

Titel der großen Studienarbeit

Projektarbeit

des Studienganges **Angewandte Informatik / Betriebliches Informationsmanagement**
an der Dualen Hochschule Baden-Württemberg Mannheim

von

Fabian Brandmüller, Maximilian Ludwig, Kevin Wrona

10. März 2020

Bearbeitungszeitraum
Betreuer der DHBW

23.09.2019 - 20.04.2019
Eckhard Kruse

Erklärung

Ich versichere hiermit, dass ich meine Projektarbeit mit dem Thema: "Titel der großen Studienarbeit" selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe.

Ort

Datum

Unterschrift

Abstract

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung	1
2 Anforderungen	3
2.1 Aufgabenstellung	3
2.2 Usecase	3
2.3 MoSCoW Priorisierung	4
3 Stand der Technik	5
3.1 Gesichtserkennung vs. Emotionserkennung	5
3.1.1 Gesichtserkennung	5
3.1.2 Emotionserkennung	6
3.1.2.1 Emotionen	6
3.1.2.2 Abgrenzung zur Gesichtserkennung	7
3.2 Emotionserkennung mithilfe von Deep Learning	7
3.2.1 Dlib vs. Keras	8
3.2.2 Supervised vs. Unsupervised Learning	8
4 Ergebnis	8
4.1 Konzept	8
4.1.1 Architektur	8
4.1.1.1 Hardware	8
4.1.1.2 Programmierumgebung	9
4.1.2 Interaktionskonzept	9
4.2 Umsetzung der Lösung	10
4.2.1 Stand-Alone Lösung mit Schwerpunkt OpenCV	10
4.2.1.1 Input GUI	10
4.2.1.2 Dataset	15
4.2.1.3 Training	20
4.2.1.4 Testing	20
4.2.1.5 Verzeichnisstruktur	20
4.2.2 Webbasierte Lösung	20
4.2.2.1 Dataset	20
4.2.2.2 Modell	20

4.2.2.3	Trainieren des Modells	22
4.2.2.4	Testen des Modells	22
4.2.2.5	Webserver	22
4.2.2.6	Jupyter Notebook	22
4.2.2.7	Verzeichnisstruktur	22
5	Diskussion	22
5.1	Reflexion der Ergebnisse	22
5.1.1	Alternativen	22
5.2	Reflexion Vorgehen	22
5.3	Reflexion der Literatur	22
5.4	Offene Implikationen	23
6	Ausblick	23
6.1	Alternative Ansätze zur Umsetzung von Emotionserkennung	23

Abbildungsverzeichnis

3.1	Phasen der Gesichtserkennung Quelle: https://alitarhini.files.wordpress.com/2010/12/untitled1.png .	5
4.1	GUI mit Video Stream der Webcam als Output	11
4.2	GUI mit Video Stream der Webcam und markierten Gesichtern als Output	13
4.3	GUI mit Video Stream der Webcam und markierten Gesichtern und Augen als Output	16
4.4	t	17
4.5	fig:Test	18
4.6	Struktur Emotionsverlauf	18
4.7	Struktur überarbeitetes Dataset	21
4.8	Model Summary with several Layers and I/O Shapes	29

Abkürzungen

1 Einleitung

“Several researchers have stated that facial expression recognition appears to play one of the most important roles in human communication”¹ Dieses Zitat von Katherine B. Leeland gibt einen Einblick in die Relevanz der Emotionserkennung für den Menschen. Fragen zu dieser Thematik stellen sich allerdings nicht erst seit Beginn der Digitalisierung. Bereits Darwin fragte sich, ob von den Gesichtsausdrücken einer Person nicht auch der Emotionale Zustand abgeleitet werden kann.² Einen solchen Zustand von einem Mitmenschen mittels Software abzulesen ist jedoch nicht leicht zu realisieren. Bereits durch kleine Änderungen in der Mimik werden verschiedene Emotionen ausgedrückt. Zum Beispiel indem eine Person die Lippen zusammen presst und die Augen zusammen kneift bei Wut, oder die Mundwinkel nach unten gezogen werden bei Trauer.³ Durch derartige Ausdrücke können Emotionen wie Wut oder Trauer Ausdruck gewinnen. Emotionserkennungssoftware gibt es bereits und wird auch in der Wirtschaft eingesetzt. Die Anwendungsgebiete reichen dabei von Jobinterviews, in denen analysiert wird in wie weit die Bewerber für den jeweiligen Job geeignet sind,⁴ bis hin zur Automobilindustrie. Dort wird mittels geeigneter Sensorik versucht die Emotion und somit der physiologische Zustand des Autofahrers zu analysieren.⁵ Diese Daten legen den Grundbaustein für Warnsysteme, welche den Fahrer darauf hinweisen können, dass sein Zustand ungeeignet zum Betrieb eines Kraftfahrzeugs ist. Jedoch werden solche Einsatzszenarien auch durchaus kontrovers diskutiert. Auf Kritik stößt unter anderem dass die sogenannten ”Basisemotionen” - z.B. Wut, Trauer, Ekel, Freude, Furcht, Überraschung - , die verwendet werden um den KIs Emotionserkennung beizubringen, selbst umstritten sind.⁶ Aber auch ethische Bedenken werden zunehmend geäußert, vor allem bezüglich der Anwendungsgebiete. Denn je nach Emotion die erkannt werden soll, liegt die Fehlerrate sehr hoch. So hat das Fraunhofer Institut, welches an Einsatzgebieten von Emotionserkennung in Fahrzeugen arbeitet, festgestellt, dass eine Emotionserkennung je nach Ziлемotion eine Vorhersagekraft zwischen 6 und 95%

¹Vgl. Leeland, *Face Recognition: New Research*, S. 1.

²Vgl. Leeland, *Face Recognition: New Research*, S. 2.

³Vgl. Li, *Handbook of Face Recognition*, S. 249.

⁴Vgl. Schreiner, *Künstliche Intelligenz: Emotionserkennung will gelernt sein*.

⁵Vgl. Diederichs, *KI-gestützte Emotionserkennung im Fahrzeug aus physiologischen Daten*, Herausforderung.

⁶Vgl. Kuhn, *Emotionen sind schwer definierbar*.

haben kann.⁷ Diese negativen Aspekte treffen jedoch nur teilweise auf das hier behandelte Forschungsprojekt zu, wie im Folgenden dargelegt werden soll: Basierend auf den zuvor genannten Basisemotionen Wut, Frucht, Trauer, Freude, und Ekel soll in dieser Arbeit getestet werden, in wie weit eine technische Vorhersage der Emotionen mittels künstlicher Intelligenz möglich ist. Dies erfolgt am Anwendungsbeispiel der Pokerface Erkennung. Mittels der hier entworfenen technischen Lösung soll daher getestet werden in wie fern ein Pokerface, das auch als ein emotional neutraler Zustand definiert werden kann, erkannt werden kann. Diese Forschungsarbeit hat also nicht das Ziel, dass alle oder eine Emotion korrekt vorhergesagt wird, sondern zu ermitteln wann keine Emotion vorliegt. Das aus dieser Arbeit hervorgehende Prototyp ist dabei jedoch theoretisch gesehen nicht an das hier verwendete Fallbeispiel des Pokerspielens gebunden. Die Grundidee dieses Prototypen lässt einige hypothetische Einsatzszenarien in der Praxis zu. Diese haben eine gewisse Schnittmenge mit denen von "normaler" Emotionserkennungssoftware, jedoch gibt es auch einige weitere. Diese Im Folgenden werden einige denkbare Szenarien expliziert:

- Polizeiverhöre

Es ist denkbar, dass eine erweiterte Form des entwickelten Prototypen bei Polizeiverhören eingesetzt werden könnte. Hierdurch könnten Beamte die Anwendung eines Pokerfaces durch den Beschuldigten erkennen, welches auf eine Lüge hinweisen könnte. Neben der gebräuchlichen Verwendung eines Lügendetektors wäre der Einsatz der in dieser Arbeit erstellten Lösung eine kostengünstige Variante.

- Gerichtsverhandlungen

Das zweite Einsatzgebiet ist ähnlich zu dem ersten. Bei Gerichtsverhandlungen gelten die gleichen Voraussetzungen wie bei einem Verhör der Polizei. Zwar müssen die Vorgeladenen eine eidesstattliche Erklärung abgeben nur die Wahrheit zu sagen, jedoch ist zu bezweifeln ob dies auch immer der Fall ist. Nun soll nicht der Eindruck entstehen dass das hier gebaute Werkzeug ein Lügendetektor ist. Es ist ebenfalls nicht möglich, dass von einem Pokerface immer auf eine Lüge geschlossen werden kann. Jedoch ist ein Pokerface ein Zeichen dafür, dass sich diese Person ihren emotionalen Zustand nicht anmerken lassen möchte. Und dies wiederum deutet eher daraufhin dass die Person nicht die Wahrheit sagt oder nur teilweise.

- Pokerspiel

Wie bereits erwähnt ist dieses Einsatzszenario das Fallbeispiel dieser Arbeit. Dies liegt unter anderem daran, dass der erste Begriff der mit dem Wort Pokerface - bzw. einem emotionslosen Gesichtsausdruck - in Verbindung gebracht wird, das Pokerspiel

⁷Vgl. Diederichs, *KI-gestützte Emotionserkennung im Fahrzeug aus physiologischen Daten*, Ergebnis.

selber ist. Und auch in diesem kann es nützlich sein zu wissen, ob die Kontrahenten ein Pokerface aufsetzen, oder nicht. Denkbar wäre es, dass ein Mitspieler zum Beispiel mittels einer Kamera das Gesicht des Gegenübers scannt und analysiert ob ein Pokerface vorliegt oder nicht, und dementsprechend agiert.

