

Bachelor-Thesis BAT

HOCHSCHULE LUZERN T&A

Studiengang

ELEKTROTECHNIK UND INFORMATIONSTECHNOLOGIE

Schwerpunkte

SIGNALVERARBEITUNG & KOMMUNIKATION,
AUTOMATION & EMBEDDED SYSTEMS

PIR Personendetektor

Schlussbericht

Autor:

Daniel Zimmermann
daniel.zimmermann.01@stud.hslu.ch

Dozent:

Kilian Schuster
kilian.schuster@hslu.ch

Industriepartner:

Hr. Markus Kappeler
Schindler Aufzüge AG
6030 Ebikon
markus.kappeler@ch.schindler.com

Experte:

Klassifikation | Rücksprache
Horw, 8. Juni 2018

Erich Tschümperlin
erich.tschuemperlin@bluewin.ch

Eigenständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig angefertigt und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel verwendet habe. Sämtliche verwendeten Textausschnitte, Zitate oder Inhalte anderer Verfasser wurden ausdrücklich als solche gekennzeichnet.

Wolfenschiessen, den 8. Juni 2018

Daniel Zimmermann

Daniel Zimmermann

Abstract

This documentation is the result of the bachelor thesis PIR person detector at the Lucerne School of Engineering and Architecture for the industry partner Schindler Aufzüge AG.

For maintenance and diagnostic purposes, the presence of persons in elevator cabins should be detected. Among other things, sensors for the detection of thermal radiation are suitable for this purpose. In the context of the work, it should therefore be clarified to what extent passive infrared imaging sensors (PIR) are suitable for use in a passenger elevator.

A state-of-the-art PIR sensor is available for this purpose. The Panasonic Grid-Eye AMG8834 sensor offers only 8x8 pixels and measures the surface temperature in a limited field of view.

In order to assess the suitability of the sensor, not only the physical and geometric properties are analysed, but also all sources of interference and influencing factors are determined. Several test procedures and measurement setups are used to identify and rate a wide variety of influencing factors. The analysis shows that the ambient temperature, the size of the person to be measured and the type of clothing play an important role in detecting people. Built-in light sources, reflections and emissions of the surrounding materials are determined as sources of interference.

In a further step, a neural network is created using machine learning. With the neural network and a previously prepared data sets, it is possible to rate the quality of person recognition. The person recognition is only carried out with zero to four persons, as the sensor characteristics in the measuring range no longer permit.

The suitability of passive infrared sensors in passenger elevators could be successfully verified with documentation. But the quality depends on a few corresponding restriction, which are described in the document. An evaluation master and corresponding recommendations offer the possibility for further investigations. It also includes a few advices and feedbacks.

Kurzbeschrieb

Diese Dokumentation ist das Ergebnis der Bachelorarbeit PIR Personendetektor an der Hochschule Luzern Technik & Architektur für den Industriepartner Schindler Aufzüge AG.

Für Wartungs- und Diagnosezwecke soll die Anwesenheit von Personen in Aufzugskabinen erfasst werden. Dazu bieten sich unter anderem Sensoren zur Erfassung der thermischen Strahlung an. Im Rahmen der Arbeit soll daher geklärt werden, inwieweit sich bildgebende passiv Infrarotsensoren (PIR) für den Einsatzbereich in einem Personenaufzug eignen.

Dafür steht ein State-of-the-Art PIR-Sensor zur Verfügung. Der verwendete Sensor Panasonic Grid-Eye AMG8834 bietet lediglich 8x8 Pixel und misst die Oberflächentemperatur in einem begrenzten Blickfeld.

Um die Eignung des Sensors zu beurteilen, werden neben der Analyse der physikalischen und geometrischen Eigenschaften, vor allem auch Störquellen und Einflussfaktoren ermittelt. In mehreren Testdurchführungen und Messaufbauten werden verschiedenste Einflussfaktoren identifiziert und beurteilt. Bei der Analyse stellt sich heraus, dass bei der Personenerkennung hauptsächlich die Umgebungstemperatur, die Größe der zu messenden Person, sowie die Bekleidungsform eine bedeutende Rolle spielen. Als Störquellen werden Luftströme, sowie Reflexionen und Emissionen der umgebenden Materialien ermittelt.

In einem weiteren Schritt wird mittels maschinellen Lernens mehreren Datensätzen ein neuronales Netzwerk erstellt, welches die Qualität der Personenerkennung wiedergibt. Dabei wird die Personenerkennung lediglich mit null bis vier Personen durchgeführt, da die Sensoreigenschaften im Messbereich nicht mehr zulassen.

Die Eignung von passiv Infrarotsensoren in Personenaufzügen konnte mit dieser Arbeit unter entsprechenden Einschränkungen, welche im Dokument ausführlich erläutert werden, erfolgreich verifiziert werden. Ein Bewertungsraster und entsprechende Empfehlungen geben Auskunft über Schwachstellen des Messprinzips. Schlussendlich bieten offenen Punkte die Möglichkeit für weitere Untersuchungen.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	I
Abbildungen	IV
Tabellen	IV
Formeln	IV
Literaturverzeichnis	V
1 Einleitung	1
1.1 Aufgabenstellung	1
1.2 Ziel	2
1.3 Methodik	2
2 Informationsbeschaffung	3
2.1 Grid-Eye AMG8834	3
2.2 Physikalische Aspekte	5
2.3 Geometrische Aspekte	8
2.4 Messobjekt und Messumgebung	9
2.5 Fazit	13
3 Testdurchführungen	14
3.1 Messinstrumente	14
3.2 Grundlagenmessungen	14
3.3 Personenmessungen	19
3.4 Fazit	22
4 Personendetektion	23
4.1 Datenverarbeitung	23
4.2 Datenmanipulation mittels Interpolation	24
4.3 Symmetrische Erweiterung	26
4.4 Profilbildung	26
4.5 Aufbau des Convolution Neural Network	27
4.6 Training und Validierung	29
4.7 Ergebnisse	30
4.8 Echtzeitpersonenerkennung	33

4.9 Fazit	35
5 Bewertung und Empfehlung	36
5.1 Teilbewertungen	36
5.2 Empfehlung	38
5.3 Offene Punkte	39
5.4 Ausblick	40
6 Reflexion	41
6.1 Erläuterungen zum Projektmanagement	41
6.2 Schlusswort	43
6.3 Danksagung	43
A Aufgabenstellung	I
B Meilensteinplan	IV
C Detaillierter Projektplan	VI
D Risikomanagement	IX
E Übersicht Datensätze	XI
E.1 Profil 1	XI

Abkürzungverzeichnis

ADC	Analog/Digital-Converter Element zur Umsetzung von analogen Signalen
CNN	Convolutional Neural Network Künstliches neuronales Netzwerk, vorwiegend für Bildverarbeitung
ASCII	American Standard Code for Information Interchange Standardisierte 7-Bit Zeichencodierung
ASIC	Anwendungsspezifische Integrierte Schaltung eine elektronische Schaltung, die als integrierter Schaltkreis realisiert wurde
CSV	Comma-separated values Simples Dateiformat, welches Daten kommasepariert anlegt
FOV	Field Of View Bezeichnet den Bereich im Bildwinkel eines optischen Sensors
IoT	Internet of Things Sammelbegriff für vernetzte, elektronische Systeme
I2C	Inter-Integrated Circuit Serieller Datenbus für asynchrone Datenübertragung
MEMS	Mikroelektromechanisches System Miniaturisiertes System in der Größenordnung von Mikrometern mit eigener Logik
MNIST Dataset	Modified National Institute of Standards and Technology Dataset Bekannter Datensatz von handgeschriebenen Ziffern zum Gebrauch als Trainingsset in der Anwendung von maschinellen Lernens
NETD	Rauschäquivalente Temperaturdifferenz Ein Maß für das Bildrauschen einer Infrarotkamera
PCB	Leiterplatte Mehrschichtige Träger für elektronische Bauteile und Verbindungen

PIR	Passiv Infrarotsensoren Sensor der auf langwellige Infrarotstrahlen reagiert
RPI3	Raspberry Pi 3 Kompakter Einplatinencomputer
UART	Universal Asynchronous Receiver Transmitter Schnittstelle zur asynchronen seriellen Datenübertragung

Abbildungen

2.1	Aufbau des AMG8834 Sensors	3
2.2	Schema des AMG8834 Sensors	4
2.3	Aufbau Thermosäulenelement	5
2.4	Aufbau Thermosäule	7
2.5	Skizze Geometrie des Field Of View (FOV)	8
2.6	Wärmebild eines Probanden vollbekleidet	10
2.7	Wärmebild eines Probanden teilbekleidet	10
2.8	Messresultate ohne Kopfbedeckung	11
2.9	Messresultate mit Kopfbedeckung	11
2.10	Edelstahl warmgewalzt	12
2.11	Emissionsgrad in Abhängigkeit zur Wellenlänge	12
2.12	Wärmebild einer Glühlampen-Beleuchtung	13
2.13	Wärmebild einer LED-Spotbeleuchtung	13
3.1	konstantes Temperaturverhalten	15
3.2	Standardabweichung der einzelnen Pixel im Vergleich	16
3.3	Streuung der einzelnen Pixel im Vergleich	17
3.4	Temperaturverlauf Thermistor/Pixel Messversuch Sonneneinstrahlung	18
3.5	Temperaturverlauf Thermistor/Pixel Messversuch Luftströme	19
3.6	Messraster für Personenmessungen	20
3.7	Medianwerte Messung V1 Kategorie G	21
3.8	Medianwerte aus Messungen mit 3 Personen der Kategorie: GMK	22
4.1	Datenframe des Eval Boards	23
4.2	Originalframe	24
4.3	bikubische interpoliert	24
4.4	Temperaturkorrektur	25
4.5	Originales Frame	26
4.6	Rotierte und gespiegelte Frames	26
4.7	Aufbau des Convolutional Neural Network	28
4.8	Trainingsverlauf Profil 1	29
4.9	Confusion Matrix Profil 1	30

4.10 Confusion Matrix Profil 2	31
4.11 Confusion Matrix Profil 3	31
4.12 Testprofil	32
4.13 Echtzeitmesseinheit	33
4.14 Prinzipschema	34

Tabellen

2.1 Physikalische Größen	5
2.2 Emissionsgrade von üblichen Aufzugsmaterialien	11
3.1 Masse der Probanden in [cm]	20
4.1 Zusammensetzung der Profile in [Frames]	27
4.2 Zusammensetzung des Testprofils	27
5.1 Teilbewertungen des Messprinzips mit Gewichtungen	37
5.2 Gesamtbewertung für den Anwendungsbereich in Personenaufzügen	38
6.1 Soll-Ist-Vergleich zeitlicher Aufwendungen in [h]	41

Formeln

2.2.1 Seebeck-Effekt	6
2.2.2 Plank'sches Strahlungsgesetz	6
2.2.3 Wärmestrahlung	6
2.2.4 Energieerhaltung der Wärmestrahlung	7
2.2.5 Emissionsgrad bei thermischem Gleichgewicht	7

Literaturverzeichnis

- Eberhard Vorein, Sven Juettner, Ulrike Siemer (2015). *Einsatz der passiven Thermografie fuer die Bewertung der Guete metallschutzgaggeschweisster Feinblechverbindungen*. URL: <http://docplayer.org/44166137-Einsatz-der-passiven-thermografie-fuer-die-bewertung-der-guete%20metallschutzgasgeschweisster-feinblech%20verbindungen.html> (besucht am 15.03.2018).
- euro inox (2015). *Edelstahl Rostfrei Oberflaechen im Bauwesen*. URL: www.edelstahl-rostfrei.de/page.asp?pageID=1612 (besucht am 26.02.2018).
- Magnus Peterson (2017). *TensorFlow-Tutorials*. URL: github.com/Hvass-Labs/TensorFlow-Tutorials.
- Michael Arndta Alexander Grafa, Gerald Gerlach (2007). *Seebeck effect in micromachined thermopiles for infrared detection*. URL: www.kirj.ee/public/Engineering/2007/issue_4/eng-2007-4-7.pdf (besucht am 02.03.2018).
- Micro-Epsilon GmbH & Co. KG (2018). *Grundlagen der beruehrungslosen Temperaturmessung*. URL: www.micro-epsilon.de/download/products/datasheets/infrarot-grundlagen-de.pdf (besucht am 05.03.2018).
- Panasonic A&I Systems Europe GmbH (2016). *GRID-EYE STATE OF THE ART THERMAL IMAGING SOLUTION*. URL: eu.industrial.panasonic.com/grideye-evalkit (besucht am 25.02.2018).
- Specht, Prof. Dr.-Ing. E. (2005). *Der Mensch als waermetechnisches System*. URL: www.unimagdeburg.de/isut/TV/Download/%20Der_Mensch_als_waermetechnisches_System.pdf (besucht am 26.02.2018).
- Tensorflow (2018). *Mnist*. URL: github.com/tensorflow/tensorflow/tree/master/tensorflow/examples/tutorials/mnist.
- Tobias Hammer (2008). *Hterm Version 0.8.1 beta*. URL: www.der-hammer.info/terminal/ (besucht am 29.03.2018).
- Wilhelm Burger, Mark James Burge (2009). *Digitale Bildverarbeitung: Eine algorithmische Einfuehrung mit Java*. URL: https://www.springer.com/de/book/9783642046032?utm_campaign=3_pier05_buy_print&utm_content=de_08082017&utm_medium=referral&utm_source=google_books#otherversion=9783642046049 (besucht am 12.04.2018).

1 Einleitung

Durch den technologischen Wandel, den die Industrie 4.0 sowie Internet of Things (IoT) mit sich bringen, entstehen in verschiedenen Einsatzbereichen neue Möglichkeiten. Die Sensoren werden zunehmend kleiner, vernetzter und günstiger. Dazu stehen stetig schnellere Prozessoren und größere Speicherkapazitäten zur Verfügung. Aus diesem Grund werden vermehrt auch in alltäglichen Situation intelligente Systeme eingesetzt.

Für Wartungs- und Diagnosezwecke von Personenaufzügen bieten solche intelligente Systeme ein bedeutendes Potential. Durch die ortsunabhängige Kommunikation von übergreifenden Netzwerken und der Echtzeitverarbeitung bieten solche Messeinheiten Alternativen zu teuren Servicegängen. Mittels ständiger Überwachung und Fernwartung können Probleme frühzeitig erkannt und behoben werden. Die Anforderungen an eine solche Messeinheit hängt jedoch stark vom Einsatzort ab. Dabei spielen Langzeiteinsatz, Zuverlässigkeit, Flexibilität sowie auch der Energieverbrauch eine bedeutende Rolle.

Ein relevantes Messobjekt für eine solche Messeinheit ist unter anderem die Anzahl Personen innerhalb eines Aufzugs. Da übliche Überwachungskameras und bildgebende TOF-Sensoren teuer sind und einen bedeutenden Energiebedarf besitzen, stellt sich in diesem Bereich die Frage nach einer Alternative.

1.1 Aufgabenstellung

Gegenstand dieser Bachelorarbeit ist die Überprüfung, ob Passiv Infrarotsensoren (PIR) für eine solche Messeinheit geeignet sind. Dabei wird ein typischer bildgebender PIR Sensor in möglichst breiter und wegweisender Form beurteilt. Es wird dabei der State-of-the-Art Sensor AMG8834 von Panasonic verwendet. Mit diesem sollen in einer ersten Phase grundlegende Grenzen und Eigenheiten dieses passiven Messprinzips erarbeitet werden. In einem weiteren Schritt soll auf der Grundlage von Messresultaten und Testdurchführungen eine prototypische Messeinheit und ein Auswertealgorismus entwickelt werden, mit welchem sich Personen innerhalb des Messbereichs detektieren lassen. Abschließend wird das Messprinzip beurteilt und eine Empfehlung für die Weiterführung abgegeben. In Anhang B ist die offizielle Aufgabenstellung aufgeführt.

1.2 Ziel

In erster Linie soll mit dieser Arbeit die Fragestellung geklärt werden, ob sich bildgebende PIR für die Personendetektion in Personenaufzügen eignen. Ziel ist es, einen breiten und fundierten Katalog über die Möglichkeiten und Grenzen des Messprinzips zu liefern. Aus diesem Katalog wird eine Bewertung erstellt, welche auf Basis von Messungen und dessen Ergebnissen aufbaut. Diese Bachelorarbeit begrenzt sich auf die Analyse des Messprinzips von bildgebenden PIR Sensoren. Es werden keine Vergleiche mit anderen Sensorarten und Messprinzipien durchgeführt.

1.3 Methodik

Das Vorgehen wurde anfänglich durch einen Meilensteinplan gegliedert und ist etappenweise aufgebaut. Als erstes wurde ein Zeitraum für die Informationsbeschaffung definiert. Danach wiederholen sich Testphasen, Datenerfassungen und Auswertungen. Einzelne Testkonzepte geben Auskunft über die Testdurchführungen sowie die entsprechenden Testspezifikationen.

Das Projektmanagement in Anhang B bis D beinhaltet neben dem detaillierten Projektplan auch die anfänglich definierten Meilensteine. Im detaillierten Projektplan sind neben den Tätigkeiten auch die zeitlichen Abschätzungen als Soll-Ist-Vergleich angefügt. Im Kapitel 6 Reflexion wird zum Projektmanagement kurz Stellung genommen und grössere Differenzen kommentiert.

Für die Datenverarbeitung und Aufbereitung wurde mittels Matlab und Python 3.5 programmiert. Für den Auswertealgorithmus wird das Prinzip des maschinellen Lernens angewendet. Dafür steht die Open-Source-Library Tensorflow r1.7 von Google zur Verfügung. Im Anhang E sind die erarbeiteten Datensätze für Tensorflow kurz spezifiziert. Der vollständige, programmierte Quellcode, die Rohdaten sowie die vorbereiteten Datensätze stehen im digitalen Anhang ?? zur Verfügung.

2 Informationsbeschaffung

Dieses Kapitel bietet fundamentale physikalische Gegebenheiten sowie die relevanten Eigenheiten des verwendeten PIR-Sensors. Da es sich um ein bildgebendes Messprinzip handelt, werden des Weiteren geometrische Aspekte erläutert. Schlussendlich liefert dieses Kapitel auch nötige Informationen über das Messobjekt bzw. die Messumgebung.

2.1 Grid-Eye AMG8834

Der verwendete Panasonic AMG8834 ist ein bildgebender Mikroelektromechanisches System (MEMS)-Sensor, der mit insgesamt 64 temperaturempfindlichen Thermosäulenelementen ausgestattet ist. Diese sind als 8x8 Pixelmatrix auf den Chip aufgebracht. In Abbildung 2.1 ist der Aufbau des Sensors dargestellt. Nachfolgende Angaben sind aus dem Datenblatt zu entnehmen, wenn nicht anders angegeben.

