

# Bachelor-Thesis BAT

HOCHSCHULE LUZERN T&A

STUDIENGANG ELEKTROTECHNIK

## 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, 14. März 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. Juli 2017

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.

# Abstract

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 eingebaute Lichtquellen, sowie Reflexionen und Emissionen der umgebenden Materialien ermittelt.

In einem weiteren Schritt wird mittels maschinellen Lernens und vorgängig vorbereiteten 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 Infrarot Sensoren in Personenaufzügen konnte mit dieser Arbeit unter entsprechenden Einschränkungen, welche im Dokument ausgeführt sind, erfolgreich verifiziert werden. Ein Bewertungsraster und entsprechende Empfehlungen bieten die Möglichkeit für weitere Untersuchungen bzw. offenen Punkte.

# Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis . . . . .	1
Abbildungen . . . . .	4
Tabellen . . . . .	5
Formeln . . . . .	5
Literaturverzeichnis . . . . .	7
<b>1 Einleitung</b>	<b>7</b>
1.1 Aufgabenstellung . . . . .	7
1.2 Ziele . . . . .	8
1.3 Methodik . . . . .	8
<b>2 Informationsbeschaffung</b>	<b>9</b>
2.1 Grid-Eye AMG8834 . . . . .	9
2.2 Physikalische Aspekte . . . . .	11
2.3 geometrische Aspekte . . . . .	14
2.4 Messobjekt und Messumgebung . . . . .	15
2.5 Fazit . . . . .	19
<b>3 Testdurchführungen</b>	<b>20</b>
3.1 Messinstrumente . . . . .	20
3.2 Grundlagenmessungen . . . . .	20
3.3 Personenmessungen . . . . .	25
3.4 Fazit . . . . .	28
<b>4 Personendetektion</b>	<b>29</b>
4.1 Datenverarbeitung . . . . .	29
4.2 Datenmanipulation mittels Interpolation . . . . .	30
4.3 Symmetrische Erweiterung . . . . .	32
4.4 Profilbildung . . . . .	32
4.5 Aufbau Convolution Neural Network . . . . .	33
4.6 Training und Validierung . . . . .	35
4.7 Ergebnisse . . . . .	36
4.8 Echtzeitpersonenerkennung . . . . .	38

4.9 Fazit . . . . .	39
<b>5 Empfehlung und Bewertung</b>	<b>41</b>
5.1 Teilbewertungen . . . . .	41
5.2 Gesamtbewertung . . . . .	41
5.3 Empfehlung . . . . .	41
5.4 Weiteres Vorgehen . . . . .	41
5.5 Offene Punkte . . . . .	42
5.6 Ausblick . . . . .	42
<b>6 Reflexion</b>	<b>44</b>
6.1 Erläuterungen zum Projektmanagement . . . . .	44
6.2 Schlusswort . . . . .	44
6.3 Danksagung . . . . .	44
<b>A Meilensteinplan</b>	<b>I</b>
<b>B Detaillierter Projektplan</b>	<b>II</b>
<b>C Risikomanagement</b>	<b>III</b>
<b>D Übersicht Datensätze</b>	<b>IV</b>
<b>E Emissionsgradtabelle</b>	<b>V</b>
<b>F Digitale Projektanhänge</b>	<b>VI</b>
F.1 Ordnerstruktur CD . . . . .	VI

# Abkürzungverzeichnis

ASCII	American Standard Code for Information Interchange Standardisierte 7-Bit Zeichencodierung
ASIC	Anwendungsspezifische Integrierte Schaltung eine elektronische Schaltung, die als integrierter Schaltkreis realisiert wurde
ADC	Analog/Digital-Converter Element zur Umsetzung von analogen Signalen
CNN	Convolutional Neural Network künstliches neuronales Netzwerk, vorwiegend für Bildverarbeitung
CSV	Comma-separated values simples Dateiformat, welches Daten Komma separiert anlegt
IoT	Internet of Things Technologien einer globalen Infrastruktur der Informationsgesellschaften
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 verbreiteter Datensatz von handgeschriebenen Ziffern zum Gebrauch als Trainingsset in der Anwendung von maschinellen Lernen
NETD	Rauschäquivalente Temperaturdifferenz Ein Maß für das Bildrauschen einer Infrarotkamera
PIR	Passiv Infrarot Sensoren Sensor der auf langwellige Infrarotstrahlen reagiert
FOV	Field Of View bezeichnet den Bereich im Bildwinkel eines optischen Sensors

UART              Universal Asynchronous Receiver Transmitter  
                    Schnittstelle zur asynchronen seriellen Datenübertragung

# Abbildungen

2.1	Aufbau des AMG8834 Sensors . . . . .	9
2.2	Schema des AMG8834 Sensors . . . . .	10
2.3	Aufbau Thermosäulenelement . . . . .	11
2.4	Aufbau Thermosäule . . . . .	13
2.5	Skizze Geometrie des Field Of View (FOV) . . . . .	14
2.6	Wärmebild eines Probanden vollbekleidet . . . . .	16
2.7	Wärmebild eines Probanden teilbekleidet . . . . .	16
2.8	Messresultate ohne Kopfbedeckung . . . . .	17
2.9	Messresultate mit Kopfbedeckung . . . . .	17
2.10	Edelstahl warmgewalzt . . . . .	18
2.11	Emissionsgrad in Abhängigkeit zur Wellenlänge . . . . .	18
2.12	Wärmebild einer Glühbirnen-Beleuchtung . . . . .	19
2.13	Wärmebild einer LED-Spotbeleuchtung . . . . .	19
3.1	konstantes Temperaturverhalten . . . . .	21
3.2	Streuung der einzelnen Pixel im Vergleich . . . . .	22
3.3	Streuung der einzelnen Pixel im Vergleich . . . . .	23
3.4	. . . . .	24
3.5	. . . . .	25
3.6	Messraster für Personenmessungen . . . . .	26
3.7	Medianwerte Messung V1 Kategorie G . . . . .	27
3.8	Medianwerte Messungen 3 Personen Kategorie: GMK . . . . .	28
4.1	Datenframes des EVAL Boards . . . . .	29
4.2	Originalframe . . . . .	30
4.3	bikubische interpoliert . . . . .	30
4.4	Temperaturkorrektur . . . . .	31
4.5	Originales Frame . . . . .	32
4.6	Rotierte und gespiegelte Frames . . . . .	32
4.7	Aufbau des Convolutional Neural Network . . . . .	34
4.8	Trainingsverlauf Profil 1 . . . . .	35
4.9	Confusion Matrix Profil 1 . . . . .	36

---

4.10 Confusion Matrix Profil 2 . . . . .	37
4.11 Confusion Matrix Profil 3 . . . . .	37
4.12 Gesamtprofil . . . . .	38
4.13 Trainingsverlauf Profil 1 . . . . .	39

# Tabellen

2.1	Physikalische Größen . . . . .	11
2.2	Emissionsgrade von üblichen Aufzugsmaterialien . . . . .	17
3.1	Masse der Probanden . . . . .	26
4.1	Zusammensetzung der Profile . . . . .	33
4.2	Zusammensetzung des Testprofils . . . . .	33

# Formeln

2.2.1	Seebeck-Effekt . . . . .	12
2.2.2	Plank'sches Strahlungsgesetz . . . . .	12
2.2.3	Wärmestrahlung . . . . .	12
2.2.4	Energieerhaltung der Wärmestrahlung . . . . .	13
2.2.5	Emissionsgrad bei thermischem Gleichgewicht . . . . .	13

## 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](http://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](https://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](http://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](http://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](http://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](http://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](https://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/](http://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](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, daher 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 von 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

An diesem Punkt setzt nun die Aufgabenstellung dieser Bachelorarbeit an. Es soll die Eignung von Passiv Infrarot Sensoren (PIR) für eine solche Messeinheit geprüft werden. 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 ein prototypische Messeinheit und einen Auswertealgorithmus entwickelt werden, mit welchem sich Personen innerhalb des Messbereichs detektieren lassen. Abschließend wird das Messprinzip beurteilt und eine Empfehlung für die Weiterführung gebildet.

## 1.2 Ziele

In erster Linie soll mit dieser Arbeit die Fragestellung geklärt werden, ob sich bildgebende PIR für die Personendetektion in Personenaufzügen eignen. Ziel dieser Bachelorarbeit 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 einen 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 A - C beinhaltet neben den 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 D sind die erarbeiteten Datensätze für Tensorflow kurz spezifiziert. Der gesamte programmierte Quellcode, die Rohdaten, sowie die vorbereiteten Datensätze stehen im digitalen Anhang E zur Verfügung.

## 2 Informationsbeschaffung

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

### 2.1 Grid-Eye AMG8834

Der verwendete Panasonic AMG8834 ist ein bildgebender Mikroelektromechanisches System (MEMS)-Sensor, der mit insgesamt 64 temperaturempfindlichen Thermosäulenlementen 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.

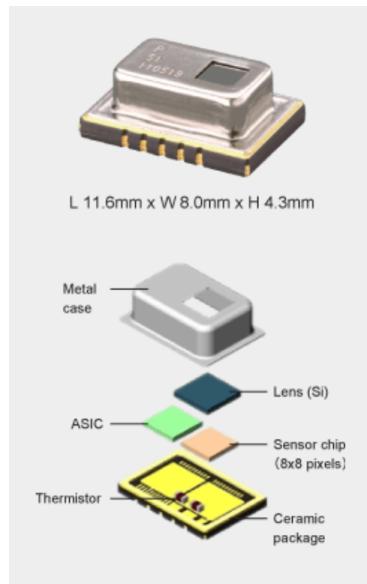


Abbildung 2.1: Aufbau des AMG8834 Sensors  
[Panasonic A&I Systems Europe GmbH 2016]

Die eintreffenden Infrarotwellen werden durch die Siliziumlinse, welche einen FOV von 60° besitzt, gefiltert. Dabei durchdringen lediglich langwellige Infrarotstrahlungen mit den Wellenlängen 8-13 µm die Linse.

In Abbildung 2.2 ist das Prinzipschema des Sensors darstellt. 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 Bedingungen<sup>1</sup> eine Genauigkeit von +/- 2.5°C.

