

Bestimmung von Position und Orientierung des Eigenschiffes mittels Korrelation von AIS- und Radar-Informationen

Bachelor-Thesis

an der Fachhochschule Kiel

Fachbereich Informatik und Elektrotechnik

im Studiengang: Informationstechnologie

vorgelegt von: Jannik Knopp

im Unternehmen: Raytheon Anschütz GmbH

Betreuer: Dipl. -Inf. Thomas Rohe

Erstprüfer: Prof. Dr. Hauke Schramm

Zweitprüfer: Dipl. -Inf. Thomas Rohe

Vorgelegt am: 03.02.2020

Sperrvermerk

Die vorliegende Bachelorarbeit mit dem Titel „Bestimmung von Position und Orientierung des Eigenschiffes mittels Korrelation von AIS-und Radar-Informationen“ beinhaltet interne und vertrauliche Informationen des Unternehmens „Raytheon Anschütz GmbH“. Eine Einsicht in diese Bachelorarbeit ist nicht gestattet. Ausgenommen davon sind die betreuenden Dozenten sowie die befugten Mitglieder des Prüfungsausschusses. Eine Veröffentlichung und Vervielfältigung der Bachelorarbeit – auch in Auszügen – ist nicht gestattet. Ausnahmen von dieser Regelung bedürfen einer Genehmigung des Unternehmens Raytheon Anschütz GmbH.

Kurzzusammenfassung

Die Manipulation von Positionsdaten ist eine zunehmende Bedrohung in der Schifffahrt. Dies ist auf die Manipulierbarkeit von GPS-Daten zurückzuführen. Zur Minderung dieser Gefahr wurde eine Methode entwickelt, mit welcher die Eigenposition, unabhängig der GPS-Daten, bestimmt werden kann. Hierfür werden die Informationen der umliegenden Schiffe und des Radars, mithilfe des Coherent Point Drift Algorithmus zugeordnet und mit einem entwickelten Positions-Bestimmungs-Algorithmus verarbeitet. Dieser Ansatz lieferte bessere Ergebnisse je mehr Daten einander zugeordnet werden konnten.

Inhaltsverzeichnis

Kurzzusammenfassung	ii
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	1
1.2 Zielsetzung	2
1.3 Abgrenzung	2
1.4 Aufbau der Arbeit	3
2 Grundlagen	4
2.1 Allgemeines	4
2.1.1 ARPA und AIS	4
2.1.2 NMEA 0183	6
2.1.3 WGS 84 und Loran-C	7
2.1.4 Berechnungen auf dem Erdellipsoid	8
2.2 Point Set Registration	10
2.2.1 Rigid und Non-rigid Transformationen	10
2.2.2 Gaussian Mixture Model	11
2.2.3 EM-Algorithmus	12
2.2.4 Coherent Point Drift	13
3 Literaturvergleich	15
3.1 Fusion von AIS- und ARPA-Signalen	15
3.2 Point Set Registration Methoden	17
4 Umsetzung	20
4.1 Ansätze	20
4.1.1 Iterative Closest Point	20
4.1.2 Subgraph Matching	21

4.1.3	Coherent Point Drift	22
4.2	Implementierung	24
4.2.1	Programmablauf	24
4.2.2	Ungenauigkeiten durch den Erdellipsoid	26
4.2.3	Rotationsschwäche von Coherent Point Drift	28
4.3	Position-Fix	29
4.3.1	Bestimmung der Eigenposition	29
4.3.2	Bestimmung der Sicherheit der Eigenposition und Eliminierung von Ausreißern	32
4.3.3	Visualisierung des Ergebnisses	34
5	Bewertung	37
5.1	Genauigkeit	37
5.2	Robustheit	42
6	Fazit	45
6.1	Ausblick	45
Anhänge		v
Literaturverzeichnis		viii
Abkürzungsverzeichnis		xi
Abbildungsverzeichnis		xii
Tabellenverzeichnis		xiii

1. Einleitung

1.1 Problemstellung

Die Eigenposition eines Schiffes gehört zu den wichtigsten navigatorischen Daten. Diese wird normalerweise über einen GPS-Empfänger bestimmt. Das GPS-Signal ist manipulierbar, somit besteht die Möglichkeit einer böswilligen Manipulation durch einen Angreifer. Dadurch fällt der GPS-Empfänger aus oder gibt eine falsche Position zurück. In diesen Fällen ist die Eigenposition nicht mehr verfügbar oder nicht vertrauenswürdig. Aufgrund dessen ist es notwendig, eine Methode zur Positionsbestimmung zu entwickeln, welche unabhängig von dem eigenen GPS-Empfänger arbeitet. Diese ist dadurch in der Lage die Positionsdaten zu verifizieren.

Zur Bestimmung der Eigenposition können die Daten aus dem Radar, die GPS-Daten der Schiffe in unmittelbarer Nähe und die Daten der Seekarte genutzt werden. Die Daten der Schiffe aus der Umgebung sind über AIS bekannt. Das Automatic Identification System (AIS) ist ein unverschlüsseltes Funksystem, zum Austausch von Schiffs- und Navigationsdaten. Dieses Informationssystem basiert auf dem Prinzip, dass jedes Schiff und jede Landstation (z. B. Leuchttürme) die eigenen Daten an alle erreichbaren Schiffe senden.

Durch die AIS-Daten ist die absolute Position von Schiffen und AtoN's (*Aid to navigation*) bekannt. AtoN's sind markante Landmarken oder Bojen zur Unterstützung der Navigation. Durch das Radar erhält man die relative Position der Schiffe und der AtoN's zu der Eigenposition. Mit diesen beiden Daten lässt sich die Schiffsposition berechnen.

Die Zuordnung zwischen AIS- und Radar-Signalen ist aktuell abhängig von der über den eigenen GPS-Empfänger bestimmten Eigenposition. Da diese bestimmt werden soll, muss ein Algorithmus entwickelt werden, welcher unabhängig von der Eigenposition, die Zuordnung finden kann. Mit dieser Zuordnung kann ein

Positions-Bestimmungs-Algorithmus die Schiffseigenposition bestimmen. Dieser Positions-Bestimmungs-Algorithmus wird auch als Teil dieser Arbeit entwickelt. Dessen Aufgabe ist es anhand der zugeordneten Daten die Eigenposition zu bestimmen.

1.2 Zielsetzung

Das Ziel der Thesis ist die Entwicklung eines Algorithmus, welcher die Eigenposition und den Kurs (Heading) des Eigenschiffes möglichst genau bestimmen kann. Dieser soll unabhängig von den eigenen GPS-Daten funktionieren. Der Algorithmus soll später als eine Art Sensor für die Brücke eingesetzt werden, damit das Ergebnis verwendet werden kann, um die Güte von GPS-Daten zu überprüfen. Hierfür sendet die Brücke die benötigten Daten an den Algorithmus und dieser sendet die errechnete Eigenposition und eine Darstellung an die Seekarte. Der Algorithmus muss robust gegen Ausreißer und Ungenauigkeit sein, da die Reichweite von Radar und AIS nicht gleich ist. Zusätzlich unterscheidet sich die Aktualisierungsfrequenz der beiden Informationsquellen deutlich.

1.3 Abgrenzung

Das Produkt der Thesis ist ein externes Softwaremodul, welches in Zusammenarbeit mit Herrn André Becker entwickelt wird. Dieser verfasst ebenfalls seine Thesis über einen Teil dieses Softwaremoduls. Die Thesen lassen sich wie folgt abgrenzen, Herr Becker entwickelt einen Teil der Vorfilterung der Daten, einen Point-Matching-Algorithmus und eine Netzwerkschnittstelle zur Kommunikation des Softwaremoduls mit der Schiffsbrücke. Diese Thesis umfasst einen weiteren Teil der Vorfilterung der Daten, ebenfalls einen Point-Matching-Algorithmus und einen Algorithmus zur Positionsbestimmung. Das Einlesen der Daten wird über einen Datenparser realisiert, welcher von Raytheon Anschütz gestellt wurde. Ebenso wird die Funktionalität über Daten aus einem Datengenerator verifiziert, welcher ebenfalls von Raytheon Anschütz gestellt wurde.

1.4 Aufbau der Arbeit

Die folgende Arbeit behandelt in Kapitel 2 wichtige Grundlagen die benötigt werden, um im Weiteren die Problemstellungen und die Algorithmen zu verstehen. Das dritte Kapitel zeigt weitere Ansätze zum Zusammenfügen von Radar und AIS Daten, sowie weitere Methoden des Point Set Registrations. Dies soll einen Überblick über den aktuellen Stand und weitere alternative Ansätze bieten. In Kapitel 4 werden verschiedene Ansätze, die Umsetzung und die Lösung aufgetretener Probleme beschrieben. Das fünfte Kapitel umfasst die Bewertung der Algorithmen auf Genauigkeit und Robustheit. Abgeschlossen wird die Thesis mit einem Fazit und einem Ausblick, welcher mögliche Verbesserungen und Erweiterungen beschreibt.

2. Grundlagen

Im folgenden Kapitel werden Grundlagen für die folgende Arbeit definiert und erklärt. Diese Grundlagen sorgen für ein Grundverständnis der Thematik und helfen den Kontext und die restlichen Schritte der Arbeit zu verstehen.

2.1 Allgemeines

Es werden Grundlagen über Schiffskommunikation, Koordinaten Definition auf dem Erdellipsoid und Berechnungsmethoden zwischen diesen Koordinaten erklärt und aufgezeigt.

2.1.1 ARPA und AIS

Das Automatic radar plotting aid (ARPA) ist für die Auswertung, Darstellung und Bestimmung weiterer wichtiger Werte mithilfe des Radars zuständig. Es kann die Daten aus dem Radar, welche die Distanz und das Bearing zum jeweiligen Ziel sind, darstellen und bei längerer Betrachtung die Geschwindigkeit des Ziels bestimmen. Es wird hauptsächlich für die Kollisionsverhütung verwendet und ist in diesem Bereich das wichtigste System. Das ARPA kann Schiffe als solche erkennen und tracken. Diese werden unterschiedlich von anderen Radarkontakten wie z. B. Landmassen behandelt. Die getrackte“ Ziele werden als eine NMEA-Nachricht, spezifisch ein TTM Diagramm in das Schiffsnetz gesendet. Diese Nachricht enthält alle Daten, welche in Abbildung 2.1 zu erkennen sind, wobei die wichtigsten beiden Daten die aktuelle Distanz und das Bearing sind. Das Bearing kann als *true* oder *relative* Bearing angegeben werden. Das *relative* Bearing gibt den Winkel zwischen dem Ziel und dem eigenen Schiff relativ von der Ausrichtung (Heading) des Eigenschiffes an. Das *true* Bearing gibt ebenso den Winkel zwischen Ziel und Eigenschiff an, jedoch bezogen auf die geografische Nordrichtung. Die Reichweite des Radars ist abhängig von dem eingestellten Gebiet und den

eingestellten Filtern. Das eingestellte Gebiet kann beschränkt werden, um höhere Reichweiten des Radars zu erreichen. Dies ist hilfreich, falls man in bestimmten Richtungen keine Radarkontakte vermutet. Zusätzlich existieren viele Filter für das Radar, welche die Qualität des Radars bei korrekter Verwendung verbessern können.

Die Frequenz mit der die Radardaten sich erneuern beträgt zwischen zwei bis vier Sekunden. Dies ist die Zeit in welcher die Radarantenne eine Umdrehung vollzieht.

Es gibt auch Fälle, in denen das Radar keine oder nur schlechte Daten liefern kann. Dies kann bei schlechtem Wetter der Fall sein, da starker Regen das Radarbild beeinflusst und es so nur noch für kürzere Distanz klar zu erkennen ist. Dazu kommt, dass die Radarantenne durch ihre Lage beschränkt ist, da sie nicht durch Ziele hindurch sehen kann und dadurch Verschattung von Schiffen auftreten kann. Das sorgt für Fehlerfälle wie Verschattung von kleineren Schiffen hinter größeren. Die Sicherheit der ARPA Anlage ist sehr hoch einzustufen, da sie kaum manipulierbar von außerhalb der Schiffsbrücke ist und die Fehlerfälle kaum schadhaft ausgenutzt werden können.

Das Automatic Identification System AIS ist ein Funksystem zum Schiffsdatenaustausch bei der Seefahrt. Hierbei werden die eigenen Schiffsinformationen sowie die Daten einiger Sensoren, wie GPS-Daten, über Funk durch ein Gebiet gesendet. In diesem Gebiet erhalten nun alle anderen Schiffe diese Daten und können mit diesen bessere Einschätzungen für Kollisionsverhinderung treffen.

Die AIS-Daten enthalten viele wichtige Daten über das sendende Schiff. Einige wichtige sind:

1. Die absolute Position
2. Die Bemessung
3. Die Geschwindigkeit
4. Der Kurs (Heading)

Die Reichweite, über welche diese Informationen gesendet werden können, übersteigt die Reichweite des Radars.

Die Ausstattung eines AIS-Senders ist auf vielen Schiffen Ausrüstungspflicht. Zusätzlich ist es auf dicht befahrenen Seewegen verpflichtend AIS zu senden, um die Sicherheit dort zu erhöhen. Die Frequenz, in welcher die AIS-Nachricht gesendet

werden muss, hängt von der Geschwindigkeit und der Drehrate des Schiffes ab. Auf Grund dessen können AIS-Nachrichten in einer Frequenz zwischen zwei Sekunden und drei Minuten versendet werden.

Die AIS-Daten werden ebenfalls von Landstationen wie Leuchttürmen und Navigationshilfen wie Bojen gesendet. Mithilfe dieser kann man sich besser in Fahrrinnen und Häfen orientieren, sollten diese nicht auf dem Radar zu erkennen sein. Obwohl AIS so eine wichtige Rolle in der Schifffahrt spielt, hat es einige gravierende Schwächen. Eine davon ist, dass AIS unverschlüsselt übertragen wird und somit für einen Angreifer manipulierbar ist. Ein weiteres Problem ist, dass die Daten aus den Sensoren der Schiffe gesendet werden. Hier könnte ein GPS-Empfänger böswillig manipuliert sein und diese manipulierte Position würde nun an andere Schiffe übergeben werden, welche zusätzlich in Gefahr geraten könnten.

Das heißt, AIS ist sehr leicht manipulierbar. Aus diesem Grund müssen die Daten aus dem AIS überprüft werden, bevor sie für sicherheitskritische Anwendungen, wie Positionsbestimmung genutzt werden können. Solche Manipulationen treten nur äußerst selten auf, jedoch gibt es nur wenige Maßnahmen, um diese zu erkennen oder ihnen entgegen zu wirken.

