…

Inhalt

[1 Einleitung 1](#_Toc517003362)

[1.1 Ausgangssituation und Problemstellung 1](#_Toc517003363)

[1.2 Abgrenzung der Themenstellung 1](#_Toc517003364)

[1.3 Aufbau der Arbeit 3](#_Toc517003365)

[2 Grundlagen 4](#_Toc517003366)

[2.1 Robotik im Bereich teilautonomer technischer Assistenzsysteme 4](#_Toc517003367)

[2.2 Mustererkennung als Teilgebiet des maschinellen Sehens 7](#_Toc517003368)

[2.3 Visual Servoing 12](#_Toc517003369)

[3 Konzeption 15](#_Toc517003370)

[3.1 Manipulator mit Bildverarbeitungseinheit 15](#_Toc517003371)

[3.1.1 Anforderungen an das System 15](#_Toc517003372)

[3.1.2 Auswahl der Komponenten 18](#_Toc517003373)

[3.1.3 Aufbau des Systems 21](#_Toc517003374)

[3.2 Objekt- und Texterkennung 25](#_Toc517003375)

[3.2.1 Maschinelles Detektionsverfahren mit vorgegebenem Merkmalsraum 25](#_Toc517003376)

[3.2.2 Deep Learning Ansatz zur Detektion ohne Merkmalsraumvorgabe 31](#_Toc517003377)

[3.2.3 Auslesen der Tasterbeschriftung 35](#_Toc517003378)

[3.3 Objektverfolgung 38](#_Toc517003379)

[3.3.1 Echtzeit-Objektverfolgung in Videosequenzen 39](#_Toc517003380)

[3.3.2 Merkmalsabgleich und perspektivische Transformation zwischen Einzelbildern 40](#_Toc517003381)

[3.4 Entfernungsberechnung 42](#_Toc517003382)

[3.4.1 Berechnung durch Änderung der Bildgröße des Ziels 42](#_Toc517003383)

[3.4.2 Berechnung durch Änderung des Winkels zum Ziel 43](#_Toc517003384)

[3.5 Bewegungssteuerung 45](#_Toc517003385)

[3.6 Integration der Teillösungen 48](#_Toc517003386)

[4 Prototypische Umsetzung 53](#_Toc517003387)

[4.1 Hard- und Software 54](#_Toc517003388)

[4.2 Implementierung und Ergebnisse der Teilaufgaben 55](#_Toc517003389)

[4.2.1 Tasterdetektion 55](#_Toc517003390)

[4.2.2 Textdetektion und -erkennung 57](#_Toc517003391)

[Lokalisierung von Tasterbeschriftungen 57](#_Toc517003392)

[Auslesen von Tasterbeschriftungen 60](#_Toc517003393)

[4.2.3 Objektverfolgung 61](#_Toc517003394)

[4.2.4 Distanzermittlung 63](#_Toc517003395)

[4.2.5 Firmware zur Bewegungssteuerung 63](#_Toc517003396)

[4.2.6 Schnittstellen(?) 64](#_Toc517003397)

[4.2.7 Programmstruktur(!?) 65](#_Toc517003398)

[4.3 Ergebnisse der Prototypenentwicklung 65](#_Toc517003399)

[4.4 Bewertung des Demonstrators 65](#_Toc517003400)

[4.5 Gesamtsystem 65](#_Toc517003401)

[5 Fazit und Ausblick 65](#_Toc517003402)

[6 Literaturverzeichnis 68](#_Toc517003403)

[7 Abbildungsverzeichnis 75](#_Toc517003404)

[Anhang A Nachrichtenaustausch 77](#_Toc517003405)

[Anhang B Ergebnisbeispiele 78](#_Toc517003406)

[Anhang C Materialliste 80](#_Toc517003407)

# Einleitung

Evtl. ohne unterkapitel

## Ausgangssituation und Problemstellung

Einsatzumgebung

z. B. ein an Rollstuhl befestigter Leichtbauroboter

## Abgrenzung der Themenstellung

…

Grenzen Stand der Technik

Ziele was wie womit

Was soll genau gemacht werden

Einsatzumgebung

Mensch-Maschinen-Interaktion hier nicht

Auch nicht Mobilität (autonome Stromversorgung bzw. so konzipiert, dass Stromverbrauch gering und später autonom möglich)

Begrenzte Energieversorgung

Skizze Aufbau! (oder in 3)

Hier Skizze Roboter, Kamera, Tastermodell???

Teilaufgaben

* Detektion von Tastern
* Erkennung von alphanumerischen Zeichen (OCR)
* Erfassung des gewünschten Tasters (Lagebestimmung)
* Wege- / Bahnberechnung Aktor
* Regelung Aktor

Nicht Rückmeldung Fahrstuhl erkennen

Arbeitsschritte: hier???

CV:

* Beispielbilder (positiv und negativ) sammeln
* Bilder vorverarbeiten (Größe etc.) und sortieren (auch aussortieren)
* Positive Bilder annotieren (Bounding Boxes um jeden Taster)
* Liste mit Negativbeispielen erstellen
* Training mit ‚train\_cascade‘
  + Verschiedene Parameter testen
  + Haar und LBP
* Test der trainierten Classifier
* CNN Training
  + Liste mit Annotationen konvertieren (eine Zeile pro Bounding Box)
  + TFRecord erstellen
  + Label Map
  + Training Pipeline Configuration

Aktor:

* Verschiedene Aktorprinzipien betrachten
* Nach Machbarkeit (auch Bezahlbarkeit) überprüfen
* Aktor auswählen und Hardware beschaffen
* Zusammenbau und Test
* Steuerung entwerfen
* …
* Entfernungsberechnung drei Methoden
* Tracking (MIL, KCF, TLD etc. vs Feature Mapping etc.)

Source Code Training zufügen

Erkennung verschiedenartiger Taster!

## Aufbau der Arbeit

# Grundlagen

In diesem Kapitel erfolgt eine kurze Einführung in die theoretischen Grundlagen der vorliegenden Arbeit, zudem wird die Thematik auf relevante Bereiche eingegrenzt. Der aktuelle Stand der Technik dieser wissenschaftlichen Themengebiete dient als Ausgangspunkt für die Konzeption im folgenden Kapitel.

Da sich die Arbeit mit der Konzeption einer teilautonomen Funktion für einen Assistenzroboter befasst, soll zunächst die technologische Ausgangsituation in diesem Bereich ermittelt werden. Anschließend erfolgt eine Einführung in die für die Umsetzung der Arbeit wichtigen Themengebiete Mustererkennung sowie Visual Servoing.

## Robotik im Bereich teilautonomer technischer Assistenzsysteme

Technische Assistenzsysteme sind allgemein Systeme, die dem Menschen bei der Bewältigung einer Aufgabe helfen bzw. eine bestimmte Tätigkeit erst ermöglichen. Eine einheitliche Definition des Begriffes fehlt bisher, stattdessen erfolgen Abgrenzungen je nach Themengebiet und Ziel. So definiert das Bundesministerium für Gesundheit in einer Studie technische Assistenzsysteme als Hilfsmittel zur Unterstützung pflegebedürftiger Menschen auf der Basis von Informations- und Kommunikationstechnologien, wozu auch mechatronische Systeme gezählt werden [1]. In dieser Arbeit sollen Systeme aus der Robotik betrachtet werden, welche hilfsbedürftige Menschen teilautonom bei der Bewältigung von Alltagsaufgaben unterstützen.

Roboter lassen sich nach Einsatzgebiet bspw. in Industrie-, Service-, Medizin‑, Erkundungs- oder Militärroboter unterteilen [2]. Serviceroboter werden zur Unterstützung des Menschen derzeit hauptsächlich im Haushalt eingesetzt, dringen aber zunehmend auch in den Bereich der Pflege vor. Nach DIN EN ISO 8373 wird auch bei gleicher Bauform und Funktionsweise zwischen Service- und Industrierobotern nach Einsatzgebiet unterschieden [3]. Im Folgenden sollen Roboter in Anlehnung an die VDI Richtlinie 2860 als frei programmierbare Bewegungsautomaten verstanden werden, die mit Hilfe eines Effektors Handhabungsaufgaben erfüllen können [4]. Bei teilautonomen Systemen sind in der Regel Sensoren zur selbsttätigen Programmadaption vorhanden.

Ein Beispiel für einen in der Rehabilitation verwendeten Roboter ist der JACO Roboterarm der Firma Kinova Robotics. Dieser ist für eine Montage am Rollstuhl vorgesehen, um Menschen mit eingeschränkter Mobilität mehr Selbständigkeit im Alltag zu ermöglichen [5]. Gesteuert wird der JACO manuell per Joystick, Touchpad bzw. Kopf- oder Kinnsteuerung. Einfache Bewegungsabläufe können auch über eine USB-Schnittstelle programmiert werden. Es fehlt eine Sensorik für eine Adaption zur Laufzeit, daher sind teilautonome Funktionen mit dem JACO nicht zu realisieren.

Im aktuellen Forschungsprojekt SMART-Assist entwickelt das Institut für Robotik und Mechatronik des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt (DLR) das Assistenzrobotiksystem EDAN (EMG-controlled daily assistant) [6]. Es besteht aus einem handelsüblichen elektrischen Rollstuhl, auf welchen ein DLR-Leichtbauroboterarm montiert ist. Schwerpunkte des Projekts sind eine auf Elektromyographie basierende Steuerung, sichere Mensch-Maschine-Interaktion sowie adaptives Greifen. Der Sicherheitsaspekt wird durch den Einsatz von flexiblen, adaptiven Materialien (Soft Robotics Konzept) sowie eine Drehmomentregelung erreicht. Integrierte Teilautonomie soll Unterstützung bei Aufgaben des Alltagslebens bieten[[1]](#footnote-1). Veröffentlichungen zur Vorgehensweise oder Ergebnissen bei der Entwicklung von teilautonomen Funktionen existieren bislang nicht.

Ein ähnliches System ist der an der Universität Bremen entwickelte Assistenzroboter FRIEND (Functional robot arm with user-friendly interface for disabled people), welcher als Basis verschiedener Forschungsprojekte dient. Der Aufbau des Systems ist in Abbildung 1 zu sehen.



Abbildung 1: Assistenzsystem FRIEND der Universität Bremen [7]

Ein Schwerpunkt des ersten Forschungsprojekts ist das Ermöglichen eines teilautomatischen Greifvorgangs. Anstatt wie bspw. beim JACO jede Bewegung vorzugeben, wird hier der komplette Greifprozess mit zwei bis drei Nutzerkommandos initiiert und durchgeführt [7]. Dazu wird zunächst die Kamera am Effektor vom Nutzer in die Nähe des gewünschten Objekts manövriert, anschließend erfolgt mit Hilfe von Visual Servoing (vgl. Abschnitt 2.3) die teilautomatische Ansteuerung des Ziels. Als Einschränkung müssen die zu greifenden Objekte auf einer zum System gehörenden Ablage platziert werden (vgl. Smart Tray in Abbildung 1), welches über Sensoren Gewicht und Position des Objekts bestimmt. Im aktuellen Modellprojekt ReIntegraRob wird durch Verbesserung der Bildverarbeitung ein Arbeiten ohne Smart Tray ermöglicht. Ziel ist Reintegration einer tetraplegisch gelähmten Frau in ihren Beruf als Bibliothekarin [8]. Hierzu soll der Roboter Funktionen wie das Aufnehmen und Ablegen des Buches oder das Umblättern von Seiten autonom durchführen.

Es existieren zahlreiche weitere Industrie- und Forschungsprojekte, welche sich mit Reha- bzw. Assistenzrobotern für Menschen mit Behinderung befassen[[2]](#footnote-2). Bezüglich teilautonomer Funktionalität scheinen die hier vorgestellten Systeme EDAN und FRIEND am aktuellsten bzw. weitesten fortgeschritten. Forschungsbedarf ist allerdings weiterhin vorhanden, da bisher Unterstützung nur für wenige spezielle Aufgaben bzw. Tätigkeiten angeboten wird. Weiterhin ist die Verfügbarkeit der genannten Systeme problematisch, da sie entweder für den normalen Nutzer kaum erschwinglich[[3]](#footnote-3) sind oder ausschließlich in Forschungsprojekten zur Verfügung stehen.

## Mustererkennung als Teilgebiet des maschinellen Sehens

„Computer Vision, auch maschinelles Sehen genannt, umfasst verschiedene Methoden zur Erfassung, Verarbeitung, Analyse und Interpretation von Bildern.“ Mustererkennung in der Bildverarbeitung ist der Prozess zur Identifikation von Objekten. Teilschritte sind Bildaufnahme, Vorverarbeitung, Segmentierung, Merkmalsextraktion, [Klassifizierung](https://de.wikipedia.org/wiki/Klassifizierung) und Aussage bzw. Interpretation [9]. Heutige Standardmethoden zur Mustererkennung verfolgen in der Regel einen statistischen Ansatz, bei dem Wahrscheinlichkeiten für die Zugehörigkeit eines Objektes zu verschiedenen Kategorien ermittelt werden. [10]

Die Bildvorverarbeitung hat zur Aufgabe, unerwünschte Signalbestandteile zu reduzieren (z. B. Rauschreduktion). Mit Hilfe von Segmentierung werden zusammenhängende bzw. zusammengehörende Regionen in Bildern identifiziert. Anhand von Merkmalen[[4]](#footnote-4) wie bspw. Kanten oder Eckpunkten wird in der Bildanalyse versucht, auf Bildinhalte zu schließen. Das Auffinden verschiedener Merkmale übernimmt die Merkmalsextraktion. Diese liefert für ein Bild einen Merkmalsvektor im Merkmalsraum. Die Klassifikation soll abschließend anhand des Merkmalsvektors die segmentierten Regionen oder Objekte in verschiedene Klassen einteilen [11].

In der visuellen Objekterkennung muss zwischen der Bildklassifikation und der Objektlokalisierung unterschieden werden. Die Bildklassifikation prüft, ob bzw. mit welcher Wahrscheinlichkeit in einem Bild mindestens ein Beispiel einer oder mehrerer Klassen existiert. Das ganze Bild wird der Klasse bzw. Kategorie mit der höchsten Wahrscheinlichkeit zugeordnet. Ziel der Objektlokalisierung (auch Objektdetektion genannt) ist das Auffinden von Objekten verschiedener Klassen inklusive der Bestimmung von Position und Ausdehnung. Für beide Aufgabenstellungen werden heutzutage häufig Verfahren des maschinellen Lernens (Machine Learning) eingesetzt, bei denen ein vorgegebener Algorithmus zur Extraktion vorbestimmter Merkmale verwendet wird. Aufgrund der Leistungsfähigkeit moderner Hardware finden zunehmend auch Deep Learning Methoden Einsatz in der Objekterkennung. Durch tiefe neuro-nale Netze sollen die für die Klassifizierung und Detektion relevanten Merkmale selbständig erlernt werden. Deep Learning Methoden zur Objekterkennung erzielen häufig hohe Erkennungsraten, benötigen hierzu allerdings auch eine große Menge an Trainingsdaten, lange Trainingsphasen und hohe Detektionszeiten. Verkürzt werden kann das Training durch das sogenannte Transfer Learning, bei welchem nur die letzten Schichten eines auf verschiedene Objektklassen spezialisierten neuronalen Netzes neu trainiert werden. Je nach Größe und der Anzahl verschiedener Klassen des verwendeten vortrainierten Netzwerks können die Ergebnisse in Bezug auf Erkennungsrate und Ausführungszeit unterschiedlich ausfallen [11].

Ein bekanntes Beispiel für ein Machine Learning Verfahren zur Objektdetektion ist die Methode nach Viola und Jones [12]. Als mögliche Merkmale für einen gegebenen Bildausschnitt werden hier die Differenzen von Grauwertsummen innerhalb verschiedener Rechtecktypen verwendet, sogenannte Haar-ähnliche Merkmale (vgl. Abbildung 2). Da die Rechtecktypen in verschiedener Größe und Skalierung verwendet werden, ergibt sich eine hohe Anzahl an möglichen Merkmalen für die Klassifikation. Um die Rechenzeit zu reduzieren, wird eine Auswahl relevanter Merkmale mit Hilfe eines sogenannten Boosting-Verfahrens anhand von positiven und negativen Trainingsdaten erlernt. Ein weiterer wichtiger Schritt zur Effizienzsteigerung ist die Verwendung einer Kaskade von Klassifikatoren, welche negative Bildausschnitte schnell verwirft [12].



Abbildung 2: Vier Grundtypen zur Merkmalsberechnung nach Viola und Jones mit zwei (A und B), drei (C) und vier (D) Rechtecken in verschiedener Skalierung und Position [12]

Auf der Viola-Jones-Methode basieren zahlreiche weitere Ansätze zur Objektdetektion, bspw. erreicht das Verfahren von Ahonen et al. durch die Verwendung von Local Binary Patterns (LBP) als texturbasierte Merkmale eine schnellere Trainings- und Detektionszeit [13]. Ebenfalls beliebt ist die Verwendung der Orientierung der Kanten im Bild, welche für jeden Teilbereich in einem Histogramm gespeichert und so für die Merkmalsbeschreibung genutzt werden (Histogram Of Oriented Gradients). Dieses Verfahren führt teilweise zu besseren Erkennungsraten, hat aber ein schlechteres Laufzeitverhalten als die Verwendung von Haar-ähnlichen oder LBP-Merkmalen [14].

In einer für die Themenstellung interessanten Arbeit werden zunächst verschiedene Merkmale in einem ähnlichen Verfahren wie der Viola-Jones-Methode zur Detektion von unbekannten Fahrstuhltastern verwendet. In anschließenden Nachbearbeitungsschritten werden mögliche Falschdetektionen und nicht erkannte Taster weitgehend korrigiert. Diese Schritte basieren auf der Einschränkung auf solche Taster, die den ADA Richtlinien [15] entsprechen[[5]](#footnote-5). Unter anderem muss sich dafür die Beschriftung immer - zumindest zusätzlich - links außerhalb des Tasters befinden.



