

# CS4332: Modell- und KI-basierte Bildverarbeitung in der Medizin - Praktikum

SoSe 2025

# Übungszettel 4

#### Organisatorisches:

Die Aufgaben sind selbstständig in Zweiergruppen zu bearbeiten. Zur Lösung der Aufgaben benötigen Sie einen Google-Drive-Account. Die Bearbeitung der Notebooks erfolgt dann via Google Colaboratory.

Die für die Bearbeitung benötigten Code-Skeletons sind über folgende Links abrufbar (alternativ finden Sie die Dateien zum Download in Moodle):

https://colab.research.google.com/drive/1zULYKiXM9r7RUcOV6BOek-IBNxDBjvG ?usp=sharing

#### Legen Sie bitte eine Kopie der Notebooks in Ihrem Google-Drive-Ordner an:

- Entweder: Öffnen der Notebooks in Google Colaboratory, "In Google Drive kopieren"
- Oder: Download der Notebooks, Hochladen aus Google Drive über "+ Neu".

Anschließend können Sie die Notebooks mit Google Colaboratory bearbeiten.

Die Abgabe der Aufgaben erfolgt über Moodle. Benennen Sie dazu das Notebook, das Sie abgeben möchten, nach folgendem Schema:

abgabe\_praktikum4\_ nachname1\_nachname2.ibynb

Abgabetermin für diesen Übungszettel: 30.06.2025, 16:00 Uhr.

Praktikumsorganisation/-durchführung: Julia Andresen

Für organisatorische Fragen: <u>j.andresen@uni-luebeck.de</u>

Öffnen Sie das Notebook PraktUe4.ipynb und wählen Sie als Hardwarebeschleuniger GPU aus (→ Laufzeit → Laufzeittyp ändern → Hardwarebeschleuniger GPU).

Das Ziel dieser Programmieraufgabe ist die Implementierung, das Training und die Evaluation eines GANs zur Erstellung von Blutzellbildern. Das trainierte GAN soll in der Lage sein, gezielt Bilder eines bestimmten Zelltyps zu generieren. Sie werden also ein conditional GAN implementieren:

https://pub.towardsai.net/a-beginners-guide-to-building-a-conditional-gan-d261e4d94882 https://arxiv.org/pdf/1411.1784.pdf

Der verwendete Datensatz ist der BloodMNIST-Datensatz. Der Datensatz besteht aus 11959 Trainingsbildern, 1712 Validierungsbildern und 3421 Testbildern. Jedes Bild zeigt eine Zelle der folgenden Zelltypen:

- Basophile
- Eosinophile
- Erythroblasten
- Unreife Granulozyten
- Lymphozyten
- Monozyten
- Neutrophile
- Thrombozyten (Blutplättchen)

Hier ein Beispiel für jeden Zelltyp:

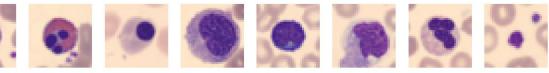










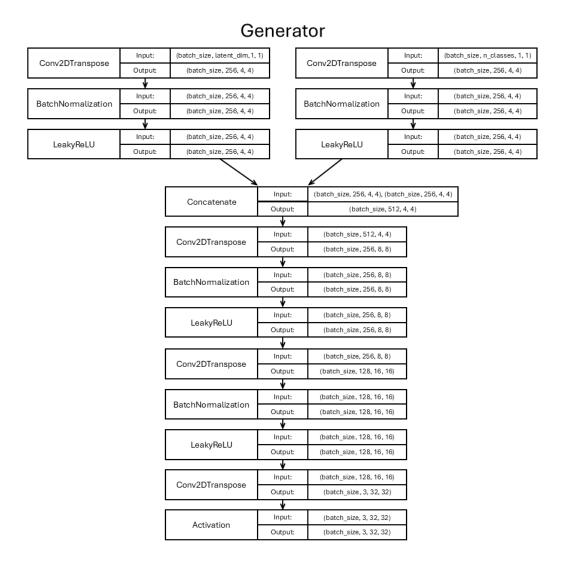






# Aufgabe 1: Implementierung der Netzwerke (10 P.)

Implementieren Sie den Generator und den Diskriminator. Halten Sie sich dabei an die folgenden Architekturen:



