

Data Augmentation

Angewandte Informatik

HTW Berlin



Oliver Thomaschewski

Lisa-Marlen Wiegandt

21.11.2022



Hochschule für Technik
und Wirtschaft Berlin

University of Applied Sciences

Agenda

- 1 Definition Data Augmentation
- 2 Gründe für Data Augmentation
- 3 Challenges
- 4 Einfache Transformationen
- 5 Normalisierung von Bilddateien
- 6 Fortgeschrittenere Transformationen
- 7 Online vs Offline Augmentierung
- 8 Bewertung von Daten Augmentierung

1. Definition von Data Augmentation

Was ist Data Augmentation?

- Zu deutsch: Erweitern des Datensatzes
- Generieren neuer Daten basierend auf einem bestehenden Datensatz
 - Größere Datenmenge zum Trainieren
 - Erhöhen der Diversität im Datensatz

2. Warum sollte man Daten augmentieren?

Vereinfachtes Beispiel: Katze oder Hund?



Klassifizierung: Katze



Klassifizierung: Hund

Vereinfachtes Beispiel: Katze oder Hund?



Klassifizierung: Katze



**Wie würde ohne Augmentierung
die Katze eingeordnet werden?**



Klassifizierung: Hund

Warum braucht man Data Augmentation?

- Verbesserung der Genauigkeit
- Bessere Generalisierung
- Verringerung der Kosten für Datensammlung und Daten Labeling
- Vermeidung Datenschutzproblemen
- Vermeidung Overfitting

<https://snapstack.cz/data-augmentation-advantages-challenges-and-instances/> (14.11.22)

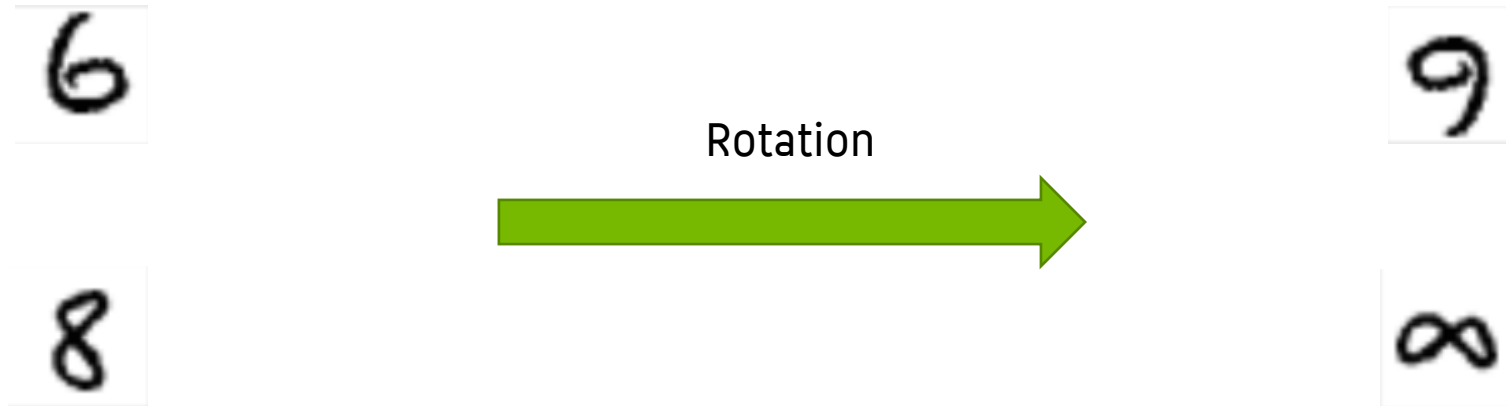
3. Challenges

Challenges

- Brauchbare Augmentation
- Untersuchen des Output auf Tauglichkeit
- Vervielfältigung von Biases

<https://snapstack.cz/data-augmentation-advantages-challenges-and-instances/> (14.11.22)

