

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

Jannik Knopp

Abstract

lore ipsum

Inhaltsverzeichnis

Abstract	i
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	1
1.2 Zielsetzung	2
1.3 Abgrenzung	2
1.4 Aufbau der Arbeit	2
2 Grundlagen	4
2.1 Allgemeines	4
2.1.1 ARPA und AIS	4
2.1.2 NMEA 0183	4
2.1.3 WGS 84	5
2.1.4 Berechnungen auf dem Erdellipsoid	6
2.2 Point Set Registration	7
2.2.1 Rigid und Non-rigid Transformationen	7
2.2.2 Gaussian Mixture Model	8
2.2.3 EM-Algorithmus	9
2.2.4 Coherent Point Drift	10
3 Literaturvergleich	12
3.1 Fusion von AIS- und ARPA-Signalen	12
3.2 Point Set Registration Methoden	14
4 Umsetzung	16
4.1 Ansätze	16
4.1.1 Iterative Closest Point	16
4.1.2 Subgraph Matching	17

4.1.3	Coherent Point Drift	18
4.2	Implementierung	20
4.2.1	Programmablauf	20
4.2.2	Ungenauigkeiten durch den Erdellipsoid	23
4.2.3	Rotationsschwäche von Coherent Point Drift	25
4.3	Position-Fix	27
4.3.1	Bestimmung der Eigenposition	27
4.3.2	Bestimmung der Sicherheit der Eigenposition und Eliminierung von Ausreißern	29
4.3.3	Erstellung des Ergebnisses	30
5	Bewertung	32
5.1	Genauigkeit	32
5.2	Robustheit	32
6	Fazit	33
6.1	Ausblick	33
	Abbildungsverzeichnis	iv
	Tabellenverzeichnis	v
	Literaturverzeichnis	vi

1. Einleitung

1.1 Problemstellung

Die Eigenposition eines Schiffes gehört zu den wichtigsten navigatorischen Daten. Diese wird 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 GPS-Daten zu verifizieren.

Zur Bestimmung der Eigenposition können die Daten aus dem Radar, die GPS-Daten der Schiffe in unmittelbarer Nähe (über AIS bekannt) und die Daten der Seekarte genutzt werden. 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 ATONs (*Aid to navigation*) bekannt. ATONs sind markante Landmarken oder Bojen zur Unterstützung der Navigation. Durch das Radar erhält man die relative Position der Schiffe und der ATONs zu der Eigenposition. Durch diese beiden Daten lässt sich ein Rückschluss auf die Eigenposition ziehen. 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 dieser die Zuordnung finden kann. Zusätzlich wird ein Algorithmus benötigt, welcher anhand der zugeordneten Daten die Eigenposition bestimmt.

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 der eigenen GPS-Daten funktionieren. Der Algorithmus soll später als eine Art Sensor für die Brücke eingesetzt werden, das heißt, die Brücke sendet 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 und die Frequenz, mit der neue Daten kommen, der beiden Informationsquellen sich auch deutlich unterscheiden kann.

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.

2. Grundlagen

Im folgenden Kapitel werden Grundlagen für die folgende Arbeit definiert und erklärt. Diese Grundlagen sorgen für ein Grundverständnis des Themas 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

.

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.

Die Nachrichten, welche über NMEA gesendet werden enthalten z. B. Daten von Systemen auf dem Schiff wie dem Radar, Daten von Sensoren wie Kompass und GPS-Empfängern. Hier rüber werden auch zusätzlich AIS-Nachrichten von Schiffen und AtoNs aus der Umgebung.

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 optionale Prüfzahl, welche mit einem „*“ Abgetrennt wird. Die Nachricht wird mit einem Zeilenumbruch beendet.

Im Folgenden beschreibt Abbildung 2.1 eine Tracked Target Management (TTM) NMEA - Nachricht. Dieser Nachrichtentyp enthält Schiffe aus dem Radar die, als solche erkannt wurden und nun kontinuierlich über das Radar verfolgt werden.

