

Masterarbeit

zur Erlangung des akademischen Grades
Master of Science (M.Sc.)

Entwicklung einer Bildverarbeitung mit dem Schwerpunkt Personenerkennung für ein autonomes Logistik-Fahrzeug

Autor: Giuliano Montorio
giuliano.montorio@hs-bochum.de
Matrikelnummer: 015202887

Erstgutachter: Prof. Dr.-Ing. Arno Bergmann
Zweitgutachter: M.Sc. Bernd Möllenbeck

Abgabedatum: tt.mm.jjjj

Eidesstattliche Erklärung

Eidesstattliche Erklärung zur Abschlussarbeit:

«Entwicklung einer Bildverarbeitung mit dem Schwerpunkt Personenerkennung für ein autonomes Logistik-Fahrzeug»

Ich versichere, die von mir vorgelegte Arbeit selbstständig verfasst zu haben. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten oder nicht veröffentlichten Arbeiten anderer entnommen sind, habe ich als entnommen kenntlich gemacht. Sämtliche Quellen und Hilfsmittel, die ich für die Arbeit benutzt habe, sind angegeben. Die Arbeit hat mit gleichem Inhalt bzw. in wesentlichen Teilen noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen.

Bochum, 26. August 2020

Ort, Datum

Giuliano Montorio

Danksagung

Ein großes Dankeschön gilt all jenen Personen, die mich im Rahmen dieser Masterarbeit begleitet und geholfen haben. Insbesondere möchte ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Arno Bergmann, Herrn Bernd Möllenbeck, M.Sc. und Herrn Dr.-Ing. Christoph Krimpmann danken, die unsere Arbeit durch ihre fachliche und persönliche Unterstützung begleitet haben. Auch beim Fachbereich Elektrotechnik und Informatik der Hochschule Bochum, insbesondere Herrn Dipl.-Ing. Thorsten Bartsch möchten wir uns bedanken. Für die Bereitstellung von Informationen und Dokumente sind wir Herrn Dennis Hotze, M.Sc. und der Smart Mechatronics GmbH sehr dankbar, ohne deren Hilfe und finanzielle Unterstützung dieses Projekt nicht möglich gewesen wäre.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	iv
Symbolverzeichnis	v
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung des Projekts	2
2 Grundlagen	3
2.1 Eigenschaften von neuronalen Netzen	3
2.1.1 Anwendung von neuronalen Netzen	3
2.1.2 Lernprozess	4
2.1.3 Unterscheidung verschiedener Netze	4
2.1.4 Evaluation neuronaler Netze	4
2.2 Objekterkennung	4
2.2.1 Bildklassifikation	4
2.2.2 Objektlokalisierung	4
2.2.3 Objekterkennung durch neuronale Netze	5
2.3 Zustandsautomat	5
2.4 Bestimmung von Positionskoordinaten	6
3 Konzeptionierung	7
3.1 Anforderungserhebung mit CONSENS	7
3.2 Konzept und Aufbau der Personenerkennung	7
3.2.1 Wirkstruktur der Personenerkennung	7
3.2.2 Auswahl und Training der verwendeten neuronalen Netze	7
3.2.3 Schnittstelle zwischen Python und ROS	7
3.2.4 Erstellung von Objektinformationen	7
3.3 Funktionsweise des Gesamtsystems	7

4	Verifikation	8
5	Zusammenfassung und Ausblick	9
A	Anhang	10
A.1	Abbildungen	10
A.2	Inhalt Datenträger	11

Abkürzungsverzeichnis

ALF	Autonomes Logistik Fahrzeug
BLDC	Brushless Direct Current
CAN	Controlled Area Network
CONSENS	Conceptual Design Specification Technique for the Engineering of Complex Systems
EPOS	Entwicklungsplattform Ortsfrequenzfilter-Sensor
FMEA	Failure Mode and Effects Analysis
LIDAR	Light Detection and Ranging
LTI	Linear, zeitinvariantes System
MCM	MotorController Module
RALF	Regelung eines Autonomen Logistik Fahrzeugs
ROS	Robot Operating System
RVIZ	ROS Visualization
SLAM	Simultaneous Localization and Mapping
TEB	Timed Elastic Band
TFEST	Transfer Function Estimation
URDF	Unified Robot Description Format
USBFS	Universal Serial Bus Filesystem

