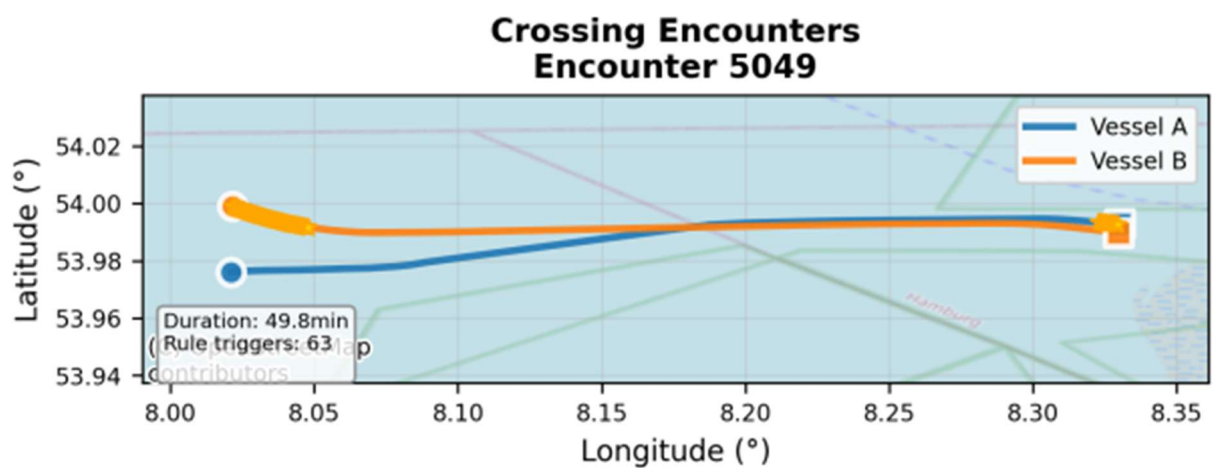


Abbildung 11 Crossing Encounters - Encounter 5049 (eigene Darstellung)

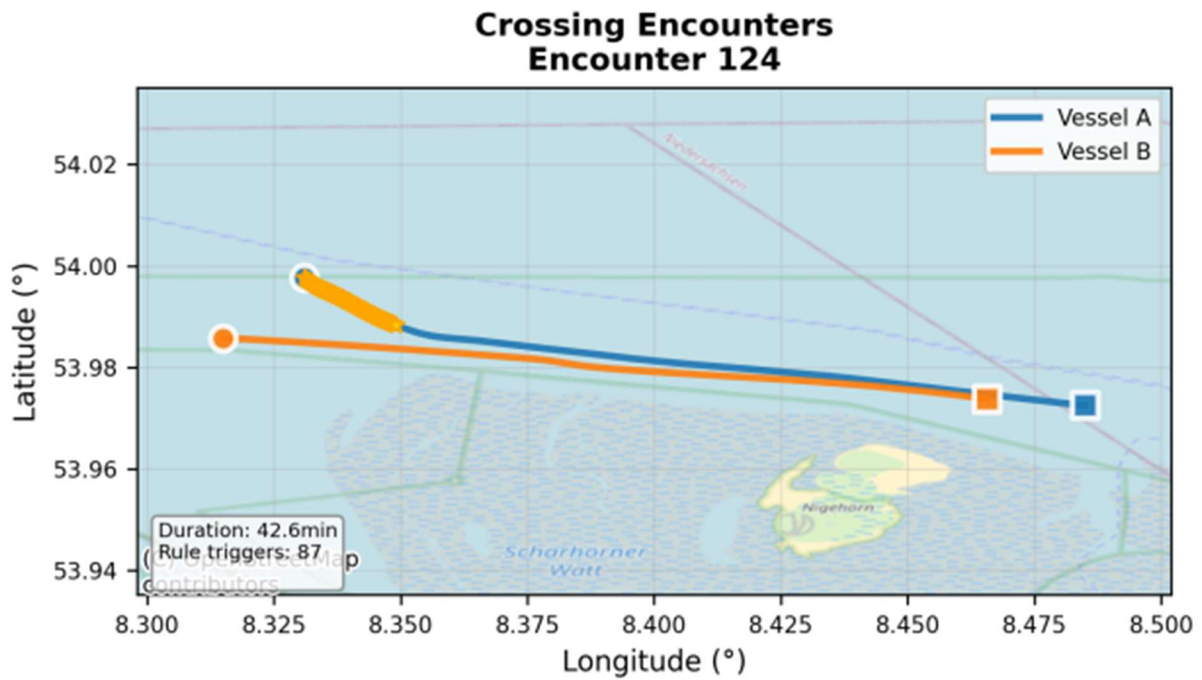


Abbildung 12 Crossing Encounters - Encounter 124 (eigene Darstellung)

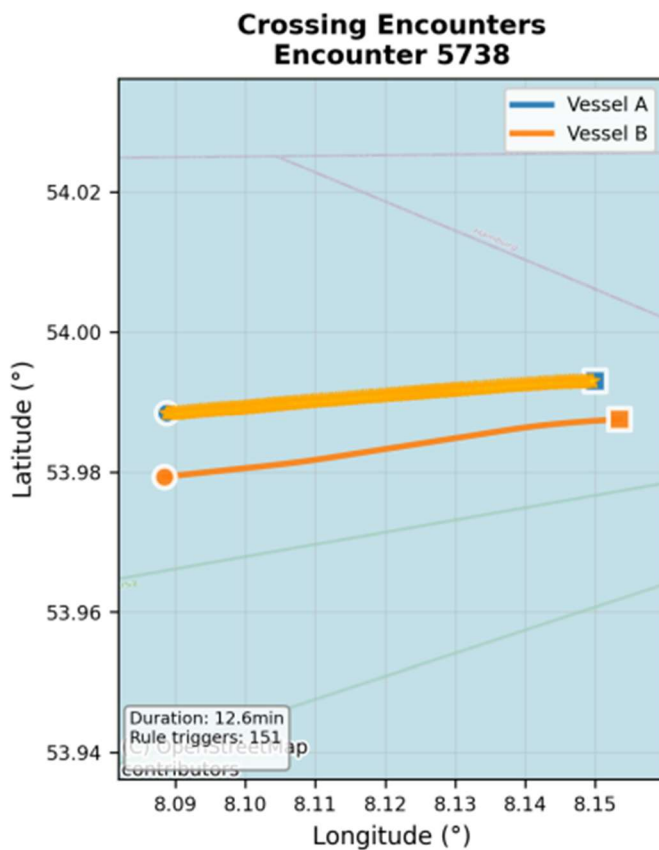


Abbildung 13 Crossing Encounters - Encounter 5738 (eigene Darstellung)

Es wurde ein Verfahren entwickelt, welches das Training von Reinforcement-Learning-Agenten für die Ermittlung von Routenkorridore zwischen den genutzten Häfen der Service Operation Vessels (SOV) und dem Windpark, unterstützen sollte. Hierbei bestimmt der Nutzer die räumlichen Grenzen des OWP und des Hafens. Dann lädt der Algorithmus historische AIS-Daten der SOVs, die sich in diesen Begrenzungen befinden haben. Dann erfolgt die Identifizierung von Routen, die vom Hafen zu dem Offshore-Windpark erfolgen. Aus diesen Routen werden Routenpolygone erstellt, indem die Trajektorien mit konkaven Hüllen umschlossen und mit Hilfe des Douglas-Peucker-Algorithmus vereinfacht werden. Dadurch können im Gegensatz zu dem Verfahren aus Arbeitspaket 6.2 nicht nur gerade Bewegungen erkannt werden, sondern auch Manövrierzonen. Diese Routenpolygone sind dann geeignet um im Rahmen des Reinforcement Learning angewendet zu werden.

Die extrahierten Routen werden in Rasterzellen mit einer Kantenlänge von 400 Metern unterteilt und bilden somit die Grundlage der finalen Simulationsumgebung. Diese sind als rote Kästchen in Abbildung 14 dargestellt. Neben den Korridoren für Betrieb und Wartung werden auf der Karte auch Fahrstrecken anderer Schiffstypen, wie beispielsweise Stückgut- und Tankerschiffe, dargestellt. Diese rasterbasierte Darstellung ermöglicht die Gewinnung von zellbezogenen Bewegungsstatistiken, etwa der Fahrt über Grund und des Kurses über Grund. Diese Daten sind sowohl für das Training von Reinforcement-Learning-Modellen als auch für die Simulation von Begegnungen relevant. In Abbildung 15 ist die Verteilung des Kurses über Grund in einer Ein- und Ausfahrtzelle am OWP Butendiek abgebildet. Die zwei vorherrschenden Richtungen liegen dabei etwa 180 Grad auseinander, was den gegenläufigen Verkehrsströmen entspricht.

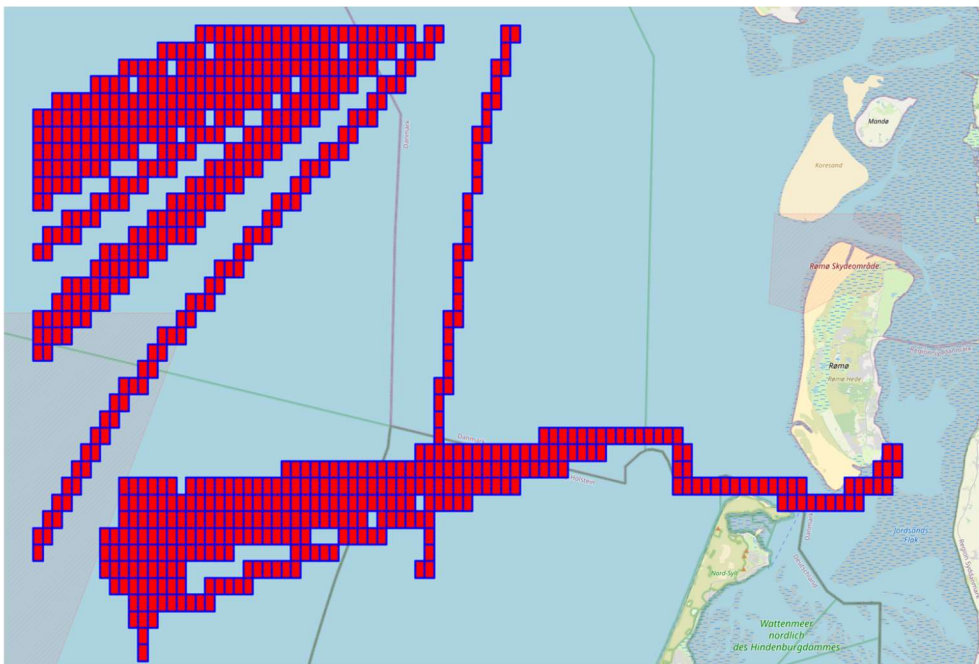


Abbildung 14 Extrahierte Routen in und um OWP Butendiek (eigene Darstellung)

