

Duale Hochschule Baden-Württemberg Mannheim

Fallstudie Data Science

**ShireEye**

Studiengang Wirtschaftsinformatik

Studienrichtung Data Science

Verfassende:

André-Anan Gilbert (3465546),

Caroline Schmidt (8037343),

Jana Lugeder (7807816),

Valentin Müller (4616344)

Kurs:

WWI 20 DSB

Dozent:

Benjamin Jung

# Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung .....	4
2	Arbeitsweise.....	5
2.1	Teamstruktur .....	5
2.2	Teamorganisation .....	6
3	Analysen .....	8
3.1	Business Analyse.....	8
3.2	Technische Analyse.....	14
4	Applikation.....	17
4.1	Daten .....	17
4.2	Algorithmen .....	19
4.3	Technische Umsetzung .....	22
4.4	Explainable AI .....	23
5	Kritische Reflektion .....	28
6	Fazit.....	30

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Risikomatrix.....	11
Abbildung 2: Entscheidungstabelle für Produktzuordnungen .....	13
Abbildung 3: Use Case Diagramm von ShireEye.....	14
Abbildung 4: Aktivitätsdiagramm zur Beschreibung des Programmablaufes.....	15
Abbildung 5: Beispiele aus dem Facial Age Datensatz.....	17
Abbildung 6: Beispiele aus dem FER-Datensatz mit FER+-Labels.....	18
Abbildung 7: Architektur des Altersgruppenklassifikators .....	20
Abbildung 8: Performanz des Altersgruppenklassifikators.....	21
Abbildung 9: Architektur des Emotionsklassifikators.....	21
Abbildung 10: Performanz des Emotionsklassifikators .....	22
Abbildung 11: Architektur der Applikation.....	23
Abbildung 12: Visualisierung des Emotion-Classifiers .....	25
Abbildung 13: Visualisierung des Age-Classifiers .....	26

# 1 Einleitung

Diese Projektdokumentation enthält Informationen über den Aufbau, den Entwicklungsprozess und das Team von ShireEye, einem Produkt, das im Folgenden näher erläutert werden soll. Im Rahmen einer Fallstudie entwickelt das Team ShireTec das Produkt ShireEye, welches insbesondere Banken einen Vorteil in deren Marketingmaßnahmen geben soll.

ShireTec hat zum Ziel, seine Kunden beim Erreichen ihrer Ziele mithilfe von Technologie zu unterstützen. Hierbei fokussiert sich ShireTec auf die folgenden Ziele seiner Kunden: Das Erkennen der individuellen Bedürfnisse derer Kunden und die Stärkung des Images als innovatives Unternehmen. Folglich möchte ShireTec seinen Kunden dabei helfen, ihre Marketingstrategie in Bezug auf deren Kunden zu verbessern.

Erstrangig sieht ShireTec Banken als Zielgruppe, allerdings ist ShireEye auch in anderen Sektoren einsetzbar. In der vorliegenden Arbeit wird der Fokus allerdings auf den Bankensektor gelegt. Sobald ShireEye im Bankensektor etabliert ist, ist eine Ausweitung auf andere Sektoren denkbar.

ShireEye besteht aus einer Kamera und einer grafischen Oberfläche, welche in die bestehende grafische Oberfläche der Banken integriert wird. Kunden können wie bei Ein- oder Auszahlungen an einen Schalter kommen und ShireEye folgendermaßen verwenden: Bankkunden werden von der Kamera gefilmt und das Livevideo ist auf der grafischen Oberfläche sichtbar. Zusätzlich zu deren eigenem Gesicht sehen die Bankkunden eine Vorhersage, in welcher Altersklasse sie sich befinden und welche Emotion sich bei ihnen momentan erkennen lässt. Anhand dieser Prognosen ist ein Produktvorschlag abgebildet, welches ihnen anhand der vorhandenen Prognosen individuell vorgeschlagen wird.

Folglich arbeitet ShireEye, indem es zuerst ein Gesicht erkennt, daraufhin eine Vorhersage der Altersgruppe und der Emotion anhand eines gelernten Modells ausgibt und anhand dessen eine Produktzuordnung vornimmt. Als Resultat gibt ShireEye, wie bereits erwähnt, die Vorhersagen und die Produktzuordnung aus.

## **2 Arbeitsweise**

### **2.1 Teamstruktur**

Das Team besteht aus vier Personen: Caroline Schmidt, André Gilbert, Valentin Müller und Jana Lugeder. Gemeinsam bilden sie die Firma ShireTec. Um das Projekt, das eine agile Arbeitsweise benötigt, erfolgreich umzusetzen, wird die Vorgehensweise Scrum angewendet. Diese regelt die Zusammenarbeit des Teams.

Alle relevanten Rollen von Scrum werden von den Teammitgliedern übernommen, die im Folgenden mit Vornamen genannt werden. Valentin ist der Product Owner des Teams, Jana nimmt die Rolle des Scrummasters ein. Caroline ist Domänenexpertin in Bezug auf Marketing und übernimmt auch alle Aufgaben, die dieses Thema betreffen. André ist Architekt und alle Teammitglieder haben auch die Rolle der Entwickler eingenommen.

Im Folgenden wird näher darauf eingegangen, welches Teammitglied welche Aufgaben übernimmt. Wie bereits erwähnt übernimmt Caro alle Tätigkeiten, welche mit Marketing zusammenhängen. Sie erstellt eine Kosten-/ Nutzenanalyse, eine umfangreiche Zielgruppenanalyse, analysiert die Auswirkungen von Marketing und Branding und führt eine umfangreiche Risikoanalyse durch. Gemeinsam mit Jana erstellt sie eine beispielhafte Entscheidungstabelle für eine Beispielbank. Dies beinhaltet eine Zuordnung sinnvoller Altersgruppen und benötigt die Emotionsklassen aus den Trainingsdaten, welche in Absprache mit dem gesamten Team verwendet werden. Außerdem muss recherchiert werden, welche Produkte in Banken aktuell angeboten werden, welche Altersbeschränkungen für Produkte bestehen und welche Zielgruppen die Produkte ansprechen. Anhand dessen wird die Entscheidungstabelle erstellt. Gemeinsam erstellen sie außerdem ein Ereignis-Reaktions-Modell von ShireEye. Zusätzlich übernimmt Jana als Scrummaster die Organisation des Teams. Sie analysiert und dokumentiert dessen Meetings, Meetingstruktur und Arbeitsweise und achtet darauf, dass die Funktionsweise von ShireEye einheitlich verstanden und auch präsentiert wird. Sie passt das Design der Voraussagen und Produktempfehlungen in ShireEye für die Abschlusspräsentation an den dort vorhandenen Hintergrund an.

Valentin sucht nach passenden Datensätzen, erstellt eine Use Case Schablone und ein Aktivitätsdiagramm und veranschaulicht nach der Implementierung der Algorithmen die Funktionsweise von ShireEye mithilfe von Explainable AI mit SHAP. André beschreibt die Algorithmen und erstellt als Architekt eine GitHub-Struktur sowie die Architektur des Systems. Valentin und André bilden ein Subentwicklungsteam, welches die Algorithmen implementiert und trainiert, die gefundenen Daten analysiert und manipuliert sowie die Modelle letztendlich optimiert.

Das gesamte Team trifft gemeinsam Entscheidungen bezüglich Altersgruppen, Aufgabenverteilungen und Implementierung von Stakeholder Feedback. Es wird gemeinsam über die Einbindung des Produkts beim Kunden diskutiert und dementsprechend die Oberfläche von ShireEye erstellt. Jedes Teammitglied übernimmt den Teil der Dokumentation, das es auch erarbeitet hat.

## **2.2 Teamorganisation**

Da die Teammitglieder nicht Vollzeit an dem Projekt arbeiten, werden die Scrummethoden dem Arbeitsumfang angepasst. Ein Sprint entspricht dementsprechend jeweils der Zeitdauer zwischen den Vorlesungseinheiten, also den Besprechungen mit dem Dozenten. Die Vorlesungseinheiten selbst werden als Sprint Review genutzt, da dort die jeweiligen Sprintergebnisse sowohl dem Product Owner, Valentin, als auch dem Dozenten präsentiert werden und Rückmeldung eingeholt wird. Direkt darauffolgend werden jeweils ein Sprint Retro als auch ein Sprint Planning durchgeführt. Das Sprint Retro wird zur Analyse der Zusammenarbeit des Teams genutzt. Im Sprint Planning werden organisatorische und inhaltliche Fragestellungen besprochen. Insbesondere wird ein Zeitplan erstellt, ein Backlog definiert, kontinuierlich erweitert und angepasst, aus welchem letztendlich die Aufgaben den Teammitgliedern zugeordnet werden. Das Sprint Daily wird regelmäßig, aber nicht täglich durchgeführt. In diesem werden mögliche Blocker angesprochen, Anfragen an den Scrummaster gerichtet und der Fortschritt der einzelnen Teammitglieder besprochen.