Symbolverzeichnis

Symbol	Bedeutung
D	Dämpfung der Übertragungsfunktion
G	Übertragungsfunktion
\underline{H}	Hilfsmatrix
K_P	Verstärkungsfaktor
K_s	Streckenverstärkung
\mathcal{L}	Laplace-Transformation
M	Momentanpol
$\mathcal{O}_{\mathcal{T}}$	Menge aller Odometriedaten
P_a	Skalierungsfaktor für manuellen Betrieb
P_m	Skalierungsfaktor für automatischen Betrieb
R_c	Circumscribed Radius
R_i	Inscribed Radius
T	Abklingzeitkonstante
T_g	Anstiegszeit
T_n	Nachstellzeit
T_u	Verzugszeit
T_v	Vorhaltezeit
U	Laplacetransformierte Eingangsgröße

Symbol	Bedeutung
$\mathcal{X}_{\mathcal{T}}$	Menge aller Positionsvektoren
$\mathcal{Z}_{\mathcal{T}}$	Menge aller Umgebungsmessungen
Y	Laplacetransformierte Ausgangsgröße
\vec{a}	Umrechnungsvektor
a_i	Koeffizienten der Differentialgleichung der Ausgangsgröße
b_j	Koeffizienten der Differentialgleichung der Eingangsgröße
\vec{b}	Allgemeines Bewegungsziel
c	Rotatorischer Bewegungsbefehl
d_i	Reelle Zahl
f	Cost Scaling Factor
g	Impulsantwort
h	Übergangsfunktion
\vec{h}	Hilfsvektor
i	imaginäre Einheit $i = \sqrt{-1}$
j	Komplexe Zahl $j = \sqrt{-1}$
k	Komplexe Zahl $k = \sqrt{-1}$
m	Karte der Umgebung
m_i	Landmarken
o	Odometrie
p	Wahrscheinlichkeitsfunktion
\vec{p}	Orientierungsvektor
q	Quaternion

Symbol	Bedeutung
r	Distanz
\vec{r}_a	Rotatorisches Bewegungsziel aus automatischen Betrieb
\vec{r}_m	Rotatorisches Bewegungsziel aus manuellen Betrieb
s	Komplexe Frequenz
t	Zeit
\vec{t}_{ma}	Translatorisches Bewegungsziel aus manuellen oder automatischen Betrieb
u	Eingangsgröße
\hat{u}	Sprunghöhe
\vec{v}	Geschwindigkeitsvektor
w	Führungsgröße
\vec{x}_t	Positionsvektor
\vec{x}_0	Startpositionsvektor
y	Ausgangsgröße eines Systems
z	Messwert der Umgebung
α	Fahrtwinkel
β	Posenwinkel
δ	Impulsfunktion
σ	Sprungfunktion

1 Einleitung

1.1 Motivation

Das Thema der künstlichen Intelligenz (KI) ist heutzutage allgegenwärtig. Smart Home Geräte wie Amazons Alexa, Siri der Firma Apple oder der Google Assistant gehören mittlerweile in jeden ... deutschen Haushalt und enthalten KI zur Spracherkennung. Derartige Technologien begleiten den Menschen jedoch nicht nur Zuhause sondern auch in der Transport- und Logistikbranche. Eine Potenzialanalyse zur künstlichen Intelligenz der Firma Sopra Steria zeigt, dass bereits im Jahr 2017 20% aller befragten Unternehmen solche Systeme einsetzten. 37% planten den zukünftigen Einsatz. Die Implementierung solcher Systeme hat Einfluss auf verschiedenste Eigenschaften der Wertschöpfungskette. Die Qualität des Fachprozesses wird mit ebenfalls steigender Geschwindigkeit erhöht. Die zur Logistikbranche gehörenden Transportfahrzeuge sind ebenfalls mit KI ausgestattet und sorgen so für weniger Arbeitsunfälle und eine schnellere, präzisere Abarbeitung der Logistikaufgaben.

