**DIPLOMARBEIT**

DermaAI: Intelligente Hautanalyse

Gesamtprojekt

Entwicklung von KI-Modellen zur Detektion und Klassifikation pigmentierter Hautläsionen und deren Integration in eine Mobile App

Diplomarbeitsnummer  
5AHINF-24/25-DA11

**Datenbank, Verwaltung der medizinischen Daten**

Jonas Maier 5AHINF Betreuer: Dipl.-Ing. Dr.

Gerhard Gaube

**Mobile Integration, Frontend**

Jonas Bogensberger 5AHINF Betreuer: MSC

Michael Prader

**KI-Modelle in Python, API und Appanbindung**

Daniel Jessner 5AHINF Betreuer: Dipl.-Ing. Dr.

Gerhard Gaube

Schuljahr 2024/25

Abgabevermerk:

Datum: TT.MM.JJJJ übernommen von:

(VORHER THEORIE DANN UMSETZUNG)

(Theorie in Projektplanung)

# Allgemeines & Projektübersicht

## Projektbeschreibung

## Projektteam und Schnittstellen

## Funktionale Anforderungen

## Nicht Funktionale Anforderungen

## Projektplanung

### Recherche / Vorarbeit

#### Daniel Jessner (KI & Python)

##### Einführung

Bevor mit dem eigentlichen Training von KI-Modellen begonnen werden kann, ist eine gründliche Recherche und Vorarbeit essenziell. Eine fundierte theoretische Grundlage ermöglicht es, die geeigneten Algorithmen und Frameworks auszuwählen sowie potenzielle Herausforderungen frühzeitig zu erkennen. Zudem hilft die Recherche dabei, bewährte Methoden zur Datenaufbereitung, Modelloptimierung und Fehlervermeidung zu identifizieren. Da sich das Projektteam mit dieser Arbeit in ein ihnen unbekanntes Terrain wagt, ist dieser Schritt unerlässlich für den Erfolg des Projektes.

Die Vorarbeit umfasst mehrere wichtige Schritte, die die Qualität und Effizienz des Modelltrainings maßgeblich beeinflussen. Dazu gehören die Auswahl geeigneter Technologien, die Beschaffung und Bereinigung von Trainingsdaten (eigene Projekt-Komponente) sowie erste Tests mit Basisalgorithmen. Durch eine systematische Vorgehensweise wird sichergestellt, dass das spätere Modelltraining auf einer stabilen und gut vorbereiteten Grundlage aufbaut.

##### Theoretische Grundlagen – KI

Diese Projekt-Komponente beschäftigt sich zum größten Teil mit der Verwaltung und auch Entwicklung von KI-Modellen, um Eingabedaten anhand zuvor definierter Trainingsdaten zu klassifizieren. Dabei bedient sie sich sogenannten „**Classifiers**“, also KI-Modellen, welche ein solches Konzept realisieren. Diese Classifier sind definierte, oftmals komplexe Algorithmen und basieren auf zwei Ansätzen:

1. **Maschinelles Lernen** ist ein Bereich der Künstlichen Intelligenz, der es Computern ermöglicht, Muster in Daten zu erkennen und Vorhersagen zu treffen, ohne explizit programmiert zu sein. Dabei unterscheidet man zwischen verschiedenen Lernarten:

* **Überwachtes Lernen**: Das Modell wird mit gekennzeichneten Daten (Labels) trainiert, um eine bestimmte Ausgabe vorherzusagen (relevant für dieses Projekt).
* **Unüberwachtes Lernen**: Das Modell erkennt Muster in unmarkierten Daten, z. B. durch Clustering.
* **Bestärkendes Lernen**: Das Modell lernt durch Belohnungen aus Interaktionen mit seiner Umgebung.

2. **Deep Learning** ist eine spezielle Form des maschinellen Lernens, die auf künstlichen neuronalen Netzen basiert. Diese Netzwerke bestehen aus mehreren Schichten (Deep Neural Networks) und sind besonders gut für komplexe Mustererkennung in großen Datenmengen geeignet. Im Vergleich zu klassischen ML-Algorithmen können DL-Modelle automatisch relevante Merkmale aus den Daten extrahieren, was sie für Aufgaben wie Bild- und Spracherkennung besonders leistungsfähig macht. Dieser Ansatz des maschinellen Lernens wird von CNNs, also **Convolutional Neural Networks**, implementiert, worauf später noch genauer eingegangen wird.

##### Auswahl geeigneter Technologien

Grundsätzlich war von Anfang an klar, dass sich im Bezug auf verwendete Technologien sowie das Basiskonstrukt des Projektes an die Vorgaben des Tech-Stacks des Projektgebers (siehe Kapitel XY) gehalten wird. Dadurch fiel die Entscheidung auf relativ einfach auf folgende Punkte:

* **KI-Modelle**
  + Pytorch
  + Tensorflow Keras
  + Scikit-Learn
* **API**
  + FastAPI

Abgesehen von den Vorgaben sprechen noch einige weitere Aspekte für die Verwendung oben genannter Technologien:

**1. Python**

Python ist die bevorzugte Programmiersprache für Künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen aufgrund seiner einfachen Syntax, umfangreichen Bibliotheken und starken Community-Unterstützung.

Die wichtigsten Vorteile sind:

* **Lesbarkeit und Benutzerfreundlichkeit**: Ermöglicht eine schnelle Entwicklung und erleichtert die Zusammenarbeit.
* **Breites Ökosystem an ML- und DL-Bibliotheken**: Bibliotheken wie **Scikit-Learn, TensorFlow und PyTorch** bieten leistungsfähige Tools für maschinelles Lernen und Deep Learning.
* **Effiziente Datenverarbeitung**: Python unterstützt leistungsfähige Bibliotheken wie **NumPy, Pandas und Matplotlib**, die für Datenanalyse und Visualisierung essenziell sind.
* **Gute Integration mit anderen Technologien**: Python kann leicht mit **C++, Java und cloudbasierten ML-Plattformen** integriert werden, was die Skalierbarkeit von KI-Modellen verbessert.

**2. KI-Bibliotheken**

Je nach Anwendungsfall eignen sich Frameworks unterschiedlich gut für zu bewältigende Aufgaben. Die KI-Komponente des DermaAI-Systems implementiert einen vielfältigen Mix von Modellen aus den drei verwendeten Bibliotheken.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Framework** | **Einsatzgebiet** | **Vorteile** | **Nachteile** |
| |  | | --- | | **Scikit-Learn** | | |  | | --- | | Klassische ML-Modelle (z. B. Entscheidungsbäume, SVMs, logistische Regression) | | Einfache Implementierung, gute Dokumentation, ideal für kleine bis mittelgroße Datensätze | Nicht für neuronale Netze oder große Datenmengen optimiert |
| |  | | --- | | **PyTorch** | | |  | | --- | | Deep Learning, flexible neuronale Netze (z. B. CNNs, RNNs, Transformer) | | |  | | --- | | Dynamische Berechnungsgrafen, einfaches Debugging, intuitive API | | Etwas weniger für großskalige Produktlösungen optimiert als TensorFlow |
| |  | | --- | | **TensorFlow** | | Skalierbares Deep Learning für Produktion, Cloud und Mobilgeräte | Hohe Effizienz, TensorFlow Serving für Deployment, GPU-Unterstützung | Komplexere API als PyTorch, steilere Lernkurve |

**-> Scikit-Learn** eignet sich besonders für klassische ML-Modelle wie Klassifikation, Regression oder Clustering.  
**-> PyTorch** ist ideal für forschungsorientierte Deep-Learning-Experimente, da es eine flexible und intuitive API bietet.  
**-> TensorFlow** ist besser für großskalige neuronale Netze in Produktionsumgebungen, insbesondere für Cloud- und Mobile-Deployments.

**3. FastAPI**

**FastAPI** ist ein modernes und leistungsstarkes Web-Framework für den Bau von APIs mit Python. Es hat einige herausragende Merkmale, die es besonders attraktiv für Entwickler machen, die APIs bauen möchten:

**Hohe Leistung**

* **FastAPI** ist eines der schnellsten Web-Frameworks in Python und bietet eine außergewöhnliche Leistung, die mit **Node.js** und **Go** konkurrieren kann. Die hohe Geschwindigkeit ist ein wichtiger Faktor, wenn es um die Entwicklung von APIs geht, da sie eine geringe Latenz und schnelle Antworten gewährleisten kann.
* Der Grund für die Geschwindigkeit ist, dass **FastAPI** auf **Starlette** basiert, einem schnellen und asynchronen Web-Framework. FastAPI verwendet die **ASGI**-Spezifikation, die eine hohe Performance bei gleichzeitigen Verbindungen ermöglicht.

