

In [ ]:

```
"""
=====
Project Report
=====

Authors: Gössl Marcel, Marek Simon, Schrenk Dominik, Unger Miriam
Date: 06.11.2025
Course: Computer Vision
Github Repo: https://github.com/Dom4i/CV_GarbageProject

-----
1. Dataset Description
-----
• What dataset did you use?
    Bei dem Datensatz handelt es sich um Bilder von verschiedenen Abfalltypen. Die Bilder des Datensatzes haben die Dimension 512x384 (pixel)
• How many images/classes does it contain?
    Gesamtanzahl der Bilder: 2527
    Klassen:
        Cardboard: 403
        Glass: 501
        Metal: 410
        Paper: 594
        Plastic: 482
        Trash: 137

• Was the dataset balanced or imbalanced?
    Mit Ausnahme der Klasse "Trash" beeinhaltet jede Klasse zwischen 403 und 594 Bilder. Die Klasse "Trash" hat allerdings nur 137 Bilder und damit deutlich weniger.
• What was the imaging source or environment?
    Die Bilder wurden mit einer optischen Kamera aufgenommen
    Es handelt sich um Abfall, der auf einem einfärbigen Hintergrund aufgenommen wurde.
    Daher wird vermutet, dass (mit Ausnahme der "Cardboard" und der "Paper")
• How did you preprocess or split the data?
    Für das Training wurden die Bilder auf 224x224 Pixel skaliert (aus Performance-Gründen).
    Datenaugmentation: Zur Robustheit gegenüber leichten Lage- und Helligkeitsänderungen wurde ein Zufallsverschiebung und eine Zufallsrotation von bis zu 10° sowie eine Zufallsvergrößerung und Verkleinerung von bis zu 10% durchgeführt.

-----
2. Relation to Real Applications
-----
• How does this project relate to real-world use cases?
• In what kind of system could your model be applied?
• What practical benefits could it have?

    Die Mülltrennung ist essentiell für die Verarbeitung von Abfall. Da große Abfälle oft aus mehreren Müllarten bestehen, ist eine automatische Klassifizierung von Vorteil. Eine Beispielanwendung für ein Klassifizierungsmodell von Müllarten kann die Überprüfung von schon getrenntem Müll (der von Haushalten bereits in Tüten oder Säcken verpackt ist) sein. Z.B. Trennung von Mischungen aus verschiedenen Müllarten (z.B. öffentliche Mülltonnen, die verschiedene Materialien enthalten).

-----
3. Problems and Solutions
-----
• Which problems or challenges did you encounter?
    Während der Entwicklung traten mehrere Herausforderungen auf. Besonders problematisch waren die großen Unterschiede in den Bildern von kaputten Gegenständen bis zu Essensresten. Diese fehlende visuelle Eindeutigkeit machte die Klassifizierung schwierig.

    Darüber hinaus kam es regelmäßig zu Verwechslungen zwischen den Klassen „Metall“ und „Papier“. Beide Materialien haben ähnliche Oberflächen und Formen, die dieser Materialien stark ähneln und teilweise重叠.
```

- How did you solve or work around them?

Um diese Probleme abzumildern, wurde eine Reihe von Optimierungen und Experimenten durchgeführt. Durch Datenaugmentation (z. B. Rotation, Flip, leichte Farbvariationen) wurde der Einfluss der seltenen Trash-Bilder im Training reduziert. Mit Klassengewichten wurde der Einfluss der seltenen Trash-Bilder im Training reduziert. Zusätzlich wurden verschiedene Hyperparameter wie Lernrate, Batchgröße, Epochenzahl optimiert.

In einem weiteren Versuch wurde die Klasse „Trash“ vollständig entfernt, wodurch das Modell einfacher trainiert werden konnte. Dennoch blieb die Klasse im finalen Modell enthalten, um dem ursprünglichen Ziel des Projekts zu entsprechen.