2 Anforderungen

Das nun folgende Kapitel thematisiert die konkrete Aufgabenstellung der Arbeit, so wie eine Anforderungsanalyse mittels MoSCoW Priorisierung.

2.1 Aufgabenstellung

Das Projekt selber wird an der DHBW in Mannheim durchgeführt und von Prof. Dr. Erckhard Kruse betreut. Wie eingangs erwähnt soll mittels künstlicher Intelligenz erkannt werden, ob eine Emotion vorliegt oder nicht. Zur Umsetzung dieser Aufgabe wird eine Bilderkennungssoftware angefertigt, welches ein übermitteltes Bild nach vorhandenen Emotionen analysiert. Sollte keine Emotion durch die Software erkannt werden, wird dem Anwender das Vorhandensein eines Pokerfaces zurück gegeben. Ein konkretes Einsatzgebiet nach Abschluss der Entwicklung ist nicht vorgesehen, da es sich um ein Forschungsprojekt handelt. Jedoch sind wie bereits in der Einleitung beschrieben einige verschiedene Einsatzmöglichkeiten denkbar, an die das Werkzeug leicht angepasst werden kann.

2.2 Usecase

Wie bereits erwähnt ist der hier behandelte Use Case das Pokerspiel selber. An diesem soll ermittelt werden, in wie weit sich Emotionen vorhersagen lassen können, bzw. das Abhandensein von Emotionen. Dieses Fallbeispiel wurde gewählt, da es unter anderem das naheliegendste ist, so wie ein simples und leicht zu konstruierendes Szenario impliziert. Dabei soll mittels einer Kamera ein Bild von einem Pokerspieler aufgenommen werden, und dann mittels dem hier entworfenen Prototypen verarbeitet und analysiert werden. Am Ende soll dann eine Vorhersage der Emotionen getätigt werden die dem Photographen zur Verfügung gestellt wird.

2.3 MoSCoW Priorisierung

Diese Arbeit soll methodisch mit der MoSCoW Priorisierung bearbeitet werden. Diese Art der Priorisierung teilt die zu bearbeitenden Anforderungen in vier Kategorien ein:¹

- Must - Core Anforderungen die unbedingt umgesetzt werden müssen
- Should - Anforderungen die ebenfalls umgesetzt werden müssen, jedoch um Nachhinein noch durch Change Request verändert werden können.
- Could - Anforderungen die nach den Must und Should Anforderungen umgesetzt werden sollen, sofern noch Ressourcen und Zeit vorhanden sind um diese zu bearbeiten
- Won't - Anforderungen die nicht in diesem Projekt bzw. Release erfolgen, jedoch in einer zukünftigen Version bearbeitet werden sollen.

Im Zuge des Projektes wurden die vorhandenen Anforderungen wie folgt anhand der MoSCoW Priorisierung eingeordnet:

- Must
 - Emotionen werden nicht zufällig erkannt
 - Es wird zwischen keine Emotion (Pokerface) und Emotion vorhanden unterschieden
- Should
 - Die Wahrscheinlichkeit zur Erkennung der richtigen Emotion muss über 50% liegen
 - Es können mindestens fünf verschiedene Emotionen erkannt werden
 - Die Erkennung der Emotion darf nicht länger als 30 Sekunden dauern
 - Die Kosten zur Umsetzung der Lösung müssen dem Nutzen gerecht werden?
- Could
 - Bilder können zu Echtzeit analysiert werden
 - Das Trainieren des Modells darf nicht länger als 72 Stunden dauern
 - Eine Oberfläche zur intuitiven Bedienung der Lösung ohne technisches Verständnis muss vorhanden sein
- Won't
 - Neben dem Analysieren von Bildern ist auch die Analyse von Videos möglich

¹vgl. Roger, *Handbuch Projektmanagement: Agil – Klassisch – Hybrid*, S. 90.

Dabei sollen die einzelnen Anforderungen entsprechend ihrer Priorität abgearbeitet werden. So kann am Ende der Arbeit deutlich besser eingeordnet werden

3 Stand der Technik

In diesem Abschnitt soll der aktuelle Forschungs- und Entwicklungsstand im Bereich Emotionserkennung thematisiert werden. Jedoch muss dafür erst einmal eine Unterscheidung der Begrifflichkeiten Emotionserkennung und Gesichtserkennung erfolgen, da beide Gebiete Überschneidungen haben, jedoch inhaltlich und von ihren Zielen verschieden sind.

3.1 Gesichtserkennung vs. Emotionserkennung

3.1.1 Gesichtserkennung

Gesichtserkennung ist eine Disziplin der Informatik in der es darum geht Gesichter wieder zu erkennen, und gegebenenfalls verschiedenen Personen zuzuordnen. Dabei lässt sich der Prozess der Gesichtserkennung in vier Phasen einteilen, Face "detection", "alignment", "feature extraction" und "matching", wie anhand von Grafik 3.1 sichtbar ist.¹ Die Detection Phase ist dafür verantwortlich um zu erkennen ob Gesichter vorhanden

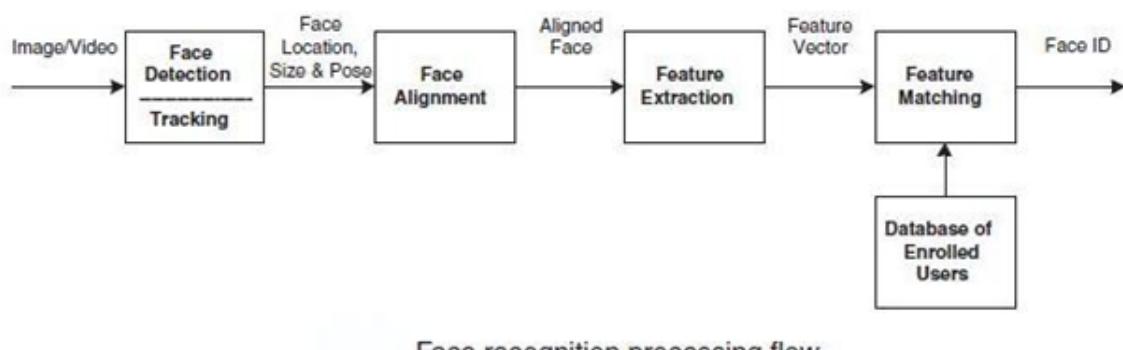


Abbildung 3.1: Phasen der Gesichtserkennung

Quelle: <https://alitarhini.files.wordpress.com/2010/12/untitled1.png>

sind in einem Bild, oder aber Video.² In der darauffolgenden Alignment Phase hin-

¹Vgl. Li, *Handbook of Face Recognition*, S. 2.

²Vgl. Li, *Handbook of Face Recognition*, S. 2.

gegen wird die Lokalisierung der Gesichter genauer, indem Gesichtskomponenten wie Augen, Augenbrauen, oder die Nase genauer lokalisiert werden. Dabei wird das Bild oder Video ebenfalls normalisiert, indem z.B. die Bildbeleuchtung angepasst wird.³ In der Feature extraction hingegen werden die verschiedenen Gesichtskomponenten wie Augen, Nase, Mund, dem Bild oder Video entnommen. Dies ist ein wichtiger Schritt für weitere Prozesse wie Eye Tracking oder Face Tracking. Alternativ kann sogar eine bestimmte Person anhand der extrahierten Merkmale erkannt werden.⁴ In der letzten Phase, dem Matching, geht es darum die gewonnenen Daten mit den in der Datenbank vorhandenen Gesichtern abzugleichen. Wenn eine genügende Übereinstimmung gefunden wurde, wird ein Match mit einer Person ausgegeben.⁵ Die Anwendungsbereiche von Software die Gesichtserkennung ermöglicht ist mannigfaltig. Sie reicht von Applikationen die ein Gerät wie ein Smartphone entsperren, wenn das Gesicht des Besitzers als Match ausgegeben wurde, bis hin zur Anwendung in Verbrechensbekämpfung. In jedem dieser Szenarien wird dabei der oben beschriebene Ablauf durchgegangen, und abhängig vom zu liefernden Ergebnis eine Abschlussaktion vorgenommen.

3.1.2 Emotionserkennung

In diesem Unterkapitel nun sollen Emotionen an sich thematisiert werden, da diese maßgeblich sind für das zu entwickelnde Tool. Eine Definition von Emotionserkennung ist per se nicht schwer zu geben. Prinzipiell beschäftigt sich Emotionserkennung mit der Analyse von Gesichtern und den Emotionen die diese Gesichter darstellen. Jedoch ist der Begriff der Emotionen nicht ganz so einfach zu definieren, wie im folgenden erläutert wird:

3.1.2.1 Emotionen

- Def. von Emotionen

Grundsätzlich gibt es verschiedene Ansätze Emotionen zu definieren und einzuteilen. Eine Variante ist dabei die eingangs erwähnte, nicht ganz unumstrittene Einteilung in Basisemotionen. Eine gängige Einteilung ist dabei die verschiedenen Emotionen in acht Bereiche einzuteilen. Diese Einteilung wurden 1984 von Plutchik postuliert und beinhaltet die Emotionskategorien Angst, Wut, Freude, Trauer, Akzeptanz, Ekel, Erwartung und Überraschung.⁶ Jedoch ist dies nicht die einzige mögliche Einteilung. Als weiteres Beispiel teilte MacLean die Emotionen in lediglich sechs Kategorien ein, welche da wären: Verlangen, Wut, Angst, Niedergeschlagenheit, Freude und Zuneigung.⁷ Wie

³Vgl. Li, *Handbook of Face Recognition*, S. 2.