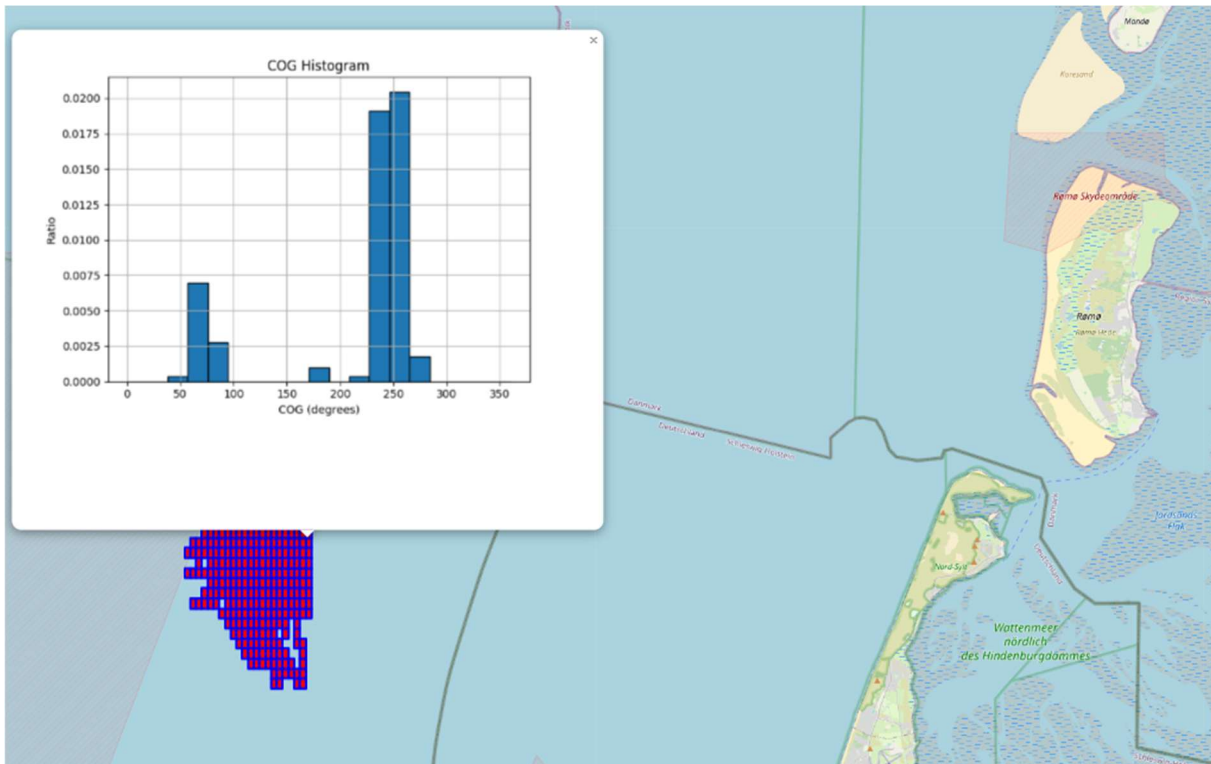


Abbildung 15 Verteilung des Kurses über Grund im Ein- und Ausfahrtbereich des OWP Butendiek (eigene Darstellung)

Mit diesem Verfahren wurde eine Möglichkeit geschaffen, Routen zwischen beliebigen Punkten A und B zu bestimmen, wobei gleichzeitig wertvolle Informationen über den Schiffsverkehr, das Bewegungsverhalten sowie Begegnungen gewonnen werden können.

1.3.18 Arbeitspaket 6.4 Entwicklung und Implementierung des Kollisionsmodells

In Arbeitspaket 6.4 wurden folgende Punkte umgesetzt:

- Definieren relevanter Kennzahlen für die Beschreibung von ungewöhnlichen Manövern
- Auswahl einer passenden Netzwerkarchitektur zur Modellierung des gegenwärtigen und zukünftigen Schiffsbewegungsverhaltens
- Training und Modellierung des normalen Schiffsverhaltens im und um den OWP mithilfe von Reinforcement Learning
- Anpassung und Feinabstimmung des Algorithmus auf Basis von Testdatensätzen
- Vergleich und Clustering der Modellvorhersagen mit dem tatsächlichen Schiffsverhalten um ungewöhnliche Manöver und Bewegungsmuster zu identifizieren
- Entwicklung eines Echtzeit-Risikoindikators, der auf vordefinierten Kennzahlen basiert

Das Manöververhalten lässt sich durch deutliche Veränderungen im Kurs über Grund (COG), der Kursrichtung (Heading, HDG) sowie der Fahrt über Grund (SOG) beschreiben. Für eine zuverlässige Anomalieerkennung ist jedoch zunächst eine präzise Definition des Normalverhaltens nötig.

In Arbeitspaket 6.1 bis 6.3 wurden die Bereiche definiert, in denen Kursänderungen zu erwarten sind:

- Räumliche Anomalien: Manöver, die außerhalb der erwarteten Bewegungsbe- reiche oder festgelegten Routenkorridore erfolgen, beispielsweise innerhalb ei- ner geradlinigen Spur eines Verkehrstrennungsgebiets
- Bewegungsbezogene Anomalien: Auffällig starke Abweichungen im Kurs über Grund oder in der Fahrt über Grund im Vergleich zu lokalen Normalwerten.

Für die Definition weiterer Parameter wurden die Veränderungen in den AIS-Daten eines Schiffs während eines Manövers eingehender untersucht. Dabei haben sich ins- besondere Änderungen in der Geschwindigkeit und des Kurses als entscheidende In- dikatoren für Manöver herausgestellt. Zur Differenzierung zwischen normalen und anomalen Manövern wurden zwei maschinelle Lernverfahren ausgewählt, die dem ak- tuellen Stand der Technik entsprechen.

Auf Grundlage der bisher entwickelten Methodik haben sich zwei erfolgversprechende Ansätze für das maschinelle Lernmodell herauskristallisiert:

Ein routenbasierter Ansatz, hierbei wird durch die Extraktion der Verkehrsgrenzen eine Simulationsumgebung geschaffen, in der ein Reinforcement-Learning-Agent das Na- vigieren von Punkt A nach Punkt B innerhalb der historischen Verkehrsbe- reiche er- lernt, ohne diese zu überschreiten und ein datenbasierter Ansatz, hierbei wird mithilfe eines überwachten Lernverfahrens auf Basis historischer AIS-Daten ähnlicher Schiffe in der Umgebung die zukünftige Fahrt über Grund und der Kurs über Grund des eige- nen Schiffs prognostiziert.

Beide Methoden liefern Vorhersagen zum erwarteten Schiffsverhalten und ermögli- chen so die Bewertung, ob ein bestimmtes Manöver als anormale Abweichung vom Normalverhalten einzustufen ist. Beide Ansätze wurden umgesetzt und miteinander verglichen, um die geeignetste Methode für den Echtzeit-Demonstrator auszuwählen.

Reinforcement Learning (RL) zielt hierbei darauf ab, eine Strategie zu optimieren, um den erwarteten kumulierten Nutzen durch fortlaufende Interaktionen mit einer Simula- tionsumgebung zu maximieren. In jedem Zeitschritt nimmt der Agent Beobachtungen aus seiner Umgebung auf, woraufhin Entscheidungsnetzwerke die nächsten Handlun- gen auswählen. Da der Schwerpunkt auf Anomalien im COG und SOG liegt, bestehen die Aktionen des Agenten aus der Anpassung von SOG und COG.

Der Aktionsraum umfasst Aktion 1: SOG im Bereich von 0 bis 30 Knoten (die Ober- grenze wurde anhand historischer AIS-Daten von O&M-Schiffen festgelegt) und Aktion 2: COG im Bereich von -180° bis 180° . Diese beiden Aktionen bestimmen die Schiffs- position im nächsten Zeitschritt Δt , der typischerweise zwischen 10 und 30 Sekunden

liegt. Abweichungen von den erwarteten Aktionen ermöglichen die Erkennung räumlicher sowie Geschwindigkeits- und Kursabweichungen und erfüllen somit die definierten Kennzahlen. Da das Reinforcement Learning innerhalb festgelegter Verkehrsgrenzen trainiert wird, wurde ein neuartiger Beobachtungsraum angelegt, der auf Raycast-Sensoren basiert. Dabei werden 36 Strahlen, ähnlich einem LIDAR-System, mit einem Winkelintervall von jeweils 10° vom eigenen Schiff ausgesendet, was eine vollständige 360° -Abdeckung mit ausreichender Winkelauflösung ermöglicht. Diese Strahlen liefern Messwerte über die Entfernung zu den nächstgelegenen Hindernissen. Dieser Ansatz erlaubt eine einheitliche Erfassung und Verarbeitung sowohl der statischen Verkehrsgrenzen (Polygone) als auch der dynamischen Hindernisse anderer Schiffe über denselben Sensorkanal. Zusammen mit neun weiteren Merkmalen umfasst der Beobachtungsraum insgesamt 45 Variablen. Die Anzahl wurde durch eine iterative Validierung verschiedener Feature-Kombinationen bestimmt.

Der Beobachtungsraum umfasst folgende Variablen:

- Beobachtungen 1 bis 36: Abstandswerte der Raycast-Sensoren zu den nächstgelegenen Hindernissen in festen Winkelintervallen
- Beobachtungen 37 und 38: Aktuelle Positionskordinaten (x, y) des Agenten innerhalb der Umgebung
- Beobachtungen 39 und 40: Koordinaten der Zielposition (x, y)
- Beobachtung 41: Momentaner Richtungswinkel vom Agenten zum Ziel
- Beobachtung 42: Aktueller Kurswinkel, der die Ausrichtung des Agenten angibt
- Beobachtung 43: Kurswinkel aus dem vorherigen Zeitschritt zur Erfassung von Drehbewegungen
- Beobachtung 44: Aktuelle Fahrt über Grund
- Beobachtung 45: Vorherige Fahrt über Grund, um Muster von Beschleunigung und Verzögerung zu erfassen

Für die Belohnungsfunktion wurde ein Ansatz entwickelt, der Beschränkungen für räumliches Verhalten sowie SOG und COG im Normalfall berücksichtigt. Da das Hauptziel die Navigation von Punkt A nach Punkt B ist, wurden folgende Komponenten definiert:

- Randstrafen: Negative Belohnungen bei Verlassen der festgelegten Verkehrskorridore.
- Zielbelohnungen: Positive Belohnungen beim Erreichen der Zielposition.
- Effizienzreize: Strafkomponekte für unnötige Abweichungen von der kürzesten Route, um übermäßige Manöver zu vermeiden.
- Geschwindigkeitskontrolle: Strafkomponekte bei Überschreitung der gebiets-spezifischen Normalgeschwindigkeiten.
- Fortschrittsbelohnungen: Positive Belohnungen, die proportional zum erreichten Fortschritt in Richtung Ziel vergeben werden.

Es ist hierbei hervorzuheben, dass die Belohnung, die auf der kürzesten Route basiert, nicht nur dazu beiträgt, Manöver zu reduzieren, sondern auch gewährleistet, dass das

Schiff das Ziel auf dem effizientesten Weg erreicht – wodurch eine realistische Navigation sichergestellt wird.

Als Modellarchitektur wurde Soft Actor Critic (SAC) gewählt, ein moderner Algorithmus zur Steuerung kontinuierlicher Aktionsräume. Die Implementierung erfolgte mithilfe von Stable Baselines3, einer öffentlich zugänglichen Bibliothek, die am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) entwickelt wird. Während des Trainings zeigten die Agenten kontinuierlich steigende Belohnungen, was die grundsätzliche Eignung der vorgeschlagenen Modellierung bestätigt.