Abbildung 3: Erkannte Taster (links) und zugehöriges ermitteltes Gitter (rechts) [16]

Auf der Bedientafel eines Fahrstuhls ergibt sich somit eine Art Gittermuster, welches für die Erkennung genutzt wird (vgl. Abbildung 3). Weiterhin wird im Systemaufbau der Arbeit ein Laserscanner verwendet, mit welchem die zu erwartende Tastergröße (bekannt aus den ADA Richtlinien) geschätzt werden kann. Bei einem Testdatensatz mit 150 Bildern von Bedientafeln wird eine Erkennungsrate von 86,2 Prozent erreicht, Angaben zur Ausführungsdauer fehlen allerdings [16].

Seit dem ersten Sieg von Krizhesvky et al. beim ImageNet Wettbewerb sind Convolutional Neural Networks (CNNs) bei der Bildklassifikation ungeschlagen [17]. Bei diesen handelt es sich um „faltende“ neuronale Netze, bei denen in jeder Faltungsschicht die Werte eines Filterkernels bzw. einer Faltungsmatrix selbständig durch Fehlerrückführung erlernt werden. Nachteil tiefer neuronaler Netze ist das Verhalten als Black Box. Es ist kaum ersichtlich, nach welchen Kriterien Entscheidungen getroffen werden. Eine detaillierte Beschreibung der Funktionsweise kann bspw. in [18] gefunden werden. Auch der komplexere Bereich der Objektdetektion wird mittlerweile von verbesserten CNN-Architekturen dominiert. Ein erster Durchbruch gelang Girshick et al. mit sogenannten Region-based Convolutional Neural Networks (R-CNNs) [19]. Während vorherige Ansätze meist nach dem Sliding-Windows Prinzip[[6]](#footnote-6) vorgehen, erfolgt bei R-CNNs die Anwendung der neuronalen Netze zur Klassifikation nur auf einer wesentlich geringeren Anzahl von vorgefilterten Regionen. Dadurch kann die Trainings- und Detektionszeit erheblich verkürzt werden[[7]](#footnote-7). [20]

Nach dem ersten Erfolg des R-CNN-Ansatzes zur Objektlokalisierung versuchen Wissenschaftler die Laufzeiten oder die Performanz im Sinne von Erkennungs- und Fehlerraten zu verbessern. Die bislang erfolgreichsten Ansätze sind Faster R-CNNs, You Only Look Once (YOLO) und Single Shot Detector (SSD) mit MobileNet-Architektur[[8]](#footnote-8). Während YOLO bislang die schnellsten Ausführungszeiten vorweisen kann, erzielt SSD bei ebenfalls geringen Laufzeiten höhere Erkennungsraten [21].

Zur Detektionszeit von Objekterkennungsverfahren in eingebetteten Systemen bzw. auf Low-Power-Hardware existieren nur wenige Veröffentlichungen. Eine aktuelle Arbeit vergleicht Laufzeiten und Erkennungsraten einiger der oben genannten sowie eines selbst entwickelten Deep Learning Verfahrens bei Ausführung auf einem Raspberry Pi 3 Einplatinencomputer. Bei allen getesteten Verfahren liegt die erreichbare Bildrate bei unter einem Bild pro Sekunde[[9]](#footnote-9). Höhere Erkennungsraten korrelieren mit schlechteren Laufzeiten [22]. Für echtzeitfähige Systeme zur Objektdetektion ist je nach Einsatzgebiet und Anforderungen noch weitere Forschungs- und Entwicklungsarbeit notwendig.

Texterkennung in Bildern gliedert sich in die Detektion von Bereichen, die Text oder einzelne Zeichen enthalten, sowie die optische Zeichenerkennung, welche aus diesen Bereichen Buchstaben, Zahlen oder Wörter extrahiert. Zum Auffinden von Regionen, welche möglicherweise Zeichen enthalten, kann bspw. nach verbundenen Konturen oder einheitlichen Texturen gesucht werden. Durch eine Klassifikation anhand vorgegebener Merkmale werden diese anschließend in Textbereiche oder Nicht-Textbereiche unterteilt. Die darauf folgende Segmentierung trennt Zeichen vom Bildhintergrund[[10]](#footnote-10) und liefert zusammengehörige Blöcke von Zeichen. Erst jetzt erfolgt die eigentliche Erkennung des Textes, welche zeichenbasiert (Optical Character Recognition) oder wortbasiert erfolgen kann. Auch hier werden zunächst Merkmale extrahiert bevor die Zeichen in Kategorien unterteilt werden [23]. Auch in den Bereich der Texterkennung dringen vermehrt Verfahren des Deep Learnings ein. Sogenannte Ende-zu-Ende-Verfahren übernehmen alle Schritte der Textdetektion und -erkennung und liefern zunehmend gute Ergebnisse [24].

## Visual Servoing

Aufgabe von Visual Servoing ist es, mit Hilfe von Bildverarbeitungsdaten die Bewegungen oder die gewünschte Position des Effektors eines Roboters zu steuern. Diese Daten können von einer am Effektor befestigten Kamera stammen (eye-in-hand), wobei Bewegungen des Roboters auch Bewegungen der Kamera auslösen. Eine weitere Möglichkeit ist die Platzierung der Kamera außerhalb des Roboters, sodass dessen Bewegungen von einem festen Punkt aus beobachtet werden (eye-to-hand). Unterschieden wird weiterhin zwischen bildbasierter Regelung (Image Based Visual Servoing), bei welcher Bildinformationen zur direkten Steuerung der Gelenke des Roboters verwendet werden, und positionsbasierter Regelung (Position Based Visual Servoing), wo zunächst eine geometrische Interpretation der Bilddaten erfolgt und daraus ein Steuerbefehl im kartesischen Raum erzeugt wird [25]. Bei der bildbasierten Regelung wird die Regelabweichung aus der Lageabweichung eines vorher aufgenommenen Referenzbilds und der aktuellen Kameraaufnahme ermittelt. Für die positionsbasierte Regelung wird die Stellung der kinematischen Kette im Raum anhand von Bilddaten geschätzt und ein Positionsfehler als Regelabweichung verwendet [26].

Ein stabiler geschlossener Regelkreis zur Steuerung der Gelenke benötigt eine hohe Regelfrequenz. Daten aus Bildverarbeitungssystemen stehen allerdings häufig mit geringerer Frequenz zur Verfügung, so dass die meisten Visual Servoing Systeme eine positionsbasierte Regelung anwenden [26].

Sowohl zur Positionsschätzung (positionsbasierte Regelung) als auch zur Bestimmung der Lageabweichung zum Referenzbild (bildbasierte Regelung) werden Merkmale (vgl. Abschnitt 2.2) aus der Bildverarbeitung verwendet. Die Transformation zwischen zwei Bildern kann anhand ausgewählter Merkmalspunkte berechnet werden. Werden die Merkmalspunkte markerbasiert[[11]](#footnote-11) ermittelt, führt dies zu einer schnellen und robusten Merkmalsextraktion. Dagegen ist die Verwendung von Merkmalen, die aus dem Zielobjekt generiert werden, zwar aufwendiger aber auch wesentlich flexibler einsetzbar. Zur Bestimmung der Merkmalspunkte liefert zunächst ein Merkmalsdetektor markante Merkmale im Bild, anschließend versieht sie ein Merkmalsdeskriptor mit zusätzlichen Informationen, wie bspw. der Größe und Orientierung der Gradienten in der Umgebung des Merkmalpunkts. Brauchbare Merkmalspunkte sollten unter anderem lokal, möglichst invariant gegenüber Skalierung, Translation und Rotation, wenig anfällig für Rauschen und Verwischen, gut unterscheidbar und effizient zu berechnen sein [27].

Ein bekanntes Verfahren zur Detektion und Beschreibung lokaler Merkmalen ist SIFT (Scale-Invariant Feature Transform), welches die oben genannten Kriterien weitgehend erfüllt. Eine effiziente Abwandlung von SIFT ist das SURF-Verfahren (Speeded Up Robust Features), welches ähnlich robuste und invariante Merkmale in kürzerer Berechnungszeit liefert [28].

Ein Vergleich zwischen verschiedenen Bildern desselben Objekts liefert zusammengehörige Merkmalspunkte (auch Feature Matching genannt). Sind die Bilder aus unterschiedlichen Perspektiven entstanden, kann anhand dieser Merkmalspunkte die Homographie[[12]](#footnote-12) und damit die Bewegung der Kamera oder des Objektes berechnet werden [27].

# Konzeption

In diesem Abschnitt wird auf der Grundlage der in Kapitel 2 beschriebenen technologischen Ausgangssituation ein Entwurf für die Funktion der teilautomatischen Tastererkennung und -betätigung erarbeitet. Da die Funktionalität an einem prototypischen Demonstrator gezeigt werden soll, sind zunächst Grundlagenentscheidungen bezüglich dessen Aufbau und verwendeter Komponenten zu treffen. Aus diesem Auswahlprozess können sich Restriktionen für die möglichen Lösungswege der Teilaufgaben ergeben.

## Manipulator mit Bildverarbeitungseinheit

Aufgabe des Manipulators ist die physikalische Interaktion mit der Umgebung, hier also die Betätigung des gewünschten Fahrstuhltasters. Dazu muss er Steuerbefehle entgegen nehmen und eine gewünschte Position im Raum anfahren. Die Steuerbefehle stammen aus einer Bildverarbeitungseinheit, welche die anzusteuernde Position aus Kameradaten berechnet.

Da zahlreiche Möglichkeiten des Systemaufbaus bestehen, wie z. B. Anzahl und Art der Achsen, werden aus den funktionalen und nicht-funktionalen Anforderungen zunächst Kriterien für die Festlegung des Aufbaus und die Auswahl der verwendeten Komponenten abgeleitet.

### Anforderungen an das System

Die Anforderungen an das zu entwickelnde System ergeben sich aus den zu lösenden Teilaufgaben und den Bedingungen der Einsatzumgebung. Im Zielszenario soll die teilautonome Assistenzfunktion durch ein – z. B. in einen elektrischen Rollstuhl – eingebettetes System geleistet werden. Daher ist auch für den Demonstrator möglichst kompakte, energiesparende und günstige Hardware zu verwenden, welche dennoch leistungsstark genug für eine echtzeitnahe Ausführung der Programmlogik ist. Da bei dem zu entwickelnden Prototypen geringe Kosten eine hohe Priorität haben, wird die Antwortzeit in Form einer weichen Echtzeitanforderung auf zehn Sekunden festgelegt. D. h. das System muss in unter zehn Sekunden reagieren, nicht aber die vollständige Funktion ausführen.

Als Eingabe für die Bildverarbeitung in den Arbeitsschritten Objekt- und Texterkennung, Entfernungsberechnung sowie Objektverfolgung dienen Bilder im digitalen Format. Diese müssen in ausreichend hoher Auflösung, Bildqualität und Frequenz bereitgestellt werden. Die in Abschnitt 2.2 und 2.3 genannten Verfahren zur Mustererkennung nutzen Auflösungen, die alle modernen Digitalkameras und Kameramodule für Computer bieten. Da wie oben beschrieben Low-Power-Hardware für die Ausführung der Bildverarbeitung verwendet werden soll, wird die benötigte Eingangsbildrate durch die Rechenzeit der Objekt- und Texterkennung auf ein Bild pro Sekunde beschränkt (vgl. Kapitel 2.2).

Neben der Bildverarbeitung läuft die Programmlogik (die Gesamtablaufsteuerung) und die Verarbeitung von Benutzereingaben auf derselben Hardware (im Folgenden Hauptrechner genannt). Für letztere muss eine entsprechende Schnittstelle angeboten werden. Optional kann auch die Steuerung des Manipulators vom Hauptrechner übernommen werden. Soll aber bspw. Bildverarbeitung und optische Regelung parallel laufen, reicht die Leistungsfähigkeit unter Umständen nicht aus. Wird für die Aktorsteuerung separate Hardware verwendet, muss eine Schnittstelle zur Kommunikation mit dem Hauptrechner berücksichtigt werden.

Aufgabe des Manipulators ist die Positionierung des Effektors innerhalb des Arbeitsbereichs im dreidimensionalen Raum, welche durch einen externen Steuerbefehl angestoßen wird. Da für die Entwicklung des Demonstrators die Grundfunktionalität wesentlich ist, spielen Reichweite und Arbeitsbereich nur eine untergeordnete Rolle. Zur Umsetzung des Positionierbefehls nimmt die Steuerung des Manipulators Koordinaten[[13]](#footnote-13) entgegen und berechnet daraus Steuerbefehle für die einzelnen Motoren der Achsen. Diese müssen ausreichend Drehmoment für die Bewegung der Glieder sowie für die Tasterbetätigung besitzen, wobei letzteres kaum ins Gewicht fällt.

Da der Effektor keine Arbeitsvorgänge am Zielort ausführt und keine Werkstücke transportiert, sind weder Werkzeug noch Greifer erforderlich. Zur Begrenzung der ausgeübten Kraft ist zu überprüfen, ob bzw. wie viel Druck der Effektor auf einen Gegenstand ausübt. Es wird angenommen, dass nur solche Taster betätigt werden, die in einem kegelförmigen Bereich vor dem Manipulator liegen. Dieser Bereich wird durch das Sichtfeld der verwendeten Kamera bestimmt. Daher muss die Orientierung des Effektors im Raum nicht beliebig sein. Lediglich der Winkel des Vektors der Krafteinwirkung bei Betätigung des Tasters zur Normalen des Tasters sollte nicht zu groß werden[[14]](#footnote-14).

Weiterhin wird angenommen, dass sich keine Hindernisse im Arbeitsraum bzw. zwischen der Ausgangsposition des Effektors und dem anzusteuernden Taster befinden. Dadurch kann eine zeit- und ressourcenintensive Bahnplanung vermieden werden.

Aus den genannten Anforderungen kann abgeleitet werden, dass der Manipulator mindestens drei Achsen bzw. Freiheitsgrade benötigt, um die Positionier- bzw. Betätigungsaufgabe im Arbeitsraum zu erfüllen. Mehr Achsen können z. B. zu einer besseren Orientierung des Effektors im Raum oder zu einem größeren Arbeitsbereich beitragen, sind aber nicht zwingend erforderlich. Da in der Zieleinsatzumgebung wenig Platz zur Verfügung steht (bspw. ein an einem Rollstuhl befestigter Leichtbauroboterarm), ist maximal eine Translationsachse zu verwenden.

Die Energieversorgung des Systems ist für den Demonstrator nicht zwingend mobil einzuplanen. Nach Möglichkeit ist aber durch Verwendung energiesparender Komponenten und einer entsprechend dimensionierten Energiequelle eine spätere mobile Einsetzbarkeit zu erleichtern.

Da es sich bei dem zu entwickelnden System um einen Funktionsprototypen handelt, stehen Kriterien wie Zuverlässigkeit, Aussehen, Wartbarkeit, Sicherheitsanforderungen oder die Betriebs- und Umweltbedingungen nicht im Vordergrund. Daher werden diesbezüglich keine Anforderungen gestellt. Wichtig hingegen sind eine einfache Bedienbarkeit des Systems, die Portierbarkeit der Funktionalität auf andere Systeme, aufgrund des kleinen Zeitrahmens der Arbeit eine einfache Implementierbarkeit und geringe Kosten. Durch die Verwendung von offener Hard- und Software sowie die Verwendung von weit verbreiteten Komponenten können die Portierbarkeit erhöht und die Kosten gesenkt werden. Durch eine übersichtlich und einfach gehaltene Benutzerschnittstelle ist die verständliche Bedienung zu ermöglichen.

### Auswahl der Komponenten

Mit Blick auf die im vorherigen Kapitel beschriebenen Anforderungen und Kriterien erfolgt in diesem Abschnitt die Auswahl der für den Demonstrator zu verwendenden Komponenten. Da diese untereinander kompatibel sein müssen, wird zunächst die Hardware des Hauptrechners bestimmt und davon ausgehend die übrigen Bestandteile des Systems. Eine Materialliste der verwendeten Komponenten ist in Anhang C zu finden.

Hauptrechner

In [29] ist eine aktuelle Übersicht über gängige Einplatinencomputer mit ihren jeweiligen Vor- und Nachteilen wie bspw. verfügbare Anschlüsse, Leistungsfähigkeit und Preis zu finden. Nur aufgrund von Leistung und Preis würde die Wahl nicht auf den weit verbreiteten Raspberry Pi 3 fallen, allerdings sind noch andere Kriterien zu beachten. Um den Entwicklungsaufwand möglichst zu reduzieren ist eine gute Verfügbarkeit von Bibliotheken für Bildverarbeitungsaufgaben und Kommunikation über die vorhandenen Schnittstellen erforderlich. Die Größe der Anwendergemeinde bestimmt darüber, wie schnell und ob überhaupt Hilfestellungen erhalten werden können. Weiterhin ist eine Plattform, die seit Jahren weiterentwickelt wird, im Allgemeinen zuverlässiger als eine Neuentwicklung. Diese Punkte sprechen in Summe für den Raspberry Pi 3 als Hauptrechner für das vorliegende Projekt.

Sensoren

Für die Bildverarbeitung wird eine Kamera benötigt, an die wie oben erwähnt keine besonderen Ansprüche bestehen. Die erste Version des Raspberry Pi Kameramoduls ist günstig, klein, leicht, bietet eine Auflösung von maximal 2592 mal 1944 Pixeln und einen Videomodus mit 30 Bildern pro Sekunde bei FullHD-Auflösung [30]. Vor allem aufgrund der Kompaktheit ist dieses Modul für den zu entwickelnden Prototypen interessant. Es existiert eine neuere Version des Moduls mit besseren Leistungsdaten, welche allerdings nicht benötigt werden. Zudem ist der Preis höher, sodass hier die erste Version des Moduls ausgewählt wird.