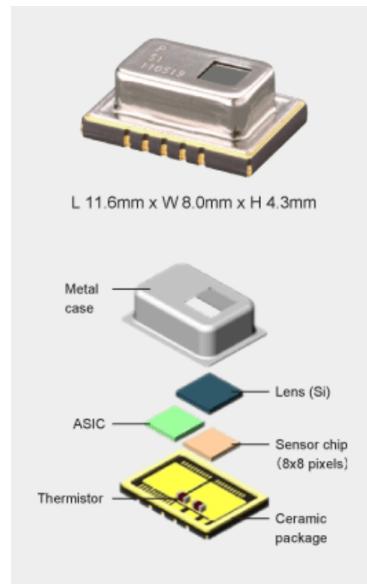


Abbildung 2.1: Aufbau des AMG8834 Sensors
[Panasonic A&I Systems Europe GmbH 2016]

Die eintreffenden Infrarotwellen werden durch die Siliziumlinse, welche einen FOV von 60° besitzt, gefiltert. Dabei durchdringen lediglich langwellige Infrarotstrahlungen mit den Wellenlängen 8 - 14 μm die Linse.

In Abbildung 2.2 ist das Prinzipschema des Sensors dargestellt. Die Umwandlung der Infrarotwellen in die Thermospannung wird im Unterkapitel 2.2.1 detailliert erläutert, daher wird in diesem Abschnitt darauf verzichtet. Die Signale der einzelnen Pixel werden durch die Anwendungsspezifische Integrierte Schaltung (ASIC) des MEMS-Sensor verarbeitet. Die selektierte Thermospannung wird verstärkt, mit dem integrierten Thermistor verglichen und mit dem Analog/Digital-Converter (ADC) gewandelt. Durch die hohe interne Verstärkung besitzt der Sensor bei normalen Bedingungen¹ eine Genauigkeit von +/- 2.5 °C.

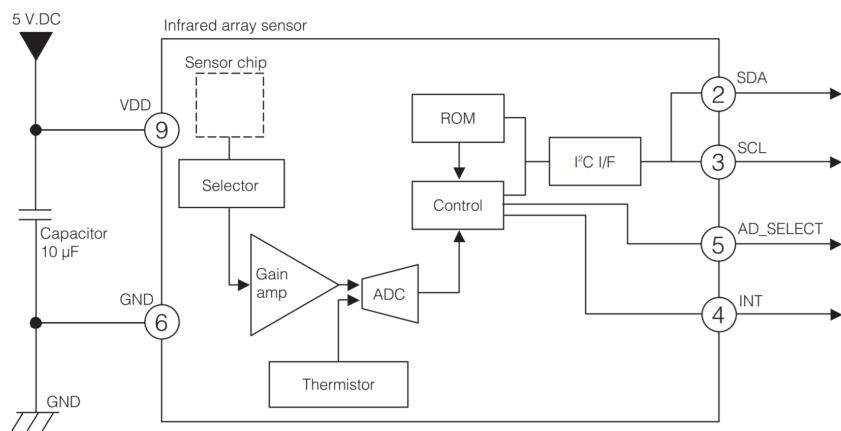


Abbildung 2.2: Schema des AMG8834 Sensors
[Panasonic A&I Systems Europe GmbH 2016]

Über die Inter-Integrated Circuit (I²C)-Schnittstelle lassen sich die Werte der Thermoelemente und der Thermistoren je aus zwei Registern auslesen. Die Messwerte werden alle 100 ms aktualisiert. Dabei werden lediglich 12 Bit pro Pixel für die Temperaturregister genutzt. Dies führt zu der kleinsten unterscheidbaren Größe von 0.25 °C. Die Thermistorregister lassen sich mit der Auflösung von 0.0625 °C unterscheiden. Im Datenblatt wird eine Rauschäquivalente Temperaturdifferenz (NETD) von 0.05 °C für die Pixelwerte angegeben. Durch den ADC kann diese Angabe nicht verwendet werden. In Abbildung 2.2 ist klar ersichtlich, dass die Umgebungstemperatur, bzw. die Temperatur, welche vom Thermistor gemessen wird, direkten Einfluss auf die Pixelwerte hat. Variieren die Thermistorwerte aufgrund von Raumtemperaturschwankungen, entstehen bei den Pixelwerten dadurch entsprechende Schwankungen.

¹Umgebungstemperatur 0 - 80 °C bei Luftfeuchtigkeit 15 - 85%

2.2 Physikalische Aspekte

Dieser Abschnitt erläutert auf prägnante Weise, physikalische Aspekte die dem Sensor zu Grunde liegen. Dies bietet die Grundlage für die Bestimmung der Störquellen und das Verhalten des Sensors bei entsprechenden äusseren Einwirkungen. Die Tabelle 2.1 gibt die Bezeichnungen der nachfolgenden Formeln wieder.

Grösse	Bezeichnung	Einheit
Thermospannung	U_t	J
Thermokraft P/N -Silizium	α_p, α_n	V/K
Temperatur P/N -Silizium	T_p, T_n	V/K
Wärmestrom	\dot{Q}	J
Emission	ϵ	—
Reflektion	ρ	—
Transmission	τ	—
Absorption	α	—
Strahlungsleistung	\dot{Q}	W
spektrale spezifische Ausstrahlung	M_λ	W/sr ²
Planksches Wirkungsquantum	h	Js
Lichtgeschwindigkeit im Vakuum	c	m/s
Stefan-Boltzmann-Konstante	σ	W/m ² K ²

Tabelle 2.1: Physikalische Grössen

2.2.1 Seebeck-Effekt

In Abbildung 2.3 ist ein einzelnes Pixel funktionell dargestellt. Die durch die konvexe Linse gesammelten Infrarotstrahlen verursachen auf den dünnen Thermosäulenflächen (2), dass die Oberfläche erwärmt wird. Zwischen der erwärmten, n-dotierten Siliziumschicht (4) und der kühleren, p-dotierten Siliziumschicht (6) entsteht ein Temperaturgefälle.

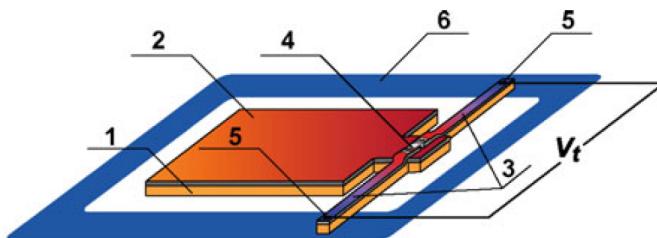


Abbildung 2.3: Aufbau Thermosäulenelement
[Panasonic A&I Systems Europe GmbH 2016]

Durch die unterschiedlichen Thermokräfte³ der zwei Halbleitermaterialien entsteht ein Potentialunterschied, den man an den Punkten 3 und 5 abgreifen kann. Diese Spannung U_t ist die Grundlage des Messprinzips und wird mit Formel 2.2.1 beschrieben [Panasonic A&I Systems Europe GmbH 2016].

$$U_t = (\alpha_p + \alpha_n) * (T_p + T_n) \quad (2.2.1)$$

2.2.2 Strahlungsquellen

Der vorherige Abschnitt erläutert die Funktion des Sensors als Infrarotempfänger. Nicht unweentlich ist weiter die Betrachtung der Strahlungsquellen. Grundsätzlich gilt: Jeder Körper, der eine Temperatur oberhalb des absoluten Nullpunkts³ aufweist, strahlt Wärmestrahlung im Infrarotbereich ab. Im Allgemein wird für die Betrachtung vom Plank'schen Strahlungsgesetz ausgegangen. Nach dieser gilt für eine spektrale spezifische Ausstrahlung eines Schwarzkörpers mit der Temperatur T folgende Formel [Micro-Epsilon GmbH & Co. KG 2018]:

$$M_\lambda = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5} * \frac{1}{e^{\frac{hc}{\lambda k_B T}} - 1} \quad (2.2.2)$$

Wie in der Formel ersichtlich ist die Ausstrahlung eines schwarzen Körpers mit 5. Potenz von der Wellenlänge λ und exponentiell von der Temperatur T abhängig. Durch die Siliziumlinse des Sensors werden Störquellen, welche andere Wellenlängen aufweisen, gefiltert. Dies ist vor allem bei Lichtquellen eine relevante Eigenschaft. Da dessen Spektrum sich tiefer⁴ befindet, können Strahlungseinflüsse von herkömmlichen Lichtquellen ignoriert werden.

Das Stefan-Boltzmann-Gesetz [Micro-Epsilon GmbH & Co. KG 2018] gibt die Strahlungsintensität \dot{Q} eines Temperaturstrahlers an. Diese Formel bietet für die Anwendung relevante Erkenntnisse.

$$\dot{Q} = \frac{dQ}{dt} = \epsilon * \sigma * A * T_{obj}^4 \quad (2.2.3)$$

Diese Formel zeigt auf, dass die Wärmestrahlung eines Körpers im Wesentlichen (mit 4. Potenz) von der eigenen Temperatur abhängig ist. Die Fläche A ist lediglich proportional. Dies verursacht, dass bereits flächenmäßig kleine, jedoch stark erwärmte Objekte im Messbereich

³Auch Seebeckkoeffizienten genannt

³Als 0 K festgelegt, das entspricht -273,15 °C.

⁴Bereich 0,4 μm - 2 μm

einen bedeutenden Einfluss auf die Messresultate liefern. Zusätzlich verursachen Wärmequellen im nahen Umfeld des Sensors Abweichungen auf die Sensorwerte. In Abbildung 2.3 ist das Sender/Empfänger-Prinzip dargestellt.

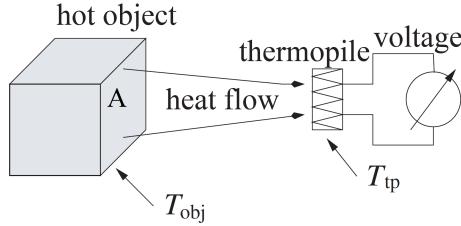


Abbildung 2.4: Aufbau Thermosäule

[Michael Arndta 2007]

Das Stefan-Boltzmann-Gesetz deutet auf eine weitere relevante physikalische Gegebenheit hin, die mit dem Emissionsgrad ϵ in Verbindung steht. Der Emissionsgrad ϵ ist ein materialabhängiger Faktor, welcher zwischen 0 - 1 angegeben wird. Dieser gilt für graue Körper d.h. für Körper, dessen Oberfläche auftreffende Strahlungen nicht vollständig absorbieren. Diese Eigenheit gilt für alle realen Körper. Da der Emissionsgrad vom Material und dessen Oberfläche abhängt, können starke Unterschiede entstehen. Im Unterkapitel 2.4.2 werden übliche Aufzugsmaterialien betrachtet.

Neben der Emission können auch Reflexion und Transmission von Störquellen Einfluss auf die Messwerte besitzen. Dabei ist vor allem Sonnenlicht eine wesentliche Störquelle. In den nachfolgenden Formeln wird dies aufgezeigt. Nach dem Energieerhaltungsgesetz [Micro-Epsilon GmbH & Co. KG 2018] gilt für Transmission, Reflexion und Absorption die Formel 2.2.4.

$$\tau + \alpha + \varphi = 1 \quad (2.2.4)$$

Bei thermischen Gleichgewicht kann angenommen werden, dass der Emissionsgrad der Absorption entspricht.

$$\epsilon \approx \alpha \quad (2.2.5)$$

Da in Aufzügen nur von Festkörpern ausgegangen wird, fällt die Transmission τ aus der Gleichung. Es können somit lediglich Reflexionen oder die Emission eines Festkörpers Einfluss auf die Messresultate des Sensors haben. Weitere Betrachtungen folgen in Unterkapitel 2.4.2.

2.3 Geometrische Aspekte

In Aufzügen lässt sich der Sensor lediglich an der Decke befestigen, damit die gesamte Aufzugsfläche ausgemessen werden kann. Bei seitlicher Montage können Abschattungen durch Personen verursacht werden, daher wird für die geometrische Betrachtung vom Deckenzentrum eines Aufzugs ausgegangen. In der nachstehenden Skizze sind die Verhältnisse perspektivisch dargestellt. Dabei wird von einer Raumhöhe⁵ von 2.10 m ausgegangen.

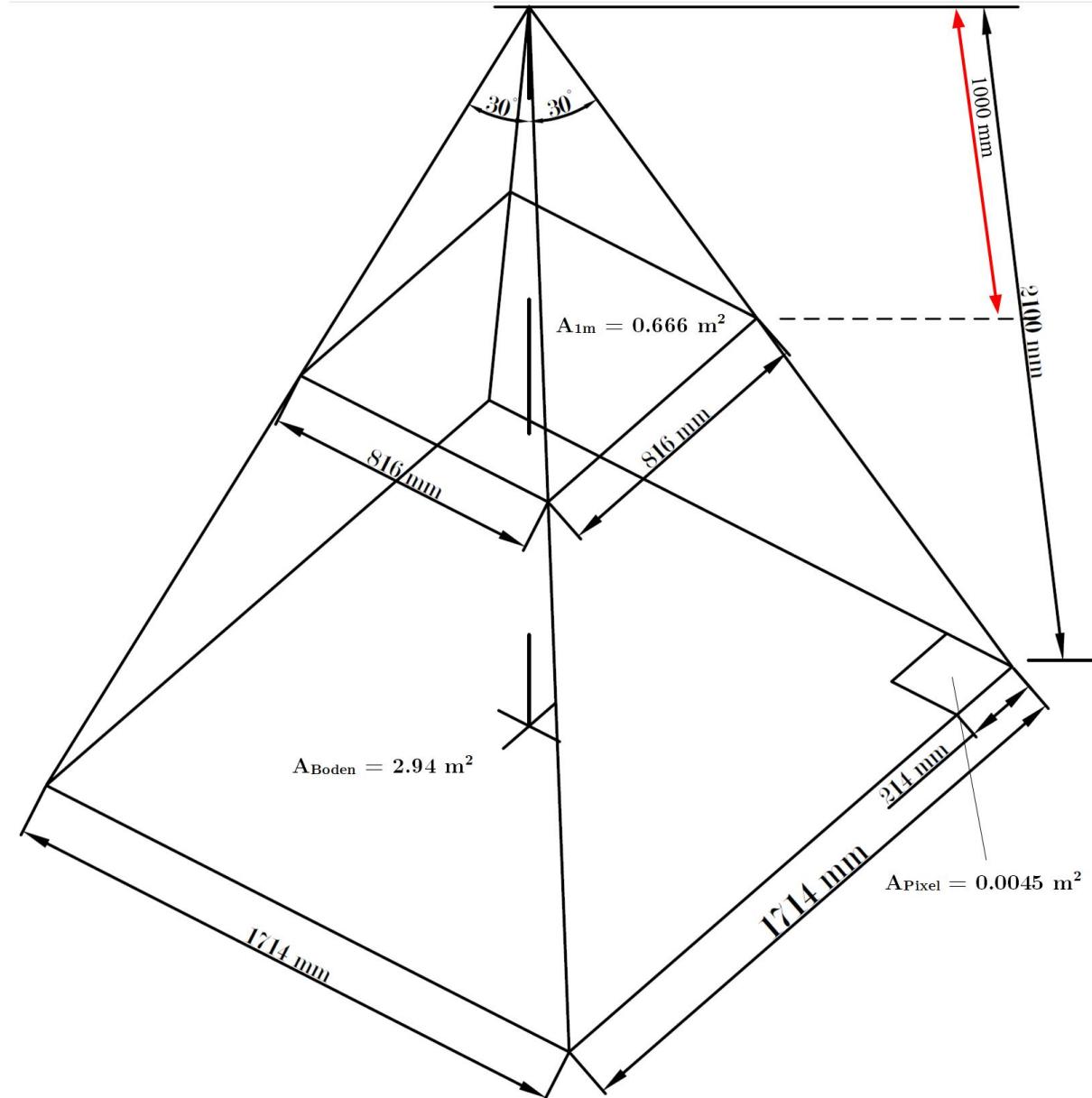


Abbildung 2.5: Skizze: Geometrie des FOV

⁵Nach Standardkabine EN 81-20

Da die Strahlungsintensität mit zunehmender Distanz im Quadrat⁶ abnimmt, spielt die Distanz zum Messobjekt eine entscheidende Rolle. Für den Einsatz in Personenaufzügen ist neben der Distanz zum Objekt auch der FOV des Sensors ziemlich entscheidend. In der Abbildung 2.5 ist zu sehen, dass bei der festgelegten Raumhöhe eine Fläche von maximal 2.94 m^2 abgedeckt wird. Bei der Messung von Personen ist jedoch ein Messabstand zwischen 10 bis 100 cm (**rote Markierung**) nötig. In diesem Bereich kann jedoch mit dem aktuellen FOV von 60° im besten Fall eine Fläche von 0.666 m^2 erfasst werden.

Für eine Aufzugskabine mit 8 Personen⁷ bei mittlerem Messbereich wird im optimalen Fall ein Öffnungswinkel von $84^\circ \times 109^\circ$ benötigt. Problematisch kann in diesem Zusammenhang die Abschattung des Messbereichs durch grosse Personen sein, welche zentral positioniert sind.

In der Abbildung 2.5 wird davon ausgegangen, dass die Flächen sich verzerrungsfrei vergrössern. Durch die konvexe Linse würde jedoch eine perspektifische Verzerrung entstehen, welche jedoch hier nicht weiter beachtet wird.

2.4 Messobjekt und Messumgebung

Dieses Kapitel beschreibt die Erkenntnisse bei der Betrachtung des Messobjekts und der Messumgebung. Dabei wurden einerseits die thermischen Kennwerte von Personen zusammengetragen und anderseits die Messumgebung auf Störquellen und Einflussfaktoren betrachtet. Dank der Firma ARLEWO AG konnten unterschiedliche Aufzüge vermessen und bewertet werden.

2.4.1 Personen

Die Reaktionen im menschlichen Körper sind auf eine Kerntemperatur von 37°C eingestellt. Am kältesten ist die Haut, die etwa 4 bis 7 Kelvin kälter ist. Die Aufteilung der verschiedenen Arten der Wärmeabgabe beträgt bei einem ruhenden Menschen in einer Umgebung von 20°C :

- 46 % Strahlung
- 33 % Konvektion⁸
- 19 % Schwitzen
- 2 % Atmung

⁶Nach Abstandsgesetz

⁷Masse: (HxBxT) 2100 x 1100 x 1400 [mm]

⁸Konvektion bezeichnet die Wärmeabgabe an das umgebende Medium, in der Regel Luft

Die Höhe der Wärmeabgabe hängt im Wesentlichen von der Schwere der Tätigkeit und von der Grösse der Körperfläche ab. Daraus folgt, dass grössere Personen mehr Wärme abgeben. Strahlung und Konvektion nehmen mit zunehmender Umgebungstemperatur bis zum Wert null bei 36°C ab. Hat die Umgebung die Körpertemperatur erreicht, kann folglich durch Strahlung und Konvektion keine Wärme mehr abgeführt werden. In einer Umgebung mit Temperaturen oberhalb 37°C kann also die Wärme nur noch durch Schwitzen abgeführt werden [Specht 2005].