Aufbauend auf den Arbeitspaketen 6.2 und 6.3 werden zunächst Positionsvorgaben durch die extrahierten Routenpolygone kodiert und anschließend lokale Bewegungsmuster erlernt, um Vorhersagen für den nächsten Zeitschritt hinsichtlich desurses über Grund und Fahrt über Grund zu treffen. Deutliche Abweichungen zwischen den Vorhersagen und den tatsächlichen Beobachtungen werden als Anomalien gekennzeichnet. Dieser Ansatz ermöglicht sowohl die Vorhersage von Trajektorien – durch Prognosen von zukünftigem SOG und COG – als auch die Erkennung von anomalen Bewegungsmustern, ähnlich dem Vorgehen beim Reinforcement Learning.

Gegeben ist ein AIS-Bericht $xt = [Breitengrad, Längengrad, COG, SOG]$ zu einem Zeitpunkt t für ein beliebiges Schiff im Untersuchungsgebiet. Auf Basis des Verhaltens umliegender Schiffe, die historisch denselben Verkehrskorridor durchlaufen haben, wird die Bewegung um einen Zeitschritt vorausgesagt, konkret $[COG + \Delta t \text{ und } \Delta SOGt + \Delta t]$. Anschließend werden die beobachteten Werte zum Zeitpunkt $t + \Delta t$ mit den getätigten Vorhersagen verglichen.

Eine COG-Anomalie tritt auf, wenn die zyklische Differenz der Winkel einen vorgegebenen Schwellwert überschreitet. Eine SOG-Anomalie liegt vor, wenn der absolute Fehler in der Geschwindigkeit einen definierten Grenzwert übersteigt. Eine räumliche Anomalie wird erkannt, wenn sich ein Punkt außerhalb sämtlicher bekannter Routenpolygone befindet. Diese Problemstellung ist auf der Eingabeseite unabhängig von der Zeit und ermöglicht Vorhersagen für beliebige zeitliche Horizonte. Zur kontextsensitiven Modellierung werden AIS-Datenpunkte der in den Arbeitspaketen 6.2 und 6.3 ermittelten Verkehrsstruktur zugeordnet:

- Routenpolygone: Bewegungsrouten, die durch Clustering und geometrische Verfeinerung abgeleitet wurden, beschreiben die Bereiche, in denen „normale“ Schiffsbewegungen stattfinden.
- Modelltraining pro Polygon: Für jedes Routenpolygon wird ein separates Modell trainiert, das ausschließlich Trajektorien berücksichtigt, welche dieses Polygon historisch durchliefen. So wird lokales Verhalten erlernt, das geschwindigkeits- und kursbezogenen Verteilungen entspricht, die zum jeweiligen Korridor passen.
- Außerhalb der Polygone: Jeder Punkt, der sich außerhalb aller bekannten Routenpolygone befindet, wird unmittelbar als räumliche Anomalie eingestuft. Das

überwachte Lernen ist ein einfacher, nichtparametrischer Regressor, der lokale Nachbarschaftsstatistiken nutzt:

- Für einen Abfragepunkt innerhalb eines Polygons p werden die K nächsten historischen AIS-Punkte von anderen Schiffen über einen für p erstellten R-Tree Raumindex abgerufen.

Für jeden Nachbarn j werden folgende Merkmale berechnet:

- Großkreisentfernung d_j zum Abfragepunkt
- Nachbar-COG (in Radiant) und SOG

Anschließend wird die aktuelle COG (Radiant) und SOG des betrachteten Schiffs ergänzt, sodass ein Feature-Vektor der Form

$$[d_1, cog_1(rad), sog_1, \dots, d_K, cog_K(rad), sog_K, cog_{self}(rad), sog_{self}]$$

entsteht.

Hierbei beschreibt d_j (mit $j=1\dots K$) die Großkreisentfernung zwischen dem aktuellen Abfragepunkt und dem j -ten Nachbarpunkt in Seemeilen (NM), cog_j den Kurs über Grund des j -ten Nachbarn, angegeben in Radiant (Winkelmaß), als tatsächliche Richtung in die sich das Schiff bewegt, sog_j beschreibt die Geschwindigkeit des j -ten Nachbarn. $cog_{self}(rad)$ ist der Kurs des eigenen Schiffes über Grund als Radiant und sog_{self} ist die Geschwindigkeit des eigenen Schiffes. Dieser Feature-Vektor fasst die Umgebungsvariablen eines Schiffsstandorts zusammen. Die Entfernungen d_j geben an, wie nahe die historischen Schiffsbewegungen dem aktuellen Punkt sind. Die Kurse cog_j und Geschwindigkeiten sog_j der Nachbarn zeigen typische Bewegungsmuster in der entsprechenden örtlichen Umgebung an. Die eigenen Werte cog_{self} und sog_{self} ermöglichen einen Vergleich mit dem typischen lokalen Verhalten.

Die Zielgrößen stellen die Komponenten der Ein-Schritt-Bewegung - also COG und SOG - dar. Für jede Zielgröße wird ein separater Decision Tree Regressor je Polygon trainiert. Um die Besonderheit der Winkelsprungstelle zu behandeln, wird eine Funktion für zyklische Differenzen verwendet, damit beispielsweise ein Unterschied von 355° zu 5° als 10° Fehler und nicht als 350° gewertet wird.

Der Trainingsprozess für jedes Routenpolygon umfasst:

- Sammlung aller Datenzeilen mit Positionen innerhalb des betreffenden Polygons.
- Bildung von Feature-Ziel-Paaren für jede Zeile unter Einbezug der K nächsten historischen Nachbarn aus dem Index desselben Polygons.
- Aufteilung der Daten in 80 % Training und 20 % Test.
- Training von zwei Regressoren (für COG und SOG).
- Bewertung der Modelle anhand der mittleren quadratischen Abweichung (MSE) im Testsatz als Plausibilitätskontrolle. In der Anwendung dienen diese MSE-Werte dem Monitoring der Modelle und der Kalibrierung der Schwellwerte. Für

die Laufzeit sieht das Verfahren bei einem neuen AIS-Punkt (Breitengrad, Längengrad, COG, SOG) wie folgt aus:

- Bestimmung des Routenpolygons p , in dem sich der Punkt befindet; falls kein Polygon gefunden wird, erfolgt eine Markierung als räumliche Anomalie.
- Erstellung des Feature-Vektors mit den K nächsten Nachbarn aus dem R-Tree des Polygons p und Vorhersage der folgenden COG- und SOG-Werte mittels Regression.

Die Fehlerberechnung erfolgt durch Bestimmung der Differenzen zwischen den vorhergesagten und den beobachteten Werten. Für COG wird der Fehler e_{cog} als der Betrag der zyklischen Winkeldifferenz zwischen Vorhersage und Beobachtung definiert, dargestellt durch die Funktion „wrap“. Für SOG entspricht der Fehler e_{sog} dem absoluten Unterschied zwischen vorhergesagtem und beobachtetem Wert. Eine COG-Anomalie wird erkannt, wenn e_{cog} einen Wert von 5° überschreitet, während bei einer Überschreitung von 3 Knoten beim e_{sog} eine SOG-Anomalie vorliegt. Somit entstehen für jeden Datenpunkt drei binäre Kennzeichnungen: räumliche, COG- und SOG-Anomalien.

Turbinen und weitere Strukturen eines OWP werden als stationäre, schiffsähnliche Objekte betrachtet. Im Anomaliekanal werden positionelle Anomalien markiert, etwa das Befahren von Sicherheitszone um Turbinen oder die prognostizierte Kurskreuzung mit einer solchen Struktur. Zusätzlich werden wie COG- und SOG-Anomalien erfasst. Im risiko-basierten Begegnungskanal erfolgt die Merkmalsbildung für Closest Point Approach (DCPA) und Time to the Closest Point Approach (TCPA) analog, wobei der stationäre Gegenpart mit einer Geschwindigkeit von null Knoten angenommen wird. Dies ermöglicht eine vorausschauende Abschätzung der Wahrscheinlichkeit, dass in der Nähe von Turbinen Manöver erforderlich sind. Auf diese Weise werden Risiken von Schiff-zu-Schiff- und Schiff-zu-Objekt-Begegnungen ohne den Einsatz zusätzlicher Modelltypen zusammengeführt. Bewegungsanomalien allein reichen nicht aus, um das Kollisionsrisiko umfassend zu bewerten, da Kollisionen auch auf regulären Routen bei eingeschränkter Situationswahrnehmung auftreten können. Deshalb wird neben den Anomaliekennzeichnungen zusätzlich die Dynamik von Begegnungen anhand historischer AIS-Daten erlernt, um ein prognostisches Kollisionsrisiko zu bestimmen. Dabei beschreibt der Risikoindikator die Wahrscheinlichkeit, dass ein Schiff innerhalb eines kurzen Vorblickfensters Δ ein Manöver durchführen muss, basierend auf der aktuellen Geometrie der Begegnung.

1.3.18.1 Trainingsdaten und Zielgröße

Basierend auf der Begegnungsextraktion aus den Arbeitspaketen 6.2 und 6.3 wird für jedes Schiffspaar ein Zeitreihendatensatz erstellt, der folgende Merkmale umfasst: Als Eingaben dienen Werte wie DCPA, TCPA, der Abstand zwischen den Schiffen, SOG sowie deren erste Ableitungen ($dcpa_{derivative}$, $tcpa_{derivative}$, $distance_{derivative}$, $sog_{derivative}$). Optional können, sofern verfügbar, Kontextinformationen zu den Kollisionsverhütungsregeln (KVR) COLREGs-Regeln 13, 14 und 15 als Flags mitaufgenommen werden. Für die Datenfilterung werden nur Begegnungen berücksichtigt, bei denen der TCPA zwischen 0 und 3600 Sekunden liegt, DCPA sowie der Abstand jeweils unter 5000 Metern liegen und eine gültige SOG vorliegt. Das Ziel dieser Analyse ist es, ein binäres Label „will_maneuver“ zu definieren, das den Wert 1 annimmt, wenn innerhalb des festgelegten Vorblickzeitraums Δ (standardmäßig 300 Sekunden, in Experimenten auch 600 Sekunden) ein Manöver erfolgt.

1.3.18.2 Modell und Leistung

Für das Training wurde ein klassenbalancierten Random Forest Klassifikator verwendet, der optional mit einer Wahrscheinlichkeitskalibrierung versehen wird. Die Modellierung basiert auf den zuvor beschriebenen Merkmalen und erfolgt mit einer stratifizierten Aufteilung der Daten in 80 % Trainings- und 20 % Testdaten. Zur Bewertung werden die Kennzahlen ROC AUC sowie Average Precision für den Testdatensatz erfasst. Diese Ergebnisse werden gemeinsam mit dem trainierten Modell, der Reihenfolge der Merkmale und dem Vorblickzeitraum Δ gespeichert. Die erlernte Wahrscheinlichkeit $p(\text{maneuver} \mid \text{state}, \Delta)$ dient anschließend als Collision Risk Index.

1.3.18.3 Online-Bewertung

Zur Laufzeit wird für jede aktive Begegnung zwischen zwei Schiffen (A, B) zum Zeitpunkt t wie folgt vorgegangen:

1. Es wird ein Feature-Vektor gebildet, der die aktuellen Werte von DCPA, TCPA, Abstand, SOG sowie deren jüngste Ableitungen aus den letzten zwei Zeitschritten der Begegnungshistorie enthält.
2. Die Wahrscheinlichkeit $\hat{p} = \text{model.predict_proba}(xt)$ wird berechnet, welche die Wahrscheinlichkeit für ein bevorstehendes Manöver darstellt.
3. Das schiffsspezifische Risiko $R_t(v)$ wird als das Maximum aller paarweisen Risiken mit den Nachbarschiffen u aus der Nachbarschaft $N(v)$ bestimmt:

$$R_t(v) = \max_{u \in N(v)} \hat{p}_t(v, u)$$

Zur Stabilisierung der Risikoalarme wird eine kurzfristige Glättung angewandt, beispielsweise mittels eines exponentiell gleitenden Mittels (EMA) über 5 bis 10 Sekunden. Zudem wird gefordert, dass das Risiko über k aufeinanderfolgende Zeitpunkte

bestehen bleibt, um Fehlalarme zu minimieren und eine zuverlässige Alarmierung zu gewährleisten.