Das Projekt dieser Masterarbeit wird praktisch am autonomen Logistikfahrzeug angewendet, das aus dem Labor für Antriebstechnik der Hochschule Bochum stammt. Die Idee des ALFs ist es ein Fahrzeug zu entwickeln, das nach seiner Fertigstellung Logistikaufgaben am Standort der Hochschule Bochum lösen soll. Der Entwicklungsprozess stellt sich aus diversen Bachelor- und Masterarbeiten zusammen, die sowohl Hardware, als auch Softwareimplementierungen vorsehen. Bisher wurden zwei Abschlussarbeiten inklusive der praktischen Anwendung am ALF geschrieben. M.Sc. Dennis Hotze und M.Sc. Dominik Eickmann entwickelten in ihrem Masterprojekt das Fahrzeug und konnten Fahraufgaben ferngesteuert und manuell erledigen. Während der darauffolgenden Bachelorarbeit wurde eine Schlupfkompensation entwickelt, die den Drift am Fahrzeug durch Eingabe von Umgebungsinformationen verhindert. Weiterhin wurden Funktionen entwickelt, um grundlegende und autonome Fahraufgaben zu lösen. Das autonome Logistikfahrzeug aus der vorangegangenen Bachelorarbeit dient auch in dieser Masterarbeit als

Versuchsplattform.

1.2 Zielsetzung des Projekts

Die Grundidee und Herausforderung dieser Masterarbeit ist die Interaktion zwischen Menschen und Roboter und der dadurch resultierenden Bedienung des Systems ohne Eingabegerät. Bisher wurden anzufahrende Posen per Mausklick eingegeben oder Fahrmodi manuell gewechselt. Der Informationsfluss wird hierbei rein visuell und akustisch passieren. Letzteres wird in der Masterarbeit von Herrn Dittmann behandelt und durch ausgewählte Schnittstellen mit diesem Projekt verknüpft, um ein Gesamtsystem zu bilden. Die visuelle Komponente kann im weiteren Entwicklungsprozess des Roboters für verschiedene Anwendungsbereiche genutzt werden. Ziel dieser Masterarbeit ist die Erkennung und Unterscheidung von Personen. Das System wird zwischen bekannten und unbekannten Personen unterscheiden können und Informationen aus den gegebenen Daten generieren, die in der weiteren Entwicklung nützlich sind.

2 Grundlagen

Für ein besseres Verständnis, der in Kapitel Konzept... angewandten Methoden, werden anbei die Grundlagen behandelt. Informationen zu der verwendeten Hard- und Software wurden bereits in der vorangegangenen Bachelorarbeit vermittelt. Aufgrund Anforderung A... ist während der praktischen Anwendung keine Änderung der Hardware vorgesehen.

2.1 Eigenschaften von neuronalen Netzen

Das Neuronennetz des menschlichen Gehirns dient als Vorbild für künstliche, neuronale Netze (KNN). Diese werden heutzutage als Lösung diverser Anwendungsprobleme angewendet, in denen komplexe Strukturen und Muster aus großen Datenmengen erkannt werden sollen. Das in diesem Projekt zugrundeliegende Bildverarbeitungsproblem besitzt die beschriebenen Eigenschaften und eignet sich somit für den Einsatz zur Erkennung von Personen. Anders als bei den meisten programmierten Applikationen ist die Ausgabe von KNN's lediglich probabilistisch. Bei dem vorliegenden, autonomen Logistikfahrzeug werden zur Personenerkennung derartige neuronale Netze verwendet.