Da die Personenerkennung auf Temperaturdifferenzen beruht, kann bei einer Umgebungstemperatur um 37°C eine Personen nicht mehr zweifelsfrei von der Umgebung differenziert werden.

Ein weiterer Aspekt, der die zu messende Temperatur einer Person beeinflusst, ist die Bekleidung. In Abbildung 2.6 und Abbildung 2.7 ist zu sehen, dass das thermische Profil einer Person durch die Bekleidung stark variiert.

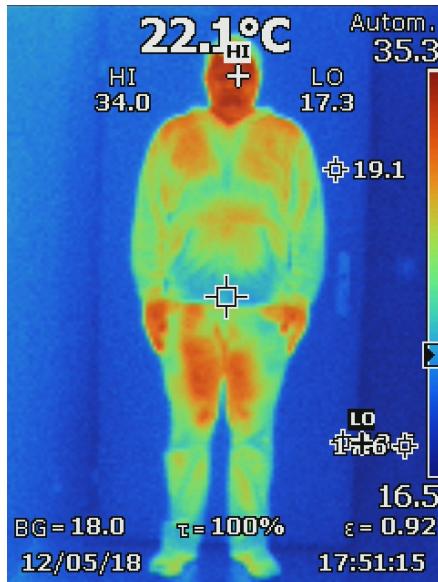


Abbildung 2.6: Wärmebild eines Probanden vollbekleidet

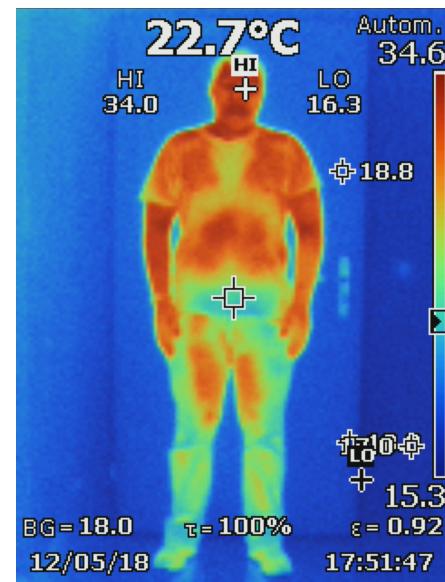


Abbildung 2.7: Wärmebild eines Probanden teilbekleidet

Unbekleidete Zonen sind üblicherweise die wärmsten Regionen. Das thermische Verhalten der Bekleidung hängt von der Art der Bekleidung ab und variiert zwischen Hauttemperatur und Umgebungstemperatur. Dabei gibt es grosse Unterscheide im Körperbereich. Für die Personenerkennung ist hauptsächlich der Oberkörperbereich von Interesse, welcher von der Vogelperspektive die grösste Fläche besitzt.

Im Falle von einem Umgebungstemperaturwechsel besitzt die Kleidung eine verzögerte Reaktion, bis sich die neue Temperatur einstellt. Dies ist insofern relevant, weil bei einem Wechsel vom Aussenbereich zu einem beispielsweise klimatisierten Innenbereich, die Bekleidung im Verhältnis zur Umgebungstemperatur abweicht. In einem Messaufbau konnte diese Problematik verifiziert werden. Es wurden diverse Kleidungsstücke in einem Aufzug getragen, während der Sensor die

Personen von der Decke vermessene hat. Da die Personenerkennung in Aufzügen von der Decke durchgeführt wird, sind im Wesentlichen die Kopfbedeckungen ein Störfaktor.

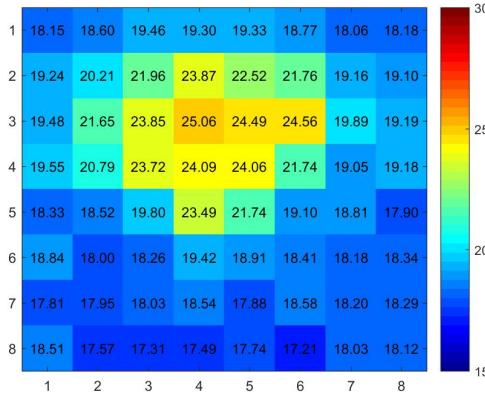


Abbildung 2.8: Messresultate ohne Kopfbedeckung

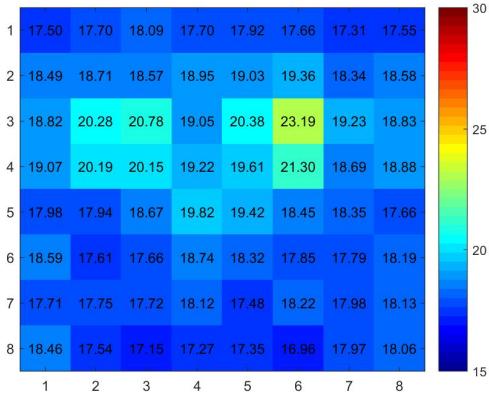


Abbildung 2.9: Messresultate mit Kopfbedeckung

In Abbildung 2.8 und 2.9 sind die Sensorwerte der einzelnen Pixel dargestellt. Durch das Tragen einer Mütze, welche der Umgebungstemperatur angepasst ist, wird der Proband vom Sensor nur noch schlecht wahrgenommen.

2.4.2 Personenaufzüge

In diesem Unterkapitel wird der Personenaufzug als Messobjekt näher betrachtet. Neben räumlichen Parametern wie Höhe, Grundfläche und Volumen spielen vor allem die Oberflächenbeschaffenheit bzw. das Oberflächenmaterial eine Rolle. Weitere Einflussfaktoren finden sich in der Umgebungstemperatur und den verbauten Leuchtmitteln.

Wie bereits im Unterkapitel 2.2.2 erläutert, besitzen die Materialien in einem Personenaufzug zum Teil stark abweichende Emissionsgrade. Dies verursacht einerseits, dass die gemessenen Temperaturen nicht den effektiven Temperaturen entsprechen und andererseits, dass Materialien mit tiefen Emissionsgraden anfällig auf Reflexionen von Störquellen sind. Der Sensor AMG8834 ist auf einen Emissionsgrad von 0.93 kalibriert. Dies entspricht in etwa dem Emissionsgrad von Haut.⁹. In Tabelle 2.2 sind die Emissionsgrade von üblichen Aufzugsmaterialien aufgeführt.

Tabelle 2.2: Emissionsgrade von üblichen Aufzugsmaterialien

Kunststoffe	Hartgummi	Lackierte Oberflächen	Aluminium eloxiert
0.78	0.85	0.8 - 0.96	0.55

⁹Zu entnehmen in der Emissionsgradtabelle Anhang ??

Ein besonderes Augenmerk gilt den Aufzügen mit Edelstahlverkleidung. In Abbildung 2.10 sind unterschiedlich behandelte Edelstahloberflächen dargestellt, welche auch in Aufzügen verwendet werden.



Abbildung 2.10: Edelstahl warmgewalzt
[euro inox 2015]

Die Emissionsgrade von Edelstahl schwanken zwischen 0,05 bis 0,82, je nachdem wie das Material verarbeitet wurde. Auch Veredelungen durch Schleifen, Polieren oder Bürsten verändern die Oberflächenbeschaffenheit und haben eine Änderung des Emissionsgrad zur Folge. Somit lässt sich die Störanfälligkeit von Edelstahlkabinen nur schwer evaluieren. Es muss daher mit äusseren Störeinwirkung gerechnet werden.

Bei vollverglasten Kabinen kommt noch eine weitere Eigenschaft zum Tragen. Glas besitzt die Eigenschaft auch als Festkörper Infrarotstrahlung zu transmittieren. In Abbildung 2.11 sind die drei Grade im Wellenlängenbereich des Sensors dargestellt.

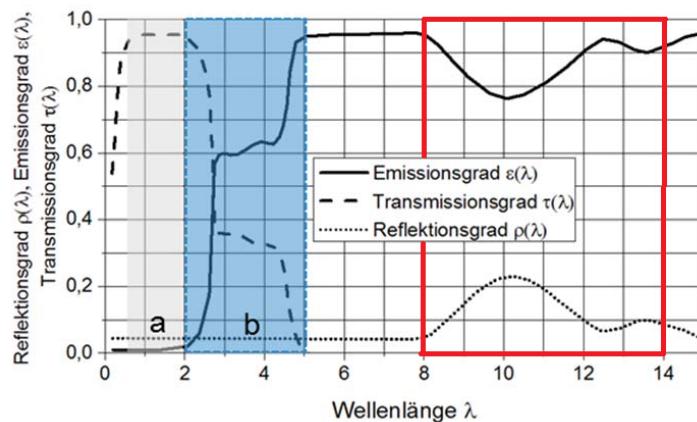


Abbildung 2.11: Emissionsgrad in Abhängigkeit zur Wellenlänge von Glas
[Eberhard Vorein, Sven Juettner, Ulrike Siemer 2015]

Aus der Grafik geht hervor, dass im Arbeitsbereich des Sensors¹⁰ die Transmission ausgeschlossen werden kann. Es besteht jedoch die Schwierigkeit den Emissions- und Reflektionsanteil zu bestimmen, da dieser je nach Wellenlänge schwankt.

¹⁰zwischen 8-14 μm , in Abbildung rot markiert

Die oben genannten Einflüsse fallen hauptsächlich ins Gewicht, wenn externe Störquellen wie beispielsweise das Sonnenlicht in eine Aufzug wirken. Ansonsten kann der Aufzug als geschlossenes System betrachtet werden. Lediglich die Aufzugsbeleuchtung wirkt als innere Störquelle.

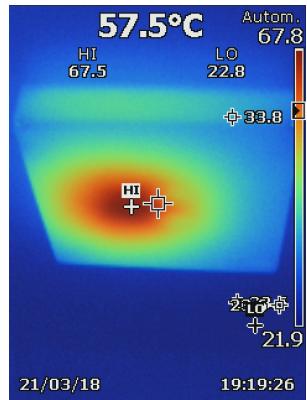


Abbildung 2.12: Wärmebild einer Glühlampen-Beleuchtung

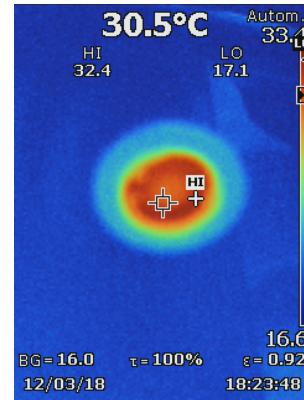


Abbildung 2.13: Wärmebild einer LED-Spotbeleuchtung

Da sich die Wellenlängen von üblichen Lichtquellen im tieferen Bereich¹¹ befinden, können die Strahlungen ausgeschlossen werden. Einzig die Betriebstemperatur der Lichtquelle kann den Sensor beeinflussen. Daher empfiehlt sich, den Sensor nicht zu nahe an der Beleuchtung zu positionieren. In Abbildung 2.12 und 2.13 sind unterschiedliche Aufzugsbeleuchtungen mit einer Wärmebildkamera aufgenommen.

2.5 Fazit

Die Personenerkennung in Aufzügen mit PIR Sensoren ist am meisten von der Individualität einer Person abhängig. Faktoren wie Körpertemperatur, Körpergröße und Bekleidung verursachen enorme Differenzen. Dadurch kann kein einheitliches Profil erstellt werden. Da Personenaufzüge Normgrößen besitzen, ist mit dem AMG8834 durch den FOV nur einen begrenzten Bereich messbar. Entsprechende Linsenanpassungen können die Problematik lösen. Weitere physikalische Gegebenheiten wie die Umgebungstemperatur oder indirekte Sonneneinstrahlung bewirken veränderte Bedingungen für den Messbereich, welche bei einer Messeinheit berücksichtigt werden müssen. Bei Aufzügen mit Edelstahlverkleidungen können durch den tieferen Emissionsgrad mehr Reflexionen durch externe Störquellen verursacht werden. Die verwendeten Leuchtmittel haben hingegen kaum Einfluss, sofern der Sensor nicht in der Nähe der Lichtquelle platziert wird.

¹¹maximal naher Infrarotbereich [$< 3 \mu\text{m}$]

3 Testdurchführungen

Es wurden im Rahmen dieser Arbeit eine grosse Anzahl an Messungen und Testfällen durchgeführt. Die Testkonzepte im digitalen Anhang ?? geben detailliert Auskunft über die Testdurchführung. Einige Resultate wurden bereits im vorherigen Kapitel eingebunden. Auf den nachfolgenden Seiten werden weitere bedeutsame Resultate wiedergegeben.

3.1 Messinstrumente

Für die Messungen wurde das Panasonic AMG8834 Eval Kit verwendet. Es bietet den Vorteil, dass sich, dank einem Atmel Mikroprozessor und einer bereits vorhandene Software, die Sensordaten als Rohdaten über USB bzw. Universal Asynchronous Receiver Transmitter (UART) mit dem Programm H-Term auslesen lassen. Das erstellte C-Programm ConvertValue_V2¹² wandelt die Rohdaten in Comma-separated values (CSV)-Files um, damit diese mit Matlab und Python verwendet werden können. Nähere Erläuterungen folgen im Kapitel 4.

Zudem können die Daten zur Echtzeit über das Bluetooth Modul an die zur Verfügung stehende GRID-EYE App übermittelt werden, damit die aktuellen Werte visualisierbar sind.

Als weitere Messmittel wurden das digitale Thermometer Fluke 52-II und die Wärmebildkamera Fluke TI 125 verwendet, damit Sensorwerte verifiziert werden können. Entsprechende Datenblätter sind im digitalen Anhang ?? einsehbar.

3.2 Grundlagenmessungen

Die Grundlagenmessungen geben Auskunft über die Eigenheiten des Messprinzips. Dabei wurden physikalische Aspekte, welche im vorherigen Kapitel erläutert wurden, verifiziert und weitere Erkenntnisse dargelegt. Die nachfolgenden Unterkapitel sind abschnittsweise in Fragestellung, Vorgehen und Ergebnisse gegliedert.

¹²im digitalen Anhang bereitgestellt

3.2.1 Streuung

Fragestellung: Um eine Person zu detektieren, benötigt es eine Temperaturdifferenz zwischen der Umgebung und der Person. Daher stellt sich die Frage, wie gross die Streuung der Sensorwerte sind. Diese Streuung gibt die minimale Differenz vor, damit eine Person vom Hintergrund unterschieden werden kann.

Vorgehen: In einem 60-minütigen Messdurchgang bei konstanter Umgebungstemperatur von 22.5 °C wurde eine gleichmässig mit 22.6 °C warme Oberfläche ausgemessen. In Abbildung 3.1 sind die Thermistorwerte (blau) und die 64 Pixelwerte (zwischen rot & orange) dargestellt.

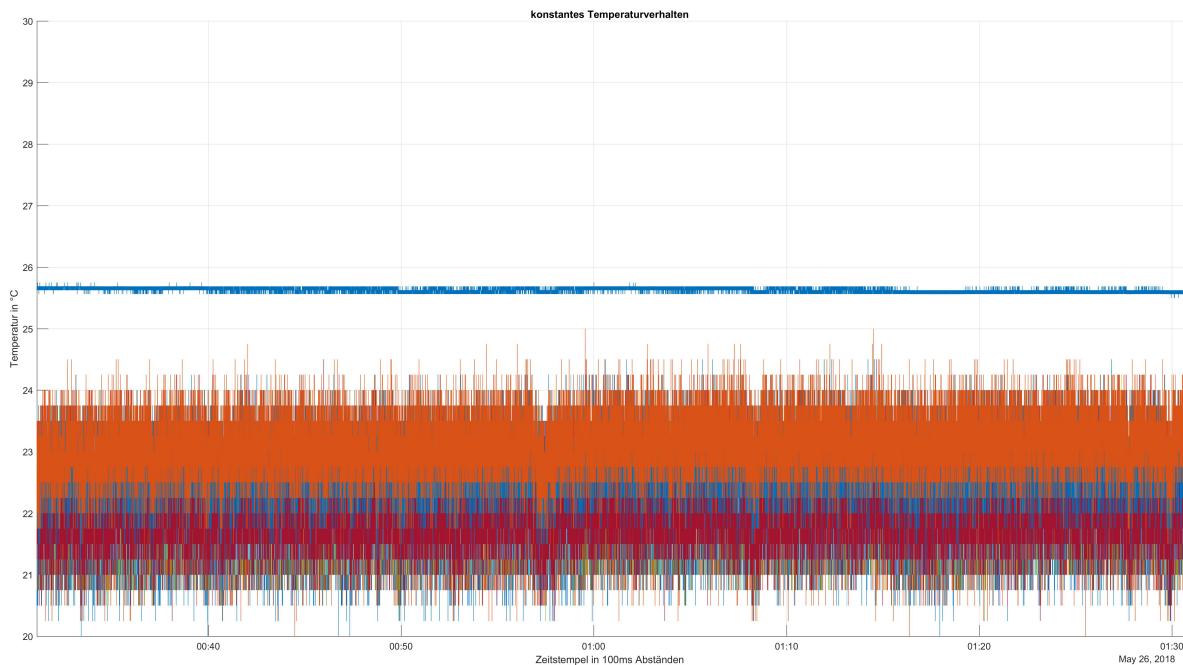


Abbildung 3.1: konstantes Temperaturverhalten

Ergebnisse: Es fällt auf, dass der Thermistorwert (blau) entgegen den Erwartungen eine höhere Temperatur (25.5 °C anstelle von 22.5 °C) aufweist. Es wurden mehrere Eval Kits ausgetestet und es konnte kein einheitlicher Offset¹³ eruiert werden. Daher ist von Exemplarstreuungen¹⁴ auszugehen. Die Thermistorwerte sind im Allgemeinen um mehrere Grad höher als die effektiven Werte.

Zusätzlich ist in der Abbildung 3.1 ersichtlich, dass die Temperaturwerte der einzelnen Pixel nicht auf gleichem Niveau liegen. Die Pixelreihe orange streut um 23°C, wobei die Pixelreihe rot deutlich tiefer liegt. Daher kann nicht davon ausgegangen werden, dass die Sensoren bei

¹³Konstanter Versatz von Effektivwert

¹⁴Nicht identische Eigenschaften eines Produkts in der Serienherstellung

einheitlicher Oberflächentemperatur, einheitliche Werte liefern. Die Messabweichung aller 64 Pixel liegt jedoch im Bereich von +/- 1.5°C vom Mittelwert.

Diese Messung bietet eine weitere Erkenntnis im Zusammenhang mit der Streuung. Es wurden in nachfolgender Grafik 3.2 festgestellt, dass die Sensordaten einer Gaussverteilung¹⁵ folgen. Daher wurde die Standardabweichungen¹⁶ der einzelnen Pixelwerte ausgewertet. Dabei stellte sich heraus, dass die zentralen Pixel tiefere Abweichungen aufweisen, als die äusseren Pixel.