2.1.2 NMEA 0183

Der NMEA 0183 ist ein Standard zur Kommunikation zwischen Geräten auf einer Schiffsbrücke. Dieser wurde von der National Marine Electronics Association 1983 veröffentlicht. In diesem ist unter anderem die Struktur der Nachrichten definiert [2].

Die Nachrichten, welche über NMEA gesendet werden enthalten z. B. Daten von Systemen auf dem Schiff wie dem Radar, Daten von Sensoren wie GPS-Empfängern und empfangene AIS-Daten von anderen Schiffen.

Eine solche NMEA - Nachricht ist wie folgt aufgebaut:

Sie beginnt mit einem „!“ oder einem „\$“ als Startzeichen. Darauf folgen zwei Zeichen Geräte ID, dadurch ist erkennbar, woher die gesendeten Daten kommen. Auf die Geräte ID folgen drei Zeichen, die den Nachrichtentyp bezeichnen, durch welchen auch die folgenden Datenfelder zu identifizieren sind. Nun folgen die Datenfelder, welche für jeden Nachrichtentyp spezifisch sind. Am Ende der Nachricht folgt eine Prüfzahl, welche mit einem „*“ abgetrennt wird. Die Nachricht wird mit einem Zeilenumbruch beendet.

Im Folgenden beschreibt Abbildung 2.1 eine Tracked Target Message (TTM)

NMEA - Nachricht. Dieser Nachrichtentyp enthält Schiffe aus dem Radar, die als solche erkannt wurden und nun kontinuierlich über das Radar verfolgt werden.

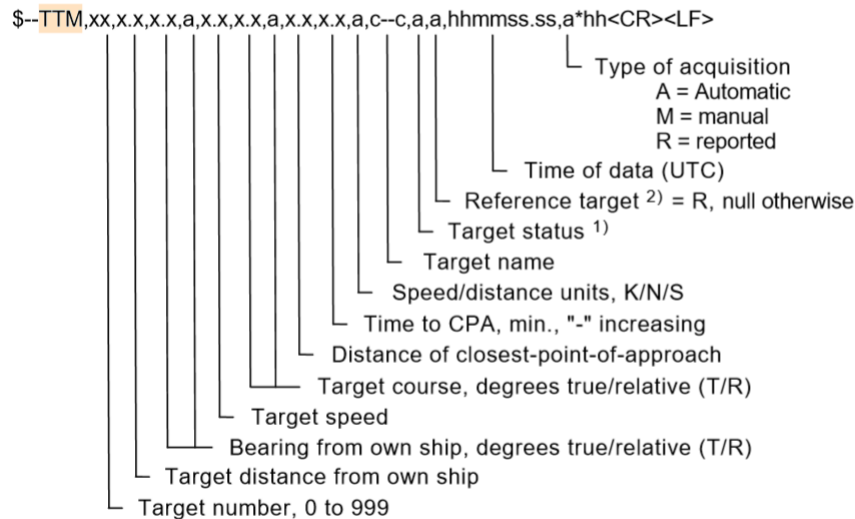


Abbildung 2.1: TTM Telegramm (NMEA Nachricht) [2]

2.1.3 WGS 84 und Loran-C

WGS 84

Das World Geodetic System 1984 (WGS 84) ist ein einheitliches System zur Positionsbestimmung auf dem Erdellipsoid [3]. Es basiert auf einem Referenzellipsoid. Dieser Referenzellipsoid ist wie folgt parametrisiert:

Semi Major Axis $a = 6.378.137m$

Semi Minor Axis $b = 6.356.752m$

Abflachungsfaktor der Erde $\frac{1}{f} = 298,257223563$

Somit sind globale Positionsangaben in Längen- und Breitengrad möglich. Die Längengrade verlaufen zwischen dem Nord- und Südpol, die Breitengrade parallel zum Äquator. Dadurch sinkt die Distanz zwischen benachbarten Längengraden, je näher sie einem Pol kommen. Die Längen- und Breitengrade werden in Grad angegeben. Bei Positionsangaben werden für höhere Genauigkeit zusätzlich die Gradminuten und Gradsekunden angegeben.

Das WGS 84 wird in GPS Empfängern verwendet und ist somit ein essenzielles System zur Positionsbestimmung in der Schifffahrt.

Loran-C

Die Long Range Navigation (LORAN) ist eine alternative Methode zur Positionsbestimmung. Die aktuelle Version wird LORAN-C [4] genannt. In der Schifffahrt wird diese verwendet, wenn kein GPS-Signal verfügbar ist.

Dieses Navigationssystem basiert auf einem Hauptsender und bis zu fünf Nebensendern. Diese sind durch eine Distanz von mehreren 100 Kilometern getrennt.

Diese Sender senden in bestimmten Abständen Signale aus, welche von Schiffen empfangen werden können. Hierbei gibt es zwischen den Signalen der Sender eine Verzögerung um Störungen unter den Sendern zu vermeiden. Das Schiff, welches die Signale empfängt kann nun Anhand der zeitlichen Differenz, der Signale, die Eigenposition bestimmen.

Die Genauigkeit von LORAN-C ist abhängig von der Lage des Schiffes zu den Sendestationen und der Qualität des Signalempfängers. Aktuell gibt es bereits Signalempfänger, welche bei optimalen Bedingungen eine Genauigkeit von bis zu zehn Metern garantieren, dies entspricht etwas der Genauigkeit eines durchschnittlichen GPS-Empfängers. Dieser hat eine Genauigkeit zwischen zehn und fünfzehn Metern [26]. Derzeit sind auf den meisten Schiffen ältere Empfänger verbaut, welche die Eigenposition nur auf einige Hundert Meter genau bestimmen können.

2.1.4 Berechnungen auf dem Erdellipsoid

Die Berechnung von Entfernung auf dem Erdellipsoid sind besonders, weil sie mit geodätischen Koordinaten bestimmt werden müssen. Die Position der geodätischen Koordinaten enthält auch die Abplattung der Erde, diese steigt, je näher die Position an einem der Pole liegt. Die Fehler, die durch diese Abplattung entstehen, sollen möglichst gering gehalten werden, deswegen gibt es verschiedene Formeln zur Berechnung auf dem Erdellipsoid, welche sich in Genauigkeit und Performanz unterscheiden.

Für diese Arbeit sind Formeln wichtig, welche die erste und zweite geodätische Hauptaufgabe lösen können. Die erste geodätische Hauptaufgabe ist das Bestimmen eines Punktes mit einem gegebenen Punkt, einer Richtung und der Distanz. Die zweite geodätische Hauptaufgabe ist das Bestimmen von Richtung und Distanz zwischen zwei Punkten. Zur Lösung der ersten beiden geodätischen Hauptaufgaben werden im weiteren drei Möglichkeiten dargestellt und bewertet.

Die erste Möglichkeit ist die Berechnung über die euklidische Norm. Dabei werden die Koordinaten auf einer Ebene angenommen und dementsprechend berechnet.

Der Vorteil hiervon ist, dass wenn die Entfernungen zwischen den Punkten nicht zu groß werden, der Fehler durch die Erdkrümmung nur sehr klein ist. Zusätzlich ist die Berechnung sehr simpel und effizient ausführbar. Die Berechnung über diesen Weg ist nur ratsam, solange die Distanz nicht mehrere Längen- bzw. Breitengrade überschreitet. Denn ab diesem Punkt werden die Fehler durch die Erdkrümmung immer größer, wodurch auf komplexere Formeln mit erdähnlicheren Grundformen zurückzugreifen ist.

Die zweite mögliche Formel für die Berechnung ist die Haversine Formel [20]. Diese beruht auf der Annahme das die Erde eine perfekte Kugel ist und somit Distanzberechnungen auf einer Kugel möglich sind. Der Vorteil dieser Methode ist, dass der Fehler deutlich geringer als bei der euklidischen Norm bleibt. Jedoch ist der Fehler für größere Distanzen, vor allem über die Pole noch relativ groß. Die Formel ist deswegen für kleine bis mittlere Distanzen verwendbar, jedoch nicht für große Distanzen.

Die dritte Möglichkeit ist die Vincenty Formel [25]. Diese berechnet die geodätischen Hauptaufgaben auf einem Ellipsoiden. Dieser kann anhand der Erde parametrisiert werden. Das eröffnet die Möglichkeit, Punkte über eine beliebige Distanz zu berechnen ohne eine Erhöhung des Fehlers durch die Erdkrümmung. Die Formel hat jedoch eine höhere Laufzeit als die Vorherigen, da sie den Fehler der durch den Erdellipsoid entsteht bis zu einem Schwellwert minimiert. Die Formel soll egal wo auf der Erde eine gleichbleibende Ungenauigkeit haben, welche unter einem Zentimeter liegen soll.

Die Bestimmung der für den Fall richtigen Formel ist meisten abhängig von der Entfernung der Punkte und dem tolerierbaren Fehler. Eine Übersicht über die Abweichung der euklidischen Norm und der Haversine Formel im Vergleich zu der Vincenty Formel ist in Tabelle 2.1 dokumentiert. Hierfür wurde die Distanz zwischen dem Ursprung $(0, 0)$ und einem Punkt gemessen, welche immer weiter vergrößert wurde. Der Punkt, zu dem die Entfernung gemessen wurde, weist immer einen Richtungswinkel von 45 Grad auf. Die Werte in der Tabelle entsprechen Distanzen in der Einheit Kilometer.

Distanz Vincenty Formel	Abweichung Euklidische Norm zur Vincenty Formel	Abweichung Haversine Formel zur Vincenty Formel
1	0,0069	0,002
10	0,0626	0,02
100	0,626	0,2
1000	5,276	2

Tabelle 2.1: Entfernungsberechnung mit Unterschiedlichen Methoden

Es ist zu erkennen, dass der Fehler bei der Haversine Formel linear mit der Entfernung steigt. Bei der euklidischen Norm ist zu betrachten, dass der Fehler erst linear steigt, dies hat den Grund, dass die Messung am Ursprung des geodätischen Koordinatensystems begonnen hat. Dort sind die Distanzen für ein Längen bzw. Breitengrad fast gleich. Wenn größere Distanzen mit der euklidischen Norm berechnet werden, ist zu erkennen, dass der Fehler mit steigender Erdkrümmung immer weiter zunimmt.

2.2 Point Set Registration

2.2.1 Rigid und Non-rigid Transformationen

Point Set Registration Algorithmen lassen sich in zwei Kategorien einteilen. Diese sind Rigid (starre) Transformationen und Non-rigid (nicht starre) Transformationen. Im Weiteren werden beide Transformationen erklärt und ebenso ihre Unterschiede.

Unter einer rigid Transformation, versteht man eine Transformation, bei welcher sich die Abstände und die Winkel zwischen den Punkten nicht ändern. Das bedeutet, die Struktur der Punktwolke bleibt bei Transformationen unverändert. Die folgenden Transformationen gelten als rigid Transformationen, da sie die Struktur der Punktwolke nicht verändern:

1. Translation, das Verschieben der Punktwolke
2. Rotation, das Rotieren der Punktwolke um den Ursprung
3. Spiegelung, das Spiegeln der gesamten Punktwolke um eine Achse des Koordinatensystems

Hierbei ist Spiegelung aber eine eher selten verwendete Transformation im Kontext von Point Set Registration.

Eine Transformation wird als non-rigid bezeichnet sobald sie die Abstände und Winkel zwischen den Punkten verändert. Das bedeutet, sie verändert die Struktur der Punktwolke. Zusätzlich zu den rigid Transformationen sind die folgenden Transformationen möglich, diese sind:

1. Skalierung
2. Scherung
3. Dilatation

Die Point Set Registration Algorithmen lassen sich in eine der beiden Kategorien einteilen, je nach Art der Transformation, welche auf die Daten angewendet wird. Hierbei gibt es ein paar Überschneidungen, was die erlaubten Transformationen betrifft. Manche Algorithmen erlauben bei der rigid Transformation auch eine Skalierung wie der Coherent Point Drift Algorithmus.

2.2.2 Gaussian Mixture Model

Ein Gaussian Mixture Model [7, 19] (GMM) ist eine Mischverteilung basierend auf Normalverteilungen. Eine Mischverteilung ist eine Zusammensetzung von Verteilungen verschiedener Datenmengen. Bei Gaussian Mixture Models sind diese Verteilungen Normalverteilungen. Das heißt es beschreibt eine Menge von k Normalverteilungen, welche alle von jeweils unterschiedlichen Parametern abhängen. Diese Parameter sind:

1. Der Mittelwert μ
2. Die Varianz σ^2 bzw. die Kovarianz Σ im multidimensionalen Raum

Der Mittelwert ist das Zentrum der Verteilung. Die Varianz bzw. Kovarianz gibt die Breite der Verteilung an, diese ist im mehrdimensionalen Raum ein Ellipsoid. Die Dichtefunktion der Normalverteilungen i ist wie folgt definiert.

d : Dimension in welcher die Daten vorliegen

$$f_i(x) = N(\mu_i, \Sigma_i)(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_i) \cdot \Sigma_i^{-1} \cdot (x - \mu_i)\right)$$

Somit ist die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Gaussian Mixture Models die folgende.

$$f(x) = \sum_{i=1}^M w_i f_i(x) = \sum_{i=1}^M \cdot \frac{a_i}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_i) \cdot \Sigma_i^{-1} \cdot (x - \mu_i)\right)$$

Die Gaussian Mixture Models werden immer verwendet, wenn eine Verteilung aus mehreren Gauß-Verteilungen besteht oder es abschätzbar ist, dass dies der Fall sein wird. Dadurch finden sie eine Anwendung im Feld des Unsupervised Learnings für das Clustering von Datensätzen.

Sie finden auch in Point Set Registration Anwendung. Hier wird meist aus einer der Punktwolken eine Menge von Gaussian Mixture Models generiert, welche nun mit den Punkten der zweiten Punktwolke verglichen werden. Dadurch ist es möglich, eine probabilistische Lösung für das Problem zu bestimmen.

2.2.3 EM-Algorithmus

Der Expectation-Maximization Algorithmus [15] ist ein iterativer Algorithmus zur Bestimmung von „versteckten“ Parametern oder Parametern, welche von diesen abhängen. Ein „versteckter“ Parameter ist ein Parameter, welcher nur über die Abhängigkeit von einem anderen Parameter beobachtet werden kann. Hierfür muss ein mathematisches Modell existieren, um die beiden Parameter ineinander zu überführen.

Im Kontext des Point Set Registration sind, dass die Zuordnung der Punkte und die Transformationsparameter, welche benötigt werden, um die Punktwolken ineinander zu überführen. Sobald die Zuordnung bekannt ist, kann man damit die Transformationsparameter bestimmen und ebenso anders rum. Somit ist es das Ziel die Zuordnung zu finden, welche von den Transformationsparametern abhängt.