#### Discriminator (batch\_size, 3, 32, 32) Conv2D Conv2D (batch\_size, 64, 16, 16) Output: (batch size, 64, 16, 16) Input: (batch\_size, 64, 16, 16) Input: (batch\_size, 64, 16, 16) LeakyReLU LeakyReLU Output: (batch\_size, 64, 16, 16) Output: (batch\_size, 64, 16, 16) Input (batch\_size, 64, 16, 16), (batch\_size, 64, 16, 16) Concatenate Output: (batch size, 128, 16, 16) Input: (batch\_size, 128, 16, 16) Conv2D (batch\_size, 256, 8, 8) Output: (batch size, 256, 8, 8) Input: BatchNormalization Output: (batch\_size, 256, 8, 8) (batch\_size, 256, 8, 8) LeakyReLU Input: (batch\_size, 256, 8, 8) Conv2D Output: (batch\_size, 512, 4, 4) (batch\_size, 512, 4, 4) BatchNormalization Input: (batch\_size, 512, 4, 4)

Output:

Input:

Output:

(batch\_size, 512, 4, 4) (batch\_size, 512, 4, 4)

(batch\_size, 1, 1, 1)

LeakyReLU

Conv2D

Activation

Nutzen Sie als Aktivierungsfunktion in der letzten Schicht beider Netzwerke die Sigmoid-Funktion. Alle (transponierten) Faltungen sollen eine Filtergröße von 4 mit einem Stride von 2 und Padding von 1 verwenden, außer die Eingabgeschicht des Generators, die einen Stride von 1 und kein Padding verwendet.

## Aufgabe 2: Adversarielles Training (8 P.)

Implementieren Sie die Trainingsschleife, indem Sie die Lücken im Code ausfüllen. Nutzen Sie die binäre Kreuzentropie als Loss-Funktion. Denken Sie daran, dass Sie beim Training des Generators den Diskriminator "täuschen" wollen!

### Aufgabe 3: Testen des GANs/Bewerten der generierten Bilder (7 P.)

a) Die Bewertung generativer Modelle ist schwierig und kann nur durch Qualitätsbewertung der synthetisierten Bilder geschehen. Ein erster Schritt dabei ist die manuelle Bewertung der generierten Bilder. Plotten Sie für jede Klasse einige echte und gefälschte Beispielbilder. Wie bewerten Sie die Qualität der von Ihnen erzeugten Bilder?

Natürlich hat die manuelle Bewertung einige Nachteile:

- Subjektiv und beeinflusst von den Biases der bewertenden Person
- Erfordert Expertenwissen zur Bewertung, was realistisch ist und was nicht
- Nur begrenzte Anzahl von Bildern kann manuell bewertet werden

Für eine quantitative Bewertung des GANs müssen drei Eigenschaften untersucht werden:

- 1. Fidelity (Wiedergabetreue) = Qualität der generierten Bilder. Bewertet, wie realistisch die generierten Bildern sind. Intuition: Wie ähnlich sieht jedes gefälschte Bild seinem ähnlichsten echten Bild?
- 2. Diversität = Vielfalt der generierten Bilder. Bewertet, inwiefern die generierten Bilder die gesamte Varianz der echten Datenverteilung abdecken.
- 3. Authentizität/Generalisierbarkeit = Anteil an gefälschten Bildern, die einem echten Bilder ähnlich sehen als andere Trainingsbilder: Bewertet, wie gut das Modell darin ist, neue Samples zu generieren; versucht, Overfitting zu erkennen

Schließlich sollten die synthetischen Daten für nachfolgende Aufagen genauso nützlich sein wie echte Daten.

- 4. Prädiktive Performance: Training eines Klassifikators auf synthetischen Daten und Testen auf echten Daten. Bewertet, wie gut die synthetischen Daten die Verteilung der echten Daten approximieren.
- **b)** Trainieren Sie ein Klassifikationsnetzwerk auf den gefälschten Daten. Das Netzwerk soll für jedes Eingabebild den korrekten Zelltyp bestimmen. Testen Sie Ihr Modell auf den echten BloodMNIST-Daten.

Sie können hierfür das gleiche Netzwerk verwenden wie in der letzten Übung. Passen Sie nur die Anzahl an Eingabe-Channels und die Anzahl an Ausgabe-Features entsprechend des Formates der Trainingsbilder und Blutzellklassen an.

Wie bewerten Sie die Performance ihres GANs?

Hinweis: Sie können Fragen als Kommentar im Code oder als Text-Snippet beantworten.