**Automatische Dokumentation**

* FastAPI erstellt automatisch interaktive API-Dokumentationen für deine Endpunkte, und zwar direkt während der Entwicklung.
* Es verwendet **Swagger UI** und **ReDoc**, um eine benutzerfreundliche, visuelle API-Dokumentation bereitzustellen. Diese wird unter der URL /docs (Swagger UI) und /redoc (ReDoc) bereitgestellt.

**Vorteile**:

* + Entwicklern und API-Nutzern wird eine leicht verständliche, sofort zugängliche Dokumentation zur Verfügung gestellt.
  + Die Dokumentation ist immer aktuell, da sie auf der tatsächlichen Implementierung der API basiert.

**Einfach zu bedienen und flexibel**

* FastAPI nutzt Python-Typannotationen (zum Beispiel int, str, float, etc.), um Eingaben zu validieren, was die Entwicklung vereinfacht und weniger fehleranfällig macht. Das bedeutet, dass du keine separate Validierungslogik schreiben musst, sondern die Typen automatisch validiert werden.
* Durch die Verwendung von **Pydantic** für die Datenvalidierung können Modelle sehr einfach und effizient erstellt werden. Pydantic sorgt für automatische Datentypprüfung und Fehlerbehandlung.

**Asynchronität (Async / Await)**

* FastAPI ermöglicht es, asynchrone Endpunkte zu erstellen, die bei Bedarf sehr viele gleichzeitige Anfragen effizient verarbeiten können. Das bedeutet, dass du **async**/**await** verwenden kannst, um **asynchrone Programmierung** zu integrieren und z. B. auf **Datenbanken** oder **Web-APIs** effizient zuzugreifen.
* Diese asynchronen Endpunkte bieten eine deutlich bessere Leistung bei hoher Last und stellen sicher, dass deine API schnell bleibt, selbst wenn viele gleichzeitige Anfragen verarbeitet werden müssen.

**Sicherheit und Authentifizierung**

* FastAPI bietet Unterstützung für gängige **Authentifizierungsmethoden** wie **OAuth2**, **JWT (JSON Web Tokens)**, und **API-Schlüssel**.
* Es gibt eingebaute Mechanismen, um sicherheitsrelevante Operationen wie **CORS (Cross-Origin Resource Sharing)**, **CSRF (Cross-Site Request Forgery)** und **Request Validation** effizient zu implementieren.

**Einfacher Einstieg und gute Dokumentation**

* FastAPI hat eine **exzellente Dokumentation**, die für Einsteiger gut verständlich ist. Die Dokumentation führt Schritt für Schritt durch den Prozess der API-Entwicklung und hilft dabei, Best Practices zu etablieren.
* Die Nutzung von Python-Typen für **Datenvalidierung** und **Autovervollständigung** in modernen IDEs wie **VS Code** erleichtert das Schreiben von Code.

**Unterstützung für moderne Python-Funktionen**

* FastAPI nutzt moderne Python-Funktionen wie **Type Hints** und **Pydantic-Modelle**. Dadurch kannst du sicherstellen, dass deine API effizient und fehlerfrei bleibt.
* Es unterstützt **Python 3.6+**, einschließlich der neuesten Versionen, die die neuesten Funktionen und Verbesserungen bieten.

**Leichtgewichtig und skalierbar**

* FastAPI ist leichtgewichtig, sodass es keine unnötige Komplexität oder Overhead mit sich bringt, aber gleichzeitig auch in der Lage ist, komplexe Anwendungen und Skalierung zu bewältigen.
* FastAPI kann man für kleine Projekte bis hin zu großen, skalierbaren APIs verwenden.

**Open-Source und Community**

* FastAPI ist **Open-Source**, was bedeutet, dass du jederzeit den Quellcode einsehen und zur Weiterentwicklung beitragen kannst.
* Es gibt eine aktive Community, die regelmäßig neue Funktionen, Plugins und Erweiterungen entwickelt.

**Sehr gute Integration mit anderen Technologien**

* FastAPI lässt sich sehr gut mit anderen Tools und Frameworks kombinieren, wie zum Beispiel **SQLAlchemy** (für die Datenbankinteraktion), **Celery** (für Hintergrundaufgaben), **Redis** (für Caching und Messaging) und vielen weiteren.
* FastAPI kann man problemlos mit anderen modernen Python-Bibliotheken und Frameworks verwenden.

##### Installation KI-Modelle

Um im Anschluss die KI-Bibliotheken verwenden zu können, müssen diese zuvor installiert werden. Dazu wird ganz einfach der für Python entwickelte Package Manager „**PIP, packager installer python**“ verwendet, die Bibliotheken werden automatisch aus dem Internet geladen:

* **Scikit-Learn**

****

* **Pytorch**
  + **Ohne GPU-Untersützung (CPU-Only)**

****

* + **Mit GPU-Unterstützung**

****

* **TensorFlow**
  + **Ohne GPU-Untersützung (CPU-Only)**

****

* + **Mit GPU-Unterstützung**

****

**1. Scikit-Learn (scikit-learn)**

* **Was wird installiert?**
  + **Scikit-Learn** ist eine weit verbreitete Bibliothek für maschinelles Lernen in Python. Sie stellt eine Sammlung von Werkzeugen für viele gängige maschinelle Lernverfahren zur Verfügung, wie Klassifikation, Regression, Clustering und Dimensionalitätsreduktion.
* **Was wird durch die Installation bereitgestellt?**
  + Funktionen zur Modellbildung, wie **lineare Regression, Support Vector Machines (SVM), K-nearest Neighbors (KNN), Random Forest** und viele andere klassische ML-Algorithmen.
  + Funktionen zur **Datenvorverarbeitung** (z. B. Skalierung von Merkmalen, Umgang mit fehlenden Werten).
  + **Kreuzvalidierung** und **Hyperparameter-Tuning**.

**2. PyTorch (torch)**

* **Was wird installiert?**
  + **PyTorch** ist ein Deep-Learning-Framework, das es Entwicklern ermöglicht, neuronale Netze zu bauen und zu trainieren. Die Bibliothek enthält Funktionen zum Arbeiten mit **Tensors** (mehrdimensionalen Arrays) und zur **Automatischen Differenzierung** (für Backpropagation und Gradientenberechnung).
* **Was wird durch die Installation bereitgestellt?**
  + Grundlegende Funktionen für Deep Learning, einschließlich **Tensor-Operationen** (z. B. Addition, Multiplikation).
  + **Autograd**: Automatische Differenzierung, um Gradienten für das Training von neuronalen Netzen zu berechnen.
  + Unterstützung für **GPU-Computing** (durch CUDA) und **Datenparallele Verarbeitung**.
  + Flexibilität, um benutzerdefinierte **neuronale Netzwerke** zu erstellen und zu trainieren.

**3. torchvision**

* **Was wird installiert?**
  + **torchvision** ist eine Erweiterung von **PyTorch**, die speziell auf **Bildverarbeitung** fokussiert ist. Es enthält Tools und vortrainierte Modelle für Computer Vision Aufgaben wie Bildklassifikation, Objekterkennung und Segmentierung.
* **Was wird durch die Installation bereitgestellt?**
  + Vorverarbeitungsfunktionen für Bilder wie **Zuschneiden**, **Normalisierung** und **Skalierung**.
  + Vortrainierte **CNN-Modelle** (Convolutional Neural Networks), wie **ResNet**, **VGG** und **AlexNet**.
  + **Daten-Datasets** wie **CIFAR-10**, **ImageNet**, **COCO**.
  + Methoden zur **Datenaugmentation** (z. B. Bilddrehen, Spiegeln), um die Trainingsdaten zu erweitern.