Für die Abstandsberechnung des Effektors zum Ziel kann ein Abstandsensor, wie z. B. ein Time-of-Flight-Sensor, zum Einsatz kommen. Mit dieser dedizierten Hardware ist eine genaue und schnelle Bestimmung des Abstands zum Ziel möglich. Da aber bei dem zu entwickelnden Prototyp zunächst die Kosten im Vordergrund stehen und schon eine Kamera vorhanden ist, soll die Entfernungsberechnung mit dieser durchgeführt werden.

Zur Vermeidung von Schäden ist am Effektor ein Sensor zu verwenden, welcher die Überschreitung eines Grenzwerts der Krafteinwirkung erkennt. Für den Prototyp soll der Prozess der Tastererkennung und -betätigung zunächst anhand von Fotos von Fahrstuhlknöpfen simuliert werden. Daher ist ein einfacher mechanischer Endlagenschalter mit einer kleinen Feder ausreichend.

Manipulator

In der Zieleinsatzumgebung kommt im Allgemeinen ein Roboterarm zum Einsatz, daher soll nach Möglichkeit auch für den Prototyp ein solcher Aktor verwendet werden. Aus Zeitgründen ist eine Neukonstruktion in der vorliegenden Arbeit nicht machbar. Zur Auswahl stehen die Anschaffung eines fertigen Manipulators oder eines Bausatzes sowie der Aufbau nach frei zugänglichen Bauplänen. Sowohl für fertige Roboter als auch für Bausätze gilt, dass sie entweder zu teuer sind oder ein geschlossenes System bilden, dass nur manuell steuerbar ist. Daher erfolgt ein Nachbau einer kinematischen Struktur, welcher zudem die Flexibilität bei der Wahl der Motoren, der Steuerungshardware und damit auch der Umsetzung der Steuerungssoftware erhöht.

Walter [31] ist ein Open Source Projekt für einen Gelenkarmroboter mit sechs Rotationsachsen. Baupläne für die Steuerungshardware werden ebenso zur Verfügung gestellt wie die Steuerungssoftware, welche bspw. eine Bahnplanung mit Interpolation mittels Bézier-Kurven bietet. Der Preis der Komponenten und der Aufwand zum Aufbau sprengen allerdings den Rahmen dieser Arbeit.

Die Auswahl an günstig herzustellenden Robotern mit frei verfügbaren Bauplänen ist beschränkt, insbesondere wenn sie von mehr als nur einem Anwender erprobt bzw. getestet sind. Umsetzbare Vorlagen beinhalten kleinere kinematische Strukturen, die Steuerung geht häufig nicht über die manuelle Bewegung der einzelnen Achsen hinaus. Eine Berechnung der inversen Kinematik zur Positionierung des Effektors erfolgt bspw. in einem Projekt mit einem 3‑Achs-Roboter mit zwei gleich langen Armen. Umfangreichere Berechnungen sowie eine Bahnplanung bietet von den hier betrachteten Projekten nur der oben genannte Roboter Walter, diese sind aber für den Demonstrator nicht zwingend erforderlich.

Geeignet für die Anwendung in der vorliegenden Arbeit scheint besonders das Modell eines ABB IRB460 im Maßstab 1:7, welches eine umfassende Anleitung bietet und von zahlreichen Nutzern (momentan über 80) erfolgreich nachgebaut wurde [32][[15]](#footnote-15). Zudem ist der Roboterarm durch die Verwendung 3D-gedruckter Teile preiswert und einfach aufzubauen. Im Gegensatz zum Original wird hier auf die letzte Achse verzichtet. Drei Achsen bzw. Freiheitsgerade beschränken zwar den Arbeitsbereich und die Möglichkeiten zur Orientierung des Effektors, dafür ist die inverse Kinematik über den Kosinussatz bestimmbar. Somit muss kein iteratives Verfahren oder Ähnliches implementiert werden. Zudem stellen weniger Gelenke auch weniger Fehlerquellen in der Positionierung dar. Der Effektor wird durch die Verwendung einer verknüpften Kinematik immer in der Horizontalen gehalten.

Bei allen erschwinglichen Systemen handelt es sich um Roboter mit Modellbaucharakter und nicht um professionellen Industrieroboter. Daher muss mit einer geringen Präzision, Wiederholgenauigkeit und Robustheit gerechnet werden.

Steuerung des Manipulators

Durch den Einsatz dedizierter Hardware für die Steuerung des Manipulators können Ressourcenprobleme vermieden werden. Die Trennung der Software für die Robotersteuerung von der restlichen Programmlogik erhöht die Flexibilität, so ist eine andere Programmiersprache einsetzbar, der Code übersichtlicher und die Fehlersuche einfacher.

Die Verwendung eines verbreiteten Mikrocontrollers wie dem Arduino Uno bietet eine große Auswahl an Softwarebibliotheken und Programmierbeispielen. Das hierfür erhältliche Erweiterungsmodul CNC-Shield in Verbindung mit Schrittmotortreibern des Typs A4988 vereinfacht die Steuerung der Motoren. Grundsätzlich sind auch andere Mikrocontroller oder Treiber einsetzbar, der günstige Preis und die Eignung für die Steuerungsaufgabe führen hier zu einer willkürlichen Entscheidung für die bewährte Kombination aus Mikrocontroller, Erweiterungsmodul und Motortreibern. Die Kommunikation mit dem Hauptrechner kann über die serielle Schnittstelle unter Verwendung eines USB-Kabels erfolgen. Der zusätzliche Energiebedarf ist gering und kann für den Prototypen vernachlässigt werden.

### Aufbau des Systems

Der Manipulator besteht aus einer drehbaren Basis sowie zwei Armen, welche ebenfalls durch Rotationsachsen verstellbar sind. Die Halterung für den Effektor wird durch Gelenkstangen stets in der Horizontalen bzw. parallel zur xy-Ebene gehalten. Abbildung 4 zeigt den kinematischen Aufbau des verwendeten Modells nach VDI 2861, dabei handelt es sich um eine Kombination aus serieller und paralleler Kinematik. Eine Seitenansicht des Originals, bei welcher die Gelenkstangen zu erkennen sind, ist in Abbildung 5 zu sehen.

Der Effektor besteht aus einer Halterung sowie dem daran fest installierten Endlagenschalter. Die Federung des Schalters ist für den Demonstrator ausreichend, um eine Betätigung eines Tasters zu simulieren.



Abbildung 4: Kinematischer Aufbau des Manipulators nach VDI 2861 [33]

Da kein Abstandssensor verwendet wird, kann die Entfernung mit Hilfe der Kamera durch die Veränderung der geometrischen Eigenschaften des Ziels infolge von Bewegungen ermittelt werden. Dafür wird die Kamera an der Effektorhalterung platziert (eye-in-hand). Somit kann die Entfernung der Kamera zum Ziel abzüglich des Abstands zwischen Kamera und Endlagenschalter für die Ansteuerung des Ziels verwendet werden. Ein Nachteil dieser Befestigungsart ist das Entstehen von Bewegungsunschärfe im gesamten Bild bei Verfahren des Roboters.

Durch den eingeschränkten Sichtbereich der Kamera kann der in Abschnitt 3.1.1 vorgegebene Grenzwert für den Winkel zur Normalen des Ziels systembedingt nicht überschritten werden. Durch die oben angesprochene waagerechte Haltung des Effektors beträgt zudem der Winkel zur durch den Taster verlaufenden Horizontalen stets 0°.



Abbildung 5: Seitenansicht eines ABB IRB460 [33]

Abbildung 6 zeigt den geplanten Aufbau des zu entwickelnden Prototyps mit allen verwendeten Komponenten und ihren Verbindungen untereinander. Zu den Letzteren zählen mechanische Verbindungen bspw. zur Drehmoment­übertragung sowie Leitungen zur Stromversorgung und Kommunikation. Der Antrieb besteht aus drei Motoren, die über Motortreiber vom Mikrocontroller gesteuert werden und über Zahnradgetriebe das Drehmoment auf die mechanische Struktur übertragen. Die Energieversorgung stellt dem Hauptrechner, dem Mikrocontroller und der Antriebseinheit Energie zur Verfügung, teilweise versorgen diese wiederum an sie angeschlossene Komponenten.



Abbildung 6: Aufbau des Prototyps mit Schnittstellen und Verbindungen zwischen den physischen Komponenten

## Objekt- und Texterkennung

In Kapitel 2.2 wurde eine Auswahl an Verfahren zur Objekt- und Texterkennung vorgestellt. Zur Ausführungsgeschwindigkeit von Objektdetektionsverfahren auf Kleinstcomputern existieren nur wenige Untersuchungen. Daher sind Detektionsgeschwindigkeit und -rate verschiedener Verfahren auf solcher Hardware schwer vorhersagbar. In diesem Abschnitt werden aus diesem Grund zwei Methoden zur Erkennung und Lokalisierung von Fahrstuhltastern entworfen und in Kapitel 4 evaluiert. Während klassische Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens häufig schnellere Detektionszeiten erlauben, erzielen Deep Learning Ansätze meist bessere Erkennungsraten. Daher dienen beide Bereiche als Grundlage für jeweils eins der Verfahren.

Nach erfolgter Detektion eines Tasters soll dessen Beschriftung ausgelesen werden. Dafür muss diese zunächst lokalisiert werden, bevor eine Zeichenerkennung erfolgen kann.

### Maschinelles Detektionsverfahren mit vorgegebenem Merkmalsraum

In Abschnitt 2.2 wurde die Viola-Jones-Methode zur Objektdetektion als erster Vertreter der sogenannten Cascade Classifier (zu Deutsch etwa Kaskadenklassifikator) vorgestellt. Verfahren dieses Typs bieten ein gutes Laufzeitverhalten, sind bewährt und werden mittlerweile von freien Bibliotheken wie OpenCV unterstützt. Daher soll in dieser Arbeit ein Detektionsansatz nach dieser Methode entworfen werden. Das in [16] beschriebene Verfahren verwendet eine ähnliche Methode, nutzt aber zusätzlich einen Laserscanner für den Erkennungsprozess. Zusätzlich werden Eigenschaften von Fahrstuhltastern nach ADA-Richtlinien vorausgesetzt, welche in Deutschland häufig nicht zutreffen. Daher ist dieses Verfahren in dieser Arbeit nicht anwendbar.

Bei Cascade Classifiern durchläuft jeder Bildausschnitt[[16]](#footnote-16) solange eine Kaskade von binären Klassifikatoren, bis er entweder zurückgewiesen oder der gesuchten Klasse zugeordnet wird (vgl. Abbildung 6). Um die Effizienz des Verfahrens zu erhöhen, werden in den ersten Stufen möglichst viele Hintergrundregionen, also solche Bildausschnitte ohne Objekt der gesuchten Klasse, mit möglichst wenigen Berechnungsschritten aussortiert. Wichtig ist hier eine niedrige Falsch-Negativ-Rate, da falsch aussortierte Objekte der Klasse in späteren Stufen nicht wieder korrigiert werden können. Daraus resultiert eine zunächst hohe Falsch-Positiv-Rate, welche in späteren Stufen durch die Verwendung komplexerer Klassifikatoren reduziert wird [12].



Abbildung 7: Kaskade von binären Klassifikatoren nach [12]

Die binäre Klassifikation in den einzelnen Stufen der Kaskade erfolgt anhand von Merkmalen des jeweiligen Bildausschnitts. Z. B. wird bei der Verwendung Haar-ähnlicher Merkmale nach Viola und Jones der Merkmalswert eines Rechtecktyps durch einfache Addition und Subtraktion der Pixelwerte im Grauwertbild unter den weißen und schwarzen Flächen des Rechtecks ermittelt[[17]](#footnote-17). Durch Rotation, Skalierung und Verschieben der Rechtecke ergeben sich für Bildausschnitte von 24 mal 24 Pixeln Größe, wie in der Arbeit von Viola und Jones verwendet, über 180.000 verschiedene Merkmale. Von diesen trägt aber nur ein geringer Teil zur Verbesserung der Klassifikation bei.

Zur Auswahl relevanter Merkmale und zum Training der Klassifikatoren der Kaskade setzen Viola und Jones eine Modifikation des AdaBoost-Verfahrens ein, welches schnelle Laufzeitverhalten und gute Generalisierungseigenschaften verspricht [33]. Für jedes Merkmal wird anhand der Trainingsdaten ein Schwellwertklassifikator trainiert, welcher positive und negative Beispiele möglichst gut trennt. So entsteht eine Reihe von sogenannten schwachen Klassifikatoren, welche besser als der Zufall agieren, also mehr als 50 Prozent der Beispiele richtig klassifizieren. Die Schwellwertfunktion für das Merkmal mit Grenzwert lautet für einen Bildausschnitt :

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.1) |

Die Parität bestimmt das Vorzeichen, gibt also an, ob der Grenzwert über- oder unterschritten werden muss. Eine vorgegebene Anzahl der besten dieser schwachen Klassifikatoren wird vom AdaBoost-Verfahren iterativ zu einem starken Klassifikator kombiniert:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.2) |

Die Gewichtung der schwachen Klassifikatoren entsteht durch die Fehlerfunktion , welche die Abweichung der Vorhersage über die ebenfalls gewichteten Beispielbilder mit für negative und für positive Bilder summiert:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.3) |

In jedem Schritt des iterativen Verfahrens wird die Wichtung des Bildes verringert, wenn es korrekt klassifiziert wurde. Dadurch konzentrieren sich nachfolgende Schritte auf schwierig zu klassifizierende Beispiele.

Um nun wie oben erwähnt möglichst viele Hintergrundregionen mit wenig Rechenaufwand zu verwerfen, werden die starken Klassifikatoren der ersten Stufen aus möglichst wenigen Merkmalen gebildet. In der Originalarbeit von Viola und Jones zur Gesichtserkennung beträgt die Zahl der Merkmale für die ersten fünf Stufen bspw. 1, 10, 25, 25 und 50. Weiterhin wird der von AdaBoost verwendete Standardgrenzwert für den Klassifikator jeder Stufe[[18]](#footnote-18) so angepasst, dass die Falsch-Negativ-Rate minimiert wird. Die Falsch-Positiv-Rate soll mit jeder Stufe der Kaskade reduziert werden. Dies wird durch Vorgabe einer minimal akzeptierten Sensitivität[[19]](#footnote-19) und einer maximal akzeptierten Falsch-Positiv-Rate je Stufe umgesetzt. Beim Training der Klassifikatoren jeder Stufe werden solange Merkmale, also schwache Klassifikatoren, hinzugefügt, bis durch eine Veränderung des Grenzwerts aus Formel 3.2 die Werte für und eingehalten werden. Für eine Kaskade mit Stufen gilt dann für die Falsch-Positiv-Rate:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.4) |

Die Sensitivität bzw. Detektionsrate lässt sich ermitteln zu:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.5) |

Es ist zu beachten, dass dieser Werte für den Trainingsdatensatz gelten und nicht verallgemeinert werden können. Das Training der Kaskade kann für eine bestimmte Anzahl Stufen oder solange erfolgen, bis ein vorgegebener Wert für die Falsch-Positiv-Rate unterschritten wird.

Während Viola und Jones Haar-ähnliche Merkmale für ihr Verfahren zur Objektdetektion nutzen, kann dieses leicht angepasst werden, um auch andere Merkmalstypen wie HOG oder LBP zu unterstützen. Je nach Problemstellung kann ein anderer Merkmalstyp zu besseren Ergebnissen führen. Wie in [14] zu lesen führen HOG-Merkmale zu höheren Rechenzeiten und scheiden daher für die vorliegende Arbeit aus. Da das Training durch die Unterstützung von Bibliotheken wie OpenCV ohne großen Mehraufwand für LBP und Haar-ähnliche Merkmale durchgeführt werden kann, werden für die Implementierung in Kapitel 4 beide Typen eingesetzt und verglichen.

Um als Ergebnis des Trainingsprozesses gute Klassifikatoren zu erhalten, ist die Qualität der Trainingsdaten entscheidend. Zum einen ist eine hohe Zahl an positiven und negativen Beispielen erforderlich[[20]](#footnote-20), zum anderen ist die Bildqualität der Beispiele bezüglich Kriterien wie bspw. Auflösung, Belichtung und Bildrauschen wichtig. Das Aufbereiten der Trainingsdaten beinhaltet das Separieren und Auflisten der Positiv- und Negativbeispiele. Damit die Positivbeispiele als Input für das Training fungieren können, müssen diese manuell annotiert werden. D. h. für alle Positivbilder muss für jedes Objekt der gesuchten Klasse die Lage und Größe im Bild in Form eines Rechtecks angegeben werden. Für Fahrstuhltaster existiert kein Datensatz mit Beispielbildern, sodass diese selbst zusammengetragen werden müssen. Da der Trainingsprozess sehr rechenintensiv ist, kann dieser nicht auf einem Einplatinencomputer erfolgen sondern muss auf einem Desktop-Rechner durchgeführt werden.



Abbildung 8: Bildpyramide eines Beispielbildes mit drei Skalierungen [34]

Das Ergebnis des Trainingsprozesses ist ein Kaskadenklassifikator, der für ein Eingabebild für alle detektierten Objekte der gesuchten Klasse die jeweilige Lage und Größe im Bild ausgibt. Dazu wird nach dem Sliding-Window-Prinzip ein Suchfenster fester Größe über das Bild verschoben und an jeder Position der Klassifikator für den aktuellen Bildausschnitt aufgerufen. Da Objekte unterschiedlicher Größe erkannt werden sollen, wird das Eingabebild in Form einer Bildpyramide skaliert und der Suchprozess für jede Skalierung vorgenommen (vgl. Abbildung 7). Die Anzahl verschiedener Skalierungen kann über einen Faktor vorgegeben werden.