⁴Vgl. Saranya und Kumar, *Geometric shaped facial feature extraction for face recognition*, Abstract.

⁵Vgl. Li, *Handbook of Face Recognition*, S. 3.

⁶Vgl. Leeland, *Face Recognition: New Research*, S. 3.

⁷Vgl. Leeland, *Face Recognition: New Research*, S. 3.

sich bereits an den beiden Beispielen zeigt, geht die Meinungen der Forscher dabei stark auseinander, welche und wie viele Emotionen zu den sogenannten "Basis Emotionen" gehören. In dieser Arbeit werden die Emotionen in sechs Kategorien eingeteilt, in Wut, Trauer, Freude, Ekel, Überraschung und Neutral. Diese Einteilung entspricht an sich keiner gängigen Einteilung, jedoch wurde diese aus den folgenden Gründen gewählt: Die hier genannten Emotionen lassen sich gut anhand von Bildern erlernen, da diese zum Teil komplementär und somit eindeutig sind. Es ist aber auch einfacher Testdatensätze zu bekommen für ein freudiges Gesicht, oder ein überraschtes, als ein Gesicht mit dem emotionalen Ausdruck Akzeptanz. Des Weiteren wurde der Ausdruck "Neutral" hinzugefügt. Neutral repräsentiert ein emotionsloses Gesicht, und somit nach Definition einem Pokerface. Zudem sind die gewählten Emotionen häufig bei dem Test Usecase dieser Arbeit anzutreffen, dem Texas Holdem Poker.

3.1.2.2 Abgrenzung zur Gesichtserkennung

Der grundlegende Unterschied zwischen Emotions- und Gesichtserkennung liegt nun darin, dass bei der Emotionserkennung selber nicht die agierende Person im Vordergrund steht, sondern die Aktion die sie ausführt. Bei der Gesichtserkennung hingegen spielt lediglich die Rolle wer eine Aktion ausführt, und ob es einen Treffer in der Datenbank gibt, oder nicht. Wegen dieser Unterschiede ist auch die technische Realisierung eines Prototypen, vor allem im Bezug auf die Architektur, durchaus unterschiedlich. Dies ist jedoch ebenso von den unterschiedlichen Anwendungszenarien der beiden Verfahren bedingt. Denn diese sind ebenso verschieden. Während Gesichtserkennung eher in den Bereich IT-Security oder aber Social Media (Snapchat Filter) eingesetzt wird, ist Emotionserkennung eher Informationsgenerierend. Zum Beispiel kann durch Emotionserkennung Informationen zugänglich werden wie das Befinden eines Individuums ist, ob emotional betroffen ist, oder aber nicht emotional betroffen wirken möchte und ein Pokerface aufsetzt. Wegen dieser signifikanten Unterschiede kann daher trotz der Gemeinsamkeiten nicht gesagt werden, dass Emotionserkennung eine Unterkategorie von Gesichtserkennung ist.

3.2 Emotionserkennung mithilfe von Deep Learning

In dem nun folgenden Kapitel wird erörtert wie das Ziel des Prototypen dieser Arbeit - das Erkennen eines Pokerfaces - mittels eines neuronalen Netzes umgesetzte werden kann. Dabei wird weniger auf die generellen Eigenschaften von Neuronalen Netzen Bezug genommen, als auf die in dieser Arbeit spezifischen Aspekte. Diese sind vor allem verschiedene Ansätze und Möglichkeiten mittels Machine Learning eine Emotionserkennungssoftware zu erstellen.

3.2.1 Dlib vs. Keras

Libraries werden hier expliziert

3.2.2 Supervised vs. Unsupervised Learning

Layer, Neuronen und Algorithmen explizieren

4 Ergebnis

In diesem Kapitel wird das Konzept bezüglich der Architektur sowie verwendeter Komponenten und deren Kommunikation dargestellt. Außerdem werden die Aufgrund des erstellten Konzeptes entwickelten Lösungsansätze und Lösungen erläutert. Darin inbegriffen ist vor allem auch das trainierte Modell zum klassifizieren von den vordefinierten Emotionen und das Verifizieren und Testen dieses Modells.

4.1 Konzept

Nachfolgend wird das in der Planungsphase entwickelte Konzept zur Emotionserkennung unter verschiedenen Aspekten erläutert.

4.1.1 Architektur

4.1.1.1 Hardware

Der Einfachheit halber wird als grundlegende Komponente ein handelsüblicher Laptop zum Entwickeln genutzt. Außerdem wird dabei auf das OpenSource Betriebssystem Ubuntu 18.04.4 LTS in der 64-bit Variante zurückgegriffen. Als zugrunde liegende Ressourcen stehen ein 8 GigaByte Arbeitsspeicher sowie ein Intel Core i5-4210 Quadcore Prozessor mit einer Taktfrequenz von 4 x 2,60 GHz zur Verfügung. Des Weiteren kann die dedizierte Grafikkarte GeForce 820M mit einem Grafikkartenspeicher von 2046 MB verwendet werden. Der Festplattenspeicher von 500 GB kann im Umfang dieser Arbeit vernachlässigt werden, da es im Zusammenhang mit Gesichts- bzw. Emotionserkennung primär darauf ankommt, wie viel Rechenleistung zur Verfügung steht und nicht wie groß die Speicherkapazität des Laufwerks ist. Um das rechenintensive Trainieren des Modells zur Emotionserkennung in akzeptabler Zeit zu garantieren, soll die Rechenleistung des Prozessors und der Grafikkarte vollständig genutzt werden können.

4.1.1.2 Programmierumgebung

Aufgrund der Vorkenntnisse und Relevanz innerhalb des Studiums soll die Programmiersprache Python in aktuellster Version (3.6.9) vorrangig verwendet werden, jedoch kann unter gegebenen Umständen auch die Programmiersprache C++ eingesetzt werden, was noch zu prüfen ist. Auf eine bestimmte IDE wie PyCharm, Emacs oder Visual Studio Code wird sich an dieser Stelle nicht festgelegt, da dies jedem Entwickler selbst zu überlassen ist. Diesbezüglich sind nur Einschränkungen aufgrund der gewählten Rechnerarchitektur und der Programmiersprache zu berücksichtigen.

Zur Entwicklung einer Emotionserkennung sollen als grundlegende Komponenten die Programmbibliothek für Bildverarbeitung OpenCV und das Framework Tensorflow bzw. die Deep-Learning-Bibliothek Keras verwendet werden. Da das Einsatzgebiet von OpenCV in der Bildverarbeitung liegt, soll die Bibliothek dazu genutzt werden, den Input so zu verändern, dass dieser vom Modell zum trainieren oder vorhersagen einer oder mehrerer Emotionen verwendet werden kann. Für den wesentlichen Teil der Arbeit, das Entwickeln eines Modells, welches menschliche Emotion anhand eines Bildausschnittes von einem Gesichts erkennen kann, ist die Deep-Learning-Bibliothek Keras zu verwenden.

4.1.2 Interaktionskonzept

Von der Metaebene aus betrachten, steht noch die Planung eines Interaktionskonzeptes aus, welche nun genauer erläutert wird. Die Bildverarbeitungsbibliothek OpenCV soll dazu verwendet werden, eine grafische Benutzeroberfläche (GUI) in Form eines Fensters zu entwickeln, mit dessen Hilfe dem Nutzer die Möglichkeit geboten wird, entweder Aufnahmen durch die integrierte Webcam selber als Input zu liefern oder dafür ein von ihm gewähltes schon bestehendes Bild auszuwählen. Das vom Nutzer gelieferte Bild soll entsprechend bearbeitet werden, um anschließend eine Emotion zu erkennen und den entstandenen Output an eine durch OpenCV generierte Oberfläche weiterzugeben. In welcher Form der Output dem Nutzer letztendlich dargestellt wird, als Grafik, einfache Textausgabe oder audiovisuell ist noch zu entscheiden.

Zusammenfassend kann man also sagen, dass der Nutzer aufgrund der Übersichtlichkeit und der Einfachheit halber lediglich mit den von OpenCV generierten Oberflächen interagiert und sich zu keinem Zeitpunkt mit der dahinterliegenden Komponente Keras befassen muss.

Es wird sich auch die Option vorbehalten, den Input webbasiert zu liefern und dem Nutzer auch auf gleiche Art und Weise den Output zurückzuliefern. Um die Komplexität des Projektes weiterhin auf die wesentlichen Bestandteile der Emotionserkennung zu beschränken und nicht unnötig zu erhöhen, wird diese Möglichkeit jedoch vorerst nicht weiter berücksichtigt.

4.2 Umsetzung der Lösung

Während der weiteren Ausarbeitung des Konzeptes und der darauf basierenden Umsetzung sind letztendlich zwei verschiedene Lösungen entstanden. Aufgrund von Problemen die innerhalb des Entwicklungsprozesses im Zusammenhang mit dem Hardwaredesign aufgetreten sind, konnte das Projekt so wie es geplant war nicht zu Ende gebracht werden. Da diese Lösung jedoch als Grundlage für die letztendlich finale Lösung diente, werden nachfolgend beide Umsetzungen genauer erläutert.

4.2.1 Stand-Alone Lösung mit Schwerpunkt OpenCV

In diesem Kapitel wird die Umsetzung der auf dem entwickelten Konzept basierenden Lösung näher erläutert. Es handelt sich dabei um den Stand-Alone Laptop mit installiertem Ubuntu 18.04.4 LTS wobei der Input und der Output auf OpenCV GUIs basiert.