1.3.18.4 Risikostufen und Alarmierung

Die ermittelten Wahrscheinlichkeiten werden in fünf interpretierbare Stufen eingeteilt, um sie für die Benutzeroberfläche und Animationen anschaulich darzustellen:

- [0,0 bis 0,1): Sehr niedrig
- [0,1 bis 0,3): Niedrig
- [0,3 bis 0,6): Mittel
- [0,6 bis 0,8): Hoch
- [0,8 bis 1,0]: Sehr hoch

Im operativen Einsatz werden Hinweise ausgelöst, sobald das Risiko R_t einen Wert von mindestens 0,6 (hoch) erreicht, und Warnungen, wenn R_t den Schwellenwert von 0,8 (sehr hoch) überschreitet.

1.3.18.5 Integration mit der Anomalieerkennung

Bewegungsanomalien, sei es räumliche Abweichungen oder Veränderungen im Kurs über Grund (COG) bzw. der Geschwindigkeit über Grund (SOG), weisen auf Abweichungen vom erlernten Bewegungsmuster hin. Das begegnungsbasierte Risiko R_t hingegen erfasst den unmittelbar bevorstehenden Manövrierbedarf, selbst wenn der Verkehr zunächst normal erscheint. Beide Kanäle werden angezeigt: Die Kennzeichnungen der Anomalien dienen der Nachvollziehbarkeit, während R_t als Indikator für das Kollisionsrisiko fungiert. In Szenarien mit mehreren Schiffen, wie beispielsweise bei Schleppverbänden, wird das Risiko nur für relevante Schiffspaare – etwa zwischen Zugschiff A und Schleppverband B – berechnet, während nicht direkt interagierende Einheiten, wie das geschleppte Schiff C, ohne Risikoanzeige dargestellt werden können.

1.3.18.6 Implementierungshinweise

Merkmale und Labels werden aus der Begegnungsdatenbank generiert, einschließlich der Berechnung von Ableitungen sowie der Festlegung der Labels im Vorblickzeitraum. Das trainierte Modell, die Reihenfolge der Merkmale, Bewertungskennzahlen und der Vorblickzeitraum Δ werden in einem geeigneten Format, beispielsweise als .pkl-Datei, serialisiert. Zur Laufzeit werden diese Daten geladen, um das Risiko für jeden Zeitschritt zu berechnen und die Ergebnisse in Form von farbcodierten Markern entsprechend der zuvor definierten Risikostufen darzustellen. Schwellenwerte und der Vorblickzeitraum Δ sind für jedes Gebiet konfigurierbar. Eine spezifische Kalibrierung

für einzelne Korridore oder OWP ermöglicht zudem eine feinere Anpassung der Sensitivität.

1.3.19 Arbeitspaket 6.5 Validierung und Integration des Kollisionsmodells

Die Methoden wurden iterativ validiert und verbessert durch:

- fallbasierte Analysen bekannter Kollisionen, wie beispielsweise des Vorfalls Petra L
- die Auswertung historischer AIS-Wiedergaben innerhalb der ausgewählten Untersuchungsgebiete sowie
- eine fachliche visuelle Überprüfung von Begegnungen, Anomalien und den Modellvorhersagen.

Die gewonnenen Erkenntnisse flossen in die Kalibrierung der Schwellwerte für Kurs über Grund und Fahrt über Grund, in die Definition der Verkehrskorridore sowie in die Ausgestaltung der Belohnungsfunktionen im Reinforcement Learning ein, um sogenannte Anscheinsmanöver zu reduzieren. Bei Feststellung von Artefakten, etwa stark fragmentierten Korridoren, wurden die Parameter für Extraktion und Clustering angepasst und die Analyse erneut durchgeführt. Alle Systemkomponenten wurden in Python implementiert und sind für einen nahezu Echtzeitbetrieb ausgelegt. Dies umfasst effiziente Polygonabfragen mittels R-Tree, kompakte Raumindizes für jeden Korridor sowie schlanke Regressormodelle, wie Entscheidungsbäume.

1.3.19.1 Demonstrator

Ein Demonstrator wurde entwickelt, der sowohl eine statische als auch eine Echtzeit- bzw. Online-Risikobewertung für beliebig ausgewählte OWP ermöglicht. Die Module der statischen Risikobewertung bilden die Basis für die Online-Werkzeuge und umfassen folgende Schritte:

- Die Nutzer legen das Untersuchungsgebiet sowie den Zeitraum fest.
- Historische AIS-Daten werden entsprechend extrahiert.
- Geradlinige Bewegungskorridore und allgemeine Routenpolygone werden generiert.
- Begegnungen zwischen Schiffen werden identifiziert und extrahiert.
- Anomalieerkenner werden unter Verwendung der extrahierten Routenpolygone trainiert.
- Das Risiko wird anhand des Abstands zum nächsten geradlinigen Bewegungskorridor, der Anzahl an Begegnungen sowie dem Verhältnis von Kurs-, Geschwindigkeits- und Positionsanomalien zu allen AIS-Meldungen bewertet. Die Resultate werden in einem HTML-Dashboard visualisiert, welches eine vergleichende Einstufung der OWPs ermöglicht. Mit diesem Vorgehen ist der statische, offline Teil abgeschlossen. Für die Echtzeit-Risikobewertung greifen wir

auf die trainierten Anomalieerkenner zurück und verfolgen dabei den folgenden Ablauf:

- Erkennung von Schiffen in Begegnung mittels einer Delaunay-Triangulation über die neuesten AIS-Daten einer einminütigen Zeitspanne, gefolgt von der Erstellung zusammengeführter Begegnungsdatensätze.
- Für jedes Schiffs-Paar werden AIS-Punkte zeitlich interpoliert und ausgerichtet.
- Die so berechneten Trajektorien werden in die Anomalieerkenner sowie das Online-Risikomodell eingespeist.
- Die erkannten Anomalien und aktuellen Kollisionsrisikowahrscheinlichkeiten werden den Nutzern in Echtzeit präsentiert. Alle Module sind in Python umgesetzt, um eine hohe Skalierbarkeit und Erweiterbarkeit zu gewährleisten.

1.3.19.2 Validierung der Methoden und konzeptioneller Demonstrator

Zur Validierung der Methodik wurden Schiffskollisionen in der Nordsee in der Nähe von OWP analysiert. Das folgende Beispiel veranschaulicht den Arbeitsablauf mit den entwickelten Werkzeugen. Abbildung 16 zeigt den Ort einer Kollision zwischen einem Betrieb- und Wartungsschiff sowie einer Schute. Während die Schute kein AIS-Signal sendete, war der Schlepper mit AIS ausgestattet. Die Kollision ereignete sich an der Kreuzung geradliniger Bewegungskorridore; beide Schiffe bewegten sich vor dem Zusammenstoß entsprechend den jeweiligen Korridorrichtungen, was mit der extrahierten Verkehrsstruktur übereinstimmt. Erst im Moment des Aufpralls ist eine deutliche Änderung des Kurses im Verlauf der Trajektorien sichtbar.

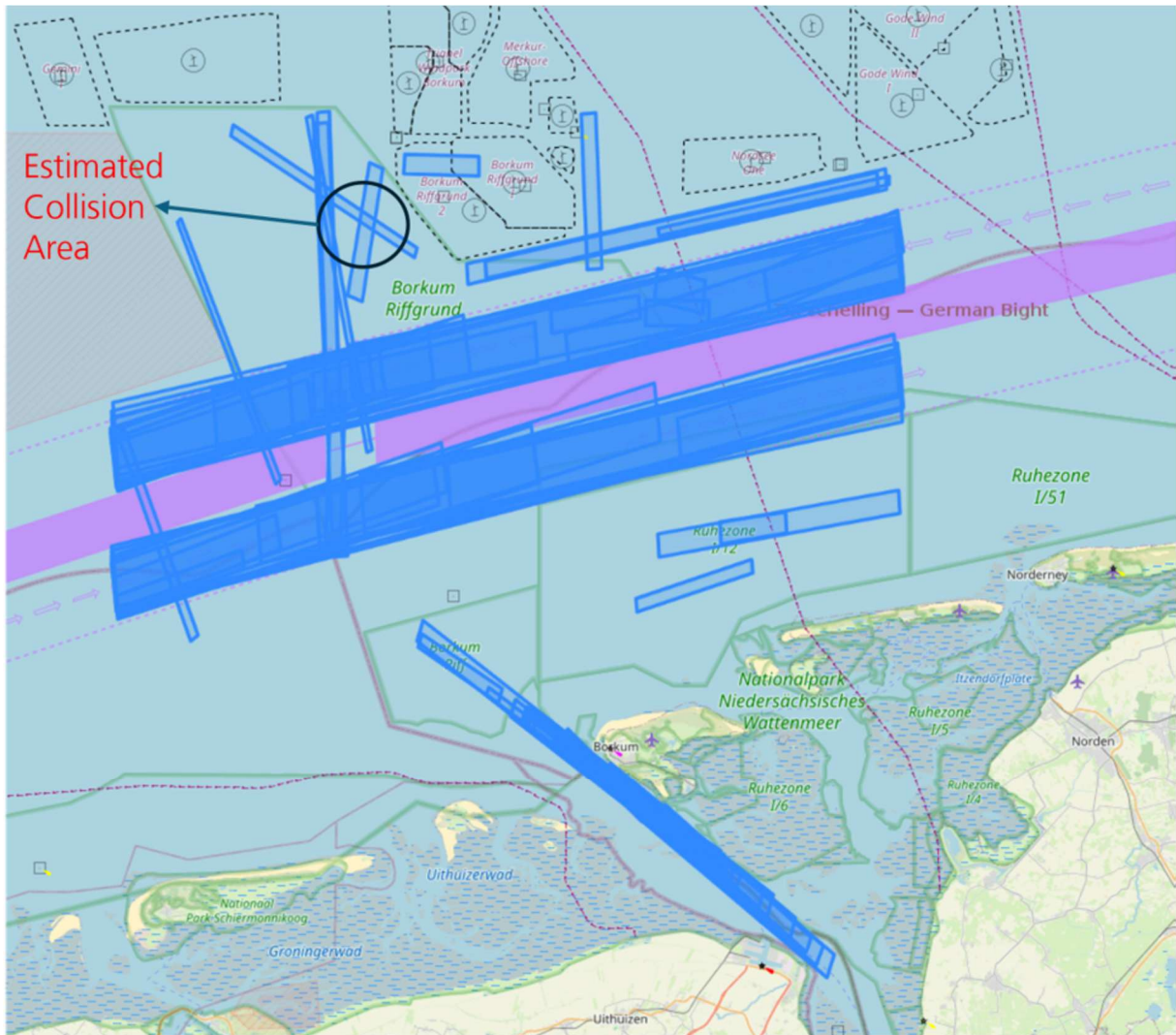


Abbildung 16 Lage der Kollision sowie extrahierte gradlinige Bewegungskorridore (eigene Darstellung)

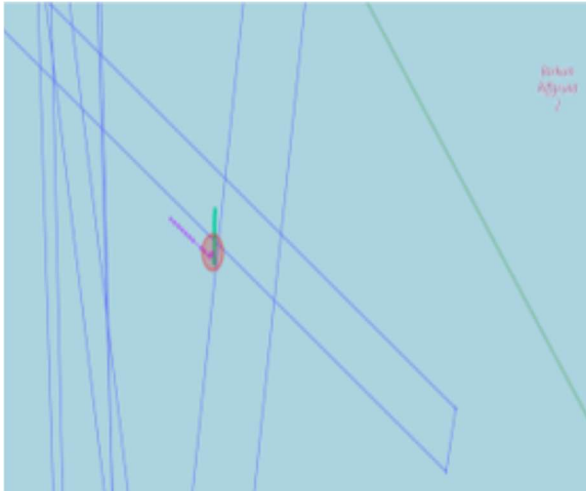


Abbildung 17 Detailansicht des Kollisionsorts sowie der extrahierten gradlinigen Bewegungskorridore (eigene Darstellung)

Abbildung 18 stellt die Ergebnisse der Anomalieerkenner dar. Bereits beim ersten Kontakt treten Anomalien in der Fahrt über Grund (SOG) auf, während Anomalien im Kurs über Grund (COG) im weiteren Verlauf folgen und die Kollision kennzeichnen. Wie zuvor erläutert, bieten Anomalien alleine jedoch keine Vorwarnung. Vor dem Zusammenstoß zeigen weder COG- noch SOG-Anomalien Auffälligkeiten, da sich beide Schiffe auf normalen Routen mit konstantem Kurs bewegten.