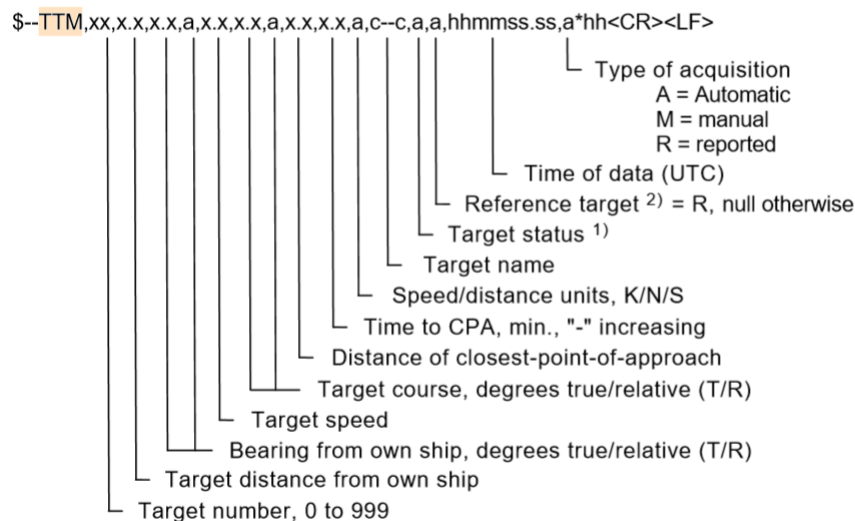


Abbildung 2.1: TTM Telegramm (NMEA Nachricht)

2.1.3 WGS 84

Das World Geodetic System 1984 (WGS 84) ist ein einheitliches System zur Positionsbestimmung auf dem Erdellipsoid. Es basiert auf einem Referenzellipsoid.

Dieser Referenzellipsoid ist wie folgt parametrisiert:

Semi Major Axis $a = 6.378.137m$

Semi Minor Axis $b = 6.356.752m$

Somit sind globale Positionsangaben in Längen- und Breitengrad möglich. Die Längengrade verlaufen zwischen den 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.

2.1.4 Berechnungen auf dem Erdellipsoid

Die Berechnung von Entfernung auf dem Erdellipsoid sind besonders in der Weise, dass sie mit geodätischen Koordinaten bestimmt werden müssen. Die Position der geodätischen Koordinaten enthält auch die Abplattung der Erde, welche je näher den Polen immer weiter zunimmt. Die Fehler, die durch diese Abplattung entstehen, sollen möglichst gering gehalten werden, deswegen gibt es verschiedene Formeln zur Berechnung auf dem Erdellipsoiden, welche sich in Genauigkeit und Performanz unterscheiden.

Für diese Arbeit sind besonders 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 so natürlich 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 Great Circle Distance. 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 bleibt als bei der euklidischen Norm. 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 oder die Verwendung in einem sicherheitskritischen Bereich.

Die dritte Möglichkeit ist die Vincenty Formel. Diese berechnet die geodäti-

schen 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 meistens 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° auf. Die Werte in der Tabelle entsprechen Distanzen in der Einheit Kilometer.

Distanz (Berechnung Vincenty Formel)	Euklidische Norm	Haversine 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) Transfor-

mationen. 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. Zu den bei rigid Transformationen erlaubten Transformationen kommen nun noch affine Transformationen hinzu, 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

WIRD NOCHMAL ÜBERARBEITET

Ein Gaussian Mixture Model ist eine Mischverteilung von Normalverteilungen. Eine Mischverteilung ist eine Zusammensetzung von Verteilungen verschiedener Datenmengen. Bei Gaussian Mixture Models sind diese Verteilungen Normalverteilungen. Das bedeutet sie hängen von folgenden Parametern ab:

1. Einem Mittelwert μ
2. Einer Varianz σ^2 bzw. einer 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 enthalten in einem Gaussian Mixture Model ist wie folgt definiert.

d : Dimension in welcher die Daten vorliegen

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

Somit ist die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Gaussian Mixture Models die folgende.

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

Die Gaussian Mixture Models werden immer verwendet wenn eine Verteilung aus mehrere Gauß-Verteilungen besteht oder es abschätzbar ist das 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

WIRD NOCHMAL ÜBERARBEITET

Der Expectation-Maximization Algorithmus ist ein iterativer Algorithmus zur Bestimmung von „versteckten“ Parametern. 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. Ein Beispiel im Kontext des Point Set Registration ist, dass die Zuordnung der Punkte und die Transformationsparameter, welche benötigt werden um die Punktwolken ineinander zu überführen, so voneinander abhängen. Sobald die Zuordnung bekannt ist kann man damit die Transformationsparameter bestimmen und andersherum. Somit ist das Ziel die Zuordnung zu finden, welche von den Transformationsparametern abhängt.

Der EM-Algorithmus startet meistens mit einer zufälligen Initialisierung und op-

timiert nun diese bis er konvergiert.