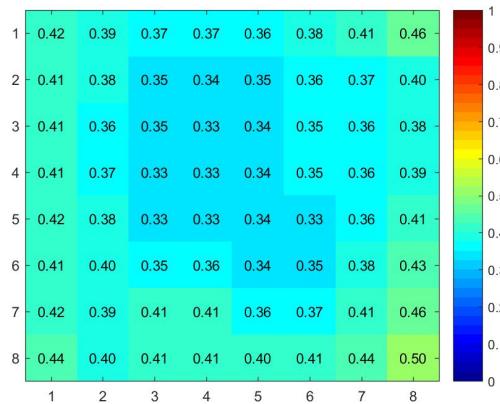


Abbildung 3.2: Standardabweichung der einzelnen Pixel im Vergleich

Dies könnte in Verbindung mit der konvexen Linse entstehen, da die Sammellinse an den Rändern höhere Beugungs- und Brechungsfehler verursachen. Ein weitere These ist die grössere Messdistanz aufgrund des FOV an den Randpunkte. Es muss in jedem Fall mit grösseren Messabweichungen gerechnet werden, wenn sich Personen am Rande des Messbereichs befinden.

3.2.2 Einfluss von Lichtquellen

Fragestellung: Im Unterkapitel 2.4.2 wurden bereits aus theoretischer Sicht über Einflüsse von Lichtquellen recherchiert. Es stellt sich die Frage, ob übliche Lichtquellen in Aufzügen als Störquellen ausgeschlossen werden können. Daher wird mit dieser Messdurchführung dies verifiziert.

Vorgehen: In mehreren Messdurchläufen wurde der Sensor während 10 Minuten in einem Abstand von 1 m auf eine Betonfläche gerichtet. Die verwendete Lichtquelle ist unterhalb davon angebracht und wirkt auf dieselbe Fläche. Dabei wurde der Sensor von der Lichtquelle abgeschattet. Die Umgebungstemperatur ist bei allen Durchführungen bei 22°C +/- 1°C.

¹⁵Auch Normalverteilung genannt

¹⁶Abweichung vom Mittelwert

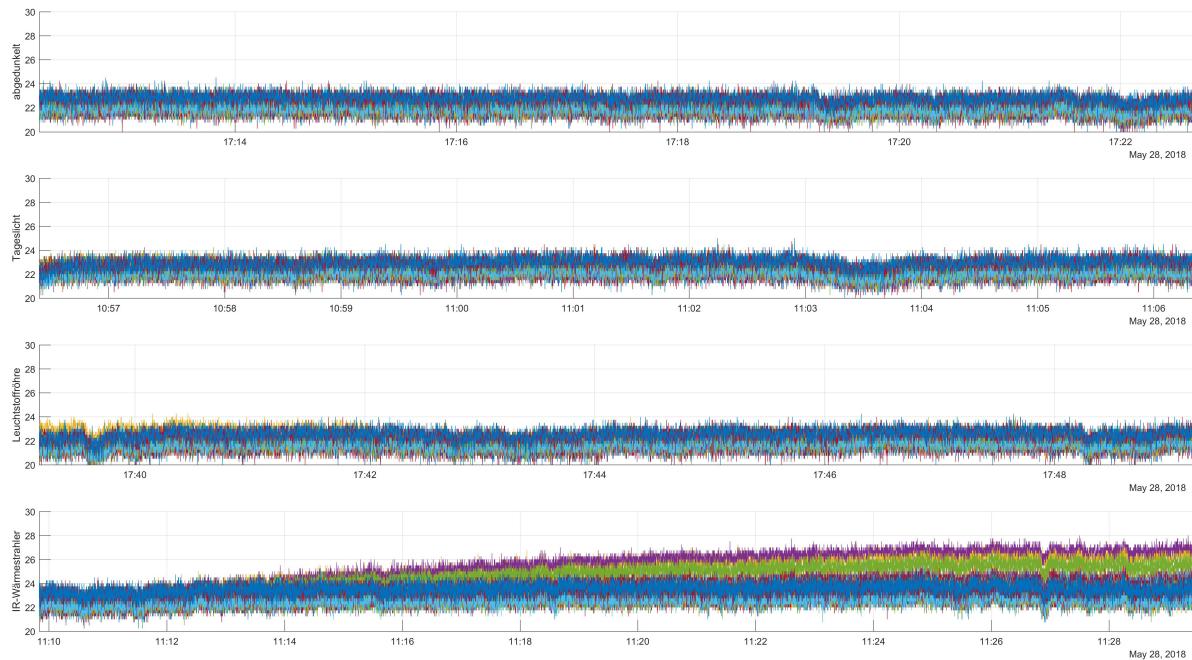


Abbildung 3.3: Streuung der einzelnen Pixel im Vergleich

Ergebnisse: Wie zu erwarten war, sind die vier Plots in gleicher Größenordnung. Bei abgedunkelten Raum, bei Tageslicht und bei einer Leuchtstoffröhre als Beleuchtung gibt es keine nennenswerte Differenzen. Lediglich beim kurzweligen Infrarot-Wärmestrahler wurden Oberflächen punktuell erwärmt, was zu einer stetigen Zunahme einzelner Pixelwerte führte.

3.2.3 Einfluss von Sonneneinstrahlung

Fragestellung: Der Sensor ist empfindlich auf Infrarotreflexionen und auf die Temperaturen der Messobjekte¹⁷. Dabei ist die Sonne eine bedeutende Infrarotstörquelle. Aus diesem Grund wurde im Außenbereich eine Betonoberfläche¹⁸ ausgemessen, damit Aussagen über die Sonneneinwirkung gemacht werden können.

Vorgehen: In einem Messaufbau wurde der Sensor abgeschattet von der Sonne platziert. Dabei ist dieser bei einem Abstand von 1m auf eine Betonfläche gerichtet. Die Betonfläche wurde direkt von der Sonne bestrahlt und wird im Verlauf der Messung abgeschattet. Während eine konstante Umgebungstemperatur von 25 °C herrscht.

¹⁷siehe Unterkapitel 2.2

¹⁸Emissionsgrad 0.92 nach Anhang ??

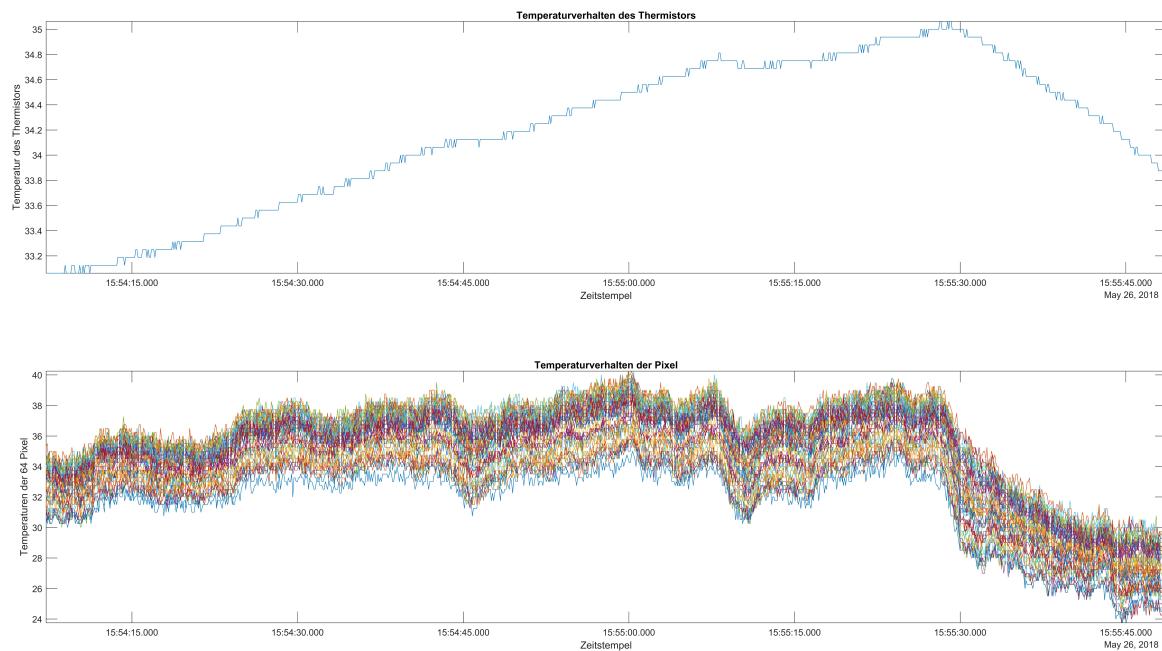


Abbildung 3.4: Temperaturverlauf Thermistor/Pixel Messversuch Sonneneinstrahlung

Ergebnisse: In der Abbildung 3.4 sind die Temperatur und Pixelwerte dargestellt. Einerseits ist ersichtlich, dass bei konstanter Umgebungstemperatur der Thermistorwert weiterhin steigt. Dies hat direkten Einfluss auf die Zunahme der Pixelwerte. Im Außenbereich ist im Allgemeinen eine grössere Differenz zwischen den Pixeln feststellbar.

Zum Zeitpunkt 15:55:25.000 wird der Messbereich durch eine Holzplatte vom direkten Sonnenlicht abgeschattet. Man erkennt deutlich, dass die Therimstor- und Pixelwerte innerhalb von 15 s bedeutend sinken. Dies hat mit der fehlenden Wärmeeinstrahlung der Sonne zu tun. Daraus kann geschlossen werden, dass Oberflächen, welche direkt von der Sonne bestrahlt werden, stark beeinflusst werden.

3.2.4 Einflussfaktor Luftströme

Fragestellung: Da gerade im Außenbereich mehr Störquellen für den Sensor vorhanden sind, wurden weitere äussere Einflüsse ausgemessen. Es stellte sich die Frage, ob auch Luftströme Einfluss auf die Messresultate nehmen.

Vorgehen: Ähnlich wie der vorherige Messaufbau wurde der Sensor und der Messbereich abgeschattet von der Sonne platziert. Der Sensor wurde bei einem Abstand von 1 m auf eine

Betonfläche gerichtet. Die Umgebungstemperatur mass während diesem Messversuch 25.2 °C +/- 0.3 °C.

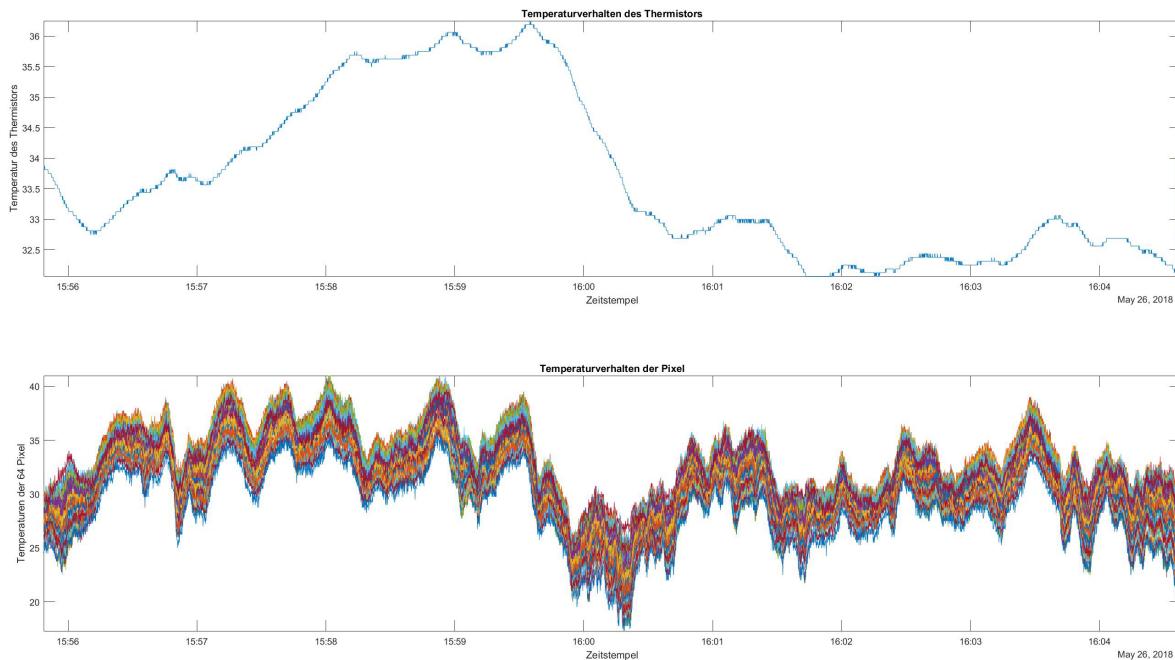


Abbildung 3.5: Temperaturverlauf Thermistor/Pixel Messversuch Luftströme

Ergebnisse: In der Abbildung 3.5 sind unregelmäßige Windböen die Ursache für die zum Teil starken Abweichungen der Pixelwerte. Die Spannweite der Pixelwerte erstreckt sich zwischen 40°C bis 18°C, wobei die Temperatur lediglich von 36°C bis 32°C variiert. Somit besitzen Luftströme, wie beispielsweise Wind Einfluss auf die Messergebnisse.

3.3 Personenmessungen

Bei den Personenmessungen wurden unterschiedliche Probanden in mehreren Aufzügen ausgemessen und auf dessen Wärmestrahlung analysiert.

Fragestellung: Einerseits soll mit diesen Messungen geklärt werden, wie sich mehrere Personen auf den Messbereich des Sensors verhalten und anderseits dienen diese Messdaten gleichzeitig als Datensätze für weitere Untersuchungen.

Vorgehen: Es standen insgesamt sechs Probanden zur Verfügung. Die Probanden wurden entsprechend ihrer Grösse und dem Körperumfang in die Kategorien klein [k], mittel [m] und gross [g] unterteilt. Nachfolgende Tabelle gibt Auskunft über die Masse der Probanden. Dabei handelt es sich durchgehend um die grössten Werte.

Tabelle 3.1: Masse der Probanden in [cm]

	Grösse	Breite	Tiefe	Kategorie
Proband 1	162	46	28	k
Proband 2	166	52	33	k
Proband 3	167	48	25	k
Proband 4	172	53	34	m
Proband 5	175.5	54	34	m
Proband 6	185.5	63.5	42	g

Für den Messaufbau wurde ein Raster erstellt, welches einerseits den gesamten FOV des Sensors abdeckt und anderseits in unterschiedlich grossen Personenaufzügen anwendbar ist. Aus dem Größenvergleich von üblichen Personenaufzügen wurde das nachfolgende Messraster erstellt.

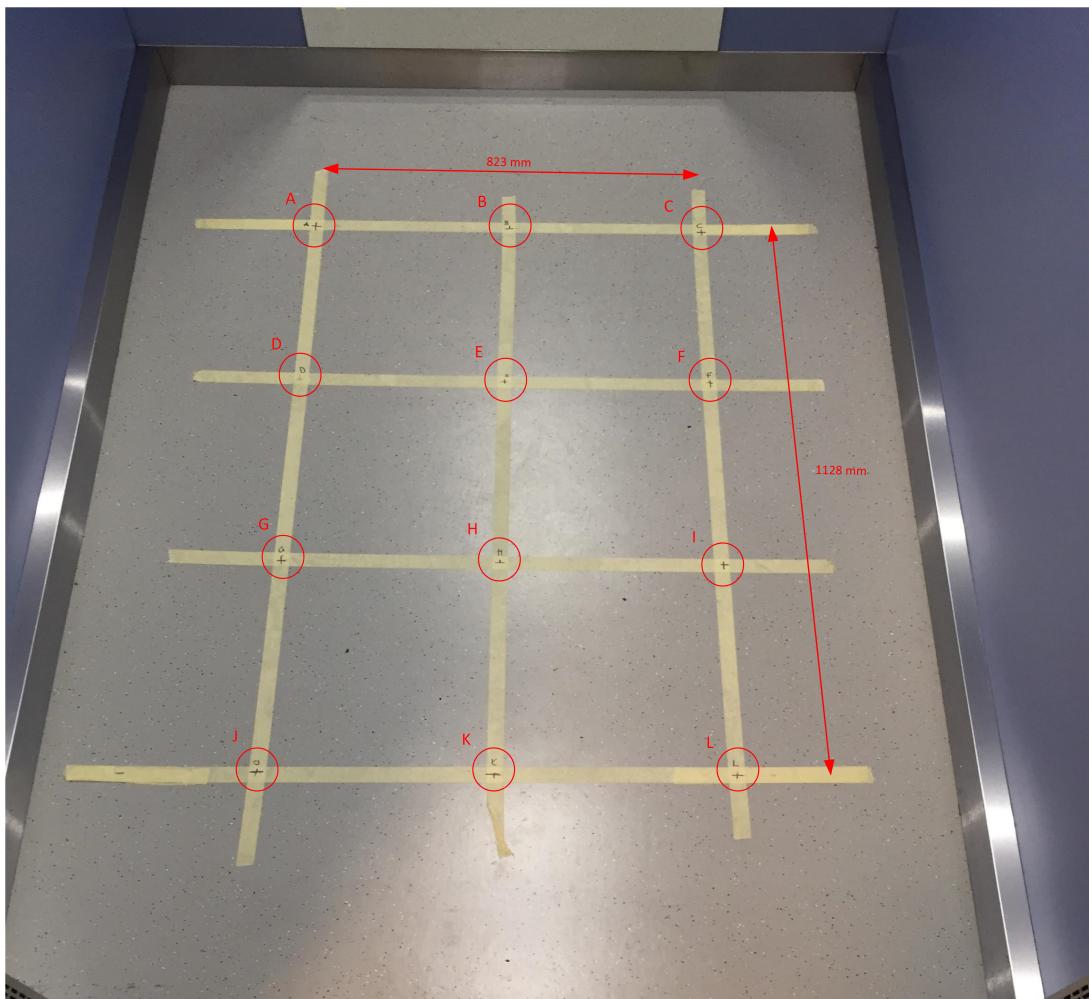


Abbildung 3.6: Messraster für Personenmessungen

Ergebnisse: Insgesamt wurden pro Aufzug 50 unterschiedliche Messungen²⁰ durchgeführt. Dabei wurden auf eine unterschiedliche Anzahl an Personen und auf verschiedene Probandengrößen geachtet. Es handelt sich dabei um je einminütige stationäre Aufnahmen, welche je ca. 600 Frames²¹ bieten. In Abbildung 3.7 sind sechs Medianwerte der 1-Personenmessungen ersichtlich. In der oberen Reihe wurde ein Proband der Kategorie g eingesetzt. In der Unteren Reihe wurde ein Proband der Kategorie k verwendet. Es ist ersichtlich, dass die Wärmebildaufnahmen stark abweichen, da sich die Distanz zum Sensor aufgrund der Körpergrösse unterscheiden.