Tabelle 2 Anomalieparameter

Parameter	Wert
K (Anzahl der Nachbarn)	5
COG Anomalieschwelle	5° (zyklische Differenz)
SOG Anomalieschwelle	3 Knoten
Positionale Anomalie	Außerhalb aller Routenpolygone
Regressor	Decision Tree Regressor (pro Polygon, pro Zielgröße)
Train / Test Aufteilung	80 / 20
Raumindex	R Tree (pro Polygon)

Die folgende Abbildung zeigt Bewegungsanomalien welche durch die Machine Learning Modelle erkannt wurden. Grün zeigt hier Fahrt über Grund Anomalien, Schwarz zeigt Kurs über Grund Anomalien. Rot und blau sind die normalen Trajektorien der an der Kollision beteiligten Schiffe.

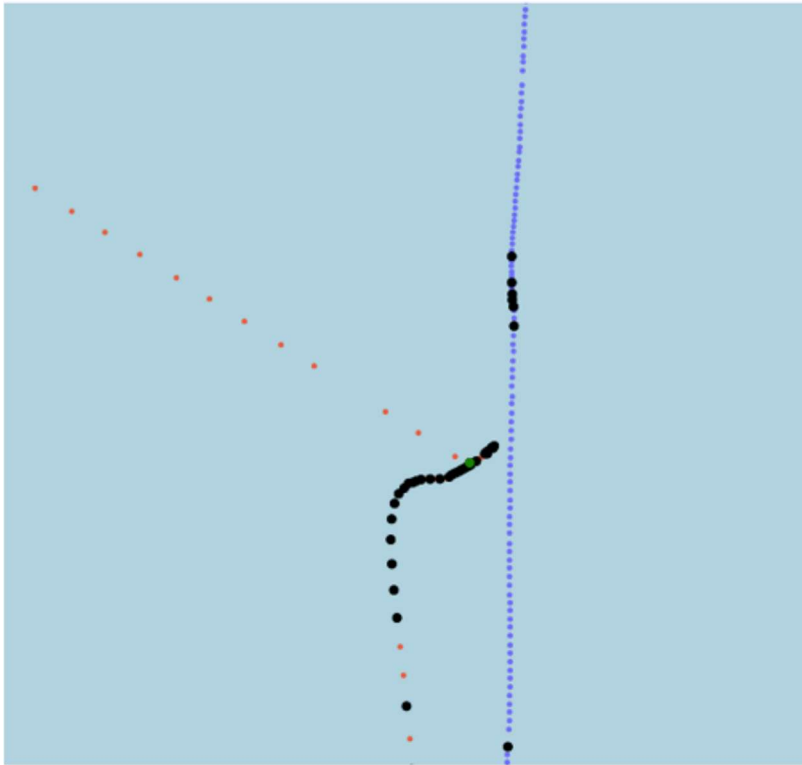


Abbildung 18 Bewegungsanomalien (eigene Darstellung)

Die Abbildungen 19, 20 und 21 zeigen ausgewählte Momentaufnahmen des Echtzeit-Risikoindicators an unterschiedlichen Stellen entlang des Kollisionsverlaufs. Dabei ist eine progressive Zunahme des Risikos erkennbar, während sich die Schiffe einander nähern, was die Effektivität der begegnungsbasierten Risikomethodik für frühzeitige Warnhinweise unterstreicht.

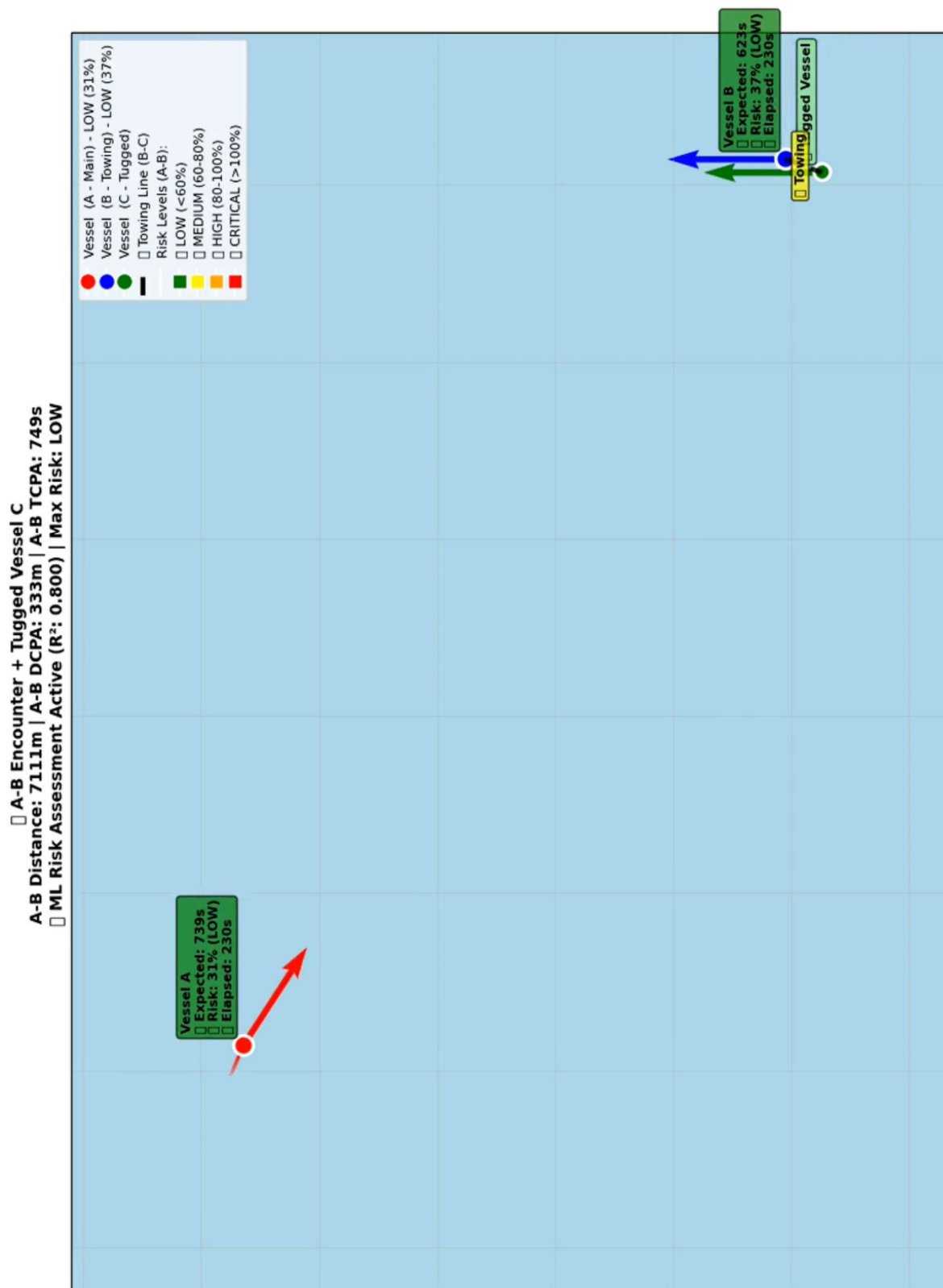


Abbildung 19 Momentaufnahme des Echtzeit-Risikoindicators - Niedriges Kollisionsrisiko (eigene Darstellung)

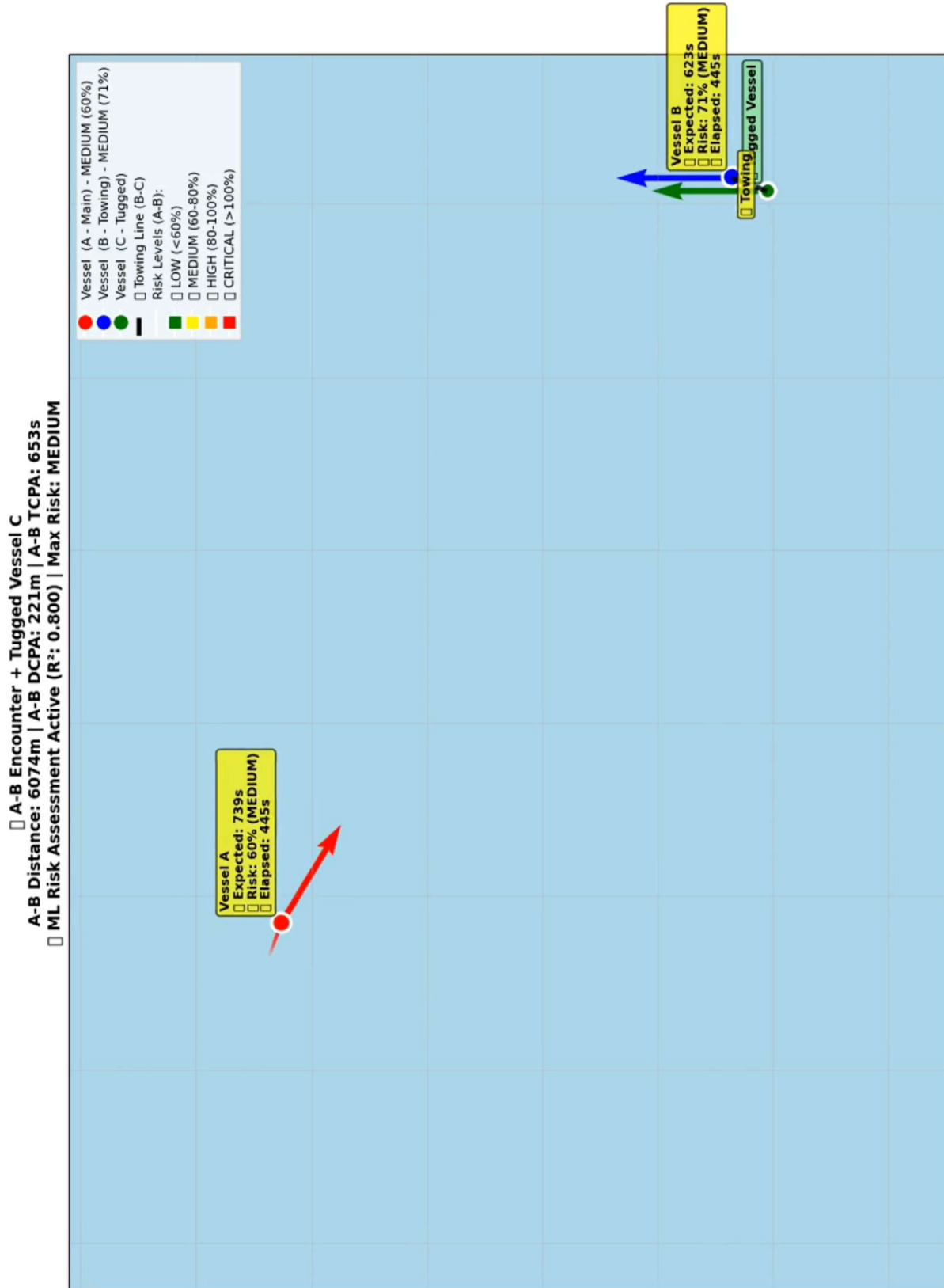


Abbildung 20 Momentaufnahme des Echtzeit-Risikoindicators - Mittleres Kollisionsrisiko (eigene Darstellung)