4.2.1.1 Input GUI

Als Einstieg in das Themengebiet Emotionserkennung bzw. Gesichtserkennung bietet sich an, sich zuerst mit den Grundlagen der Bildverarbeitung und den Grundlagen von OpenCV vertraut zu machen. Wie bereits im Konzept beschrieben, soll es dem User möglich sein, mithilfe der Webcam und einer grafischen Oberfläche, welche mit OpenCV programmiert wird, ein Bild als Input zu liefern. Wie man in Abbildung 4.1 sehen kann, wird im ersten Schritt die grafische Oberfläche erstellt und der Video Stream der Webcam in der Oberfläche angezeigt.

Listing 4.1: Code für GUI mit Video Stream der Webcam als Output

```
1 import cv2 as cv
2
3 cam = cv.VideoCapture(0)
4 cv.namedWindow("InputGUI1")
5 img_counter = 1
6 while True:
7     ret, img = cam.read()
8     cv.imshow("InputGUI1", img)
9     if not ret:
10         break
11     k = cv.waitKey(1)
12     if k%256 == 27: # ESC pressed, closing the window
13         break
14     elif k%256 == 32: # SPACE pressed, save image as input
```

```
15     cv.imwrite("InputGUI {}.png".format(img_counter), img)
16     img_counter += 1
17
18 cam.release()
19 cv.destroyAllWindows()
```



Abbildung 4.1: GUI mit Video Stream der Webcam als Output

Nachdem man nun auf den Video Stream der Webcam zugreifen und diesen wiedergeben kann, gilt es den relevanten Bildausschnitt, die sogenannte Region Of Interest (ROI), zu identifizieren. Da wir uns im Umfeld der Gesichts- und Emotionserkennung befinden, sind für uns alle Bereiche relevant, die ein menschliches Gesicht enthalten. Standardmäßig stellt OpenCV einige Modelle zur Objekterkennung zur Verfügung, welche problemlos genutzt werden können. Um nun ein vortrainiertes Modell zur Gesichtserkennung von OpenCV einzubinden, kann man folgende Zeile an den Anfang des Codes schreiben:

Listing 4.2: Einbinden eines vortrainierten OpenCV-Modells zur Gesichtserkennung

```
face_cascade = cv.CascadeClassifier('haarcascades/
```

```
haarcascade_frontalface_default.xml')
```

Mithilfe der Methode `detectMultiScale` des eingebundenen Modells, können nun die Koordinaten sowie die Höhe und die Breite von jedem in dem Bild gefundenen Gesicht extrahiert werden. Aufgrund dieser Informationen können wir den bisherigen Code nun so erweitern, dass ein Rechteck um jedes gefundene Gesicht im Video Stream der Webcam gezeichnet wird und über die grafische Oberfläche ausgegeben wird. dies sieht dann folgendermaßen aus:

Listing 4.3: Code für GUI mit Video Stream der Webcam und markierten Gesichtern als Output

```
1 import cv2 as cv
2
3 face_cascade = cv.CascadeClassifier('haarcascades/
4     haarcascade_frontalface_default.xml')
5
6 cam = cv.VideoCapture(0)
7 cv.namedWindow("InputGUI")
8 img_counter = 0
9
10 while True:
11     ret, img = cam.read()
12     gray = cv.cvtColor(img, cv.COLOR_BGR2GRAY)
13     faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.3, 5)
14     for (x,y,w,h) in faces:
15         img = cv.rectangle(img,(x,y),(x+w,y+h),(255,0,0),2)
16         cv.imshow("InputGUI", img)
17         if not ret:
18             break
19         k = cv.waitKey(1)
20         if k%256 == 27: # ESC pressed, closing the window
21             break
22         elif k%256 == 32: # SPACE pressed, save image as input
23             cv.imwrite("InputGUI{}.png".format(img_counter), img)
24             img_counter += 1
25
26 cam.release()
27 cv.destroyAllWindows()
```

Wie die durch den Code generiert grafischen Oberfläche aussieht, lässt sich der Abbildung 4.2 entnehmen. Nun lässt sich noch darüber diskutieren, ob es weitere besonders zu berücksichtigende ROIs gibt. Im Zusammenhang mit Emotionen können unter ande-

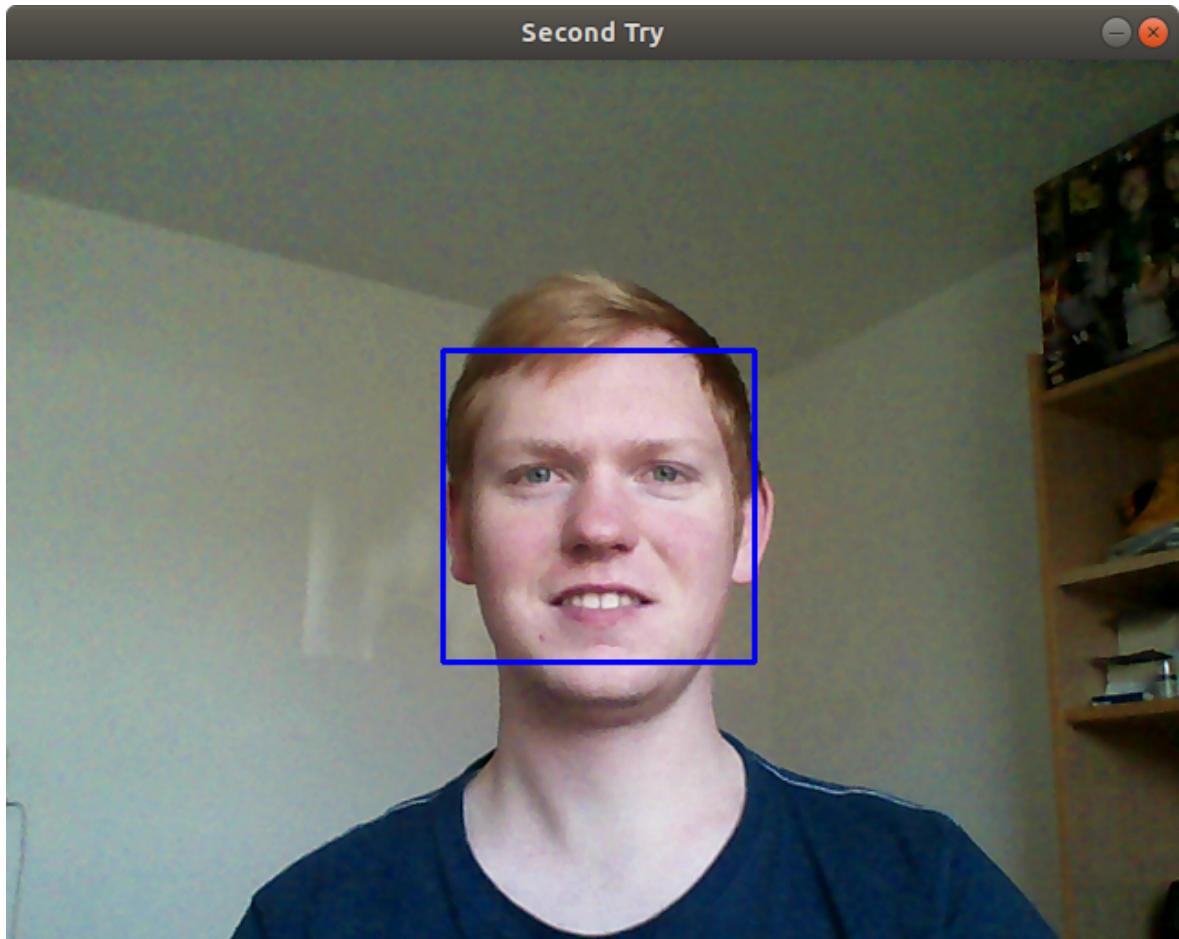


Abbildung 4.2: GUI mit Video Stream der Webcam und markierten Gesichtern als Output

rem die Augen und der Mund eine besondere Rolle spielen, sodass nachfolgend einmal beispielhaft das Hinzufügen eines weiteren Modells zur Erkennung der Augen in jedem bereits entdeckten Gesicht:

Listing 4.4: Einbinden eines vortrainierten OpenCV-Modells zur Augenerkennung

```
eye_cascade = cv.CascadeClassifier('haarcascades/  
haarcascade_eye.xml')
```

Um nun alle Augen in einem Bild zu erkennen, kann nun wieder die Methode `detectMultiScale` des Modells genutzt werden. Dem nachfolgenden Codeschnipsel kann man nun entnehmen, wie um alle Augen, die sich in dem Bildausschnitt befinden in dem auch ein Gesicht erkannt wurde, ein grünes Rechteck gezeichnet wird.