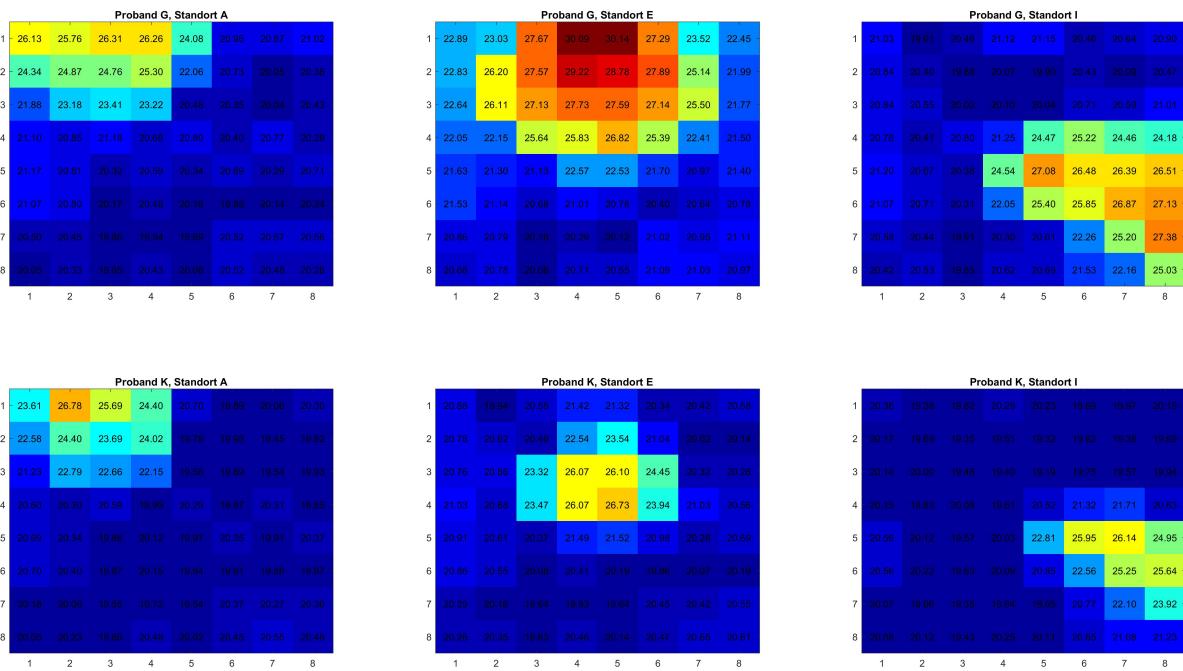


Abbildung 3.7: Medianwerte Messung V1 Kategorie G

Zudem sind freie Hautoberflächen wie der Kopf, zu sehen beispielsweise beim Proband G am Standort E, bedeutend wärmer. An den Rändern des Messbereichs wir aufgrund der Perspektive die Person nicht von oben ausgemessen, sondern seitlich . Dies führt dazu, dass, wenn der Kopfbereich ausserhalb des Messbereichs liegt, dass die Messwerte deutlich tiefer liegen. Für die Personenerkennung ist diese Situation schwieriger zu identifizieren.

Messungen mit einer bis zwei Personen werden, sofern sie sich nicht unmittelbar nebeneinander befinden, gut separiert. Aufgrund der begrenzten Auflösung ist die Erkennung bei drei und vier Personen deutlich schwieriger. In Abbildung 3.8 sind vier Messungen dargelegt, welche mit je einer Proband der Kategorie G, K und M durchgeführt wurden.

²⁰Messdaten im digitalen Anhang angefügt

²¹Einzelbild einer Bildsequenz

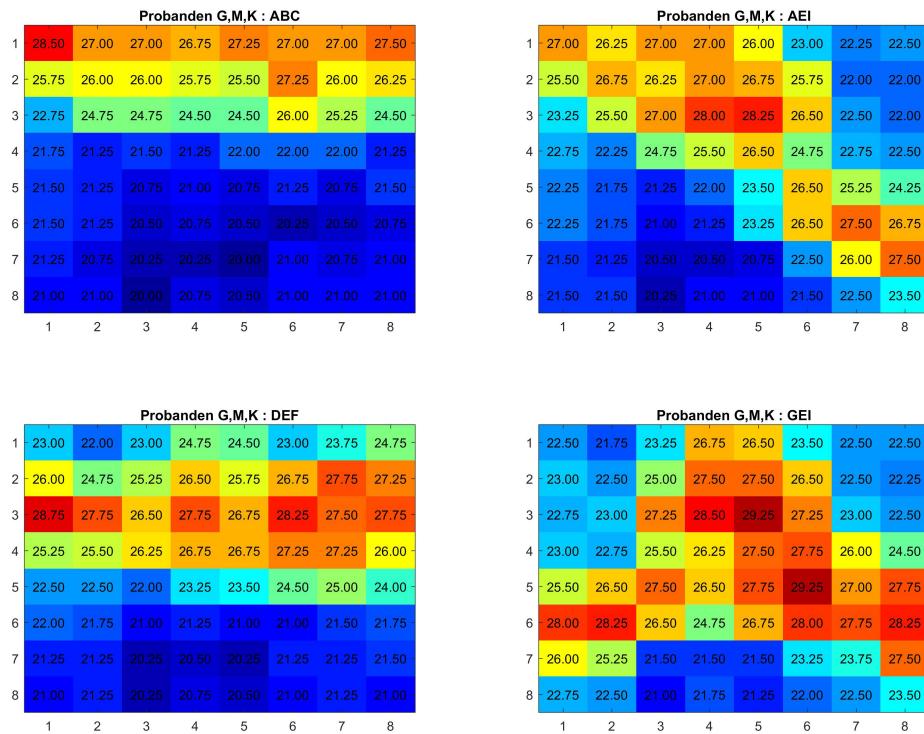


Abbildung 3.8: Medianwerte Messungen 3 Personen Kategorie: GMK

Bei Abbildung DEF und GEI können die drei Probanden durch ihren Kopf, als wärmstes Zentrum, voneinander differenziert werden. Bei den Randregionen ABC ist dies deutlich schwieriger. Die Schwierigkeit liegt darin, bei naheliegenden Personen zu differenzieren, ob es sich um mehrere kleinere Personen oder um eine grosse Person handelt.

3.4 Fazit

Die Messresultate haben die Ergebnisse aus dem Kapitel 2 bestätigt. Zudem konnten noch weitere Einflüsse und Störquellen identifiziert werden. Vor allem im Aussenbereich gibt es Störeinwirkungen, die Verfehlungen bei den Sensorwerten verursachen. Es liegt nahe, dieses Messprinzip nicht im Aussenbereichen zu verwenden. Bei Personenmessungen liegt die Schwierigkeit darin, die individuellen Profile der Personen zu erkennen. Die Grösse der Personen mit der begrenzten Auflösung besitzt nur eingeschränkte Aussagekraft über das Profil. Nahe stehende Personen können leicht um eine Person verwechselt werden. Hinzu kommt die Schwierigkeit, dass die einzelnen Pixel um bis zu 2.5 °C streuen.

Die Messdaten bieten jedoch durch die Streuung der Messwerte auch mehr unterschiedliche Frames. Dies ist vorteilhaft für das neuronale Netzwerk, da die Messungen mehr einzigartige Frames zur Verfügung stellen.

4 Personendetektion

Auf der Grundlage der vorherigen Kapitel wird nun mittels einem neuronalen Netzwerks eine Personenerkennung erstellt. Dieser Abschnitt beschreibt das Vorgehen, um die Personenanzahl in einem Aufzug zu erkennen. In einem ersten Schritt wird die Verarbeitung der Rohdaten aufgezeigt. Anschliessend werden diverse Ansätze erläutert, um die Datensätze zu verbessern. Für den Auswertealgorithmus wurden drei unterschiedliche Aufzüge evaluiert und für jeden Aufzug ein eigenes Profil erstellt.

4.1 Datenverarbeitung

Mittels dem erstellten C-Programm ConvertValue_V2 lassen sich die Rohdaten in CSV-Files konvertieren. Dabei wird über die USB-Schnittstelle mit dem Open-Source Terminal-Programm H-Term die American Standard Code for Information Interchange (ASCII)-Rohdaten ausgelesen [Tobias Hammer 2008]. Das Programm H-Term fügt zudem jedem Datensatz den aktuellen Zeitstempel an. In Abbildung 4.1 ist der Aufbau des Datenframes ersichtlich.

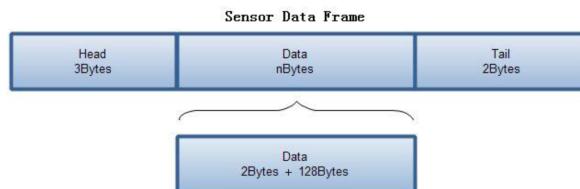


Abbildung 4.1: Datenframe des Eval Boards

Zum Vergleich ist nachfolgend ein einzelnes Datenframe dargestellt. Der Header besteht aus der Zeichenfolge *** und wird zur Synchronisation benötigt. Danach folgen 2 Byte für den Thermistorwert(blau) und 128 Byte für die 64 Pixelwerte. Als Schluss wird die Zeile mit \n \r beendet.

17:34:04.009:

*****r** h m l h f d ^ Z ' k f i g b Z Z X Z [_ a W X Y X Y V U T T U W U R R T U S U T X T R Q R R T V R R P S P U U V U Q P P O P Q V \n \r

Mit dem ConvertValue_V2 werden diese ASCII-Zeichen in die entsprechenden Fliesskommazahlen umgewandelt und formatiert. Nachfolgend ist die entsprechende Ausgabe ersichtlich.

```
26.000 ,27.250 ,27.000 ,26.000 ,25.500 ,25.000 ,23.500 ,22.500 ,24.000 ,26.750 ,25.500 ,26.250  
,25.750 ,24.500 ,22.500 ,22.500 ,22.000 ,22.500 ,22.750 ,23.750 ,24.250 ,21.750 ,22.000 ,22.250  
,22.000 ,22.250 ,21.500 ,21.250 ,21.000 ,21.000 ,21.250 ,21.750 ,21.250 ,20.500 ,20.500 ,21.000  
,21.250 ,20.750 ,21.250 ,21.000 ,22.000 ,21.000 ,20.500 ,20.250 ,20.500 ,20.500 ,21.000 ,21.500  
,20.500 ,20.500 ,20.000 ,20.750 ,20.000 ,21.250 ,21.250 ,21.500 ,21.250 ,20.250 ,20.000 ,20.000  
,19.750 ,20.000 ,20.250 ,21.500 ,25.0625 ,17:34:04.009
```

Durch das Programm H-Term sind bei der Messung sporadisch fehlerhafte Datenströme entstanden, da der mitgesendete Zeitstempel erst nach dem Header eingefügt wurde. Dies verursachte bei der Konvertierung negative Temperaturwerte, welche von Hand korrigiert werden mussten.

4.2 Datenmanipulation mittels Interpolation

Die Auflösung von 8x8 Pixel bietet nur begrenzte Wärmebildinformationen über die Anzahl Personen in einem Aufzug. Daher wurde in MATLAB mehrere Interpolationsverfahren benutzt, um die Auflösung, und somit die Wärmebildinformationen zu vergrössern. Im Zusammenhang mit den Pixelwerten eignet sich das bikubische oder das lanczosche Interpolationsverfahren [Wilhelm Burger, Mark James Burge 2009]. Beim bikubischen Ansatz werden die berechneten Pixel gleichmässig interpoliert. Beim lanczoschen Interpolationsverfahren werden wärmere Gebiete stärker vom kühleren Hintergrund getrennt. Bei einer Interpolation von 8x8 Pixel auf 32x32 Pixel nähern sich die Werte beider Verfahren sehr stark an, da die originalen Wärmebildinformationen begrenzt sind. In Abbildung 4.2 und 4.3 sind das Orginalframe, indem sich drei Personen befinden, und die lanczosche Interpolation dargestellt.

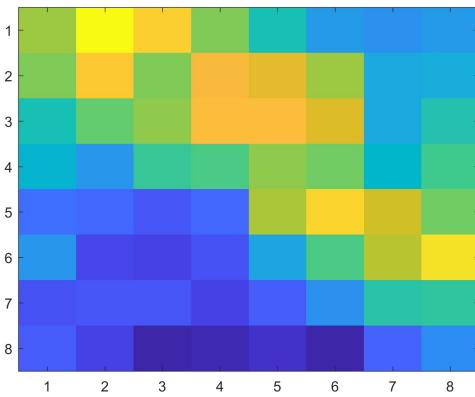


Abbildung 4.2: Originalframe

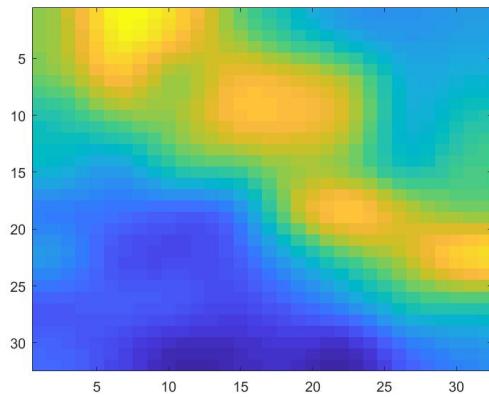


Abbildung 4.3: Interpolation

In Hinsicht auf das neuronale Netzwerk bieten vor allem grössere Auflösungen mehr Spielraum für das Convolutional Neural Network (CNN). Es können so grössere Filter verwendet werden, damit mehr Eigenschaften¹ identifiziert werden. Die Auflösung gibt zudem auch die Tiefe des neuronalen Netzwerks vor. Je weniger Bildinformationen zur Verfügung stehen, desto weniger gewinnbringend sind zusätzliche Ebenen im neuronalen Netzwerk.

Weiter kann man davon ausgehen, dass die Hintergrundtemperatur und die Thermistorwerte, sofern keine Störquellen einwirken, identisch sind. Damit lässt sich eine Bildkorrektur durchführen. Wird angenommen, dass Personen wärmer sind als die Umgebung, dann lässt sich das Bild auf die entsprechenden Pixel filtern. Es entsteht ein binäres Wärmebild, welches die Personen hervorhebt.

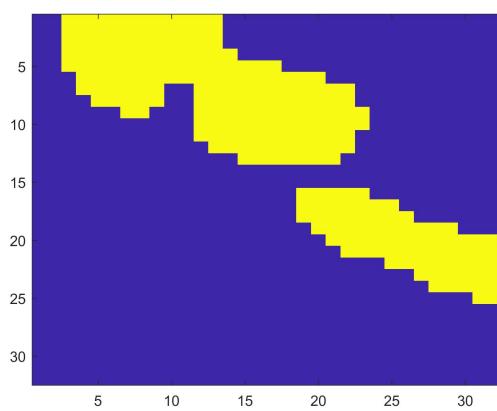


Abbildung 4.4: Temperaturkorrektur

Mit diesem binären Filter können die Wärmemuster, welche Personen besitzen, vereinfacht betrachtet werden. Dieser Ansatz bedingt jedoch, dass die Personen zu jeder Zeit höhere Temperaturen besitzen als die Umgebungstemperatur. Dies kann nicht jederzeit garantiert werden, daher wurde dieser Ansatz nicht weitergeführt.

Nachteilig ist bei beiden Ansätzen, dass die Wärmebildinformationen mit zunehmender Grösse zum Teil stark verfälscht werden oder verloren gehen, da sich die interpolierten Pixel nur rechnerisch abschätzen lassen. Es wurde daher entschieden, die Auflösung bei den unverfälschten, originalen Frames zu belassen. Es werden keine Bildinformationen manipuliert oder verloren gehen, jedoch ist die Tiefe des neuronalen Netzwerks beschränkt.

¹sogenannte Features

4.3 Symmetrische Erweiterung

Um die Messdaten zu vergrößern wurden diese mit deren Symmetrien erweitert. Dafür wurde für das jeweilige Profil je ein Python-Programm `rotate_and_swap_ProfilX2` geschrieben, welches alle Frames der Datensätze symmetrisch erweitert. Es lassen sich die zusätzlichen Frames bilden, welche in den nachfolgenden Abbildungen 4.5 dargestellt sind, bilden.

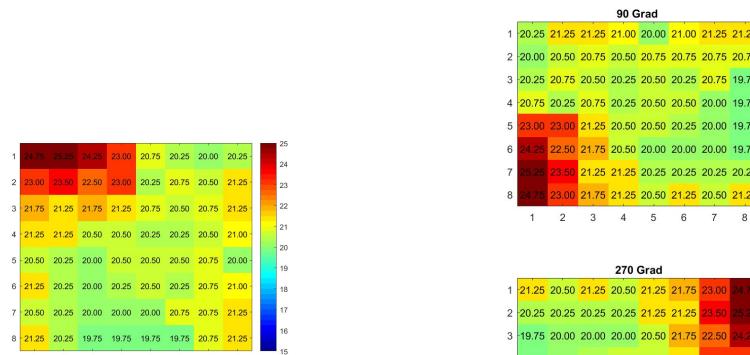


Abbildung 4.5: Originales Frame

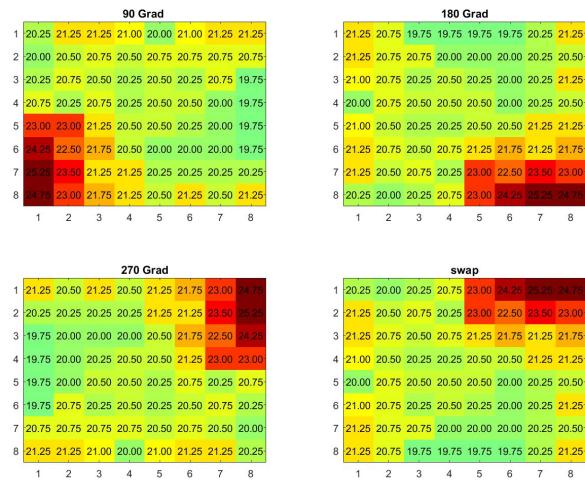


Abbildung 4.6: Rotierte und gespiegelte Frames

Durch die Erweiterung konnten die Messdaten um den Faktor 5 vergrößert und die nicht vermessenen Positionen nachträglich generiert werden. Mit den Messstandorten A bis I und den generierten Erweiterungen stehen eine Vielzahl an Varianten zur Verfügung.

4.4 Profilbildung

Mit den Python-Skripts `rawDatamergeV3_ProfilX3` werden die einzelnen Messungen zu einem Datenset zusammengestellt. Jedem Frame wird eine weitere Spalte, die die richtige Anzahl Personen im Frame angibt, mitgegeben. Die zusammengefügten Datensätze wurden nach den drei vermessenen Aufzugsprofilen erstellt. Ein Überblick über die Messumgebungsparameter des jeweiligen Profils ist in Anhang E angefügt.

Es lassen sich individuell weitere Files hinzufügen oder entfernen. Die Tabelle 4.1 zeigt, aus welchen Frames die Profile zusammengesetzt sind.

