1 Evaluation und Validation

Um das System zu validieren und die Grenzen der Infrarotbildverarbeitung in diesem Gebiet zu ermitteln wurden einige Experimente durchgeführt. Diese Experimente zeigen, was das System kann und wo die Grenzen des Systems und auch der Infrarottechnik liegen.

Zur Auswertung der Experimente werden Bilder mit Markierungen verwendet. Diese sind wie folgt Farbcodiert.

- Grün -> Korrekt gefundene Person (True Positive)
- Gelb -> Nicht gefundene Person (False Negative)
- Rot -> Nichtiger Treffer (False Positive)

1.1 Fremde Wärmequellen

In diesem Versuch wurde der Einfluss von fremden Wärmequellen, wie zum Beispiel Laptops, Natels, oder Kaffees, evaluiert. Dabei wurde der Effekt von Störquellen mit und ohne Personen im Raum analysiert.

1.1.1 Versuchsaufbau

Um die Performance der Algorithmen spezifisch in Bezug auf fremde Wärmequellen zu testen, wurden verschiedene Testsituationen erzeugt. Zuerst wurden nur Laptops auf den Sitzungstisch gestellt, um zu sehen, ob Laptops ohne Personen Treffer generieren. Dann wurden Laptops und Personen zusammen aufgenommen. Zusätzlich wurden auch Tests mit kleineren Wärmequellen wie Kaffees und Natels durchgeführt.

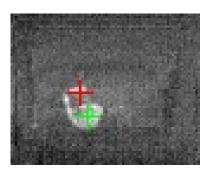
1.1.2 Evaluation

Die Threshold-Methode kann, wie erwartet, nicht gut mit anderen Wärmequellen umgehen. Dies, weil die Threshold-Methode nur durch Temperatur und Mindestgrösse eines Objekts entscheiden kann, ob es sich um eine Person handelt oder nicht. Deshalb hatte dieser auf den Testbildern mit einer Person und einem Laptop, nur eine Precision Score von 64% erreicht (Siehe Abbildung 1.2a).

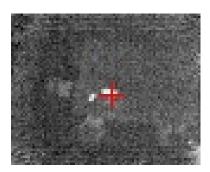
Das Convolutional Neural Network (CNN) kann sehr gut mit anderen Wärmequellen umgehen, solange diese in ähnlicher Form antrainiert wurden. Dabei hilft es, dass in einem

Sitzungszimmer nicht viele unterschiedliche Wärmequellen vorkommen können.

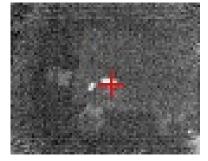
Die momentane Version des CNN's identifiziert teilweise grössere Laptops als Personen, wenn sie sich in einem ähnlichen Wärmebereich wie Personen befinden. Dieses Problem könnte, wie im Kapitel ?? noch diskutiert wird, durch verbesserte Trainingsdaten eliminiert werden.



(a) Ergebnis der Threshold-Methode des Experiments mit Laptop und Person



(b) Threshold-Methode Ergebnis des Experiments mit nur einem Laptop



ments mit nur einem Laptop



(c) Threshold-Methode Ergebnis des Experi- (d) Ground-Truth des Experiments mit Laptop und Per-

Abbildung 1.1: Experimente mit fremden Wärmequellen

1.2 Distanz

Die Distanz zwischen zwei Personen ist ein wichtiger Faktor, der sich gleichermassen auf die Threshold-Methode auswirkt, wie auch auf das CNN. Da bei dem CNN mit einer Sliding-Window Methode und Clustern der Treffer gearbeitet wird, kann das System, bei Personen, welche zu wenig Abstand zueinander haben, nicht mehr zwischen den Treffern unterscheiden. Bei der Threshold-Methode wird die Silhouette der Personen leicht vergrössert, wodurch mehrere Personen bei geringem Abstand als einzelner Treffer gewertet werden.

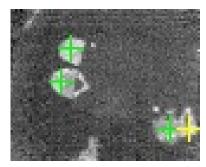
1.2.1 Versuchsaufbau

Es wurden vier Personen in zwei Paaren so platziert, dass sich das eine Paar in einem idealen Winkel zur Infrarotkamera aufhält und das andere Paar in einem möglichst schwierigen Winkel. Dies ist in Abbildung 1.3a gut zu sehen. Zwei Personen sind deutlich von einander getrennt, die anderen zwei überlappen sich auf Grund des Kamerawinkels. Beim Test wurde schrittweise der Abstand zwischen den Testpersonen erhöht, um festzustellen, ab welcher Distanz die Algorithmen erfolgreich die Personen erkennen.

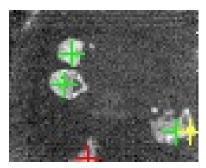
1.2.2 Evaluation

Die Algorithmen können Personen bereits ab einem Abstand von 10cm auseinanderhalten, sofern die Personen so ausgerichtet sind, dass die optische Verzerrung keinen Einfluss auf den Zwischenraum hat. Wie in den Abbildungen in der linken Bildhälfte zu sehen ist, können die Personen, die auf die Kamera ausgerichtet sind, unterschieden werden. Sind die Person jedoch so platziert, wie auf der rechten Bildhälfte zu sehen ist, sind diese von der Kamera aus gesehen, hintereinander. Bei so kleinen Abstand kann der Algorithmus deshalb nicht mehr herausfiltern, ob es sich um eine oder mehrere Personen handelt.