Challenges – brauchbare Augmentierung



Bilder aus MNIST Datensatz <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/> (14.11.22)

4. Einfache Transformationen

Einfache Transformationen

torchvision.transform

- Auswahl der Transformationswerte aus einem Bereich

```
import torchvision.transforms as T
```

torchvision.transforms.functional

- Nutzen von festen Werten für Transformation

```
import torchvision.transforms.functional as TF
```

Einfache Transformationen - Beispiele

- Graustufen
- Spiegeln
- Rotation
- Ausschnitte/Zuschnitte
- Unschärfe

<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-image-augmentation-using-pytorch-fb162f2444be>
(14.11.2022)

5. Normalisierung von Bilddateien

Normalisierung - Bilddateien

- Skalierung der Pixel-Werte in einem festen Bereich
- Verbesserter und schnellerer Lernprozess
- Senkung der Gefahr von verschwindenden oder explodierenden Gradienten

Normalisierung – nach Mittelwert und Standardabweichung

- Berechnung Mittelwertes und Standardabweichung des Datensatzes
- Umwandlung des Bilds in einem Tensor
- Aufrufen der normalize Funktion mit berechneten Mittelwert und Standardabweichung
- Normalisierung der Daten immer empfehlenswert

6. Fortgeschrittene Transformationen

Fortgeschrittene Transformationen

Neural Style Transfer



Fortgeschrittene Transformationen

Generative Adversarial Networks



7. Online vs Offline Augmentierung

Online vs Offline Augmentation

Online Augmentation

- Verarbeitet in real-time
- Training mit verschiedenen Bildern/Daten je Epoche
- Speicherplatz nicht betroffen

Offline Augmentation

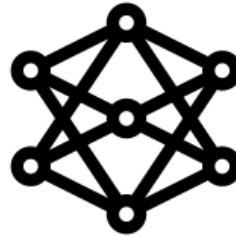
- Vor der Verarbeitung/dem Training des Models
- Häufige Verwendung bei kleinem Datensatz
- Speicherplatz beachten

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/offline-data-augmentation-for-multiple-images/> (14.11.2022)

8. Bewertung von Augmentierungen

Bewertung – Baseline Model

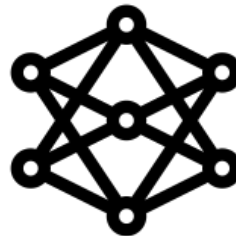
Trainingsdaten ohne
Augmentierung



<https://static.thenounproject.com/png/911654-200.png>
(20.11.22)



Trainingsdaten mit
Augmentierung



Vergleich der
Genauigkeit mittels
Baseline Models

Bewertung – Baseline Model

Case 1

- Ohne Augmentierung – geringste Varianz

Case 2

- Anwendung einfacher Transformationen (Skalierung, horizontale und vertikale Spiegelungen)

Case 3

- Weitere Transformationen, wie in Case 2 und zufällige Rotationen

Case 4

- Horizontale und vertikale Verschiebungen

Case 5

- Zufällige Vergrößerungen und Veränderungen zB des Kontrastes

	Training Loss	Training Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy
Case 1	0.049562	0.888494	0.124044	0.824143
Case 2	0.074993	0.883136	0.092861	0.856584
Case 3	0.129040	0.794090	0.124205	0.835077
Case 4	0.124481	0.777112	0.112502	0.828328
Case 5	0.129030	0.809063	0.194106	0.789983

[https://towardsdatascience.com/balancing-the-regularization-effect-of-data-augmentation-eb551be48374#:~:text=The%20Effect%20of%20Data%20Augmentation&text=But%20another%20important%20effect%20is,version%20of%20the%20original%20data.\(20.11.22\)](https://towardsdatascience.com/balancing-the-regularization-effect-of-data-augmentation-eb551be48374#:~:text=The%20Effect%20of%20Data%20Augmentation&text=But%20another%20important%20effect%20is,version%20of%20the%20original%20data.(20.11.22))

Vielen Dank.

www.htw-berlin.de