²im digitalen Anhang ?? angefügt

³im digitalen Anhang ?? angefügt

Tabelle 4.1: Zusammensetzung der Profile in [Frames]

	0 Personen	1 Person	2 Personen	3 Personen	4 Personen	Gesamt
Profil 1	21632	42129	46826	23943	17406	151936
Profil 2	21632	42284	47736	23108	18421	153181
Profil 3	21632	43479	47631	23933	17786	154461

Neben den drei Profilen wurde ein Testprofil erstellt, welches keine Frames der drei Profile verwendet. Dieses Testprofil besitzt hauptsächlich Ausnahmesituationen, die für den Algorithmus schwieriger zu erkennen sind. Dabei wurden folgende Ausnahmesituationen angewendet:

- Nahe nebeneinander stehende Personen
- Personen am Rand des Messbereichs
- Störquellen im Messbereich
- Objekte mit Temperaturdifferenzen

Es wurden dafür auch Messdaten aus Kapitel 3 verwendet. Die Tabelle 4.2 zeigt die Zusammensetzung der Frames auf.

Tabelle 4.2: Zusammensetzung des Testprofils

	0 Personen	1 Person	2 Personen	3 Personen	4 Personen	Gesamt
Testprofil	14316	3423	621	3803	2495	24658

4.5 Aufbau des Convolution Neural Network

Für das neuronale Netzwerk wurde ein zweistufiges Python-Skript geschrieben, welches vom Beispiel des Modified National Institute of Standards and Technology Dataset (MNIST Dataset) und des Hvass-Labs adaptiert wurde [Tensorflow 2018][Magnus Peterson 2017].

Im Teil Input_data.py wurde eine Klasse Dataset erstellt, welche alle nötigen Funktionen besitzt, um die Frames aus dem CSV-File soweit vorzubereiten, damit diese dem Neuronalen Netzwerk als Input übergeben werden kann.

In dieser Klasse lassen sich die jeweiligen Test- und Trainingsets wählen. Daneben kann eine zusätzliches Validierungsset aus dem Trainingsset extrahiert werden. Dieses wird benötigt, um das zu trainierende Modell bestmöglich anzupassen⁴. Nähere Erläuterungen zu Training und Validierung folgen im Unterkapitel 4.6.

⁴Auch bekannt als model fitting

Das CNN wurde im Teil Personendetektion_Modelling_V3_ProfilX.py⁵ implementiert. Daneben besitzt dieses File einige Hilfsfunktionen, welche für das Training und die Validierung nötig sind.

Anfänglich wurde mit der Tiefe des Netzwerks variiert, dabei wurde die Tiefe stetig vergrössert bis keine Verbesserungen mehr erkennbar waren. Es stellte sich heraus, dass ein dreistufiges Netzwerk die besten Ergebnisse liefert.

Das Netzwerk besteht aus mehreren Teilblöcken, die üblicherweise sequentiell hintereinander geschaltet sind. Dabei wird jedes Frame einzeln dem CNN übergeben und ausgewertet. Nachfolgend sind die Funktionen der Teilblöcke kurz beschrieben, wobei nähere Erläuterungen online⁶ zu finden sind.

Convoluton Layer: Filtermatrizen die entsprechend der Einstellung durch das gesamte vorhandene Bild iterieren, um Features zu identifizieren.

Polling Layer: Überflüssige Informationen werden entfernt und das Frame wird verkleinert.

Fully-connected Layer: Werden zur Klassifizierung am Ende des Netzwerk angewendet, indem mehrere Verknüpfungen aktiviert werden. Aus den Aktivierten Verknüpfungen wird der entsprechende Output ausgegeben.

Das erstellte Netzwerk ist funktionell in Abbildung 4.7 dargestellt.

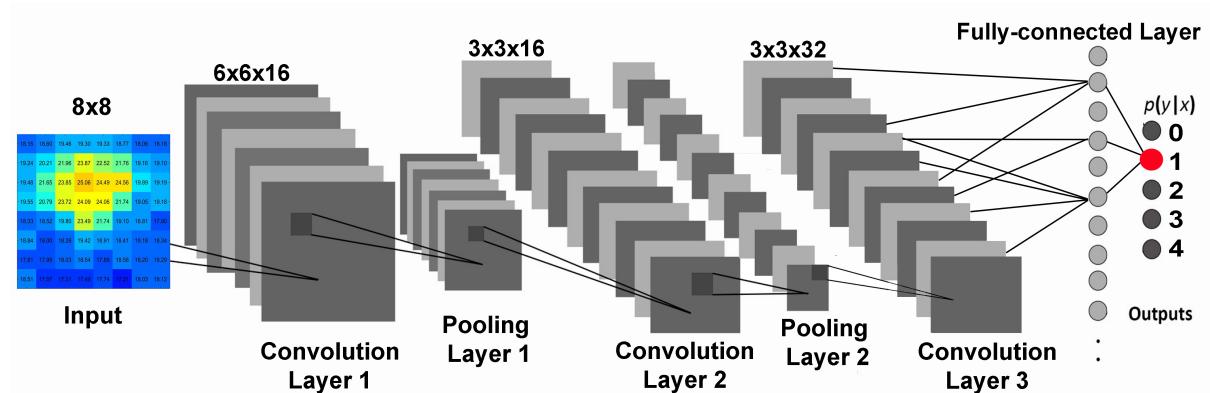


Abbildung 4.7: Aufbau des Convolutnional Neural Network

Tensorflow bietet verschiedene Abstraktionsstufen dieser Blöcke. Dabei wurde mit der tf.Layer Klasse gearbeitet. Für die Convolution Layer wurden eine 6x6 und zwei 3x3 Matrizen verwendet. Weitere eingestellte Parameter sind im Anhang ?? einsehbar.

⁵im digitalen Anhang ?? angefügt

⁶Unter www.tensorflow.org/

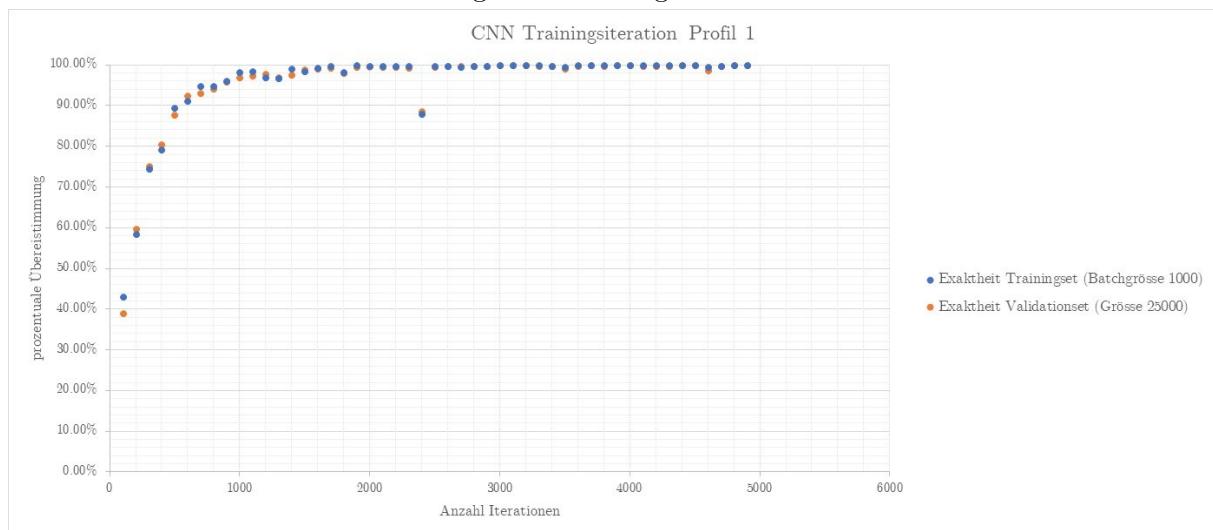
4.6 Training und Validierung

Im Python-Skript Personendetektion_Modelling_V3_Profil1.py wurde das CNN mit den erstellen Profilen trainiert. Es wurde nach dem üblichen Trainingsverfahren für neuronale Netzwerke trainiert.

Dafür werden ständig neue zufällige Frames aus dem Datenset zu einem Batch⁷ zusammengefügt und iterativ dem CNN übergeben. Während den Iterationen werden mit den Labels ständig Soll/Ist-Vergleiche durchgeführt und die Parameter der Layer automatisch verbessert. Für den Optimierungsalgorithmus wurden mehrere verschiedene Algorithmen ausprobiert. Die besten Ergebnisse konnten mit dem AdamOptimizer erzielt werden. Dafür wurden die standardmäßigen Parameter von Tensorflow übernommen.

In Abbildung 4.8 ist die prozentuale Übereinstimmung der Frames mit einer Batchgrösse von 1000 Frames in Abhängigkeit der Anzahl Iterationen abgebildet. Dabei wird das Trainingsset und ein das Vaidierungset verwendet. Sie zeigen die aktuellen Übereinstimmungen an.

Abbildung 4.8: Trainingsverlauf Profil 1



Die Iterationen steigen anfänglich stark an und konvergieren nahe zu 100%. Die Validationsset besitzt ein sehr ähnliche Übereinstimmung. Dies liegt daran, dass diese zufällige Frames sind, die aus dem Trainingsset entnommen wurden. Während den Iterationen werden mit der Saver-Klasse von Tensorflow die besten prozentualen Ergebnisse⁸ in ein Modell gespeichert. Diese können dann weiter verwendet werden. Je nach Grösse der Parameter kann diese Berechnung bis zu mehreren Stunden⁹ dauern.

⁷zu Deutsch: Stapel

⁸Übereinstimmung: Training: 100.00%, Validierung 99.92%

⁹abhängig von der Rechenleistung des Computers

4.7 Ergebnisse

In diesem Unterkapitel werden die Resultate der Profile ausgewertet und durch eine Confusion Matrix dargestellt. Diese gibt Auskunft, welche Vorhersagen durch das erstellte Modell richtig oder fehlerhaft detektiert wurden. Die Confusion Matrix gibt dabei prozentual und effektiv die Anzahl der klassifizierten Frames wieder.

4.7.1 Profil 1

Im Vergleich mit den anderen zwei Profilen konnte mit dem Profil 1 die besten Ergebnisse erzielt werden. Daher wurde das endgültige Model mit dem Datenset des Profils 1 trainiert. Nachfolgende Grafik zeigt die Übereinstimmung des trainierten Modells, wenn das Model auf das eigene Datenset getestet wird.

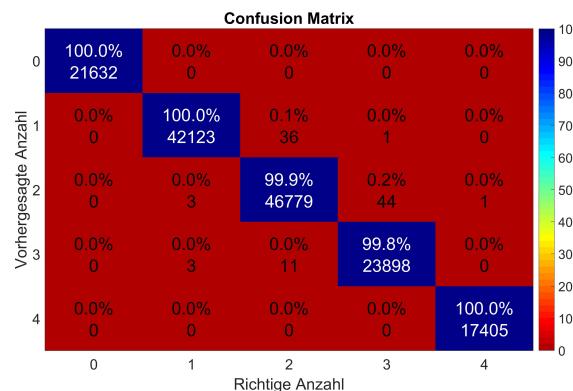


Abbildung 4.9: Confusion Matrix Profil 1

Es ist naheliegend, dass praktisch alle vorhergesagten Frames richtig klassifiziert wurden. Die grössten Verfehlungen liegen bei der Klassifizierung von 2 und 3 Personen. Es wurden 44 Frames als 2 klassifiziert, wobei sich richtigerweise 3 Personen im Messberich befanden. Im Verhältnis zu denn insgesamt 151935 Frames sind dies jedoch sehr tiefe Werte.

4.7.2 Profil 2

Mit dem Profil 2 wurden im Allgemeinen die schlechtesten Ergebnisse erzielt. Bei der Betrachtung der fehlerhaften Frames, wurde festgestellt, dass es einige Frames gibt in denen bei den 3 Personen Frames eine Person kaum im Messbereich stand und dadurch schwieriger zu identifizieren ist. Dies ist auch in der folgenden Confusion Matrix ersichtlich.

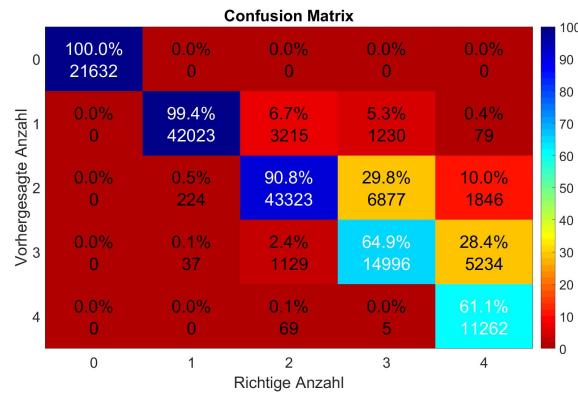


Abbildung 4.10: Confusion Matrix Profil 2

Es wurden verhältnismäßig auch viele Frames mit 4 Personen als 3 Personen wahrgenommen. Das Profil 2 zeigt deutlich auf, dass mit zunehmender Personenanzahl die richtige Personenzahl schwieriger zu detektieren ist. Die Identifikation von 0 - 2 Personen gelingt in den meisten Fällen. Bei 3 - 4 Personen ist die Wahrscheinlichkeit von der richtigen Personendetektion nur noch ca 60

4.7.3 Profil 3

Das Profil 3 besitzt eine grosse Übereinstimmung mit den trainierten Modell. In Anhang E ist jedoch ersichtlich, das die zwei Personenaufzüge ganz andere Eigenschaften besitzen. Es wurden jedoch keine dieser Frames für das Training verwendet.

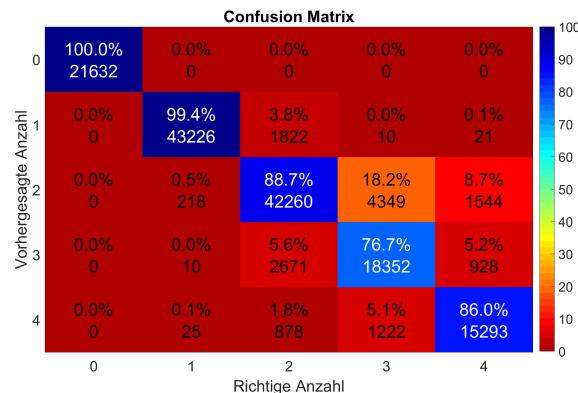


Abbildung 4.11: Confusion Matrix Profil 3

Auch hier ist die Tendenz, dass mit zunehmender Personenzahl die Übereinstimmung sinkt. Auch bei diesem Datensatz verursachen hauptsächlich Abschattungen durch grosse Personen und Personen am Rande des Messbereichs fehlerhafte Frames. Dennoch kann bei diesem Datensatz von einer sehr hohen Übereinstimmung ausgegangen werden.

4.7.4 Testprofil

Das Testprofil zeigt deutlich auf, welche Schwierigkeiten der Algorithmus besitzt, wenn Störquellen und Ausnahmesituationen vom CNN verarbeitet werden. Es konnten trotz den Störeinflüssen alle 0 Frames mit 0 Personen richtig erkannt werden.

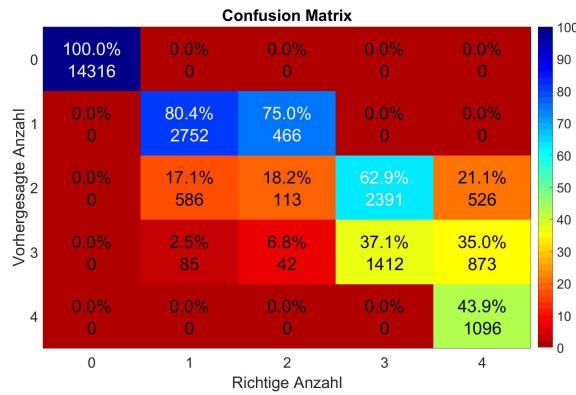


Abbildung 4.12: Testprofil

Wenn einzelne Personen am Rand des Messbereichs stehen können diese noch identifiziert werden. Werden mehrere Personen am Rand platziert, kann das CNN nicht mehr alle Personen richtig identifizieren. Dies erklärt die Verfehlungen oberhalb der Diagonalen. Ein weiteres Problem ist, wenn sich neben der richtigen Anzahl Personen noch ein weiteres Objekt im Messbereich befindet. Die Temperaturdifferenz des Objekts zum Hintergrund, verursacht dass eine Person zu viel erkannt wird. Dies erklärt die Verfehlungen unterhalb der Diagonalen.

4.8 Echtzeitpersonenerkennung

Dank der Saver-Klasse von Tensorflow lassen sich erstellte CNN-Modelle speichern. Dabei werden alle trainierten Einstellungen in ein ckpt-File gespeichert. Diese lassen sich in ein untrainiertes CNN laden.

Auf dieser Grundlage wurde eine Messeinheit erstellt, welche mit dem trainierten Model zur Echtzeit Personen erkennt. Die Messeinheit besteht aus einem AMG8834 Eval Kit, einem Raspberry Pi 3 (RPI3) und einer Powerbank. In Abbildung 4.13 ist die Messeinheit abgebildet.