**4. cudatoolkit**

* **Was wird installiert?**
  + **CUDA-Toolkit** ist eine Sammlung von Tools und Bibliotheken, die von **NVIDIA** entwickelt wurden, um die Leistung von GPU-Computing zu nutzen. Es stellt die Schnittstellen und Bibliotheken zur Verfügung, die erforderlich sind, damit Software wie **TensorFlow** oder **PyTorch** die **GPU** zur Berechnung von rechenintensiven Aufgaben (wie das Training von neuronalen Netzen) verwenden kann.
* **Was wird durch die Installation bereitgestellt?**
  + **CUDA-Bibliotheken** und Tools, die eine schnelle Verarbeitung durch die **NVIDIA-GPU** ermöglichen.
  + Optimierung und Beschleunigung von Deep-Learning-Modellen.
  + Verbindung zwischen der Software und der GPU für **parallelisierte Berechnungen**.
* **Hinweis**: Um GPU-Computing zu nutzen, muss man sicherstellen, dass die verwendete Grafikkarte und Treiber mit CUDA kompatibel sind.

**5. TensorFlow**

* **Was wird installiert?**
  + **TensorFlow** ist ein Open-Source-Deep-Learning-Framework von **Google**, das für maschinelles Lernen und neuronale Netzwerke entwickelt wurde. Es unterstützt sowohl **CPU** als auch **GPU** und eignet sich für **Forschung** und **Produktion**.
* **Was wird durch die Installation bereitgestellt?**
  + **Modelle und Tools** für maschinelles Lernen und Deep Learning, wie **Klassifikation**, **Regressionsmodelle**, **Textanalyse**, **Bildverarbeitung** und **Sprachverarbeitung**.
  + **TensorFlow Serving** und **TensorFlow Lite** für den **Produktionsbetrieb** (z. B. Bereitstellung auf Servern oder mobilen Geräten).
  + Optimierung der **Modell-Performance** (einschließlich GPU-Beschleunigung, **TensorFlow Extended (TFX)** für Produktionspipelines).

**6. tensorflow-gpu**

* **Was wird installiert?**
  + **tensorflow-gpu** ist die Version von **TensorFlow**, die **GPU-Unterstützung** integriert hat. Dies ermöglicht es, die **GPU** für das Training und die Berechnung von Deep-Learning-Modellen zu verwenden, was die Berechnungen deutlich beschleunigt.
* **Was wird durch die Installation bereitgestellt?**
  + **GPU-Unterstützung** für TensorFlow, was besonders bei großen Modellen und großen Datensätzen nützlich ist.
  + Die **CUDA**-Bibliotheken und Treiber werden mitinstalliert, sodass TensorFlow automatisch auf **NVIDIA-GPUs** zugreifen kann.
  + Schnelleres Training von Deep-Learning-Modellen im Vergleich zur **CPU-Version**, da die **GPU** für parallele Berechnungen verwendet wird.

##### Installation FastAPI

Um eine anständige Verbindung zum Frontend zu gewährleisten, wird FastAPI verwendet. Ebenso wie bei den Modellen wird dieses Modul über den Package Manager installiert:



Wichtig hierbei ist, dass FastAPI als Web-Framework auch einen ASGI-Server benötigt, um ausgeführt werden zu können. Uvicorn ist ein leichtgewichtiger ASGI-Server, der für FastAPI empfohlen wird:



**Erklärung ASGI:**

**ASGI (Asynchronous Server Gateway Interface)** ist eine Spezifikation für Web-Server und Python-Frameworks, die asynchrone Kommunikation unterstützt. Es ist die Weiterentwicklung des älteren WSGI (Web Server Gateway Interface), das die Grundlage für die meisten Python-Web-Frameworks bildet.

ASGI wurde entwickelt, um die Einschränkungen von WSGI zu überwinden und asynchrone Programmierung und parallele Verarbeitung von Anfragen zu ermöglichen. Dies ist besonders nützlich für Web-APIs, echte Echtzeit-Anwendungen wie Chat-Apps oder Spiele, sowie Anwendungen, die viele gleichzeitige Verbindungen benötigen.

##### Testexperiment

Am Anfang ist es wichtig, die Arbeit in diesem Bereich etwas kennenzulernen, ganz besonders wenn jemand noch nie zuvor damit in Berührung gekommen ist. Im Falle des DermaAI-Projektteams stellt die KI-Welt etwas Fremdes dar, daher wurde zu Beginn ein kleines Testexperiment mit Scikit-Learn implementiert, um den Umgang mit den Python-Bibliotheken zu verstehen.

Scikit-Learn stellt eine große Palette an unterschiedlichen KI-Algorithmen zur Verfügung:

Ein Bild, das Text, Screenshot, Grafikdesign, Design enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

* + Es wird sich hier, wie schon erwähnt, auf die Classification-Algorithmen beschränkt

Anschließend wird ein Testskript in Python erstellt, um eine kleine Selektion der Scikit-Learn Algorithmen zu testen und deren Ergebnisse zu vergleichen (jegliche nicht definierte Funktionen sind aus dem Scikit-Learn-Framework oder anderen importiert):

**1. Classifier deklarieren**

Hier wird eine Liste von Klassifikatoren und ihre entsprechenden Namen erstellt. Diese Klassifikatoren werden später verwendet, um die trainierten Modelle zu evaluieren und die Entscheidungsgrenzen zu visualisieren.

Ein Bild, das Text, Screenshot, Schrift, Dokument enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.

* + **names** enthält die Namen der verschiedenen Klassifizierer, die im Code verwendet werden.
  + **classifiers** enthält die Instanzen der verschiedenen Klassifizierer aus sklearn

Diese Algorithmen sind auch Teil der fertigen DermaAI-Anwendung und werden im Kapitel XY mit ihren Parametern genauer erklärt.

**2. Datensätze generieren**

In diesem Schritt werden die Datensätze erstellt, die für das Training und Testen der Classifier verwendet werden. Die **make\_classification**, **make\_moons** und **make\_circles** Funktionen erzeugen synthetische Datensätze für Tests.

1. X, y = make\_classification(

2. n\_features=2, n\_redundant=0, n\_informative=2, random\_state=1, n\_clusters\_per\_class=1)

3. rng = np.random.RandomState(2)

4. X += 2 \* rng.uniform(size=X.shape)

5. linearly\_separable = (X, y)

6.

7. datasets = [

8. make\_moons(noise=0.3, random\_state=0),

9. make\_circles(noise=0.2, factor=0.5, random\_state=1),

10. linearly\_separable,

11. ]

12.

* + **make\_classification** erzeugt einen Datensatz für eine Klassifikationsaufgabe mit 2 informativen Features.
  + **make\_moons** und **make\_circles** erzeugen jeweils Datensätze, die für Klassifikationen von halbmond- oder kreisförmigen Daten verwendet werden.
  + **linearly\_separable** ist ein benutzerdefinierter Datensatz, der eine lineare Trennbarkeit aufweist.

**3. Erstellen einer Plot-Figur**

Hier wird die Plot-Figur mit einer bestimmten Größe erstellt, die später alle Subplots für die Datensätze und die Ergebnisse der Klassifikatoren enthalten wird.

1. figure = plt.figure(figsize=(27, 9))

2. i = 1

* + **plt.figure(figsize=(27, 9))** legt eine Abbildung fest, die Platz für Subplots bietet.
  + **i** ist der Index für die Subplots, der später bei der Zuordnung der Plot-Positionen verwendet wird:

**4. Plotten der Datensätze**

In diesem Schritt wird jeder der drei Datensätze geplottet, wobei die Trainings- und Testdaten durch unterschiedliche Farben unterschieden werden:

1. for ds\_cnt, ds in enumerate(datasets):

2. # preprocess dataset, split into training and test part

3. X, y = ds

4. X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(

5. X, y, test\_size=0.4, random\_state=42

6. )

7.

8. x\_min, x\_max = X[:, 0].min() - 0.5, X[:, 0].max() + 0.5

9. y\_min, y\_max = X[:, 1].min() - 0.5, X[:, 1].max() + 0.5

10.

11. cm = plt.cm.RdBu

12. cm\_bright = ListedColormap(["#FF0000", "#0000FF"])

13. ax = plt.subplot(len(datasets), len(classifiers) + 1, i)

14. if ds\_cnt == 0:

15. ax.set\_title("Input data")

16. ax.scatter(X\_train[:, 0], X\_train[:, 1], c=y\_train, cmap=cm\_bright, edgecolors="k")

17. ax.scatter(

18. X\_test[:, 0], X\_test[:, 1], c=y\_test, cmap=cm\_bright, alpha=0.6, edgecolors="k"

19. )

20. ax.set\_xlim(x\_min, x\_max)

21. ax.set\_ylim(y\_min, y\_max)

22. ax.set\_xticks(())

23. ax.set\_yticks(())

24. i += 1

* + **train\_test\_split** teilt die Daten in Trainings- und Testdaten (60% Training und 40% Test).
  + Die **scatter** Methode wird verwendet, um die Datenpunkte zu visualisieren.
  + **x\_min, x\_max, y\_min, y\_max** definieren den Bereich der x- und y-Achse, um sicherzustellen, dass alle Daten sichtbar sind.