Die Organisation des Backlogs und der Artefakte erfolgt über ein Kanban Board in der Projektmanagement-Software Notion. Die einzelnen Aufgaben werden in drei Kategorien eingeteilt: Nicht begonnen, in Arbeit und fertiggestellt. Somit hat das Team immer einen Überblick darüber, welche Aufgaben anstehen, was andere Teammitglieder gerade bearbeiten und was bereits erledigt ist. Außerdem sind alle gemeinsam verwendeten Dokumente und Codes in einem Project Store verlinkt und übersichtlich sortiert, sodass alle Teammitglieder immer Zugriff auf die aktuelle Version aller Daten haben. Der Code des Produktes selbst sowie Teile der Dokumentation werden über GitHub organisiert.

## 3 Analysen

### 3.1 Business Analyse

Im Folgenden werden einige geschäftsbezogene Analysen, die zur Entwicklung und Optimierung von ShireEye benötigt werden, dargestellt und erläutert. Mithilfe der Analysen werden wichtige Entscheidungen getroffen, Strategien erarbeitet und ein Überblick über den Nutzen von ShireEye gewonnen.

Die Zielgruppenanalyse ist ein wichtiges Mittel für eine erfolgreiche Vermarktung. Die Ergebnisse geben Aufschluss darüber, welche Kunden angesprochen werden sollen und wie man diese effektiv anspricht und begeistert.

Dafür wird zunächst eine Zielgruppendefinition durchgeführt. Diese grenzt ein, welche Arten von Personen als Kunden gewonnen werden sollen. Dafür werden Personengruppen nach Merkmalen gruppiert. Diese können beispielsweise Einkommen, Alter, Wohnort, Geschlecht oder andere sein.

Für die Vermarktung von Bankprodukten mit ShireEye werden zwei Kundengruppen definiert. Die Erste stellt junge Erwachsene im Alter von 18 und 30 Jahren dar mit geringem bis mittlerem Einkommen. Diese Zielgruppe wird gewählt, da diese für Banken oft Neukunden darstellen und Neukundengewinnung gerade bei langfristigen Unternehmungen wie dem Bankengeschäft zentral für den Erfolg ist. Die zweite Kundengruppe wird als Erwachsene von 35 bis 55 Jahren mit mittlerem Einkommen definiert. Diese wird ausgewählt, da diese Kunden mehr Mittel zur Verfügung haben und diese in teurere Produkte investieren können, die auch eine lange Laufzeit haben.

Anschließend wird eine Untersuchung der Bedürfnisse und Wünsche der vordefinierten Zielgruppen durchgeführt. Dafür wird ein passender Fragebogen entwickelt, mithilfe dessen Personen der Zielgruppen befragt werden. Neben allgemeinen Fragen, wie nach Alter und Wohnort, enthält der Fragebogen für die Befragung für ShireEye vor allem Fragen zum Kaufverhalten der Kunden (z.B. "Was für Werte vertreten Sie?"), dem Verhalten als Bankkunde (z.B. "Wie oft besuchen Sie ihre Bank persönlich?") und dem Vertrauen in technologische Lösungen (z.B. "Wie stehen Sie zu K.I.?" ).



Nach Auswertung der Fragebögen werden die Antworten kondensiert und zusammengefasst. Dabei wird ein Durchschnitt aller relevanten Antworten genommen und eine beispielhafte Persona konstruiert, die diesen Durchschnitt darstellt. Dadurch wird eine realitätsnahe und greifbare Repräsentation der Zielgruppe geschaffen, die die Verhaltensmuster und Konsumpräferenzen deutlich aufzeigen. Für ShireEye werden zwei Personae konstruiert, die die beiden definierten Zielgruppen repräsentieren:

**Name:** Tom Weber

**Alter:** 27

**Wohnort und -situation:** urban, Szene-Stadtteil, allein in einer Altbau-Wohnung

**Beruf und -bildung:** Student mit geringem Einkommen

**Interessen:** Fitness, Mode, Technik

**Werte:** Umweltbewusstsein, Nachhaltigkeit

**Kaufverhalten:** vorrangig online, Kleidung möglichst fair, Investitionen mit Bedacht

**Name:** Katharina Müller

**Alter:** 47

**Wohnort und -situation:** mäßig urban, Vorstadt, mit Familie in moderner Wohnung

**Beruf und -bildung:** moderner Beruf mit mäßigem Einkommen

**Interessen:** IT, Technik, Modelleisenbahnen

**Werte:** Zukunftssicherheit, Stabilität

**Kaufverhalten:** wenig online, intensive Betrachtung vor bereits geringen Investitionen, insgesamt Fokus auf Qualität

Mithilfe dieser Zielgruppenanalyse lassen sich nun die erwarteten Auswirkungen auf das Marketing erarbeiten. Dafür werden zunächst Leitfragen erarbeitet, deren Beantwortung die Thematik umreißen soll.

Für ShireEye werden folgende Leitfragen erarbeitet:

- Wie lässt sich ShireEye erfolgreich als Kaufargument vermarkten?
- Was für Auswirkungen hat die Einführung von ShireEye auf den Absatz der Bankprodukte?
- Welche Zweifel hegen Zielgruppen und wie räumt man diese aus?

Zur Beantwortung dieser Fragen werden die Ergebnisse der Zielgruppenanalyse verwendet. Die Ausarbeitung der Leitfragen für ShireEye ergibt dann, dass ShireEye voraussichtlich erfolgreich als neue Kommunikationsmöglichkeit einsetzbar ist. Es ist von einer Steigerung des Absatzes der beworbenen Produkte auszugehen und größere Zweifel werden durch eine ISO 27001 Zertifizierung und eine transparente Kommunikationsstrategie ausgeräumt. Alles in allem ist zu erwarten, dass ShireEye eine durchweg positive Auswirkung auf das Marketing hat und für ShireTec-Kunden eine Bereicherung darstellt.

Die nächste wichtige wirtschaftliche Betrachtung stellt eine Kosten-Nutzen-Analyse dar. Dabei werden zunächst alle voraussichtlich anfallenden Kosten für die geplante Laufzeit des Produkts erfasst und zusammengetragen. Die Kosten teilen sich dabei auf einmalige Kosten, meist zur Implementation, und wiederkehrenden Kosten, wie Stromkosten, auf. Das Gleiche wird mit dem Nutzen getan. Der Nutzen teilt sich in Kosteneinsparungen, wie durch reduzierte Personalkosten, und nominal schwer absehbare Vorteile, wie eine erhöhte Kundenbindung, auf. Die Ergebnisse Beider werden dann über den Zeitraum der geplanten Laufzeit berechnet und summiert. Aus Kosten und Nutzen wird zuletzt ein Saldo gebildet, der dann den gesamten Nutzen darstellt. Ist dieser positiv, wird Gewinn erzielt, ist er negativ, Verlust.

Bei der Kosten-Nutzen-Analyse für ShireEye werden verschiedene Kategorien betrachtet. Im Fokus der Kostenseite stehen vor allem die Anschaffungskosten und die Unterhaltskosten. Auf der Nutzenseite sind vor allem Produktivitätsgewinne zu erwarten und Einsparungen für Werbemittel. Der Saldo ist insgesamt linear wachsend und nach dem zweiten Jahr Laufzeit positiv. Damit ist die Gesamtentwicklung als gewinnbringend und als lohnende Investition einzuschätzen.

Einen großen Teil der wirtschaftlichen Betrachtungen stellt eine Risikoanalyse für unsere Kunden dar. Dafür werden zunächst verschiedene Arten von Schäden definiert und bewertet. Das geschieht sowohl für Schadensarten und -höhen als auch für die dazugehörigen Eintrittswahrscheinlichkeiten. Beide werden anschließend in einer Risikomatrix kombiniert, aus der dann verschiedene Risikoklassen abgeleitet werden. Diese werden kategorisiert und mit dem generellen, dazugehörigen Vorgehen notiert.