Der EM-Algorithmus startet meistens mit einer zufälligen Initialisierung und optimiert diese bis er konvergiert.

Er besteht aus zwei Schritten dem E- und dem M-Schritt. Der E-Schritt auch Expectation-Schritt genannt schätzt im ersten Durchgang die versteckten Parameter. In weiteren Durchläufen, werden die versteckten Parameter über das Ergebnis des M-Schrittes berechnet.

Der M-Schritt bestimmt anhand der im E-Schritt bestimmten versteckten Parameter die gesuchten Parameter mittels einer Maximum-Likelihood-Methode [18].

Diese beiden Schritte werden wiederholt bis sich die Parameter pro Iteration kaum noch ändern. Der EM-Algorithmus terminiert immer mit einer Lösung für das Problem. Diese Lösung ist aber nur ein lokales Maximum. Damit das globale Maximum gefunden werden kann, muss der Algorithmus mit verschiedenen Startparametern aufgerufen werden.

2.2.4 Coherent Point Drift

Der Coherent Point Drift Algorithmus [17] (CPD) ist ein Point Set Registration Verfahren, welches Rigid und non-Rigid Registrierungen lösen kann. Im Weiteren wird hier der Ablauf der rigid Registrierung erläutert, da nur dieser im Kontext dieser Arbeit relevant ist.

Der CPD gehört zu den probabilistischen Point Set Registration Verfahren, dies bedeutet er arbeitet mit Wahrscheinlichkeiten für die Zuordnung der Punkte anstatt mit einer festen Zuweisung. Dieser probabilistische Weg ist möglich, da der Algorithmus mit Gaussian Mixture Models arbeitet.

Im Folgenden wird die Funktionsweise des Coherent Point Drifts genauer beschrieben.

Es wird eine Punktwolke durch GMM Mittelwerte beschrieben. Das bedeutet, jeder Punkt wird als eine Normalverteilung angenommen mit seiner Position als Mittelwert und einer gleichen Varianz für alle Punkte. Die andere Punktwolke bleibt in ihrer normalen Form. Die GMM Punktwolke wird im Weiteren als bewegendes Punktwolke und die sich nicht bewegendes Punktwolke als feste Punktwolke bezeichnet.

Der Algorithmus wird mit zufälligen Transformationsparametern initialisiert, welche in einem EM-Algorithmus maximiert werden.

Der EM-Algorithmus besteht aus einem E- und einem M-Schritt. Der E-Schritt bestimmt mithilfe der Transformationsparameter die Wahrscheinlichkeiten für eine Zuordnung von jedem Punkt der bewegendes Punktwolke zu jedem Punkt der festen Punktwolke. Dies geschieht mithilfe folgender Formel für den zwei-dimensionalen Fall.

p_{mn} : Wahrscheinlichkeit das Punkt m Punkt n zugeordnet werden kann

σ^2 : Kovarianz der beiden Punktwolken

x : Punkt aus der feststehenden Punktwolke mit N Punkten

y : Punkt aus der bewegendes Punktwolke mit M Punkten

R : Rotationsmatrix

t : Translationsvektor

w : Gewichtung der Normalverteilung

$$p_{mn} = \frac{e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\|x_n - (Ry_m + t)\|^2}}{\sum_{k=1}^M e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\|x_n - (Ry_m + t)\|^2} + (2\pi\sigma^2) \cdot \frac{w}{1-w} \cdot \frac{M}{N}}$$

Der M-Schritt bestimmt nun neue maximierte Transformationsparameter, welche anhand der Zuordnung optimiert wurden. Hierfür wird die Rotationsmatrix mithilfe von Singulärwertzerlegung bestimmt und der Translationsvektor durch folgende Formel bestimmt.

t : Translationsvektor

R : Rotationsmatrix

μ_{fix} : Mittelwert feste Punktwolke

μ_{moving} : Mittelwert bewegende Punktwolke (GMMs)

$$t = \mu_{fix} - R\mu_{moving}$$

Diese beiden Schritte werden solange wiederholt, bis die Änderung in den Transformationsparametern nur noch unter einem gewissen Schwellwert liegt. Das bedeutet, die Zuordnung und die Transformationsparameter werden durch den EM-Algorithmus solange verbessert bis ein Maximum gefunden wurde. Dieses Maximum muss aber nicht das globale Maximum sein. Der EM-Algorithmus findet immer nur ein lokales Maximum, das bedeutet, dass auch der CPD immer nur ein lokales Maximum für die Zuordnung und Transformation findet. Aus diesem Grund dürfen die Punktwolken zu Beginn der Zuordnung keine zu großen Unterschiede aufweisen, da sonst die Punkte initial falsch zugeordnet werden und möglicherweise der Algorithmus nur ein lokales Maximum findet. Eine weitere Schwäche des Algorithmus ist, dass die Menge an Ausreißern, welche erwartet werden initial eingegeben werden müssen. Somit ist es notwendig, dass diese Menge bestimmbar oder abschätzbar ist für ein optimales Ergebnis.

3. Literaturvergleich

3.1 Fusion von AIS- und ARPA-Signalen

Das Ziel der Arbeit ist es, eine sichere Zuordnung zwischen ARPA und AIS-Signalen zu finden. In diesem Gebiet gibt es schon mehrere wissenschaftliche Ansätze, welche unter der Fusion von AIS und ARPA-Signalen bekannt sind. Diese werden im Folgenden betrachtet, zudem wird ein Vergleich dieser Methoden mit der aktuellen Arbeit präsentiert.

Die Fusion von ARPA- und AIS-Signalen ist ein wichtiger Bestandteil der Kollisionsverhinderung auf Schiffen. Die Fusion bringt den Vorteil, dass die Daten des Radars, welche Schiffe und Objekte in der Nähe enthalten, mit den absoluten Positions- und Informationsdaten des AIS verglichen und auf der elektronischen Seekarte (ECDIS) angezeigt werden können. Viele der Verfahren basieren darauf die Daten nicht nur zuzuordnen, sondern sie verfolgen zu können, dass so genannte „Tracking“.

Durch diesen Vergleich steigt die Genauigkeit und Verlässlichkeit beider Systeme, da ARPA bei schlechten Wetterbedingungen nur eingeschränkt gute Ergebnisse liefert und AIS ein unverschlüsselt übertragenes Datenpaket ist.

Dieser Vorteil wurde schon früh erkannt, weswegen schon 2009 Methoden gesucht und entwickelt wurden, um diese Erhöhung der Sicherheit im Bereich Kollisionsverhinderung zu erreichen. Hierzu zählt die Arbeit von Shiun, Jinbao und Chaojian[22], welche einen Algorithmus entwickelten, der die Genauigkeit und die Zuverlässigkeit des „Trackings“ deutlich erhöhen soll.

In weiteren Arbeiten wurde immer weiter versucht, die Genauigkeit des „Trackings“ und der korrekten Zuordnung zu steigern. Hierfür wurde versucht die Ungenauigkeiten und fehlenden Daten, welche auftreten mithilfe eines Algorithmus, basierend auf der *Grey Theory* zu lösen [8]. Die Grey System Theory findet eine Lösung für das gegebene Problem, jedoch ist nicht garantiert, dass diese eine op-

timale Lösung ist.

Weitere Ansätze zur AIS- und ARPA-Signal Fusion basierten darauf, die AIS- und ARPA-Daten mithilfe von einem Kalman-Filter zuzuordnen, indem dieser anhand der AIS-Daten die nächste Position des Schiffes bestimmte und dies mit den Radar Daten verglich. Der Kalman-Filter dient für optimale Schätzungen von mathematisch beschreibbaren Problemen. Mehrere Arbeiten in diesem Gebiet von Stateczny, thematisieren den Kalman Filter für die Fusion von AIS und ARPA Daten[24, 23].

Neuere Ansätze verwenden anstatt nur des Bearings und der Distanz aus dem Radar das ganze Radarbild und die Positionsdaten aus den AIS-Daten. Durch diese Methodik können deutlich besser Schiffe zugeordnet und verfolgt werden [11]. Nach den Erkenntnissen dieser Arbeit wurden weitere Arbeiten verfasst, welche zu der Fusion nun das komplette Radarbild verwendeten. Eine hiervon nutzt eine Abwandlung des Monte-Carlo Algorithmus zur Fusion und Verfolgung von Schiffen [10].

Die in dieser Arbeit entwickelte Methode zur Zusammenführung von AIS- und ARPA-Daten unterscheidet sich in mehreren Punkten von den bekannten Methoden zur ARPA und AIS Fusion. Die Anforderungen für die Zusammenführung beider Informationsquellen ist eine andere. Die Fusion von ARPA und AIS versucht mit der Zusammenführung und Verfolgung der Schiffe auf der Seekarte gefährliche Kollisionsszenarien vorauszusehen und zu verhindern, sowie dem Nautiker ein genaueres Informationsbild auf der Seekarte zu bieten. Diese Arbeit zielt auf eine möglichst genaue Positionsbestimmung mithilfe dieser Daten ab und dies im Kontext von möglichen Manipulierten oder falschen Daten. Somit kann der AIS-Position bedingt nicht vertraut werden, da sie manipuliert sein kann. Deshalb müssen die Daten unter der Vermutung verglichen werden, dass fehlerhafte Daten enthalten und nicht alle Positionen korrekt sind.

Zusätzlich arbeiten alle genannten Algorithmen immer mit dynamischen Daten. Das bedeutet sie schätzen, nachdem sie zwei Datenpaare zusammengefügt haben, immer wieder ab wo das Schiff bei der nächsten AIS-Nachricht sein muss und wie sich das reelle Schiff dazu verhält. In dieser Arbeit wurde ein statischer Ansatz gewählt, damit direkt eine Lösung für die Eigenposition bestimmt werden kann.

3.2 Point Set Registration Methoden

Point Set Registration ist ein bekanntes Problem aus der Mustererkennung. Zu diesem Thema wurden bereits viele Ansätze entwickelt und evaluiert. In diesem Abschnitt werden bekannte Point Set Registration Algorithmen genannt, welche mit dem verwendeten Algorithmus Ähnlichkeiten aufweisen. Zusätzlich werden auch Algorithmen genannt, welche in manchen Gebieten und unter bestimmten Bedingungen bessere Ergebnisse liefern können. Ein Point Set Registration Algorithmus wird verwendet um die Zuordnung der Punkte von zwei teilweise gleichen Punktwolken zu finden, sowie die Transformation, welche beide Punktwolken voneinander unterscheidet.

Die genannten Algorithmen beschränken sich größtenteils auf rigid Transformationen, da dies auch der Anwendungsfall dieser Arbeit ist. Es gibt jedoch noch deutlich mehr Algorithmen für non-rigid Transformationen, welche z. B. bei Bilderkennung verwendet werden.

Die Verwendung von Gaussian Mixture Models war schon vor dem Coherent Point Drift Algorithmus eine Methode zur Bestimmung einer probabilistischen Zuordnung. Hierzu haben Jian und Vemuri 2005 eine Methode entwickelt, welche mithilfe der L_2 -Norm zwischen zwei Gaussian Mixture Models das Point Set Registration Problem lösen kann [13]. Diese Methode war noch recht fehleranfällig, weswegen sie 2011 ein Framework entwickelten, in welchem Sie ihre Arbeit auf andere Algorithmen ausweiteten. Dieses Framework erweiterte die bekannten Algorithmen, sodass sie statt mit zwei Punktwolken nun mit zwei Gaussian Mixture Models arbeiteten [14].

Zur Lösung des Point Set Registration Problems wird in manchen Algorithmen der EM-Algorithmus verwendet, da es mit ihm möglich ist, die Zuordnung und die Transformationsparameter gleichzeitig iterativ zu bestimmen. Der bekannte rigid Point Set Registration Algorithmus Iterative Closest Point (ICP) wurde auch mit diesem Algorithmus erweitert. Diese Erweiterung wird EM-ICP [9] genannt. Der EM-ICP wurde auch mit GMMs erweitert und in Erweiterungen robuster gegen Ausreißer gemacht. Der Nachteil dieses Algorithmus ist, dass er immer nur ein lokales Minimum finden konnte, da der EM-Algorithmus immer nur zum nächsten Maximum konvergiert. Deswegen waren weitere Verfahren wie Simulated Annealing notwendig, um ein globales Optimum zu bestimmen.

Eine weitere Methode ist der Expectation Conditional Maximization for Point Registration Algorithmus (ECMPR) [12] für rigid Registration, welcher eine Ab-

änderung des EM-Algorithmus ist und eine bessere Methode zur Bestimmung der Rotation und Translation verspricht. Diese Methode findet bei richtiger Initialisierung, welche bei manchen Datensätzen schwer sein kann, das globale Maximum und damit die korrekte Zuordnung der Punktwolken.

Das Finden vom globalen Optimum wurde später im Jahr 2015 mit der ICP Erweiterung Global Optimal - Iterative closest Point (GO-ICP) [27] erreicht. Dieser Algorithmus konnte ein globales Optimum für eine rigid Registration bestimmen. Das globale Optimum wird mit einem Branch and Bound Algorithmus gefunden, welcher die optimale Transformation finden soll. Dieser Ansatz löst das Problem, dass das Ergebnis nicht von der Initialisierung abhängt, sondern immer das globale Maximum gefunden wird. Der Ansatz hat mehrere Nachteile, wie die langsame Laufzeit bei verrauschten Daten und den entstehenden Fehlern durch Ausreißer. Zusätzlich kann der Algorithmus keine Ausreißer finden, deswegen führen solche zu Fehlern.

Ein weiterer global optimaler Algorithmus ist eine Coherent Point Drift Erweiterung [28]. Diese Erweiterung behandelt bekannte Probleme des CPD, wie die manuellen Eingabe der vermuteten Ausreißer Menge und dem Finden von nur lokalen Maxima. Hierfür verwendet der Algorithmus rotation invariant shape context (RISC) und den EM-Algorithmus, wobei dieser nur abschließend die Zuordnung und Transformationsparameter bestimmt. Der Ansatz löst die kritischen Probleme von CPD, wie das Finden von nur lokalen Maxima. Der Algorithmus basiert jedoch auf der non-rigid Variante des CPD und verändert somit die Struktur der Punktwolke bei der Transformation.

Der Coherent Point Drift Algorithmus [17], der auch in dieser Arbeit verwendet wurde, ist ein Point Set Registration Algorithmus basierend auf Gaussian Mixture Models und dem EM-Algorithmus. Er ist unter allgemeinen Bedingungen schlechter einzuschätzen, als der GO-ICP und der Erweiterung des CPD, jedoch erfüllt er alle Bedingungen, welche für diese Arbeit notwendig waren. Diese sind:

1. Reine Rigid Transformation (Rotation und Translation)
2. soft Assignment, eine Wahrscheinlichkeit für die Zuordnung
3. Erkennen und nicht zuordnen von Ausreißern
4. Finden von beliebigen Rotationen
5. Umgang mit verrauschten Daten

Unter diesen Anforderungen ist die Entscheidung für den CPD gefallen. Der CPD ist nahezu ein Standardalgorithmus, weswegen viele Algorithmen sich mit diesem Vergleichen. Dies vereinfacht das finden von besseren Algorithmen in diesem Gebiet, falls der CPD ausgetauscht werden soll.