**5. Trainieren und Auswerten der Klassifikatoren**

Für jeden Klassifikator wird ein Pipeline-Objekt erstellt, das den StandardScaler für die Datenvorverarbeitung und den jeweiligen Klassifikator beinhaltet. Der Klassifikator wird trainiert und auf den Testdaten evaluiert:

1. for name, clf in zip(names, classifiers):

2. ax = plt.subplot(len(datasets), len(classifiers) + 1, i)

3.

4. clf = make\_pipeline(StandardScaler(), clf)

5. clf.fit(X\_train, y\_train)

6. score = clf.score(X\_test, y\_test)

7. DecisionBoundaryDisplay.from\_estimator(

8. clf, X, cmap=cm, alpha=0.8, ax=ax, eps=0.5

9. )

10.

11. ax.scatter(

12. X\_train[:, 0], X\_train[:, 1], c=y\_train, cmap=cm\_bright, edgecolors="k"

13. )

14. ax.scatter(

15. X\_test[:, 0],

16. X\_test[:, 1],

17. c=y\_test,

18. cmap=cm\_bright,

19. edgecolors="k",

20. alpha=0.6,

21. )

22.

23. ax.set\_xlim(x\_min, x\_max)

24. ax.set\_ylim(y\_min, y\_max)

25. ax.set\_xticks(())

26. ax.set\_yticks(())

27. if ds\_cnt == 0:

28. ax.set\_title(name)

29. ax.text(

30. x\_max - 0.3,

31. y\_min + 0.3,

32. ("%.2f" % score).lstrip("0"),

33. size=15,

34. horizontalalignment="right",

35. )

36. i += 1

* + **make\_pipeline** erstellt eine Pipeline, die den **StandardScaler** zur Normalisierung der Eingabedaten und den Klassifikator selbst enthält.
  + **clf.fit(X\_train, y\_train)** trainiert den Klassifikator auf den Trainingsdaten.
  + **DecisionBoundaryDisplay.from\_estimator** zeigt die Entscheidungsgrenze des Klassifikators.
  + Die **ax.text** Methode zeigt die Genauigkeit des Klassifikators auf dem Plot an.

**6. Layout anpassen und Plot anzeigen**

1. plt.tight\_layout()

2. plt.show()

* + **plt.tight\_layout()** stellt sicher, dass alle Subplots ordentlich und ohne Überlappung angezeigt werden.
  + **plt.show()** zeigt den Plot auf dem Bildschirm an.

**Ergebnis:**

**Teil 1:**

**Ein Bild, das Screenshot, Kunst, Mosaik enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.**

**Teil 2:**

**Ein Bild, das Screenshot, Mosaik, Kunst, Design enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.**

Das gezeigte Bild stellt eine Visualisierung verschiedener Klassifikationsalgorithmen dar, die auf drei verschiedene Datensätze angewendet wurden. Jeder Algorithmus versucht, eine Entscheidungsgrenze zu lernen, um die beiden Klassen (rot und blau) korrekt zu trennen.

**1. Aufbau der Visualisierung**

Die Darstellung besteht aus einer **Matrix von Plots**, wobei:

* **Jede Zeile** einen anderen Datensatz repräsentiert (von oben nach unten: Mondförmige Daten (make\_moons), Kreisförmige Daten (make\_circles), Linear trennbare Daten (make\_classification)).
* **Jede Spalte** einen anderen Klassifikationsalgorithmus repräsentiert (von links nach rechts: Unterschiedliche Methoden wie k-Nächste Nachbarn, SVMs, Entscheidungsbäume, neuronale Netze etc.).
* Das erste Bild in jeder Zeile zeigt den **rohen Datensatz**, also die ursprünglichen Punkte ohne eine Klassifikation.
* Die übrigen Bilder zeigen die **Entscheidungsgrenzen**, die durch die jeweiligen Algorithmen gelernt wurden. Die eingefärbten Regionen repräsentieren die Vorhersagen des jeweiligen Klassifikators:
  + **Rote Regionen** → Klassifikation als Klasse 1 (rot).
  + **Blaue Regionen** → Klassifikation als Klasse 2 (blau).
  + Die Zahlen in den Diagrammen repräsentieren die Genauigkeit (Accuracy) des jeweiligen Klassifikators auf dem Testdatensatz.

**2. Analyse der Algorithmen und Entscheidungsgrenzen**

**Nearest Neighbors (K-Nearest Neighbors, KNN)**

* **Charakteristik:** KNN basiert darauf, dass ein Punkt die gleiche Klasse wie seine **nächsten Nachbarn** annimmt.
* **Entscheidungsgrenze:** Sehr flexibel und passt sich stark an die Struktur der Daten an, daher eher **unregelmäßige Grenzen**.
* **Stärken:** Gute Leistung bei komplexen, nicht-linearen Datensätzen.
* **Schwächen:** Kann übermäßig an die Trainingsdaten angepasst sein (Overfitting), besonders bei verrauschten Daten.

**Linear SVM (Support Vector Machine mit linearem Kernel)**

* **Charakteristik:** Versucht, eine **lineare Trennlinie** zu finden, die die beiden Klassen optimal trennt.
* **Entscheidungsgrenze:** Gerade Linie – sehr gut für den linearen Datensatz (unterste Zeile), aber **ungeeignet für nicht-lineare Daten** (Mond- und Kreisförmige Daten).
* **Stärken:** Sehr gut für **linear separierbare Daten**.
* **Schwächen:** Funktioniert nicht für komplexe, nicht-lineare Strukturen.

**RBF SVM (Support Vector Machine mit radialem Basisfunktions-Kernel)**

* **Charakteristik:** Erweitert die lineare SVM, indem sie einen nicht-linearen Kernel verwendet, der die Daten in eine höhere Dimension transformiert.
* **Entscheidungsgrenze:** Sehr geschwungene, **komplexe Entscheidungsmuster**, die sich gut an nicht-lineare Strukturen anpassen.
* **Stärken:** Sehr leistungsfähig für nicht-lineare Probleme (wie hier für make\_moons und make\_circles).
* **Schwächen:** Erfordert sorgfältige Wahl der Hyperparameter (gamma, C).

**Gaussian Process Classifier (GPC)**

* **Charakteristik:** Probabilistischer Ansatz, der Wahrscheinlichkeitsverteilungen über Funktionen modelliert.
* **Entscheidungsgrenze:** Sehr **glatte, weiche Trennungen**, besonders sichtbar bei den kreisförmigen Daten.
* **Stärken:** Liefert nicht nur eine Klassifikation, sondern auch eine **Unsicherheitsabschätzung**.
* **Schwächen:** Hoher Rechenaufwand für große Datensätze.

**Decision Tree (Entscheidungsbaum)**

* **Charakteristik:** Hierarchische Struktur, die schrittweise die Daten in Bereiche unterteilt.
* **Entscheidungsgrenze:** **Stufenförmige, eckige Trennungen**, da Entscheidungsbäume durch einfache Regeln arbeiten.
* **Stärken:** Schnell zu trainieren, interpretiert leicht.
* **Schwächen:** Neigt zum Overfitting, besonders bei kleinen Datenmengen.

**Random Forest (Ensemble von Entscheidungsbäumen)**

* **Charakteristik:** Kombiniert mehrere Entscheidungsbäume, um eine robustere Klassifikation zu ermöglichen.
* **Entscheidungsgrenze:** Ähnlich wie Decision Trees, aber **glatter und stabiler**, weil mehrere Bäume kombiniert werden.
* **Stärken:** Reduziert Overfitting, robuste Performance.
* **Schwächen:** Weniger interpretierbar als ein einzelner Entscheidungsbaum.

**Neural Network (Mehrschichtige neuronale Netze, MLPClassifier)**

* **Charakteristik:** Mehrere Schichten von Neuronen lernen **hochgradig nicht-lineare Entscheidungsgrenzen**.
* **Entscheidungsgrenze:** Sehr **geschwungene, flexible Grenzen**, besonders sichtbar bei make\_moons und make\_circles.
* **Stärken:** Kann sehr komplexe Muster lernen.
* **Schwächen:** Erfordert viel Rechenleistung und Daten für effektives Training.