Er besteht aus zwei Schritten dem E- und dem M-Schritt. Der E-Schritt auch Expectation-Schritt genannt bestimmt zuerst die Daten, welche Abhängig von den.....

HIER NOCH REST SCHREIBEN

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 (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 harten Zuordnung. 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 bewegende Punktwolke und die 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 bewegenden Punktwolke zu jedem Punkt der festen Punktwolke. Dies geschieht mithilfe folgender Formel für den zwei dimensional 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 stehenden Punktwolke mit M Punkten

R : Rotationsmatrix

t : Translationsvektor

w : Gewichtung der Normalverteilung

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

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 Unterschied 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 das diese Menge bestimmbar oder abschätzbar ist für ein optimales Ergebnis.

3. Literaturvergleich

.....

3.1 Fusion von AIS- und ARPA-Signalen

Das Hauptproblem 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 ECDIS angezeigt werden können. Viele der Verfahren basieren darauf die Daten nicht nur zuzuordnen sondern sie verfolgen zu können das 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[9], welche einen Algorithmus vorstellt, 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 [1]. Die Grey System Theory, findet eine Lösung für

das gegebene Problem, jedoch ist nicht garantiert das diese eine optimale Lösung ist.

Weitere Ansätze zur AIS- und ARPA-Signal Fusion basierten darauf, die AIS- und ARPA-Daten mithilfe von einem Kalman-Filtern zuzuordnen, indem dieser anhand der AIS-Daten die nächste Position des Schiffes bestimmte und dies mit den Radar Daten verglich. Der Kalman-Filter ist ein Filter für optimale Schätzungen von mathematisch beschreibbaren Problemen. Mehrere Arbeiten in diesem Gebiet sind von Stateczny, welcher den Kalman Filtern in diesem Bereich angewendet hat für die Fusion von AIS und ARPA Daten[11, 10].

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 [4]. 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 [3].

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 ein anderer. Die Fusion von ARPA und AIS versucht mit der Zusammenführung und Verfolgung der Schiffe auf der Seekarte gefährliche Kollisionsszenarien voraus zu sehen 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 nicht vertraut werden, da sie manipuliert sein kann. Deshalb müssen die Daten unter der Vermutung verglichen werden, dass fehlerhafte Daten enthalten sind 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 oder in manchen Gebieten und unter bestimmten Bedingungen bessere Ergebnisse liefern könnten. 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 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 [6]. Diese Methode war noch recht fehleranfällig, weswegen sie 2011 diese ausweiteten auf mehrere Point Set Registration Methoden und ein Framework hierzu entwickelten. Dieses Framework erweiterte die bekannten Algorithmen, sodass sie statt mit zwei Punktwolken nun mit zwei Gaussian Mixture Models arbeiteten [7].

Zur Lösung des Point Set Registration Problems wird in manchen Algorithmen der EM-Algorithmus, 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 genannt. Der EM-ICP wurde auch mit GMMs erweitert und in [2] dazu 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) für rigid Registration, welcher eine Abänderung des EM-Algorithmus ist und eine bessere Methode zur Bestimmung der Rotation und Translation verspricht [5]. 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 von globalen Maxima wurde später im Jahr 2015 mit der ICP

Erweiterung Global Optimal - Iterative closest Point (GO-ICP) erreicht [12]. Dieser Algorithmus konnte ein globales Optimum für eine rigid Registration finden. 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 [13]. Diese Erweiterung behandelt bekannte Probleme des CPD, wie der 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 [8], der auch in dieser Arbeit verwendet wurde ist ein Point Set Registration Algorithmus basierend auf Gaussian Mixture Models und dem EM-Algorithmus. Er unter normalen 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 Matching, eine Wahrscheinlichkeit für die Zuordnung
3. schnelle Laufzeit auch bei Ausreißer behafteten Daten
4. Finden von beliebigen Rotationen (nur teilweise erfüllt)

Unter diesen Anforderungen ist die Entscheidung für den CPD gefallen. Jedoch sollten alle anderen Methoden beobachtet werden, da sie möglicherweise mit speziellen Anpassungen auch die Anforderungen zu genüge erfüllen könnten.

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, weil dies eine Verfälschung der Schiffsposition wäre. 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*. Er 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. Dies ist die Zuordnung, welche der Algorithmus bestimmt. Wenn die Zuordnung bestimmt wurde, kann nun über die Summe der Abstandsquadrate zwischen den Punkten ein Fehler zwischen den Punktwolken berechnet werden. Ist dieser Fehler klein genug ist die Registrierung abgeschlossen, ist er zu groß werden die Transformationsparameter anhand der gefundenen Zuordnung neu bestimmt und der Algorithmus wird iterativ wiederholt, bis er konvergiert.