Dann kommt es zum Kern der Risikoanalyse: Es werden alle möglich denkbaren, aber noch plausiblen, Risikoszenarien, deren Ursachen, der genaue Schaden und die jeweiligen Verantwortlichen, die Risikoeigner, notiert. Jedes Risikoszenario erhält dann eine Einstufung je nach Risikoklasse und Eintrittswahrscheinlichkeit nach den vordefinierten Kategorien, woraus sich das jeweilige Risiko ergibt. Zuletzt wird dann eine Vorgehensweise im Eintrittsfall beschrieben.

Für ShireEye werden verschiedene Risiken herausgearbeitet. Die erkannten Risiken lassen sich grob in drei Ursachen-Kategorien einteilen: Schäden an der Hardware, offene Informations-Schnittstellen und fehlerhafte Voraussagen. Keines der bekannten Risiken wird dabei höher als 6 eingeschätzt, also ein mittleres Risiko. Damit ist der Einsatz des ShireEye wenig risikobehaftet und bietet wenig oder geringe Risiken für die Kunden von ShireTec.

Eintrittswahrscheinlichkeit	Sehr hoch (4)	4	8	12	16
	Hoch (3)	3	6	9	12
	Mittel (2)	2	4	6	8
	Gering (1)	1	2	3	4
		Gering (1)	Mittel (2)	Hoch (3)	Sehr Hoch (4)
		Schaden			

Abbildung 1: Risikomatrix

Eine weitere grundlegende Fragestellung besteht in der Zuordnung der Produktvorschläge anhand der Altersgruppen und Emotionen. Dies ist die Grundlage für die Produktempfehlungen. Hierfür werden alle möglichen Kombinationen an Altersklassen und Emotionen in einer Tabelle dargestellt. Daraufhin werden die Produkte einer Beispielbank geeigneten Emotions-Alters-Kombinationen zugeordnet. Wichtig ist hierbei zu erwähnen, dass nicht jeder Emotions-Alters-Kombination zwingend ein Produkt zugeordnet wird. In manchen Fällen entscheidet das Team, keine Produktempfehlung zu geben, da Werbung in bestimmten Situationen auch kontraproduktiv eingeschätzt wird. Somit soll vermieden werden, dass das Marketing der Banken das Gegenteil des Ziels, also eine negative Stimmung der Bankkunden gegenüber deren Produkte oder der Bank selbst, bewirkt. Beispielsweise ist denkbar, dass Werbung bei einem verärgerten Senior dazu führen könnte, dass dessen sowieso schon negative Grundstimmung bei Produktwerbung noch mehr abnimmt und das Produkt oder sogar die Bank selbst daraufhin von dieser Person mit Ärger assoziiert wird. Es ist davon auszugehen, dass dies einen negativen Effekt auf die Kaufentscheidung hat, was wiederum die Wirkung des Marketings von ShireEye reduziert.

Folgende Produkte werden in der aus Anschauungsgründen fiktiv erstellten Beispielbank angeboten:

- Kreditkarte
- Sonstige Versicherungen
- Lebensversicherung
- Baufinanzierung
- Girokonto
- Tagesgeld
- Kredit
- Depot
- Sparkonto

- Festgeld
- VL-Sparplan (Vermögenswirksame Leistungen-Sparplan)
- Taschengeldkonto
- Jugendgirokonto

Nach reichlicher Analyse der Voraussetzungen für die jeweiligen Produkte wird anhand der Beispielbank eine Produktzuordnungstabelle, welche im technischen Abschnitt als Entscheidungstabelle bezeichnet wird, erstellt. Das Ergebnis ist in Abbildung 2 dargestellt.

<b>Alter/ Emotionen</b>	<b>Senior ( &gt; 60 )</b>	<b>Adult ( 31 – 60 )</b>	<b>Young Adult ( 17 – 30 )</b>	<b>Child ( &lt;= 16 )</b>
<b>Happy</b>	Kreditkarte	Bau- finanzierung	Depot	Taschengeld- konto
<b>Disgusted</b>	Keine Empfehlung	Girokonto	Sparkonto	Sparkonto
<b>Angry</b>	Keine Empfehlung	Sonst. Ver- sicherungen	Festgeld	Taschengeld- konto
<b>Sad</b>	Keine Empfehlung	Keine Empfehlung	Sparkonto	Sparkonto
<b>Neutral</b>	Sonst. Ver- sicherungen	Girokonto	Girokonto	Jugend- girokonto
<b>Fearful</b>	Lebens- versicherung	Tagesgeld	VL-Sparplan	Sparkonto
<b>Surprised</b>	Kreditkarte	Kredit	Depot	Jugend- girokonto

Abbildung 2: Entscheidungstabelle für Produktzuordnungen

Quelle: Eigene Abbildung

## 3.2 Technische Analyse

Nach der Business-Analyse soll nun mithilfe von UML-Diagrammen die logische und technische Funktionsweise von ShireEye näher erläutert werden. Bei allen verwendeten Diagrammen handelt es sich um Verhaltensdiagramme, da Strukturdiagramme wie das Klassendiagramm durch den hinsichtlich der verwendeten Klassen simplen Aufbau nicht notwendig sind und die Architektur von ShireEye sich direkt aus den Verhaltensdiagrammen ergibt sowie später in Kapitel 4.3 noch einmal konkret erläutert wird. Kernelement von ShireEye bilden zwei mithilfe von Machine Learning trainierte Klassifikator-Modelle, von denen eins für die Vorhersage der Altersgruppe und ein anderes für die Vorhersage der Emotion des Kunden zuständig ist.

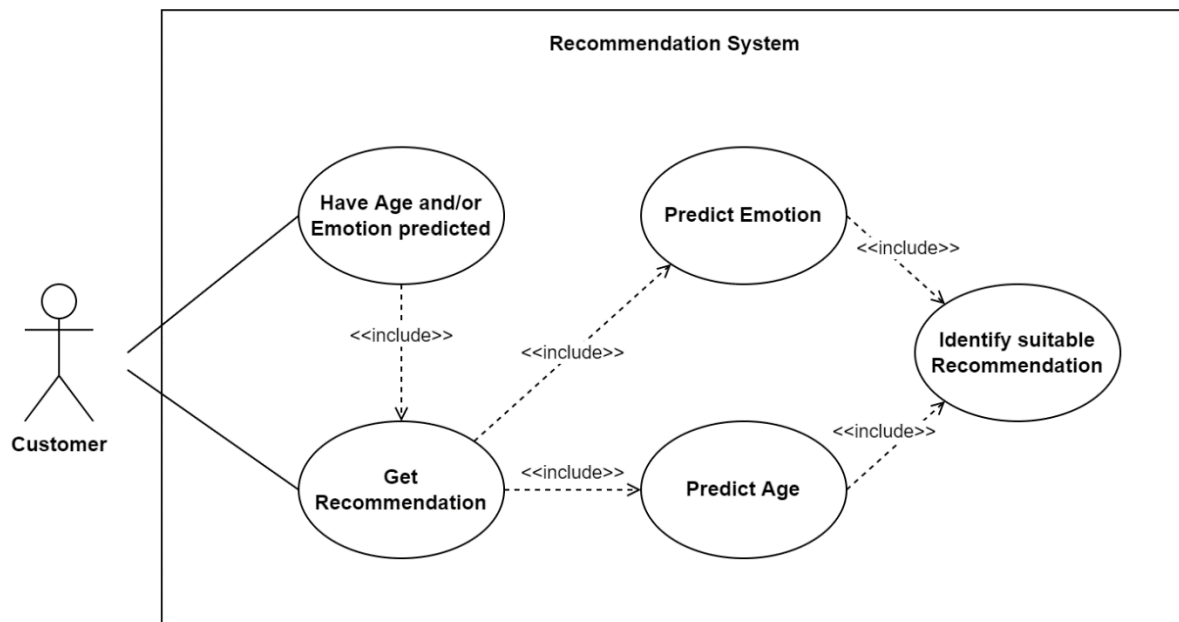


Abbildung 3: Use Case Diagramm von ShireEye

Quelle: Eigene Abbildung

Das Use Case Diagramm, welches in Abbildung 3 dargestellt ist, stellt mögliche Interaktionen eines Users mit ShireEye und die sich darauf ergebenden Anwendungsfälle dar. Den primären Einstiegspunkt beziehungsweise die primäre Motivation eines möglichen Users, um mit ShireEye zu interagieren, stellt hierbei der aus Neugier entstandene Wunsch nach einer Vorhersage des eigenen Alters und des aktuellen

Emotionszustandes dar. Dies deckt sich mit den in der Zielgruppenanalyse ermittelten Personae, denen zufolge insbesondere technologie- und innovationsbegeisterte Kunden angesprochen werden sollen. Ein weiterer, jedoch weniger wahrscheinlicher Grund für die Nutzung des Systems findet sich im expliziten Wunsch nach einer Produktempfehlung, in jedem Fall ist dieser Use Case jedoch im ersten Anwendungsfall, der Vorhersage des Alters und der Emotion, eingeschlossen. Um eine Produktempfehlung abgeben zu können, müssen durch das System Emotion und Alter des Kunden ermittelt werden. Aus den Ergebnissen dieser Use-Cases ermittelt Shire Eye nun eine auf den Kunden zugeschnittene Produktempfehlung.