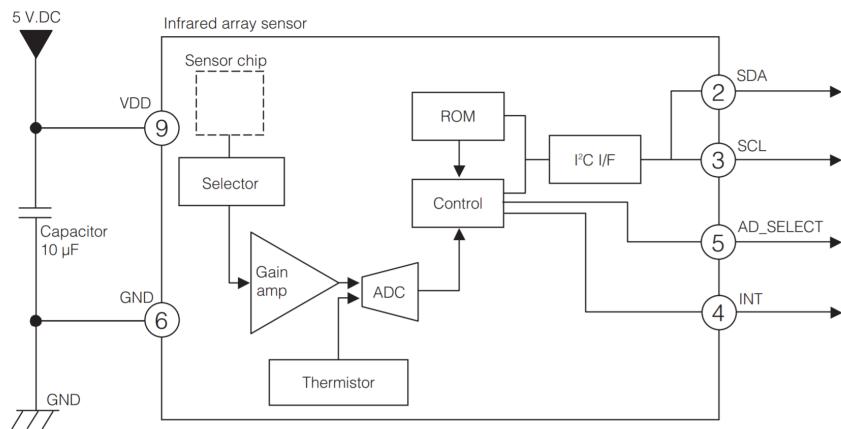


Abbildung 2.2: Schema des AMG8834 Sensors  
[Panasonic A&I Systems Europe GmbH 2016]

Über die Inter-Integrated Circuit (I<sup>2</sup>C)-Schnittstelle lassen sich die Werte der Thermoelemente und der Thermistoren je aus 2 Register 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. In Abbildung 2.2 ist klar ersichtlich, dass die Umgebungstemperatur, bzw. die Temperatur, welche vom Thermistor gemessen wird, direkten Einfluss auf die Pixelwerte besitzt. Variieren die Thermistorwerte aufgrund von Raumtemperaturschwankungen entstehen bei den Pixelwerten dadurch entsprechende Schwankungen.

<sup>1</sup>Umgebungstemperatur 0-80 °C bei Luftfeuchtigkeit 15-85%

## 2.2 Physikalische Aspekte

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

Grösse	Bezeichnung	Einheit
Thermospannung	$U_t$	J
Thermokraft P/N -Silizium	$\alpha_p, \alpha_n$	V/K
Temperatur P/N -Silizium	$T_p, T_n$	V/K
Wärmestrom	$\dot{Q}$	J
Emission	$\epsilon$	—
Reflektion	$\rho$	—
Transmission	$\tau$	—
Absoprtion	$\alpha$	—
Strahlungsleistung	$\dot{Q}$	W
spektrale spezifische Ausstrahlung	$M_\lambda$	W/sr <sup>2</sup>
Planksches Wirkungsquantum	$h$	Js
Lichtgeschwindigkeit im Vakuum	$c$	m/s
Stefan-Boltzmann-Konstante	$\sigma$	W/m <sup>2</sup> K <sup>2</sup>

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. Es entsteht zwischen der erwärmten, n-dotierten Siliziumschicht (4) und der kühleren p-dotierten Siliziumschicht (6) ein Temperaturgefälle.

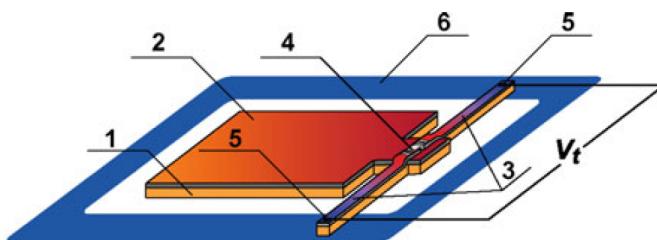


Abbildung 2.3: Aufbau Thermosäulenelement  
[Panasonic A&I Systems Europe GmbH 2016]

Durch die unterschiedlichen Thermokräfte<sup>3</sup> 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 unwe sentlich ist weiter die Betrachtung der Strahlungsquellen. Grundsätzlich gilt, jeder Körper, der eine Temperatur oberhalb des absoluten Nullpunkt<sup>3</sup> 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 und exponentiell von der Temperatur abhängig. Durch die Siliziumlinse des Sensors werden Störquellen, welche andere Wellenlängen aufweisen, gefiltert. Dies ist vor allem bei Lichtquellen ein relevante Eigenschaft. Da dessen Spektrum sich tiefer<sup>4</sup> befinden, 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 einen

<sup>3</sup>auch Seebeckkoeffizienten genannt

<sup>3</sup>als 0 K festgelegt, das entspricht -273,15 °C.

<sup>4</sup>Bereich 0.4µm - 2 µm

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

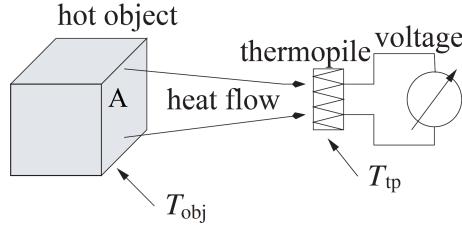


Abbildung 2.4: Aufbau Thermosäule

[Michael Arndta 2007]

Das Stefan-Boltzmann-Gesetz deutet auf eine weitere relevante physikalische Gegebenheit hin, der mit dem Emissionsgrad  $\epsilon$  in Verbindung steht.

Der Emissionsgrad  $\epsilon$  ist ein materialabhängiger Faktor, welcher zwischen 0-1 angegeben wird. Dieser gilt für graue Körper d.h. für Körper, dessen Oberfläche auftreffende Strahlung nicht vollständig absorbieren. Diese Eigenheit gilt für alle realen Körper. Da der Emissionsgrad von dem 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 erläutert. 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 Festkörper ausgegangen wird, fällt die Transmission  $\tau$  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 Raumhöhe von 2.10 m ausgegangen.<sup>5</sup>

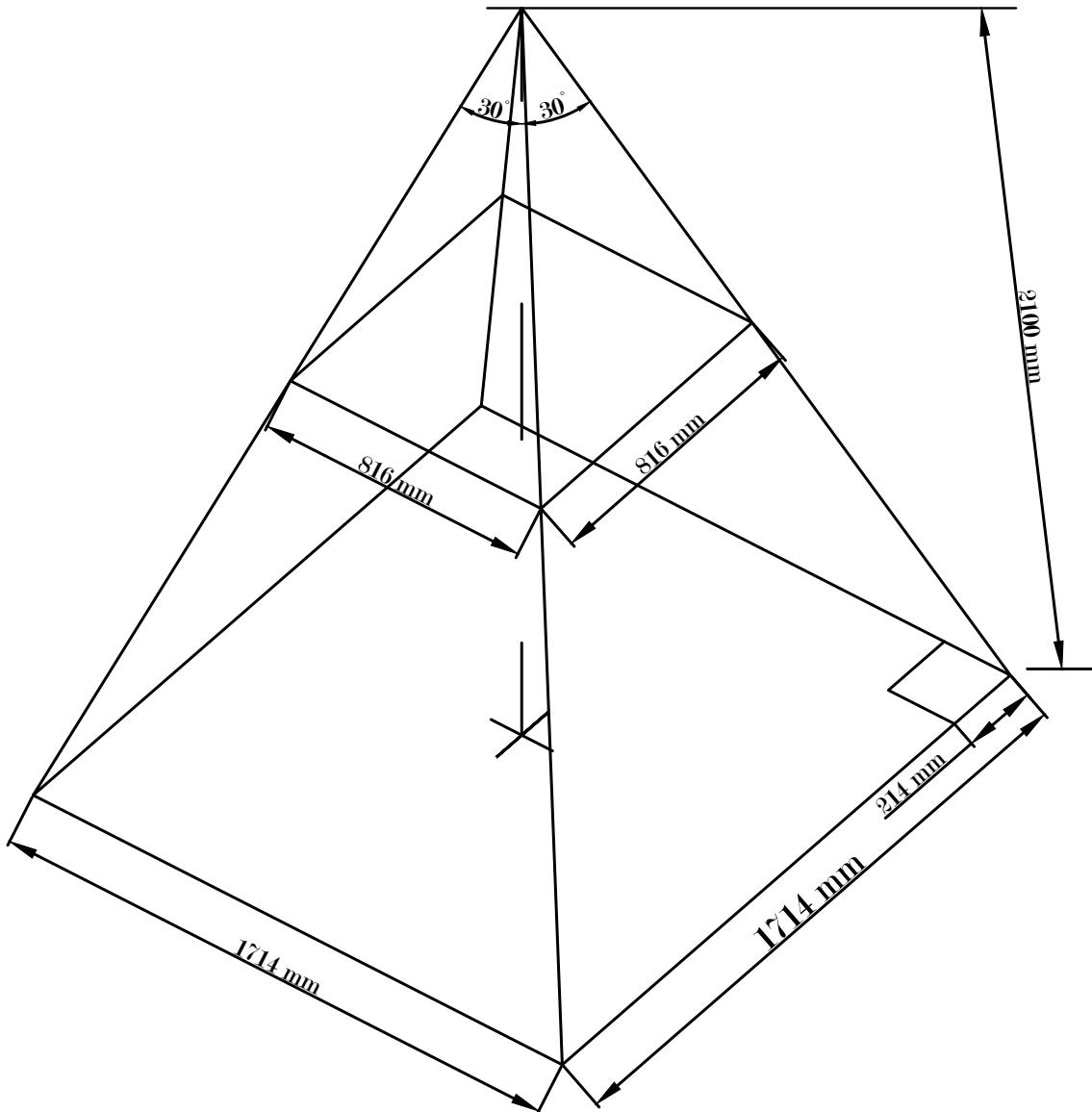


Abbildung 2.5: Skizze: Geometrie des FOV

<sup>5</sup>nach Standardkabine EN 81-20

Da die Strahlungsintensität mit zunehmender Distanz im Quadrat abnimmt<sup>6</sup>, spielt die Distanz zum Messobjekt eine entscheidende Rolle. Neben der Distanz zum Objekt ist jedoch für den Einsatz in Personenaufzügen der FOV des Sensors ziemlich entscheidend. In der Abbildung ist zu sehen, dass bei der festgelegten Raumhöhe eine Fläche von maximal  $2.94 \text{ m}^2$  abgedeckt wird. Bei der Messung von Personen ist jedoch ein Messabstand zwischen 10 bis 110 cm nötig. In diesem Bereich kann jedoch mit dem aktuellen FOV von  $60^\circ$  im besten Fall eine Fläche von  $0.666 \text{ m}^2$  erfasst werden.