ICP existiert schon sehr lange, deswegen gibt es eine Vielzahl von Erweiterungen, wie z.B. EM-ICP, welches ICP durch den EM-Algorithmus erweitert. So existieren auch Varianten die ICP beschleunigen usw.

Der ICP Algorithmus ist auf Grund 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 viele 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 den berechneten Fehler.

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

1. Die Rotation zwischen den beiden Punktwolken kann beliebig sein und ist vorher nicht bestimmbar
2. Es können mehrere Punkte in den Punktwolken fehlen, da diese recht viele Punkte enthalten können
3. Die Zuordnung von Punkten ist eindeutig (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 würden die Punktwolken als zwei vollvermaschte Graphen betrachtet werden.

Das Subgraph Matching auch Sub-Graph Isomorphismus Problem genannt basiert auf zwei gegebenen Graphen G und H , wobei gezeigt werden soll das G einen Subgraph isomorph zu H enthält. Die Eigenschaft isomorph bedeutet das 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.[Cordello 2004] [Bonnici 2013]

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

auch als dementsprechend sicher einzustufen wäre. Zusätzlich kann sich so jede beliebige Rotation zwischen den Punktwolken finden lassen, da die Zuordnung nur auf den Abständen zwischen den Punkten basiert.

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 nicht fehlende 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 mehr Reichweite als das Radar hat und AIS geographisch nicht durch verschiedenen Höhen beschränkt.

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 auseinander gehalten 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 kann mit verrauschten und Ausreißer behafteten Daten immer noch eine korrekte Zuordnung finden. Er hat eine *weiche* Zuordnung (Wert zwischen 0 und 1), anstatt einer eindeutigen Zuordnung wie der ICP Algorithmus. Durch diese *weiche* Zuordnung ist es auch möglich eine Aussage über die Vertrauenswürdigkeit eines Zuordnungspaares zu treffen. Somit können Punkte, welche sicher zugeordnet werden konnten eine hohe Vertrauenswürdigkeit zusprechen, da eine hohe Zuordnung bedeutet, dass die ARPA und AIS-Daten zusammenpassten. Dadurch könnte der errechnete Wert wie genau die Zuordnung gepasst hat, als Gewichtung genutzt werden.

Eine weitere wichtige Eigenschaft von CPD ist, dass es möglich ist Ausreißer in den Punktwolken zu erkennen und diese keinem Punkt zuzuordnen. Dies war in ICP und Subgraph Matching noch ein Problem.

Zusätzlich kann der CPD auch eine Rotation der Punktwolke erkennen was essen-

tiell für die Bestimmung des Headings des Schiffes ist (siehe Programmablauf). Dies funktioniert jedoch nur für einen bestimmten Bereich, da der CPD nur ein lokales Maximum finden kann. Auf dieses Problem wird in 4.23 genauer eingegangen

Es existiert noch ein weitere Problem mit diesem Ansatz. Der CPD benötigt für das finden von Ausreißern eine initialen Wert wie viele Ausreißer die Punktwolken enthalten werden. Die führte aber in Tests mit dem Datengenerator nur in extrem Fällen zu falschen Zuordnungen. Extrem Fälle bedeutet hierbei der Algorithmus wurde mit 10% Ausreißern initialisiert und es sind über 30% aufgetreten. Diese Schwäche sollte jedoch für Fehlerfälle bedacht werden.

In der folgenden Tabelle 1.1???? ist die Entscheidungsfindung für das Verfahren tabelliert anhand der Anforderungen. Zu erkennen sind die einzelnen Stärken der Ansätze und welche Eigenschaften fehlen, um das hier betrachtete Problem effektiv zu lösen. GRAFIK STATT TABELLE?

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

Tabelle 4.1: Vor- und Nachteile der Ansätze

Die Implementierung des CPD Algorithmus erfolgte mithilfe eines Github Repositorys.[GITHUB] In diesem ist der Algorithmus mithilfe der Eigen3 Bibliothek implementiert wurden. Die Eigen3 Bibliothek umfasst Methoden für Matrizen Berechnung, sowie Methoden zur Singulärwertzerlegung. Diese Implementierung kann auf bestimmte Weise parametrisiert werden, was im folgenden genauer erklärt wird.