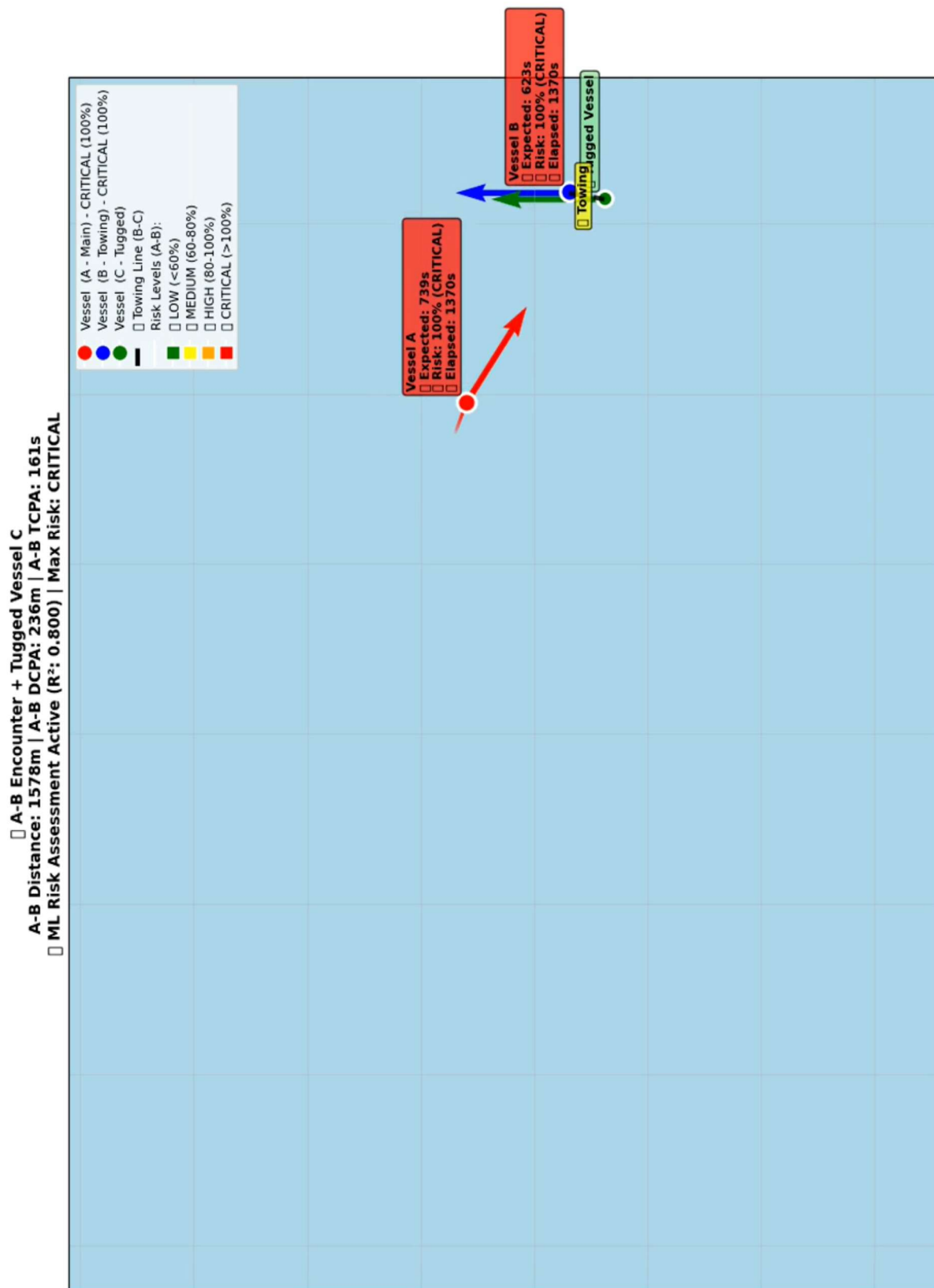


Abbildung 21 Momentaufnahme des Echtzeit-Risikoindikators - Extremes Kollisionsrisiko (eigene Darstellung)

1.3.20 Arbeitspaket 7.1 Ermittlung des tatsächlichen, detaillierten O&M Konzepts des Referenzwindparks

Im Arbeitspaket 7 wurden die im Rahmen des Projekts entwickelten Methoden und Konzepte aus den Arbeitspaketen 3 bis 6 mit etablierten, bereits im Betrieb befindlichen O&M-Ansätzen verglichen. Ziel dieses Vergleichs war eine iterative Validierung und Bewertung, insbesondere der Mustererkennung sowie der automatischen Optimierung. Die gewonnenen Erkenntnisse fanden anschließend indirekt Eingang in die abschließend geplante Demonstration der Projektergebnisse im Arbeitspaket 8.

In diesem Teilpaket wurden die gewonnenen Erkenntnisse aus den zuvor entwickelten Modellen und Testszenarien, einschließlich der Kollisionsmodelle, zusammengestellt und bewertet. Ziel war es, Optimierungspotenziale sowohl auf Ebene einzelner Windparks als auch auf Cluster-Ebene zu identifizieren und darzustellen. In enger Zusammenarbeit mit DOC entstand ein browserbasiertes Dashboard, das die monatlichen AIS-Analysen aus den Arbeitspaketen 6.2 und 6.3 in ein anschauliches, statisches Risikobild für jeden OWP überführt.

Der Demonstrator konzentriert sich auf vier erklärbare Kennzahlen, die in den Arbeitspaketen 6.1 bis 6.3 definiert wurden:

- Abstand zum nächstgelegenen Schifffahrtskorridor in nautischen Meilen (NM), wobei ein größerer Abstand eine geringere Exposition bedeutet,
- Anzahl der Schiff-zu-Schiff-Begegnungen im Umfeld des OWPs,
- Anteil der AIS-Punkte mit ungewöhnlichem Kurs über Grund (COG-Anomalien),
- Anteil der AIS-Punkte mit ungewöhnlicher Geschwindigkeit über Grund (SOG-Anomalien).

Zur Vergleichbarkeit zwischen verschiedenen OWPs wird jede Kennzahl in einen ordinalen Risikorang $r \in \{1, \dots, 6\}$ überführt:

- Abstand: Dabei werden vordefinierte Schwellenwerte gemäß der Konfiguration (Maritime and Coastguard Agency 2021) verwendet, wobei eine invertierte Ranglogik gilt. Das heißt, ein größerer Abstand führt zu einem niedrigeren Risiko (Rang 1), während ein kleinerer Abstand ein höheres Risiko (Rang 6) bedeutet.
- Begegnungen und Anomalieanteile: Hier werden monatliche, datengetriebene Schwellenwerte aus der beobachteten Verteilung der Monatswerte genutzt. Die Werte werden in fünf gleich breite Klassen zwischen dem Monatsminimum und -maximum eingeteilt. Mit steigenden Werten erhöht sich auch der Rang.

Das Dashboard stellt jedes OWP-Polygon farblich nach dem Risikorang anhand einer Ampelskala dar, wobei Rang 1 grün und Rang 6 rot ist. Zudem werden sowohl die

Rohwerte als auch die zugehörigen Ränge in einer sortierbaren Tabelle angezeigt. Die Berechnung erfolgt gemäß der Implementierung wie folgt:

- Korridorabstand: Ermittelt als minimale Distanz zwischen den Polygonen des OWP-Fußabdrucks und der monatlichen Korridorpolygone; hierbei erfolgt die Umrechnung von Grad in Seemeilen.
- Begegnungen: Anzahl der innerhalb des Umfelds des OWPs detektierten Schiff-zu-Schiff-Begegnungen.
- Anomalien: Verhältnis aus Anzahl der Anomalien zu den originalen AIS-Datenpunkten, getrennt für COG und SOG.

Zur Interpretation und zu den Grenzen der Auswertung gilt:

- Höhere Werte bei Begegnungszahlen und Anomalieanteilen deuten auf eine größere nautische Komplexität und ein potenziell erhöhtes Kollisionsrisiko hin, während ein geringerer Abstand zu Schifffahrtskorridoren eine stärkere Exposition gegenüber Durchgangsverkehr signalisiert.
- Die monatlich berechneten Schwellwerte variieren entsprechend der jeweiligen Verteilung, weshalb die Ränge primär innerhalb desselben Monats vergleichbar sind. Für Bewertungen, die mehrere Monate umfassen, empfiehlt sich zusätzlich die Betrachtung der Rohwerte.

Obwohl die implementierten Methoden vielfältige Möglichkeiten zur Interpretation und Erklärung des Risikoprofils von OWPs bieten, fokussiert sich dieser Bericht auf ausgewählte Aspekte, der Optimierungspotenziale auf Grundlage der historischen AIS-Analyse.

Der Abstand zur nächstgelegenen Schifffahrtsroute, siehe Abbildung 22, verdeutlicht die Rangfolge verschiedener OWPs in der Nordsee, basierend auf ihrer Entfernung zur jeweils nächstgelegenen Schifffahrtsroute. Wie zu erwarten, zeigen OWPs in der Nähe definierter Verkehrstrennungsgebiete vergleichbare Niedrigrisikowerte, während OWPs ohne unmittelbare Anbindung an bekannte Verkehrstrennungsgebiete aufgrund der stärkeren Schiffsannäherung tendenziell höhere Risikowerte aufweisen. Vor diesem Hintergrund empfiehlt es sich im Rahmen künftiger Planungen für OWP, die Einrichtung neuer Verkehrstrennungsgebiete in der Nähe der OWPs zu prüfen, um das Risiko durch Schiff-Verkehr effektiv zu minimieren.

Abbildung 23 zeigt die Rangfolge nach der Anzahl der Begegnungen. OWPs in der Nähe von Verkehrstrennungsgebiete-Kreuzungszonen weisen erwartungsgemäß höhere Begegnungszahlen auf. OWPs ohne definierte Verkehrstrennungsgebiete oder Kreuzungszonen im Umfeld zeigen deutlich geringere Werte, was darauf hindeutet, dass Schiffe in solchen Bereichen Begegnungen eher vermeiden. Für künftige Vorhaben könnte es vorteilhaft sein, OWPs eher entlang geradliniger Verkehrstrennungsgebiete als in unmittelbarer Nähe von Kreuzungszonen zu planen.