Um eine Aufzugskabine mit 8 Personen<sup>7</sup> 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 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 Kennwerte von Personen zusammengetragen, sowie die Messumgebung auf Störquellen und Einflussfaktoren begutachtet. 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  $37^\circ\text{C}$ . Am kältesten ist die Haut, die etwa 4 bis 7 Kelvin (Grad) kälter ist. Die Aufteilung der verschiedenen Arten der Wärmeabgabe beträgt bei einem ruhenden Menschen in einer Umgebung von  $20^\circ\text{C}$ :

- 46 % Strahlung
- 33 % Konvektion<sup>8</sup>
- 19 % Schwitzen
- 2 % Atmung

<sup>6</sup>nach Abstandsgesetz

<sup>7</sup>Masse: (HxBxT)  $2100 \times 1100 \times 1400$  [mm]

<sup>8</sup>Konvektion 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.

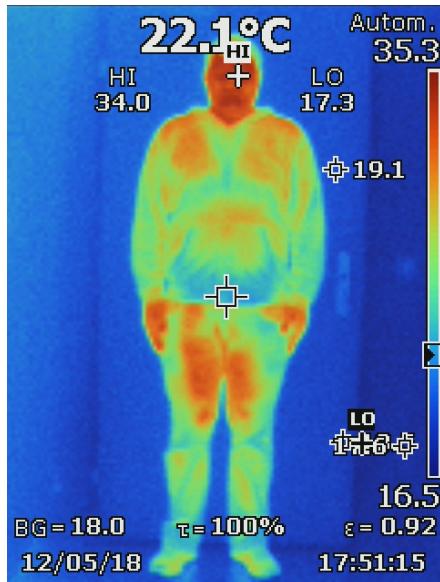


Abbildung 2.6: Wärmebild eines Probanden vollbekleidet

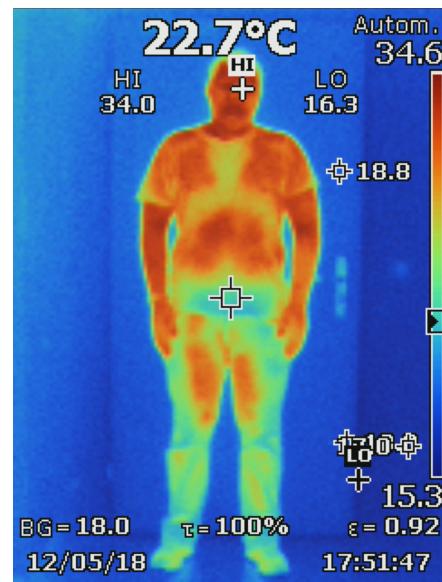


Abbildung 2.7: Wärmebild eines Probanden teilbekleidet

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

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.

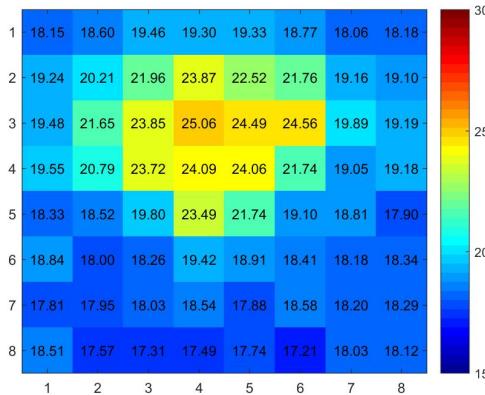


Abbildung 2.8: Messresultate ohne Kopfbedeckung

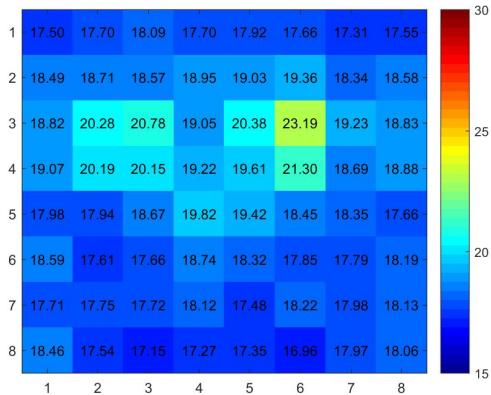


Abbildung 2.9: Messresultate mit Kopfbedeckung

In Abbildung 2.8 und 2.9 sind die Sensorwerte der einzelner Pixel dargestellt. Durch das Tragen einer Mütze mit Umgebungstemperatur 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 der verbauten Leuchtmittel.

Wie bereits in 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 das 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.<sup>9</sup>. In Tabelle 2.2 sind in Aufzügen übliche Materialien aufgeführt.

Tabelle 2.2: Emissionsgrade von üblichen Aufzugsmaterialien

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

<sup>9</sup> zu entnehmen Emissionsgradtabelle Anhang E

Ein besonderes Augenmerk gilt in 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.

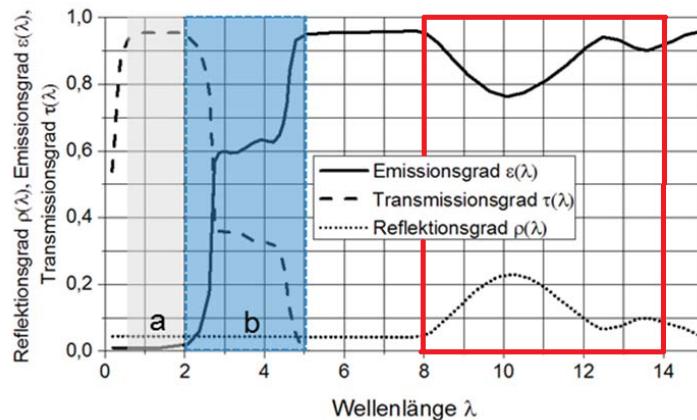


Abbildung 2.11: Emissionsgrad in Abhängigkeit zur Wellenlänge von Glas  
Eberhard Vorein, Sven Juettner, Ulrike Siemer 2015

Aus der Grafik geht hervor, dass im Arbeitsbereich des Sensors<sup>10</sup> die Transmission ausgeschlossen werden kann. Es besteht jedoch die Schwierigkeit den Emissions- und Reflektionsanteil zu bestimmen, da dieser je nach Wellenlänge schwankt.

<sup>10</sup>zwischen 8-14  $\mu\text{m}$ , in Abbildung rot markiert

Die oben genannten Eigenschaften fallen hauptsächlich ins Gewicht, wenn externe Störquellen wie beispielsweise das Sonnenlicht in eine Aufzug wirken. Der Aufzug an sich besitzt lediglich eine einzige innere Störquelle, welche mit der Beleuchtung zu tun hat.

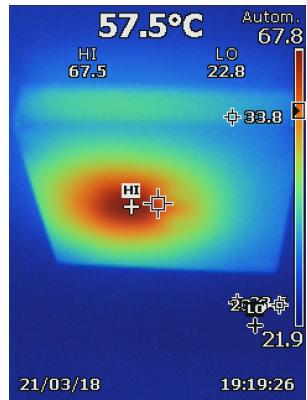


Abbildung 2.12: Wärmebild einer Glühbirnen-Beleuchtung

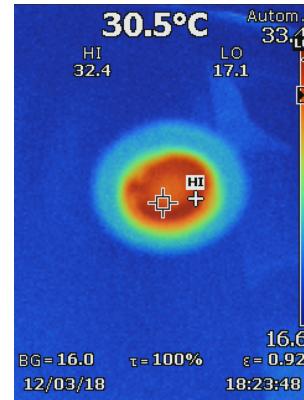


Abbildung 2.13: Wärmebild einer LED-Spotbeleuchtung

Da sich die Wellenlängen von üblichen Lichtquellen in tieferen Bereich<sup>11</sup> befinden, können die Strahlungen ausgeschlossen werden. Einzig die Betriebstemperatur der Lichtquelle kann den Sensor beeinflussen. Daher empfiehlt es sich, den Sensor nicht nahe von 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 Linsenanpassung 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 Edelstahlverkleidungen können durch den tieferen Emissionsgrad mehr Reflexionen durch externe Störquellen verursacht werden. Die verwendeten Leuchtmittel besitzen kaum Einfluss, sofern der Sensor nicht in der Nähe der Lichtquellen platziert wird.

<sup>11</sup>maximal 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 F geben detailliert Auskunft über die Testdurchführung. Einige Resultate wurden bereits im vorherigen Kapitel eingebunden. Auf den nachfolgenden Seiten werden weitere bedeutendsten 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\_V2<sup>12</sup> wandelt die Rohdaten in Comma-separated values (CSV)-Files um, damit diese mit Matlab und Python verwendet werden können.<sup>13</sup>

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 Messwerte verifiziert werden können. Entsprechende Datenblätter sind im digitalen Anhang F einsehbar.

### 3.2 Grundlagenmessungen

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

---

<sup>12</sup>im digitalen Anhang bereitgestellt

<sup>13</sup>nähere Erläuterungen folgen im Kapitel 4

### 3.2.1 Streuung

**Fragestellung:** Um eine Person zu detektieren, benötigt es eine Temperaturdifferenz zwischen dem Hintergrund und der Person. Daher stellt sich die Frage wie gross die Streuung des Sensors ist. 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 22.6°C warme Oberfläche ausgemessen. In Abbildung 3.1 sind die Thermistorwerte(blau) und die 64 Pixelwerte(zwischen rot & orange) dargestellt.