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 Spiegelung und Skalierung wurden ausgeschlossen, weil dadurch die Punktwolke in ihrer Form verändert werden würde. Das ist nicht gewünscht, da die Radardaten sehr genau sind und eine Veränderung ihrer Struktur

nur zu Fehlern führen würde. Zusätzlich würde so auch die Aussagekraft verringert werden, welche die Zuordnungswerte haben, falls die Struktur der Punktwolke sich beim Verfahren ändert.

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.

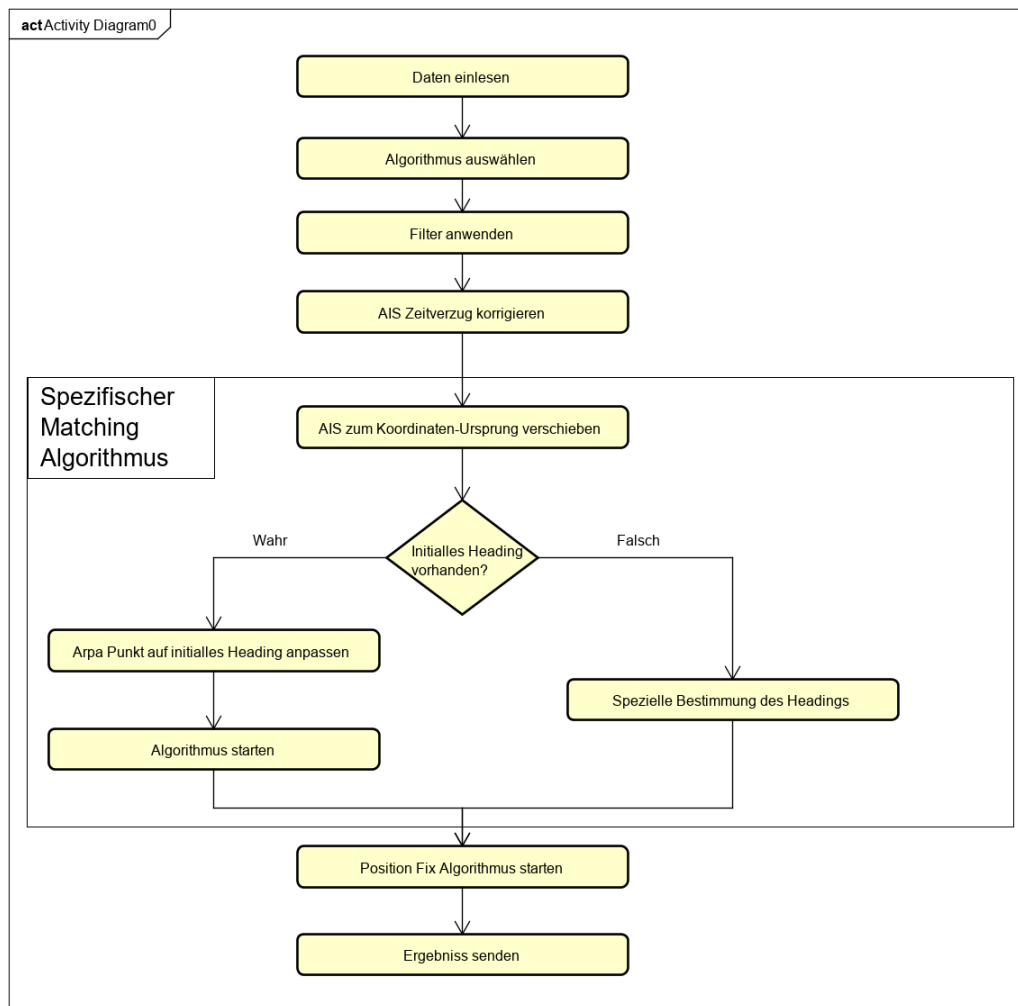


Abbildung 4.1: Aktivitätsdiagramm des Softwaremoduls

Zuerst werden die benötigten Daten von der Brücke als NMEA-Nachrichten eingelesen. Dies geschieht durch einen NMEA-Parser von Raytheon Anschütz, welcher in das Modul eingebunden ist.

Im folgenden wird ein Algorithmus ausgewählt, welcher passend zu den verfügbaren Daten den weiteren Ablauf bestimmt. Die folgenden Daten werden hier auf ihre Existenz geprüft:

1. AIS Daten umliegender Schiffe und AtoNs
2. Die Geschwindigkeit des eigenen Schiffes
3. Empfangene AIS-Daten von mindestens drei AtoNs

Anhand dieser Daten wird ein Algorithmus ausgewählt, welcher in der jeweiligen Situation das beste Ergebnis erzielt.