**AdaBoost (Adaptive Boosting)**

* **Charakteristik:** Ensemble-Methode, die schwache Klassifikatoren kombiniert, um eine starke Gesamtentscheidung zu treffen.
* **Entscheidungsgrenze:** Etwas eckige Trennung, aber deutlich robuster als ein einzelner Entscheidungsbaum.
* **Stärken:** Verbessert schwache Klassifikatoren und funktioniert gut auf moderaten Datensätzen.
* **Schwächen:** Sensitiv gegenüber Ausreißern.

**Naive Bayes (Gaussian Naive Bayes)**

* **Charakteristik:** Basierend auf **Bayes‘ Theorem**, nimmt an, dass Merkmale unabhängig sind.
* **Entscheidungsgrenze:** Glatte, oft ovale oder kreisförmige Trennung.
* **Stärken:** Schnell zu trainieren, funktioniert oft überraschend gut.
* **Schwächen:** Die Annahme der **Merkmalsunabhängigkeit** ist oft nicht realistisch.

**QDA (Quadratic Discriminant Analysis)**

* **Charakteristik:** Erweiterung von Naive Bayes, erlaubt **quadratische** Trennungen.
* **Entscheidungsgrenze:** Starke, geschwungene Muster (besonders sichtbar in der letzten Spalte).
* **Stärken:** Erlaubt nicht-lineare Trennungen.
* **Schwächen:** Funktioniert nicht gut, wenn die Daten nicht den zugrundeliegenden Modellannahmen entsprechen.

**3. Fazit und Interpretation der Ergebnisse**

* **Die besten Algorithmen für nicht-lineare Daten (make\_moons, make\_circles)** sind **RBF SVM, Gaussian Process, Random Forest und Neural Networks**, da sie geschwungene Entscheidungsgrenzen erzeugen.
* **Lineare SVM funktioniert nur für lineare Datensätze** und ist für make\_moons und make\_circles nicht geeignet.
* **Decision Trees und Random Forests neigen zu kantigen Entscheidungsgrenzen**, funktionieren aber trotzdem gut.
* **Probabilistische Methoden wie Naive Bayes und QDA** zeigen eher weiche, geschwungene Entscheidungsgrenzen, sind aber nicht immer die besten.

Die Wahl des besten Klassifikators hängt also stark von der Datenstruktur ab. Während lineare Modelle für einfache Trennungen gut sind, sind komplexe, nicht-lineare Modelle für anspruchsvollere Muster nötig.

## Variantenbildung

## Machbarkeitsstudie

## Projektziele

## Benötigte Ressourcen

## Entwicklungsmethodik

## Kommunikations- und Berichterstattungsstrategie

## Softwarearchitektur

## Aktivitätsdiagramme

## Sequenzdiagramme

## Komponentendiagramme

## Verteilungsdiagramme

## Softwarediagramme / Komponenten

## SW Programme

## SW Komponenten

# Projektdurchführung

## Webscraping & labeln der Daten

### Main.py

Das mit Abstand wichtigste Thema bei diesem Projekt ist die Bildbeschaffung und Bildbearbeitung, deshalb ist es auch das, was mich am längsten zum Implementieren gebraucht hat. Um ein zufriedenstellendes Ergebnis zu erhalten habe ich die bekanntesten und besten medizinischen Datenbanken durchsucht und bin letztendlich auf das Isic-Archive gekommen. Das Isic-Archive ist eine Kollaboration medizinischen Bildern von diversen Krankheiten und Erscheinungen und da es eine gute Dokumentation zum öffentlichen Endpunkt gibt, habe ich schnell meine Wahl getroffen. Meine Wahl für diesen Anwendungsfall fiel schnell auf die Programmiersprache **Python**, da diese viele Bibliotheken für diese Situation bereitstellt und einfach und schnell erstellt ist. Die wichtigsten Packages, welche ich für das main Skript verwendet habe, sind die folgenden:

* **BeautifulSoup4 – 4.12.3 🡪** Bibliothek für das sammeln von Informationen aus dem Internet.
* **Re** 🡪 Prüft Text auf RegularExpressions um nach bestimmten

Sachen zu filtern.

* **Subprocess** 🡪 Starten eines neuen Prozesses um den **Python GIL** zu

umgehen.

* **Json 🡪** ermöglicht mir es JSON-strings zu parsen.
* **Time 🡪** für Diagnostik und Zeitmessung
* **Os 🡪** simple Befehle für Informationsbeschaffung zum OS
* **Sys** 🡪 Zugang zu bestimmen Objekten vom OS
* **Requests 🡪** ermöglicht http requests

Maier Jonas

#### Fetch\_from\_isic\_archive(…)

Wir starten mit dem entrypoint des mainscripts:

1. if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':  
2. start\_time = time.perf\_counter()

3. fetch\_from\_isic\_archive(connection\_string)  
4. end\_time = time.perf\_counter()  
5. elapsed\_time = end\_time - start\_time

6 print(f"Elapsed time: {elapsed\_time: .1f} seconds\n")

Bevor die Funktion **fetch\_from\_isic\_archive(…)** aufgerufen wird halten wir mithilfe vom **time.perf\_counter()** die Zeit zum Zeitpunkt der Exekution des Skriptes fest. Nachdem die Funktion ausläuft oder man sie beendet, wird noch einmal die Zeit festgehalten und letztendlich subtrahiert, um die Zeit seit dem Start des Skriptes zu erhalten. Wir werden alle genannten und verwendeten Funktionen nach der Reihe nach in dieser Dokumentation aufarbeiten.

1. fetched\_data = fetch\_html(link)  
2. data = to\_json(fetched\_data)['results']  
3. next\_link = to\_json(fetched\_data)['next']  
4. content = convert\_data(data)

Funktionen, auf welche später genaueres eingegangen wird:

* fetch\_html 🡪 gibt den HTML-Code des bereitgestellten Links zurück
* to\_json 🡪 gibt den bereitgestellten string als JSON zurück
* convert\_data 🡪 normalisiert den Inhalt des strings

Wichtige Variablen für diese Funktion:

* data 🡪 für uns Interessanter Inhalt der gesammelten Daten
* next\_link 🡪 Link zur nächsten Page der Datenbank
* content 🡪 normalisierter Inhalt der gesammelten Daten

Gedankengang hinter den gezeigten Zeilen ist, die API von ISIC mithilfe des **links** abzufragen und in eine Zwischenvariable zu speichern. Damit wir einfach auf die Inhalte der Request zugreifen können, habe ich das erhaltene Objekt zu einem JSON konvertiert. Mithilfe der JSON können wir uns nun den Link zur nächsten Page der API zwischenspeichern und letztendlich am Ende der Funktion wird diese Zwischenvariable wieder verwendet.

1. for i in content:  
2. try:

3. diagnosis = find\_regex(outcome\_diagnosis\_regex\_ENG\_ISIC, str(i)).group(1)  
4. picture = find\_regex(pic\_regex\_ENG\_ISIC, str(i)).group(1)  
5.  
6. if diagnosis is None or picture is None:  
7. print("Iteration skipped!")  
8. continue  
9.  
10. if len(diagnosis) < 0 or len(picture) < 0:  
11. print("Iteration skipped!")  
12. continue  
13.  
14. print(f'Diagnosis: {diagnosis}')  
15. print(f'Pictures: {picture}')  
16. download\_images(Picture.Picture(picture, diagnosis))  
17.  
18. except AttributeError as e:  
20. print(f'AttributeError: {e}', )  
21.  
22. except Exception as e:  
23. print(f'Critical Error: {e}')  
34.  
35. if len(next\_link) > 0:  
36. fetch\_from\_isic\_archive(next\_link)

Funktionen zur Datensammlung:

* find\_regex(…) 🡪 Gibt das Muster zurück, fall es existiert
* download\_images(…) 🡪 Startet neuen subprocess
* fetch\_from\_isisc\_archive(…)🡪 Rekursiver Aufruf der derzeitigen Funktion

Wichtige Variablen:

* diagnosis 🡪 Diagnose erhalten aus dem Objekt gefiltert mittels RegEx
* picture 🡪 Bildobjekt enthält Diagnose und Bilddaten als Variablen

Der Code hier ist im Endeffekt simpel und leicht zu verstehen, jedoch schadet eine Erklärung zum Gedankengang nie. Wir beginnen den Code mit einer Schleife, welche jedes Objekt in dem in den vorherigen Schritten erzeugten Array durchläuft. Da ein Absturz des Programms natürlich unerwünscht ist, habe ich einen try-catch Block um den folgenden Programmcode gelegt. Wie bereits erklärt suchen wir in der Liste von Objekten nach einer Diagnose und Bild, falls dieser Schritt nicht erfolgreich ist, wird diese Iteration in der Schleife übersprungen. Wenn wir Diagnose und Downloadlink zum Bild haben, geben wir das Bildobjekt an eine weiter Funktion weiter, auf welche später eingegangen wird. Sobald alle Objekte der Liste durchlaufen wurden verwenden wir den bereits erhaltenen Link zur nächsten Page und beginnen den Schritt von vorne.