2.1.1 Anwendung von neuronalen Netzen

Das Grundlage für die Eingabe in ein neuronales Netz ist die Skalierung der vorliegenden Daten auf eine definierte Größe. Diese wäre beispielsweise bei einem Anwendungsfall mit einer Audiospur die Frequenzspektren oder bei einem Bildverarbeitungsproblem die Pixel eines Bildes. Die skalierten Daten werden in einem Tensor gegeben der die Dimensionen der Eingabe hat. Somit unterteilt sich ein Bild in die drei Dimensionen, die Höhe, die Weite und die Farbwerte der Primärfarben pro Pixel.

2.1.2 Lernprozess

2.1.3 Unterscheidung verschiedener Netze

2.1.4 Evaluation neuronaler Netze

Die Ausgabe von neuronalen Netzen ist probabilistisch und nicht vorhersehbar. Folglich bestehen diverse Metriken für Evaluationen, die derartige Systeme messbar machen.

2.2 Objekterkennung

Bei der visuellen Objekterkennung wird ein Objekt, das auf einem Bild gezeigt ist, mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit inklusive der Position in der Abbildung erkannt. Die drei Abstraktionsebenen einer solchen Erkennung unterteilen sich in Bildklassifikation, Objektlokalisierung und semantische Segmentierung ...2014Bild. Letzteres kommt in dieser Arbeit nicht zur Anwendung und wird aufgrunddessen im Folgenden nicht behandelt. Weiterhin wird ebenfalls die Objekterkennung durch neuronale Netze betrachtet und in Kapitel... verglichen.

2.2.1 Bildklassifikation

Die Bildklassifikation beschreibt eine Zuweisung von Objektkategorien zu einem gegebenen Bild. Mithilfe einer Merkmalsextraktion werden Merkmalsvektoren extrahiert und können so in einem Klassifikator berechnet werden. Ein gängiges Verfahren zur Merkmalsgewinnung ist das sogenannte Histogram of oriented gradients (HOG). Bei diesem Verfahren werden in einem Bild auftretende Intensitäten geprüft und so Kanten und Ecken als Histogramm gespeichert. Die Support Vektor Machine ist eine typische Methode zur Klassifikation. Es handelt sich hierbei um ein Verfahren, das Klassen durch eine sogenannte Hyperebene voneinander trennt. Diese Methode hat sich vor allem aufgrund ihrer kurzen Rechenzeit durchgesetzt.

2.2.2 Objektlokalisierung

Wie in Kapitel... beschrieben, soll die Ausgabe einer Objekterkennung auch den Ort eines Objektes enthalten. Für jedes erkannte Objekt wird ein Rechteck in Form von Pixelkoordinaten erzeugt, das den Interessensbereich beschreibt.

2.2.3 Objekterkennung durch neuronale Netze

2.3 Zustandsautomat

Die Idee der Nutzung eines Zustandsautomaten oder auch endlicher Automat (EA) ergab sich im Laufe der Entwicklungsphase. In der in Kapitel ... erwähnten Bachelorarbeit werden diverse Modi beschrieben, die den Aufruf von unterschiedlichen ROS-Knoten voraussetzen. Aufgrund der Analogie zwischen den beschriebenen Modi und der Zustände eines Zustandsautomaten wird die Nutzung eines solchen Automaten begründet. Im Folgenden wird auf die Eigenschaften eines endlichen Automats eingegangen.

Im Allgemeinen geht es bei einem Zustandsautomaten um die Beschreibung der Zustände (engl. States) eines Objekts. Dabei stellt das Objekt meist das Gesamtsystem dar, etwa ein Getränkeautomat oder wie dieser Arbeit autonomes Fahrzeug. States sind durch Bedingungen verknüpft und lösen während sogenannter Ereignisse eine Transition aus, die den Wechsel des Zustands ausübt. Weiterhin bilden die Zustände in ihrer Gesamtheit den Lebenszyklus des Objekts. Ein Getränkeautomat befindet sich bekanntermaßen beim Eintreffen eines Kunden in einer Art Bereitschaft. Übertragen auf die Theorie eines Zustandsautomaten wäre dies ein Bereitschaftszustand. Die Auswahl des Getränks und die Eingabe des entsprechenden Geldbetrags können beispielhaft als Ereignisse interpretiert werden. Somit wird ein Transition durchgeführt und der Zustand der Getränkeausgabe wird losgetreten. Wurde das Getränk ausgegeben und entnommen, geschieht der Wechsel in den Bereitschaftszustand und der beschriebene Zyklus ist komplettiert.