Der bestimmte Algorithmus gibt an, welche der drei Filter auf die Daten angewendet werden müssen, um die für den Algorithmus relevanten Daten zu extrahieren. 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.

Zusätzlich zu diesen drei Filtern werden die AIS-Daten mithilfe von Seekarten Informationen abgeglichen. Bei diesem Abgleich werden fehlende AtoNs im AIS durch die Informationen der Seekarte ergänzt. Dies ist möglich, da alle AtoNs in der Seekarte verzeichnet 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 3s bis 2min gesendet werden können. Die Sendezeit ist abhängig von der Geschwindigkeit und der Kursänderung des Schiffes. Die Radar Antenne, welche für die ARPA-Daten zuständig ist benötigt jedoch für eine volle Umdrehung bzw. für das erfassen aller umliegenden Schiffe nur ca. 2s bis 4s. Dieser zeitliche Versatz zwischen den beiden Datensätzen hat 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 4.23 erklärt.

Nachdem alle Methoden zur Reduzierung von Ungenauigkeiten ausgeführt 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 optimaler Weise gewählt werden muss ist in 4.22 beschrieben.

Nun kann der CPD mit den beiden Punktwolken als Parameter gestartet werden und liefert ein Ergebnis. Das Ergebnis des Algorithmus ist die Zuordnung zwischen den Punkten und der Rotationsunterschied, 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 Schiffe und der Himmelsrichtung Norden. Dies ist der Winkel, in welchem das Heading eines Schiffes angegeben wird. Eine genaue Berechnung hierzu ist in Abschnitt 4.31 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 über die von Herrn André Becker entwickelte Netzwerkschnittstelle an die 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 entstanden sind, die im weiteren erläutert werden und eine Lösung präsentiert wird.

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

Die Translation basiert auf dem Unterschied der Punktwolken in x und y Achse. Dies ist zwar korrekt in einem kartesischen Koordinatensystem, wo der Abstand zwischen zwei Punkten über die Euklidische Norm bestimmt werden kann, jedoch nicht wenn mit geodätische Koordinaten gearbeitet wird. Der Grund hierfür ist, dass der Abstand zwischen den Längengraden zwischen Nord- bzw. Südpol und dem Äquator sich je nach Position ändern. Als Folge hiervon ist es zwar möglich die Punktwolken zueinander zu bewegen, jedoch ist die Translation, welche der Algorithmus bestimmt, mit einem Fehler versehen. Diese Abweichungen die durch dieses Problem entstanden sind verhalten sich proportional zum Abstand der beiden Punktwolken. Der Abstand zwischen den Punktwolken kann beliebig groß sein, da die ARPA-Punktwolke ohne eine absolute Positionsangabe in Polarkoordinaten vorliegt und somit eine initial Position benötigt wird um aus dieser geodätische Koordinaten zu erstellen.

In der folgenden Tabelle wird gezeigt wie der Fehler sich mit steigender Translation verhält. Hierfür wurden die Distanzen auf dem Erdellipsoid zwischen zwei Punkten beobachtet, welche mittels einer Translation immer weiter von ihrer originalen Position verschoben wurden.

Translation (lat/lon)	(0/0)	(10/10)	(20/20)	(30/30)	(40/40)	(50/50)
Distanz (m)	24758,5	24683,9	24478,9	24164,8	23775,7	23355,8
Abweichung (m)	-	74,5581	279,609	593,68	982,744	1402,62

Tabelle 4.2: Fehler durch Translation auf dem Erdellipsoid

Es ist deutlich zu erkennen, dass desto größer die Strecke wurde über welche die Punkte mittels der Translation verschoben wurden, desto größer wurde auch der Fehler in der Distanz zwischen diesen Punkten. Somit gilt es die Translation so klein wie möglich zu halten, damit dieser Fehler keine signifikanten Auswirkungen auf das Ergebnis hat.

Das zweite Problem entstand 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 auf Grund der Unterschiedlichen Abstände zwischen Längengraden. Die Abweichungen die durch dieses Problem entstanden sind, steigen mit dem Abstand zwischen den Punktwolken.

Die Lösung für das erste Problem (Translation), ist dass minimieren der initialen Abstände zwischen den Punktwolken. Die Translation die nun benötigt wird für das überführen der einen Punktwolke in die andere resultiert in einer kleinen Abweichung.