Maier Jonas

#### download\_images(…)

1. result = subprocess.run([sys.executable, 'DownloadImage.py', str(obj.to\_dict())],  
2. cwd=os.getcwd(), capture\_output=True)

Diese Funktion ermöglicht mir es das Bildobjekt in als JSON-Text in das nächste Python Skript asynchron weiterzugeben. Als Argumente für diese Funktion habe ich eine Liste definiert, welche am ersten Platz den **Python-Interpreter** weitergibt. Das zweite Argument ist das nächste Skript, welches mit den im 3. Argument bereitgestellten Daten die Bilder herunterlädt, jedoch dazu mehr im nächsten Kapitel. Nach diesem Funktionsaufruf kehrt der Interpreter wieder zu **fetch\_from\_isic\_archive()** zurück.

Maier Jonas

#### RegEX

RegEx ist ein wichtiger Bestandteil dieser Datei, da ohne diese keiner Filterung nach den gewünschten **Links** möglich wäre. Das erstellen von RegEx ist mittels Internetseiten und künstlicher Intelligenz zwar vereinfacht, jedoch ist es wichtig sich selbst im klaren zu sein was passiert. Die verwendete Regular Expression sieht wie folgt aus:

outcome\_diagnosis\_regex\_ENG\_ISIC = r'\'outcome\_diagnosis\':\s\*\'([^\']+)'

**Bestandteile der RegEx:**

**\'outcome\_diagnosis\'**

* Was wird gesucht?  
  Der Schlüssel 'outcome\_diagnosis', der in einfachen Anführungszeichen (') steht.
* **Details:**
  + **\':** Ein einzelnes Hochkomma. Der Backslash (\) dient als Escape-Zeichen, damit das Hochkomma als Literal interpretiert wird.
  + **outcome\_diagnosis:** Der Name des Schlüssels.
  + **\':** Das abschließende Hochkomma.

**2. \s\***

* **Was wird gesucht?  
  Beliebig viele Leerzeichen (einschließlich gar keiner) nach dem Doppelpunkt :.**
* **Details:**
  + **\s: Repräsentiert ein Leerzeichen, Tab oder Zeilenumbruch.**
  + **\*: Gibt an, dass 0 oder mehr Leerzeichen erlaubt sind.**

**3. \'([^\']+)'**

* **Was wird gesucht?  
  Der Wert, der in einfachen Hochkommas (') steht und zu 'outcome\_diagnosis' gehört.**
* **Details:**
  + **\': Ein öffnendes Hochkomma, das den Start des Wertes markiert.**
  + **([^\']+):**
    - **[^\']: Jedes Zeichen, das kein Hochkomma ist (^ bedeutet "nicht").**
    - **+: Ein oder mehrere solcher Zeichen.**
    - **(...): Die runden Klammern definieren eine Gruppe, die den gesuchten Wert enthält.**
  + **\': Ein schließendes Hochkomma, das das Ende des Wertes markiert.**

Maier Jonas

### DownloadImage.py

Dieses Skript dient dazu, das vorher bereitgestellte Objekt zu verarbeiten und letztendlich in ein weiteres Skript zu geben, wobei der Austausch der Daten etwas komplexer als bei der vorherigen Datei ist.

Die Liste der benötigten Packages ist in diesem Skript so lange wie bei keinem anderem aber sie sind überschaubar und haben alle ihren Nutzen gefunden.

Packages:

* **Os 🡪** simple Befehle für Informationsbeschaffung zum OS
* **Sys** 🡪 Zugang zu bestimmen Objekten vom OS
* **subprocess** 🡪 Starten eines neuen Prozesses um den **Python GIL** zu

umgehen.

* **json 🡪** ermöglicht mir es JSON-strings zu parsen.
* **requests** 🡪 ermöglicht http requests
* **multiprocessing 🡪** ermöglicht uns shared\_memory zu erstellen
* **pickle** 🡪 besserer Json-serializer
* **cv2 – 4.10.0.84 🡪** mächtige Bildbearbeitungs library
* **numpy** 🡪 erleichtert Handhabung von Vectorn, Arrays usw.

Das Skript beginnt mit einem einfachen Check ob Argumente für das Skript vorhanden sind, falls dies nicht der Fall ist wird ein „AssertionError“ geworfen und es wird nicht mehr fortgefahren. Die Logik dieser Datei kümmert sich im Endeffekt um die Datei welche aus dem Internet heruntergeladen wird und dann gibt diese sie serialisiert weiter in das nächste Skript. **A computer screen shot of a program

Description automatically generated**

Funktionen:

* replace 🡪 falls noch Inkonsistenzen der Daten vorhanden sind
* loads 🡪 erstellt ein JSON-Objekt aus einem JSON-string
* get 🡪 macht eine POST-Anfrage auf den bereitgestellten Link
* frombuffer 🡪 kopier das Bild von binärer zu einem Numpy-Array
* imdecode 🡪 konvertiert Numpy-Array zu Image-Matrix für OpenCV
* Picture.Picture 🡪 erstellen das „TransferObjekt“ und serialiseren es
* SharedMemory 🡪 Erstellt einen Buffer für Transport zwischen Skripten
* shm.buf 🡪 Schreibt die Daten in den geteilten Speicher
* array\_shape 🡪 Speicher von Metadaten des geteilten Speichers

1. subprocess.run([sys.executable, 'find\_spot.py', array\_shape, shm.name], cwd=os.getcwd())

Wie bereits in den vorherigen Skripten gibt diese Zeile die wichtigen Daten zum Finden des Buffers weiter und startet somit das find\_spot.py Skript.

Maier Jonas

### find\_spot.py

Dieses Skript ist das Kernstück der Diplomarbeit, neben der Künstlichen Intelligenz. Da wir inzwischen bereits die Bilder und die Diagnose als Objekt in dieses Skript als Parameter übergeben bekommen haben, bleibt nur noch der Schritt zur Erkennung der Hautläsionen. Auch mit Packages wie OpenCV, welche schon seit langem ihren Weg in den Standard der Bildverarbeitung gefunden hat, hat sich diese Aufgabe schwerer als gedacht herausgestellt. Wichtige Abhängigkeiten sind die folgenden:

* cv2 – Wichtiges Paket zur Verarbeitung und Manipulation

von Bildern

* shared\_memory - Erstellt einen Buffer für Transport zwischen Skripten
* picke – Zum serialisieren des fertigen Objektes

Diesen Teil der des Codes werde ich nur noch erklären, jedoch kein Bildmaterial zur Verfügung stellen. Der Grundgedanke dieses Skripts liegt bei der automatisierten Erkennung von Hautläsionen, jedoch ist der Vorgang ziemlich kompliziert und derzeit noch mit Problemen versehen.

Durch die Inkonsistenz der Bilddaten und fehlender Norm habe ich mich nur auf Bilder spezifiziert, welche die Hautläsion zentriert und gut erkennbar haben. Das heißt im Klartext, dass der Algorithmus sich einen Wert für die Mitte des Bildes berechnet und in diesem vordefinierten Bereich nach der „**Region of Interest“** sucht. Bevor das Bild weiter verarbeitet werden kann wird es noch in **Graustufen**, mittels **cvtColor(.., cv2.COLOR\_BGR2GRAY)**, umgewandelt werden. Durch diesen Arbeitsschritt haben wir die **Farbtiefe** des Bildes von 24-Bit auf nur noch 8-Bit herunterskaliert. Damit sich der Algorithmus der OpenCV-Bibliothek zuverlässigere Antworten gibt, wurde auch noch eine weiter Effekt angewandt.