4. Umsetzung

4.1 Ansätze

Im folgenden Abschnitt werden verschiedene Ansätze behandelt, welche im Laufe der Arbeit evaluiert wurden. Alle diese Ansätze basieren auf dem Prinzip einer rigid Registration, da sich die Abstände zwischen Punkten nicht ändern dürfen. Der Grund hierfür ist, dass eine Veränderung der Abstände, eine Verfälschung des Radarbildes und somit einer Manipulation gleich kommen würde. Im Weiteren werden die Stärken und Schwächen der Ansätze betrachtet und mit dem ausgewählten Algorithmus verglichen.

4.1.1 Iterative Closest Point

Der *Iterative Closest Point* Algorithmus (ICP) ist ein sehr bekannter und verbreiteter Algorithmus für *Rigid Registration*. Es ist einer der ersten Point Set Registration Verfahren und wurde sehr oft mit verschiedenen Methoden erweitert. Der normale und unveränderte ICP funktioniert wie folgt:

Zuerst werden die Transformationsparameter so initialisiert, dass die beiden Punktwolken keine zu großen Unterschiede aufweisen, da sonst eine falsche Zuordnung für die Punkte resultieren können. Danach werden die Transformationsparameter (Rotation, Translation) auf eine Punktwolke angewandt, sodass nun für jeden Punkt aus der transformierten Punktwolke der dichteste Punkt aus der fixen Punktwolke bestimmt werden kann. Wenn die Zuordnung bestimmt wurde, kann nun über die Summe der Abstandskquadrate zwischen den Punkten ein Fehler zwischen den Punktwolken berechnet werden. Wenn der bestimmte Fehler einen Schwellwert unterschreitet ist die Zuordnung abgeschlossen. Sollte der Fehler zu groß sein, werden die Transformationsparameter anhand der gefundenen Zuordnung neu bestimmt und der Algorithmus wird iterativ wiederholt.

ICP existiert schon sehr lange, deswegen gibt es eine Vielzahl von Erweiterungen, wie z.B. EM-ICP [9], welches ICP durch den EM-Algorithmus erweitert. So existieren noch viele weitere Varianten die ICP für verschiedene Anwendungsfälle modifiziert haben.

Der ICP Algorithmus ist aufgrund seiner einfachen Funktionsweise sehr performant und leicht zu verstehen. Außerdem lässt er sich wegen seines modularen Aufbaus sehr gut erweitern und verändern, was ihn gut anpassbar für die unterschiedlichen Situationen macht. Er hat jedoch auch einige Nachteile, diese werden im Folgenden erläutert.

Die Punktwolken müssen initial bereits annähernd zueinander passen, da sonst nicht die optimale Lösung bestimmt werden kann. Außerdem sorgen fehlende Punkte in einer der Punktwolken für Probleme, da diese die Zuordnung verfälschen können und somit ebenso den berechneten Fehler.

Der ICP Algorithmus wurde aus folgenden Gründen nicht in dieser Arbeit verwendet:

- Die Rotation zwischen den beiden Punktwolken kann beliebig sein und ICP kann diese nur in einem kleinen Bereich korrekt finden
- Es können mehrere Punkte in den Punktwolken fehlen, aufgrund der großen Punktmenge, welche aus der Menge an Daten resultiert
- Die Zuordnung von Punkten ist digital (0 oder 1), was das Erkennen von Fehlern oder das bestimmen einer Vertrauenswürdigkeit sehr schwer macht

4.1.2 Subgraph Matching

Das Subgraph Matching ist ein weiterer Ansatz, um eine Zuordnung zwischen den Punktwolken wiederherzustellen. Hierfür wurde versucht die Punktwolken als zwei vollvermaschte Graphen zu betrachten.

Das Subgraph Matching auch Sub-Graph Isomorphismus Problem genannt, basiert auf zwei gegebenen Graphen G und H , wobei gezeigt werden soll, dass G einen Subgraph isomorph zu H enthält. Die Eigenschaft isomorph bedeutet, dass eine Bijektion zwischen den Kanten von G und H existiert, sodass zwei benachbarte Kanten in G auch in H benachbarten Kanten entsprechen. Für dieses Problem existieren bereits Algorithmen, welche es für große Graphen lösen können [1].

Die Stärke dieses Ansatzes ist die Genauigkeit, da das Finden eines Subgraphen eine eindeutige Zuordnung zur Folge hätte, welche je nach Größe des Subgraphs

auch als dementsprechend sicher einzustufen wäre. Durch die gefundene Zuordnung ist nun auch die Rotation zwischen den Punktwolken berechenbar.

Der Ansatz hat im Kontext dieser Arbeit eine Schwäche, diese ist das fehlende Erkennen von Ausreißern.

Das Graph Matching kann mit Ausreißern nicht arbeiten, da es keine fehlenden Punkte erkennen kann und ein vollvermaschter Graph sich zusätzlich negativ auf die Laufzeit auswirkt. Die Ausreißer bei diesem Problem können in AIS- sowie ARPA-Punktwolken existieren. In der AIS-Punktwolke existieren mehr Punkte als in der ARPA-Punktwolke, weil AIS eine höhere Reichweite als das Radar hat und AIS geografisch nicht durch verschiedene Höhen beschränkt ist.

Außerdem kann die ARPA-Punktwolke auch Punkte enthalten, die in der AIS-Punktwolke fehlen. Dies ist möglich, falls ein Schiff kein AIS sendet oder Radarschatten fälschlich für Schiffe gehalten werden. Zusätzlich ist der Ansatz sehr Laufzeit intensiv, da die beiden Graphen zuerst erstellt werden müssen, wofür die Distanz zwischen allen Punkten berechnet werden muss. Hierbei würden weitere Probleme entstehen, falls gleiche Distanzen mehrfach auftreten bzw. wie diese gleichen Distanzen auseinandergehalten werden könnten.

4.1.3 Coherent Point Drift

Der in dieser Arbeit verwendete Algorithmus ist der Coherent Point Drift Algorithmus. Die Wahl für diesen Algorithmus wird im Folgenden genauer erklärt.

Der CPD hat eine weiche Zuordnung (Wert zwischen 0 und 1), anstatt einer digitalen Zuordnung (0 oder 1) wie der ICP Algorithmus. Durch diese weiche Zuordnung ist es auch möglich, eine Aussage über die Vertrauenswürdigkeit eines Zuordnungspaares zu treffen. Somit kann Punkten, welche sicher zugeordnet werden konnten eine hohe Vertrauenswürdigkeit zugesprochen werden. Eine hohe Vertrauenswürdigkeit indiziert also, dass die ARPA und AIS-Daten zusammenpassen.

Eine weitere wichtige Eigenschaft von CPD ist, dass es möglich ist Ausreißer in den Punktwolken zu erkennen, solange man deren Menge im Vergleich zur Gesamtheit abschätzen kann.

Der CPD kann auch trotz Rauschens auf den Daten ein korrektes Ergebnis bestimmen, dies ist wichtig, da die Daten durch mehrere Faktoren verfälscht werden können wie z. B. die Sendefrequenz von ARPA und AIS.

Zusätzlich kann der CPD mehrfach ausgeführt eine beliebige Rotation der Punktwolke erkennen (siehe Kapitel 4.2.3), was essenziell für die Bestimmung des Hea-

dings des Schiffes ist (siehe 4.2.1). Dies funktioniert jedoch nur für einen bestimmten Bereich, da der CPD nur ein lokales Maximum finden kann. Auf dieses Problem wird in 4.2.3 genauer eingegangen.

In der folgenden Tabelle 4.1 ist die Entscheidungsfindung für das Verfahren tabellarisch gegenübergestellt anhand der Bedingungen aus 3.2. Zu erkennen sind die einzelnen Stärken der Ansätze und welche Eigenschaften fehlen, um das hier betrachtete Problem effektiv zu lösen.

	ICP	Subgraph Matching	CPD
Rauschen	Ja	Nein	Ja
Rotation	Nein	Ja	teilweise
Ausreißer	Nein	teilweise (nur wenige)	Ja
soft assignment	Nein	Nein	Ja

Tabelle 4.1: Vor- und Nachteile der Ansätze

Die Implementierung des CPD Algorithmus basiert auf der Arbeit von Gadowski [5]. Es steht unter der General Public License 2 (GPL2). In dieser ist der Algorithmus mithilfe der Eigen3 Bibliothek implementiert. Die Eigen3 Bibliothek umfasst Methoden für Matrizen Berechnung, sowie Methoden zur Singulärwertzerlegung.

Der von Gadowski implementierte CPD ist nicht der originale CPD. Er bietet weitere Möglichkeiten, wie das Spiegeln und Skalieren bei rigid Transformationen, jedoch auch die Möglichkeit, diese zusätzlichen Transformationen nicht zu verwenden.

Der Algorithmus gibt die Möglichkeit vor der Ausführung mehrere Einstellungen zu treffen. Hier wurden Folgende Einstellungen getroffen:

1. Spiegelung wurde als Transformation ausgeschlossen
2. Skalierung wurde als Transformation ausgeschlossen
3. Die Ausgabe der Zuordnung der Punkte wurde als Rückgabe festgelegt

Die Transformationen Skalierung wurden ausgeschlossen, weil das die Punktwolke in ihrer Form verändern würde. Die Spiegelung wurde ebenfalls deaktiviert, weil die ARPA- und AIS-Daten bereits spiegelkorrekt sind. Das ist nicht gewünscht, weil ARPA- und AIS-Daten bereits seitenrichtig und in einer einheitlichen Skalierung vorliegen.

4.2 Implementierung

4.2.1 Programmablauf

Das entstandene Softwaremodul umfasst verschiedene Abläufe, welche zum besseren Verständnis erläutert werden.

In Abbildung 4.1 ist der Ablauf der Software anhand eines Aktivitätsdiagramms dargestellt, dieser wird im Folgenden genauer erläutert.

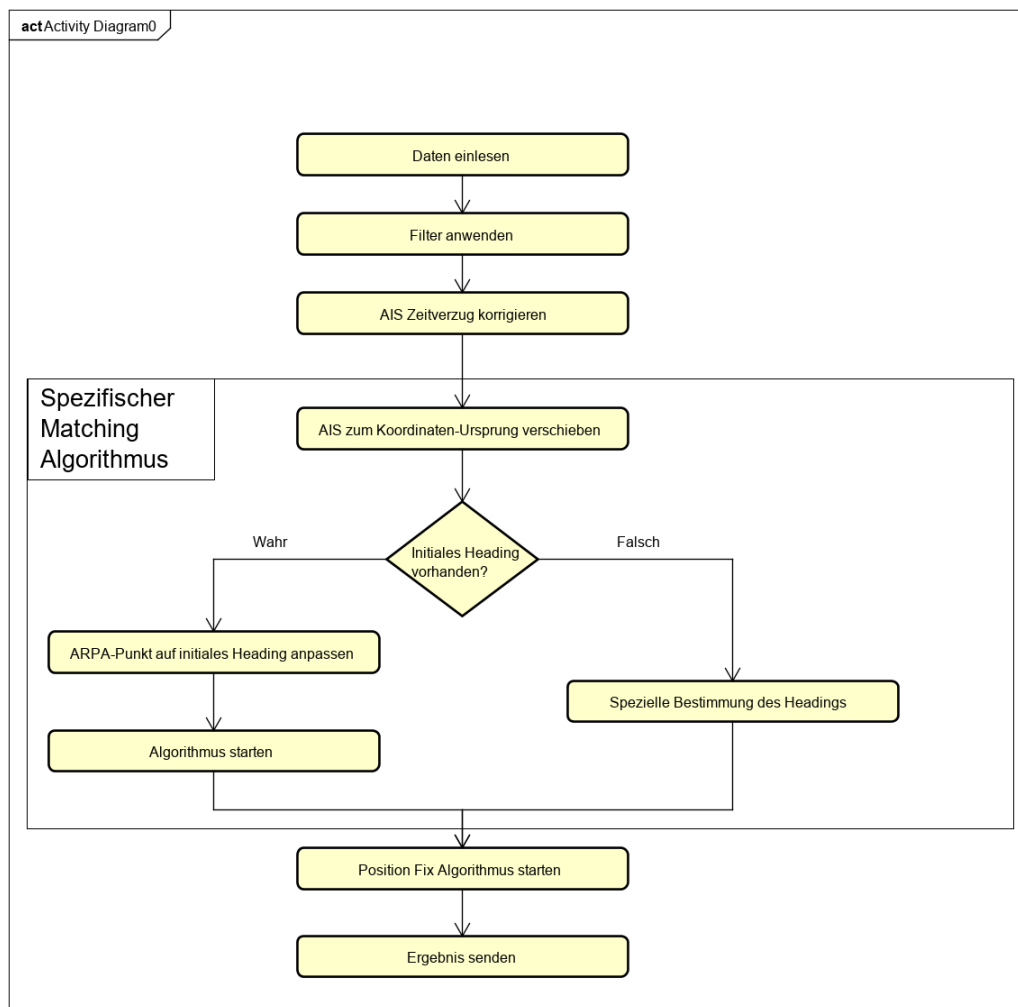


Abbildung 4.1: Aktivitätsdiagramm des Softwaremoduls

Zuerst wird bestimmt, welche der drei Filter auf die Daten angewendet werden müssen, um die relevanten Daten zu extrahieren. Hier gibt es drei Filter für die Daten. Diese drei sind, das Filtern nach den neuesten AIS und ARPA Daten der

Schiffe, das Filtern nach den AtoNs im AIS und das Filtern nach ARPA Daten, welche keine Geschwindigkeit aufweisen. Die letzten beiden Filter sind Teil der Arbeit von Herrn André Becker und werden in dieser Arbeit nicht verwendet.

Zusätzlich zu diesen drei Filtern werden die AIS-Daten mithilfe von Seekarten Informationen abgeglichen. Damit markante Landstationen, wie Leuchttürme garantiert in den AIS-Daten enthalten sind.

