

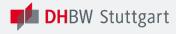
Explainable-AI - Post-Hoc-Analyse - Erkennung von Hirntumoren

Sven Sendke

09.12.2024

Duale Hochschule Baden-Württemberg Stuttgart

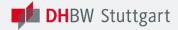
1 Gliederung



- 1. Gliederung
- 2. Einleitung
- 3. Projekt
- 4. LRP
- 5. Beobachtungen
- 6. Fazit

Einleitung

2.1 Einleitung - Gehirntumor



- Abnormales Wachstum von Zellen im Gehirn
- Deutschland jährlich etwa 8.000 Menschen neu daran (Robert Koch Instituts Berlin)
- Zeitaufwändige und teure
 Untersuchungsmethode

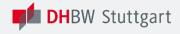


2.2 Einleitung - Herausforderungen DHBW Stuttgart



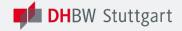
- Finsatz von CNNs in der medizinischen Bildsegmentierung
- Erkennung von Hirntumoren in MRT-Bildern ist schwierig aufgrund der komplexen Gehirnstruktur.
- Schwierigkeit, die Gründe für die Antwort von CNN zu verstehen

2.3 Einleitung - Forschungsfrage



Erstellung eines CNNs zur **Erkennung von Hirntumoren** und Anwendung von **Layer-wise Relevance Propagation** (LRP) zur Analyse der Relevanz der einzelnen Pixel für die **Entscheidungsfindung** des Netzwerks, um herauszufinden, welche **Muster** bei der Erkennung geholfen haben.

2.4 Einleitung - Datensatz



Brian Tumor Dataset X-Ray Images of Brain		
<u>▲ image</u> =	A class	₽
4600 unique values	tumor	55% 45%

https://www.kaggle.com/datasets/preetviradiya/brian-tumor-dataset/data

2.5 Einleitung - Datensatz



Probleme mit dem Datensatz:

- Doppelte Bilder
- Einige Bilder sind kleine Variationen

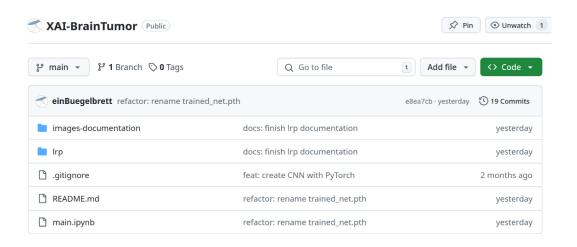
Achtung!

Auf der Seite steht, es seien Röntgenbilder, aber es sind MRT / CT Bilder!!!!

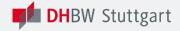
Projekt

3.1 Projekt - GitHub Repository



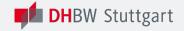


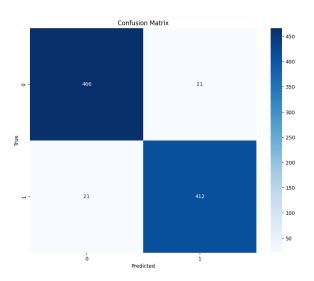
3.2 Projekt - CNN



```
. . .
class Net(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Net, self). init ()
        self.conv1 = nn.Conv2d(1, 10, kernel size=5)
        self.relu1 = nn.ReLU()
        self.conv2 = nn.Conv2d(10, 20, kernel_size=5)
        self.relu2 = nn.ReLU()
        self.flatten = nn.Flatten()
        self.fc1 = nn.Linear(20 * 248 * 248, 50)
        self.relu3 = nn.ReLU()
        self.fc2 = nn.Linear(50, 10)
        self.fc3 = nn.Linear(10, 2) # 2 Classes (Brain Tumor / Healthy)
    def forward(self, x):
        x = self.conv1(x)
        x = self.relu1(x)
        x = self.conv2(x)
        x = self.relu2(x)
        x = self.flatten(x)
        x = self.fcl(x)
        x = self.relu3(x)
        x = self.fc2(x)
        x = self.fc3(x)
        return
```

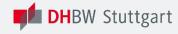
3.3 Projekt - Konfusionsmatrix





LRP

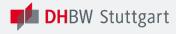
4.1 LRP - Theorie



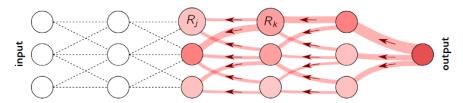
Layer-wise Relevance Propagation (LRP):