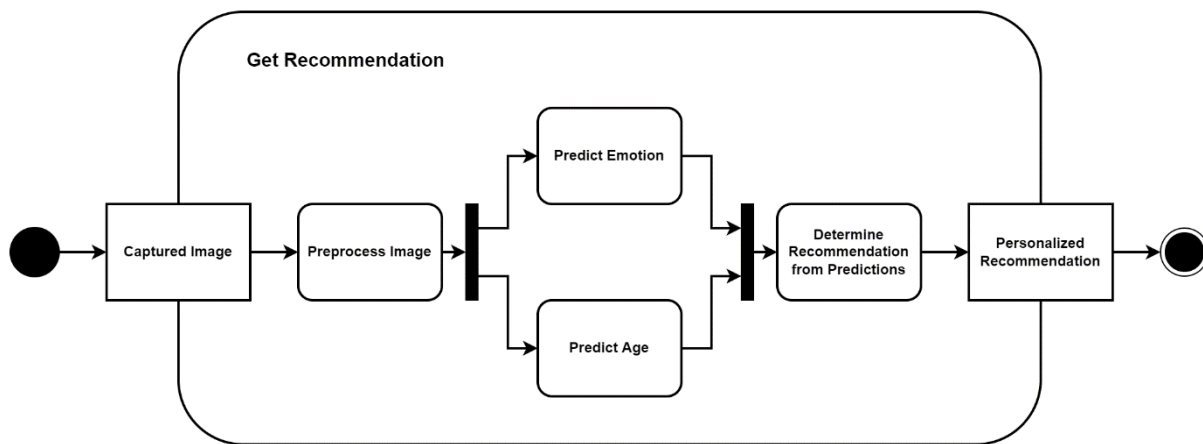


Abbildung 4: Aktivitätsdiagramm zur Beschreibung des Programmablaufes

Quelle: Eigene Abbildung

Das Aktivitätsdiagramm in Abbildung 4 stellt einen einzelnen Programmablauf dar, der die zur Erfüllung der in Abbildung 3 dargestellten Anwendungsfälle logischen Schritte beinhaltet. Insgesamt funktioniert die Anwendung nach dem geläufigen EVA bzw. IPO-Prinzip (Eingabe-Verarbeitung-Ausgabe bzw. Input-Processing-Output). Dabei wird zunächst, sobald ein Gesicht im Sichtfeld der Kamera erkannt wird, ein Bild aufgenommen, welches den Input für die Anwendung darstellt. Anschließend wird für das Bild das notwendige Preprocessing durchgeführt. Das Preprocessing, welches in Kapitel 4.1 genauer erläutert wird, sowie das Design der Models, auf das in der Algorithmenbeschreibung in Kapitel 4.2 näher eingegangen wird, erfolgen in einer Form, die es ermöglicht, dass ein gemeinsames Preprocessing des aufgenommenen Bildes für

beide Modelle erfolgen kann. Anschließend treffen der Altersgruppen- und der Emotionen-Klassifikator parallel ihre Vorhersagen, die anschließend zusammengeführt werden, um aus ihnen eine passende Empfehlung zu ermitteln. Diese wird auf dem Bildschirm gemeinsam mit den Ergebnissen der beiden Modelle angezeigt und bildet den Output der Anwendung.

Die in Abbildung 4 behandelten Schritte werden in der fertigen Anwendung näherungsweise in Echtzeit mit jedem, durch die Kamera aufgenommenem Frame, in welchem ein Gesicht erkannt wird, durchgeführt. Die Bearbeitung mehrerer Gesichter ist dabei möglich.



## 4 Applikation

### 4.1 Daten

Zum Training der in die Anwendung zu integrierenden Machine Learning-Modelle werden zunächst passende Datensätze benötigt. Hier sollen zwei Datensätze zum Einsatz kommen, die im Folgenden gezeigt und beschrieben werden.



Abbildung 5: Beispiele aus dem Facial Age Datensatz

Quelle: Eigene Abbildung

Für das Training des Age Group-Klassifikators wird der auf Kaggle frei verfügbare Facial Age-Datensatz verwendet. Dieser enthält insgesamt ca. 9000 farbige Bilder, die jeweils 200 x 200 Pixel groß sind, einige Beispiele finden sich in Abbildung 5. Diese sind nach Alter aufgeteilt, wobei die Reichweite von 1 bis 110 Jahren reicht. Dabei sind die Bilder nicht immer gleichmäßig verteilt, so sind beispielsweise bei den 110-jährigen nur zwei Bilder vorhanden, was durch die allgemeine Seltenheit des Erreichens eines solch hohen Alters zu erklären ist. In den Altersgruppen, die im Kontext der Zielgruppen von ShireEye relevant sind, stehen jedoch für jedes Alter üblicherweise um die 130 Bilder zur Verfügung.



Abbildung 6: Beispiele aus dem FER-Datensatz mit FER+-Labels

Quelle: <https://raw.githubusercontent.com/Microsoft/FERPlus/master/FER+vsFER.png>

Für den Emotions-Klassifikator wird der Datensatz FER2013 verwendet, der ebenfalls auf Kaggle frei in verschiedenen Formaten zur Verfügung steht. Diesen ergänzen die „FER+“-Labels, ein durch Microsoft vorgenommenes Update zu den Labels des originalen Datensatzes, welches eine deutliche Verbesserung gegenüber den Originallabels bietet, was sich wiederum auch in der Performance des Modells widerspiegelt. FER+ wurde durch Microsoft auf GitHub unter einer Open Source-Lizenz veröffentlicht. Der Datensatz enthält ca. 30000 Bilder in Graustufen, die jeweils 48 x 48 Pixel groß sind. Bilder aus dem FER2013-Datensatz mit den dazugehörigen FER+-Labels sind in Abbildung 6 dargestellt. Die Originallabels kategorisieren diese nach den sieben Emotionen Neutral, Happy, Sad, Angry, Suprised, Fearful und Disgusted, während FER+ diese noch um Contempt, Unknown und NF (not a face) ergänzt. Beide Datensätze sind relativ divers, obwohl das bei derartigen Datensätzen verbreitete Problem der Überrepräsentation kaukasischer und asiatischer Ethnien auch in diesen besteht.

In der Data Preparation werden die Bilder des Altersgruppen-Datensatzes in die Gruppen Child (bis einschließlich 16), Young Adult (17-30), Adult (31-60) und Senior (über 60) eingeteilt. Bei den FER2013-Bildern werden diejenigen, die mit Unknown oder NF gelabelt sind, entfernt, und diejenigen Bilder, die Contempt zeigen, werden mit unter das Label Neutral gruppiert, da zwischen beiden Emotionen eine gewisse Nähe besteht und eine Vorhersage von Contempt für ShireEye nicht vorgesehen ist. Die Bilder beider

Datensätze werden für die Modelle einheitlich in Graustufen umgewandelt und in das Format 48 x 48 gebracht, sodass die Trainings- und spätere Verarbeitungszeit im angemessenen Rahmen bleibt und für die spätere Applikation ein gemeinsames Preprocessing für die Vorhersagen beider Modelle verwendet werden kann. Da die Anzahl der Bilder, insbesondere im Facial Age Datensatz, verhältnismäßig gering ist, wird weiterhin auch Data Augmentation betrieben. Dabei werden die Bilder horizontal umgedreht, in geringem Maße rotiert, horizontal oder vertikal verschoben, der Zoom leicht verändert oder geschert. Somit kann aus einem einzelnen Bild eine Vielzahl von Trainingsbeispielen gewonnen werden, die noch immer einen realistischen Fall abbilden.