Listing 4.5: Zeichnen von Rechtecken um alle erkannten Augen und Gesichter

```
ret, img = cam.read()  
gray = cv.cvtColor(img, cv.COLOR_BGR2GRAY)  
faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.3, 5)  
for (x,y,w,h) in faces:
```

```

1 img = cv.rectangle(img,(x,y),(x+w,y+h),(255,0,0),2)
2 roi_gray = gray[y:y+h, x:x+w]
3 roi_color = img[y:y+h, x:x+w]
4 eyes = eye_cascade.detectMultiScale(roi_gray)
5 for (ex,ey,ew,eh) in eyes:
6     cv.rectangle(roi_color,(ex,ey),(ex+ew,ey+eh),(0,255,0),
7                  2)

```

Somit sind wir nun in der Lage, alle relevanten Bereiche zu identifizieren und zu markieren. Um diese relevanten Regionen nun als input zum Vorhersagen einer Emotion für ein Modell nutzen zu können, müssen die entsprechenden Bereiche jedoch erst einmal abgespeichert werden. Um eine Vergleichbarkeit der Bilder untereinander und des zu testenden Bildes zu den trainierten Bildern zu gewährleisten, sollten diese alle das gleiche Format besitzen. Wie bereits in der Theorie erwähnt, ist es außerdem sinnvoll, entsprechende Ausschnitte nicht im Farbmodus abzuspeichern, sondern lediglich als Grayscale-Grafik. Erweitert man den bereits entstandenen Code erneut um die erlauterten Aspekte, sieht dies so aus:

Listing 4.6: Code für GUI mit Video Stream der Webcam und markierten Gesichtern und Augen als Output

```

1 import cv2 as cv
2
3 face_cascade = cv.CascadeClassifier('haarcascades/
4                                     haarcascade_frontalface_default.xml')
5 eye_cascade = cv.CascadeClassifier('haarcascades/
6                                     haarcascade_eye.xml')
7 cam = cv.VideoCapture(0)
8 cv.namedWindow("InputGUI")
9 img_counter = 0
10 while True:
11     ret, img = cam.read()
12     gray = cv.cvtColor(img, cv.COLOR_BGR2GRAY)
13     faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.3, 5)
14     for (x,y,w,h) in faces:
15         img = cv.rectangle(img,(x,y),(x+w,y+h),(255,0,0),2)
16         roi_gray = gray[y:y+h, x:x+w]
17         roi_color = img[y:y+h, x:x+w]
18         eyes = eye_cascade.detectMultiScale(roi_gray)
19         for (ex,ey,ew,eh) in eyes:
20             cv.rectangle(roi_color,(ex,ey),(ex+ew,ey+eh))

```

```

        ,(0 ,255 ,0) ,2)
19    cv .imshow( "InputGUI" , img)
20    if not ret :
21        break
22    k = cv .waitKey(1)
23    if k%256 == 27: # ESC pressed , closing the window
24        break
25    elif k%256 == 32: # SPACE pressed , save grayscale face as
26        input
27        gray = gray [y:y + h, x:x + w] # Cut the frame to size
28        try :
29            cv .imwrite("InputGUI{ }.png" .format(img_counter) ,
30                        cv .resize(gray , (350 , 350)))
31            img_counter += 1
32        except :
33            pass
34
35 cam .release()
36 cv .destroyAllWindows()

```

Das daraus resultierende Ergebnis kann man der Abbildung 4.3 entnehmen. Somit ist es dem Nutzer möglich, schnell und unkompliziert Bilder mit der Webcam zu machen und dort enthaltene Gesichter so zu speichern, dass sie als Input zum Vorhersagen einer Emotion genutzt werden können.

4.2.1.2 Dataset

Zum Trainieren eines Modells zur Emotionserkennung, wird das sogenannte Cohn-Kanade Dataset zur Analyse von Emotionen verwendet.¹ In dem verwendeten Dataset sind ca. 10000 Grayscale-Bilder enthalten, welche die in 4.1 zu sehenden Emotionen: Es fällt auf, dass sich die dargestellte Anzahl von ca. 325 nutzbaren Bildern stark von der bereits erwähnten Anzahl von 10000 Bildern unterscheidet. Dies liegt daran, dass das Dataset ursprünglich für die Analyse von Emotionen und nicht direkt für die Emotionserkennung entwickelt wurde. Was das kann genau hast, wird durch die Abbildung 4.4 verdeutlicht.

Jeder Datensatz beinhaltet mehrere Bilder, die den Verlauf einer Emotion von Neutral bis hin zur Emotion darstellen. Da dieser Verlauf für die Emotionserkennung allenfalls für die Klassifizierung innerhalb der jeweiligen Emotion relevant wäre und somit im Umfang dieser Arbeit nicht betrachtet wird, wird nur das jeweils letzte

¹Vgl. Cohn, Kanade und Tian, *Comprehensive Database for Facial Expression Analysis*.

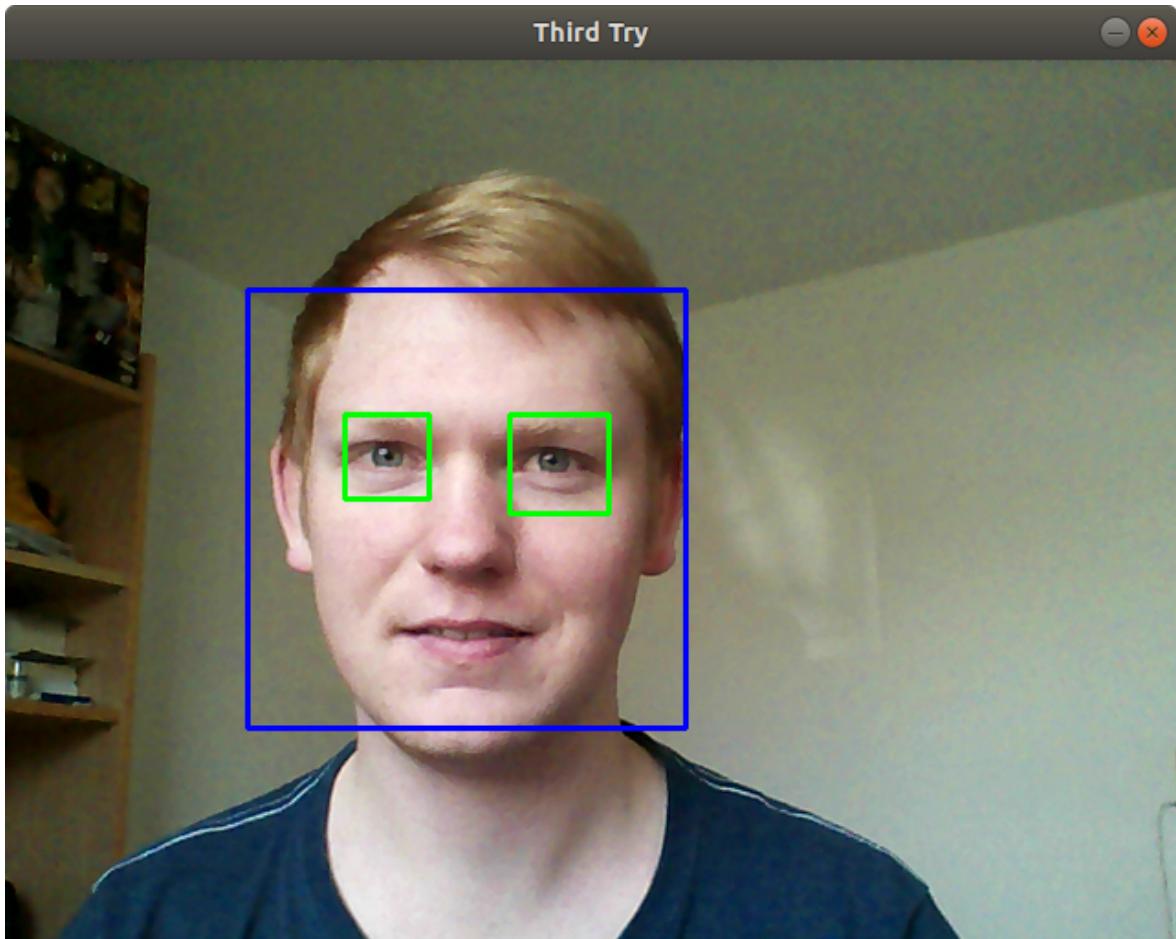


Abbildung 4.3: GUI mit Video Stream der Webcam und markierten Gesichtern und Augen als Output

Bild dieses Verlaufs, also die vollständig ausgeprägte Emotion, zum Trainieren des Modells genutzt. Somit ergibt sich der Unterschied von der Anzahl der jeweils letzten Bilder der Verläufe, ca. 325, und der Anzahl der Gesamtbilder aller Verläufe, ca. 10000. Zur Verzeichnisstruktur des Datasets kann sagen, dass es grundsätzlich zwei verschiedene Ordner gibt. In einem Ordner befinden sich alle Bilder, also die Verläufe der Emotionen und in dem anderen befinden sich mit der gleichen Struktur die dazugehörigen Emotionen. Stellt man die Struktur der beiden Ordner beispielhaft als Verzeichnisbaum dar, sieht dies folgendermaßen aus:

```
Wie man den Verzeichnisbäumen entnehmen kann, ist die Struktur in beiden Ordner identisch. In der ersten Ebene befinden sich Ordner jeweils mit 'S' aufgeteilt nach Personen. Innerhalb jeder dieser Personenordner gibt es einen oder mehrere weitere Ordner. Diese Ordner auf der 2. Ebene sind dreistellig aufsteigend numeriert und beinhalten jeweils einen Emotionsverlauf. Im Sachzusammenhang bedeutet dies, dass jede Person eine oder mehrere verschiedene Emotionsverläufe darstellt. Die Syntax der Dateinamen in den aufsteigend numerierten Ordner, die letztendlich den Emotionsverlauf beinhalten, ist <Personenordner>_<Emotionsverlaufsordner>_<Pos. im Verlauf>.png wobei die
```

Emotion	N
Anger	45
Contempt	18
Disgust	59
Fear	25
Happy	69
Sadness	28
Surprise	83

Tabelle 4.1: Emotionen mit jeweiliger Anzahl an Bildern



Abbildung 4.4: Emotionsverlauf von Neutral zu Disgust

Position im Verlauf 8-stellig ist. Nimmt man die in Abbildung 4.4 als Grundlage, könnten die einzelnen Dateinamen zu den Bildern wie im Verzeichnisbaum 4.6 aussehen. Aus der dargestellten Struktur des Ordners in dem sich sämtliche Bilder befinden und den jeweiligen Dateinamen lassen sich keinerlei Rückschlüsse auf die dargestellten Emotionen ziehen. Um herauszufinden welche Emotion durch welchen Emotionsverlauf dargestellt wird, muss man in das entsprechende Verzeichnis in dem Ordner mit den gelabelten Emotionen wechseln. Dort befindet sich dann eine Textdatei, die den selben Dateinamen hat, wie das letzte Bild aus dem dazugehörigen Emotionsverlauf. In dieser Datei befindet sich dann eine Fließkommazahl, die für die jeweilige Emotion in Tabelle 4.1 steht. Um nun herauszufinden welche Emotion durch den in 4.6 dargestellt wird, schaut man in das Verzeichnis `emotions/S005/001/`, in dem sich die Datei `S005_001_00000011.txt` befindet. In dieser Datei würde dann `3.000000e+00` stehen, was sich gemäß der Tabelle mit `Disgust` gleichsetzen lässt.