- Relevanz von jeden Neuron in ein Neuronales Netz
- Foward pass für eine Prediction
- output is backward propagated layer by layer (Spezielle LRP decomposition rules)
- Heatmap mit den contribution of individual input features (e.g., pixels) to the prediction

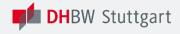
4.2 LRP - Theorie - Bild

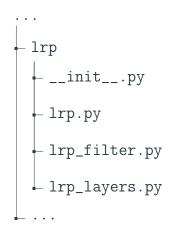


Hier noch einmal als Bild:

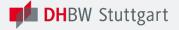


4.3 LRP - Dateistruktur





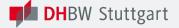
4.4 LRP - Implementierung



```
def forward(self, x: torch.tensor) -> torch.tensor:
    activations = list()
   with torch.no grad():
        activations.append(torch.ones like(x))
        for layer in self.layers:
           x = layer.forward(x)
           activations.append(x)
   activations = activations[::-1]
    activations = [a.data.requires_grad_(True) for a in activations]
    relevance = torch.softmax(activations.pop(0), dim=-1)
    for i, layer in enumerate(self.lrp_layers):
        relevance = layer.forward(activations.pop(0), relevance)
    return relevance.permute(0, 2, 3, 1).sum(dim=-1).squeeze().detach().cpu()
```

Beobachtungen

5.1 Beobachtungen - Gehirntumor



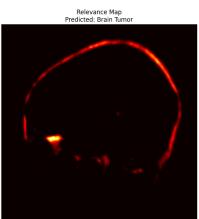
Auge/Tumor?

→ wenige

Datensätze

mit Augen



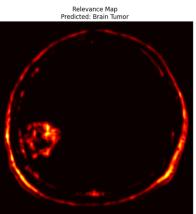


5.2 Beobachtungen - Gehirntumor



Gehirntumor erkannt





5.3 Beobachtungen - Gesund

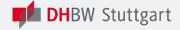
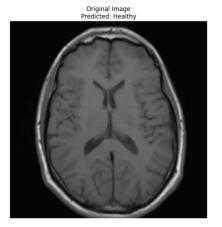
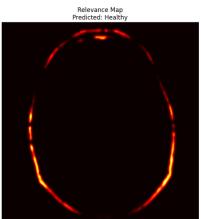


Bild mit wenigen Details → Hülle ohne Auffälligkeiten



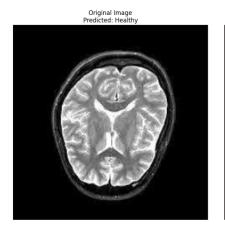


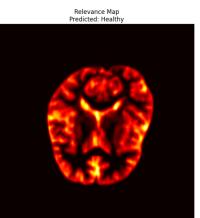
5.4 Beobachtungen - Gesund



Bild mit vielen Details → Gehirnform

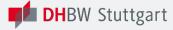
entscheidend





Fazit

6.1 Fazit - LRP Vorteile/Nachteile



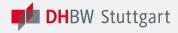
Vorteile:

- Relevante Merkmale als Heatmap
- Die Gesamtrelevanz auf allen Ebenen bleibt erhalten

Nachteile

- Ähnliche Merkmale können unabhängig von der untersuchten Klasse hervorgehoben werden
- Knoten mit irrelevanten Informationen können hervorgehoben werden

6.2 Fazit - Reflexion



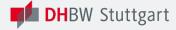
Gut:

- LRP erzeugt klarere und gezieltere Heatmaps, die relevante Merkmale in den Eingabedaten hervorheben.
- test2
- test3

Schlecht:

- Datensatz
- Viel zu Optimieren: zuerst 70% dann 95%

6.3 Fazit - Literaturverzeichnis



- [1] Image Processing Techniques for Brain Tumor Detection: A Review
- [2] CNN-based Segmentation of Medical Imaging Data
- [3] On Pixel-Wise Explanations for Non-Linear Classifier Decisions by Layer-Wise Relevance Propagation
- [4] Layer-Wise Relevance Propagation for Deep Neural Network Architectures
- [5] Magnetic Resonance Imaging (MRI)
- [6] Layer-wise Relevance Propagation
- [7] Brain MRI
- [8] Towards Best Practice in Explaining Neural Network Decisions with LRP
- [9] Layer-Wise Relevance Propagation: An Overview
- [10] Interpreting the Predictions of Complex ML Models by Layer-wise Relevance Propagation
- [11] Explaining Convolutional Neural Networks using Softmax Gradient Layer-wise Relevance Propagation

• [12] Brain Cancer Screening



Vielen Dank für ihre Aufmerksamkeit!