Abbildung 22 Screenshot Windfarm Risk Dashboard - OWPs nach Abstand zur nächstgelegenen Schifffahrtsroute (eigene Darstellung)



Abbildung 23 Screenshot Windfarm Risk Dashboard - OWPs nach Anzahl der im Umfeld beobachteten Schiff-zu-Schiff-Begegnungen (eigene Darstellung)



Abbildung 24 Screenshot Windfarm Risk Dashboard - OWPs nach Anteil der COG-Anomalien (eigene Darstellung)

Abbildung 24 zeigt die Rangfolge der OWP in Bezug auf die Anzahl der erfassten COG-Anomalien. Solche Kursabweichungen gelten als eindeutiger Hinweis auf ein erhöhtes Risiko, wie am Beispiel des Vorfalles Petra L deutlich wird. Mit Ausnahme des OWPs Butendiek weisen die meisten Windparks vergleichsweise geringe Anteile auf, was auf überwiegend reguläres Schiffsverhalten hinweist. Die Abweichung beim Standort Butendiek könnte im Zusammenhang mit der Fischereiaktivität in der Umgebung beziehungsweise auf der Strecke von Rømø stehen.

1.3.21 Arbeitspaket 7.4 Optimierung des O&M Konzepts (Referenz OWP) mit klassischen Methoden

In Arbeitspaket 7.4 erfolgte eine Validierung der Methoden anhand klassischer O&M Konzepte. Diese Validierung wird als Basis für die Entwicklung neuer und besserer O&M-Konzepte genutzt.

1.3.22 Arbeitspaket 7.5 Vergleich klassische/ LogReview Optimierung und Entwicklung neuer O&M Konzepte

In diesem Arbeitspaket hat das Institut für Maritime Logistik den Projektpartnern, insbesondere DOC, die im Rahmen des bisherigen Projektverlaufs gewonnenen Erkenntnisse in Form von Empfehlungen für die Entwicklung neuer O&M-Konzepte zur Verfügung gestellt.

1.3.23 Arbeitspaket 8.3 Kollisionsanalyse des Referenzwindparks

Die gewonnenen Erkenntnisse und die ermittelten Daten werden durch die Partner auf andere Windparks übertragen und dort angewendet. Das Institut für Maritime Logistik unterstützte insbesondere bei der Aufgabe, die Kollisionsanalyse auf neue Referenzwindparks anzuwenden.

Arbeitspaket 8.4 Ableiten von Best Practise Ansätzen für die Analyse und Optimierung von OWP im Betrieb

Das Institut für Maritime Logistik hat hierbei die Projektpartner dabei unterstützt Best Practise Ansätze wie beispielsweise die Berücksichtigung von heterogener Datenqualität und die Verbesserung dieser umzusetzen.

Auf Basis der im LogReview definierten Metriken ergeben sich folgende Empfehlungen: Für zukünftige OWP-Planungen:

- Die mögliche Führung von Verkehrstrennungsgebiete in der Nähe von OWPs besser berücksichtigen.

- Kreuzungsbereiche von Verkehrstrennungsgebieten, wenn möglich, von den Grenzen der OWPs fernhalten.

Für den laufenden Betrieb vorhandener OWPs:

- Eine Prüfung von Einschränkungen der Fischereiaktivitäten im Umfeld der Windparks.
- Ausstattung der OWPs mit Marineradar-Systemen zur Erfassung von Schiffen welche ihr AIS-Signal unterdrücken

1.4 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die Zuwendung wurde verwendet, um die Projektziele zu erreichen. Folgend sind alle Ergebnisse und Daten, die im Rahmen des Teilvorhabens erarbeitet wurden, zusammengefasst.

Arbeitspaket 1:

- Projektmanagement, Steuern und Leiten des Projektes
- Detaillierte Klärung der definierten Ziele des Gesamtprojekts sowie der notwendigen Schnittstellen der weiteren Arbeitspakete unter Einbeziehung der Stakeholder
- Bündelung der Außendarstellung des Projekts

Arbeitspaket 2:

- Aufbau der technischen Infrastruktur: Geräte und Datenstruktur
- Datenerfassung und Speicherung von AIS- und ADS-B-Daten
- Entwicklung der fortlaufenden Datenerfassung
- Bereitstellung der Daten für die weiteren Arbeitspakete (Arbeitspakete 3-6 und Arbeitspaket 8)

Arbeitspaket 3:

- Entwicklung der Mustererkennung zur Transformation von AIS- und ADS-B-Bewegungsdaten in O&M-Prozesse
- Erfassung und Auswertung der AIS- und ADS-B-Daten in den Referenzwindparks
- Analyse der SCADA-Daten der Referenzwindparks
- Entwicklung der Methoden zur Analyse der logistischen Betriebshistorie

Arbeitspaket 4:

- Entwicklung eines ganzheitlichen O&M-Logistikmodells aus den kombinierten luft- und seegestützten Modellen
- Entwicklung von O&M-KPIs und Bewertung des O&M-Ablauf-Modells
- Ermittlung der Unsicherheiten durch eine Sensitivitätsanalyse

Arbeitspaket 5:

- Herstellung der Datenschnittstellen zu Simulationssoftware für Offshore Prozesse
- Optimierung der O&M-Konzepte und CO₂ Emissionen
- Konzeptentwicklung für O&M-Konzepte für Windparkcluster

Arbeitspaket 6:

- Bestimmung der Kollisionsrisiken der O&M-Schiffe innerhalb eines OWP und in dessen näherer Umgebung auf Basis der AIS-Daten
- Bestimmung der Kollisionsrisiken mit anderen Schiffen als auch diejenigen mit Objekten

Arbeitspaket 7:

- Informationen zu den O&M Konzepten und den eingesetzten Flottenkonzepten für die OWP von den Beteiligten assoziierten Projektpartnern sammeln,
- Aufbereitung dieser Informationen als Grundlage für die Analysen der vorangegangenen Arbeitspakete

Arbeitspaket 8:

- Definition neuer, alternativer Offshore Referenzwindparks oder Zeiträume.
- Demonstration der entwickelten Methoden, Modelle und Demonstratoren
- Analyse und Optimierung der O&M-Logistik der unabhängigen Referenzwindparks
- Kollisionsanalyse des neuen Referenzwindparks
- Ableiten von Best Practice Ansätzen zur Analyse und Optimierung von OWPs im Betrieb

Für jedes der Arbeitspakete wurden die laut Teilvorhabensbeschreibung festgelegten Meilensteine im Laufe des Projektes erreicht. Diese Meilensteine sind in Tabelle II.26 zusammengefasst dargestellt.

Tabelle 3 Übersicht Meilensteine LogReview

Meilenstein	Beteiligte APs	Beschreibung
M1	Arbeitspaket 1	Spezifikation Gesamtprojekt
M2	Arbeitspaket 2	Fertigstellung Infrastruktur
M3	Arbeitspaket 3, Arbeitspaket 4	Methodenentwicklung zur Datenaufbereitung und Analyse der AIS- und ADS-B Daten
M4	Arbeitspaket 4, Arbeitspaket 5 und Arbeitspaket 6	Demonstrator O&M-Logistik im Betrieb

M5	Arbeitspaket 6	Demonstrator Kollisionsanalyse
M6	Arbeitspaket 8	Fertigstellung der Best-Practice-Ansätze im Rahmen der Optimierung der O&M-Konzepte und Demonstration an OWP

2 Zahlenmäßiger Nachweis

Der zahlenmäßige Nachweis wurde separat übermittelt.

3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Die für die Durchführung des Projekts erforderlichen Ressourcen waren notwendig und angemessen, da sie der in der im Projektantrag formulierten Planung entsprachen und alle wesentlichen im Arbeitsplan formulierten Aufgaben erfolgreich bearbeitet wurden. Reisegelder wurden für Reisen zur Teilnahme an Projekttreffen und zur Teilnahme an Messen und Konferenzen ausgegeben. Darüber hinaus waren keine zusätzlichen Ressourcen für die erfolgreiche Durchführung des Vorhabens notwendig.

4 Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere der Verwertbarkeit des Ergebnisses im Sinne des fortgeschriebenen Verwertungsplans

Die ermittelten Ergebnisse werden im Rahmen von weiterer Forschung und Lehre am Institut für Maritime Logistik der Technischen Universität Hamburg genutzt werden. Die Nutzung des in diesem Projekt entwickelten Demonstrators kann sowohl wirtschaftliche, z. B. in Form von Beratungsdienstleistungen für die Offshore-Windbranche als auch wissenschaftliche Verwertungsmöglichkeiten beinhalten. Der Teil der Kollisionsanalyse kann auch in anderen Bereichen der maritimen Logistik, wie bspw. der Containerlogistik oder der Bulkschifffahrt, eingesetzt werden.

5 Während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordener Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen

Es sind weder eine Software noch ein Forschungsvorhaben bekannt, welche sich von Inhalt und Leistung mit den hier geplanten Methoden und Implementierungen in den Kernbereichen überschneiden. Während der Recherche zum Markteintritt der Ergebnisse des LogReview Projekts sind die Tools, Spinergie und Sea Impact identifiziert worden. Die genannten Tools und das Forschungsprojekt LogReview, verfolgen jeweils unterschiedliche Ansätze zur Analyse und Optimierung maritimer Operationen im Offshore-Wind-Sektor.

Spinergie konzentriert sich auf Flottenmanagement, Emissionsreporting und operative Effizienz in Echtzeit, vor allem aus kommerzieller Perspektive. Es integriert diverse Datenquellen (AIS, Sensorik, Wetter) und richtet sich an Reeder, Charterer und Offshore-Dienstleister.

Sea Impact hingegen bietet eine spezialisierte Analyseplattform für den Offshore-Wind-Sektor, insbesondere zur Bewertung von Projektlaufzeiten, Schiffsauslastung und Installationsperformance. Die Datentiefe ist projektbezogen und dient v.a. Entwicklern und Asset Managern zur Benchmark-Validierung.

LogReview hebt sich davon deutlich ab – vor allem durch seine höhere zeitliche Auflösung der erfassten AIS- und ADS-B-Daten im Sekundenbereich. Während Spinergie und Sea Impact in der Regel mit aggregierten oder minütlichen AIS-Daten arbeiten, wertet LogReview sowohl hochfrequente AIS- als auch ADS-B-Daten sekundengenau aus und ermöglicht durch diese feinere Granularität präzisere Mustererkennung von see- und luftgestützten O&M-Konzepten und damit eine realitätsnahe O&M Modellierung, die Identifikation kleinster Prozessabweichungen oder Anomalien in der O&M-Logistik als auch die Identifikation von potenziellen Kollisionsrisiken. Durch KI-gestützte Anomalieerkennung und Routenanalyse lassen sich gefährliche Annäherungen frühzeitig erkennen und Szenarien zur Erhöhung der maritimen Sicherheit simulieren.