Befinden sich die Personen in der schlechtest möglichen Position, benötigen die Algorithmen einen Mindestabstand von 30cm, um die Personen fehlerfrei unterscheiden zu können. Siehe Abbildungen 1.4a und 1.4b



(a) CNN Ergebnis des Distanztest mit 10cm Abstand

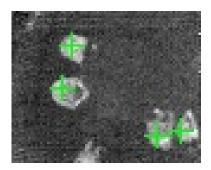


(b) Threshold Ergebnis des Distanztest mit 10cm Abstand

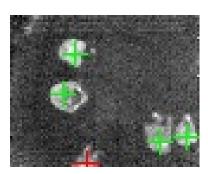


(c) Ground-Truth Distanzexperiment mit 10cm Abstand

Abbildung 1.2: Distanzexperiment 10cm



(a) CNN Ergebnis des Distanztest mit 30cm Abstand



(b) Threshold Ergebnis des Distanztest mit 30cm Abstand



(c) Ground-Truth

Abbildung 1.3: Distanzexperiment 30cm

1.3 Kamerahöhe

Eine Spezialität des Sitzungszimmers, das zur Verfügung gestellt wurde, ist, dass die Höhe der Decke verändert werden kann. Da die Infrarotkameras an der Decke montiert sind, kann die Möglichkeit, dass die Decke verstellt wird, nicht ausser Acht gelassen werden. Deshalb wurde auch dazu ein Experiment durchgeführt. Dabei wurden Minimal- und Maximalhöhe der Decke analysiert.

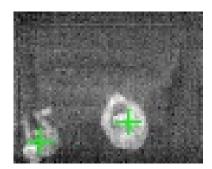
1.3.1 Versuchsaufbau

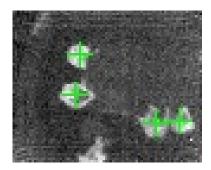
Die verstellbare Decke des Sitzungszimmers wurde auf die vom Mobiliar zugelassene Minimalhöhe, ca. 255cm, heruntergefahren. Danach wurden wiederum Infrarotbilder von Testpersonen aufgenommen. Anschliessend wurde die Decke maximal hochgefahren, etwa 400cm, und noch einmal Bilder aufgezeichnet.

1.3.2 Evaluation

Beide Algorithmen können sehr gut mit dem Verstellen der Decke umgehen. Das einzige Problem ist, dass umso tiefer die Decke eingestellt ist, umso kleiner ist die Fläche im Raum, die von den Infrarotkameras aufgenommen wird. Anderweitig hat die Deckenhöhe keinen Einfluss auf die Algorithmen.

Möchte man jedoch die reale Position der Personen aus dem Bild berechnen, müsste die Deckenhöhe zusätzlich berechnet oder gemessen werden.





(a) Ergebnis des CNN mit Deckenhöhe (b) Ergebnis des CNN mit Deckenhöhe 255cm 400cm

1.4 Kleider

Infrarotbilder zeigen die Wärmeabstrahlung der verschiedenen Objekte im Bild. Wird eine Wärmequelle isoliert, verschwindet sie auf dem Infrarotbild. Genau das passiert, wenn stark isolierende Kleider getragen werden. Da in dieser Arbeit die Vogelperspektive analysiert wird, haben vor allem Kopfbedeckungen, Schals und Jacken einen grossen Einfluss.

1.4.1 Versuchsaufbau

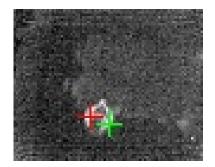
Eine Testperson hielt sich im Raum auf und trug verschiedene Kleidungsstücke. Dabei wurden eine Mütze, ein Schal und eine Jacke einzeln und in allen möglichen Kombinationen von der Testperson getragen.

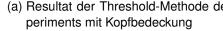
1.4.2 Evaluation

Kleider beeinflussen die Performance der Algorithmen massiv. Trägt eine Person z.B. eine Mütze, wird sie vom CNN noch zu 80% erkannt. Bei der Threshold-Methode sind es ..%. Zudem kann es dazu führen, dass eine Person zwei Treffer erzeugt (siehe Abbildung 1.6a).

Wenn ein Schal getragen wird, sinkt die Accuracy auf ca. 60% bei beiden Algorithmen. Betrachtet man Abbildung 1.6b sieht man deutlich, wie der Schal einen Teil der Wärme der Person verdeckt.

Das Tragen einer Jacke macht es für die Algorithmen beinahe unmöglich die Personen zu erkennen. Die Person wird nur noch in wenigen Fällen erkannt. Das CNN könnte wahrscheinlich mit den entsprechenden Trainingsdaten erweitert werden, sodass auch diese Personen erkannt werden. Da aber die Fläche der Abwärme einer Person so nur noch wenige Pixel beträgt, wird es schwieriger diese von fremden Wärmequellen zu unterscheiden.





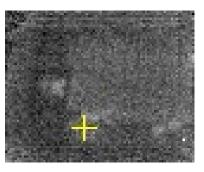


(a) Resultat der Threshold-Methode des Ex- (b) Infrarotbild einer Person die einen Schal trägt

Die Tests zeigen schon bei der manuellen, visuellen Analyse der Abbildung 1.7a, dass wenn Jacke, Mütze und Schal zusammen getragen werden, man die Person nicht mehr erkennen kann.



(a) Infrarotbild des Experiments mit Jacke, Mütze und Schal



(b) Position der Person



(c) Ground-Truth des Experiments mit allen Kleidern

Abbildung 1.6: Experiment mit Jacke Mütze und Schal