Um später ein vernünftiges supervised learning auf Grundlage des Dataset durchzuführen, wird eine eigene Verzeichnisstruktur erstellt, die jedes letzte Bild eines Emotionsverlaufs sortiert nach Emotion beinhaltet. Der folgenden Code automatisiert das

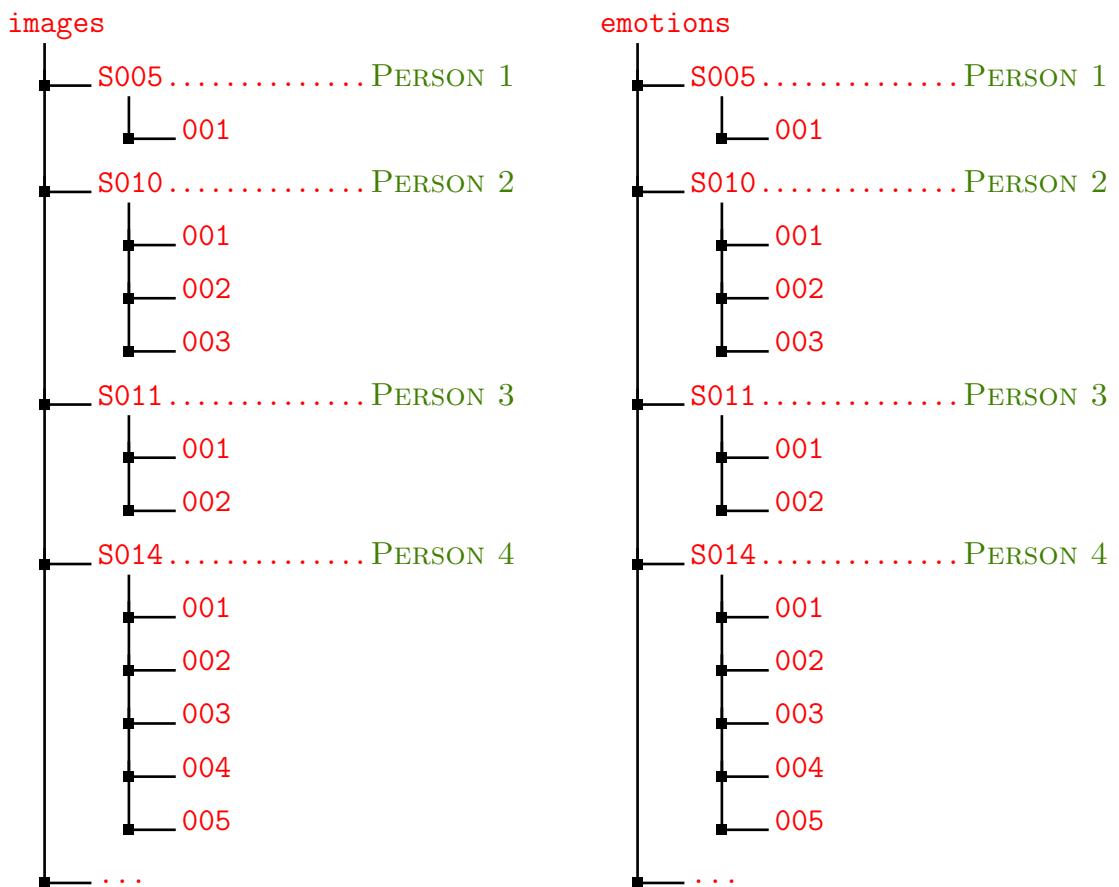


Abbildung 4.5: fig:Test

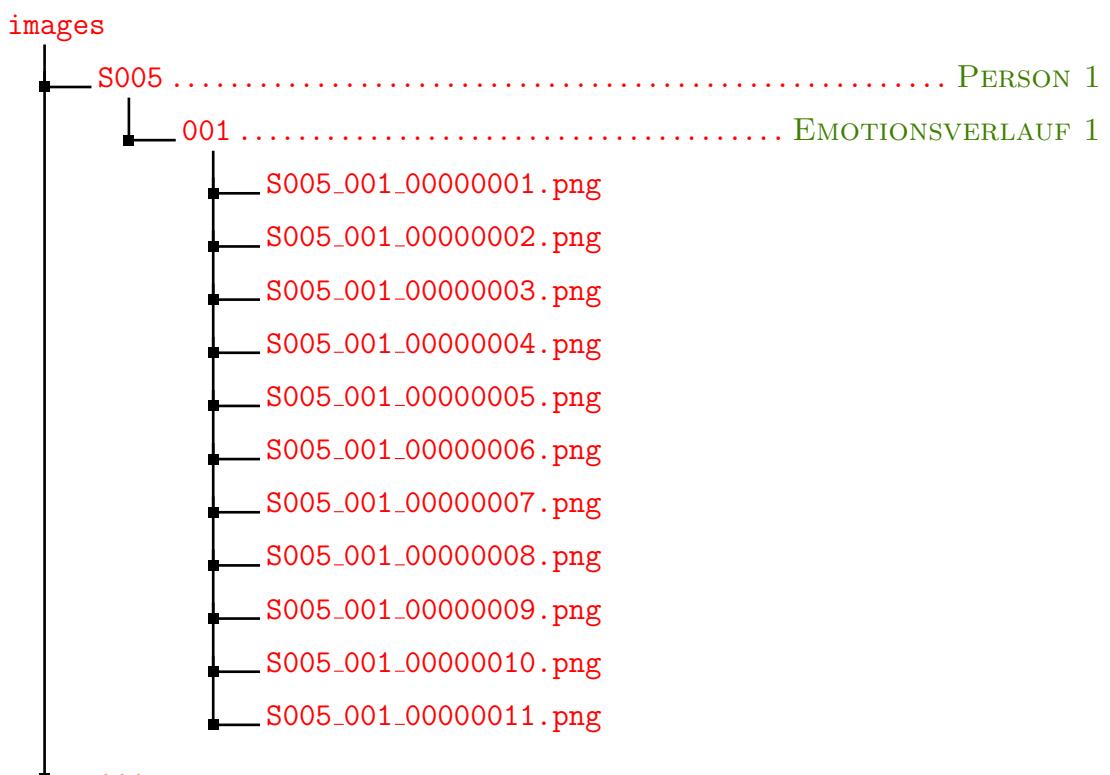


Abbildung 4.6: Struktur Emotionsverlauf

überarbeiten und sortieren des Datasets und erweitert dieses um die Emotion Neutral, da jedes erste Bild eines Emotionsverlaufs als neutrale Ausgangslage dient.

Listing 4.7: Dataset sortieren und überarbeiten

```

1 import glob , os , shutil , sys
2
3 if not os.path.exists("source_emotion"):
4     print("source_emotion wurde nicht gefunden!")
5     sys.exit(0)
6 if not os.path.exists("source_images"):
7     print("source_images wurde nicht gefunden!")
8     sys.exit(0)
9 if os.path.exists("sorted_set"):
10    shutil.rmtree("sorted_set")
11
12 # setup destination directory
13 emotions = [ "neutral" , "anger" , "contempt" , "disgust" , "fear" , "
14 happy" , "sadness" , "surprise" ]
15 os.makedirs("sorted_set")
16 for emotion in emotions: # create folder for each emotion
17     os.makedirs("sorted_set/%s" % emotion)
18
19 participants = sorted(glob.glob("source_emotion/*")) # Returns a list of all folders with participant numbers
20 for participant in participants:
21     part = "%s" % participant[-4:] # store current
22         participant number
23     sessions = sorted(glob.glob("%s/*" % participant))
24     participant_neutral_handled = False
25     for session in sessions: # Store list of sessions for
26         current_participant
27         files = sorted(glob.glob("%s/*" % session))
28         for file in files:
29             current_session = file[20:-30]
30             file = open(file , 'r')
31             # store emotion as int
32             emotion = int(float(file.readline()))
33             # get belonging emotion sequence
34             images = sorted(glob.glob("source_images/%s/%s/*" %

```

```

    % (part, current_session)))
32   # copy last image from sequence to sorted set
33   sourcefile_emotion = images[-1]
34   destination_emotional = "sorted_set/%s/%s" % (
35       emotions[emotion], sourcefile_emotion[25:])
36   shutil.copyfile(sourcefile_emotion,
37                   destination_emotional)
38   # handle the neutral image only if not done for
39   # this participant before
40   if not participant_neutral_handled:
41       sourcefile_neutral = images[0]
42       destination_neutral = "sorted_set/neutral/%s"
43       % sourcefile_neutral[25:]
44       shutil.copyfile(sourcefile_neutral,
45                       destination_neutral)
46       participant_neutral_handled = True
47
48 print("sorted_set with emotion images created!")

```

Das überarbeitete und sortierte Dataset, welches nun als neue Grundlage für die Stand-Alone Lösung dient, sieht dann so aus:

4.2.1.3 Training

OpenCV stellt verschiedene Klassifizierer zur Verfügung, jedoch wird sich in diesem Abschnitt immer auf das Supervised Learning des FisherFaceRecognizer bezogen, welcher mit dem im vorherigen Schritt präparierten Dataset trainiert wird.