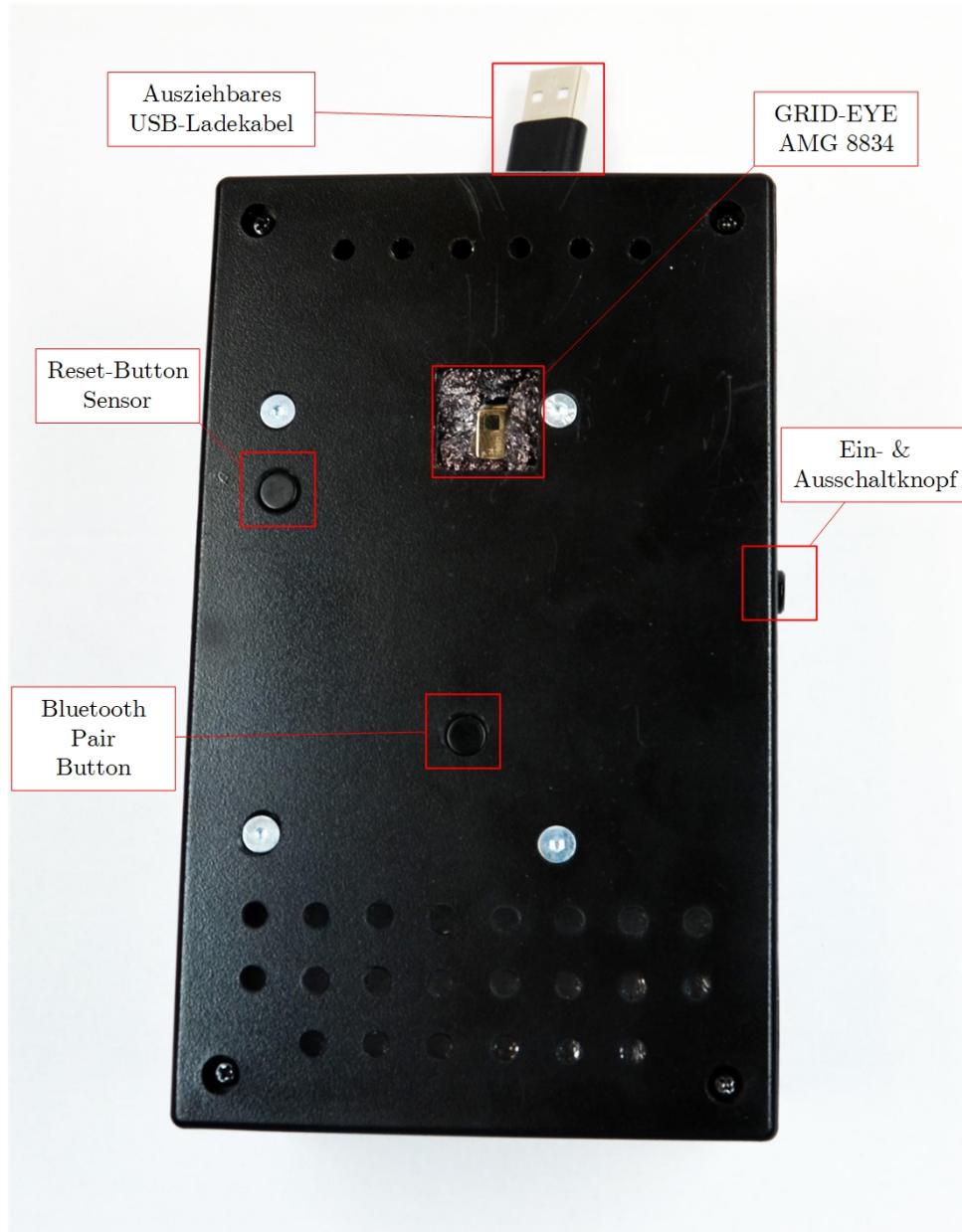


Abbildung 4.13: Echtzeitmesseinheit

Die Messeinheit ist für mobile Anwendungen einsetzbar. Mit der Powerbank lässt sich die Messeinheit über mehrere Stunden für Messzwecke in einem Aufzug platzieren. In Abbildung 4.14 sind die Funktionsblöcke dargestellt. Die Sensordaten werden vom AMG8834 über UART an das RPI3 gesendet. Parallel werden diese auch über Bluetooth für die GRID-EYE App zur Verfügung gestellt, damit die Daten visualisiert werden können.

Dank einem VNC-Server kann das RPI3 drahtlos über WLAN vom Laptop gesteuert werden und die Benutzeroberfläche auf den Laptop projiziert werden.

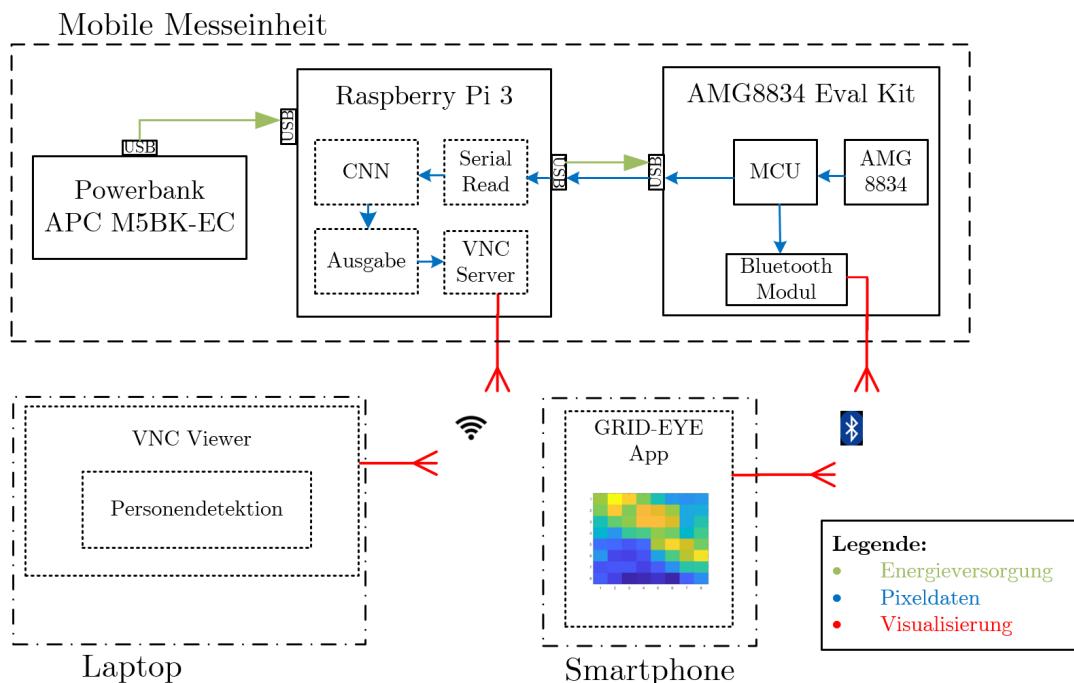


Abbildung 4.14: Prinzipschema

Die Personendetektion wird mit dem Python-Skript Personendetektion_Execution_V1 ausgeführt. In diesem laufen parallel zwei Threads¹⁰. Der Thread Serial Read liest alle 100 ms die ankommenden Frames und bereitet diese für das CNN. Im zweiten Thread wird das CNN mit einem geladenen Modell ausgeführt.

Die berechneten Personenzahlen werden im Zyklus von 1 Sekunde ausgegeben. Dabei werden aus den zehn Frames der Median¹¹ eruiert und ausgegeben.

Auf dem Raspberry Pi wurde das vollständige Tensorflow r1.7 installiert. Es empfiehlt sich trotzdem nicht, dass Training auf dem Raspberry Pi durchzuführen. Die Rechenzeit für ein Model benötigt mehrere Stunden, da bedeutend weniger Rechenleistung vorhanden ist.

¹⁰parallel laufende Programmteile

¹¹Mittelwert, unabhängig von Ausreissern

4.9 Fazit

Tensorflow bietet mit der Implementierung eines CNN eine grosse Anzahl an Parameter und variierbaren Einstellungen, um eine Bilderkennung mittels maschinellen Lernens zu realisieren.

Der relevanteste Punkt für die Personenerkennung sind die Trainingssets. Es wurde mit den erstellten Datensätzen eine möglichst breite Palette an Situationen generiert, trotzdem lassen sich zum Teil Frames nicht differenzieren.

Die Auflösung ist in diesem Zusammenhang von grosser Bedeutung. Da nur 8x8 Pixel zur Verfügung stehen, ist die Tiefe des neuronalen Netzwerks begrenzt. Es lassen sich viele Features aus den Frames generieren, doch die Unterschiede zu anderen Objekten lassen sich nur bedingt erstellen. Vor allem an den Rändern reichen die vorhandenen Bildinformationen nicht aus um zweifelsfrei die richtige Anzahl Personen zu detektieren.

Die Genauigkeit des Sensors streut mit 3°C bedeutend. Dies verursacht das die bedeutend mehr unterschiedliche thermische Frames vorhanden sind, doch die Streuung verursacht eine grössere Messunsicherheit, welche vor allem bei Bilder zu tragen kommen, in welchen mehrere Personen von unterschiedlicher Größe nahe beinander stehen. Durch die Unsicherheit lassen sich einzelne grosse Personen kaum von mehreren kleinen Personen differenzieren.

5 Bewertung und Empfehlung

Dieses Kapitel beinhaltet eine Zusammenfassung der wichtigsten Erkenntnisse. Dabei werden einzelne Teilekriterien des Messprinzips mit einer Skala zwischen minimal 0 und maximal 10 bewertet, danach wird die Gesamtbewertung in einer Matrix dargelegt. An Hand dieser Zusammenstellung wird beurteilt, inwieweit sich PIR Sensoren für die Personenerkennung in Aufzügen eignen.

5.1 Teilbewertungen

Es folgen verschiedene Bewertungskriterien. Anhand der Beschreibung und den Ergebnissen dieser Dokumentation wurde eine Bewertung abgegeben.

Komplexität [8/10]:

Durch den standartisierten Datenbus I2C lassen sich die Sensordaten einfach auslesen und entsprechende Konfigurationen auf dem Sensor tätigen. Dafür eignen sich heutzutage bereits low-cost Microcontroller. Panasonic bietet eine Vielzahl an Source-Codes, Beispielprogrammen und Hilfestellungen, damit der Einsatz des Sensors vereinfacht wird. Die physikalischen Betrachtungen des Messprinzips besitzen keine komplexen Abhängigkeiten, welche den Einsatz des Sensors verunmöglichen. Dem System sind jedoch Grenzen im Temperaturbereich von 0 - 80 °C gesetzt.

Geometrie [6/10]:

Bei bildgebenden Sensoren ist die geometrische Betrachtung von grosser Bedeutung. Der FOV des Sensors ist lediglich für kleinere Flächen geeignet, wenn die Distanz auf übliche Raumhöhen vorgegeben ist. Auch in den Empfehlungen von Panasonic wird in den Literaturen grössere Distanzen zum Messobjekt für die Personendetektion angegeben. Personenerkennungen am Rande des Messbereichs fallen durch weniger Wärmebildinformationen schlechter aus. Im Allgemeinen lässt sich dieses Problem mit der Vergrösserung der Linse lösen.

Zuverlässigkeit [8/10]:

Es konnten während der Testzeit keine nennenswerten Probleme mit dem Sensor festgestellt werden. Es wurden mehrstündige Messungen durchgeführt, welche einwandfreie Daten lieferten. Bei 24/7-Anwendungen können diese jedoch nicht als Referenz gelten. Die Thermistorwerte

des Sensors besitzen Exemplarstreuungen, welches Einfluss auf die Korrektheit der Sensorwerte hat.

Störanfälligkeit [7/10]:

Die Störanfälligkeit des Sensors auf äussere Einflüsse ist nicht unwesentlich. Aus den Tests aus Kapitel 3 gehen zahlreiche Einflussfaktoren mit ein. Sofern der Sensor im Innenbereich angewendet wird können die Störquellen grösstenteils vernachlässigt werden.

Auflösung [5/10]:

Die Auflösung wird höher gewichtet, da das gesamte maschinelle Lernen darauf aufbaut. Mit der Auflösung konnten nach Kapitel 4 eine breite Palette an Situationen erkannt werden. Bei Extrem- und Randbedingungen reicht diese jedoch nicht mehr aus, da zu wenig Wärmebildinformationen zur Verfügung stehen. Es lassen sich zwar mit der aktuellen Auflösung mehrere Personen detektieren, da zum Teil Objekte ähnliche Wärmebilder produzieren, können diese nicht differenziert werden.

Integrierbarkeit [8/10]:

Das Sensorprinzip ist durch die MEMS-Technologie sehr klein dimensioniert und lässt sich auf einem Leiterplatte (PCB) anbringen. Es muss bei der Platzierung darauf geachtet werden, dass keine nahen Komponenten die Temperatur des Sensor beeinflussen können. Zudem muss der Sensor freies Blickfeld besitzen. Ansonsten gibt es keine Einschränkungen.

Qualität [8/10]: Trotz der tiefen Auflösung und den Temperaturschwankungen konnte mittels dem CNN bei einem unbekannten Testdatensatz von 150 000 Frames mit einer Übereinstimmung von 91% erreicht werden. Somit kann dieses Messprinzip in Zusammenhang mit neuronalen Netzen eine bescheidene Qualität bieten.

In der Tabelle 5.1 werden die allgemeinen Wertungen des Systems eingetragen. Zudem werden alle Bewertungskriterien mit Gewichtungen für den Anwendungsbereich Personendetektion erweitert. Daraus ergeben sich die gewichteten Teilbewertungen.

Tabelle 5.1: Teilbewertungen des Messprinzips mit Gewichtungen

	Allgemeine Wertung	Gewichtungen	Teilwertungen
Komplexität	8	0.1	0.8
Geometrie	6	0.2	1.2
Zuverlässigkeit	8	0.1	0.8
Störanfälligkeit	7	0.2	1.4
Auflösung	5	0.2	1.0
Integrierbarkeit	8	0.1	0.8
Qualität	8	0.1	0.8

5.2 Empfehlung

Aus den gewichteten Teilbewertungen für den Anwendungsbereich in Personenaufzügen hat sich die nachfolgende Gesamtbewertung ergeben.

Tabelle 5.2: Gesamtbewertung für den Anwendungsbereich in Personenaufzügen

Gesamtbewertung
7.0 / 10.0

Die Gesamtbewertung deutet mit der Bewertung 7 von 10 möglichen Punkten bereits darauf hin, dass die Personenerkennung mittels Passiv Infrarotsensoren möglich ist. Dem System sind jedoch ganz klar Grenzen gesetzt, welche mit dieser Arbeit aufgezeigt wurden. Mit zunehmender Personenzahl wird die richtige Anzahl Personen zunehmend schwieriger, daher ist das System mit der aktuellen Auflösung auf wenige Personen begrenzt. In grossen Aufzügen reicht der FOV nicht aus, damit sich alle Personen im Messbereich befinden.

Die Eignung von neuronalen Netzwerken für eine solche Anwendungsfall ist empfehlenswert. Mit dem neuronalen Netzwerk lassen sich aus Datensätzen Modelle für die Erkennung trainieren. Dabei spielt nicht nur die Grösse der Datensätze eine entscheidende Rolle, sondern auch die Variationen der trainierten Daten. Um die Personenerkennung noch zu verbessern müssen die Trainingssets noch verfeinert werden.

Es lässt sich kein allgemeines übergeordnet Profil erstellen, welches für alle Situationen gerecht wird. Eine wesentliche Begrenzung dafür ist die Auflösung des Sensors. Es empfiehlt sich bei der Ausarbeitung eines Datensatzes individuelle Einflussfaktoren zu beachten, damit die Qualität der Erkennung bestmöglich wird.

Wie bereits in den vorherigen Kapitel erwähnt besitzt der Sensor gerade im Aussenberich grösse Störquellen. Da das neuronale Netzwerk nur 64 Wärmebildinformation zur Verfügung hat, können bereits kleine Störeinflusse die Personenerkennung beeinflussen. Die wird daher nicht empfohlen dieses Messprinzip im Aussenbereich anzuwenden.

Im Unterkapitel 5.4 Ausblick wird zu dem aktuellen Sensor noch eine alternative Möglichkeit erläutert.

5.3 Offene Punkte

Dieser Abschnitt erläutert offene Punkte, welche im Rahmen der Arbeit nicht untersucht wurden.

thermische Grenzfälle

Es konnten aufgrund fehlender Möglichkeiten keine Messungen durchgeführt werden, welche thermische Grenzfälle abdecken. Vor allem das Verhalten des Sensor bei Umgebungstemperatur von 0°C und 37 °C bietet eventuell Erkenntnisse für den Anwendungsfall.

Bewegungsfehlverhalten

Bei der aktuellen Betrachtung wird weitgehend von stillstehenden Personen ausgegangen und dies zeigt sich auch bei der Auswertung mit der Echtzeitmesseinheit. Bewegungen verursachen, dass sich das Wärmebild einer Person kurzzeitig zum Teil bedeutend verändert. Dies kann zu einer falschen Erkennung der Personenanzahl führen.

Alternative Profile

Im Rahmen der Arbeit wurden lediglich stehende erwachsene Personen mit Grössen zwischen 162 - 187 betrachtet. Es wurden im Rahmen der Arbeit keine Kinder, Tiere und rollstuhlgängige Personen ausgemessen. Dessen Wärmebilder können von den aktuellen Profilen abweichen und führen zu fehlerhaften Ergebnissen.

chronologische Trainingssets

Das aktuelle Modell wurde mit einem grossen gemischten Datensatz trainiert, dabei wurden nur statische Situation trainiert. In Aufzügen bietet sich jedoch auch an Sequenzen anzutrainieren. Dabei werden nicht einzelne Frames trainiert, sondern chronologische Framefolgen, wie beispielsweise unterschiedlichen Anzahl Personen welche den Aufzug betreten und verlassen. Die chronologische Abfolge verändert das Trainingsverhalten, da nicht ständig neue ganz unterschiedliche Frames trainiert werden.

5.4 Ausblick

Diese Bachelorarbeit hat sich mit dem dem Panasonic Grid-Eye AMG8834 befasst. Während der Informationsbeschaffung wurde dieser mit erhältlichen Sensoren anderer Hersteller verglichen und als State-Of-The-Art beurteilt.

Es zeigt sich jedoch, dass dieses Messprinzip im Zusammenhang mit IoT zunehmend an Interesse gewinnt eit Mai 2018 wurde von der Firma Melexis der Sensor MLX90640 auf den Markt gebracht. Dieser konnte jedoch aus zeitlichen Gründen und einer aktuellen Lieferfrist von 24 Wochen¹ Dieser Sensor baut auf dem gleichen Messprinzip wieder AMG 8834 und könnte die Lücken, welche der verwendete Sensor besitzt schließen. Der MLX90640 besitzt mit einer Auflösung von 24x32 Pixel bedeutende Darstellun

¹Stand: Mouser,DigiKey 31.05.2018

6 Reflexion

Dieses Kapitel beinhaltet neben den bedeutendsten Erläuterungen zum Projektmanagement auch ein persönliches Resümee im Schlusswort. Mit den entsprechenden Danksagung an alle Personen, welche mich bei dieser Arbeit unterstützt haben, endet der inhaltliche Teil.

6.1 Erläuterungen zum Projektmanagement

Im Rahmen dieser Arbeit wurden anfänglich die Meilensteine definiert und ein Risikomanagement erstellt. Da diverse Meilensteine voneinander abhängig sind, mussten im Verlauf der Arbeit diese angepasst werden. In Anhang B und D ist der Meilensteinplan V3 und das Risikomanagement angefügt.

Neben der Planung wurden die wöchentlichen Besprechungen protokolliert und entsprechende Erkenntnisse in die Planung miteinbezogen.

Der detaillierte Projektplan V3 im Anhang C bietet vollständigen Überblick über die erledigten Tätigkeiten während der gesamten Arbeit. Dabei sind die Meilensteine grau markiert.

Es wurde ein SCRUM ähnliches Verfahren angewendet, um alle anstehenden Aufgaben systematisch abzuarbeiten. Der detaillierte Projektplan gibt zudem auch den geschätzten und effektiven Zeitaufwand der Tätigkeit wieder.

Der gesamthaft, berechnete Zeitaufwand ist in der Tabelle 6.1 dargestellt. Die entstandenen Differenz des Soll-Ist-Vergleich wird in nachfolgenden Abschnitt erläutert.