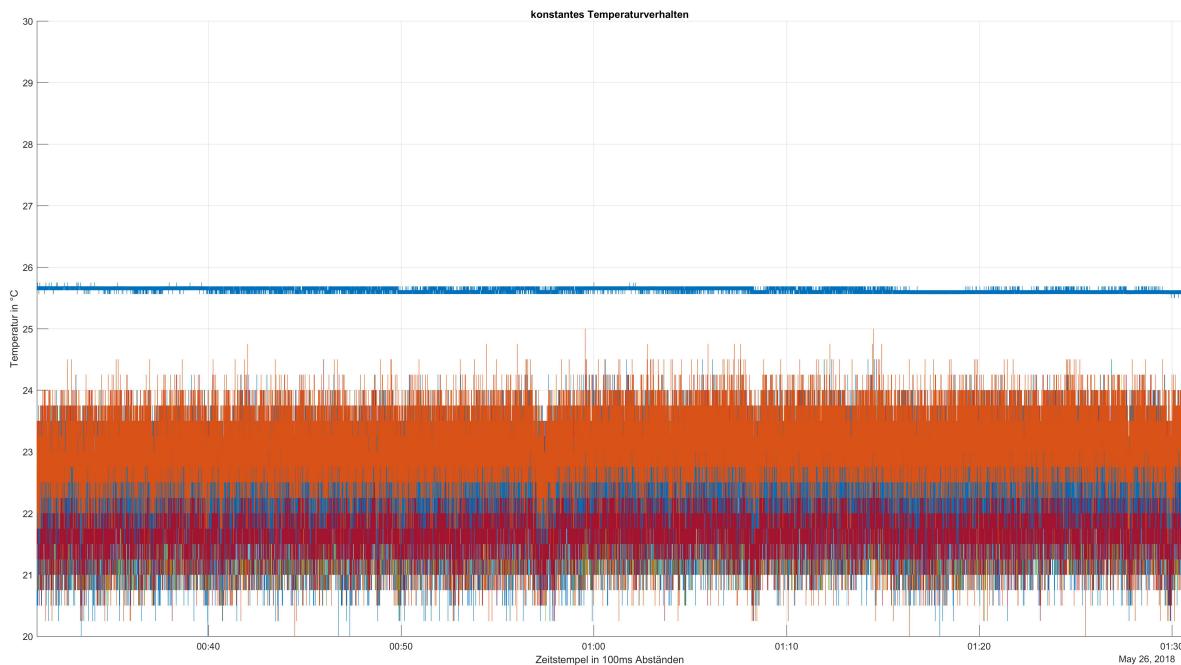


Abbildung 3.1: konstantes Temperaturverhalten

**Ergebnisse:** Es fällt auf, dass der Thermistorwert (blau) entgegen den Erwartungen eine höhere Temperatur (25.5°C anstelle 22.5°C) aufweist. Es wurden mehrere Eval Kits ausgetestet und es konnte kein einheitlicher Offset<sup>13</sup> eruiert werden. Es ist von Exemplarstreuungen auszugehen. Die Thermistorwerte sind im Allgemeinen um mehrere Grad höher als die effektive Werte.

Zusätzlich ist in der Abbildung 3.1 ersichtlich, dass die Temperaturwerte der einzelnen Pixel nicht auf gleichen 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 einheitlicher Oberflächentemperatur, einheitliche Werte liefern. Die Messabweichung aller 64 Pixel liegt jedoch im Bereich von +/- 1.5°C vom Mittel.

<sup>13</sup>konstanter Versatz von Effektivwert

Diese Messung bietet eine weitere Erkenntnis im Zusammenhang mit der Streuung. Es wurde in nachfolgender Grafik 3.3 festgestellt, dass die Sensordaten einer Gaussverteilung<sup>14</sup> folgen. Daher wurde die Varianzen<sup>15</sup> der einzelnen Pixelwerte ausgewertet. Dabei stellte sich heraus, dass die zentralen Pixel tiefere Varianzen aufweisen, als die äusseren Pixel.

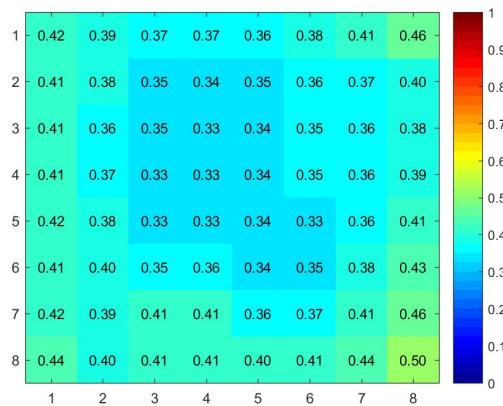


Abbildung 3.2: Streuung der einzelnen Pixel im Vergleich

Dies könnte in Verbindung mit der konvexen Linse entstehen, da die Sammellinse an den Rändern mehr Beugungen und Brechungen zulässt. Ein weitere These könnte die grössere Messdistanz aufgrund des FOV an den Randpunkte sein. 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:** Die Theorie in Unter 2.4.2 wurde bereits 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:** Der Sensor wurde während 10 Minuten auf in einem Abstand von 1m auf eine Betonfläche gerichtet. Die verwendeten Lichtquellen ist unterhalb davon angebracht und wirkt auf die selbe Fläche. Dabei wurde der Sensor von der Lichtquelle abgeschattet. Die Umgebungstemperatur ist bei allen Durchführungen bei 22°C +/- 1°C.

<sup>14</sup>auch Normalverteilung genant

<sup>15</sup>Abweichung vom Mittelwert

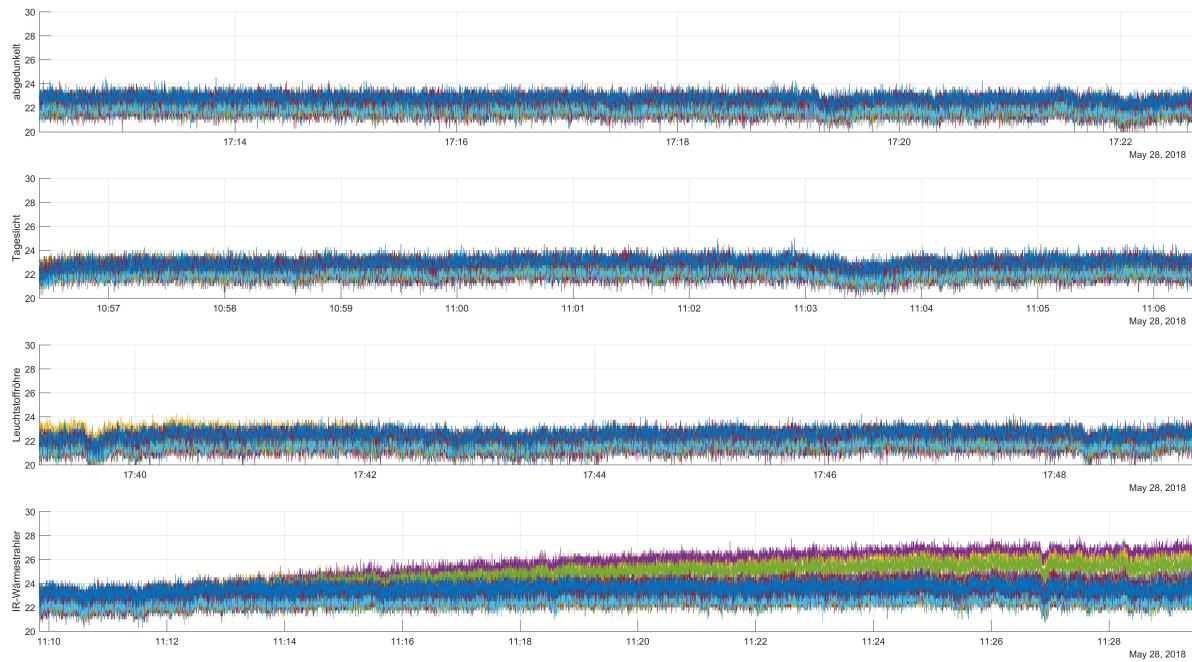


Abbildung 3.3: Streuung der einzelnen Pixel im Vergleich

**Ergebnisse:** Wie erwarten 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 führt.

### 3.2.3 Einfluss von Sonneneinstrahlung

**Fragestellung:** Der Sensor ist empfindlich auf Infrarotreflexionen und auf die Temperaturen der Messobjekte<sup>16</sup>. Dabei ist die Sonne eine bedeutende Infrarotstörquelle. Daher wurde im Außenbereich eine Betonoberfläche<sup>17</sup> ausgemessen, damit Aussagen über die Sonneneinwirkung gemacht werden.

**Vorgehen:** In einem kurzen 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. Dabei herrschte eine Umgebungstemperatur von 25 °C.

<sup>16</sup>siehe Unterkapitel 2.2

<sup>17</sup>Emissionsgrad 0.92 nach Anhang E

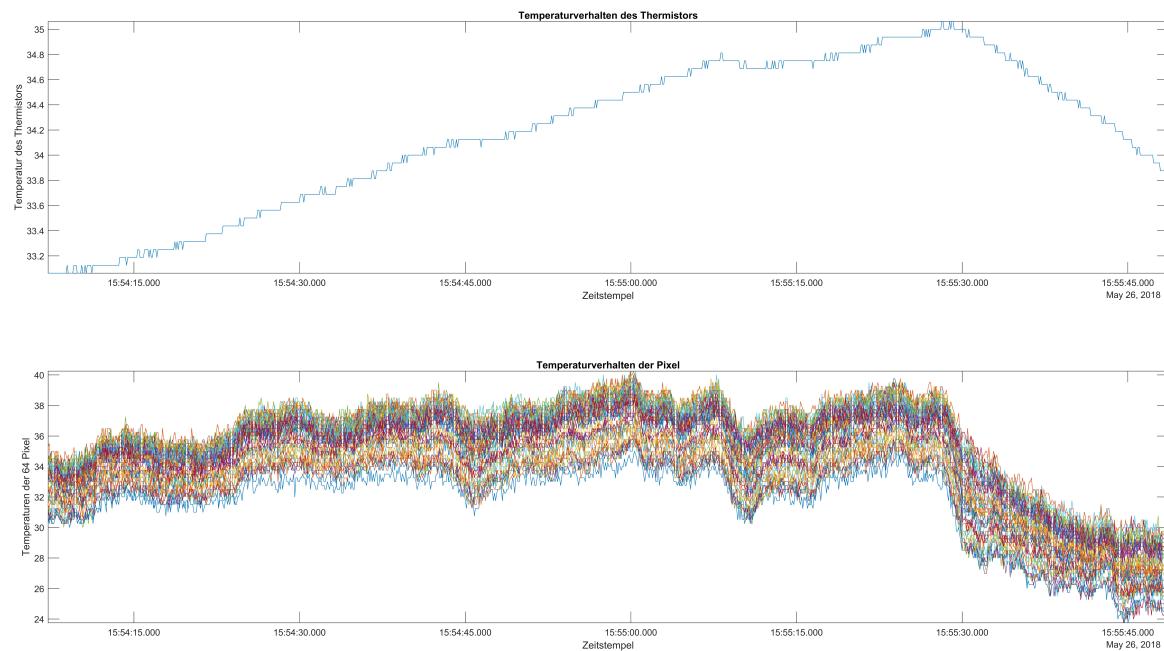


Abbildung 3.4

**Ergebnisse:** In der Abbildung 3.4 sind die Temperatur und Pixelwerte dargestellt. Einerseits ist ersichtlich das 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 Wärmestrahlung 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. Dabei 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. Dabei ist der Sensor bei einem Abstand von 1m auf eine Betonfläche gerichtet. Dabei herrschte eine Umgebungstemperatur von 25.2°C.