4.2.1.4 Testing

4.2.1.5 Verzeichnisstruktur

4.2.2 Webbasierte Lösung

4.2.2.1 Dataset

4.2.2.2 Modell

Nachfolgend wird das für die Emotionserkennung erstellte Modell mit den jeweils einzelnen Layern näher erläutert und 4.8

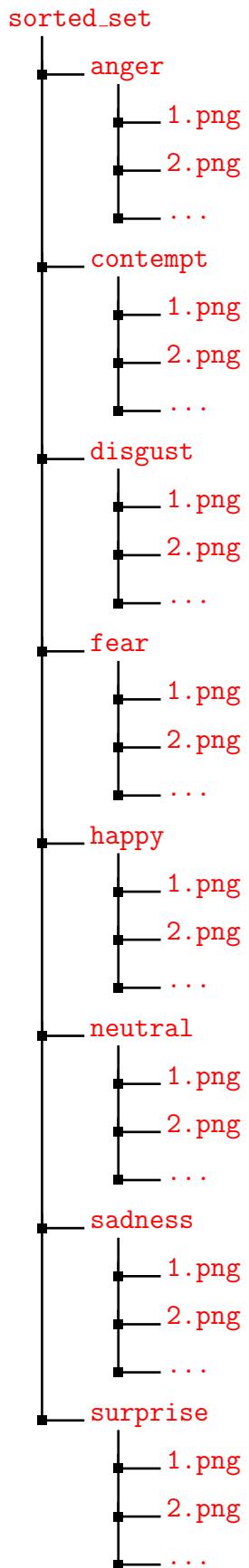


Abbildung 4.7: Struktur überarbeitetes Dataset

4.2.2.3 Trainieren des Modells

4.2.2.4 Testen des Modells

4.2.2.5 Webserver

4.2.2.6 Jupyter Notebook

4.2.2.7 Verzeichnisstruktur

5 Diskussion

Das nunmehr letzte Kapitel soll sich mit der kurzen Zusammenfassung der Ergebnisse des letztens Teils und deren Bewertung widmen. Des Weiteren sollen die angewandten Methoden reflektiert werden, offene Fragen beantwortet und auch weitere Punkte aufgezeigt werden die verbessert oder noch implementiert werden können. Dazu soll zunächst die Ergebnisse kurz zusammengefasst werden.

5.1 Reflexion der Ergebnisse

5.1.1 Alternativen

5.2 Reflexion Vorgehen

Mehr darauf eingehen dass das Kontrovers ist und auch die Basisemotionen kontrovers sind – aber keine andere Möglichkeit vorhanden

5.3 Reflexion der Literatur

Bezüglich der Literatur ergeben sich nun einige Schwierigkeiten. Dies liegt unter anderem daran, dass das generelle Thema der Gesichts und Emotionserkennung immer noch vor allem aus psychologischer Sicht in der Literatur behandelt wurde. Zwar gibt es Fachbücher auch aus informationstechnischer Sicht, welche ebenfalls in dieser Arbeit verwendet wurden.

5.4 Offene Implikationen

6 Ausblick

6.1 Alternative Ansätze zur Umsetzung von Emotionserkennung

In diesem Abschnitt nun werden verschiedene alternative Ansätze dargestellt und expliziert, die dazu verwendet werden können um Emotionen zu erkennen. Dieses Unterkapitel beschäftigt sich mit alternativen Ansätzen zu den bereits explizierten Basisemotionen. Diese sind wie bereits erwähnt umstritten, was die Frage zulässt warum diese überhaupt verwendet werden sollten. Ein weiterer kreativer Ansatz zur Erkennung von Emotionen wäre die Analyse der Stimmlage. Dieser Ansatz beruft sich darauf, dass das Sprachzentrum eines Menschen einer der wichtigsten Aspekte der Kommunikation und somit auch der Preisgabe von Informationen über den emotionalen Zustand eines Individuums ist.¹ Dieser Ansatz ist jedoch nicht zielführend, da hier hauptsächlich die Stimme analysiert wird. Von einer Stimme kann nun auf eine Emotion geschlossen werden. Für den Usecase ist dieser Ansatz allerdings ungeeignet, aus folgenden Gründen: Es kann möglich sein eine Emotion anhand der Sprache zu erkennen. Das Äquivalent eines Pokerfaces wäre dementsprechend eine neutrale Stimmlage, welche keine Emotionen suggeriert. Nun kann aber keine Aussage getroffen werden aus welchen Gründen eine Person neutral spricht. Es könnte von einem Pokerface stammen, oder einer monotonen Sprechweise, oder einen gelangweilten Gemütszustand. Dies ist nicht eindeutig identifizierbar. Gleicher könnte nicht über ein neutrales Gesicht gesagt werden, da dies gemeinhin als Pokerface bezeichnet wird. Ein weitere Ansatz wäre die Analyse der derzeit vernommenen Musik. Diese kann einem bestimmten Gemütszustand zugesprochen werden, welches auf eine aktuelle Emotion übertragbar ist.² Ziel dieses Forschungszweiges ist es daher die hinter Liedern oder Klängen stehenden Emotionen zu ermitteln und diese entsprechend zu kategorisieren. Dieser Ansatz erscheint zunächst durchaus interessant, hat jedoch genauso Nachteile wie die Analyse von Emotionen anhand von Bildern die Basisemotionen zeigen. Dieser liegt hier unter anderem in der Genauigkeit der Analysen. So z.B. lieferte ein Testprojekt an der Russischen HSE (Higher School

¹Vgl. Rao und Koolagudi, *Emotion Recognition using Speech Features*, Abstract.

²Vgl. Yang und Chen, *Music Emotion Recognition*, S. 1.

of Economics) das Ergebnis von einer maximalen Genauigkeit von 71%.³ In dem Versuchsaufbau wurden Spektrogramme von Klangfragmenten ausgewertet und versucht mittels Neuronalen Netzen eine Klassifikation der hinter dem Klang liegenden Emotion zu erreichen.⁴ Der generelle Ansatz anhand von Musik die Emotion eines Individuums abzulesen ist zwar praktikabel und von dem Versuchsaufbau auch vergleichbar zu dem Ansatz bereits gelabelte Bilder zu verwenden. Jedoch lässt sich auf diese Weise aus zwei Gründen nicht die eigentliche Zielaufgabenstellung ableiten, das Erkennen eines Pokerfaces. Zum einen handelt es sich in dieser Arbeit um eine visuelle Problemstellung, in welcher das Erkennen des Gemütszustandes anhand des Gesichtsausdruckes erkannt werden soll, also einem vorhandenen bzw. nicht vorhandenen Pokerface. Zum anderen würde die Analyse von Musik einen Rückschluss auf den allgemeinen Gemütszustand des Betroffenen folgern und nicht eine kurzzeitige Stimmungsschwankung aufgrund beispielsweise eines schlechten Blattes, wie in diesem Usecase.

³Vgl. Popova, Rassadin und Ponomarenko, *Emotion Recognition in Sound*, Abstract.

⁴Vgl. Popova, Rassadin und Ponomarenko, *Emotion Recognition in Sound*, Abstract.

Literatur

Literaturquellen

- [Lee08] Katherine B. Leeland. *Face Recognition: New Research*. 1. Aufl. Nova Science Publishers INC, 2008. ISBN: 978-16045646625.
- [Li05] Anil K. Li Stan Z.and Jain. *Handbook of Face Recognition*. Springer Science und Business Media, 2005. ISBN: 978-0387405957.
- [PRP17] Anastasiya S. Popova, Alexandr G. Rassadin und Alexander A. Ponomarenko. *Emotion Recognition in Sound*. Cham, Deutschland: Springer Verlag, 2017. ISBN: 978-3319666037.
- [RK12] K. Sreenivasa Rao und Shashidhar G. Koolagudi. *Emotion Recognition using Speech Features*. 1. Auflage. Berlin, Deutschland: Springer Science und Business Media, 2012. ISBN: 978-1461451433.
- [Rog18] Schneider Patrickand Witschi Ursand Wüst Roger. *Handbuch Projektmanagement: Agil – Klassisch – Hybrid*. Auflage 4. Sebastopol: SSpringer Gabler”, 2018. ISBN: 978-3662578773.
- [SK17] R Benedict Saranya und J. Satheesh Kumar. *Geometric shaped facial feature extraction for face recognition*. Coimbatore - India: IEEE, 2017. ISBN: 978-1509037698.
- [YC11] Yi-Hsuan Yang und Homer H. Chen. *Music Emotion Recognition*. Boca Raton Florida: CRC Press, 2011. ISBN: 978-1466508927.

Sonstige Quellen

- [CKT00] Jeffrey F. Cohn, Takeo Kanade und Yingli Tian. *Comprehensive Database for Facial Expression Analysis*. <http://www.consortium.ri.cmu.edu/ckagree/>. Einsichtnahme:07.03.2020. 2000.
- [Die20] Dr. Frederik Diederichs. *KI-gestützte Emotionserkennung im Fahrzeug aus physiologischen Daten*. <https://www.hci.iao.fraunhofer.de/de/Human-Centered-AI/feinfuehlige-technik/KI-gestuetzte-Emotionserkennung.html>. Einsichtnahme:24.01.2020. 2020.

- [Kuh19] Johannes Kuhn. *Emotionen sind schwer definierbar*. <https://www.sueddeutsche.de/digital/software-emotionen-simulation-ki-1.4377004-2>. Einsichtnahme:24.01.2020. 2019.
- [Sch19] Maximilian Schreiner. *Künstliche Intelligenz: Emotionserkennung will gelernt sein*. <https://mixed.de/kuenstliche-intelligenz-emotionserkennung-will-gelernt-sein/>. Einsichtnahme:24.01.2020. 2019.