Nach der Anwendung der Filter auf die Daten wird der Zeitverzug der AIS-Daten korrigiert. Dieser Zeitverzug existiert, da AIS-Nachrichten in einer Frequenz zwischen drei Sekunden bis zwei Minuten gesendet werden können. Die Sendezeit ist abhängig von der Geschwindigkeit und der Kursänderung des Schiffes. Die Radarantenne, welche für die ARPA-Daten zuständig ist, benötigt jedoch für eine volle Umdrehung bzw. für das Erfassen aller umliegenden Schiffe nur ca. zwei bis vier Sekunden. Dieser zeitliche Versatz, zwischen den beiden Datensätzen, hat falls er nicht heraus gerechnet wird, einen großen Einfluss auf die Genauigkeit der Zuordnung des Algorithmus.

Im Folgenden startet der spezifische Algorithmus, die einzelnen Komponenten des Algorithmus werden im Laufe der Arbeit genauer behandelt, so wird *AIS zum Koordinaten-Ursprung verschieben* in Unterabschnitt 4.2.2 behandelt und wie das initiale Heading den Algorithmus beeinflusst, wird in 4.2.3 erklärt.

Nachdem der zeitliche Versatz behoben wurde und die AIS-Punkte zum Ursprung verschoben wurden, müssen die ARPA-Daten, welche in Polarkoordinaten vorliegen, in geodätische Koordinaten umgewandelt werden. Hierfür wird ein Punkt gewählt und die Punktwolke von diesem aus konstruiert. Wie dieser Punkt optimalerweise gewählt werden muss, ist in 4.2.2 beschrieben.

Nun kann der CPD mit den beiden Punktwolken als Parameter gestartet werden. Das Ergebnis des Algorithmus ist die Zuordnung zwischen den Punkten und des Rotationswinkels, welcher benötigt wurde, um die Punktwolken ineinander zu überführen. Die Zuordnung wird für den in 4.3 erklärten Position-Fix Algorithmus benötigt und die bestimmte Rotation entspricht dem Heading des Eigenschiffes. Die Bestimmung des Headings auf diese Weise ist möglich, da die ARPA-Daten von der relativen Ausrichtung des Schiffes abhängen, die AIS-Daten jedoch nach Norden ausgerichtet sind. Somit entspricht eine Drehung der ARPA-Punktwolke, bis sie mit der AIS-Punktwolke übereinstimmen, dem Winkel zwischen der Ausrichtung des Schiffes und der Himmelsrichtung Norden. Dies ist der Winkel, in welchem das Heading eines Schiffes angegeben wird. Eine genaue Berechnung hierzu ist in Abschnitt 4.3.1 zu finden.

Mit der Zuordnung der Daten kann nun der Position-Fix die Eigenposition bestimmen (4.3) und diese als Positionsangabe über eine NMEA-Nachricht an die Brücke senden. Zusätzlich wird eine Visualisierung des Ergebnisses (4.3.3) über die von Herrn André Becker entwickelte Netzwerkschnittstelle an die Seekarte (ECDIS) gesendet.

4.2.2 Ungenauigkeiten durch den Erdellipsoid

Der Coherent Point Drift Algorithmus basiert auf Koordinaten in kartesischer Form. In dieser Arbeit wurde dieser auf geodätische Koordinaten angewendet. Wodurch einige Genauigkeitsprobleme entstehen, die im Weiteren erläutert werden.

Das erste Problem beruht auf der Translation, die der Algorithmus anwendet, um die Distanz zwischen zwei Punktwolken zu minimieren.

Die Translation basiert auf der Distanz zwischen den Schwerpunkten der Punktwolken. Dies ist zwar in einem kartesischen Koordinatensystem korrekt, in dem der Abstand zwischen zwei Punkten über die euklidische Norm bestimmt werden kann, jedoch nicht wenn mit geodätische Koordinaten gerechnet wird. Der Grund hierfür ist, dass der Abstand zwischen den Längengraden zwischen Nord- bzw. Südpol und dem Äquator sich je nach Position ändert. Als Folge hiervon ist es zwar möglich die Punktwolken zueinander zu bewegen, jedoch ist die Translation, welche der Algorithmus bestimmt, mit einem Fehler versehen. Der Abstand zwischen den Punktwolken kann beliebig groß sein, da die ARPA-Punktwolke ohne eine absolute Positionsangabe in Polarkoordinaten vorliegt und somit eine initiale Position benötigt wird, um aus dieser geodätische Koordinaten zu erstellen.

Das zweite Problem entsteht durch die Rotation, welche Teil des Algorithmus ist. Bei einer Rotation werden alle Punkte einer Punktwolke um den Ursprung des Koordinatensystems gedreht und erhalten somit eine neue Position. Durch das Rotieren einer kartesischen Punktwolke um den Ursprung ändern sich die Positionen der Punkte, jedoch nicht die Abstände zwischen den Punkten. Wenn man geodätische Koordinaten rotiert, ändern sich ebenso die Positionen der Punkte, jedoch ändert sich hier auch der Abstand zwischen den Punkten, aufgrund der unterschiedlichen Abstände zwischen Längengraden. Die Abweichungen steigen mit dem Abstand zwischen den Punktwolken.

Die Lösung für das erste Problem (Translation) ist das eliminieren der Abstände zwischen den Schwerpunkten der Punktwolken. Die Translation, die für das

Überführen der einen Punktwolke in die andere benötigt wird, resultiert in einer kleinen Abweichung.

Die Lösung für das zweite Problem (Rotation) ist das Verschieben des Schwerpunktes der zu rotierenden Punktwolke in den Ursprung des Koordinatensystems. Eine Rotation dieser Punktwolke bewirkt nun, dass der Schwerpunkt seine Position nicht verändert, wodurch die Punkte der Punktwolke eine minimale Positionsänderung durch eine Rotation erfahren.

Somit ist die Lösung für beide Probleme die Translation beider Punktwolken auf den Ursprung des Koordinatensystems, um so die Ungenauigkeiten so gering wie möglich zu halten. Dies hat auch den Effekt, dass Fehler, welche durch das Verwenden der euklidischen Norm auf dem Erdellipsoid entstehen, geringer ausfallen, weil Längen- und Breitengrad im Ursprung des Koordinatensystems fast gleich lang sind.

Für die ARPA-Punktwolke ist dies trivial, da aufgrund der Radar Daten diese Punkte in Polarkoordinaten angegeben sind.

Die AIS-Punktwolke ist jedoch an ihre absolute Position gebunden, deswegen ist eine andere Methodik notwendig, um die Punktwolke, ohne Änderung der Abstände zwischen den Punkten, verschieben zu können. Die Methodik sieht das Bestimmen des Schwerpunktes vor. Zu diesem wird der Abstand und der Richtungswinkel zu jedem Punkt bestimmt. Nun kann der Schwerpunkt verschoben werden und durch die vorher gewonnenen Informationen lässt sich die Punktwolke an einem anderen Punkt wiederherstellen. Der zu bestimmende Punkt ist der Schwerpunkt der AIS-Punktwolke, welcher sich, bei nicht gewichteten Punkten, über das arithmetische Mittel bestimmen lässt.

X : Punktwolke X

\bar{x} : arithmetisches Mittel der Punktwolke X

n : Punktmenge der Punktwolke X

x_i : Punkt i der Punktwolke X

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

Für die Berechnung der Distanz und der Winkel zwischen den Punkten wird die Vincenty Formel verwendet, damit keine Fehler durch die Erdkrümmung entstehen. Nun liegt die AIS-Punktwolke in Polarkoordinaten vor. Das macht es möglich sie ebenso wie die ARPA-Punktwolke an den Ursprung zu platzieren.

4.2.3 Rotationsschwäche von Coherent Point Drift

Das Erkennen von Rotation ist eine essenzielle Eigenschaft, welche der Algorithmus benötigt, um die Punktwolken einander zuzuordnen und somit auch das Heading des Eigenschiffes zu bestimmen. Die Rotation kann jedem beliebigen gültigen Wert entsprechen, da die Drehung der ARPA Punktwolke abhängig vom Heading ist und die Drehung der AIS Punktwolke immer nach Norden ausgerichtet ist. Somit ist jeder Rotationswinkel eine mögliche Lösung und das Problem kann nicht vorher behandelt werden.

Der CPD kann nur ein lokales Minima finden, da er auf dem EM-Algorithmus basiert. Die erkennbare Rotation liegt nach Golyanik bei ca. 65 Grad [6]. Bei Punktwolken, welche mehr als 65 Grad Rotationsunterschied besitzen, findet der Algorithmus möglicherweise nur ein lokales Minima. Ein hierzu ausgeführter Versuch mit perfekten Daten beweist diese These (Tabelle 4.2).

In Tabelle 4.2 wurden die Ergebnisse des CPD Algorithmus für verschiedene Rotationen bestimmt. Diese Messung wurde mit perfekten Daten ausgeführt, dies bedeutet, dass alle Punkte zugeordnet werden können. Zudem ist es möglich die Punkte perfekt aufeinander zuzuordnen, sodass lediglich der Rotationswinkel der Punktwolken sie voneinander unterscheidet. Die Punkte der Punktwolke wurden zufällig anhand einer Normalverteilung erstellt und besteht aus 20 Punkten in geodätischen Koordinaten.

Rotationswinkel (°)	Gefundenes Minima (°)
0 - 70	0
80 - 140	111
150 - 160	172
170 - 220	230
230 - 300	282
310 - 0	0

Tabelle 4.2: Bestimmte Rotation durch CPD an perfekten Daten

Es ist deutlich zu erkennen, dass der CPD Algorithmus ab einem bestimmten Rotationswinkel, die korrekte Rotation nicht mehr findet und in einem lokalen Minimum terminiert. In den Testdaten von Tabelle 4.2 werden fünf verschiedene Minima gefunden, welche je nach Rotation der Punktwolke gefunden werden. Für dieses Problem wurde eine Lösung entwickelt, um die korrekte Rotation sowie Zuordnung zu bestimmen.

Hierfür wird der Algorithmus mehrfach ausgeführt, wobei nach jeder Ausführung die ARPA-Punktwolke rotiert wird und die Ergebnisse gespeichert werden. Für die kontinuierliche Rotation wurden 45 Grad gewählt. Es wurden 45 Grad gewählt anstatt den gemessenen 65 Grad, weil diese Messung ohne Ausreißer stattfand und außerdem noch weitere Abweichungen das Ergebnis beeinflussen können. Eine dieser zu beachtenden Abweichungen ist, dass euklidische Transformationen auf geodätische Daten angewandt werden, was in Abweichungen resultiert. Die Rotation der ARPA-Punktwolke ist sehr einfach, da sie bereits in Polarkoordinaten vorliegt. Nachdem der Algorithmus achtmal ausgeführt wurde ($\frac{360}{45} = 8$) werden die Ergebnisse verglichen. Hierbei wird das Ergebnis mit dem geringsten Fehler zwischen den Punkten ausgewählt, da so das globale Optimum gefunden wird.

Diese Lösung hat natürlich einen großen Nachteil. Der Algorithmus muss achtmal gestartet werden um ein korrektes Ergebnis zu produzieren, dies wirkt sich negativ auf die Performanz aus. Die achtfache Ausführung ist jedoch nur beim initialen Ausführen des Softwaremoduls nötig, weil nach dem ersten Durchlauf des Softwaremoduls das Heading aus vorheriger Iteration verwendet werden kann. Dadurch kann der Algorithmus jede Sekunde kontinuierlich neu aufgerufen werden um die Werte aktuell zu halten. Dadurch muss der Algorithmus statt acht- nur einmal ausgeführt werden, da nur sehr wenige kleine Schiffe eine Drehung von 45 Grad in einer Sekunde schaffen.

4.3 Position-Fix

Der folgende Abschnitt beschreibt die Berechnung der Eigenposition und des Sicherheitsbereichs, welche aus der Zuordnung und dem bestimmten Heading des CPD möglich ist.

4.3.1 Bestimmung der Eigenposition

Mit dem Ergebnis des Coherent Point Drift Algorithmus können ARPA-Punkte auf ihre zugehörigen AIS-Punkte zugeordnet werden. Dadurch ist nun bekannt, wo dieser Punkt absolut auf der Karte (AIS-Daten) und wie er relativ zu der Schiffseigenposition liegt (ARPA-Daten). Durch diese beiden Daten ist es möglich, die Schiffseigenposition für jedes Paar zugeordneter Punkte zu berechnen.

Derzeit wird bei Versagen der GPS-Anlage die Eigenposition von der Besatzung

des Schiffes bestimmt. Hierfür werden markante Ziele gesucht wie unter anderem Leuchttürme. Diese werden in der Seekarte durch z. B. ihr Lichtzeichen gefunden. Nun kann mittels einer Peilung [16] eine Eigenposition bestimmt werden. Dies wird für zwei bis drei Ziele wiederholt, womit der Nautiker nun die Eigenposition berechnen kann. Dies ist sehr aufwendig und soll von dem hier entwickelten Algorithmus möglichst ohne manuelle Eingaben umgesetzt werden. Dessen Funktionsweise wird im Weiteren genauer beschrieben.

Damit diese Rückrechnung auf die Eigenposition möglich ist, muss zuerst das relative Bearing aus den ARPA-Daten in *true* Bearing umgerechnet werden. Als *true* Bearing wird das Bearing bezeichnet, welches relativ zur Nord-Richtung angegeben wird. Diese Umrechnung ist möglich, da der CPD-Algorithmus das Heading des Schiffes bestimmt. Das Heading des Schiffes ist relativ zur Nord-Richtung und bietet somit die Möglichkeit über folgende Formel eine relative Bearing Angabe in *true* Bearing umzurechnen:

b_{true} : *true* Bearing
 b_{rel} : Relatives Bearing
 h : Heading des Eigenschiffes

$$b_{true} = (b_{rel} - h) \mod 360$$

Nun kann von jedem Datenpaar eine individuelle Eigenposition bestimmt werden. Dies basiert auf der Lösung der 1. geodätischen Hauptaufgabe, diese ist das Berechnen eines Punktes mit einem Startpunkt, einer Richtung und einer Distanz. Der Startpunkt sind die AIS Koordinaten, die Richtung ist das negierte *true* Bearing und die Distanz kann aus den ARPA - Daten entnommen werden. Die Lösung der 1. geodätischen Hauptaufgabe lässt sich mithilfe der Vincenty Formel bestimmen.

Nachdem dies für jedes Datenpaar wiederholt wurde, existiert eine Punktwolke, welche die individuellen Eigenpositionen enthält. Zur Bestimmung der Eigenposition wird das arithmetische Mittel über diese Punktwolke gebildet. Es besteht auch die Möglichkeit hier das gewichtete arithmetische Mittel zu verwenden, solange eine Gewichtung bestimmbar ist. In dieser Arbeit wurde dies mittels des gewichteten arithmetischen Mittels umgesetzt, wobei die Gewichtung die Zuordnungswahrscheinlichkeiten aus dem CPD sind.