Um den Klassifikator einsetzen zu können, ist zunächst eine Vorverarbeitung der aufgenommenen Bilder notwendig. Da die Merkmalsextraktion mit Grauwerten arbeitet, muss das Eingabebild in ein Grauwertbild umgewandelt werden. Eine Größenanpassung kann unter Umständen die Detektionsdauer reduzieren während Bildverbesserungsmaßnahmen wie z. B. Rauschreduzierung die Detektionsrate erhöhen können.

Abbildung 8 zeigt den Detektionsprozess von der Erzeugung der Bildausschnitte für den Klassifikator bis zur Ausgabe der Liste mit Positionen und Ausdehnungen der detektierten Objekte.



Abbildung 9: Ablauf der Tatserdetektion mit Kaskadenklassifikator

### Deep Learning Ansatz zur Detektion ohne Merkmalsraumvorgabe

Ihren Namen tragen Convolutional Neural Networks aufgrund der Hauptoperation zur Berechnung der Neuronenaktivität. Durch diskrete Faltung (Convolution) wird in jeder Faltungsschicht (Convolutional Layer) der Input der Neuronen berechnet. Die erste Schicht verarbeitet das Eingabebild, welches als zwei- oder dreidimensionale Matrix vorliegt (Grauwert- oder Farbbild). Abbildung 9 zeigt die Faltungsoperation für den Input des zweiten Neurons, wobei durch sogenanntes Padding das Bild so erweitert wird, das die Faltungsmatrix bzw. der Filterkernel auch in Randbereichen angewendet werden kann. Im Grunde handelt es sich bei den Eingangswerten für die Neuronen um die durch die Faltung entstandenen Pixelwerte. Durch die Anwendung von Faltungsmatrizen begrenzter Größe sind die Schichten lokal miteinander verbunden, d. h. ein Neuron reagiert nur auf Reize einer lokalen Umgebung der vorherigen Schicht (das sogenannte rezeptive Feld) [35].



Abbildung 10: Faltung einer zweidimensionalen Eingangsmatrix mit einem 3x3-Filterkernel [36]

Im Anschluss an die Faltung wird durch Anwendung einer Aktivierungsfunktion auf die Eingangswerte der Neuronen deren Ausgangswert ermittelt. Häufig wird eine Funktion genutzt, welche negative Werte auf null setzt, um so das Schwellenpotential echter Neuronen zu simulieren[[21]](#footnote-21).



Abbildung 11: Architektur von LeNet-5, einem CNN zur Zeichenerkennung [18]

In der Regel wird der Filterkernel einer Faltungsschicht mit jeweils verschiedenen Gewichten mehrfach auf die Eingangsdaten angewendet, wodurch mehrere Merkmalsmatrizen, sogenannte Feature Maps, pro Schicht entstehen. In Abbildung 10 ist der Aufbau eines Convolutional Neural Networks beispielhaft dargestellt. Es besteht im Allgemeinen aus mehreren Faltungsschichten, auf welche Reduzierungsschichten (Pooling Layer) folgen. Diese verwerfen überflüssige Informationen, indem die Feature Maps bspw. in 2x2‑Felder unterteilt und eine Mittelung der Werte durchführt (Mean-Pooling) oder nur das aktivste Neuron jedes Feldes behält (Max-Pooling). Abschließend folgen wie bei klassischen neuronalen Netzen vollständig miteinander verbundene Schichten (Fully-connected Layer), wobei die Anzahl der Neuronen der letzten Schicht in der Regel der Anzahl der verschiedenen Klassen entspricht. Im Gegensatz zu binären Klassifikatoren (vgl. Abschnitt 3.2.1) sind hier mehrere Objektkategorien möglich. Die Ausgabe der letzten Schicht sind die Wahrscheinlichkeiten, mit denen das Eingabebild zu den verschiedenen Klassen gehört. Das Training der Netze erfolgt überwacht mittels Fehlerrückführung (Back Propagation). Dabei wird der Ausgabewert des Netzes mit dem Sollwert verglichen und der Fehler bis zur Eingabeschicht zurück propagiert. Abhängig von ihrem Einfluss auf den Fehler wird die Gewichtung der Neuronen verändert.

Bei der bis hierhin beschriebenen Anwendung von Convolutional Neural Networks wird jeweils das gesamte Eingangsbild einer Klasse zugeordnet. Der intuitivste Weg, mehrere Objekte in einem Eingabebild zu detektieren, ist eine Suche nach dem Sliding-Window-Prinzip in mehreren Skalierungsstufen des Bildes (vgl. Abschnitt 3.2.1). Da bei diesem Ansatz aber sehr viele Bildausschnitte an das neuronale Netz übergeben werden, ist die Laufzeit entsprechend hoch. In Kapitel 2.2 wurden Ansätze zur Verbesserung der Detektionszeit genannt, z. B. das Vorfiltern von Regionen, die Objekte enthalten könnten. Den bislang besten Kompromiss aus Detektionsrate und -dauer liefern Single Shot Detektoren (SSD), welche in einem Durchlauf Objektregionen vorschlagen und diese klassifizieren. Daher soll für den Deep Learning Ansatz zur Tasterdetektion ein solcher Detektor eingesetzt werden. Eine detaillierte Beschreibung der Funktionsweise von SSDs ist für den geneigten Leser in [37] zu finden.

Einen entscheidenden Einfluss auf die Erkennungsrate und Laufzeit hat die Architektur des verwendeten Netzes, also die Anzahl, Reihenfolge, Art und Größe der miteinander verbundenen Schichten. Abbildung 11 zeigt einen aktuellen Vergleich populärer Netzwerkarchitekturen bezüglich ihrer Vorhersagegenauigkeit bei der Klassifikation von Bildern, der benötigten Rechenoperationen und des Speicherbedarfs. Da in der vorliegenden Arbeit eine geringe Rechenzeit Priorität hat, ist die Verwendung einer MobileNet-Architektur der vielversprechendste Ansatz. In Kombination mit SSD zur Detektion mehrerer Objekte erzielen sie nach [21] die schnellsten Detektionszeiten. MobileNet dient hierbei zur Merkmalsextraktion während SSD zur Inferenz verwendet wird.

Da das Training eines tiefen neuronalen Netzes von Grund auf sehr viele Beispieldaten benötigt und auch auf leistungsfähiger Hardware mitunter Wochen dauern kann, soll in dieser Arbeit mittels Transfer Learning ein vortrainiertes Netz angepasst werden. Unter [38] findet sich eine Auswahl an mit dem COCO-Datensatz (Common Objects in Context) trainierten Netzen. Dieser bietet ca. 1,5 Millionen Objektinstanzen in 80 Kategorien. Unter den vortrainierten Netzen befindet sich ein SSD-MobileNet Modell, welches in dieser Arbeit verwendet wird.



Abbildung 12: Vorhersagegenauigkeit, benötigte Rechenoperationen und Speicherbedarf (hier als Ausdehnung dargestellt) verschiedener CNN-Architekturen [38]

Im Unterschied zum in Abschnitt 3.2.1 beschriebenen Verfahren werden für das Training des ausgewählten Netzes nur Positivbeispiele benötigt, Negativbeispiele werden selbständig aus Hintergrundregionen generiert. Ansonsten sind die Ansprüche an die Trainingsdaten ähnlich, mit geringen Modifikationen können diese auch für den hier beschriebenen Deep Learning Ansatz genutzt werden.

### Auslesen der Tasterbeschriftung

Um die Beschriftung von Fahrstuhltastern mittels Bildverarbeitung auszulesen, sind zwei Teilaufgaben zu lösen. Zunächst müssen Zeichen im Bild detektiert, also Größe und Position in Form von Begrenzungsboxen ermittelt werden. Anschließend ist die Text- bzw. Zeichenerkennung für die einzelnen Begrenzungsboxen durchzuführen. Eine Erkennung von Symbolen, wie bspw. „Tür schließen“ wird aus Zeitgründen in dieser Arbeit nicht betrachtet.

Textdetektion

Im Rahmen der International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR) finden regelmäßig Wettbewerbe zur Textdetektion sowie -erkennung in Bildern natürlicher Umgebung statt. Zu den am häufigsten genannten Methoden zur Auffindung von Text zählen Extremal Regions (ER) bzw. Maximally Stable Extremal Regions (MSER), welche verbundene Regionen erkennen, welche heller oder dunkler als ihre Umgebung sind [39]. Ebenfalls oft genannt wird der SWT Algorithmus (Stroke Width Transform), durch den die wahrscheinliche Strichstärke für jedes Pixel des Bildes bestimmt wird. Anhand dieser Strichstärken werden verbundene Komponenten bzw. zusammengehörende Regionen ermittelt [40]. Die beiden genannten Verfahren werden häufig mit anderen Bildbearbeitungsalgorithmen, wie z. B. Kantendetektion (oft Canny-Algorithmus), Weichzeichnungsfiltern (z. B. Gaussian Blur) oder Nicht-Maxima-Unterdrückung kombiniert. Da einige Implementierungen dieser Verfahren frei verfügbar sind, sollen sie für die Detektion von Tasterbeschriftungen eingebunden und getestet werden. Für diesen spezifischen Anwendungsfall liegen für kein Detektionsverfahren Untersuchungsergebnisse vor, daher ist ein weiterer auf die Einsatzumgebung abgestimmter Lösungsansatz als Alternative zu entwickeln. Dieser wird nachfolgend beschrieben.

Da Tasterbeschriftungen in verschiedenen Farben und Materialien möglich sind, ist hier eine texturbasierte Segmentierung wenig sinnvoll. Um Schrift und Bildhintergrund zu trennen, ist eine pixelorientierte bzw. histogrammbasierte Segmentierung vorzunehmen. Dazu wird zunächst das Bildrauschen durch einen Gauß-Filter verringert und anschließend ein Schwellwertverfahren zur Binarisierung des Bildes angewendet. Gute Ergebnisse liefert das Verfahren nach Otsu, welches einen optimalen globalen Schwellwert ermittelt [9]. Eine rudimentäre Schräglauferkennung (Skew Detection) mittels Kantendetektion (Canny-Algorithmus) und Hough-Transformation wird zur Begradigung der Schrift eingesetzt. Im Anschluss sind zusammengehörende Regionen zu identifizieren, die durch sie umschließende Konturen beschrieben werden können. Zum Auffinden solcher Konturen dient bspw. das Verfahren nach Suzuki und Abe [41], welches in quelloffenen Bibliotheken zur Bildverarbeitung implementiert ist und hier eingesetzt wird. Durch modellbasierte Informationen können die gefundenen Regionen vorgefiltert werden. Dazu dienen die ungefähre Form bzw. das Seitenverhältnis einzelner Zeichen sowie eine für die spätere Klassifikation benötigte Mindestgröße. Die so ermittelten Regionen stellen einzelne Zeichen dar, für die im Anschluss die eigentliche Zeichenerkennung durchgeführt werden kann. Dazu werden rechteckige Begrenzungsboxen um die Zeichen erstellt und an die Zeichenerkennung übergeben. Enthält die Beschriftung eines Tasters mehr als ein Zeichen, ist dies an der Distanz und Lage der Begrenzungsboxen der Zeichen zu erkennen. Abbildung 12 zeigt die Arbeitsschritte des beschriebenen Verfahrens zur Zeichendetektion.

Wird die Detektion im ganzen Bild durchgeführt, ist eine Zuordnung von Beschriftungen zu Tastern über deren Position bzw. Distanz zu den Tastern möglich. Durch eine zu hohe Falsch-Positiv-Rate wird dies allerdings erschwert. Sollte die Suche im ganzen Bild zu schlechten Ergebnissen führen, ist für die vorliegende Arbeit die Beschränkung auf eine Detektion innerhalb der Begrenzungsboxen der gefundenen Taster in Betracht zu ziehen.

Als zusätzliche Möglichkeit zur Detektion der Fahrstuhltasterbeschriftungen ist noch das Trainieren eines neuronalen Netzes zu erwähnen. Da es sich prinzipiell um eine Objektdetektion handelt, kann ein Verfahren wie in Abschnitt 3.2.2 beschrieben eingesetzt werden. Allerdings ist hierzu das zeitintensive Erstellen eines Beispieldatensatzes notwendig[[22]](#footnote-22). Weiterhin ist für die hier zu bearbeitende Aufgabe die Größe der entstehenden Modelle sowie deren Ausführungszeit zu beachten, da nur begrenzte Ressourcen zur Verfügung stehen. Um für den zu entwickelnden Prototypen eine möglichst gute Detektion von Tasterbeschriftungen zu erhalten, soll dieses Verfahren dennoch implementiert und evaluiert werden. Bei guten Ergebnissen ist ein Zusammenfassen von Taster- und Beschriftungserkennung in einem neuronalen Netz eine mögliche Option für zukünftige Entwicklungen.



Abbildung 13: Arbeitsschritte des entworfenen Verfahrens zur Zeichendetektion

Zeichenerkennung

Da es sich bei der Beschriftung von Fahrstuhltastern meist um einzelne Zeichen oder Zahlen aus maximal zwei Ziffern handelt, ist eine zeichenbasierte Texterkennung anzuwenden. Dabei handelt es sich um eine Bildklassifikation, da jede Begrenzungsbox ein Zeichen enthält und einer Klasse zugeordnet wird. Mögliche Klassen werden durch das Alphabet dargestellt. Die daraus zusammensetzbaren Kombinationen decken in der Regel alle Möglichkeiten zur Stockwerkwahl ab.

Der Chars74K Datensatz wurde für die Zeichenerkennung in natürlichen Bildern angelegt und umfasst ca. 74.000 Bilder, wovon die meisten allerdings Buchstaben zeigen [42]. Da einige mit diesem Datensatz trainierte neuronale Netze frei verfügbar sind, kann eines davon mit wenig Aufwand für den zu entwickelnden Prototyp eingesetzt und evaluiert werden.

Da durch die Textdetektion die Begrenzungsboxen binarisiert vorliegen, kann auch die frei verfügbare, seit langem bewährte und in vielen Anwendungen genutzte Bibliothek Tesseract [43] eingesetzt werden. In neueren Versionen arbeitet auch diese mit neuronalen Netzen.

In Kapitel 4 erfolgt eine Auswertung der Detektionszeit- und rate der beiden Verfahren. Anhand dieser Daten wird eines für den Demonstrator ausgewählt.

## Objektverfolgung

Nach der Detektion des gewünschten Tasters soll dieser vom Manipulator betätigt werden. Da die verwendete Kamera am Effektor befestigt ist, verändert sich das Bild des Ziels aufgrund deren Bewegung durch die geometrischen Transformationen Skalierung, Translation und Rotation. Zumindest zur Entfernungsberechnung muss mit dem hier entworfenen Verfahren ein Zwischenbild nach erfolgter Bewegung analysiert werden. Somit ist ein sofortiges direktes Ansteuern des Ziels nicht möglich und eine Objektverfolgung notwendig. Dabei sollen ähnlich wie bei der Objektdetektion Lage und Größe des Ziels ermittelt werden. Dies kann durch die Untersuchung von Bildern einer Videosequenz auch während der Bewegung oder nur anhand von Einzelbildern erfolgen, welche vor und nach der Bewegung aufgenommen wurden. Grundsätzlich könnte auch eine erneute Detektion des Ziels mit den im Abschnitt 3.2 entworfenen Verfahren erfolgen. Da diese aber zeitintensiv sind, sollen hier schnellere Methoden betrachtet werden.

Die meisten Verfahren zur Objektverfolgung konzentrieren sich auf bewegte Ziele, welche von einer fest montierten Kamera beobachtet werden, sodass der Bildhintergrund überwiegend unverändert bleibt. Da sich bei dem zu entwickelnden Prototyp die Kamera und somit auch der Hintergrund bewegt, sind diese hier nicht anwendbar.

Durch die Bewegung der Kamera entsteht Bewegungsunschärfe. Da die Aufhängung der Kamera nicht gedämpft ist, kann die Bildqualität durch Vibrationen weiter verschlechtert werden. Dies kann zu Problemen bei der Verfolgung durch die Analyse von Videosequenzen während der Bewegung führen. Daher soll auch die Objektverfolgung mittels Einzelbildern betrachtet werden.

### Echtzeit-Objektverfolgung in Videosequenzen

Verfahren zur Objektverfolgung in Videosequenzen lernen, Veränderungen in der Erscheinung des Zielobjekts über die Zeit vorherzusagen. In einer Untersuchung aus dem Jahr 2017 werden mehrere Methoden aus dem aktuellen Stand der Technik hinsichtlich ihrer Erfolgsrate bei der Verfolgung, aber auch der Laufzeit auf einem Einplatinencomputer verglichen. Die erreichbare Bildrate währen der Objektverfolgung liegt zwischen 2 und 15 Bildern pro Sekunde [44]. Damit ist eine bildbasierte Regelung des Manipulators (vgl. Abschnitt 2.3) nicht möglich.

Das Verfahren mit der höchsten Erfolgsquote bei den in der Studie verwendeten Videosequenzen ist Kernelized Correlation Filter (KCF), welches die Bilder mittels Fourier-Transformation zunächst in den Frequenzraum überträgt und anschließend Übereinstimmungen anhand von Optimalfiltern sucht. Bei Größenänderungen des Ziels versagt KCF allerdings häufig. Von den untersuchten Verfahren ist nur Tracking-Learning-Detection (TLD) in der Lage, sich an Veränderungen der Größe des Ziels anzupassen. Dies wird durch die Verwendung von HOG-Merkmalen erreicht, da sie invariant gegenüber geometrischen Transformationen sind.

Um eines der Verfahren für den Demonstrator einsetzen zu können, muss diesem eine Videosequenz beginnend mit dem Start der Kamerabewegung zur Verfügung gestellt werden. Einerseits kann die Bildrate des Videos so angepasst werden, dass die Berechnungen parallel zum Verfahren des Manipulators ausgeführt werden. Dies führt zu schnelleren Antwortzeiten, kann aber in einer geringeren Erfolgsrate der Verfolgung resultieren. Andererseits ist es möglich, zunächst ein Video mit höherer Bildrate aufzunehmen und die Objektverfolgung anschließend durchzuführen. Auf diese Weise dauert der Verfolgungsprozess länger, da mehr Bilder berechnet werden, dafür ist eine Verbesserung der Erfolgsquote möglich. Da Implementierungen der genannten sowie einiger weiterer[[23]](#footnote-23) Verfahren für die verwendete Hardware verfügbar sind, können diese ohne wesentlichen Mehraufwand getestet werden.