Damit Konturen und Farbunterschiede einfacher erkennbar sind ist es sinnvoll, die sogenannte Gaußsche Unschärfe anzuwenden, welcher am Ende weiter behandelt wird. Mit diesen Schritten ist es der Funktion von OpenCV möglich eine Kopie des Originalbildes mit nur noch 2 Farben zurückzugeben, das wird anschließend mittels der **findContours(…)** gefiltert und gibt den gewünschten Bereich zurück. Wie bereits erwähnt ist dieser Algorithmus noch nicht perfekt aber er ist im Stande, Bilder welche unter akzeptablen Umständen gemacht wurden auf die Hautläsion zu suchen. Da nun unser Objekt wie gewünscht gespeichert wurde, ist es Zeit dieses Bild nun in das nächste Skript zu geben und als Teil der Datenvorbereitung für das Trainieren der KI in die Datenbank zu speichern. Wegen der fehlenden Genauigkeit der Bilder der Datenbank, ist noch eine manuelle Bewertung von Nöten, was heißt, dass die Bilder derzeit in ein temporäres Verzeichnis gespeichert wird. Temporär, weil die verbleibenden Bilder, welche nicht gelöscht wurden, werden in das **Download**-**Skript** geladen und anschließend vom Betriebssystem gelöscht.

**Änderungen in neuen Versionen:**

Aufgrund der schwachen Leistung des älteren Ansatzes wurde dieses Skript überarbeitet und mithilfe von **FastAPI** mittels Requests zu einem Microservice umdesigned.

Die erste Änderung betrifft schon die Übergabeparameter der Funktion, in der alten Version mittels geteilten Speicher und in der neuen simpel per Bytearray. Die initiale Vorgehensweise hat sich nicht wirklich verändert, was heißt, dass das Bild noch immer mittels Filter und Unschärfefilter versehen wird. Der Unterschied zwischen den Versionen liegt bei der Auswahl der Hautläsion. Damals in einem Durchgang, nun wird mittels Iterationen wird der Bereich indem gesucht wird stetig vergrößert und wenn keine Veränderung der Größe vor liegt zurück gegeben. Eine Änderung, welche die Perfomance noch weiters verbessert wäre mithilfe von Änderung des Kontrasts des Bildes.

### OpenCV

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) ist eine umfangreiche Bibliothek, die speziell für die Entwicklung von Computer-Vision-Anwendungen und maschinellem Lernen entwickelt wurde. Sie ist Open-Source und unterstützt eine Vielzahl von Programmiersprachen, darunter C++, Python und Java. OpenCV bietet eine Vielzahl von Funktionen und Werkzeugen, die es ermöglichen, Bild- und Videoverarbeitung effizient durchzuführen, um visuelle Informationen zu extrahieren, zu analysieren und zu verarbeiten. Die Bibliothek enthält über 2500 Algorithmen, die in zahlreichen Anwendungen in Bereichen wie maschinelles Sehen, Robotik, Automobilindustrie, Medizin und Sicherheit eingesetzt werden.

Hauptfunktionen und Einsatzmöglichkeiten von OpenCV:

**Bildverarbeitung:**

OpenCV ermöglicht grundlegende Bildoperationen wie das Laden, Speichern und Bearbeiten von Bildern, z. B. Helligkeit, Kontrast und Filter. Transformationen wie Skalierung, Rotation und Verzerrung. Erkennung von Kanten, Ecken und Konturen in Bildern.

**Objekterkennung und Tracking:**

OpenCV bietet Methoden zur Gesichtserkennung, Bewegungserkennung, Objekterkennung und Verfolgung in Echtzeit. Dies ist nützlich für Sicherheitsanwendungen oder bei der Entwicklung autonomer Systeme wie Drohnen oder selbstfahrende Autos.

**Maschinelles Lernen:**

OpenCV enthält auch Funktionen, die maschinelles Lernen und tiefes Lernen unterstützen. So können Modelle für die Klassifikation und Erkennung von Mustern trainiert werden. Die Bibliothek ist kompatibel mit anderen tiefen Lernbibliotheken wie TensorFlow und PyTorch.

**3D-Bildverarbeitung:**

OpenCV ermöglicht die Arbeit mit 3D-Daten, etwa durch Stereo- oder Tiefenkarten. Dies ist besonders relevant für Anwendungen in der Robotik oder Augmented Reality.

**Videoanalyse:**

OpenCV kann zur Analyse von Videostreams verwendet werden, um z. B. Bewegungen zu erkennen, Objekte zu verfolgen oder sogar die Gesichts- oder Körperhaltung zu überwachen.

**Technische Merkmale:**

Plattformübergreifend: OpenCV ist auf verschiedenen Plattformen wie Windows, Linux, macOS, Android und iOS verfügbar.

**Optimierung:**

Die Bibliothek ist hoch optimiert für Geschwindigkeit, z. B. durch die Verwendung von Multi-Core-Prozessoren und GPU-beschleunigten Operationen.

**Erweiterbarkeit:**

OpenCV unterstützt die Integration mit anderen Bibliotheken und Frameworks, sodass es an die spezifischen Anforderungen einer Anwendung angepasst werden kann.

OpenCV ist aufgrund seiner Vielseitigkeit, Leistungsfähigkeit und der aktiven Entwicklergemeinschaft eine der am weitesten verbreiteten und beliebtesten Bibliotheken für Bild- und Videoverarbeitung.

Fazit: OpenCV bietet ein äußerst umfangreiches Set an Werkzeugen und Funktionen, die für verschiedenste Anwendungen in der Computer Vision und dem maschinellen Lernen genutzt werden können. Es ist eine unverzichtbare Ressource für die Entwicklung moderner, visuell orientierter Technologien und hat sich als Standardbibliothek in der Branche etabliert.

Maier Jonas

### FastAPI

FastAPI ist ein modernes, schnelles (high-performance) Web-Framework für die Entwicklung von APIs mit Python. Es basiert auf Python 3.6+ und nutzt die neuesten Features der Sprache, wie Typannotation und asynchrone Programmierung. FastAPI wurde mit dem Ziel entwickelt, eine möglichst einfache und dennoch leistungsstarke Möglichkeit zur Erstellung von Web-APIs zu bieten, und hat sich besonders aufgrund seiner Geschwindigkeit, Benutzerfreundlichkeit und der hervorragenden Unterstützung für automatische API-Dokumentation einen Namen gemacht.

Hauptfunktionen und Merkmale von FastAPI:

**Geschwindigkeit:**

FastAPI ist eines der schnellsten Python-Frameworks zur Erstellung von APIs. Es verwendet moderne Features von Python und ist stark auf Leistung optimiert. Durch den Einsatz von asynchronen Endpunkten und die Verwendung von Starlette als Web-Framework für das Routing und das Event-Loop-Modell, erreicht FastAPI beeindruckende Geschwindigkeiten, die mit anderen etablierten Frameworks wie Node.js konkurrieren können.

**Automatische API-Dokumentation:**

FastAPI erzeugt automatisch eine benutzerfreundliche API-Dokumentation mit OpenAPI und Swagger UI, was die Entwicklung und Nutzung von APIs deutlich vereinfacht. Entwickler müssen keine separate Dokumentation schreiben, da die API-Dokumentation automatisch aus den Typanmerkungen des Codes generiert wird.

Ein weiteres nützliches Feature ist die interaktive Dokumentation, bei der API-Endpunkte direkt im Browser getestet werden können.

**Typisierung und Validierung:**

FastAPI verwendet Python-Typanmerkungen und Pydantic-Modelle zur Validierung von Daten. Dies führt zu einer klareren und sichereren API-Entwicklung, da Eingabe- und Ausgabedaten automatisch validiert werden. Wenn die Eingabedaten nicht den erwarteten Typen entsprechen, gibt FastAPI automatisch Fehler zurück, was die Fehlerbehandlung vereinfacht.

Durch diese Typisierung ist der Code leicht verständlich und hilft, Fehler frühzeitig zu erkennen.

**Asynchrone Programmierung:**

FastAPI unterstützt vollständig asynchrone Programmierung mit async und await, was die Performance für I/O-gebundene Anwendungen (wie Datenbankabfragen oder Webanfragen) erheblich verbessert.

Dies macht FastAPI besonders geeignet für den Aufbau von APIs, die viele gleichzeitige Anfragen bearbeiten müssen, wie bei Echtzeitkommunikationssystemen oder Microservices.

**Einfache Integration von Datenbanken und externen Systemen:**

FastAPI lässt sich problemlos mit Datenbanken (z. B. SQLAlchemy, Tortoise ORM) und externen APIs integrieren. Es bietet Unterstützung für gängige Datenbankoperationen, die mit asynchroner Programmierung optimiert werden können.