Seit dem Bestehen der endlichen Automaten haben sich in der Praxis zwei Typen durchgesetzt. Mealy und Moore Automaten unterscheiden sich grundlegend in ihrem Verhalten und können durch folgende Gleichungen beschrieben werden.

Gleichung Mealy...

In den Gleichung ... beschreibt φ die Transitionsfunktion und ψ die Ausgabefunktion des Mooreautomats. Die Transition steht in Abhängigkeit von ζ_t , die aktuelle Eingabe, und α_t , der aktuelle Zustand selbst. Mithilfe der Transitionsfunktion lässt sich der Zustand bestimmen, der im folgenden Zeitschritt t angestrebt werden soll. Der Ausgang des Moore Automaten wird

durch die Ausgangsfunktion psi_{up} berechnet. Diese hängt genau wie die Transitionsfunktion von der Eingabe und dem Zustand zum Zeitpunkt t ab.

Gleichung Moore...

Beim Vergleich der beiden Gleichungen ... und ... stellt sich heraus, dass die Ausgangsfunktion psi in der Beschreibung des Verhaltens eines endlichen Automaten durch Moore lediglich vom Ausgang zum Zeitpunkt t abhängig ist. Zur Veranschaulichung

Eine Unterkategorie der Finiten Automaten ist der Hierarchische Zustandsautomat. Die Besonderheit hierbei ist die Zusammensetzung aller vorangegangenen Zustände eines aktiven Zustands. Diese sind bei der hier beschriebenen hierarchisch aufgebauten Maschine nämlich ebenfalls aktiv. So besteht die Möglichkeit eines aufeinander aufbauenden Endzustands.

2.4 Bestimmung von Positionskoordinaten

Während der Durchführung autonomer Fahr- bzw. Logistikaufgaben können diverse Probleme auftreten, die eine erfolgreiche Bearbeitung verhindern können. Beispielsweise können Türen geschlossen sein oder Gegenstände die geplante Route blockieren. Da das ALF nicht über die technischen Möglichkeiten besitzt derartige Problemstellungen zu lösen, müssen Menschen Abhilfe schaffen. Für diese Zwecke ist die Kenntnis über die letzte Position der erfassten Personen relativ zur statischen Karte notwendig. Anstehende Fahraufgaben werden, bedingt durch das Vorgängerprojekt, mithilfe des Robot Operating Systems gelöst. Personen können folglich als Position in das ROS Netzwerk veröffentlicht. Dies ermöglicht dem Roboter die veröffentlichten Positionen anzufahren. Die Eintragung der Position in die statische Karte setzt die Beschreibung der Position als Koordinaten voraus. Für die Bestimmung der Positionskoordinaten wird ein zweidimensionales Bild und die dazugehörigen Tiefeninformationen genutzt. Die Koordinate x_{loc} beschreibt hier die longitudinale Entfernung von der Kamera zur Person. Eingehende laterale Distanzen werden durch die Koordinate y_{loc} dargestellt.

3 Konzeptionierung

3.1 Anforderungserhebung mit CONSENS

3.2 Konzept und Aufbau der Personenerkennung

3.2.1 Wirkstruktur der Personenerkennung

3.2.2 Auswahl und Training der verwendeten neuronalen Netze

3.2.3 Schnittstelle zwischen Python und ROS

3.2.4 Erstellung von Objektinformationen

3.3 Funktionsweise des Gesamtsystems

4 Verifikation

5 Zusammenfassung und Ausblick

A Anhang

A.1 Abbildungen

A.2 Inhalt Datenträger

- 1** Datenblätter
- 2** Programm
- 3** Lastenheft