Diese Methodik berechnet die Eigenposition mit viel mehr Informationen als eine normale Peilung, da alle umliegenden Schiffe als Informationsquelle heran gezogen werden. Zusätzlich wird auch das *true* Bearing und die Distanz aus dem Radar zum Berechnen der Eigenposition verwendet, was eine Positionsbestimmung über diesen Algorithmus genauer und sicherer macht als eine normale Peilung.

In der Abbildung 4.2 sind 10 zurückgerechnete Eigenpositionen als rote Punkte markiert, das arithmetische Mittel als grüner Punkt und das gewichtete arithmetische Mittel als blauer Punkt. Die Auswirkung für die Verwendung eines gewichteten arithmetischen Mittels anstatt des normalen arithmetischen Mittels ist in dieser Abbildung erkennbar. In der Abbildung haben die Punkte 6 - 10 eine höhere Gewichtung als die Punkte 1 - 4. Das sorgt dafür, dass diese beim gewichteten Arithmetischen Mittel stärker berücksichtigt werden.

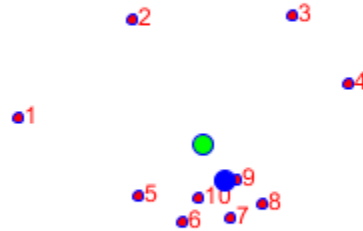


Abbildung 4.2: Arithmetisches Mittel der individuell zurückgerechneten Eigenpositionen

Die Abbildung zeigt, wie stark die Genauigkeit der Positionsbestimmung erhöht werden kann, falls es möglich ist, eine Aussage über die Genauigkeit oder die Vertrauenswürdigkeit der einzelnen Punkte treffen zu können. Ein Maß hierfür ist die Zuordnungswahrscheinlichkeit des CPD oder die Unterscheidung zwischen AtoN und Schiff.

4.3.2 Bestimmung der Sicherheit der Eigenposition und Eliminierung von Ausreißern

Die Bestimmung der Eigenposition erfolgt über das arithmetische Mittel, dieses ist jedoch anfällig für Ausreißer in der Punktwolke. Zusätzlich ist es notwendig, die bestimmte Eigenposition mit einer Sicherheit bzw. eines Sicherheitsbereichs angeben zu können.

Durch die Anfälligkeit des arithmetischen Mittels auf Ausreißer ist es notwendig, diese zu bestimmen und in gravierenden Fällen zu eliminieren. Dies kann jedoch nur angewendet werden, wenn genügend Punkte in der Punktwolke existieren, da sonst Ausreißer nicht eindeutig klassifiziert werden können.

Zur Erkennung der Ausreißer wird die Mahalanobis Distanz verwendet. Die Mahalanobis Distanz ist ein Abstandsmaß, welche angibt, wie weit ein Punkt von der Verteilung einer Punktwolke abweicht. Das Ergebnis der Mahalanobis Distanz wird in Standardnormalabweichungen angegeben. Die Mahalanobis Distanz ist wie folgt definiert:

$\vec{X}_i = \begin{pmatrix} lat_i \\ lon_i \end{pmatrix}$: Die zurückgerechnete Position eines Datenpaars. (*lat* ist der Breitengrad und *lon* der Längengrad des Punktes)

$\vec{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_{lat} \\ \mu_{lon} \end{pmatrix}$: Das arithmetische Mittel der Punktwolke

Σ : Die Kovarianzmatrix der Punktwolke für welche gilt $\det(\Sigma) \neq 0$

Mahalanobis-Distanz:

$$d(\vec{X}, \vec{\mu}) = \sqrt{(\vec{X} - \vec{\mu})^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\vec{X} - \vec{\mu})}$$

Zur Berechnung der Mahalanobis Distanz wird nun das arithmetische Mittel und die Kovarianzmatrix bestimmt, jedoch ohne Einbeziehung des Punktes, zu welchem die Mahalanobis Distanz bestimmt werden soll, da sonst das Ergebnis verfälscht wird. Dies ist sehr laufzeitintensiv, weswegen hier Schätzverfahren für die Kovarianzmatrix verwendet werden kann [21], um diesem Laufzeit Nachteil entgegen zu wirken. Nachdem dies für jede individuelle Eigenposition berechnet wurde, ist es möglich, Punkte zu entfernen, welche außerhalb einer bestimmten Prozentzahl der Verteilung liegen. Für diese Prozentzahl wurde 99,865% gewählt, das entspricht einem Z-Wert der Standardnormalverteilung von 3.

Nachdem die Ausreißer entfernt wurden, ist es wichtig, die Genauigkeit des Ergeb-

nisses angeben zu können. Hierfür wird ein Sicherheitsbereich bestimmen, durch welchen eine prozentuale Sicherheit gegeben werden kann, wie wahrscheinlich es ist sich in diesem Bereich zu befinden. Dieser Sicherheitsbereich wird mithilfe der Mahalanobis Distanz bestimmt. Man setzt die Mahalanobis Distanz auf einen festen Wert, wie z. B. 2,33 was ca. 99% Sicherheit entspricht. Nun kann durch Einsetzen des arithmetischen Mittels und der Kovarianzmatrix eine Menge an Punkten bestimmt werden, welche diese Mahalanobis Distanz haben. Die Punkte liegen innerhalb einer Ellipse, welche der Form und Größe des Sicherheitsbereichs entspricht. Eine Visualisierung dieses Ablaufs ist in Abbildung 4.3 zu erkennen. Die roten Punkte sind zurückgerechnete Eigenpositionen, wobei 10 ein Ausreißer ist, welcher das Resultat einer falschen Zuordnung sein könnte. Dieser Ausreißer hat in der linken Darstellung eine negative Auswirkung auf die Größe des Sicherheitsbereichs, sowie auf die Eigenposition. In der Darstellung sieht man wie der Sicherheitsbereich und die Eigenposition ohne diesen Ausreißer sich verändern. Alle anderen Punkte sind an derselben Stelle und wurden in die Berechnung einbezogen. Die Ellipsen indizieren die Standardabweichungen vom Faktor 0.5 bis 2 von innen nach außen.

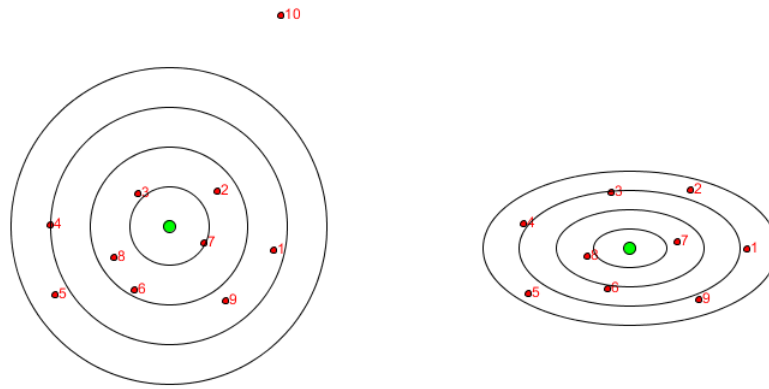


Abbildung 4.3: Eliminierung von Ausreißern und Darstellung des Sicherheitsbereichs

Aus Abbildung 4.3 geht hervor, wie groß die Auswirkung eines Ausreißers auf die Eigenposition und den Sicherheitsbereich ist. Deshalb ist diese Methode zum Erkennen und Ausschließen des Ausreißers sehr wichtig, um auch in Fehlerfällen eine sichere und möglichst genaue Eigenposition bestimmen zu können.

4.3.3 Visualisierung des Ergebnisses

Nach dem Position-Fix Algorithmus wurden alle benötigten Daten berechnet um die Eigenposition, das Heading und eine geeignete Visualisierung darzustellen. Die Eigenposition und das Heading werden als NMEA-Nachricht an die Brücke gesendet, da NMEA bereits für Positions- und Headingsensoren verwendet wird. Die Visualisierung wird über die Netzwerkschnittstelle von Herrn André Becker an die ECDIS übermittelt. In Absprache mit Herrn André Becker und der Firma Raytheon Anschütz GmbH wurde zur Übertragung SVG ausgewählt, da es verlustfrei skaliert werden kann und Bildausschnitte ermöglicht.

Für die Visualisierung sind mehrere Ansätze entstanden im Folgenden wird auf diese genauer eingegangen.

Der erste Ansatz basiert auf dem Ziel, dass der Nautiker die bestimmte Eigenposition möglichst gut nachvollziehen und mögliche Fehler erkennen kann. Deswegen wurde darauf Wert gelegt möglichst viele wichtige Informationen in die Grafik zu integrieren. Diese ist in Abbildung 4.4 dargestellt.

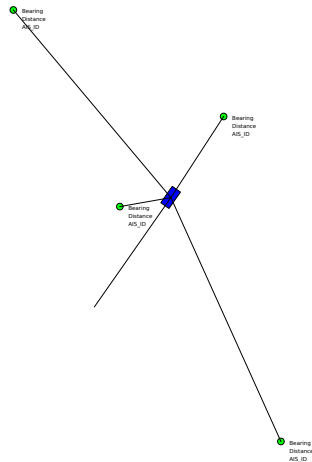


Abbildung 4.4: Visualisierung viele Informationen

In der Abbildung 4.4 ist die Eigenposition mit einem blauen Rechteck gekennzeichnet, welches mit einem Strich sein Heading kennzeichnet. Zusätzlich sind vier

Ziele zu sehen inklusive ihrer Radar-Daten und AIS-ID, dadurch ist es möglich das Ergebnis nachzuprüfen und Fehler direkt zu erkennen. Die Linien von den Zielen enden in der von diesem Ziel zurückgerechneten Eigenposition, welche für jedes Ziel individuell ist. Die Grafik wurde anhand perfekter Daten erstellt, deswegen führen alle Linien direkt zur Eigenposition. Die Ziele sind zusätzlich in grün, gelb oder rot eingefärbt. Die Farben sind ein Indikator, wie gut sie zugeordnet werden konnten und somit auch wie vertrauenswürdig ein Ziel ist.

Im Laufe des Projekts wurde entschieden diese Visualisierung nicht zu nutzen. Der Grund hierfür ist, dass die ECDIS bereits sehr viele Informationen darstellt, was schnell unübersichtlich sein kann. Deswegen wurde es als kontraproduktiv eingeschätzt noch viele weitere Informationen hinzuzufügen und somit der Übersicht zu schaden. Dieser Ansatz wäre eine Alternative, wenn Informationen klar ein und ausgeblendet werden können.

Eine weitere Visualisierung verfolgte das Ziel, nur die Position und den Sicherheitsbereich anzuzeigen, um nur die wichtigsten Informationen darzustellen. Der Sicherheitsbereich war jedoch meisten relativ klein im Vergleich zu dem Maßstab, in welchem die ECDIS sich meistens befindet und somit nicht zu sehen. Aus diesem Grund wurde auch dieser Ansatz verworfen.

Am Ende wurde ein Teil der Darstellung des ersten Ansatzes gewählt, welcher nur die Eigenposition und das Heading darstellte. Dies ist zu erkennen in Abbildung 4.5.



Abbildung 4.5: Visualisierung Eigenposition und Heading

Die Darstellung zeigt die Eigenposition als grünes Rechteck und das Heading anhand einer Linie, welche die Fahrtrichtung indiziert. Die Farbe des Rechtecks stellt hierbei die Größe des Sicherheitsbereichs dar. Wenn der Sicherheitsbereich größer wird und somit die Position ungenauer, wird die Farbe gelb oder rot. Da-

durch ist das Ergebnis auch in dieser kleinen Darstellung bewertbar und kontrollierbar durch den Nautiker.

5. Bewertung

Im Folgenden werden der Position-Fix Algorithmus und der veränderte CPD in verschiedenen Fällen getestet und anhand dieser Ergebnisse bewertet. Diese Testfälle werden mithilfe eines Datengenerators erstellt, welcher von Raytheon Anschütz GmbH gestellt wurde.

5.1 Genauigkeit

Beide Algorithmen müssen zusammen eine möglichst genaue Eigenposition bestimmen können. Damit dies gewährleistet ist, werden beide Algorithmen in verschiedenen Fällen einzeln geprüft und bewertet. Zuerst wird der CPD auf seine Genauigkeit der Zuordnung bei verrauschten Daten geprüft. Zusätzlich wird die Genauigkeit geprüft, mit welcher er die Rotation erkennen kann.

Der Position-Fix wird auf seine Genauigkeit bei verrauschten Daten geprüft. Hierbei wird dies anhand der Abweichung zur Originalposition und anhand der Größe des Sicherheitsbereichs bewertet.

Coherent Point Drift

Eine der Eigenschaften des CPD ist es auch in verrauschten Daten eine korrekte Zuordnung zu finden. Hierfür wurde die Genauigkeit gemessen, mit welcher der CPD die korrekten Zuordnungen bei immer weiter steigenden Rauschen finden kann. Hierfür wurden die Daten mit einem immer größer werdenden Rauschen versehen und die Zuordnungsgenauigkeit wurde dabei beobachtet. Für alle Messungen wurde der CPD mit einem Ausreißer Wert von zehn Prozent ausgeführt, da später möglicherweise die Menge der Ausreißer nicht bestimmbar ist.

Für die Messungen wurden zwei zweidimensionale Punktwolke gewählt, welche 50 Ziele umfassen und eine dieser Punktwolken um 140 Grad, um ihren Schwerpunkt

verdreht ist. Auf diese Daten wurde der in dieser Arbeit beschriebene Algorithmus angewendet. Für das Rauschen, welches auf jeden Punkt gelegt wird, wurden initial 15 Meter bestimmt, da dies ein wenig über den GPS-Ungenauigkeiten liegt [26]. Das bedeutet, jeder Punkt hat eine Abweichung von 15 Metern in x- sowie y-Richtung. Der daraus entstehende maximale Abstand zur Position ist 21,213 Meter. Diese Art von Rauschen wurde auch in allen folgenden Messungen verwendet

Dieses Rauschen in 15 Meter Schritten erhöht und die Zuordnungsgenauigkeit dabei beobachtet. Die Verteilung des Rauschens wurde als Normalverteilung gewählt. Dies wurde gewählt da eine Normalverteilung im Vergleich zu realen Daten als natürlich empfunden wird. Diese Messung ist in Abbildung 5.1 dargestellt.