### Merkmalsabgleich und perspektivische Transformation zwischen Einzelbildern

Erfolgt die Aufnahme von Bildern ausschließlich vor und nach einer Bewegung der Kamera, führt dies in der Regel zu stärkeren geometrischen Transformationen, wie bspw. einer Translation oder Skalierung des Ziels zwischen den Einzelbildern. Die in Abschnitt 3.3.1 genannten Verfahren basieren aufgrund der angenommenen Bildrate auf geringen Transformationen und sind je nach zurückgelegter Distanz zwischen den Aufnahmen nicht anwendbar.

Wie in Kapitel 2.3 beschrieben, kann die Transformation zwischen zwei Bildern anhand von gegenüber Skalierung, Translation und Rotation möglichst invarianten Merkmalen ermittelt werden. Der erste Schritt zur Verfolgung eines Zielobjekts ist das Auffinden und die Beschreibung solcher lokaler Merkmale im Bildausschnitt der Zielregion vor der Bewegung und im Gesamtbild nach der Bewegung. Als Algorithmus für die Merkmalsdetektion und ‑beschreibung wird ein erprobtes Verfahren eingesetzt, für das eine Implementierung in einer freien Bildverarbeitungsbibliothek vorhanden ist. SURF liefert ähnlich gute Ergebnisse wie SIFT, bietet aber ein besseres Laufzeitverhalten. Weitere Verfahren wie ORB, BRISK oder BRIEF können bei Verwendung einer entsprechenden Bibliothek ebenfalls getestet werden.

Der nächste Schritt ist ein Abgleich der Merkmale, wobei die Wahrscheinlichkeit der Übereinstimmung anhand der Nächste-Nachbarn-Klassifikation bestimmt werden kann. Als Maß für die Übereinstimmung gilt die euklidische Distanz zwischen den Merkmalsvektoren. Mit dem vom Autor des SIFT-Verfahrens vorgeschlagenen Verhältnistest können Merkmale schlechter Qualität aussortiert werden [45].

Nach dem Merkmalsabgleich wird aus den übereinstimmenden Punkten in den beiden Aufnahmen mittels RANSAC-Methode [46] die Homographie-Matrix berechnet, mit welcher jeder Punkt aus dem ersten Bild einem Punkt im zweiten Bild zugeordnet werden kann:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.6) |

In Abbildung 13 ist die Transformation eines Bildpunktes von der Kameraebene der ersten Aufnahme in die Ebene der zweiten, aus einem anderen Winkel erstellten Aufnahme angedeutet.



Abbildung 14: Homographie zur Transformation von Bildpunkten zwischen den Kameraebenen OL und OC bei Aufnahmen aus verschiedenen Winkeln [47]

Mit Hilfe dieser Matrix wird anschließend die ursprüngliche Bildregion des Zielobjekts auf das neue Bild mittels perspektivischer Transformation projiziert. Abbildung 14 zeigt das Ergebnis der Schritte Merkmalsdetektion, -beschreibung und -abgleich sowie perspektivischer Transformation anhand zweier Beispielbilder.

Die nach den hier beschriebenen Schritten erhaltene Zielregion im zweiten Bild dient wiederum als Ausgangspunkt für das Auffinden des Ziels in der nachfolgenden Aufnahme. Der Prozess der Objektverfolgung besteht somit aus dem Markieren des Ziels in einem Ursprungsbild und anschließender Wiederholung von Bildaufnahme und den hier angeführten Berechnungen.



Abbildung 15: Beispiel für Merkmalsabgleich und perspektivische Transformation [48]

## Entfernungsberechnung

Der in dieser Arbeit verwendete prototypische Aufbau beinhaltet nur eine Kamera, Sensoren für eine Abstandsmessung sind nicht vorgesehen. Da somit nur zweidimensionale Informationen vorliegen, ist eine Entfernungsberechnung nur über eine Bewegung der Kamera und anschließende Betrachtung geänderter Werte wie Bildgröße oder Winkel vom Bildzentrum zum Zielobjekt möglich. Nachfolgend werden zwei Methoden zur Berechnung der Distanz zum Ziel beschrieben. Aufgrund der in Kapitel 3.1 angesprochenen zu erwartenden Ungenauigkeiten durch die Beschaffenheit des verwendeten Roboterarms, z. B. durch Spiel in den Gelenken und unpräzise Stellbewegungen der Motoren, sowie möglicher Abbildungsfehler der Kamera ist eine Kombination der Verfahren bzw. eine erneute Überprüfung nach dem Fahren einer Teilstrecke unter Umständen sinnvoll.

### Berechnung durch Änderung der Bildgröße des Ziels

Befindet sich das Ziel zu Beginn im Bildzentrum, ist ein Verfahren des Effektors in dessen Richtung auf gerader Linie möglich. Mit Hilfe der Abbildungsgleichung und der veränderten Bildgröße kann die Objektentfernung ermittelt werden (Formel 3.7) [49].

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.7) |

Hierbei entspricht der zurückgelegten und der noch zurückzulegenden Entfernung sowie der Bildgröße des Ziels vor und nach der Bewegung. Abbildung 16 verdeutlicht die Begriffe.



Abbildung 16: Projektionsverhältnisse bei Bewegung des Gegenstands G um die Distanz d

### Berechnung durch Änderung des Winkels zum Ziel

Liegt das Ziel außerhalb des Bildzentrums, müssen zunächst die Winkel zur horizontalen und vertikalen Mittellinie bestimmt werden. Ist das Sichtfeld der Kamera bekannt, kann die Brennweite mit Hilfe der Bildbreite und dem horizontalen Sichtfeld der Kamera zunächst in Pixeln berechnet werden:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.8) |

Ein Bildpunkt ist dann mit Pixelkoordinaten als Vektor darstellbar. Mit Hilfe des Skalarproduktes kann der Winkel zwischen den Vektoren bestimmt werden (Formel 3.9).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.9) |

Für die folgenden Betrachtungen wird ein kartesisches Koordinatensystem in die Basis des Roboters gelegt. Es wird angenommen, dass das Ansteuern des Ziels aus der Startposition des Roboters mit bekannten Koordinaten erfolgt. Die Objektentfernung lässt sich durch seitliches Verfahren auf der x- und z-Achse berechnen, wenn die y-Achse in der Startposition einer Vorwärtsbewegung entspricht. Durch die Veränderung des Winkels zwischen Zielzentrum und Kameraachse lassen sich die noch zurückzulegenden Distanzen auf allen drei Achsen berechnen. Diese nachfolgend als und bezeichneten Winkel werden mittels Formel 3.9 berechnet.



Abbildung 17: Schema zur Berechnung der Objektentfernung aus der Veränderung des Winkels zum Ziel (hier in der xy-Ebene), links ohne Kameradrehung und TCP

Unter der Annahme eines Verfahrens auf der x-Achse um die Strecke ohne Drehung der Kamera und der Positionierung der Kamera am Tool Center Point (TCP), wie in Abbildung 17 links dargestellt, ergibt sich für die restliche auf der x-Achse zurückzulegende Distanz:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.10) |

Da der Effektor des verwendeten Roboterarms allerdings nicht drehbar ist, erfolgt eine Drehung der Kamera, sodass mit einem anderen Winkel gerechnet werden muss (Abbildung 16 rechts):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.11) |

Weiterhin ist die Kamera am realen Manipulator ein Stück hinter dem Ende des Effektors bzw. dem TCP platziert, somit gilt für die von der Kamera zurückgelegte Distanz auf der x-Achse

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.12) |

sowie

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.13) |

Hier ist die von der Kamera zurückgelegte Distanz auf der x-Achse und die Entfernung der Kamera zum Ziel auf der x-Achse. Die vom TCP noch zurückzulegende Strecke auf der x-Achse lässt sich dann ermitteln zu:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.14) |

Für die z-Achse erfolgen die Berechnungen analog zu den obigen Ausführungen. Die auf der y-Achse zurückzulegende Distanz lässt sich berechnen zu:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.15) |

## Bewegungssteuerung

Die Entwicklung einer Steuerung für einen Roboter ist nicht Schwerpunkt dieser Arbeit. Da allerdings nicht mit einem fertigen System gearbeitet werden kann, ist sie zumindest soweit umzusetzen, dass die Hauptaufgabe des zu entwickelnden Prototypen ­ die Betätigung von Fahrstuhltastern bzw. Modellen derselben ­ erfüllt werden kann. Für den Manipulator wird eine offene Steuerung anstelle eines geschlossenen Regelkreises entwickelt, da weder Motoren noch Gelenke über Positionssensoren verfügen.

Die Bewegung der Gelenke des Manipulators erfolgt über Zahnradgetriebe, die von Schrittmotoren angetrieben werden. Um möglichst kleine Bewegungen durchführen zu können, werden diese im Mikroschrittbetrieb angesteuert. Für die Umrechnung eines einzustellenden Winkels für eines der Drehgelenke in die benötigte Anzahl an Schritten wird der Faktor aus der Zähnezahl von An- und Abtriebsrad sowie der Anzahl Vollschritte pro Umdrehung und Mikroschritte pro Vollschritt berechnet:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.16) |

Soll ein Winkel eingestellt werden, lässt sich die Anzahl an Schritten ermitteln zu:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.17) |

Die mechanisch maximal einstellbaren Winkel der Gelenke sind experimentell zu bestimmen und in der Ansteuerung der Motoren zu berücksichtigen.

Die in Abschnitt 3.4 aufgeführten Berechnungen zur Ermittlung der Distanz zwischen Werkzeug und Ziel basieren auf kartesischen Koordinaten. Auch für die Steuerung des Roboters wird ein kartesisches Koordinatensystem verwendet, wobei das Weltkoordinatensystem in die Roboterbasis gelegt wird.

Da der verwendete Roboter nur drei angetriebene Achsen nutzt, kann die inverse Kinematik über den Kosinussatz bestimmt werden. Die Lage des als Werkzeug verwendeten Endschalters stimmt mit dem TCP überein, sodass der TCP die Zielposition im Weltkoordinatensystem anfahren soll. Die nachfolgenden Berechnungen basieren auf [50].

Der Drehwinkel der Basis zur y0-Achse (Abbildung 18 links) kann mit Hilfe der arctan2-Funktion ermittelt werden:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.18) |

Für die folgenden Berechnungen wird die Distanz von der Basis zum TCP in der xy-Ebene benötigt:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.19) |



Abbildung 18: Ansicht der xy- und rz-Ebenen zur Berechnung der inversen Kinematik

Die gesuchten Winkel der Roboterarme zur Horizontalen und werden anhand der Seitenansicht durch die rz-Ebene ermittelt (Abbildung 18 rechts). und stellen die Armlängen dar, die Länge der Effektorhalterung, welche immer horizontal gehalten wird. In dieser Ansicht beträgt die Distanz von der Basis bis zum Beginn der Effektorhalterung

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.20) |

Weiterhin gilt:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.21) |
|  | (3.22) |
|  | (3.23) |

Daraus lassen sich die Winkel der Arme zur Horizontalen ermitteln:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.24) |
|  | (3.25) |

Diese können nun nach Formel 3.16 in die Positionen der Schrittmotoren umgerechnet werden. Die theoretisch mögliche zweite Lösung der Armstellungen ist durch die Restriktionen des mechanischen Aufbaus nicht umsetzbar.

Für die Bewegungssteuerung genügt in der vorliegenden Arbeit eine Punkt-zu-Punkt-Steuerung (PTP), da davon ausgegangen wird, dass sich keine Hindernisse im Arbeitsbereich befinden. Da an das Drehmoment und die Drehzahl der Motoren aufgrund des leichten Aufbaus des Manipulators nur geringe Ansprüche bestehen, werden Beschleunigungs- und Bremsrampen der Einfachheit halber nicht berücksichtigt. Daher ist eine synchrone PTP-Bahnplanung einfach umzusetzen. Für den Motor mit dem größten zurückzulegenden Winkel wird die benötigte Zeitdauer anhand einer vorgegebenen Winkelgeschwindigkeit ermittelt:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.26) |

Für die übrigen Motoren kann die zu wählende Geschwindigkeit dann berechnet werden zu:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.27) |

## Integration der Teillösungen

Die in diesem Kapitel entworfenen Teillösungen werden in die Steuerung des Gesamtsystems integriert. Dazu erfolgt zunächst eine Zuordnung von Teilaufgaben zu Komponenten des Systems und anschließend eine Festlegung der Kommunikationsabläufe zwischen den Komponenten.

Die Robotersteuerung nimmt absolute und relative Positionierbefehle entgegen und versucht diese umzusetzen. Dazu wird die inverse Kinematik bestimmt und in Motorwinkel umgerechnet. Ist das Ziel außer Reichweite oder die Stellung der Gelenke nicht realisierbar, erfolgt eine Fehlermeldung. Andernfalls wird die Bewegung durch Steuerung der Motoren ausgeführt und nach erfolgter Bewegung eine Erfolgsmeldung zurückgegeben. Eine Aktivierung des Endlagenschalters führt zur Fahrt in die Startposition und wird ebenfalls gemeldet. Die Ausführung der Robotersteuerung erfolgt auf dem Mikrocontroller (vgl. Abbildung 6).

Aufgaben der Hauptsteuerung sind die Verarbeitung von Nutzereingaben, das Durchführen der Taster- und Beschriftungserkennung, die Entfernungsberechnung zum Ziel, die Objektverfolgung, die Kommunikation mit der Robotersteuerung. und schließlich die Rückmeldung an den Nutzer. Die Steuerung des Gesamtsystems verläuft wie die Robotersteuerung in einem offenen Wirkungskreis. Eine Einbindung der Kamera in einen Regelkreis wäre zwar machbar, würde den Prozess der Zielansteuerung aufgrund wiederholt durchzuführender Berechnungen aber deutlich verlangsamen. Weiterhin wird durch den Endschalter zwar eine Betätigung erkannt, nicht aber ob das richtige Ziel getroffen wurde. Hierzu müsste eine eventuelle Rückmeldung des Fahrstuhls berücksichtigt werden. Ausgeführt wird die Hauptsteuerung auf dem verwendeten Einplatinencomputer. Der Ablauf des Hauptsteuerungszyklus ist in Abbildung 19 dargestellt.



Abbildung 19: Zyklus der Hauptsteuerung

Abbildung 20 zeigt die Abfolge der Kommunikation bzw. der Befehlsaufrufe im Gesamtsystem am Beispiel eines erfolgreichen Ablaufs von Eingabe, Erkennung und Ansteuerung des gewünschten Tasters. Die Kommunikation zwischen den Komponenten erfolgt synchron, da die richtige Reihenfolge eingehalten werden muss. So bedingt bspw. die Objektverfolgung des Ziels, dass die Bewegung des Manipulators abgeschlossen ist, da erst dann die gültige Entfernung zum Ziel berechnet werden kann.



Abbildung 20: Kommunikationsablauf bei Ansteuerung des Ziels bis zum Betätigen des Endlagenschalters

Die Benutzerschnittstelle soll möglichst einfach gehalten werden und eine Eingabe von maximal zwei Ziffern vorsehen. Dazu wird ein einfaches Tastenfeld an den Hauptrechner angeschlossen. Durch eine LED werden die Bereitschaft, das Bearbeiten einer Eingabe sowie Fehler signalisiert.

Der Mikrocontroller nimmt die Positionierungsbefehle über die serielle Schnittstelle entgegennehmen. Ein beliebtes Format im 3D-Druck aber auch zunehmend bei Modellbau-Roboterarmen sind Varianten des Gerber-Formats (RS274 oder G-Code), welches ursprünglich für die Steuerung von Photoplottern und NC-Maschinen entwickelt wurde. Die Steuerbefehle enthalten hierbei in der Regel kartesische Koordinaten, können aber auch Befehle wie z. B. „Motor aus“ übermitteln. Für die vorliegende Arbeit ist ein geeigneter Befehlssatz zu definieren, der absolute und relative Positionsveränderungen berücksichtigt. Dieser Befehlssatz sowie die Rückmeldungen an die Hauptsteuerung sind in Anhang A aufgeführt.

# Prototypische Umsetzung

**Schon geschriebenes beachten!**

Implementierung und Auswertung der Teillösungen

Code wenn dann im Anhang

Ergebnisse

Quote Objektverfolgung (Feature Mapping bei guter Belichtung nahezu 100 Prozent, die anderen bzw. TLD schlecht)

Nur ein Modell!

Verfahren zur Tasterdetektion

Verwendete Bibliothek(en)

Wie womit implementiert

Auswertung / Gegenüberstellung der Verfahren

Zielverfolgung bei Kamerabewegungen

Firmware zur Bewegungssteuerung des Manipulators

Ansteuerung der Motoren

Dabei wird ein Vollschritt in 16 Mikroschritte unterteilt. Im Vollschrittbetrieb benötigen die Motoren 200 Schritte für eine Umdrehung,

Formeln zu Rad Zu Schritt einsetzen?

Kommunikation und Befehlssatz

Erkennung einer Tasterbetätigung

Endlagenschalter

Optional „nachgiebiger Finger“, der erst ab bestimmter Krafteinwirkung auslöst

Implementierung

Firmware Manipulator

Tests etc.