## 4.2 Algorithmen

Zum Trainieren der Deep Learning Algorithmen kommt die von Google entwickelte Machine Learning Plattform TensorFlow zum Einsatz, wodurch das Erstellen von ML-Modellen mit High-Level-APIs ermöglicht wird. Da ShireEye eine Computer Vision Anwendung ist, stellen beide Algorithmen Convolutional Neural Networks (ConvNet/CNN) dar. Die Architektur eines Convolutional Neural Networks ist analog zum Muster von Neuronen im menschlichen Gehirn. Der Algorithmus bekommt ein Eingangsbild und weist verschiedenen Objekten im Bild eine Wichtigkeit zu. Dadurch ist er in der Lage durch die Anwendung relevanter Filter räumliche Abhängigkeiten erfolgreich zu erfassen und zu unterscheiden.

Der Altersgruppenklassifikator verwendet als Erstes ein Rescaling Layer. Da die Graustufenwerte im Bereich von  $[0, 255]$  liegen, müssen die Eingabewerte im Bereich von  $[0, 1]$  standardisiert werden. Zudem befinden sich mehrere Faltungen im Netzwerk, um Bilder in eine Form ohne Merkmalverlust, die bei der Vorhersage entscheidend sind, zu bringen. Konkret bedeutet das, dass Merkmale wie z.B. Kanten, Graustufen, Verlaufsrichtung, etc. aus dem Eingabebild extrahiert werden, um die Dimensionalität entweder zu erhöhen oder zu reduzieren. Zudem verwenden alle Convolutional Layers als Aktivierungsfunktion Rectified Linear Unit (ReLU), die für alle Eingabewerte  $x$  das Maximum von  $[0, x]$  für  $x$  wählt. Dies führt ggf. dazu, dass alle Gewichte eines Neurons

Null werden, sofern alle Eingabewerte gleich Null sind (dying ReLU). Dieses Problem wird mit Hilfe der Batch Normalization Layer vermieden. Dieses Layer transformiert die Ausgabewerte der Convolutional Layer so, dass der Mittelwert nahe Null und die Standardabweichung nahe Eins liegt. Außerdem kommen Pooling Layers zur Verkleinerung der Eingabe entlang der räumlichen Dimension sowie Dropouts, die zufällig Eingabewerte auf null setzen, um Overfitting zu vermeiden, zum Einsatz. Die letzten Layers sind bekanntlich Flatten und Dense (vier Knoten) Layer, die die Eingabewerte abflachen und für das Bild die Wahrscheinlichkeit der möglichen Altersgruppe berechnet.

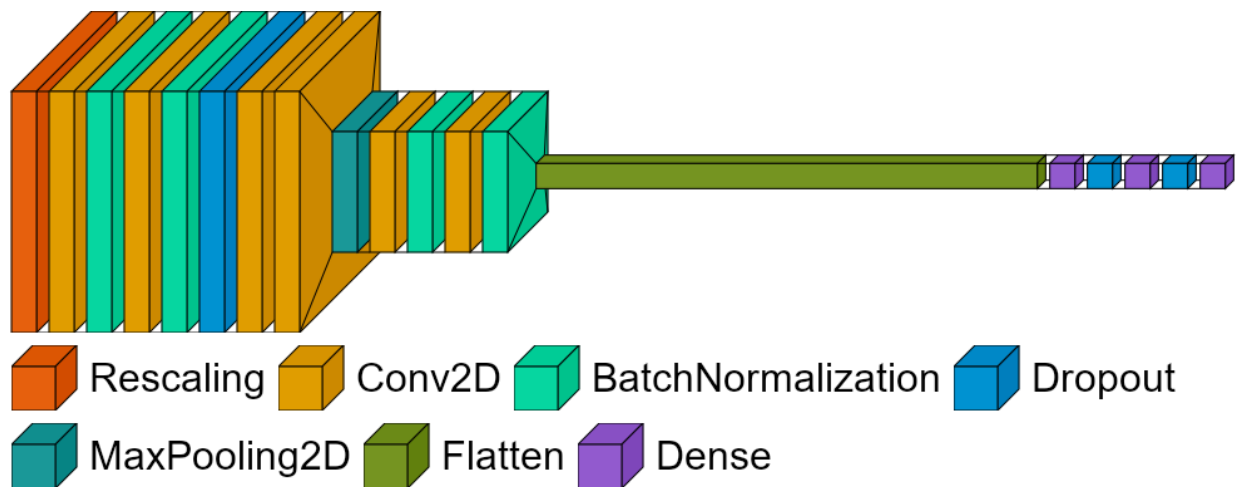


Abbildung 7: Architektur des Altersgruppenklassifikators

Quelle: Eigene Abbildung

Durch diese Architektur erkennt der Altersgruppenklassifikator nicht nur auf dem Trainingsdatensatz die Grundlegende Struktur der Bilder, sondern erreicht auch auf dem Testdatensatz eine Genauigkeit von über 80%. Dies spiegelt sich ebenfalls bei der Minimierung der Verlustfunktion wider.

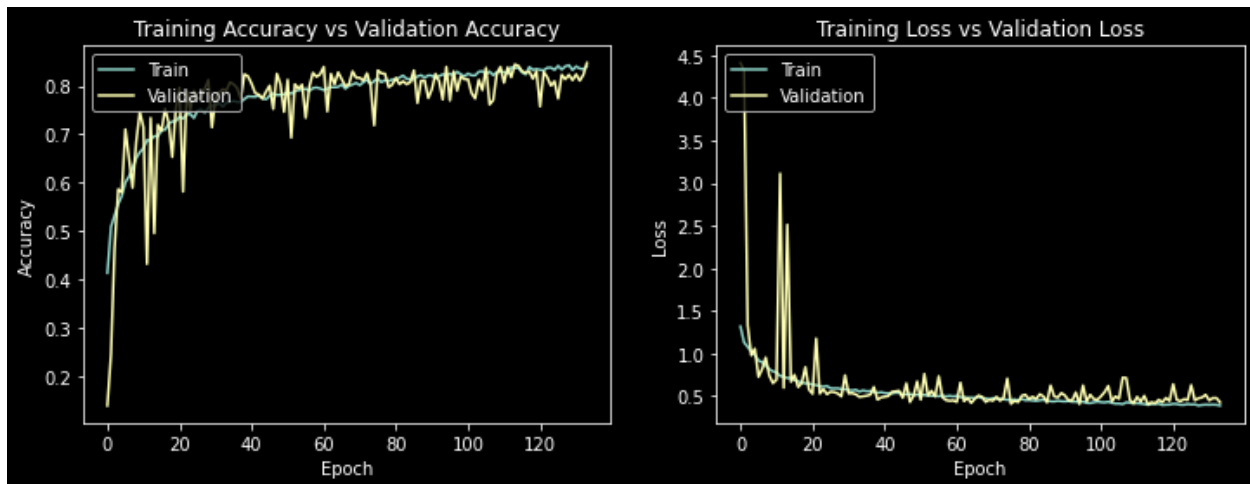


Abbildung 8: Performanz des Altersgruppenklassifikators

Quelle: Eigene Abbildung

Der Emotionsklassifikator baut auf der Architektur des Altersgruppenklassifikators auf. Hier sind die vorher beschriebenen Layer wie Rescaling, Convolutional, Pooling, Batch Normalization, Dropout, Flatten und Dense wiederzufinden. Der große Unterschied zum Altersgruppenklassifikator besteht darin, dass die Architektur auf Grund der sieben Emotionsklassen und der größeren Datenmenge deutlich komplexer ist und dementsprechend mehr Layers aufweist.