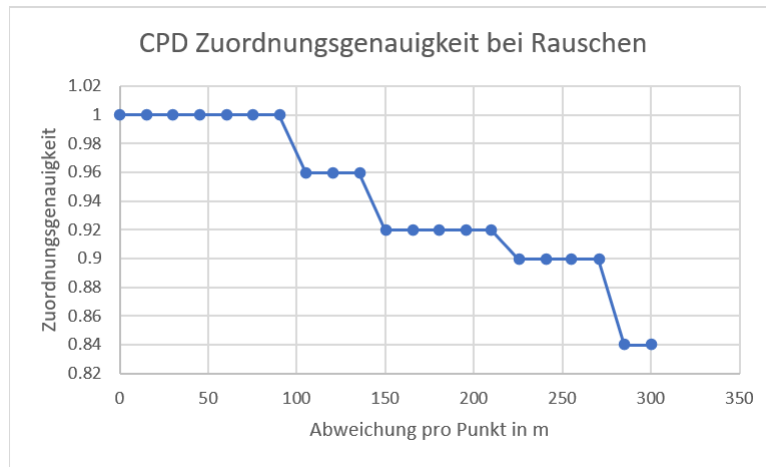


Abbildung 5.1: Zuordnung bei steigendem Rauschen auf jedem Punkt

Es ist zu erkennen, dass die Genauigkeit der Zuordnung mit der zunehmenden Abweichung immer weiter abnimmt. Ab einer Abweichung über 100 Meter konnte der Algorithmus erstmals zwei Punkte nicht mehr korrekt zuordnen. Bis zur Abweichung von 300 Meter nehmen die Fehler in der Zuordnung weiter zu. Hierbei ist zu erkennen, dass der Algorithmus immer Punktpaare falsch zuordnet, da er diese miteinander vertauscht. Ab einem Rauschen von über 200 Meter können fünf Punkte nicht zugeordnet werden. Dies kann über die Lage der Punkte begründet werden da, diese eine geringe Distanz von einander haben.

Jedoch spricht das Ergebnis für den Coherent Point Drift, da solch große Abweichungen die erwarteten Abweichungen deutlich überschreiten. Die erwartete Abweichung setzt sich aus der Abweichung des jeweiligen GPS-Empfängers des Schiffes, der Abweichung durch die Sendefrequenz von AIS, der hier verwende-

ten Interpolation zur Korrektur der Sendefrequenz-Unterschiede und der Fahrtgeschwindigkeit des Schiffes zusammen.

Zusätzlich ist die Struktur der beiden Punktwolken wichtig für diese Messung. Wenn Punkte nah aneinander liegen, passiert es schneller, dass ein Fehler in der Zuordnung entsteht. Sind die Punkte jedoch weit von einander entfernt, kann der CPD auch bei größeren Abweichungen gute Ergebnisse für die Zuordnung erzielen. Der Grund hierfür ist, dass auf Grund der großen Entfernungen der Schiffe zueinander der CPD eine geringere Chance hat diese falsch zuzuordnen. Dies bedeutet für die praktische Anwendung, dass auf offener See, wo Schiffe meistens weit von einander entfernt sind, eine Zuordnung weniger anfällig für Ungenauigkeiten ist, als in einem dicht befahrenen Hafen, wo Schiffe oft nah nebeneinander fahren.

Der CPD kann keine beliebige Rotation zwischen zwei Punktwolken erkennen, deswegen wurde er in dieser Arbeit mehrfach ausgeführt, um eine korrekte Rotation bestimmen zu können (siehe 4.2.3). Dies wird im Weiteren anhand von verschieden vielen Zielen evaluiert und die aufgetretenen Fehler bewertet.

Für die Messung wurden zwei zweidimensionale Punktwolken mit jeweils 10 Punkten und einem Rauschen von 15 Metern auf jedem Punkt gewählt. Nun wurde eine der Punktwolken in zehn Grad Schritten gedreht und für jede dieser Drehungen wurde die Rotation durch den Algorithmus bestimmt. Diese Bestimmung war in jedem Fall korrekt, weswegen die Messung in Abbildung 5.2 nur die Abweichungen darstellt.

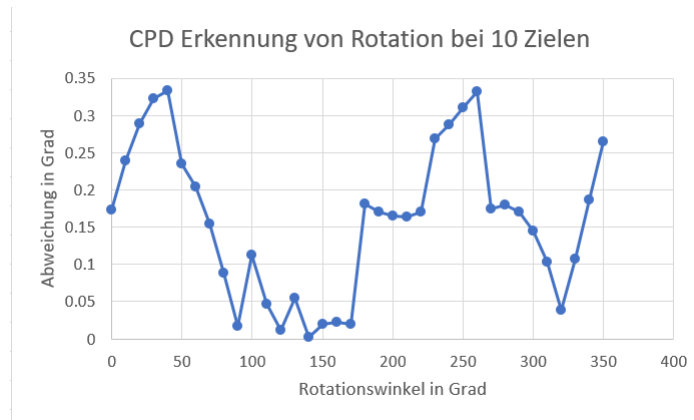


Abbildung 5.2: Erkennung von Rotation bei 10 Zielen

Die Abbildung zeigt, dass der CPD jede Rotation mit einem maximalen Fehler

von 0,34 Grad erkennen konnte. Die Abweichungen sind einerseits dem Rauschen auf den Daten geschuldet und zusätzlich der Anwendung von rigid Transformationen auf dem Erdellipsoid. Dieser Fehler sinkt, umso mehr Ziele der Algorithmus verwenden kann. In Abbildung 5.3 wurde dieselbe Messung mit 50 statt 10 Zielen ausgeführt.

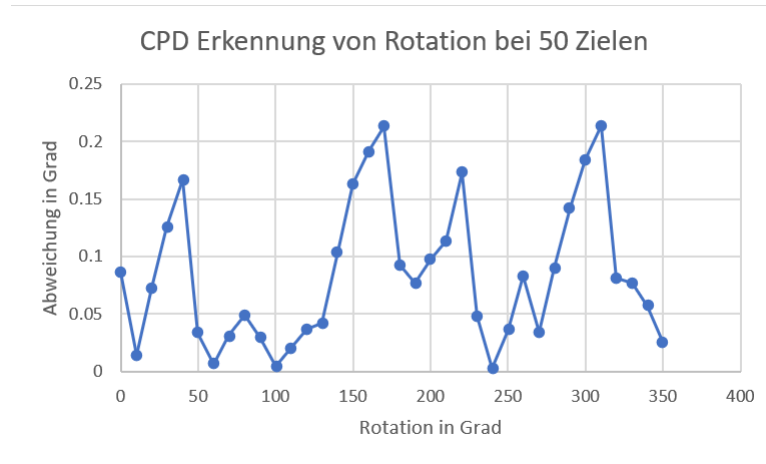


Abbildung 5.3: Erkennung von Rotation bei 50 Zielen

Aus Abbildung 5.3 geht hervor, dass der Fehler mit steigender Anzahl an erfassten Schiffen sinkt. Hier ist der Fehler bei maximal 0,23 Grad.

Hierdurch ist gegeben, dass der CPD die korrekte Rotation und somit ein genaues Heading bestimmen kann. Dadurch sind die beiden wichtigen Ergebnisse, die Rotation und die Zuordnung, als hinreichend genau einzustufen, um mit ihnen eine gültige Eigenposition mithilfe des Position-Fix Algorithmus zu bestimmen.

Position-Fix

Der Position-Fix Algorithmus hat die Aufgabe, aus den Ergebnissen des CPD eine möglichst genaue Eigenposition zu bestimmen. Die Genauigkeit dieser Eigenposition und des bestimmten Sicherheitsbereichs wird im Weiteren untersucht.

Zuerst wurde die Bestimmung der Eigenposition auf ihr Verhalten bei verrauschten Eingangsdaten untersucht. Für diesen Versuch wurde ein initiales Rauschen von 15 Metern gewählt, welches gleichmäßig bis 300 Meter gesteigert wurde. Dieses Rauschen wurde für jedes Ziel zufällig zwischen 0 und dem aktuellen Wert des Rauschens gewählt. Die Messung wurde anhand von 20 Zielen durchgeführt, welche keine Ausreißer beinhalten. Zur Messung des Fehlers wurde die Eigenposition

aus dem Datengenerator zum Vergleich herangezogen.

In Abbildung 5.4 ist das Ergebnis dieses Versuchs zu sehen.

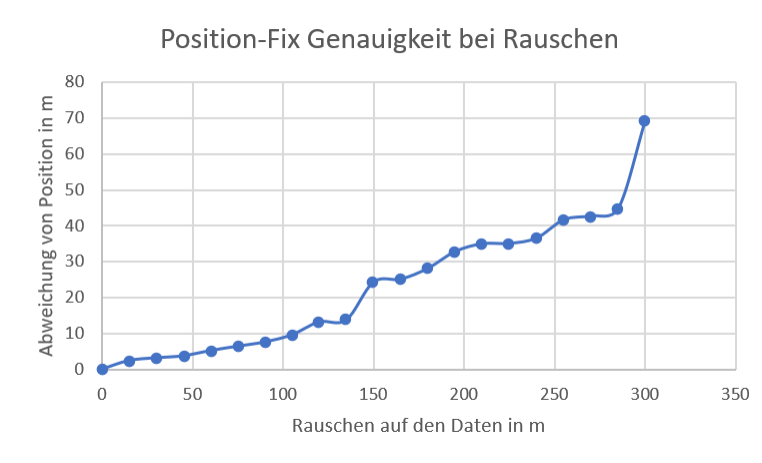


Abbildung 5.4: Positionsungenauigkeit durch Rauschen

Die Abweichung der Eigenposition steigt annähernd linear. Es ist jedoch wichtig zu betrachten, dass die Abweichung bis zu einem Rauschen von 100 Metern, unter 10 Meter lag. Das heißt, selbst bei einer größeren Ungenauigkeit konnte die Position in den Abweichungsgrenzen eines GPS-Geräts bestimmt werden. Auch bei größerem Rauschen konnte die Position noch relativ genau bestimmt werden. Hierbei ist zu beachten, dass alle Punkte dieselbe Gewichtung hatten. Das bedeutet, unter normalen Bedingungen würde eine Vertrauenswürdigkeit oder die Zuordnungsgenauigkeit des CPD diese Gewichtung vorgeben und so, die Abweichung noch weiter senken.

Zum Test des Sicherheitsbereichs wurde ebenso wie beim Position-Fix zwei zweidimensionale Punktwolken mit 20 Zielen und einem Rauschen von 15 bis 300 Metern gewählt. Hierbei wurde die Größe des Sicherheitsbereichs anhand der Menge des Rauschens protokolliert. Der Sicherheitsbereich wird in einer Ellipse angegeben, das bedeutet er hat eine Ausdehnung in zwei Richtungen. Für diese Messung wurde immer die Größere von beiden protokolliert. Die Messung ist in Abbildung 5.5 visualisiert.

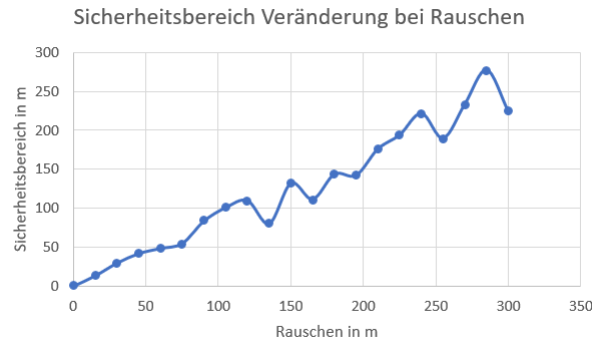


Abbildung 5.5: Veränderung des Sicherheitsbereichs durch Rauschen

Es ist zu erkennen, dass die Größe des Sicherheitsbereichs annähernd linear mit dem Rauschen steigt. Dies war zu erwarten, da der Sicherheitsbereich über die Streuung der Punkte bestimmt wird und diese mit zunehmenden Rauschen zunimmt. Das Ergebnis zeigt, dass der Sicherheitsbereich mit den Ausreißern ansteigt und somit die Ungenauigkeiten darstellt. Dadurch erfüllt er den Zweck solche Abweichungen klar anzeigen zu können. Die entsandenen Abweichungen halten sich unter den Ungenauigkeiten von anderen Positionsbestimmungsmaßnahmen wie z. B. Loran-C [4].

Zusammenfassend ist zu sagen, dass die Genauigkeit beider Algorithmen steigt, desto mehr Ziele vorhanden sind. Beide Ansätze können trotz Ungenauigkeiten gute Ergebnisse erzielen.

5.2 Robustheit

Die Robustheit gegen fehlende oder falsche Daten ist ein wichtiger Bewertungspunkt für beide Algorithmen. Zur Bewertung dieser Eigenschaft werden beide Algorithmen in Fällen von fehlenden oder überflüssigen Punkten getestet und bewertet.

Coherent Point Drift

Der CPD kann beim Vergleich von zwei Punktwolken trotz Ausreißern eine Zuordnung finden, wobei Ausreißer keinem Punkt zugeordnet werden. Damit diese erkannt werden können, muss eine manuelle Angabe für die Menge der Ausreißer angegeben werden. Im Folgenden wurde hierfür immer ein Wert von zehn Prozent

gewählt, auch wenn die Ausreißer diesen Wert überschritten.

Der CPD konnte bei Tests mit 10 Zielen oder weniger in manchen Szenarien mit Ausreißern keine korrekte Zuordnung finden. Dies trat zunächst zufällig auf, konnte aber auf die Struktur der Punktwolke zurückgeführt werden. Zuverlässig reproduzierbare und korrekte Ergebnisse wurden nur mit über 10 Zielen bestimmt. Somit sollte er möglichst bei vielen Zielen angewendet werden, um ein bestmögliches Ergebnis zu erzielen.

Im Weiteren wurde mit 20 Zielen geprüft, ab wann die Zuordnungsgenauigkeit des CPD abnimmt, wenn immer mehr Ausreißer hinzugefügt werden. Damit diese Daten realen Umständen entsprechen, hatte die Punktwolke eine Rotation von 140 Grad und ein Rauschen von 10 Metern.

Es wurden mehrere Messungen durchgeführt, mit sich unterscheidener Struktur der Punktwolken. In Abbildung 5.6 sind die Ergebnisse dargestellt. Hier zeigen die beiden Graphen jeweils das beste und schlechteste Ergebnis, welches über mehrere Messungen erzielt werden konnte. Das Beste Ergebnis ist der blaue Graph, welcher erst beim elften Ausreißer keine Zuordnung mehr finden konnte. Das schlechteste Ergebnis ist der orange Graph, welcher beim fünften Ausreißer bereits keine Zuordnung mehr finden konnte

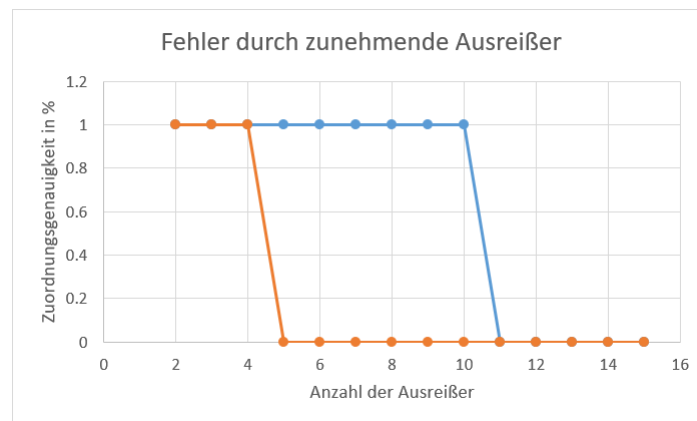


Abbildung 5.6: Zuordnungsgenauigkeit bei zunehmenden Ausreißern

Der Algorithmus kann ab einem bestimmten Punkt keine richtige Zuordnung mehr finden. Die Zuordnungsgenauigkeit fällt, bei zu vielen Ausreißern, direkt auf null Prozent, weil alle Punkte falsch zugeordnet werden. Deswegen ist es wichtig die Ausreißer, welche manuell in den Algorithmus eingegeben werden müssen, mit einem möglichst genauen Wert zu schätzen.