Test des Gesamtsystems

## Hard- und Software

Die Auswahl der verwendeten Komponenten erfolgte in Abschnitt 3.1.2 vor dem Entwurf der Lösungen für die Teilaufgaben, da die vorhandene Hardware Einfluss auf die Möglichkeiten zur Umsetzung hat. An dieser Stelle werden einige Details bzw. Besonderheiten des physischen Aufbaus beschrieben. Ebenso wird auf einige Aspekte der Softwareimplementierung eingegangen. Der vollständige Quellcode dieser Arbeit ist der beigefügten CD zu entnehmen.

Da der Greifer der Originalversion des Robotermodells nicht benötigt wird und dessen Halterung eine stabile Montage ermöglicht, werden Kamera und Endschalter mittels Schrauben dort befestigt. Weiterhin wird eine an die Form der Motorwelle der eingesetzten Schrittmotoren angepasste Version der Antriebszahnräder verwendet, um ein Durchdrehen zu vermeiden.

Der zur Steuerung des Manipulators eingesetzte Mikrocontroller (Arduino Uno) ist über die serielle Schnittstelle per USB-Kabel mit dem Hauptrechner (Rapberry Pi 3) verbunden. Die Verbindung zu dem als Öffner eingesetzten Endlagenschalter erfolgt über zwei digitale Eingangspins. Über das Erweiterungsmodul (CNC-Shield) werden die Motortreiber zur Ansteuerung der Schrittmotoren über 4-adrige Kabel angesprochen. Das Erweiterungsmodul wird über digitale Ausgangspins mit dem Mikrocontroller verbunden. Die an der Effektorhalterung montierte Kamera ist über ein spezielles Flachbandkabel mit ausreichender Länge mit dem Hauptrechner verbunden. Das Tastenfeld zur Stockwerkeingabe wird über digitale Eingangspins ebenfalls an den Hauptrechner angeschlossen. Die Stromversorgung der Motoren erfolgt über das CNC-Shield, welches von einem Netzteil gespeist wird. Hauptrechner und Mikrocontroller werden über separate Netzteile versorgt.

Da die Reichweite des Roboterarms beschränkt ist, erfolgt die Detektion und Betätigung von Fahrstuhltastern innerhalb des Modellaufbaus anhand von Fotos. Diese werden an einer beweglichen Halterung in Lotrichtung befestigt.

Bild mit Modell Tasterfeld?

Die Implementierung der Robotersteuerung erfolgt in der Programmiersprache C++, da die Anwendung von C bzw. C++ Standard für AVR Mikrocontroller ist und viele Bibliotheken in diesen Sprachen zur Verfügung stehen (bspw. für die Ansteuerung von Schrittmotoren). Die Verwendung von C++ bietet eine etwas größere Auswahl an Bibliotheken sowie zusätzlich die Möglichkeit zur objektorientierten Programmierung.

Die Hauptsteuerung wird in der Sprache Python entwickelt, da auch hier viele Bibliotheken insbesondere zur Bildverarbeitung und zum maschinellen Lernen verfügbar sind. Zwar resultiert die Verwendung von Python in einer minimal langsameren Programmausführung als bei C/C++, führt aber meist zu weniger Fehlern und erlaubt eine schnellere Entwicklung. Für Bildverarbeitungsaufgaben wird die Bibliothek OpenCV genutzt, da diese sehr umfangreich ist und zahlreiche Hilfestellungen existieren. Für Lösungsansätze mit (tiefen) neuronalen Netzen kommt die Bibliothek Tensorflow zum Einsatz, da diese viele Funktionen und vortrainierte Netze sowie zum Zeitpunkt der Entwicklung die beste Unterstützung für den Raspberry Pi bietet.

## Implementierung und Ergebnisse der Teilaufgaben

In diesem Abschnitt werden einige Details der Implementierung der Lösungen für die Teilaufgaben betrachtet. Weiterhin erfolgt eine Auswertung der erzielten Ergebnisse.

### Tasterdetektion

Das in Abschnitt 3.2.1 entworfene Verfahren zur Tasterdetektion mittels Cascade Classifier wird mit Hilfe der Bibliothek OpenCV für Haar-ähnliche und LBP-Merkmale umgesetzt. Das Annotieren der Trainingsdaten erfolgt mit dem von OpenCV bereitgestellten Werkzeug[[24]](#footnote-25). Für das Training[[25]](#footnote-26) stehen ca. 550 aufbereitete Positivbilder mit insgesamt 2.100 Fahrstuhltastern sowie ca. 10.000 Negativbilder zur Verfügung. Als minimal akzeptierte Sensitivität wird und als maximal akzeptierten Falsch-Positiv-Rate gewählt. Die Anzahl der Kaskadenstufen wird auf 20 begrenzt und die Größe des Suchfensters auf 24 mal 24 Pixel festgesetzt.

Nach einigen Stunden liegt der trainierte Cascade Classifier in Form von xml-Dateien vor, welche für die Detektion von Tastern genutzt werden können. Vor dem Start des Suchprozesses wird das jeweilige Bild in ein Grauwertbild umgewandelt. Der Skalierungsfaktor für die Berechnung der Bildpyramide wird auf 1,05 gesetzt, d. h. die Bildgröße wird solange nach jedem Suchdurchlauf um 5 % reduziert, bis die Größe des Suchfensters erreicht bzw. unterschritten wird.

Für das Transfer Learning wird zunächst ein mittels Tensorflow vortrainiertes neuronales Netz heruntergeladen[[26]](#footnote-27) und eine vorhandene Konfigurationsdatei für den Trainingsprozess angepasst. Insbesondere ist die Anzahl zu unterscheidender Objektklassen auf eins zu setzen, weiterhin wird die initiale Lernrate auf 0,004 festgelegt. Der Trainingsfortschritt kann mittels der Software TensorBoard überwacht werden. Während des Trainings werden in festen Abständen Kontrollpunkte erstellt, sodass bei einsetzender Verschlechterung des Netzes, z. B. durch eine Überanpassung, der beste Stand ausgewählt werden kann. Anhand des gewählten Kontrollpunkts wird anschließend der Inferenzgraph exportiert und steht für den Detektionsprozess zur Verfügung.

Das Ergebnis der Trainingsprozesse für die oben genannten Verfahren ist in Tabelle 1 zusammengefasst. Zur Auswertung dienen ca. 40 separate Bilder mit insgesamt 100 Fahrstuhltastern. Einige Beispielbilder mit Markierungen der verschiedenen Verfahren sind in Anhang B zu sehen. Zu erwähnen ist, dass viele Testbilder, ähnlich wie die Trainingsbilder, in schlechter Qualität vorliegen. Insbesondere ist die Auflösung häufig gering.

Auffällig ist die Präzision des Deep-Learning-Verfahrens, bei diesem werden keine falsch-positiven Klassifizierungen vorgenommen. Hier liegt allerdings auch die Gefahr, dass das Netzwerk schlecht generalisieren kann (also von den Trainingsdaten abweichende gesuchte Objekte nicht identifiziert, sogenanntes Overfitting). Dies kann auch durch ein zu langes Training begünstigt werden. Der mit Haar-ähnlichen Merkmalen trainierte Cascade Classifier erzielt zwar eine hohe Sensitivität, ist aber aufgrund der vielen falsch-positiven Treffer ungeeignet. Die schnellste Detektionszeit erzielt der LBP-Classifier. Aufgrund der gezeigten Ergebnisse wird das Deep Learning Verfahren für den Demonstrator verwendet.

Tabelle 1: Ergebnis der Verfahren zur Tasterdetektion

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Detektionsmethode | Trainingsdauer[[27]](#footnote-28)  [h] | Mittlere Detektionsdauer[[28]](#footnote-29)   [s] | Sensitivität  (Richtig-Positiv-Rate) | Genauigkeit (Präzision) |
| Haar-Cascade | 20 | 2,2 | 0,92 | 0,56 |
| LBP-Cascade | 2 | 0,6 | 0,73 | 0,82 |
| SSD MobileNet v1 | 12 | 0,75 | 0,79 | 1,00 |

### Textdetektion und -erkennung

#### Lokalisierung von Tasterbeschriftungen

Die Verfahren zur Textdetektion (vgl. Abschnitt 3.2.3) können außer dem Deep Learning Ansatz mit der Bibliothek OpenCV umgesetzt werden. Während MSER- und SWT-Algorithmus direkt verfügbar sind, existieren für alle Schritte des entworfenen konturbasierten Verfahrens wie z. B. Binarisierung nach Otsu oder die Konturauffindung nach Suzuki und Abe Methoden in der Bibliothek. Für das Training des neuronalen Netzes erfolgt zunächst die Annotation der Bilder, wobei in 255 Positivbildern 879 Tasterbeschriftungen vorliegen. Trainings und Inferenz verlaufen analog zu dem Verfahren in Abschnitt 4.2.1.

Tests zur Detektion von Tasterbeschriftungen in den Gesamtbildern mit mehreren Tastern ergeben für keines der Verfahren ein gutes Ergebnis. Während die SWT Implementierung auf einem Mittelklasse Desktop-Computer mehrere Sekunden für die Berechnung benötigt und somit für einen Kleincomputer nicht geeignet ist, erkennt die Methode mit MSER kaum eine Beschriftung korrekt und scheidet ebenfalls aus. Das einfache Verfahren zur Konturenauffindung ist das schnellste, es benötigt inklusive Vorverarbeitung des Eingabebildes ca. auf dem Raspberry Pi 3. Sensitivität und Genauigkeit sind zwar besser als bei Verwendung des MSER-Algorithmus, aber bei Anwendung innerhalb des Gesamtbildes dennoch unbrauchbar. Ebenso verhält es sich für das Deep Learning Verfahren mit einer Detektionszeit von ca. . Daher erfolgt an dieser Stelle keine genauere Betrachtung der Ergebnisse.

Aufgrund der Resultate im Gesamtbild wird die Textdetektion auf gefundene Taster beschränkt, d. h. es wird jeweils innerhalb der Begrenzungsboxen der Fahrstuhlknöpfe nach der Beschriftung gesucht. Dadurch können zwar Taster mit einer seitlich außerhalb liegenden Aufschrift nicht betätigt werden, für die übrigen wird die Erkennung aber vereinfacht. Wird nur in den von der Tastendetektion gefundenen Bildausschnitten gesucht, werden die Zeichen häufiger erkannt. Es erfolgt eine Anpassung des Verfahrens zur Konturauffindung, bei der bezogen auf die Tastergröße zu kleine und zu große Konturen herausgefiltert werden. Für die zu behaltenden Regionen gilt bezogen auf die Höhe :

|  |  |
| --- | --- |
|  | (4.1) |

Abbildung 21 zeigt an einem Bildausschnitt eines vorher detektierten Tasters die Vorverarbeitung, die Schräglauferkennung und schließlich die vom Verfahren zur Konturauffindung bestimmte Begrenzungsbox im rotierten Bild.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

Abbildung 21: Vorverarbeitung, Schräglauferkennung und rotiertes Ausgangsbild mit gefundenem Zeichen

Da diese Verarbeitungsschritte für jeden gefundenen Taster durchgeführt werden, erhöht sich die Gesamtdauer des Verfahrens proportional zur Anzahl der Taster[[29]](#footnote-31). In einem Test mit 102 beschrifteten Fahrstuhltastern in 32 Bildern erreichen die beiden noch zur Auswahl stehenden Verfahren die in Tabelle 2 dargestellten Ergebnisse.

Tabelle 2: Ergebnisse der Verfahren zur Beschriftungsdetektion

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Detektionsverfahren | Mittlere Detektionsdauer[[30]](#footnote-32)   [ms] | Sensitivität  (Richtig-Positiv-Rate) | Genauigkeit (Präzision) |
| Konturauffindung | 90 | 0,80 | 0,76 |
| Deep Learning | 2400 | 0,83 | 0,70 |

Während das in 3.2.3 entworfene Verfahren zur Konturauffindung bei Anwendung auf innerhalb von Tastern liegende Bereiche immer einzelne Zeichen detektiert, liefert das Deep Learning Verfahren meistens die gesamte Beschriftung, teilweise aber auch Einzelzeichen. Somit wäre bei Wahl des Deep Learning Verfahrens eine zusätzliche Nachbearbeitung für einheitliche Ergebnisse erforderlich. Da aber das Verfahren zur Konturauffindung bei ähnlichen Resultaten deutlich schneller ist, wird dieses für den Demonstrator verwendet.

#### Auslesen von Tasterbeschriftungen

Die im letzten Abschnitt beschriebenen Begrenzungsboxen (vgl. Abbildung 21 rechts) dienen als Eingang für die Zeichenerkennung. Liegen mehrere Zeichen auf einem Taster, werden diese nach dem Erkennungsprozess konkateniert und das Ergebnis mit dem gewünschten Ziel verglichen. Das auf dem Chars74K Datensatz basierende neuronale Netz wurde mit quadratischen Eingangsbildern trainiert, die an sie übergebenen Bilder müssen ebenfalls dieses Format besitzen. Daher treten teilweise Verzerrungen auf, die einen Einfluss auf die Prognose haben können. Die verwendete Tesseract-Implementierung (pytesseract als Wrapper für die Programmiersprache Python) liefert ohne weitere Konfiguration nur schlechte Ergebnisse. In ersten Tests wurde die Einstellung von Parametern nicht übernommen[[31]](#footnote-33). Eine Recherche im Internet ergab, dass die Dokumentation der Bibliothek fehlerhaft ist und die Parameter anders als dargestellt übergeben werden müssen. Mit korrekter Konfiguration[[32]](#footnote-34) sind mit Tesseract gute Prognosen erzielbar. Eine weitere Verbesserung ist zu erzielen, wenn ein gewisser Innenabstand des Zeichens zum Rahmen der Begrenzungsbox vorliegt (sogenanntes Padding). Ist dieser nicht vorhanden, wird er durch Vergrößern der Begrenzungsbox hinzugefügt. Mit hinzugefügtem Innenabstand beträgt die Erkennungsquote von Tesseract bei ca. 50 Beispielen nahezu 100 Prozent. Abbildung 22 zeigt die Resultate beider Verfahren anhand einiger Beispiele, bei Hinzufügen des Innenabstands verändert sich bei dem Chars74K Modell nichts, die Tesseract Bibliothek erkennt dann auch die Null korrekt. Es ist zu erkennen, dass das auf dem Chars74K basierende Erkennungsverfahren unbrauchbar ist. Nachteilig an der Tesseract Bibliothek ist die lange Ausführungszeit, welche pro Zeichen zwischen 1,5 und 1,7 Sekunden liegt. Bei der Verarbeitung von Bildern mit mehreren Tastern kann dies zu erheblichen Verzögerungen führen. Um die Detektionszeit zu verkürzen, wird die Texterkennung bei der ersten Übereinstimmung mit dem gewünschten Ziel abgebrochen.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |
| t | 2 | s | o | e | 1 |
|  |  |  |  |  |  |
| 1 | 2 | 3 | - | E | 1 |

Abbildung 22: Zeichen mit zugehörigen Prognosen des Chars74K Modells (oben) und der Tesseract-Bibliothek ohne Padding (unten)

### Objektverfolgung

Zunächst ist anzumerken dass das Sichtfeld der verwendeten Kamera nicht gut auf den Arbeitsbereich des verwendeten Manipulators abgestimmt ist, da es nur ein relativ kleines Betätigungsfeld erlaubt. Mit dem verwendeten Robotermodell können nur kurze Distanzen überbrückt werden, somit wäre hier ein größeres Sichtfeld vorzuziehen.

Nach dem Lokalisieren des gewünschten Tasters werden die Verfahren zur Objektverfolgung (vgl. Abschnitt 3.3) mit dessen Begrenzungsbox im Ausgangsbild initialisiert. Bei einem Aktualisierungsprozess versuchen sie, das Ziel in einem veränderten Bild erneut zu lokalisieren.

Von den in der OpenCV Bibliothek implementierten Verfahren zur Objektverfolgung KCF, MIL, TLD, Median Flow, Boosting und Mosse erreicht nur Median Flow bei der Verarbeitung einer von der Kamera bei Bewegung erstellten Videosequenz brauchbare Resultate. Allerdings ist mit diesem Verfahren die Ermittlung einer veränderten Bildgröße nicht möglich. Die anderen Verfahren verlieren aufgrund der Bewegungsunschärfe schnell das Ziel, ein Wiederauffinden ist in der Regel nicht möglich. Werden Einzelbilder zwischen Bewegungen aufgenommen, versagen alle genannten Verfahren bei etwas größeren zurückgelegten Distanzen. Insgesamt ist keines dieser Verfahren für den Prototypen geeignet.

Für das Verfahren mit Merkmalsextraktion und -abgleich wird nach einer Bewegung des Roboterarms eine vorgegebene Zeitspanne für ein Ausschwingen berücksichtigt, bevor das nächste Einzelbild erstellt wird. Erfolgt die Aufnahme zu schnell nach der Bewegung, entstehen Fehler durch unscharfe Aufnahmen wie in Abbildung 23 oben zu sehen.

|  |
| --- |
|  |
|  |

Abbildung 23: Beispiele des Verfahrens mit Merkmalsabgleich (oben Fehlschlag durch Bewegungsunschärfe, unten erfolgreicher Versuch bei vergrößertem Ziel)

Von den getesteten Verfahren zur Merkmalsdetektion und -extraktion erzielen SIFT und SURF bei guter Ausleuchtung und scharfen Aufnahmen gute Ergebnisse, insbesondere findet eine veränderte Bildgröße Berücksichtigung. Der SURF-Algorithmus berechnet die Ergebnisse in den Tests schneller als der SIFT-Algorithmus. Beim Merkmalsabgleich erreichen die getesteten Verfahren Brute Force Matching und FLANN Based Matching gleich gute Resultate. Abbildung 23 unten zeigt die erfolgreich abgeglichenen Merkmale zwischen dem Zielausschnitt aus dem ursprünglichen Bild und dem aktuellen Bild bei Verwendung des SURF-Algorithmus in Verbindung mit Brute Force Matching. Im Mittel benötigt das Verfahren 2,2 Sekunden für das Lokalisieren des Ziels. Schnellere Detektions- und Extraktionsverfahren wie ORB, BRIEF oder BRISK liefern keine stabilen Resultate. Da bei entsprechenden Lichtverhältnissen die Wiederauffindungsquote nahezu 100 Prozent beträgt, wird trotz der längeren Laufzeit das hier vorgestellte Verfahren mit SURF und Brute Force Matching verwendet, anstatt eine erneute Detektion mit dem in Abschnitt 4.2.1 gewählten Verfahren anzustoßen.