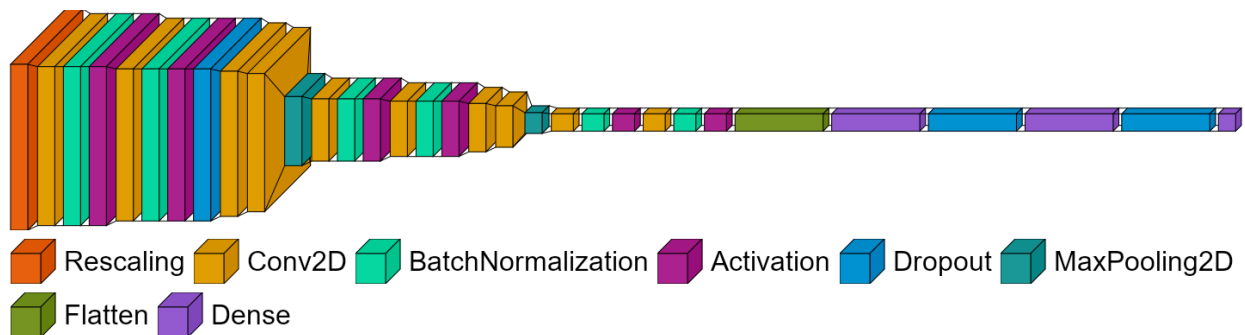


Abbildung 9: Architektur des Emotionsklassifikators

Quelle: Eigene Abbildung

Trotz der höheren Komplexität ist der Emotionsklassifikator ähnlich gut und erkennt auch mit einer Genauigkeit von über 80% die Emotionen der Gesichter. Die Vorhersagen der beiden Modelle werden in ShireEye konkateniert, um eine Produktzuordnung über eine

Mapping Tabelle, die im Abschnitt „Technische Umsetzung“ behandelt wird, zu ermöglichen.

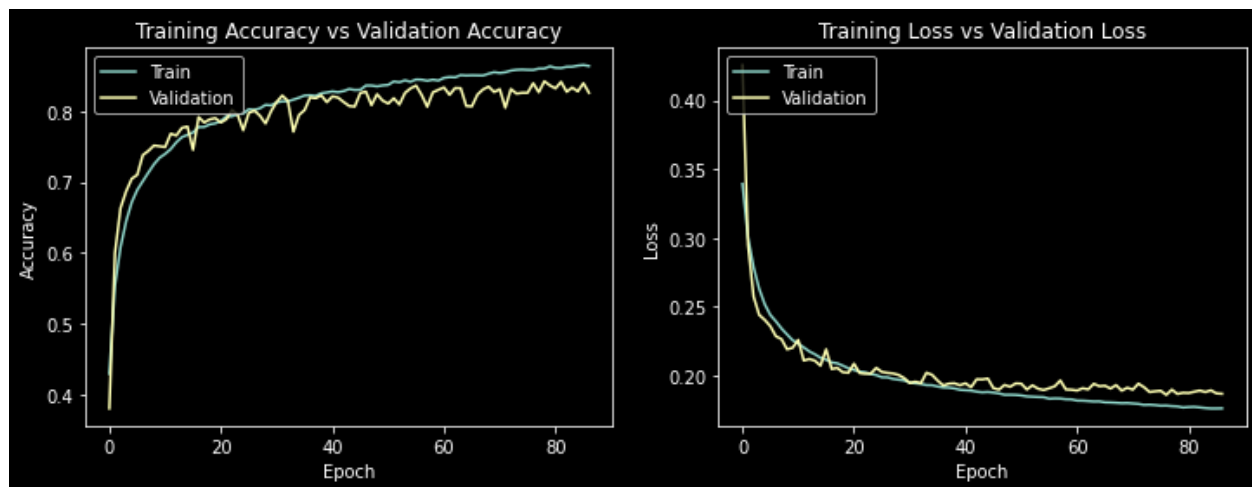


Abbildung 10: Performanz des Emotionsklassifikators

Quelle: Eigene Abbildung

### 4.3 Technische Umsetzung

Für die technische Umsetzung der Altersgruppen- und Emotionserkennung in Echtzeit wird die Bibliothek OpenCV (Open Computer Vision), die die Durchführung von Aufgaben wie Bildverarbeitung, Gesichtserkennung, etc. ermöglicht, verwendet. In Abbildung 11 werden die Abläufe, die im Hintergrund der Benutzeroberfläche geschehen, dargestellt. Zunächst greift OpenCV auf die integrierte Webcam zu und filtert alle Gesichter, die es mit Hilfe des Haar-cascade Modells erkennt, heraus und umrahmt die Gesichter auf der Applikationsoberfläche. Die einzelnen Bilder werden anschließend in Graustufen umgewandelt, auf eine Größe von 48x48 herunterskaliert und an die TensorFlow Modelle übergeben. Daraufhin sagen die jeweiligen Modelle eine Altersgruppe und eine Emotion vorher, wodurch eine Produktzuordnung über eine Mapping Tabelle erfolgen kann. Aufgrund der begrenzten Kombinationsmöglichkeiten von Emotion und Altersgruppe (7x4) ist die Mapping Tabelle lokal verfügbar, wodurch die maximale Performanz ohne Verzögerung, die durch eine sonst benötigte Datenbank entstehen würde, gewährleistet

wird. Zuletzt wird die Produktempfehlung durch OpenCV auf der Benutzeroberfläche angezeigt.

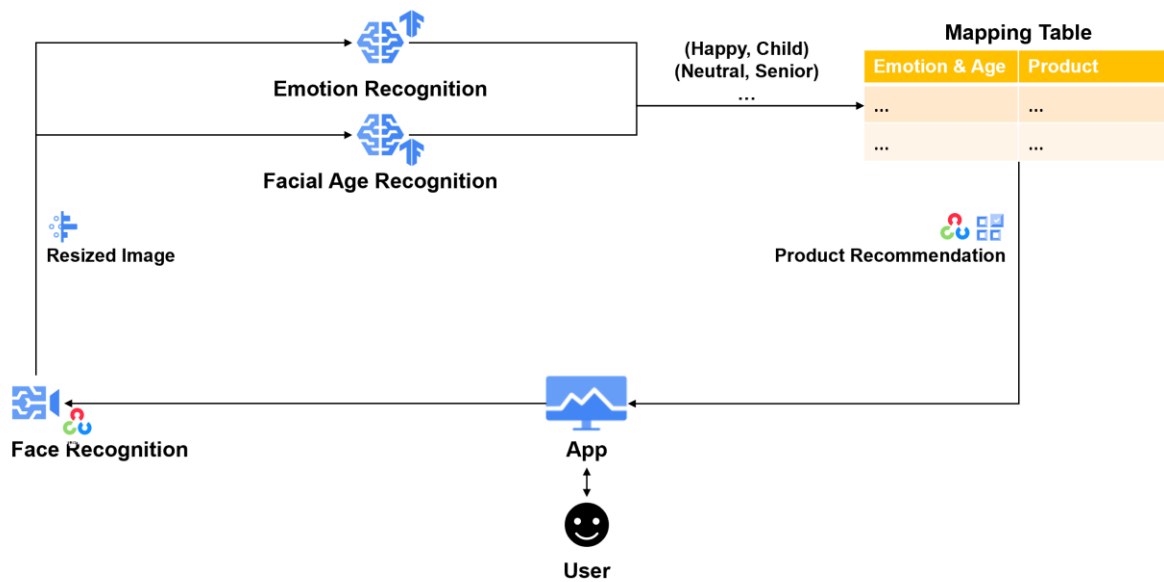


Abbildung 11: Architektur der Applikation

Quelle: Eigene Abbildung

## 4.4 Explainable AI

Ein integraler Bestandteil der Auswertung von Machine Learning-Modellen ist neben den im Abschnitt „Algorithmen“ behandelten Größen Accuracy und Loss auch die Interpretierbarkeit der Vorhersagen. Normalerweise ist es insbesondere bei komplexen Modellen wie beispielsweise den verwendeten Deep Convolutional Neural Networks kaum nachvollziehbar, wie ein Modell von einem bestimmten Input auf eine bestimmte Vorhersage kommt und die Modelle können nur als Black Boxes betrachtet werden. Dies erschwert nicht nur eine eventuelle Qualitätskontrolle durch Domänenexperten, sondern auch das Überzeugen möglicher Kunden von einer auf komplexen Machine Learning-Modellen basierenden Lösung, da diese in der Regel kein tiefgreifendes Fachwissen über die verwendeten Data Science-Methoden besitzen. Eine Verbesserung der Interpretierbarkeit kann somit nicht nur dem Entwicklerteam wertvolle Einsichten in die Funktionsweise des Modells und somit auch Ansätze zur Verbesserung bieten, sondern

auch dabei helfen, potenzielle Kunden von der Qualität der Softwarelösung zu überzeugen. Gegenüber künstlicher Intelligenz existieren noch immer einige Vorbehalte und falsche Auffassungen, insbesondere in konservativeren Unternehmen wie Banken, was wiederum Einfluss auf die Akzeptanz und damit auch Nachfrage von Technologien, die künstliche Intelligenz einsetzen, ausübt. Kann man demzufolge als Softwareunternehmen die Entscheidungsfindung des Modells verdeutlichen und nachvollziehbarer für Kunden und User gestalten, bringt dies auch einen Wettbewerbsvorteil mit sich. Die zunehmende Verbreitung komplexerer Modelle wie Deep Neural Networks geht somit auch mit einer größeren Wichtigkeit des Themas „Explainable AI“ einher.