Der CPD ist robust gegen Ausreißer. Dies gilt jedoch nur, wenn man die Menge

dieser vorher abschätzen kann, da sonst die Möglichkeit einer komplett falschen Zuordnung besteht.

Position-Fix

Der Position-Fix Algorithmus muss robust gegen falsche Zuordnungen sein, damit kleine Fehler des CPD-Algorithmus sich nicht negativ auf das Ergebnis auswirken. Deswegen wurde das Verfahren zur Klassifizierung und Entfernung von Punkten, welche zu weit außerhalb der Standardabweichung der Punktwolke liegen, entwickelt (siehe 4.3.2).

Diese Methode zur Entfernung möglicher falscher Daten ist sehr effektiv in diesem Anwendungsfall. Der Grund hierfür ist, dass eine falsche Zuordnung einer absoluten Position und einer relativen Position eine deutlich abweichende zurückgerechnete Position zur Folge haben. Durch diese klare Abweichung von den anderen korrekt zugeordneten Punkten ist es leicht, Punkte als fehlerhaft zu klassifizieren und zu entfernen.

Die Messungen hierzu ergaben, dass falsch zugeordnete Punkte, welche einen großen Fehler bedeutet hätten, immer korrekt entfernt wurden. Wenn die falsch zugeordneten Punkte nicht gefunden werden konnten, hatten sie entweder keine große Auswirkung auf das Ergebnis oder die Genauigkeit der Zuordnung, welche vom CPD verteilt wurde, sorgte für eine ausreichend geringe Gewichtung dieser Punkte.

Abschließend ist zu sagen, dass beide Algorithmen für die konkrete Aufgabe gute Ergebnisse erzielen können und anhand von Generator-Daten nachweisbar gute Ergebnisse erzielen.

6. Fazit

In dieser Arbeit wurde eine Methoden zum Zuordnen von AIS- und ARPA-Zielen, sowie eine Methode zum Bestimmen der Eigenposition präsentiert. Diese konnten in Testszenarien gute Ergebnisse erzielen und somit zeigen das sie die Problemstellung lösen können. Diese Testszenarien, wurden mit Generator-Daten erstellt und sind somit nicht aussagekräftig für Fälle mit realen Daten. Deshalb ist ein weiterer Test mit realen Daten unabdingbar, um die Funktionalität auf diesen zu gewährleisten.

Die Schwäche der Algorithmen, welche die Große nicht bekannte Menge von Ausreißern ist, kann möglicherweise mit Vorfilterungen gelöst werden um so diese Schwäche zu überkommen und ein besseres Ergebnis zu generieren.

Die Stärke der Algorithmen ist definitiv, dass sie mit steigender Menge von Punkten, welche in beiden Punktwolken existieren, bessere Ergebnisse erzielen.

6.1 Ausblick

Die entwickelten Ansätze lösen das am Anfang genannte Problem, jedoch gibt es mehrere Stellen an denen Spielraum für Erweiterungen und Verbesserungen ist.

Der Zuordnungsalgorithmus basiert mit dem CPD auf rigid Transformationen. Die Genauigkeit des Algorithmus würde steigen, falls es möglich wäre, effizient Transformationen auf dem Erdellipsoid in diesen zu integrieren.

Zudem würde eine Point-Set-Registration Methode, die nicht die Rotationsprobleme des CPD hat, die Performanz deutlich erhöhen. Dadurch müsste der Algorithmus nicht achtfach ausgeführt werden.

Hierbei könnten auch Erweiterungen des CPD Algorithmus oder dem CPD ähnliche Algorithmen für dieses Problem getestet werden, um eine bessere Robustheit oder ähnliche Verbesserung zu erreichen.

Eine automatische Erkennung der Menge der Ausreißer würde die Robustheit des

CPD noch deutlich verbessern. Hierzu könnte das Verhältnis zwischen der Menge von ARPA- zu AIS-Zielen verwendet werden. Dieses Verhältnis könnte anschließend automatisch angepasst werden bis eine akzeptable Zuordnung entsteht oder nur wenige korrekte Datenpunkte übrig bleiben.

Ein Test des gesamten Algorithmus mit echten Daten ist wichtig, für die Verifikation der Funktion und die Weiterentwicklung dieses Ansatzes.

Der Position-Fix-Algorithmus erzielt unter den Anforderungen sehr gute Ergebnisse. Für diesen muss jedoch auch die Genauigkeit und Robustheit unter realen Daten geprüft werden.

Anhänge

Diese werden noch vor der Abgabe überarbeitet und Ergänzt.

In der Folgenden Tabelle ist die erkannte Rotation des CPD zu sehen. Hier für den unveränderten Fall des Algorithmus, das bedeutet er wurde nicht mehrfach ausgeführt.

korrekter Rotationswinkel	Berechneter Rotationswinkel	Abweichung
0	-0,07183	0,0718
10	9,90986	0,0901
20	19,9038	0,0961
30	29,9068	0,0931
40	39,919	0,0810
50	49,9454	0,0545
60	59,9799	0,0201
70	70,0244	0,0244
80	-31,4769	111,477
90	-21,5279	111,528
100	-11,6077	111,608
110	-1,69131	111,691
120	8,22223	111,778
130	18,1483	111,852
140	28,0852	111,915
150	-37,0647	172,935
160	-28,0801	171,92
170	-60,526	129,474
180	-50,5137	129,486
korrekter Rotationswinkel	Berechneter Rotationswinkel	Abweichung
190	-40,5538	129,446
200	-30,6049	129,395
210	-20,6822	129,318
220	-10,791	129,209
230	-52,2632	77,7368
240	-42,1644	77,8356
250	-32,0759	77,9241
260	-22,0599	77,9401
270	-12,1797	77,8203
280	-2,3964	77,6036
290	7,49	77,4899
300	17,37	77,3701
310	-49,9602	0,0397
320	-39,9797	0,0203
330	-30,0025	0,0025
340	-20,0259	0,026
350	-10,0516	0,0516

Tabelle 1: Bestimmte Rotation durch CPD an perfekten Daten

Folgende Tabelle zeigt die Entfernungen zwischen dem Ursprung und eine

Rotationswinkel (°)	Abweichung zur korrekten Rotation (°)
0 - 70	0
80 - 140	111
150 - 160	172
170 - 220	230
230 - 300	282
310 - 0	0

Tabelle 2: Bestimmte Rotation durch CPD an perfekten Daten

Lat / Lon	Euklidische Norm	Haversine Formel	Vincenty Formel
0,00639 / 0,00635	0,9931	1,002	1
0,06395 / 0,06352	9,9374	10,02	10
0,63947 / 0,63523	99,374	100,2	100
6,38135 / 6,37831	994,724	1002	1000

Tabelle 3: Distanz Vergleich verschiedener Formeln

Punkt auf der Erde, welche jeweils mit der euklidischen Norm, der Haversine Formel und der Vincenty Formel berechnet wurde.

Literaturverzeichnis

- [1] Vincenzo Bonnici, Rosalba Giugno, Alfredo Pulvirenti, Dennis Shasha, and Alfredo Ferro. A subgraph isomorphism algorithm and its application to biochemical data. *BMC Bioinformatics*, 14:1–13, 04 2013.
- [2] International Electrotechnical Commission. IEC 61162-1 Norm, August 2016.
- [3] Decker, Louis. World Geodetic System 1984. *Fourth International Geodetic Symposium on Satellite Positioning*, April 1986.
- [4] Ecker, W. *Loran-C User Handbook*.
- [5] Pete Gadowski. CPD, November 2014. <https://github.com/gadowski/cpd>.
- [6] V. Golyanik, S. A. Ali, and D. Stricker. Gravitational Approach for Point Set Registration. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2016.
- [7] Goodfellow, Ian and Bengio, Yoshua and Courville, Aaron. *Deep Learning Das umfassende Handbuch*. mitp Verlags GmbH, 2018.
- [8] Li Guangzheng and Wang Tao. A new model for information fusion based on grey theory. *Information Technology Journal*, 10, 01 2011.
- [9] Jeroen Hermans, Dirk Smeets, Dirk Vandermeulen, and Paul Suetens. Robust point set registration using EM-ICP with information-theoretically optimal outlier handling. 06 2011.
- [10] Frank Heymann, P. Banys, and Cristina Saez. Radar image processing and ais target fusion. *TransNav, the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*, 9:443–448, 09 2015.

- [11] Frank Heymann, Pawel Banys, and T. Noack. A pilot study of the advantage of radar image data over ARPA based position and bearing. 01 2014.
- [12] Radu Horaud, Florence Forbes, Manuel Yguel, Guillaume Dewaele, and Jian Zhang. Rigid and articulated point registration with expectation conditional maximization. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 33:587–602, 03 2011.
- [13] Bing Jian and Baba Vemuri. A robust algorithm for point set registration using mixture of gaussians. *Proceedings / IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE International Conference on Computer Vision*, 2:1246–1251, 11 2005.
- [14] Bing Jian and Baba Vemuri. Robust point set registration using gaussian mixture models. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 33:1633 – 1645, 09 2011.
- [15] T. K. Moon. The expectation-maximization algorithm. *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(6):47–60, Nov 1996.
- [16] Johannes Mueller, Joseph Krauss, and Martin Berger. *Handbuch fuer die Schiffsfuehrung*. Springer-Verlag, dritte edition, July 2013.
- [17] Andriy Myronenko and Xubo Song. Point set registration: Coherent point drift. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32:2262–75, 12 2010.
- [18] In Jae Myung. Tutorial on maximum likelihood estimation. *Journal of mathematical Psychology*, 47(1):90–100, 2003.
- [19] Douglas Reynolds. Gaussian Mixture Models.
- [20] C. C. Robusto. The cosine-haversine formula. *The American Mathematical Monthly*, 64(1):38–40, 1957.
- [21] Rousseeuw, Peter and Van Driessen, Katrien. A Fast Algorithm for the Minimum Covariance Determinant Estimator. *Technometrics*, 41(3):212–223, 1999.

- [22] Y. Shijun, C. Jinbiao, and S. Chaojian. A data fusion algorithm for marine radar tracking. In *2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems*, volume 1, pages 234–238, May 2009.
- [23] Andrzej Stateczny and Witold Kazimierski. Multisensor tracking of marine targets - decentralized fusion of kalman and neural filters. *International Journal of Electronics and Telecommunications*, 57, 03 2011.
- [24] Andrzej Stateczny and Andrzej Lisaj. Radar and AIS Data Fusion for the Needs of the Maritime Navigation. 06 2006.
- [25] T. Vincenty. Direct and inverse solutions of geodesics on the ellipsoid with application of nested equations. *Survey Review*, 23(176):88–93, 1975.
- [26] Michael G. Wing, Aaron Eklund, and Loren D. Kellogg. Consumer-Grade Global Positioning System (GPS) Accuracy and Reliability. *Journal of Forestry*, 103(4):169–173, 06 2005.
- [27] Jiaolong Yang, Hongdong li, Dylan Campbell, and Yunde Jia. Go-icp: A globally optimal solution to 3d icp point-set registration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38:1–1, 12 2015.
- [28] Pengpeng Zhang, Yu QIAO, Shengzheng Wang, Jie Yang, and Yuemin Zhu. A robust coherent point drift approach based on rotation invariant shape context. *Neurocomputing*, 219, 09 2016.

Abkürzungsverzeichnis

AIS	Automatic Identification System
ARPA	Automatic Radar Plotting Aid
AtoN	Aid to Navigation
CPD	Coherent Point Drift
ECDIS	Electronic Chart Display and Information System
ECMPR	Expectation Conditional Maximization Point Registration
EM	Expectation Maximization
EM-ICP	Expectation Maximization - Iterative Closest Point
GMM	Gaussian Mixture Model
GO-ICP	Global Optimal - Iterative Closest Point
GPL2	General Public License 2
GPS	Global Positioning System
ICP	Iterative Closest Point
ID	Identifikator
LORAN	Long Range Navigation
NMEA	National Marine Electronics Association
RISC	Rotation invariant shape context
TTM	Tracked Target Message
WGS 84	World Geodetic System 1984

Abbildungsverzeichnis

2.1	TTM Telegramm (NMEA Nachricht) [2]	7
4.1	Aktivitätsdiagramm des Softwaremoduls	24
4.2	Arithmetisches Mittel der individuell zurückgerechneten Eigenpo- sitionen	31
4.3	Eliminierung von Ausreißern und Darstellung des Sicherheitsbereichs	33
4.4	Visualisierung viele Informationen	34
4.5	Visualisierung Eigenposition und Heading	35
5.1	Zuordnung bei steigendem Rauschen auf jedem Punkt	38
5.2	Erkennung von Rotation bei 10 Zielen	39
5.3	Erkennung von Rotation bei 50 Zielen	40
5.4	Positionsungenauigkeit durch Rauschen	41
5.5	Veränderung des Sicherheitsbereichs durch Rauschen	42
5.6	Zuordnungsgenauigkeit bei zunehmenden Ausreißern	43

Tabellenverzeichnis

2.1	Entfernungsberechnung mit Unterschiedlichen Methoden	10
4.1	Vor- und Nachteile der Ansätze	23
4.2	Bestimmte Rotation durch CPD an perfekten Daten	28
1	Bestimmte Rotation durch CPD an perfekten Daten	vi
2	Bestimmte Rotation durch CPD an perfekten Daten	vii
3	Distanz Vergleich verschiedener Formeln	vii

Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe; die aus fremden Werken wörtlich oder sinngemäß übernommenen Gedanken sind unter Angabe der Quellen gekennzeichnet. Ich versichere, dass ich bisher keine Prüfungsarbeit mit gleichem oder ähnlichem Thema bei einer Prüfungsbehörde oder anderen Hochschule vorgelegt habe.

Kiel, den 31. Januar 2020