### Distanzermittlung

Laut Datenblatt beträgt das horizontale Sichtfeld 53,5 Grad [30]. Die Bildbreite wird auf 1296 Pixel eingestellt. Damit ermittelt sich die Brennweite in Pixeln zu:

…

Verwendete Winkel etc.

HFOV 53.50 +/- 0.13 degrees

VFOV 41.41 +/- 0.11 degrees

Beide Methoden zur Entfernungsberechnung liefern bei manuellem Verfahren des Manipulators Abweichungen von wenigen Millimetern auf den einzelnen Achsen. Beim Verfahren über die Robotersteuerung treten Ausreißer auf, da hier insbesondere bei kurzen Strecken Ungenauigkeiten auftreten (vgl. Abschnitt 4.2.5). Auch bei Erreichbarkeit des Ziels wird dieses sporadisch außerhalb der Reichweite des Aktors vermutet. Bei Verwendung eines zusätzlichen Zwischenstopps zur Nachberechnung der Objektentfernung wird diese häufig zu groß berechnet. Allgemein ist in den Tests keine Verbesserung der Ergebnisse durch Verwendung eines Zwischenstopps erkennbar. Durch die relativ geringe Positionier- und Wiederholgenauigkeit des verwendeten Roboterarms sowie eventuelle Abbildungsfehler der Kamera sind die unterschiedlichen Ergebnisse der Entfernungsberechnung erklärbar. Die Laufzeit der beiden Methoden liegt im einstelligen Millisekundenbereich und ist daher vernachlässigbar.

### Firmware zur Bewegungssteuerung

Für die Steuerung von Roboterarmen sind einige einfache Projekte frei verfügbar, diese bieten aber nur eine manuelle Ansteuerung einzelner Gelenke. Eine Ausnahme bildet [53], welches eine Positionierung eines ähnlichen Robotermodells im kartesischen Raum erlaubt. Die Berechnung der inversen Kinematik basiert allerdings auf zwei gleich langen Armteilen, und ist daher in dieser Arbeit nicht verwendbar. Daher wird die Software um die in Abschnitt 3.5 entworfene Berechnung der inversen Kinematik erweitert. Die Überprüfung der Erreichbarkeit eines Ziels wird neu implementiert, eine entsprechende Rückmeldung wird über die serielle Schnittstelle ausgegeben. Zu den verwendeten G-Code Befehlen werden Relativbewegungen und eine Startposition hinzugefügt. Weiterhin wird der verwendete Endschalter eingebunden und die Grenzwinkel der Gelenke nach einer Messung am Modell hinzugefügt. Da das Projekt ein anderes Erweiterungsmodul für die Ansteuerung der Motoren verwendet[[33]](#footnote-35), erfolgt eine Anpassung an das CNC-Shield. Die Übersetzung der Getriebe wird nach Formel 3.15 berechnet. Die Motoren werden Mikroschrittbetrieb angesteuert. Dabei wird ein Vollschritt in 16 Mikroschritte unterteilt. Im Vollschrittbetrieb benötigen die Motoren 200 Schritte für eine Umdrehung. Der Umrechnungsfaktor für den Motor des ersten Gelenks bzw. der drehbaren Basis berechnet sich bspw. zu:

Für einen Winkel von 90 Grad ergibt sich so z. B. die Anzahl Schritte:

Weitere Details wie bspw. die Grenzwinkel der Gelenke sind dem beigefügten Quellcode zu entnehmen.

Abbildung 24 zeigt die Softwarekomponenten der Robotersteuerung. Durch den modularisierten Entwurf sind funktional zusammengehörige Elemente in eigenen Komponenten gekapselt. Diese werden über Schnittstellen angesprochen, so greifen z. B. sowohl die Berechnung der Kinematik als auch die Interpolation der geplanten Bewegung auf das Modul Roboterstatus zu. Dieses stellt die aktuelle Stellung der Gelenke sowie die kartesischen Koordinaten bereit und gibt Auskunft über die Erreichbarkeit von Zielpositionen. Das Modul Kommunikation ist für die Verbindung zur Außenwelt bzw. zur Hauptsteuerung über die serielle Schnittstelle zuständig. Die Hauptroutine übernimmt die Initialisierung des Programms sowie die zyklische Kontrolle des Ablaufs.



Abbildung 24: Komponenten der Robotersteuerung

Startposition zeigen (selbes Bild wie in 4.1?, bzw. auf Bild in 4.1 verweisen)

Als Startposition wird die in … gezeigte Lage der Gelenke gewählt, da sich diese Position bedingt durch die Schwerkraft einfach und reproduzierbar manuell einstellen lässt. X, Y, Z Koordinaten (0, 140, 60)

Vor Start des Systems muss der Roboter manuell in die Startposition gebracht werden. Bei Messungen der Verfahrwege zeigt sich, dass die Positionier- und Wiederholgenauigkeit nahe an der Startposition sehr gering ist[[34]](#footnote-36). Beginnt die Bewegung von einer Position in der Nähe der Startposition, reduziert sich die Abweichung stark. Daher wird als Ausgangspunkt der Tasterdetektion und -betätigung eine Position abweichend von der Startposition definiert[[35]](#footnote-37).

Da der Fokus dieser Arbeit nicht auf der Entwicklung eines genauen Positioniersystems liegt, erfolgt an dieser Stelle keine detaillierte Auswertung von Wiederhol- und Positioniergenauigkeit. Die Abweichung bei wiederholtem Anfahren derselben Position liegt unter bei Verfahrwegen von 150 mm auf einer Achse ausgehend von der oben erwähnten Ausgangsposition. Die absolute Positionsabweichung beträgt allerdings bis zu 5mm bei Wegen von 150mm auf einer Achse. Die Ursachen können unter anderem ein falsches Ausmessen der Startposition, unpräzise Motoren, Schrittverluste durch Weglassen von Beschleunigungs- und Bremsrampe, ungleichmäßig bzw. ungenau gedruckte Teile oder das vorhandene Spiel in den Gelenken sein. Für die Demonstration der in dieser Arbeit entwickelten Funktionen ist die Genauigkeit des Manipulators ausreichend.

## Gesamtsystem

Abbildung 25 zeigt die Komponenten der Hauptsteuerung, welche auf die externe Robotersteuerung zugreift. Das Modul Roboterbewegung übersetzt die gewünschte Zielposition bzw. die auszuführende Bewegung in einen G-Code ähnlichen Befehl (vgl. Anhang A) und sendet diesen über die serielle Schnittstelle an die Robotersteuerung. In der Komponente Tastenfeld werden Benutzereingaben verarbeitet und das gewünschte Stockwerk ausgegeben. Die Tasterdetektion nutzt das neuronale Netz zum Auffinden aller Fahrstuhltaster im Bild, während die Beschriftungserkennung innerhalb der gefundenen Taster Text bzw. Zeichen lokalisiert und erkennt. Sämtliche Funktionen zur Bildverarbeitung wie Bildaufnahme, Vorverarbeitungsfunktionen oder Merkmalsabgleich werden vom gleichnamigen Modul angeboten, welches seinerseits für geometrische Berechnungen auf die entsprechende Komponente zugreift. Die Funktionen der Module Zielverfolgung und Distanzberechnung entsprechen ebenfalls ihrer Namensgebung. Die Hauptroutine ist wie auch bei der Robotersteuerung für die Steuerung des logischen Ablaufs zuständig (vgl. Abbildung 19).



Abbildung 25: Softwarekomponenten der Hauptsteuerung

Für die Bildaufnahme ist die Bildautomatik bzw. automatische Helligkeitsanpassung der Kamera zu deaktivieren, da es sonst zu deutlichen Unterschieden in der Belichtung zwischen einzelnen Aufnahmen kommen kann. Diese Belichtungsunterschiede wiederum können einen negativen Einfluss auf die Tasterdetektion und die Zielverfolgung haben.

Für die Stockwerkswahl werden solange Tasteneingaben entgegengenommen, bis eine Ziffer und das Rautezeichen oder zwei Ziffern registriert wurden. Durch die Sterntaste wird die Eingabe zurückgesetzt. Die Tasteneingabe ist ausschließlich während der Phase der Stockwerkswahl aktiv.

Wie in Abschnitt 4.2 dargestellt, kommt für die Tasterdetektion das Deep Learning Verfahren mit einer Laufzeit von ca. pro Eingabebild zum Einsatz. Die Beschriftungslokalisierung mittels Konturauffindung und die Zeichenerkennung mit der Tesseract Bibliothek werden für jeden gefundenen Taster ausgeführt, bis das gewünschte Stockwerk erkannt wurde. Im schlechtesten Fall bedingt dies bspw. für ein Bild mit sechs Tastern eine Ausführungszeit von ca. , im Mittel von für die Beschriftungslokalisierung und -erkennung. Nach dem Verfahren zur Entfernungsberechnung erfolgt zunächst die Zielverfolgung mittels Merkmalsextraktion und -abgleich. Dieses benötigt ca. für das erneute Auffinden des Zieltasters. Für das Beispiel mit sechs Tastern ergibt sich also im Mittel eine Laufzeit von ungefähr für die Bildverarbeitungsfunktionen. Die erste Bewegung für die Distanzberechnung benötigt mit Ausschwingen ca. . Die Bewegung zum Ziel ist zwar entfernungsabhängig, dauert aber in der Regel nicht länger als , sodass der gesamte Prozess von der Eingabe des Nutzers bis zum Betätigen des Tasters bei dem Beispiel mit sechs Tastern im Mittel ungefähr dauert.

Der Erfolg beim Auffinden des gewünschten Fahrstuhltasters hängt hauptsächlich von den Schritten Tasterdetektion und Beschriftungslokalisierung ab, da hier die Fehlerquoten deutlich höher sind als bei den anderen zum Einsatz kommenden Verfahren. Unter der vereinfachten Annahme, dass nur die Trefferquoten bzw. Sensitivitäten der Taster- und Beschriftungsdetektion Einfluss haben, beträgt die Wahrscheinlichkeit einen vorhandenen Taster inklusive Beschriftung korrekt zu erkennen:

Diese Berechnung basiert auf den Testergebnisses mit relativ wenigen Testdaten. Für eine fundierte Aussage ist unter Umständen eine größere Testmenge erforderlich.

Die Berechnung der Entfernung zum Ziel ist in großem Maß abhängig von der Positioniergenauigkeit des verwendeten Roboterarms. Bei einer Abweichung der tatsächlich zurückgelegten Strecken auf den einzelnen Achsen von den angenommenen Werten ist das Ergebnis entsprechend ungenau. Gerade bei kurzen Strecken, die für die Distanzberechnung verwendet werden, ist der Positionierfehler des verwendeten Roboterarms bemerkbar, sodass hier mit Abweichungen gerechnet werden muss. Ebenfalls abhängig von der Positioniergenauigkeit des Roboters ist die Betätigung des gewünschten Tasters. Zwar ist die Abweichung auf längeren Strecken geringer, die anzusteuernde Position wird aber durch die Entfernungsberechnung ermittelt.

Zur Auswertung bzw. Beurteilung des entwickelten Prototypen dient eine Testreihe mit fünf (vier?) verschiedenen Modellen von Fahrstuhlbedienfeldern (nachschlagen, wie richtig) mit insgesamt YY Tastern. Für jedes Bild eines Bedienungsfeldes sind jeweils zehn Versuche vorgesehen.

... zeigt die Ergebnisse der Versuchsreihe.

# Fazit und Ausblick

Mehr Beispielbilder notwendig, um Trainings- und Testmenge zu vergrößern.

Zur Optimierung der erzielten Ergebnisse existiert eine Reihe von Verbesserungsmöglichkeiten. Insbesondere hat der Input, also die Qualität sowie die Anzahl der verwendeten Bilder, einen großen Einfluss auf das Training der verschiedenen Verfahren. Kann die Anzahl der zur Verfügung stehenden Positivbilder nicht erhöht werden, bietet sich eine künstliche Vergrößerung des Ausgangsmaterials an (sogenanntes Data Augmentation). Dies kann bspw. durch zufällige Rotation, Verzerrung, Farbänderung, Kontraständerung und andere Verfahren erfolgen. Weiterhin steht für den Trainingsvorgang eine Vielzahl von Parametern zur Verfügung, durch welche das Ergebnis unter Umständen weiter verbessert werden kann. Bei kleinen Datensätzen kann zusätzlich Kreuzvalidierung helfen.

Wegen ... musste Einschränkung auf Beschriftungen, die innerhalb Taster liegen vorgenommen werden. Für zukünftige Arbeiten ist eine Erweiterung für Beschriftungen seitlich neben den Fahrstuhltastern, bspw. mit einer Kombination mit icra10 denkbar. Training mit mehr Trainingsdaten!

Anordnung der Taster berücksichtigen, um gewünschten schneller zu finden (Ausführungszeit OCR bzw. OCR seltener anwenden müssen) z. B. wie in icra10. Evtl. perspektivische Transformation, um OCR zu verbessern???

Laufzeit OCR schlecht!

Schlechter Roboterarm! Distanzberechnung schwierig bei ungenauen Bewegungen!

Die Machbarkeit einer ausgewählten teilautonomen Funktion zur Unterstützung eines ...

unter Einsatz von günstiger Hardware und frei verwendbarer Software wurde prinzipiell nachgewiesen. Der entwickelte Demonstrator findet und betätigt nach der Eingabe des gewünschten Stockwerks ... (relativ häufig) den richtigen Taster, wenn dieser in Reichweite des Roboterarms liegt.

Allerdings besteht Optimierungspotential bezüglich der Erfolgsquote und der Antwortzeit des entwickelten Systems.

Antwortzeit im wesentlichen abhängig von der Zeichenerkennung und der Objektverfolgung bei Bewegung des Manipulators. -> Neuere Methoden aus der Forschung (welche?)

OCR: eigenes Netz schneller? (je nach Anzahl unterstützter Zeichen mindestens zehn Klassen)

Oder andere Sofware für OCR testen.

Objektverfolgung mit neueren Algorithmen oder Beleuchtung für BRIEF oder BRISK.

Die Erfolgsquote wird im Wesentlichen durch die Verfahren zur Detektion von Fahrstuhltastern und deren Beschriftung bestimmt.

Zusätzlich hat der Manipulator Einfluß auf einen erfolgreichen Betätigungsprozess. Der Aktor dient in der vorliegenden Arbeit lediglich zu Demonstrationszwecken. Entweder vorhandenes System, wie bspw. Leichtbauroboterarm am Rollstuhl, oder qualitativ höherwertige Komponenten verwenden, um eine bessere Positioniergenauigkeit zu erreichen.

bessere (und mehr) Trainingsdaten!