6 Erfolgte oder geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse nach Nr. 11.

Im Rahmen der folgenden Konferenzen bzw. Veröffentlichungen wurden / werden Projektergebnisse durch das Institut für Maritime Logistik im Rahmen des Projekts LogReview veröffentlicht bzw. gehalten:

Weigell, Jürgen & Jahn, Carlos (2022): Assessing offshore wind farm collision risks using AIS data: An overview, Chapters from the Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics (HICL), in: Kersten, Wolfgang & Jahn, Carlos & Blecker, Thorsten & Ringle, Christian M. (ed.), Changing Tides: The New Role of Resilience and Sustainability in Logistics and Supply Chain Management – Innovative Approaches for the Shift to a New, Vol. 33, S. 499-521, Hamburg University of Technology (TUHH), Institute of Business Logistics and General Management.

Weigell, Jürgen; Chun, Sarah; Jahn, Carlos (2024): Analysis of CO₂ Emissions of Crew Transfer Vessels for Offshore Wind Farms by using AIS-data. Präsentation auf der 9th International Conference on Dynamics in Logistics - LDIC Bremen 2024, 14.02.2024-16.02.2024.

Chun, Sarah; Weigell, Jürgen; Yildiz, Mert & Jahn, Carlos (2024): An Analysis of CO₂ Emissions and Fuel Consumption of Offshore Windfarm Vessels using AIS Data, Posterpräsentation auf der EERA Deepwind Conference in Trondheim / Norwegen 2024 vom 17.01.2024-19.01.2024.

Weigell, Jürgen; Adele, Jane; Shehduhla, Alex; Jahn, Carlos (2024): Analysis of AIS Patterns of Offshore Wind Operation & Maintenance (O&M) Vessels to Improve Future Logistical Processes. Präsentation auf HICL – Hamburg International Conference of Logistics 2024 - Sustainable and Resilient Logistics: Navigating Towards a Greener and More Robust Future vom 25.09.2024-27.09.2024.

Ravi, Kaushik, Weigell, Jürgen & Jahn, Carlos (2026): A Novel Approach to Calculate Fuel Consumption of Offshore Wind Operation and Maintenance Vessels Using AIS Data. Full Paper und Präsentation (angenommen) auf der 10th International Conference on Dynamics in Logistics - LDIC Bremen 2026 vom 25.02.2025-27.02.2025.

Es ist weiterhin geplant, Teile der Projektergebnisse auf Konferenzen vorzustellen und in Fachzeitschriften zu veröffentlichen.

Literaturverzeichnis

- BDEW – Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. (2025): Windenergie auf See: Mehr Wind, mehr Ausbeute. <https://www.bdew.de/energie/erneuerbare-energien/windenergie-offshore/>, zuletzt aufgerufen am 22.12.2025.
- Biehl, Florian (2008): Collisions of Ships and Offshore Wind Turbines: Calculation and Risk Evaluation. In: 25th International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering, S. 663-670.
- Breithaupt, S. A.; Copping, A.; Tagestad, J.; Whiting, J. (2017): Maritime Route Delineation using AIS Data from the Atlantic Coast of the US. In: Journal of Navigation Vol. 70, Issue 2, S. 379–394.
- Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie (2015): Standard Konstruktion Mindestanforderungen an die konstruktive Ausführung von Offshore-Bauwerken in der ausschließlichen Wirtschaftszone (AWZ). Online verfügbar unter www.bsh.de.
- Bye, Rolf Johan; Almklov, Petter G. (2019): Normalization of maritime accident data using AIS. In: Marine Policy Vol. 109.
- Copping, Andrea; Breithaupt, Stephen; Whiting, Jonathan; Grear, Molly; Tagestad, Jerry; Shelton, Gregory (2016): Likelihood of a marine vessel accident from wind energy development in the Atlantic. In: Wind Energy 19 (9), S. 1557–1566. DOI: 10.1002/we.1935.
- DNV (2025), DNV proposes revised risk management framework for UK offshore renewables industry, built on oil and gas best practice <https://www.dnv.com/news/2025/dnv-proposes-revised-risk-management-framework-for-uk-offshore-renewables-industry-built-on-oil-and-gas-best-practice>, zuletzt aufgerufen am 14.12.2025.
- Fiorini, Michele; Capata, Andrea; Bloisi, Domenico D. (2016): AIS Data Visualization for Maritime Spatial Planning (MSP). In: International Journal of e-Navigation and Maritime Economy Vol. 5, S. 45–60. Online verfügbar unter <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405535216300201>.
- Germanischer Lloyd (2008): Offshore Windparks - Wirksamkeit kollisionsverhindernder Maßnahmen.
- IMIS Global Limited (2009): AIS network in the offshore power generation environment.

International Telecommunications Union (2010), Recommendation ITU-R M.1371- (04/2010) Technical characteristics for an automatic identification system using time-division multiple access in the VHF maritime mobile band, https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/m/R-REC-M.1371-4-201004-S!!PDF-E.pdf

JDS (2025), Offshore Wind & Critical Infrastructure, <https://ship.jds-monitor.com/solutions/offshore-wind/>, zuletzt aufgerufen am 16.12.2025.

Kerbiriou, Ronan; Leveque, Laurent; Rajabi, Aboozar; Serry, Arnaud (2017): The automatic identification system (AIS) as a data source for studying maritime traffic. In: Faculty of maritime studies (Hg.): 7th IMSC 2017 Book of Proceedings. International Maritime Science Conference. Split, Croatia, April 20-21, 2017. University of Split, Croatia.

Lee, Jeong-Seok; Son, Woo-Ju; Lee, Hyeong-Tak; Cho, Ik-Soon (2020): Verification of Novel Maritime Route Extraction Using Kernel Density Estimation Analysis with Automatic Identification System Data. In: Journal of Marine Science and Engineering Vol. 8 (5). Online verfügbar unter <https://www.mdpi.com/2077-1312/8/5/375>.

Lv, Peilin; Zhen, Rong; Shao, Zheping (2021): A Novel Method for Navigational Risk Assessment in Wind Farm Waters Based on the Fuzzy Inference System. In: Mathematical Problems in Engineering 2021, S. 1–13. DOI: 10.1155/2021/4588333.

Maritime and Coast Guard Agency (2021) Marine Guidance Note 654 „Safety of navigation: Offshore Renewable Energy Installations: OREIs - Guidance on UK navigational practice, safety and emergency response <https://www.gov.uk/government/publications/mgn-654-mf-offshore-renewable-energy-installations-orei-safety-response>

Mehdi, Raza Ali; Schröder-Hinrichs, Jens-Uwe; van Overloop, Jeroen; Nilsson, Henrik; Pålsson, Jonas (2018): Improving the coexistence of offshore wind farms and shipping: an international comparison of navigational risk assessment processes. In: WMU J Marit Affairs 17 (3), S. 397–434. DOI: 10.1007/s13437-018-0149-0.

Presencia, Carla E.; Shafiee, Mahmood (2018): Risk analysis of maintenance ship collisions with offshore wind turbines. In: International Journal of Sustainable Energy Vol. 37 (Issue 6), S. 576–596. Online verfügbar unter <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/14786451.2017.1327437>

Naus, Krzysztof; Banaszak, Katarzyna; Szymak, Piotr (2021): The Methodology for Assessing the Impact of Offshore Wind Farms on Navigation, Based on the

Automatic Identification System Historical Data. In: *Energies* 14 (20), S. 6559. DOI: 10.3390/en14206559.

Shelmerdine, Richard L. (2015): Teasing out the detail: How our understanding of marine AIS data can better inform industries, developments, and planning. In: *Marine Policy* 54, S. 17–25. Online verfügbar unter <https://doi.org/10.1016/j.marpol.2014.12.010>.

Singh, Sandeep Kumar; Heymann, Frank (2020): Machine Learning-Assisted Anomaly Detection in Maritime Navigation Using AIS Data. Online verfügbar unter <https://arxiv.org/pdf/2002.05013.pdf>.

Steidel, Matthias; Lamm, Arne; Feuerstock, Sebastian; Hahn, Axel (2019): Correcting the Destination Information in Automatic Identification System Messages. In: Witold Abramowicz und Rafael Corchuelo (Hg.): *Business Information Systems Workshops. BIS 2019 International Workshops*. Seville, Spain, June 26–28, 2019, S. 496–507. Online verfügbar unter https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-36691-9_42.

The Planning Inspectorate (2017): National Infrastructure Planning. Online verfügbar unter <https://infrastructure.planninginspectorate.gov.uk/projects/>.

Tsai, Yuh-Ming; Lin, Cherng-Yuan (2021): Investigation on Improving Strategies for Navigation Safety in the Offshore Wind Farm in Taiwan Strait. In: *JMSE* 9 (12), S. 1448. DOI: 10.3390/jmse9121448.

United States Department of Transportation (2025): Seavision - A web-based maritime solution awareness tool, <https://info.seavision.volpe.dot.gov/releases/>, zuletzt aufgerufen am 14.12.2025.

Venskus, Julius; Treigys, Povilas; Bernataviciene, Jolita; Tamulevicius, Gintautas; Medvedev, Viktor (2019): Real-Time Maritime Traffic Anomaly Detection Based on Sensors and History Data Embedding. In: *Sensors (Basel)* 19(17), S. 3782. Online verfügbar unter <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6749247/>.

Weigell, Jürgen. & Jahn, Carlos (2022): Assessing offshore wind farm collision risks using AIS data: An overview, Chapters from the Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics (HICL), in: Kersten, Wolfgang & Jahn, Carlos & Blecker, Thorsten & Ringle, Christian M. (ed.), *Changing Tides: The New Role of Resilience and Sustainability in Logistics and Supply Chain Management – Innovative Approaches for the Shift to a New*, Vol. 33, S. 499-521, Hamburg University of Technology (TUHH), Institute of Business Logistics and General Management.

- Yu, Qing; Liu, Kezhong (2019): An Expert Elicitation Analysis for Vessel Allision Risk Near the Offshore Wind Farm by Using Fuzzy Rule-Based Bayesian Network. In: *TransNav* 13 (4), S. 831–837. DOI: 10.12716/1001.13.04.16.
- Yu, Qing; Liu, Kezhong; Teixeira, A. P.; Soares, C. Guedes (2020a): Assessment of the Influence of Offshore Wind Farms on Ship Traffic Flow Based on AIS Data. In: *Journal of Navigation* 73 (1), S. 131–148. DOI: 10.1017/S0373463319000444.
- Yu, Qing.; Liu, Kezhong.; Chang, Chia-Hsun; and Yang, Zaili. (2020b): Realising advanced risk assessment of vessel traffic flows near offshore wind farms. In: *Reliability Engineering & System Safety* 203.
- Zhang, Liye; Meng, Qiang; Xiao, Zhe; Fu, Xiuju (2018): A novel ship trajectory reconstruction approach using AIS data. In: *Ocean Engineering* 159, S. 165–174.
- Zhang, Weibin; Goerlandt, Floris; Kujala, Pentti; Wang, Yinhai (2016): An advanced method for detecting possible near miss ship collisions from AIS data. In: *Ocean Engineering* 124, S. 141–156. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2016.07.059.
- Zhao, Liangbin; Shi, Guoyou; Yang, Jiaxuan (2018): Ship Trajectories Pre-processing Based on AIS Data. In: *The Journal of Navigation* 71, S. 1210–1230. Online verfügbar unter <https://search.proquest.com/openview/63c52d7aa7b77586fd80a7c11284e3d4/1?cbl=29781&pq-origsite=gscholar>.
- Zissis, Dimitris; Chatzikokolakis, Konstantinos; Spiliopoulos, Giannis; Vodas, Marios (2020): A Distributed Spatial Method for Modeling Maritime Routes. In: *IEEE Access* Vol. 8, S. 47556–47568. Online verfügbar unter <https://ieeexplore.ieee.org/document/9028151>.