Tabelle 6.1: Soll-Ist-Vergleich zeitlicher Aufwendungen in [h]

Soll-Aufwand	Ist-Aufwand	zeitliche Differenz
420.5	472.25	52.25

Im allgemeinen wurde die Aufwände der einzelnen Tätigkeiten eher unterschätzt. Dabei sind vor allem die Zeitdifferenzen der Projektphasen; Hardware/Software V1, Datenerfassung & Auswertung TP1 und die Dokumentation ausschlaggebend für die Differenz.

Für die Informationsbeschaffung musste mehr Zeit aufgewendet werden, bis die Grundlagen des Messprinzips verstanden wurden. Daher wurde der Zeitraum verlängert.

Der Testaufbau und die Durchführungen benötigen enorm viel Zeit, da jede Messung vor- und nachbearbeitet wurde. Dabei nehmen die Parameteridentifikation und die Auswertung der Messergebnisse zusätzliche Zeit in Anspruch.

Die Softwareimplementierung des CNN war bedeutend aufwendiger als angenommen. Viele kleine Fehler verursachten Verzögerungen, daher musste dieser Projektabschnitt um eine Woche verlängert werden.

Es wurde noch Zeit aufgewendet eine Echtzeitmesseinheit zu erstellen. Diese Messeinheit war in der anfänglichen Planung nicht enthalten.

Ansonsten konnten die geschätzten zeitlichen Rahmen eingehalten werden. Für die gesamte Projektplanung sowie der Aktualisierungen des Zeitplans und der Tätigkeiten wurde eine aufsummierte

6.2 Schlusswort

Mit der zunehmenden Verbreitung von Internet of Things in alltäglichen Situation bieten simple Sensoren neue Anwendungsmöglichkeiten. Das Potential von neuronalen Netzwerken für die Bilderkennung zeigen Vorzeigeprojekte wie das MNIST Dataset. Auch in der thermografischen Bilderkennung bietet dieses Modellierungsverfahren Ansätze.

Da keine persönlichen Grundkenntnisse in diesem Themengebiet vorgängig vorhanden war, war der Einstieg in dieses Thema anfänglich zeitraubend. Dennoch konnte durch gute Literaturen und Unterstützung an der Hochschule Luzern entsprechende Kenntnisse erworben werden.

dbietet diese Bachelorarbeit ein breites Spektrum an Know-How um die vorgegebene Aufgabenstellung zu lösen.

Abschliessend ist noch zu erwähnen, dass Gerade der Bereich der intelligenten Systemen zukünftig ein mehr und mehr zentrales Thema für angehende Elektroingenieure wird. Daher ist es erfreulich, dass gerade solche Aufgaben in Zusammenarbeit mit Industriepartnern an der Hochschule Luzern in Angriff genommen werden.

6.3 Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei allen bedanken, die mich bei der Ausführung dieser Arbeit unterstützt haben. Zuallererst gebührt der Dank an Kilian Schuster, der mich als betreuender Dozent bei dieser Bachelorarbeit tatkräftige unterstützt hat, sowie mit wertvollen Hinweisen und ehrlichen Rückmeldungen zur Seite gestanden ist. Mein Dank geht auch an Manuel Serquet, der mich mit TensorFlow vertraut gemacht hat und einige Unklarheiten klären konnte.

Ebenfalls bedanken ich mich bei den Gegenlesern Julia Schuler und Marie-Theres Zimmermann für die syntaktische und inhaltliche Korrektur der wissenschaftlichen Dokumentation.

Ein spezieller Dank geht an die Immobilienverwaltungsfirma ARLEWO in Stans, welche mir ein breites Spektrum an Schindler Aufzügen bereitstellte, damit die Feldmessungen praxisnahe durchgeführt werden konnten. An diesem Punkt besten Dank auch allen Probanden, welche sich für die Feldmessungen zur Verfügung gestellt haben.

A Aufgabenstellung

Die Aufgabenstellung wurde im Februar 2018 übergeben und beinhaltet neben der Erläuterung der Aufgabe, weitere Anforderungen und Termine.

Dieses Dokument ist auch im digitalen Angang ?? einsehbar.

Horw, 19. Februar 2018
Seite 1/2

Diplomarbeit im Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnologie

Aufgabe für Herrn Daniel Zimmermann

PIR - Personendetektor

Fachliche Schwerpunkte

Signalverarbeitung & Kommunikation, Automation & Embedded Systems

Einleitung

Zu Diagnosezwecken soll die Anwesenheit von Personen in Aufzugskabinen erfasst werden. Dazu bieten sich, unter anderem, Sensoren zur Erfassung der thermischen Strahlung an. Im Rahmen der Arbeit soll daher geklärt werden, inwieweit sich bildgebende PIR (passiv Infrarot) Sensoren dazu eignen.

Aufgabenstellung

Zur Abklärung der Eignung bildgebender PIR Sensoren (z.B. AMG8834 Panasonic, 8x8 Pixel) ist ein Erfassungs- und Auswertesystem prototypisch aufzubauen, zu testen und abschliessend zu bewerten. Dies beinhaltet insbesondere:

- Einarbeitung in die Theorie PIR Sensorik
- Ausarbeitung eines methodischen Konzepts (was soll wie untersucht werden)
- Aufbau einer Messeinheit (Sensor + uP)
- Datenerfassung und Auswertung erster Testmessungen
- Konzeption und Evaluation eines Auswertealgorithmus
(z.B. basierend auf «Machine Learning», Tensorflow)
- Ausarbeitung einer Bewertung und Empfehlung für die Weiterführung

Termine

Start der Arbeit:	Montag 19.2.2018
Zwischenpräsentation:	Zu vereinbaren im Zeitraum 9.4. -4.5.2018
Abgabe Broschüre-Doku:	Freitag 25. Mai 2018, per Mail an Betreuer und H. R. Andrist
Abgabe Schlussbericht:	Freitag 8. Juni 2018, vor 15:00 im Sekretariat
Abgabe Poster-File:	Montag 18. Juni 2018 per Mail an Betreuer und H. R. Andrist
Abschlusspräsentation:	Zu vereinbaren im Zeitraum 11.6. – 30.6.2018

Horw, 19.2.2018
Seite 2/2
Diplomarbeit im Fachbereich
Elektrotechnik und Informationstechnologie

Dokumentation

Der gebundene Schlussbericht ist in 4-facher Ausführung zu erstellen. Er enthält zudem zwingend

- die folgende Selbstständigkeitserklärung auf der Rückseite des Titelblattes:
„Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig angefertigt und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel verwendet habe. Sämtliche verwendeten Textausschnitte, Zitate oder Inhalte anderer Verfasser wurden ausdrücklich als solche gekennzeichnet.
Horw, Datum, eigenhändige Unterschrift"
- einen englischen Abstract mit maximal 2000 Zeichen.
- Ein Titelblatt mit: Name des Studierenden, Titel der Arbeit, Abgabedatum, Dozent, Experten, Studiengang, Klassifikation (Einsicht/Rücksprache/Sperre)
- Eine CD-Hülle, innen, auf der Rückseite des Berichtes

Alle Exemplare des Schlussberichtes müssen termingerecht abgeben werden. Zusätzlich muss zu jedem Exemplar eine CD mit dem Bericht (inkl. Anhänge), dem Poster und den Präsentationen, Messdaten, Programmen, Auswertungen, usw. unmittelbar nach der Präsentation abgeben werden.

Ein Poster sowie Unterlagen für eine Diplomarbeitsbroschüre sind gemäss den offiziellen Layout-Vorgaben termingerecht einzureichen.

Fachliteratur/Web-Links/Hilfsmittel

Geheimhaltungsstufe: Einsicht/Rücksprache/Sperre

Verantwortlicher Dozent/Betreuungsteam, Industriepartner

Dozent Kilian Schuster kilian.schuster@hslu.ch

Industriepartner Schindler Aufzüge AG
Zugerstrasse 13
6030 Ebikon

Hr. Markus Kappeler
markus.kappeler@ch.schindler.com

Experte Erich Tschümperlin
erich.tschuemperlin@bluewin.ch

Hochschule Luzern
Technik & Architektur

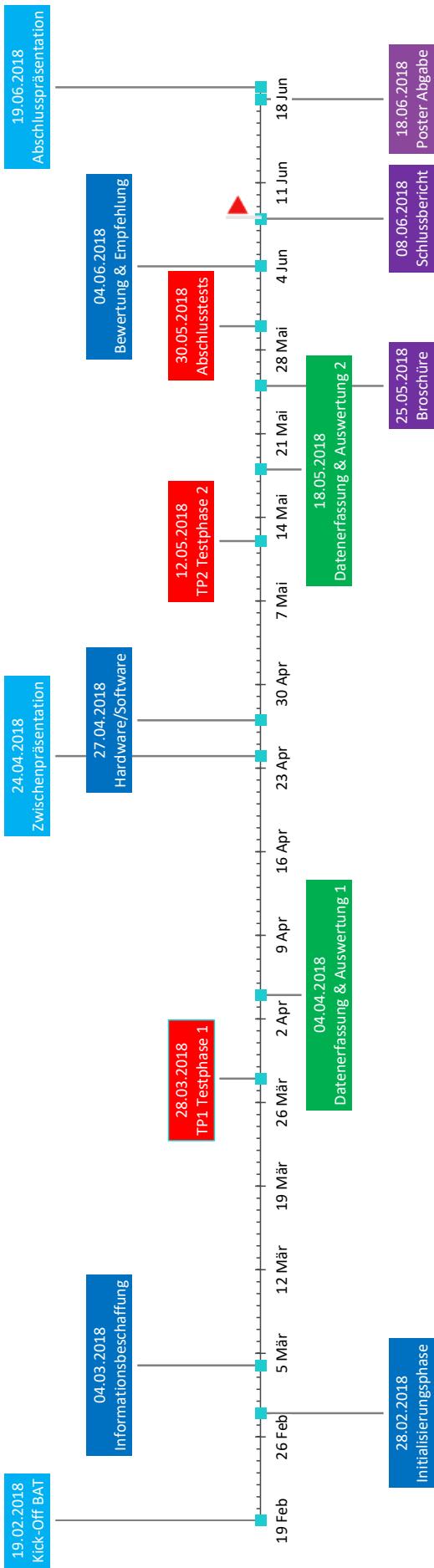
Kilian Schuster

B Meilensteinplan

Der Meilensteinplan wurde in der Initialisierungsphase erstellt und während dem Projektlauf angepasst. Die Meilensteine wurden farblich unterteilt. Die Unterteilungen sind in der Legende beschrieben.

Dieses Dokument ist auch im digitalen Angang ?? einsehbar.

Meilensteinplan P2 BAT: PIR Personenendetektor



Projektmeilensteine V3

Stand: 08.06.2018

Datum	Meilenstein	Zugewiesen an	Position	FARLEGENDE
19.02.2018	Kick-Off BAT	Daniel Zimmermann	25	SCHULISCHE VORGABE (FEST)
28.02.2018	Initialisierungsphase	Daniel Zimmermann	-15	SCHULISCHE VORGABE (VARIABLE)
04.03.2018	Informationsbeschaffung	Daniel Zimmermann	15	EIGENE VORGABE
28.03.2018	TP1 Testphase 1	Daniel Zimmermann	5	TEST FIXPUNKTE
04.04.2018	Datenerfassung & Auswertung 1	Daniel Zimmermann	-5	ASUWERTUNG FIXPUNKTE
24.04.2018	Zwischenpräsentation	Daniel Zimmermann	25	
27.04.2018	Hardware/Software	Daniel Zimmermann	15	
12.05.2018	TP2 Testphase 2	Daniel Zimmermann	5	
18.05.2018	Datenerfassung & Auswertung 2	Daniel Zimmermann	-5	
25.05.2018	Broschüre	Daniel Zimmermann	-15	
30.05.2018	Abschlusstests	Daniel Zimmermann	5	
04.06.2018	Bewertung & Empfehlung	Daniel Zimmermann	15	
08.06.2018	Schlussbericht	Daniel Zimmermann	-15	
18.06.2018	Poster Abgabe	Daniel Zimmermann	-15	
19.06.2018	Abschlusspräsentation	Daniel Zimmermann	25	

C Detaillierter Projektplan

Der detaillierte Projektplan gibt alle wesentlichen Tätigkeiten während des gesamten Projekt wieder. Dabei sind die Projektabschnitte und die Meilensteine angegeben.

Der Projektplan wurde für eine bessere Übersicht in zwei Teile unterteilt.

- Der erste Teil ist der Zeitraum von der Initialisierung bis zur Zwischenpräsentation.
- Der zweite Teil ist der Zeitraum von der Zwischenpräsentation bis zur Projektbeendigung.

Die einzelnen Tätigkeiten wurden auf zeitliche Aufwendungen geschätzt und der effektive Aufwand wird angegeben. Jedem Projektabschnitt werden die Zeitaufwendungen separat angerechnet. In jedem Teil ist in **gelber** Markierung die gesamthafte zeitliche Aufwendung angegeben.

Dieses Dokument ist auch im digitalen Angang ?? einsehbar.

D Risikomanagement

Das Risikomanagement wurde in der Initialisierungsphase erstellt und gibt Auskunft, welche Risiken bei dieser Arbeit zu beachten sind.

Eine Bewertung der Wahrscheinlichkeit und den Auswirkungen gibt Auskunft, welche Risiken vorrangig beachtet werden müssen. Dabei wurden die Risiken in Standardrisiken und Projektbezogene Risiken unterteilt.

Dieses Dokument ist auch im digitalen Angang ?? einsehbar.

Risikoanalyse: PIR Personendetektor

Risikotyp	Nr.	Wahr- sch.	Aus- wirk.	Beschreibung	Behandlung und Kontrolle	Hinweise Status	Massnahmen / Nächster Schritt
Standardrisiken							
Ressourcen	1	1	3	Materialverlust / Diebstahl	Material geschützt veräumen und lagern	nicht eingetroffen	gleichwertige Alternativen suchen und evaluieren, Projektplanung ändern.
Ressourcen	2	1	3	Materialdefekt	Material geschützt veräumen und lagern	nicht eingetroffen	gleichwertige Alternativen suchen und evaluieren, Reserven einplanen, Alternative suchen
Ressourcen	3	1	2	Liefergässer / Komponenten nicht verfügbär.	Liefertermine und Stückzahl frühzeitig kontrollieren	nicht eingetroffen	gleichwertige Alternativen suchen und evaluieren, Projektplanung ändern.
Ressourcen	4	1	2	Kosten zu hoch	Vor Bestellungen Kostenübersicht erstellen, Ständiger Kostenüberschlick wahren.	nicht eingetroffen	Materialien returnieren, billiger Ersatz finden,, Absprache mit Dozenten.
Ressourcen	5	2	1	Kenntnisse und Fähigkeiten uneinheitlich	grundliche Recherche, Unterstützung holen, Kenntnisse erwerben.	nicht eingetroffen	Unterstützung beziehen, Nachträgliche Erarbeitung
Ressourcen	8	2	3	Datenverluste	VCS benutzen, Daten auf Cloud speichern, Dokumentation au jour halten, Notizen machen	nicht eingetroffen	Datensicherung, letzter Stand schnellstmöglichst wiederherstellen
Dokumentation	7	1	3	Nachvollziehbarkeit nicht gewährleistet	Dokumentation ablegen.	nicht eingetroffen	Dokumentation überarbeiten, an Randzeiten Überarbeitungen machen
Dokumentation	8	3	1	zu wenig Bilder, Quellen, Daten für Dokumentation	Bilder speichern, Quellen hinterlegen, Daten/Infos ablegen.	nicht eingetroffen	Nachträgliche Suche, nachträgliche Erarbeitung
Planung	9	1	3	Ausfall durch Krankheit/Unglück	Kommunikation mit Dozenten, Reserven einplanen	nicht eingetroffen	Kommunikation mit Dozenten wenn gravierend, Planungsänderung
Ressourcen	10	2	1	Kenntnisse und Fähigkeiten unzureichend	grundliche Recherche, Unterstützung holen, Kenntnisse erwerben	nicht eingetroffen	Unterstützung beziehen, Nachträgliche Erarbeitung
Projektbezogene Risiken							
Kommunikation	101	3	1	3	Termine werden nicht eingehalten	nicht eingetroffen	schnellstmöglichst neuer Termin festlegen
Kunde	102	3	1	3	Anforderungen ändern sich	nicht eingetroffen	Planungsänderungen, besprochene Anpassungen durchführen
Planung	103	2	1	2	Planungsfehler entscheiden	nicht eingetroffen	Zeitliche Anpassungen, Absprachen mit Dozenten, Verlängerungen
Planung	104	1	3	4	Abgabetermine und Meilensteine nicht einhalten.	nicht eingetroffen	schnellstmögliche Korrektur, Planung überarbeiten
Kunde	105	2	3	6	Kunde ist mit Zwischenergebnissen nicht zufrieden	nicht eingetroffen	Änderungen nach Wunsch/Möglichkeit tätigen
Dokumentation	106	2	3	6	Dokumentation unvollständig erstellen.	nicht eingetroffen	schnellstmögliche Korrektur
Planung	107	2	3	6	Zeitknappheit	nicht eingetroffen	Prioritäten setzen, übermäßige Arbeitsblöcke vereinfachen
Software	108	2	2	4	Auswertalgorithmus funktioniert nicht	nicht eingetroffen	Fehler evaluieren, Datensätze kontrollieren, Probleme suchen
Hardware	109	2	3	6	Testauswertungen ergeben nicht nützliche Resultate.	nicht eingetroffen	Alternative suchen und realisieren
Hardware	110	1	3	3	Resultate des Sensors ungünstig	nicht eingetroffen	Fehler evaluieren, Datensätze kontrollieren, Probleme suchen
Hardware	111	1	2	2	Hardware Fehlerhaft	nicht eingetroffen	schnellstmöglichst ersetzen
Software/Hardware	112	2	2	4	Datenverarbeitung zu rechenintensiv.	nicht eingetroffen	
Software/Hardware	113	2	2	4	Störquellen verursachen	nicht eingetroffen	Dimension ausloten, unnötige Dienste ausschalten
Software	114	2	3	6	Software zu verschachtelt, unüberschaubar.	nicht eingetroffen	Alternative suchen, Störquellen erüieren und vermeiden
Software	115	2	2	4	Fehler bei den Datenverarbeitung	nicht eingetroffen	Alternative Implementierung
					Verursacht Folgefehler	nicht eingetroffen	Systematische Fehlersuche, Folgefehler eruieren und beheben
Legende		Wertebereich		Risikotypen		Ressourcen	
1		2		3		Kunde	
Plaus		Kommunikation		Dozenten		Software	
Hardware							

E Übersicht Datensätze

Es wird nachfolgend die 3 verschiedene Datensätze aufgezeigt. Dabei werden die wichtigsten Eigenschaften der erstellten Profile dargelegt. Neben den Datensätzen werden noch die Eigenschaften des ausgewählten Aufzug. Es werden alle relevanten Parameter der Aufzugsprofile angegeben. Die erstellten Datensät