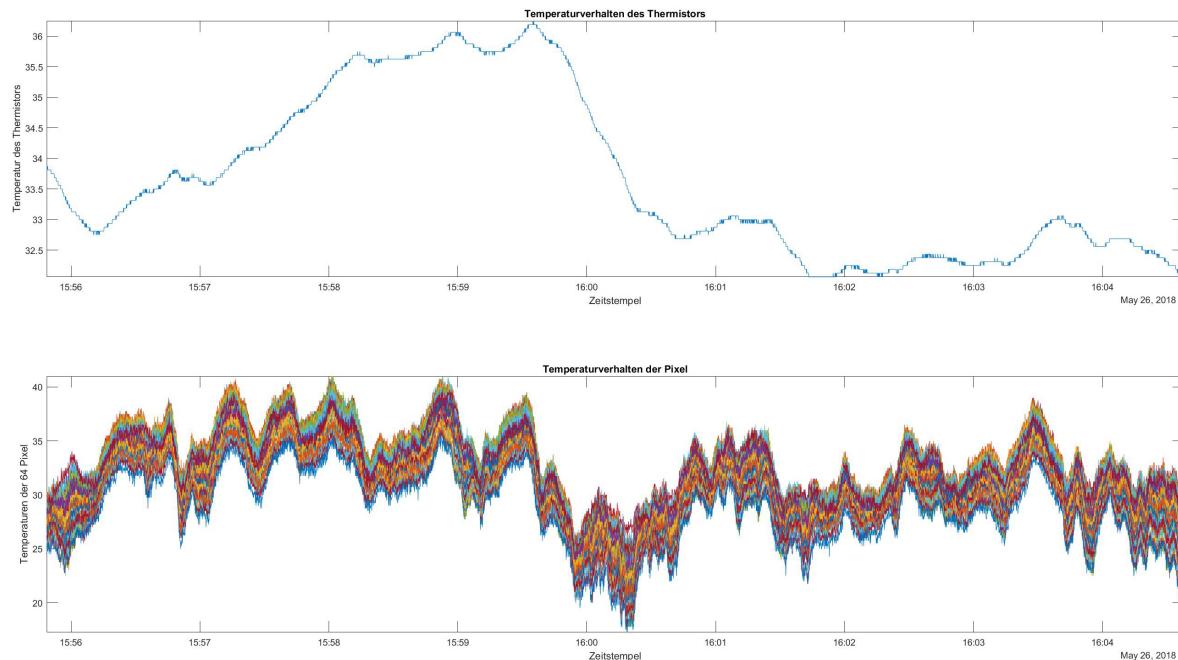


Abbildung 3.5

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

### 3.3 Personenmessungen

Bei der 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 Messbereichs des Sensors Verhalten und anderseits dienen diese Messdaten gleichzeitig den Datensätzen für die weitere Schritte.

**Vorgehen:** Es standen insgesamt 6 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 über die Masse der Probanden Auskunft. Bei den Werten wurden immer die größten Werte eingetragen.

Tabelle 3.1: Masse der Probanden

	Grösse [cm]	Breite [cm]	Tiefe [cm]	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.

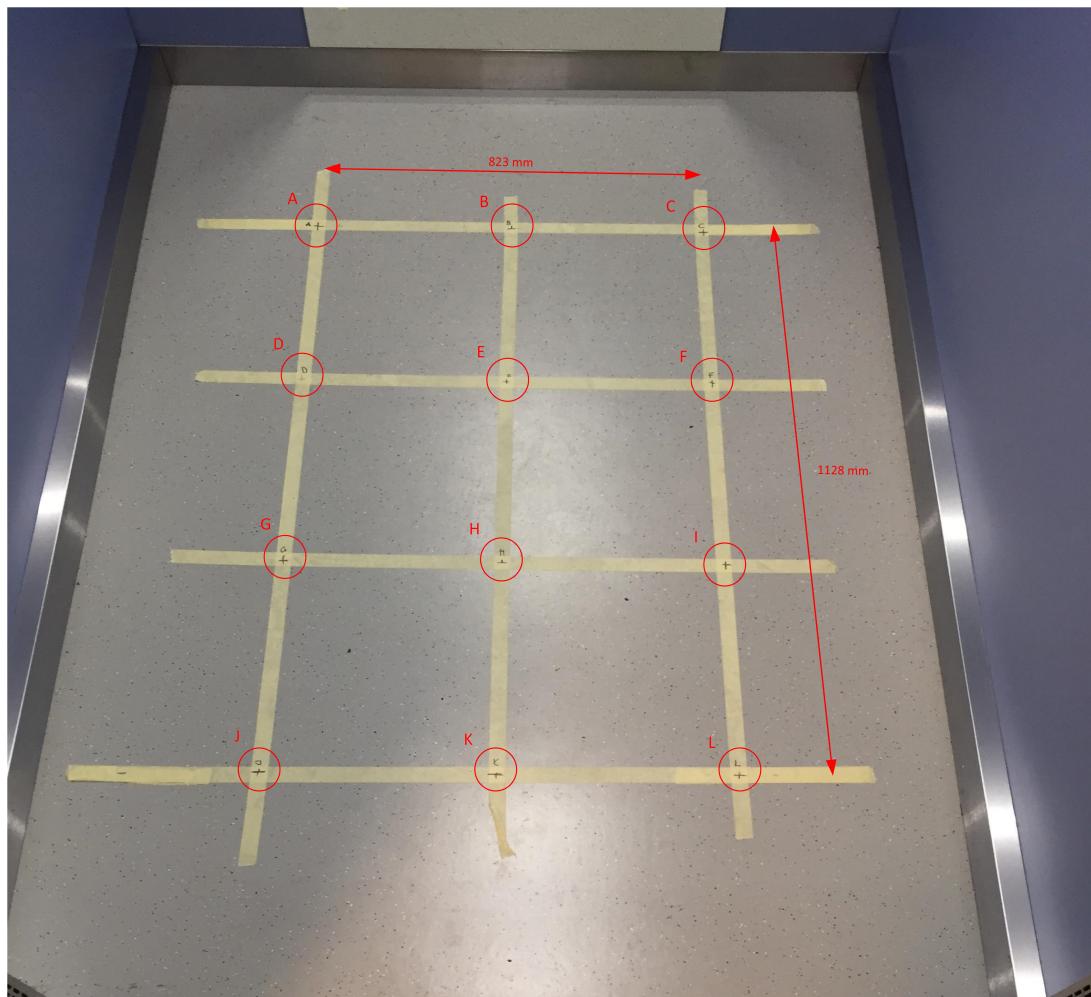


Abbildung 3.6: Messraster für Personenmessungen

**Resultate:** Insgesamt wurden pro Aufzug 50 unterschiedliche Messungen durchgeführt.<sup>20</sup> Dabei wurden unterschiedliche Personenanzahl und unterschiedliche Probandengrößen für ein-minütige stationäre Aufnahmen verwendet. In Abbildung 3.7 sind 6 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 die Distanz zum Sensor aufgrund der Körpergrösse sich unterscheiden.

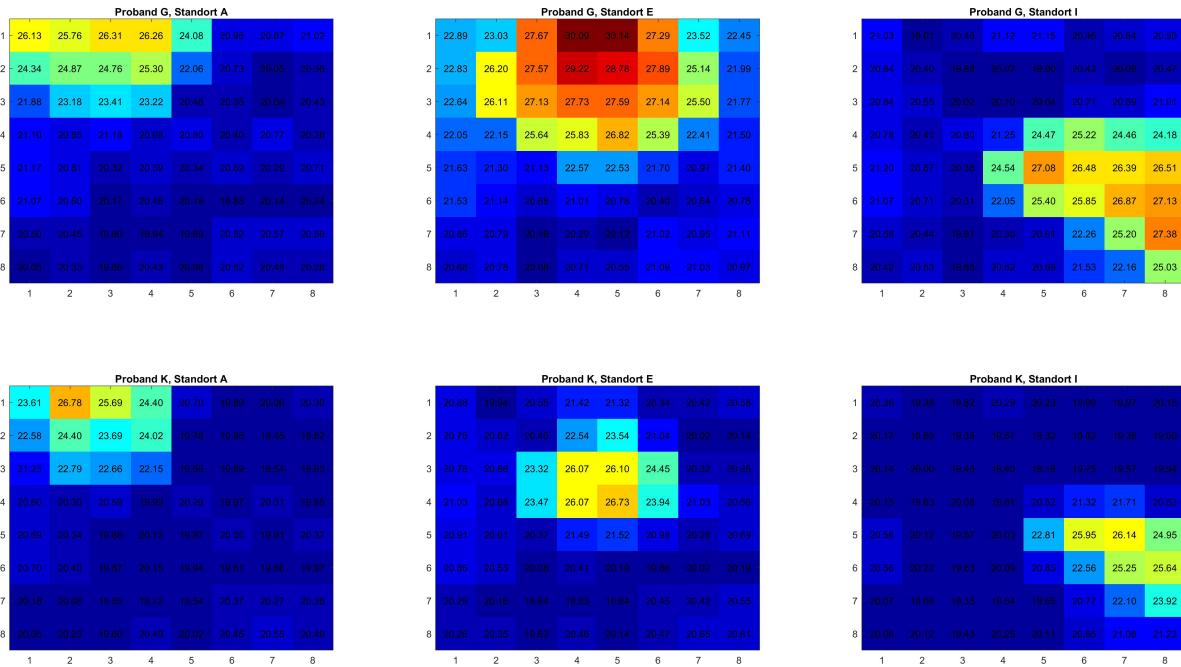


Abbildung 3.7: Medianwerte Messung V1 Kategorie G

Zudem sind freie Hautoberflächen, wie beispielsweise in der mittleren Abbildung der oberen Reihe, bedeutend wärmer. An den Rädern des Messbereichs wir aufgrund der Perspektive nicht sondern die Oberfläche des Körpers wahrgenommen. Dies führt dazu, dass der Kopfbereich nicht als wärmste Regionen vermessen wird, da dieser mit dem aktuellen FOV nicht erreichbar ist.