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

Somit ist die Lösung für diese 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 das 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 welchem die Abstände und der Richtungswinkel von jedem Punkt bestimmt wird. Nun kann dieser Punkt in verschoben werden und mithilfe der Abstände und Richtungswinkel, lässt sich die Punktwolke korrekt wiederherstellen. Der zu bestimmende Punkt ist der Schwerpunkt der AIS-Punktwolke, welcher sich über das arithmetische Mittel bestimmen lässt, solange es sich um eine nicht gewichtete Punktwolke handelt. Nun wird die Distanz und der Winkel zwischen jedem Punkt der Punktwolke und dem Schwerpunkt der Wolke bestimmt und gespeichert. 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 theoretisch in Polarkoordinaten vor. Das macht es möglich sie ebenso wie die ARPA - Punktwolke an den Ursprung zu platzieren.

Nun sind optimale Bedingungen geschaffen um eine Zuordnung zwischen den Punktwolken durch den Coherent Point Drift Algorithmus zu bestimmen.

4.2.3 Rotationsschwäche von Coherent Point Drift

Das erkennen von Rotation ist eine essentielle Eigenschaft, welche der Algorithmus benötigt um die Punktwolken einander zuzuordnen und somit auch das Heading des Eigenschiffes zu bestimmen. Die Rotation kann jeden 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 ist nach NACHNAME bei ca. 65° [QUELLE]. Bei Punktwolken, welche mehr als 65° Rotationsunterschied besitzen, findet der Algorithmus möglicherweise nur ein lokales Minima. Ein hierzu ausgeführter Versuch mit perfekten Daten beweist diese These (Tabelle 4.3).

In Tabelle 4.3??? wurden die Ergebnisse des CPD Algorithmus für verschiedene Rotationen bestimmt. Diese Messung wurde mit perfekten Daten ausgeführt, dass bedeutet das alle Punkte zugeordnet werden können, die Punkte perfekt aufeinan-

der passen und das 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. Alle Angaben sind in Grad gegeben.

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

Tabelle 4.3: 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 4.3??? werden fünf verschiedene Minima gefunden, je nach Rotation der Punktwolke.

Für dieses Problem wurde eine Lösung entwickelt, um die korrekte Rotation, sowie die korrekte 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° gewählt. Es wurden 45° gewählt anstatt den gemessenen 65° , weil diese Messung ohne Ausreißer stattfand und außerdem noch weitere Abweichungen das Ergebnis beeinflussen können. Eine dieser zu beachtenden Abweichungen ist das Euklidische Transformationen auf geodätische Daten angewandt werden, was in Abweichungen resultieren könnte. Die Rotation der ARPA-Punktwolke ist sehr simple, da sie bereits in Polarkoordinaten vorliegt. Nachdem der Algorithmus 8 mal 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, welcher die Performanz des Algorithmus ist. Der Algorithmus muss acht mal gestartet werden um ein korrektes Ergebnis zu produzieren. Die achtfache Ausführung ist jedoch nur beim initialen Ausführen des Softwaremoduls nötig, weil nach dem ersten Durchlauf des Softwaremoduls ein Heading an die Brücke gesendet wird, welches beim nächsten Aufrufen des Algorithmus mit gesendet wird und somit ein initiales Heading

existiert. Wenn ein Heading mit gesendet wird muss der Algorithmus nur einmal ausgeführt werden, weil die ARPA-Punktwolke nur um den Wert des negativen Headings gedreht werden muss und dadurch die Punktwolken eine Ähnliche Rotation aufweisen sollten.

4.3 Position-Fix

Der folgenden 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 liegt (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.

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 auch 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. Falls die einzelnen Punkte vorher eine Gewichtung besitzen, was zur Indizierung einer höheren Vertrauenswürdigkeit verwendet werden kann, kann hier auch das gewichtete arithmetische Mittel angewendet werden.

Die Auswirkung für die Verwendung eines gewichteten Arithmetischen Mittels anstatt des normalen arithmetischen Mittels ist in Abbildung 4.2??? zu erkennen. In der Abbildung haben die Punkte 6 - 10 eine höhere Gewichtung als die Punkte 1 - 4, was dafür sorgt, dass diese beim gewichteten Arithmetischen Mittel stärker berücksichtigt werden.

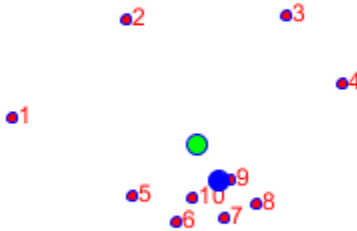


Abbildung 4.2: Arithmetisches Mittel der individuell zurückgerechneten Eigenpositionen

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. Das wäre möglich über das Unterscheiden von Schiffen und AtoNs oder einer manuellen Eingabe.