Mithilfe der Python-Bibliothek SHAP (SHapely Additive exPlanations) können verschiedenste Machine Learning-Modelle analysiert und Vorhersagen erklärt werden. SHAP verwendet dafür einen auf der Spieltheorie basierenden Ansatz und weist Inputattributen beziehungsweise -elementen einen Wert zu, der als „SHAP value“ bezeichnet wird und den Einfluss des Attributes beziehungsweise Elementes auf die durch das Modell getroffene Vorhersage angibt. Der Wertebereich hängt dabei von der Art des Modells ab, abhängig davon können auch negative Werte möglich sein. Standardmäßig werden in mit SHAP erstellten Visualisierungen hohe/positive Werte rot und niedrige/negative Werte blau dargestellt.

Da es sich bei den in unserer Anwendung um Deep Convolutional Neural Networks zur Bildklassifizierung handelt, wird das DeepExplainer-Objekt von SHAP verwendet und der Einfluss bestimmter Pixel der Inputbilder auf die Vorhersage dargestellt.



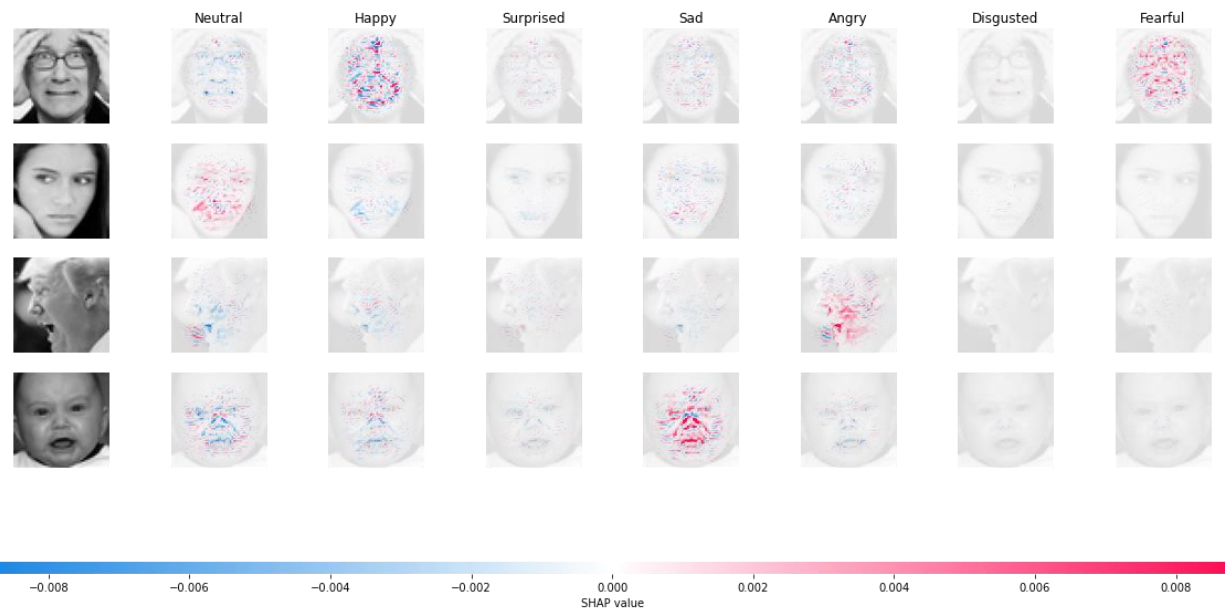


Abbildung 12: Visualisierung des Emotion-Classifiers

Quelle: Eigene Abbildung

In Abbildung 12 wird die Entscheidungsfindung des Emotion-Classifiers anhand einiger Bilder dargestellt. Der ängstliche beziehungsweise besorgte Gesichtsausdruck auf dem Bild in der ersten Reihe wird hier eindeutig an der angespannten Haltung im Mund-, Nasen-, Wangen-, Augen- und Stirnbereich erkannt. Beim Bild in der zweiten Reihe hingegen wird die entspannte, neutrale Haltung erkannt, interessant sind hier jedoch auch die negativen SHAP values, so besitzt beispielsweise die Abwesenheit der Nasolabialfalte (die beim Lachen stärker ausgeprägt ist) negativen Einfluss auf die Klassifikation als „Happy“, die gerade, entspannte Mund- und Augenhaltung spricht im Gegensatz zu weit geöffnetem Mund und Augen gegen einen überraschten Gesichtsausdruck, und die entspannte Augen- und Nasenpartie wirkt sich gegen eine Entscheidung für die Emotion „Wut“ aus. Bei dem dritten Bild gibt das Vorhandensein der letztgenannten Attribute den Anschlag für eine korrekte Klassifikation als „Angry“, während der insgesamt angespannte Gesichtsausdruck klar gegen einen neutralen oder glücklichen Gemütszustand spricht.