**Sicherheit:**

FastAPI enthält Features zur Handhabung von Sicherheitsmechanismen, wie OAuth2, JWT (JSON Web Tokens) und grundlegender Authentifizierung. Dies erleichtert die Implementierung sicherer APIs und die Verwaltung von Benutzerrechten und -rollen.

**Technische Merkmale:**

**Leistung:** FastAPI ist extrem schnell, da es auf Starlette aufbaut und modernste Optimierungen wie asynchrone Programmierung nutzt.

Einfachheit: Trotz seiner vielen fortschrittlichen Funktionen bleibt FastAPI einfach zu bedienen, und Entwickler profitieren von einer kurzen Lernkurve, dank der klaren und gut strukturierten API-Dokumentation und -Beispielen.

**Kompatibilität:** FastAPI arbeitet hervorragend mit gängigen Python-Paketen und -Bibliotheken zusammen, einschließlich Pydantic für Datenvalidierung und SQLAlchemy oder Tortoise ORM für die Datenbankintegration.

Automatische Validierung und Fehlerbehandlung: Die automatische Eingabedatenvalidierung und die detaillierte Fehlerbehandlung verbessern die Zuverlässigkeit und Wartbarkeit der Anwendungen.

Beispiele für Anwendungsbereiche:

**Fazit:**

FastAPI hat sich als eine der besten Wahlmöglichkeiten für die Entwicklung von modernen, performanten APIs in Python etabliert. Es bietet eine Vielzahl von Funktionen wie automatische Dokumentation, hohe Geschwindigkeit, asynchrone Programmierung und starke Typisierung, die zusammen eine hervorragende Entwicklererfahrung bieten. Durch die einfache Integration mit verschiedenen Datenbanken, die Unterstützung für Sicherheitsmechanismen und die Möglichkeit, mit asynchronen Prozessen zu arbeiten, ist FastAPI besonders gut für anspruchsvolle, skalierbare Web- und Microservices-Anwendungen geeignet. Entwickler können sich darauf verlassen, dass FastAPI nicht nur eine schnelle und effiziente API-Entwicklung ermöglicht, sondern auch ein robustes Framework zur Verfügung stellt, das die Entwicklung und Wartung von APIs vereinfacht.

Maier Jonas

* + 1. **Datenbank-Backend**
       1. **Datenmodell und Struktur**

Als Datenbank haben wir eine No-SQL Datenbank verwendet, da es für unser Vorhaben perfekt in unser Bild gepasst hat. Durch die Funktionsweise sind wir nicht an ein reguläres Schema gebunden, sondern können einfach mittels JSON-Objekte dynamisch eine persistente Speicherung der Daten erzielen. Das Backend meiner API verwendet jedoch doch ein Schema, welches ein Bild und die Diagnose in einem JSON-Dokument haben will. Mit dieser Konfiguration ist es uns möglich eine einheitliche persistente Speicherung der Daten zu erzielen, was uns später vieles vereinfachen wird. Eine Implementation von Usern ist nicht Teil unserer Muss-Ziele, jedoch wollen wir, wenn genug Zeit vorhanden ist ein solches System wie in unseren Soll-Zielen umsetzten und somit weitere Funktionalität zu unserer Applikation bringen.

**Änderung in neuen Versionen:**

Mithilfe der in **AdonisJS** implementieren Funktionalitäten ist es mir gelungen, ein Schema für Benutzer im Backend zu etablieren und mittels Hashing-Algorithmen zu verschlüsseln. Das Frontend sendet eine Anfrage an meinen Endpunkt mit den bereits verschlüsselten Daten an meinen bereitgestellten Endpunkt, anschließend durchläuft dieses Objekt eine Reihe von Verschlüsselungen im Backend. Diese Daten werden nun persistent im Backend gespeichert, was zu einem gesteigertem Benutzererlebnis führt, da diese nun ihre bereits eingescannten Bilder in einem Verlauf zur Verfügung gestellt bekommen.

Maier Jonas

* + - 1. **Technologien und Tools**

Um uns das bestmögliche Backend zu machen habe ich auf modernste Technologien wie das Typescript-Framework [**Adonisjs**](https://adonisjs.com) gesetzt. Um eine Verbindung zur Datenbank aufzubauen habe ich das Package Mongoose verwendet, welches mich nun bereits durch das 3 Projekt im schulischen Umfeld begleitet. Der Techstack von Adonisjs ist nicht gering, bietet jedoch für sehrviele Situationen wichtige Funktionalität, welche das Entwickeln um einiges einfacher machen. Mithilfe der gut formulierten und instandgehaltenen Dokumentation ist das Einleben in das Framework besonders leicht gemacht. Zum Einsatz sind diese Funktionalitäten bereits beim Verschlüsseln der Benutzerdaten und erhalten der etwas größeren Bilddaten gekommen.

Maier Jonas

* + - 1. **Datenbankoperationen**
      2. **Verschlüsselung der gespeicherten Daten**

Eine wichtige und meist unterschätze Funktionalität eines gut implementieren Backends, ist das Verschlüsseln der Daten mittels verschiedensten zur Verfügung stehenden Technologien. Aufgrund des breit gestreuten Techstacks von AdonisJS, ist das Verschlüsseln der Daten ein Kinderspiel und kann mittels einer simplen Funktion garantiert werden. Das hashen der Daten wurde mittels **SHA-256** umgesetzt welcher als derzeitiger Standard angesehen wird. Eine optimale Verschlüsselung würde auch noch einen gebrauch vom **Salting**, also eine bewusste Zufälligkeit zum Hashing selbst bringen, jedoch fehlt mir für diese Implementierung einfach die Zeit und das Wissen. Die Passwörter werden mehrfach Verschlüsselt und letztendlich auf die Datenbank persistent gespeichert. Dies verhindert aber das Einsehen des Passworts und schränkt den Benutzer in der Hinsicht ein, ihr Passwort im Klartext zu betrachen.

Maier Jonas

### Befüllen der Datenbank mit Testdaten

Aufgrund der beschränkten Leistung meiner Hardware, ist kein direktes **Multi-Threading** möglich sondern eine optimiertere Art von synchronen Programmierung. Einen erheblichen Leistungsanstieg könnte man durch das Auslagern der einzelnen Funktionen auf verschiedene Geräte erreichen, wie man es von einer Microserice Architektur gewohnt ist. Trotz der technischen Einschränkungen könnte man bereits die Software mittels **Docker-Container** auf verschiedenen Maschinen hosten und somit das Ergebnis, welches mich ganze 3 Stunden gebraucht hat, innerhalb von wahrscheinlich einer Stunde erzielen. Eine Menge von 500 Datensätzen serialisiert und persistent in der Datenbank lokal auf meinem Rechner zu speichern beansprucht 3 Stunden. In vorherigen Versionen wurde wegen mangelnder Leistung des Webscraping Skriptes der Datensatz nur auf ~250 Bilder beschränkt. Durch diesen beschränkten Datensatz war die künstliche Intelligenz nur im Stande eine durchschnittliche Genauigkeit beim Analysieren der Bilder von ~50% zu erreichen, was nicht gerade ein vielversprechendes Ergebnis ist. Aufgrund der Verdopplung der Daten zum Trainieren und Testen des Modells ist eine Erhöhung der Zuverlässig- und Genauigkeit zu erwarten.

Maier Jonas

## Datenbank-API

#### Test und Validierung

AdonisJS stellt bereits ein Framework zum Schreiben und ausführen von Tests bereit, was heißt, dass mittels CLI-Befehlen einfach Tests erstellen und ausführen kann. Eine wichtige Unterscheidung zwischen Tests gibt es jedoch, welche sich von den herkömmlichen unit-tests unterscheiden.

Unit-Tests prüfen wie gewohnt einzelne Komponenten und Funkionen des Codes, während Funktionale-Tests einen größeren Abschnitt der Applikation abdeckt und diese aus der Sicht des Benutzers ausgeführt werden. Um die tests laufen zu lassen muss man im vorhinein die Packages mithilfe von **npm i** runterladen und anschließend mit ***node ace test*** aktivieren, dies startet die Tests und gibt eine formatierte Ausgabe für den Benutzer in der CLI wieder.

Maier Jonas

# Projektabschluss

## Installation / Software deployment

# Literaturverzeichnis

# Abbildungsverzeichnis