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:

$\vec{X}_i = \begin{pmatrix} lat_i \\ lon_i \end{pmatrix}$: eine Zufallsvariable, welche die zurückgerechnete Position eines Datenpaars beschreibt. (*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 einbeziehen des Punktes zu welchem die Mahalanobis Distanz bestimmt werden soll, da sonst das Ergebnis verfälscht wird. Nachdem dies für jeden 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. Somit werden Punkte entfernt die Außerhalb von 99.865% der Verteilung liegen.

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

nisses angeben zu können. Hierfür wurde sich entschieden einen Sicherheitsbereich zu 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 Form der Punkte entspricht einer Ellipse, welche der Sicherheitsbereich ist. 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. Die Ellipsen indizieren die Standardabweichungen vom Faktor 1 bis 4 von innen nach außen.

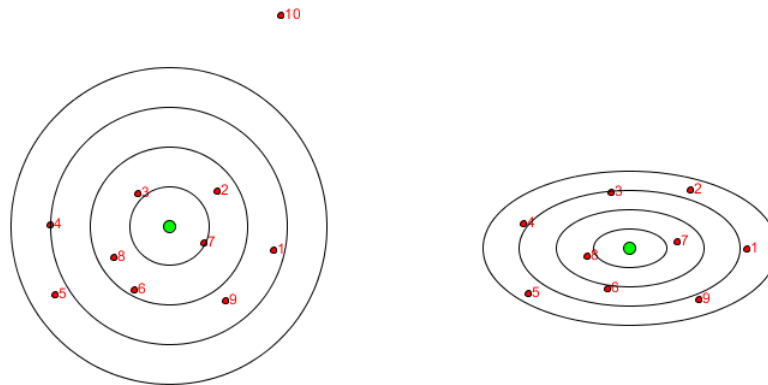


Abbildung 4.3: Eliminierung von Ausreißern und Darstellung des Sicherheitsbereichs

Es ist klar zu erkennen 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 Erstellung 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 ihre Daten so intern wie die Daten eines Sensors behandelt werden und dadurch eine Integritätsprüfung im Vergleich zu den anderen Sensoren möglich

Abbildung 4.4: Visualisierung zur Anzeige des Ergebnisses auf der Seekarte

ist. Die Visualisierung und zusätzliche Daten, wie der Sicherheitsbereich, werden über die Netzwerkschnittstelle von Herrn André Becker an die ECDIS übermittelt. Die Visualisierung ist eine SVG-Grafik, welche beispielhaft in Abbildung 4.4??? abgebildet ist. KOMMT SPÄTER

5. Bewertung

5.1 Genauigkeit

Tests mit Generatordaten werden dargelegt, erklärt und ausgewertet. Es werden außerdem Methoden zur Genauigkeitssteigerung des Algorithmus bewertet.

5.2 Robustheit

Tests mit Generatordaten mit zunehmenden Ausreißern und Auswertung der Ergebnisse

6. Fazit

6.1 Ausblick

Abbildungsverzeichnis

2.1	TTM Telegramm (NMEA Nachricht)	5
4.1	Aktivitätsdiagramm des Softwaremoduls	21
4.2	Arithmetisches Mittel der individuell zurückgerechneten Eigenpo- sitionen	28
4.3	Eliminierung von Ausreißern und Darstellung des Sicherheitsbereichs	30
4.4	Visualisierung zur Anzeige des Ergebnisses auf der Seekarte	31

Tabellenverzeichnis

2.1	Entfernungsberechnung mit Unterschiedlichen Methoden	7
4.1	Vor- und Nachteile der Ansätze	19
4.2	Fehler durch Translation auf dem Erdellipsoid	24
4.3	Bestimmte Rotation durch CPD an perfekten Daten	26

Literaturverzeichnis

- [1] Li Guangzheng and Wang Tao. A new model for information fusion based on grey theory. *Information Technology Journal*, 10, 01 2011.
- [2] Jeroen Hermans, Dirk Smeets, Dirk Vandermeulen, and Paul Suetens. Robust point set registration using em-icp with information-theoretically optimal outlier handling. pages 2465–2472, 06 2011.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Andriy Myronenko and Xubo Song. Point set registration: Coherent point drift. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32:2262–75, 12 2010.

- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Andrzej Stateczny and Andrzej Lisaj. Radar and ais data fusion for the needs of the maritime navigation. pages 1 – 4, 06 2006.
- [12] 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.
- [13] 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.