Bei 1 und 2 Personenmessungen können Probanden soweit sie sich nicht unmittelbar nebeneinander befinden gut separiert werden. Bei Messungen mit 3 und 4 Personen ist aufgrund der begrenzten Auflösung die Evaluation bedeutend schwieriger. In Abbildung 3.8 sind vier Messungen dargelegt, welche mit je einer Proband der Kategorie G, K und M durchgeführt wurden.

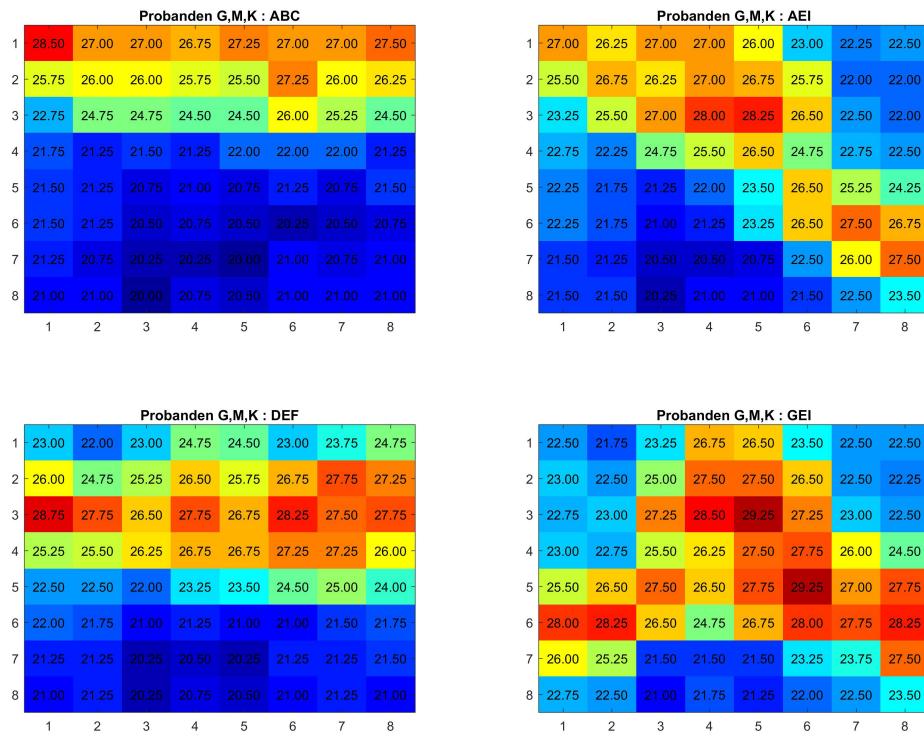


Abbildung 3.8: Medianwerte Messungen 3 Personen Kategorie: GMK

Bei Abbildung DEF und GEI können die drei Probanden durch ihren Kopf, als wärmstes Zentrum, voneinander differenziert werden. Bei den Randregionen ABC fällt dies deutlich schwieriger. Die Schwierigkeit ist 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. Es konnten noch weitere Einfüsse und Störquellen identifiziert werden. Vor allem im Aussenbereich gibt es grosse Störreinwirkungen, die Einfluss auf die Sensorwerte verursachen. Es liegt nahe, dieses Messprinzip nicht in Aussenbereichen zu verwenden, wenn entsprechende Muster erkannt werden wollen. Bei der Personenmessungen liegt die Schwierigkeit bei der Profilbildung von Personen. Die Grösse der Personen mit der begrenzten Auflösung besitzt nur eingeschränkte Aussagekraft für die Differenzierung. 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 Streeuung eine grosse Anzahl einzigartige Frames, welche nützlich sind für das Erstellen den neuronalen Netzwerks.

## 4 Personendetektion

Auf der Grundlage der vorherigen Kapitel wird nun mittels einem neuronalen Netzwerk 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. Danach wurden diverse Ansätze wiedergegeben, 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]. H-Term fügt zudem jedem Datensatz den aktuellen Zeitstempel an. In Abbildung 4.1 ist der Aufbau des Datenframes ersichtlich.

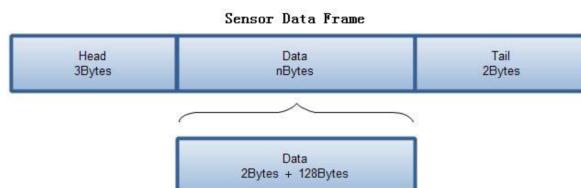


Abbildung 4.1: Datenframe des Eval Boards

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

17:34:04.009:

\*\*\***r**h m l h f d Ž ‘ 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 Xblue  
blauT 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
```

Sporadisch entstanden bei der Messung durch das Programm H-Term fehlerhafte Datenstreams, da der mitgesendete Zeitstempel erst nach dem Header eingefügt wurde. Dies verursachte bei der Konvertierung negative Temperaturwerte. Diese Fehler mussten von Hand korrigiert werden.

## 4.2 Datenmanipulation mittels Interpolation

Die Auflösung von 8x8 Pixel bietet nur begrenzte Wärmebildinformation über die Anzahl Personen in einem Aufzug. Daher wurde mittels MATLAB mehrere Interpolationsverfahren benutzt, um die Auflösung der 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 lancosschen Interpolationsverfahren werden wärmere Gebiete stärker vom kühleren Hintergrund getrennt. Bei einer Interpolation von 8x8 Pixel auf 32x32 Pixel nähern sich beide Verfahren sehr stark an, da die originalen Wärmebildinformationen begrenzt sind. In Abbildung 4.2 und 4.3 sind das Orginalframe, indem sich 3 Personen befinden, und die lanczosche Interpolation dargestellt.

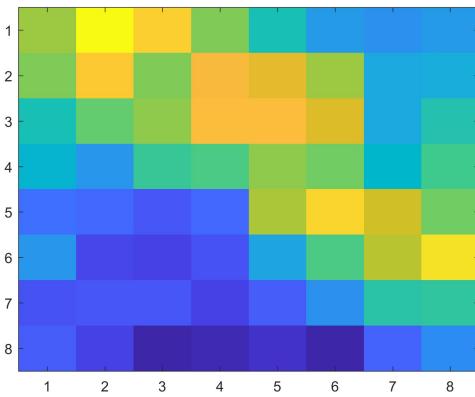


Abbildung 4.2: Originalframe

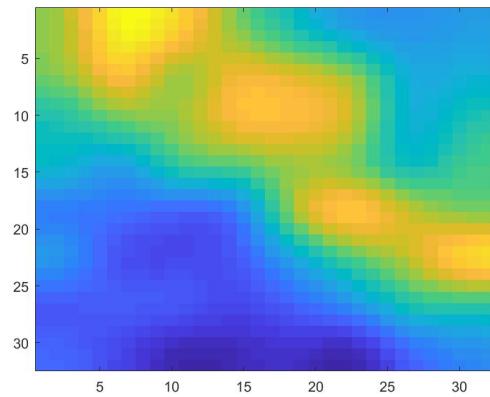


Abbildung 4.3: Interpolation

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 Eigenschaften<sup>1</sup> 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 Netzwerks.

Ein weiterer Ansatz ist, wenn man annimmt das die Hintergrundtemperatur und die Thermistorwerte, sofern keine Störquellen einwirken, identisch sind. Damit lässt sich eine Korrektur durchführen. Werden alle Werte unterhalb der Umgebungstemperatur den Werten 0 und alle Werte oberhalb der Umgebungstemperatur dem Wert 1 zugeordnet, kann ein binäres Wärmebild generiert werden.

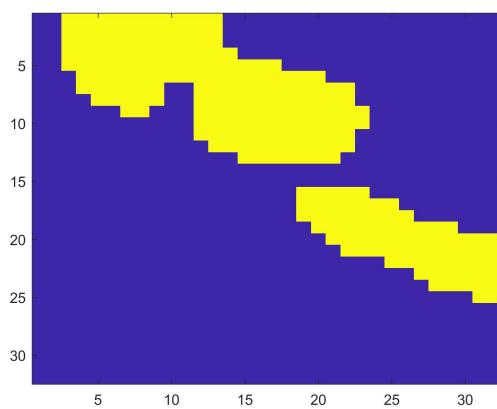


Abbildung 4.4: Temperaturkorrektur

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 gehen verloren, jedoch ist die Tiefe des neuronalen Netzwerks beschränkt.

<sup>1</sup>sogenannte 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, welche alle Frames der Datensätze symmetrisch erweitert. Es lassen sich die zusätzlichen Frames, welche in den nachfolgenden Abbildungen dargestellt sind, bilden.

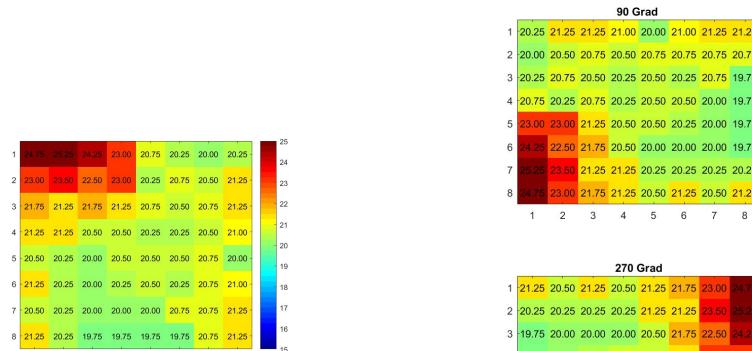


Abbildung 4.5: Originales Frame

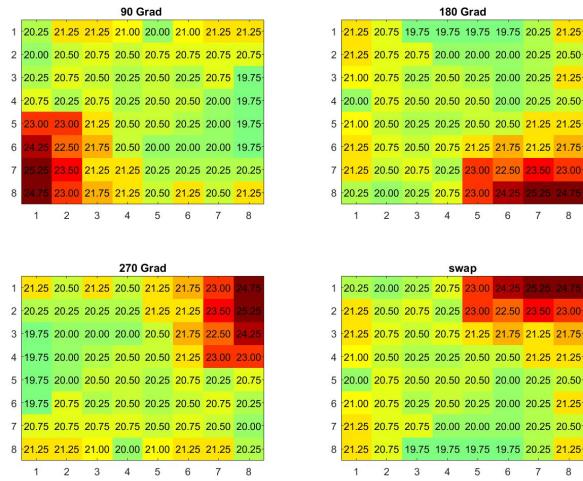


Abbildung 4.6: Rotierte und gespiegelte Frames

Durch die Erweiterung konnten die Messdaten um den Faktor 5 vergrößert werden. Es konnten 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 dem Python-Scripts `rawDatamergeV3_ProfilX3` werden die einzelnen Messungen zu einem Datenset zusammengestellt. Dabei wurden die zusammengefügten Datensätze nach den drei vermessenen Aufzugprofilen erstellt. Ein Überblick über die Messumgebungsparameter des jeweiligen Profils ist in Anhang D angefügt.

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

<sup>2</sup>im digitalen Anhang F angefügt  
<sup>3</sup>im digitalen Anhang F angefügt

Tabelle 4.1: Zusammensetzung der Profile

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

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

- 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

	<b>0 Personen</b>	<b>1 Person</b>	<b>2 Personen</b>	<b>3 Personen</b>	<b>4 Personen</b>	<b>Gesamt</b>
<b>Testprofil</b>	14316	3424	3423	621	0	22169

## 4.5 Aufbau Convolution Neural Network

Für das neuronale Netzwerks wurden ein zweistufiges Python-Skript geschrieben, welches vom Beispiels 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.

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 anzupassen<sup>4</sup>. Nähere Erläuterungen zu Training und Validierung folgen im Unterkapitel 4.6.

<sup>4</sup>sogenanntes model fitting

Das CNN wurde im Teil Personendetektion\_Modelling\_V3\_Profil2.py<sup>5</sup> 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 das Layer stetig vergrössert bis keine Verbesserungen mehr erkennbar waren. Es stellte sich heraus, dass ein 3-stufiges 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<sup>6</sup>:

**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.

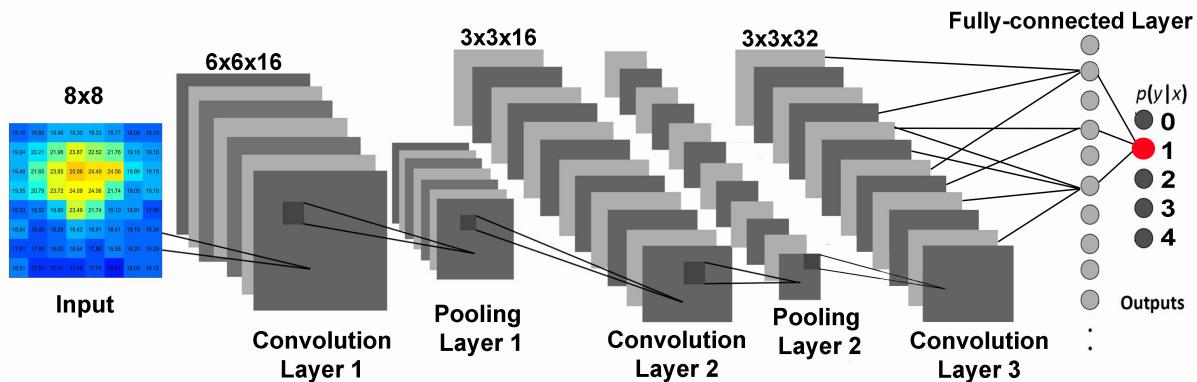


Abbildung 4.7: Aufbau des Convolutnional Neural Network

Tensorflow bietet verschiedene Abstraktionsstufen dieser Blöcke. Dabei wurde mit der tf.Layer Klasse gearbeitet. Die eingestellten Parameter sind im Anhang F nachschlagbar.

<sup>5</sup>im digitalen Anhang F angefügt

<sup>6</sup>nähere Erläuterungen unter [www.tensorflow.org/](http://www.tensorflow.org/)

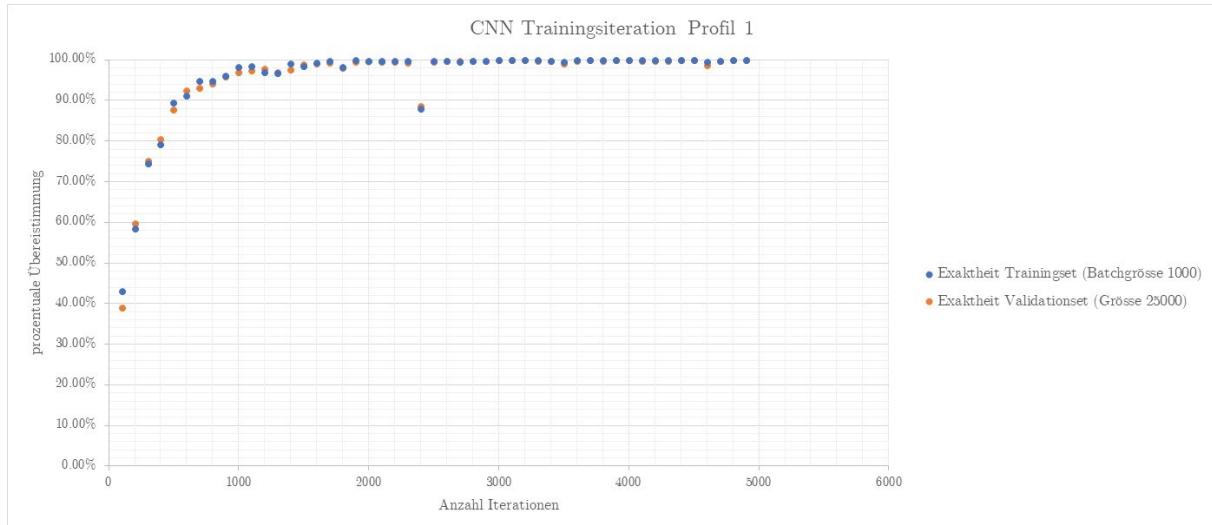
## 4.6 Training und Validierung

Im File Personendetektion\_Modelling\_V3\_Profil1.py wurde das CNN mit den erstellen Profilen trainiert. Es wurde nach dem üblichen Trainingsverfahren für neuronale Netzwerke trainiert.

Dabei werden ständig neue zufällige Frames zu einem Batch zusammengefügt und iterativ auf die vorhergesagten und die wahren Resultate verglichen. Während den Iterationen werden die Gewichtungen und Biaswerte, welche in den Teilblöcken des CNN stecken, ständig neu justiert. 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 Validierungsset verwendet. Sie zeigen die aktuellen Übereinstimmungen an.

Abbildung 4.8: Trainingsverlauf Profil 1



Die Iterationen steigen anfänglich stark an und konvergiert nahe zu 100%. Dabei wird bei den Iterationen durch die Saver-Klasse von Tensorflow die besten prozentualen Ergebnisse in ein Modell gespeichert. Diese können dann weiter verwendet werden. Je nach Grösse der Parameter kann diese Berechnung bis zu mehreren Stunden dauern<sup>7</sup>.

<sup>7</sup>abhängig 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.

### 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 angewendet wird. Die Confusion Matrix gibt dabei prozentual und effektiv die Anzahl der klassifizierten Frames wieder.

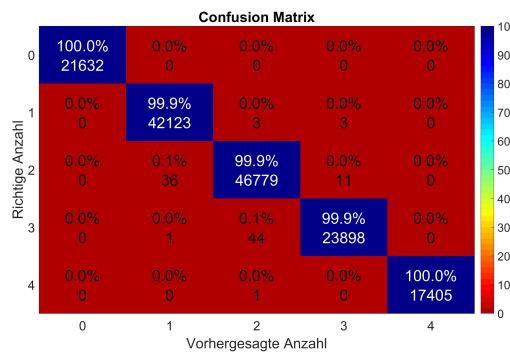


Abbildung 4.9: Confusion Matrix Profil 1

Es ist naheliegend, dass praktisch alle vorhergesagten Frames richtig klassifiziert wurden. Die grössten Verfehlungen liegen bei der Klassifizierung von 3 und 4 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. Auch mit dem endgültigen Model besitzt dieses