# Literaturverzeichnis

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | Bundesministerium für Gesundheit, „Abschlussbericht zur Studie: Unterstützung Pflegebedürftiger durch technische Assistenzsysteme,“ VDI/VDE Innovation + Technik GmbH, IEGUS – Institut für Europäische Gesundheits- und Sozialwirtschaft GmbH, Berlin, 2013. |
| [2] | T. Christaller, M. Decker, J. Gilsbach und G. Hirzinger, Robotik - Perspektiven für menschliches Handeln in der zukünftigen Gesellschaft, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag , 2001. |
| [3] | DIN Deutsches Institut für Normung e.V., *Roboter und Robotikgeräte - Wörterbuch (ISO/DIS 8373:2010); Entwurf November 2010,* Berlin: Beuth Verlag GmbH, 2010. |
| [4] | VDI, „VDI Richtlinie 2860: Montage- und Handhabungstechnik; Handhabungsfunktionen, Handhabungseinrichtungen; Begriffe, Definitionen, Symbole,“ VDI, Düsseldorf, 1990. |
| [5] | Maheu et al., „Evaluation of the JACO robotic arm: Clinico-economic study for powered wheelchair users with upper-extremity disabilities,“ in *IEEE international conference on rehabilitation robotics (ICORR)*, Zürich, 2011. |
| [6] | Vogel et al., „An assistive decision-and-control architecture for force-sensitive hand–arm systems driven by human–machine interfaces,“ *The International Journal of Robotics Research (IJRR) , vol. 34, no. 6,* pp. 763-780, Mai 2015. |
| [7] | C. Martens, O. Prenzel und A. Graese, „The Rehabilitation Robots FRIEND-I & II: Daily Life Independency through Semi-Autonomous Task-Execution,“ in *Rehabilitation Robotics, Sashi S Kommu*, IntechOpen, 2007. |
| [8] | Universität Bremen - Institute of Automation, „Assistenzroboter FRIEND,“ 16 Januar 2014. [Online]. Available: http://www.iat.uni-bremen.de/sixcms/detail.php?id=555. [Zugriff am 18 Mai 2018]. |
| [9] | L. Priese, Computer Vision - Einführung in die Verarbeitung und Analyse digitaler Bilder, Berlin Heidelberg: Springer Vieweg, 2015. |
| [10] | M. Hassaballah, A. Abdelmgeid und A. Hammam, „Image Features Detection, Description and Matching,“ in *Image Feature Detectors and Descriptors: Foundations and Applications - Studies in Computational Intelligence (Book 630)*, Switzerland, Springer International Publishing, 2016, pp. 11-45. |
| [11] | H. Süße und E. Rodner, Bildverarbeitung und Objekterkennung - Computer Vision in Industrie und Medizin, Wiesbaden: Springer Vieweg, 2014. |
| [12] | P. Viola und M. Jones, „Robust Real-time Object Detection,“ in *SECOND INTERNATIONAL WORKSHOP ON STATISTICAL AND COMPUTATIONAL THEORIES OF VISION – MODELING, LEARNING, COMPUTING, AND SAMPLING*, Vancouver, 2001. |
| [13] | A. T., H. A. und P. M., „Face Recognition with Local Binary Patterns,“ in *Computer Vision - ECCV 2004. ECCV 2004. Lecture Notes in Computer Science, vol 3021*, Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, 2004. |
| [14] | J. Cruz, E. Shiguemori und L. Guimarães, „A comparison of Haar-like, LBP and HOG approaches to concrete and asphalt runway detection in high resolution imagery,“ *Journal of Computational Interdisciplinary Sciences,* Bd. 6, 2016. |
| [15] | American with Disability Act, „ADA Compliance Directory - ELEVATORS,“ 2018. [Online]. Available: http://www.ada-compliance.com/ada-compliance/ada-elevators.html. [Zugriff am 12 05 2018]. |
| [16] | E. Klingbeil, B. Carpenter, O. Russakovsky und A. Y. Ng, „Autonomous operation of novel elevators for robot navigation,“ in *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, 2010. |
| [17] | A. Krizhevsky, I. Sutskever und G. E. Hinton, „ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,“ in *Advances in Neural Information Processing Systems 25*, F. Pereira, C. J. C. Burges, L. Bottou und K. Q. Weinberger, Hrsg., Curran Associates, Inc., 2012, pp. 1097-1105. |
| [18] | Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio und P. Haffner, „Gradient-based learning applied to document recognition,“ in *Proceedings of the IEEE*, 1998. |
| [19] | R. B. Girshick, J. Donahue, T. Darrell und J. Malik, „Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation,“ *CoRR,* Bd. abs/1311.2524, 2013. |
| [20] | A. G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto und H. Adam, „MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications,“ *CoRR,* Bd. abs/1704.04861, 2017. |
| [21] | J. Hui, „Object detection: speed and accuracy comparison (Faster R-CNN, R-FCN, SSD, FPN, RetinaNet and YOLOv3),“ 27 März 2018. [Online]. Available: https://medium.com/@jonathan\_hui/object-detection-speed-and-accuracy-comparison-faster-r-cnn-r-fcn-ssd-and-yolo-5425656ae359. [Zugriff am 20 04 2018]. |
| [22] | Y. Zhang, H. Peng und P. Hu, „CS341 Final Report: Towards Real-time Detection and Camera Triggering,“ in *Project in Mining Massive Data Sets*, 2017. |
| [23] | C. R. Kulkarni und A. B. Barbadekar, „Text Detection and Recognition: A Review,“ in *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET) Volume: 04 Issue: 06*, IRJET, 2017, pp. 179-185. |
| [24] | T. Wang, D. J. Wu, A. Coates und A. Y. Ng, „End-to-end text recognition with convolutional neural networks,“ in *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, Tsukuba, 2012. |
| [25] | F. Chaumette und S. Hutchinson, „Visual servo control, Part I: Basic approaches,“ *IEEE Robotics and Automation Magazine,* Bd. 13, pp. 82-90, 2006. |
| [26] | G. Palmieri, M. Palpacelli, M. Battistelli und M. Callegari, „A Comparison between Position-Based and Image-Based Dynamic Visual Servoings in the Control of a Translating Parallel Manipulator,“ *Journal of Robotics,* Bd. 2012, pp. 1-11, 2012. |
| [27] | R. Pieters, *Visual Servo Control - Vorlesung,* Eindhoven: Eindhoven University of Technology, 2012. |
| [28] | E. Karami, S. Prasad und M. S. Shehata, „Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images,“ *CoRR,* Bd. abs/1710.02726, 2017. |
| [29] | 1&1 Internet SE, „Vier aktuelle Raspberry-Pi-Alternativen – Einplatinenrechner im Vergleich,“ 2018 Januar 25. [Online]. Available: https://hosting.1und1.de/digitalguide/server/knowhow/raspberry-pi-alternativen-einplatinenrechner-im-check/. [Zugriff am 29 Januar 2018]. |
| [30] | J. Hughes, „Raspberry Pi Camera Module,“ 3 März 2017. [Online]. Available: https://www.raspberrypi.org/documentation/hardware/camera/README.md. [Zugriff am 6 Januar 2018]. |
| [31] | J. Alt, „Walter,“ 2 März 2017. [Online]. Available: https://walter.readthedocs.io/en/latest/. [Zugriff am 20 2 2018]. |
| [32] | J. Le, „Robot Arm MK2 Plus,“ 6 September 2017. [Online]. Available: https://www.thingiverse.com/thing:2520572. [Zugriff am 5 Januar 2018]. |
| [33] | Y. Freund und R. E. Schapire, *A Short Introduction to Boosting,* 1999. |
| [34] | Z. Ye, „Viola-Jones Face Detection,“ 1 Dezember 2012. [Online]. Available: https://sites.google.com/site/5kk73gpu2012/assignment/viola-jones-face-detection. [Zugriff am 10 03 2018]. |
| [35] | „CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition,“ 2018. [Online]. Available: http://cs231n.stanford.edu/. [Zugriff am 21 Februar 2018]. |
| [36] | Wikipedia, „Datei:3D\_Convolution\_Animation.gif,“ 4 Februar 2013. [Online]. Available: https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:3D\_Convolution\_Animation.gif. [Zugriff am 15 05 2018]. |
| [37] | W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu und A. C. Berg, „SSD: Single Shot MultiBox Detector,“ in *Computer Vision -- ECCV 2016*, Cham, 2016. |
| [38] | TensorFlow, „MobileNetV2,“ 2 Mai 2018. [Online]. Available: https://github.com/tensorflow. [Zugriff am 5 Juni 2018]. |
| [39] | H. Chen, S. S. Tsai, G. Schroth, D. M. Chen, R. Grzeszczuk und B. Girod, „Robust text detection in natural images with edge-enhanced Maximally Stable Extremal Regions,“ in *2011 18th IEEE International Conference on Image Processing*, 2011. |
| [40] | B. Epshtein, E. Ofek und Y. Wexler, „Stroke Width Transform,“ 2010. |
| [41] | S. Suzuki und K. Abe, „Topological structural analysis of digitized binary images by border following.,“ *Computer Vision, Graphics, and Image Processing,* Bd. 30, pp. 32-46, 4 9 1985. |
| [42] | T. de Campos, „The Chars74K dataset,“ 15 Oktober 2012. [Online]. Available: http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/demos/chars74k/. [Zugriff am 13 Januar 2018]. |
| [43] | R. Smith, „Tesseract OCR,“ 3 April 2018. [Online]. Available: https://github.com/tesseract-ocr/tesseract. [Zugriff am 5 April 2018]. |
| [44] | V. Lehtola, H. Huttunen, F. Christophe und T. Mikkonen, „Evaluation of Visual Tracking Algorithms for Embedded Devices,“ in *Image Analysis*, Springer International Publishing, 2017, pp. 88-97. |
| [45] | W. Burger und M. J. Burge, Digitale Bildverarbeitung, Springer Berlin Heidelberg, 2015. |
| [46] | M. A. Fischler und R. C. Bolles, „Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography,“ *Commun. ACM,* Bd. 24, pp. 381-395, 6 1981. |
| [47] | C. Yin, S. Yang, X. Yi, Z. Wang, Y. Wang, B. Zhang und Y. Tang, „Removing dynamic 3D objects from point clouds of a moving RGB-D camera,“ in *2015 IEEE International Conference on Information and Automation*, 2015. |
| [48] | A. Mordvintsev und K. Abid, „Feature Matching + Homography to find Objects,“ 2013. [Online]. Available: https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py\_tutorials/py\_feature2d/py\_feature\_homography/py\_feature\_homography.html. [Zugriff am 22 Januar 2018]. |
| [49] | M. Venhaus, „Notizen zur Bestimmung der Objektentfernung bei unbekannter Objektgröße,“ Iserlohn, 2018. |
| [50] | M. Venhaus, „Robotertechnik - Lehrbrief,“ Fachhochschule Südwestfalen, Iserlohn, 2014. |
| [51] | Assistive Innovations, „iARM,“ Assistive Innovations, [Online]. Available: https://www.assistive-innovations.com/de/roboterarme/iarm-de. [Zugriff am 18 Mai 2018]. |

# Abbildungsverzeichnis

[Abbildung 1: Assistenzsystem FRIEND der Universität Bremen [7] 6](#_Toc516492968)

[Abbildung 2: Vier Grundtypen zur Merkmalsberechnung nach Viola und Jones mit zwei (A und B), drei (C) und vier (D) Rechtecken in verschiedener Skalierung und Position [12] 9](#_Toc516492969)

[Abbildung 3: Erkannte Taster (links) und zugehöriges ermitteltes Gitter (rechts) [16] 10](#_Toc516492970)

[Abbildung 4: Kinematischer Aufbau des Manipulators nach VDI 2861 (links) und Schema des Originals (rechts) 22](#_Toc516492971)

[Abbildung 5: Aufbau des Prototyps mit Schnittstellen und Verbindungen zwischen den physischen Komponenten 23](#_Toc516492972)

[Abbildung 6: Kaskade von binären Klassifikatoren nach [12] 25](#_Toc516492973)

[Abbildung 7: Bildpyramide eines Beispielbildes mit drei Skalierungen [34] 28](#_Toc516492974)

[Abbildung 8: Ablauf der Tatserdetektion mit Kaskadenklassifikator 29](#_Toc516492975)

[Abbildung 9: Faltung einer zweidimensionalen Eingangsmatrix mit einem 3x3-Filterkernel [36] 30](#_Toc516492976)

[Abbildung 10: Architektur von LeNet-5, einem CNN zur Zeichenerkennung [18] 31](#_Toc516492977)

[Abbildung 11: Vorhersagegenauigkeit, benötigte Rechenoperationen und Speicherbedarf (hier als Ausdehnung dargestellt) verschiedener CNN-Architekturen [38] 33](#_Toc516492978)

[Abbildung 12: Arbeitsschritte des entworfenen Verfahrens zur Zeichendetektion 35](#_Toc516492979)

[Abbildung 13: Homographie zur Transformation von Bildpunkten zwischen den Kameraebenen OL und OC bei Aufnahmen aus verschiedenen Winkeln [47] 40](#_Toc516492980)

[Abbildung 14: Beispiel für Merkmalsabgleich und perspektivische Transformation [48] 41](#_Toc516492981)

[Abbildung 15: Projektionsverhältnisse bei Bewegung des Gegenstands G um die Distanz d 42](#_Toc516492982)

[Abbildung 16: Schema zur Berechnung der Objektentfernung aus der Veränderung des Winkels zum Ziel (hier in der xy-Ebene), links ohne Kameradrehung und TCP 43](#_Toc516492983)

[Abbildung 17: Ansicht der xy- und rz-Ebenen zur Berechnung der inversen Kinematik 45](#_Toc516492984)

[Abbildung 18: Zyklus der Hauptsteuerung 48](#_Toc516492985)

[Abbildung 19: Kommunikationsablauf bei Ansteuerung des Ziels bis zum Betätigen des Endlagenschalters 49](#_Toc516492986)

Nachrichtenaustausch

Absolute Zielpositionen werden mittels dem Text an die Robotersteuerung übergeben, wobei die geschweiften Klammern durch Millimeterwerte für die jeweilige Achse ersetzt werden. Also z. B. .

Für relative Bewegungen wird das Format verwendet. Der Befehl für das Ansteuern der Startposition lautet . Mit werden die Motoren aktiviert, mit deaktiviert.

Die Rückgabewerte bestehen aus zwei Buchstaben und sind in folgender Tabelle aufgeführt:

|  |  |
| --- | --- |
| **Rückgabewert** | **Bedeutung** |
| ok | Befehl akzeptiert |
| or | Ziel außer Reichweite |
| cf | Kommando ausgeführt |
| er | Endschalter betätigt |
| //… | Kommentartext |

Ergebnisbeispiele

Beispiele der Tasterdetektion

|  |  |
| --- | --- |
| LBP | CNN |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

Beispiele der Detektion von Beschriftungen

|  |  |
| --- | --- |
| Methode mit Konturauffindung | Deep Learning Verfahren |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

Materialliste

1. Als Beispiel in Schaubildern oder Videos dient die Hilfe beim Trinken. [↑](#footnote-ref-1)
2. Ein Beispiel für ein verfügbares System ist der iARM der Firma Assistive Innovations [34], welcher ähnliche Funktionen wie der JACO bietet. [↑](#footnote-ref-2)
3. Die Preie von JACO und iARM liegen im Bereich von mehreren Zehntausend Euro. [↑](#footnote-ref-3)
4. Ein Merkmal ist eine numerische oder qualitative Information, die aus Bildpunkten einer Region (lokal) oder des gesamten Bildes (global) berechnet wird. Merkmale können bspw. farb‑, form- oder texturbasiert sein, aber auch durch abstrakte Operationen entstehen [10]. [↑](#footnote-ref-4)
5. In Deutschland entspricht nur ein Teil der Fahrstuhltaster diesen Richtlinien. [↑](#footnote-ref-5)
6. Beim Sliding-Window-Prinzip wird ein Fenster vordefinierter Größe Pixel für Pixel über das gesamte Bild verschoben und an jeder Position eine Klassifikation vorgenommen [11]. [↑](#footnote-ref-6)
7. Resultat ist eine Reduktion der Detektionszeit auf ca. 50 Sekunden auf einer High-End-CPU des Jahres 2013 [19]. [↑](#footnote-ref-7)
8. Insbesondere hat auch die Architektur der verwendeten tiefen neuronalen Netze, wie z. B. Anzahl und Typ der Schichten, einen Einfluss auf Erkennungsrate und Ausführungszeiten. MobileNets eignen sich für mobile Geräte und erzielen trotz kompakter Größe dennoch hohe Erkennungsraten [20]. [↑](#footnote-ref-8)
9. Die Detektionsrate liegt im Bereich von 0,1 fps bis 0,7 fps (frames per second) [↑](#footnote-ref-9)
10. Dies kann unter anderem durch Binarisierung erfolgen. [↑](#footnote-ref-10)
11. Dies kann z. B. mit QR-Codes erfolgen. [↑](#footnote-ref-11)
12. Zu geometrischen Transformationen und homogenen Koordinaten siehe bspw. [11]. [↑](#footnote-ref-12)
13. Die Form der Koordinaten (bspw. kartesisch) und das Bezugssystem sind noch zu definieren. [↑](#footnote-ref-13)
14. Da an dieser Stelle keine genauen Aussagen getroffen werden können, wird der Grenzwert willkürlich auf 45° festgelegt. [↑](#footnote-ref-14)
15. Von dem hier beschriebenen Modell existieren zwei Varianten, von denen eine Schrittmotoren anstelle von Servomotoren verwendet. Da das verwendete Schrittmotormodell ein höheres Drehmoment und eine höhere Positioniergenauigkeit gegenüber dem eingesetzten Servomotor bietet, wird hier die erste Variante gewählt. [↑](#footnote-ref-15)
16. Die Bildausschnitte entstehen nach dem Sliding-Windows-Prinzip durch Verschieben eines Suchfensters fester Größe über das Eingangsbild (vgl. Abschnitt 2.2). [↑](#footnote-ref-16)
17. Viola und Jones führen zur effizienten Berechnung der Merkmalswerte die Technik des Integralbilds ein, auf die hier aus Zeitgründen nicht näher eingegangen wird [12]. [↑](#footnote-ref-17)
18. aus Formel 3.2 [↑](#footnote-ref-18)
19. Die Sensitivität ist die Richtig-Positiv-Rate . Es gilt . Bei Maximierung der Sensitivität wird also die Falsch-Negativ-Rate minimiert. [↑](#footnote-ref-19)
20. Nach Möglichkeit mehrere hundert Positiv-Beispiele und das fünffache an Negativ-Beispielen. [↑](#footnote-ref-20)
21. Statt der sogenannten Rectified Linear Unit wird aus Gründen der Differenzierbarkeit (siehe Backpropagation weiter unten) meist die Approximation f genutzt. [↑](#footnote-ref-21)
22. Dazu zählen das Zusammentragen von Positivbeispielen sowie das Annotieren der Position und Größe der Beschriftungen. [↑](#footnote-ref-22)
23. Dazu gehören MIL, Median Flow, Boosting und Mosse. [↑](#footnote-ref-23)
24. opencv\_annotation [↑](#footnote-ref-25)
25. Mittels opencv\_traincascade [↑](#footnote-ref-26)
26. Zum Zeitpunkt der Implementierung ist die aktuellste Version SSD MobileNet v1. [↑](#footnote-ref-27)
27. Auf einem Intel Core i5-6600K mit 16 GB Arbeitsspeicher und GTX 950 Grafikkarte [↑](#footnote-ref-28)
28. Auf einem Raspberry Pi 3 [↑](#footnote-ref-29)
29. Bei drei Tastern mit der Methode zur Konturauffindung z. B. auf , mit dem Deep Learning Verfahren auf . [↑](#footnote-ref-31)
30. Berechnungszeit für alle Taster eines Bildes auf einem Raspberry Pi 3. [↑](#footnote-ref-32)
31. Bspw. kann das Eingabebild als einzelnes Zeichen, Wort oder Textzeile behandelt werden. [↑](#footnote-ref-33)
32. Einzelzeichenerkennung und Vorgabe des Alphabets . [↑](#footnote-ref-34)
33. Es wird ein RAMPS Board verwendet. [↑](#footnote-ref-35)
34. Abweichungen von ca. bei einem Verfahrweg von sind die Regel. Hier scheint es sich um einen Trend bzw. Bias zu handeln, da immer eine zu kurze Strecke zurückgelegt wird. [↑](#footnote-ref-36)
35. Hier genügt eine Positionierung ausgehend von der Startposition weiter vorne auf der y-Achse und weiter oben auf der z-Achse. [↑](#footnote-ref-37)