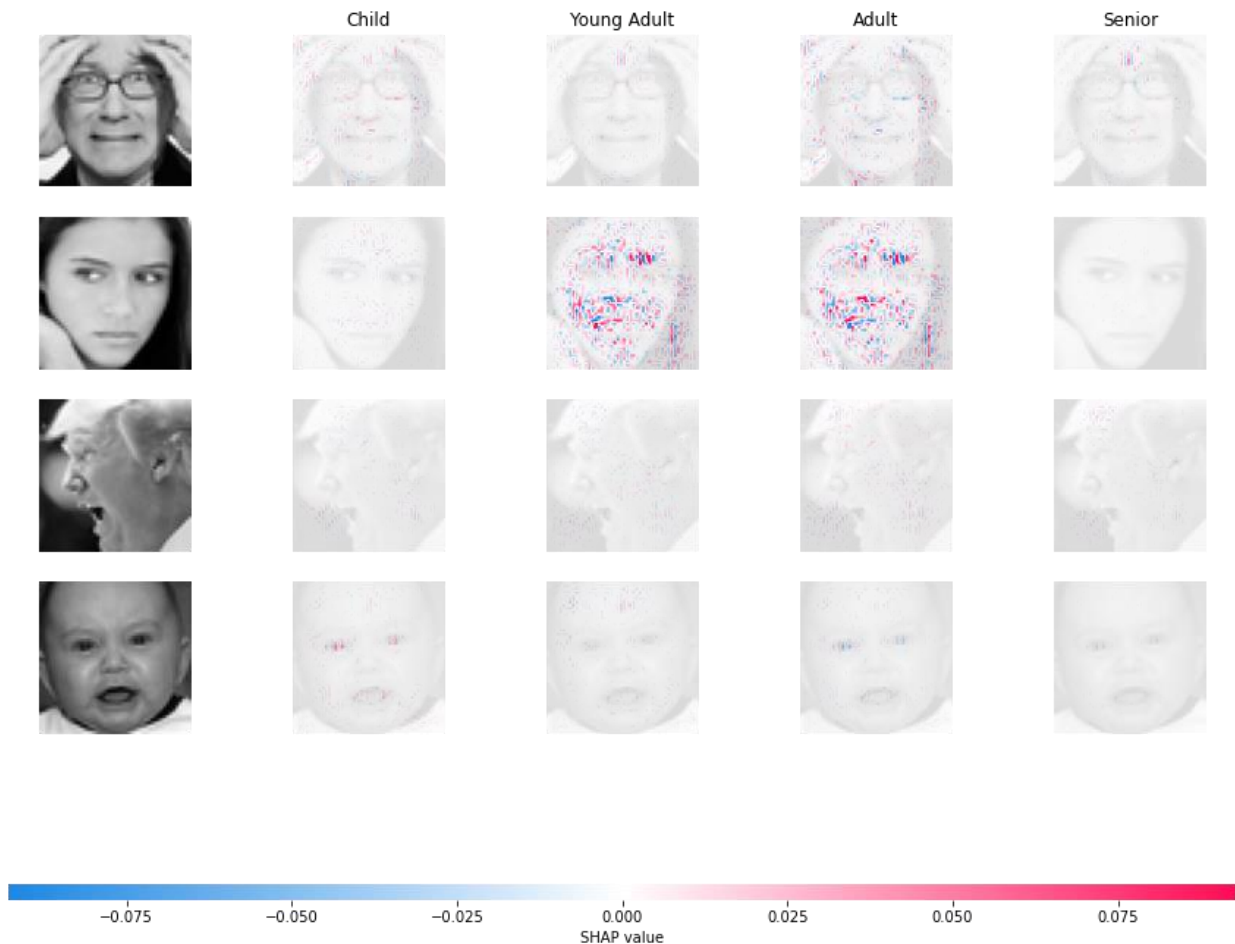


Abbildung 13: Visualisierung des Age-Classifiers

Quelle: Eigene Abbildung

In Abbildung 13 wird dargestellt, in welcher Weise welche Pixel der Inputbilder die Entscheidung des Age-Classifiers beeinflussen. Im Gegensatz zu den Emotionen sind die Ergebnisse hier schwieriger interpretierbar, da sich Alter nicht in der gleichen Art wie Emotionen an einzelnen Gesichtspartien erkennen lässt, sondern Einfluss auf die gesamte Erscheinung hat. Eine wichtige Ausnahme stellt das Baby in der letzten Reihe dar. Hier erkennt das Modell das Alter an den Augen, die bei Babys im Verhältnis zum restlichen Gesicht größer sind, sowie am zahnlosen Mund. Bei den anderen Bildern sind die Ergebnisse weniger eindeutig interpretierbar. Das Bild in der ersten Reihe weist für alle Altersgruppen einige positive und negative SHAP values auf. In der zweiten Reihe liegt der Fokus klar auf der Entscheidung zwischen Erwachsenem und jungem Erwachsenen, wobei hervorzuheben ist, dass beide Bilder hinsichtlich der SHAP values

das Negativ des anderen darstellen, und dass insgesamt der Fokus auf Wangen- und Stirnbereich des Gesichtes liegt, wo beispielsweise An- oder Abwesenheit von Falten überprüft wird. Die geringen SHAP values im Bild in der dritten Reihe stellen allerdings nicht notwendigerweise ein Performanceproblem des Modells dar, da das Bild die Seitenansicht der abgebildeten Person zeigt, die erstellte Anwendung jedoch nur frontale Gesichter erkennt und als Input für Vorhersagen verwendet.

## 5 Kritische Reflektion

Im Folgenden Teil wird das Projekt ShireEye umfassend hinterfragt, sowohl technisch als auch die Vorgehensweise und Zusammenarbeit im Team. Insbesondere soll auch der Beginn des Projektes mit einbezogen werden.

Bei der Suche nach einem Thema für die Fallstudie war das Team grundsätzlich sehr kreativ. Dies zeigte sich insbesondere in der Anzahl an unterschiedlichen, schon in ersten Ansätzen durchdachten Ideen. Allerdings bestand eine für das Team in diesem Fall unüberwindbare Schwierigkeit darin, ein Projektthema zu finden, das im Umfang angemessen war. Somit entschied sich das Team, Projektvorschläge des Dozenten zu übernehmen. Dies war allerdings nur möglich, da tatsächliches Interesse vonseiten des Teams bestand.

Bezugnehmend auf die Zusammenarbeit ist wenig zu kritisieren, da die Zusammenarbeit insgesamt sehr gut lief. Nach jeder Vorlesung traf sich das Team, definierte vorerst anzugehende Aufgaben, hielt diese auf einem gut gepflegten Kanban-Board fest und verabredete sich für jeweils ein weiteres Treffen zwischen den Vorlesungen. In diesen Treffen wurden jeweils die Fortschritte der einzelnen Teammitglieder vorgestellt, Fragen geklärt und gemeinsam eine Präsentation für die nächste Vorlesung erarbeitet. Somit ist die Zusammenarbeit als sehr gut zu bewerten. Insbesondere ist die freie Zeiteinteilung der einzelnen Teammitglieder bis zum nächsten Treffen als sehr gelungen zu erwähnen. Des Weiteren ist gesondert zu betonen, dass die Aufgaben immer relativ gleichmäßig auf die Teammitglieder aufgeteilt wurden – jedes Teammitglied hatte zu jedem Zeitpunkt eine zeitlich machbare Aufgabe, wobei die Aufgaben meist unabhängig voneinander bearbeitbar waren. Einzig und allein ist eine Verbesserungsmöglichkeit hierin gegeben, dass zwei Teammitglieder Startschwierigkeiten mit dem Kanban-Board hatten, welche sich darin äußerten, dass sie vergaßen, ihren Fortschritt zu dokumentieren. Dies führte erst einmal zu Verwirrung vonseiten der anderen beiden Teammitglieder. Jedoch war die Kommunikation der Teammitglieder sowohl respektvoll als auch direkt, sodass das Missverständnis schnell aus dem Weg geschaffen werden konnte. Im weiteren Verlauf wurde das Kanban-Board von allen Seiten regelmäßig gepflegt.

Kritisch zu erwähnen sind als nächstes die Datensätze. Diese entsprechen nicht den idealen Voraussetzungen, um darauf zu lernen. Im Idealfall sollten im Emotionsdatensatz von jeder Emotion jeweils etwa gleich viele Daten pro Klasse vorhanden sein, da eine Ungleichheit das Lernen durch falsche Priorisierungen in eine falsche Richtung lenken kann. Auch im Altersdatensatz ist das gleiche Problem in den Altersklassen gegeben. Das größte Problem besteht allerdings darin, dass in beiden Datensätzen überwiegend Bilder von westlichen Personen vorhanden sind. Somit sind andere Kulturen wie beispielsweise afrikanische Kulturen unterrepräsentiert. Insofern eine Person einer unterrepräsentierten Kultur ShireTec verwendet, sind mehr Fehlvoraussagen zu erwarten.

Zudem sind nicht nur aus dem eben genannten Grund Fehlvoraussagen möglich. Das Produkt liegt nur bis zu einem gewissen Prozentsatz richtig. In einem gewissen Rahmen sind falsche Voraussagen immer zu erwarten, da es immer Ausreißer gibt, wie beispielsweise Personen, die entweder älter oder jünger aussehen als sie eigentlich sind. Dementsprechend liegt eine Schwäche von ShireTec darin, dass Fehlvoraussagen zu Missgunst vonseiten Kunden kommen kann, wenn sie beispielsweise einer deutlich älteren Altersgruppe zugeordnet werden, als sie eigentlich zugehörig sind. Folglich ist zu erwarten, dass Banken einem kleinen Teil ihrer Kunden ein kontraproduktives individuelles Marketing zukommen lassen.

Jedoch ist der Gewinn, ShireTec einzusetzen, als weitaus höher anzusetzen als die Verluste durch die eben genannten Nachteile. Somit ist das Produkt insgesamt zu empfehlen, es ist aber vonnöten, auf die möglichen Verluste hinzuweisen, um ShireTec möglichst transparent zu vermarkten.

## 6 Fazit

Das Resultat des Produktes umfasst ein ausgefeiltes und funktionierendes Produkt, womit die Anforderungen an das Projekt komplett erfüllt sind.

Das Team arbeitete konstruktiv zusammen, Aufgaben und Tätigkeiten wurden gerecht und sinnvoll entsprechend der Fähigkeiten der einzelnen Teammitglieder verteilt. Unterstützend hierbei wirkten die Methoden von Scrum, die den zeitlichen Voraussetzungen des Projekts angepasst und zielführend umgesetzt wurden.

Auf technischer Ebene gibt es, wie im vorhergehenden Kapitel näher erläutert, Möglichkeiten, das Produkt zu optimieren. Jedoch sind die Ergebnisse entsprechend dem zeitlichen Kontingent im Rahmen der Vorlesung als sehr gut zu bewerten.

Zusammengefasst ist zu betonen, dass das Projekt sehr erfolgreich abgeschlossen wurde.