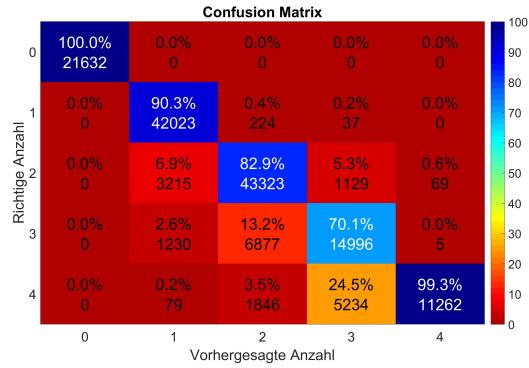


Abbildung 4.10: Confusion Matrix Profil 2

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. Dies ist auch in der Confusion Matrix ersichtlich. Es wurden verhältnismässig viele 3 Personen Frames falsch klassifiziert.

#### 4.7.3 Profil 3

Das Profil 3 besitzt eine grosse Übereinstimmung mit den trainierten Modell. Es wurden jedoch keine dieser Frames für das Training verwendet.

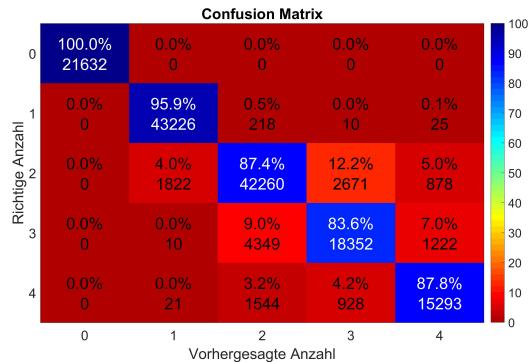


Abbildung 4.11: Confusion Matrix Profil 3

#### 4.7.4 Testprofil

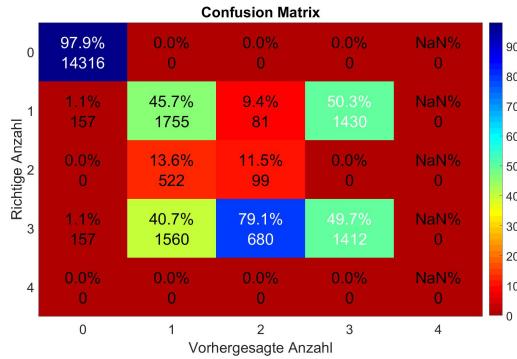


Abbildung 4.12: Testprofil

## 4.8 Echtzeitpersonenerkennung

Dank der Saver-Klasse von Tensorflow lassen sich erstellte CNN-Modell als ckpt-File speichern. Dabei werden alle trainierten Bias und Gewichtungen in ein ckpt-File gespeichert. Diese lassen sich wiederum in ein untrainiertes CNN laden.

Auf dieser Grundlage wurde eine Messeinheit erstellt, welche mittels trainiertem CNN zur Echtzeit Personenerkennung durchführt. Die Messeinheit besteht aus einem AMG8834 Eval Kit, einem Raspberry Pi3 und einer Powerbank.

In Abbildung ist das

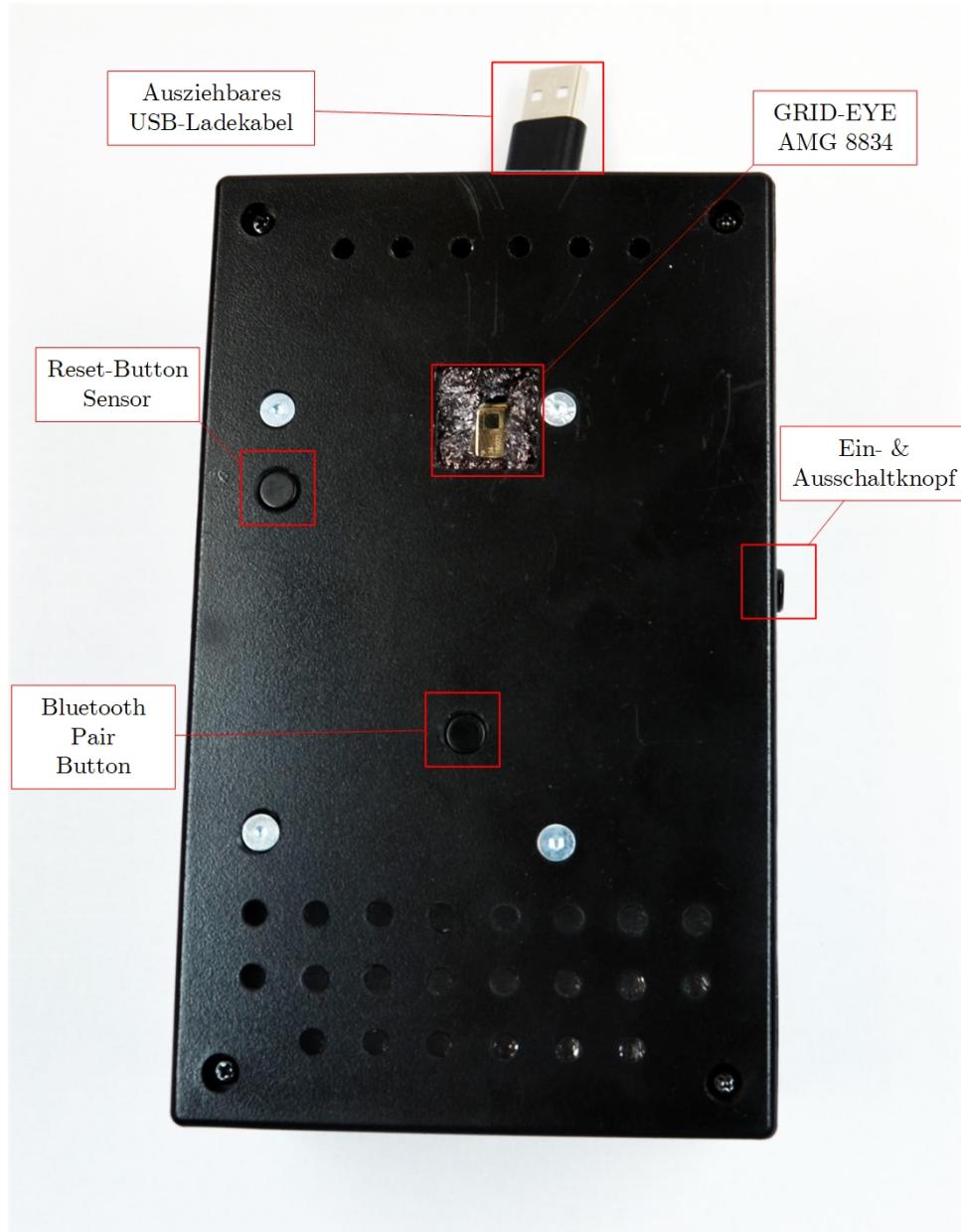


Abbildung 4.13: Trainingsverlauf Profil 1

## 4.9 Fazit

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

Der relevanteste Punkt für die Personenerkennung sind die Trainingssets. Es wurde mit den erstellten Datensätzen eine möglichst breite Platte an Situationen generiert, trotzdem lassen sich zum Teil Frames nicht differenzieren. Dies hat eines der folgenden Gründe.

Die Auflösung ist jedoch in diesem Zusammenhang. Da nur 8x8 Pixel zur Verfügung stehen, ist die Tiefe der neuronalen Netzwerk begrenzt. Es lassen sich viele Features aus den Frames generieren, doch die Unterschiede zu anderen Objekten lassen sich nur bedingt erstellen.

Die Genauigkeit des Sensors streut mit 3°C bedeutend. Dies verursacht dass die bedeutend mehr unterschiedliche thermische Frames vorhanden sind, doch die Streuung verursacht eine grössere Messunsicherheit, welche vor allem bei Bildern 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 Empfehlung und Bewertung

Dieses Kapitel beinhaltet eine Zusammenfassung der wichtigsten Erkenntnisse. Dabei werden einzelne Teile bewertet, danach wird eine Gesamtbewertung in einer Matrix dargelegt. An Hand dieser Matrix wird beurteilt, inwieweit sich PIR Sensoren für die Personenerkennung in Aufzügen eignen.

### 5.1 Teilbewertungen

Bewertung Störanfälligkeit

Bewertung von Geometrischen Aspekten:

Bewertung Störanfälligkeit:

Bewertung Auflösung:

Bewertung Anwendungsbereich:

Bewertung von Personenerkennung

### 5.2 Gesamtbewertung

### 5.3 Empfehlung

### 5.4 Weiteres Vorgehen

Es bietet sich an die Profilbildung mit diesem Messprinzip zu verfeinern, damit noch mehr Anwendungen Weitere Profilbildung,

Temperaturbereich erweitern

## 5.5 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 Grenzfälle abdeckten. Vor allem das Verhalten des Sensor bei Umgebungstemperatur von 0° und 37° bietet eventuell Erkenntnisse für den Anwendungsfall im Außenbereich.

### **Bewegungfehlverhalten**

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 durcheinander 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.

## 5.6 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. Ab Mai 2018 wurde von der Firma Melexis der Sensor MLX90640 auf den Markt gebracht. Dieser Sensor könnte die Lücken, welche der verwendete Sensor besitzt schließen. Der MLX90640 besitzt mit einer Auflösung von 24x32 Pixel bedeutende Darstellung- und Auswertemöglichkeiten. Der Einsatztemperatur erstreckt sich zwischen -40° bis 85°, daher ist er auch für extremere Umgebungstemperaturen geeignet. Interessant ist bei diesem Sensor

das Model mit dem Öffnungswinkel von  $110^\circ \times 75^\circ$ . Der Öffnungswinkel könnte die geometrische Problematik aus Kapitel 2.3 lösen und somit für den Einsatzbereich in Personenaufzügen besser geeignet sein. Preislich ist dieser Sensor jedoch doppelt so teuer wie der AMG8834. Das entsprechende Datenblatt ist im digitalen Anhang E angefügt.

## 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 wurde anfänglich die Meilensteine definiert, welche im Anhang A zu sehen sind. Der detaillierte Projektplan im Anhang B bietet vollständigen Überblick über die erledigten Tätigkeiten. Des Weiteren wurden Problematiken nach dem Risikomanagement in C angegangen.

In Anhang A

### 6.2 Schlusswort

Mit der zunehmenden Verbreitung von Internet of Things in alltäglichen Situation bieten simple Sensoren neue Anwendungsmöglichkeiten. Diese Zunahme bietet neues Potential für

### 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 Meilensteinplan**

## B Detaillierter Projektplan

## **C Risikomanagement**

## D Übersicht Datensätze

Die erstellten Datensätze wurden folgendermasse unterteilt:

### Profil 1

Training-set: 126936

- Test-set: 151936
- Validation-set: 25000

### Profil 2

- Training-set: 126936
- Test-set: 153181
- Validation-set: 25000

### Profil 3 - Training-set: 126936

- Test-set: 154461
- Validation-set: 25000

## **E Emissionsgradtabelle**

# **F Digitale Projektanhänge**

Der Projektanhang enthält neben dem Schlussbericht und dem Projektmanagement, alle Skizzen, Rohdaten in strukturierter Form. Alle Matlab und Python-Programme sind entsprechend kommentiert und geben Auskunft über die Funktionen. Jeder Unterordner enthält ein "readme", welches zusätzliche Informationen enthält..

## **F.1 Ordnerstruktur CD**

Die beiliegende CD hat folgende Ordnerstruktur.

1. Abgabedokument
  - BAT\_Schlussdokumentation
2. Projektmanagement
  - Aufgabenstellung
  - Meilensteinplan P2
  - Detaillierter Projektplan Teil 1
  - Detaillierter Projektplan Teil 2
  - Risikomanagement
3. Testdurchführungen
  - Testkonzepte & Testmappen
  - Matlab Messungen
4. Messdaten
  - Testkonzepte & Testmappen
5. TSoftware Personenerkennung
  - 
  - Datensätze

6. Tensorflow

- Laser\_3D

7. Datenblätter

- Panasonic AMG8834
- Melexis MLX90640
- Fluke
- Fluke