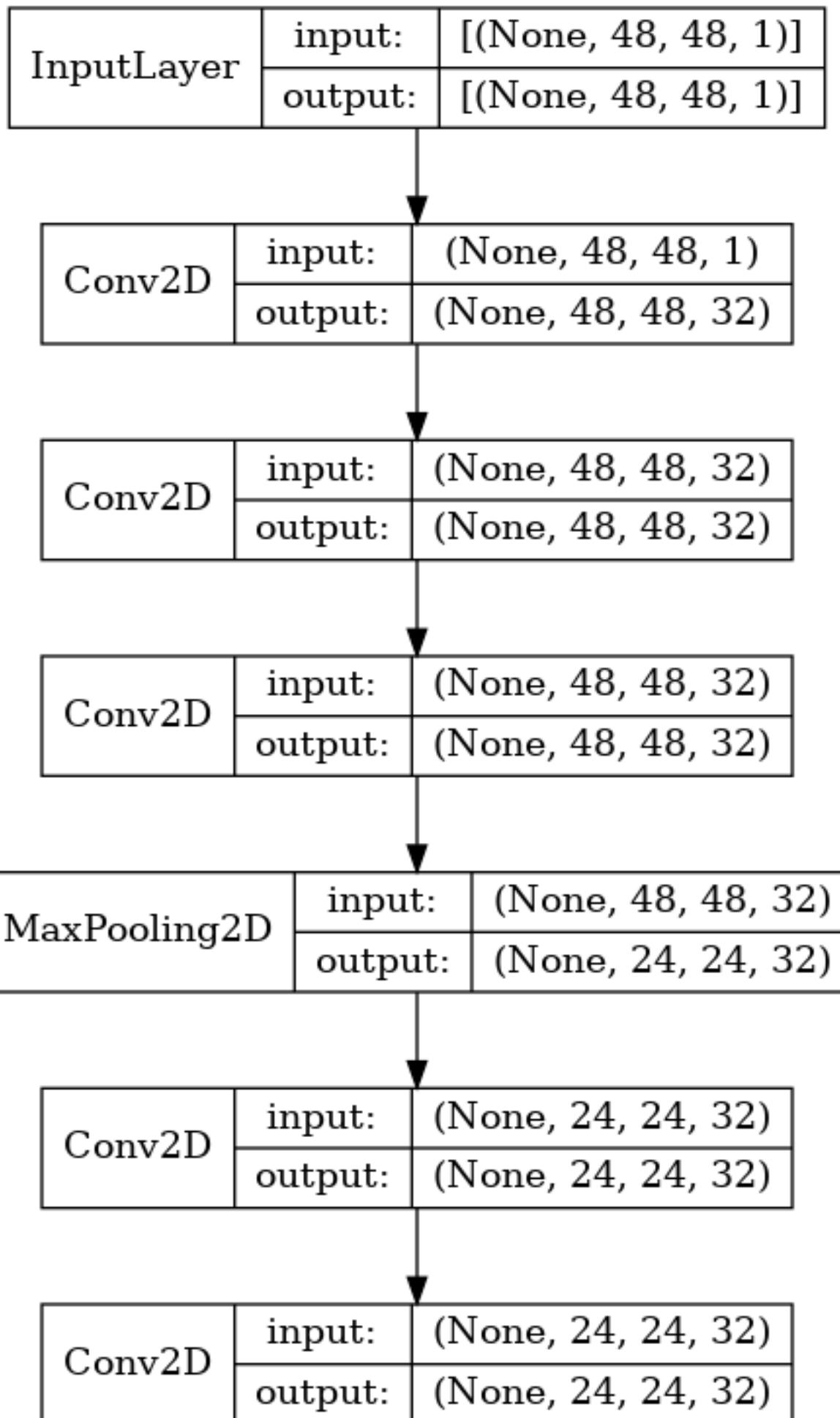


Diagram illustrating a neural network architecture with the following layers and dimensions:

- Conv2D layer: input: (None, 24, 24, 32), output: (None, 24, 24, 32)
- MaxPooling2D layer: input: (None, 24, 24, 32), output: (None, 12, 12, 32)
- Conv2D layer: input: (None, 12, 12, 32), output: (None, 12, 12, 32)
- Conv2D layer: input: (None, 12, 12, 32), output: (None, 12, 12, 32)
- Conv2D layer: input: (None, 12, 12, 32), output: (None, 12, 12, 32)
- MaxPooling2D layer: input: (None, 12, 12, 32), output: (None, 6, 6, 32)
- Flatten layer: input: (None, 6, 6, 32), output: (None, 1152)
- Dense layer: input: (None, 1152)

This diagram shows a sequential flow of layers from top to bottom. Each layer is represented by a box containing its name and a table showing its input and output dimensions. Arrows indicate the flow from one layer's output to the next layer's input.

Conv2D	input:	(None, 24, 24, 32)
	output:	(None, 24, 24, 32)

MaxPooling2D	input:	(None, 24, 24, 32)
	output:	(None, 12, 12, 32)

Conv2D	input:	(None, 12, 12, 32)
	output:	(None, 12, 12, 32)

Conv2D	input:	(None, 12, 12, 32)
	output:	(None, 12, 12, 32)

Conv2D	input:	(None, 12, 12, 32)
	output:	(None, 12, 12, 32)

MaxPooling2D	input:	(None, 12, 12, 32)
	output:	(None, 6, 6, 32)

Flatten	input:	(None, 6, 6, 32)
	output:	(None, 1152)

Dense	input:	(None, 1152)
-------	--------	--------------

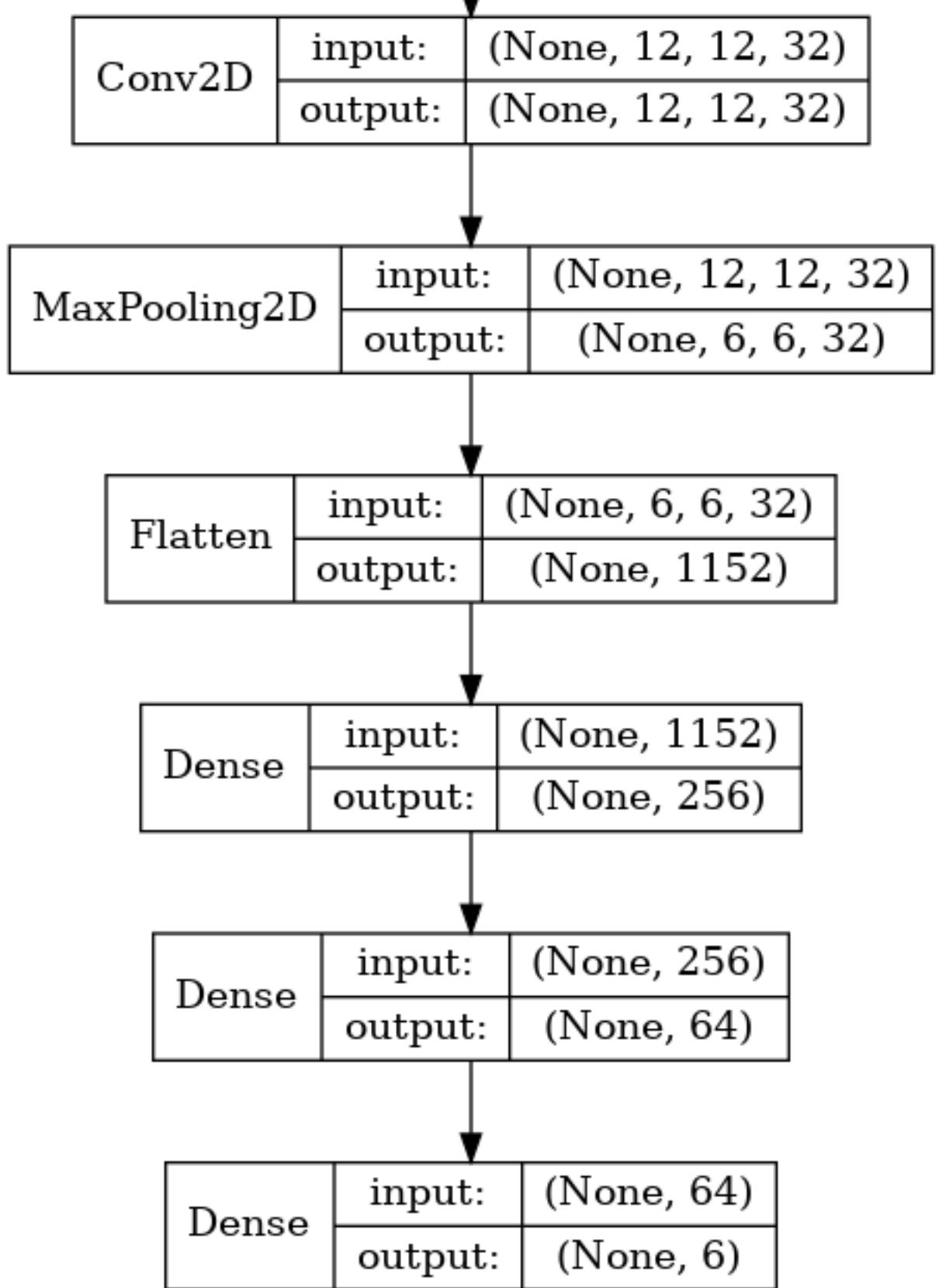


Abbildung 4.8: Model Summary with several Layers and I/O Shapes