#### 4. Implementation Details

Das Projekt wurde vollständig in Python umgesetzt, unter Verwendung der Bibliotheken PyTorch und torchvision. Zusätzlich kamen torchvision (für Datenvorverarbeitung und Augmentation) sowie ein eigenes Convolutional Neural Network (SmallCNN) zum Einsatz.

Zunächst wurden die Bilder mit passenden Transforms (Resize, Normalisierung, etc.) verarbeitet. Anschließend wurde ein eigenes Convolutional Neural Network (SmallCNN) entwickelt. Dieses Modell wurde bewusst kompakt gehalten, um auch auf Geräten ohne High-End-Grafikkarte zu laufen.

Für das Training wurde der AdamW-Optimizer mit einer lernratenbasierten Anpassung (Warmup-Schritt) verwendet.

#### 5. Results and Evaluation

Das Modell wurde in mehreren Trainingsdurchläufen mit unterschiedlichen Parametern trainiert – mit moderater Datenaugmentation und optimaler Epochenauswahl – eine Accuracy von über 90% wurde erreicht.

In einer Zwischenversion, in der die Klasse „Trash“ vollständig entfernt wurde, konnte eine ähnliche Performance erreicht werden. Dieses Ergebnis bestätigte, dass die stark variierende und unterrepräsentierende Natur der „Trash“-Klasse keinen signifikanten Einfluss auf die Gesamtleistung hatte.

Zur Auswertung wurden eine Confusion Matrix sowie ein Classification Report erstellt. Zusätzlich wurden mehrere Beispielbilder und Grad-CAM-Visualisierungen erstellt. Diese Visualisierungen werden auch in der Präsentation verwendet, um das Verständnis der Modelle zu erleichtern.

#### 6. Discussion and Learnings

Insgesamt zeigte das Projekt sehr deutlich, wie stark die Ergebnisse bei Deep Learning von kleinen Änderungen abhängen. Es musste nicht nur die Modelle optimiert werden, sondern auch die Umgebung und die Hardware. Schon kleine Änderungen an Lernrate, Batchgröße oder Augmentation führen zu erheblichen Unterschieden im Ergebnis.

Ein weiteres wichtiges Learning war der Einfluss der Hardware-Performance. Wegen der hohen Rechenintensivität mussten andere Teammitglieder ohne dedizierte GPU oft 10–15 Minuten pro Training warten. Es musste daher die Bildgröße auf 224x224 Pixel reduziert werden, um die Rechenzeit zu verkürzen.

Trotz dieser Hürden war das Projekt lehrreich und zeigte, dass praktische Erfahrungen und Experimente das Verständnis von Deep Learning fördern können. Wir konnten ein grundsätzlich funktionierendes Modell entwickeln, verstehen, optimieren und anpassen.

In [5]: # Projekt-Pfad setzen und prüfen

```
import sys
from pathlib import Path
proj_root = Path(r"C:\Users\Dominik\Desktop\FH\5. SEMESTER\Computer Vision und NLP\GarbageClassification")
if str(proj_root) not in sys.path:
    sys.path.insert(0, str(proj_root))
print('Project root:', proj_root)
data_dir = proj_root / 'data' / 'TrashType_Image_Dataset'
models_dir = proj_root / 'models'
print('Expected data directory:', data_dir)
```

```
print('Models directory:', models_dir)
if not data_dir.exists():
    print('\nHinweis: Datensatz nicht gefunden. Bitte lade den Kaggle-Datensatz')
    print(data_dir)
else:
    print('Datensatz gefunden, Notebook kann fortfahren.')
```

Project root: C:\Users\Dominik\Desktop\FH\5. SEMESTER\Computer Vision und Natural Language Processing\CV\_GarbageProject  
Expected data directory: C:\Users\Dominik\Desktop\FH\5. SEMESTER\Computer Vision und Natural Language Processing\CV\_GarbageProject\data\TrashType\_Image\_Dataset  
Models directory: C:\Users\Dominik\Desktop\FH\5. SEMESTER\Computer Vision und Natural Language Processing\CV\_GarbageProject\models  
Datensatz gefunden, Notebook kann fortfahren.

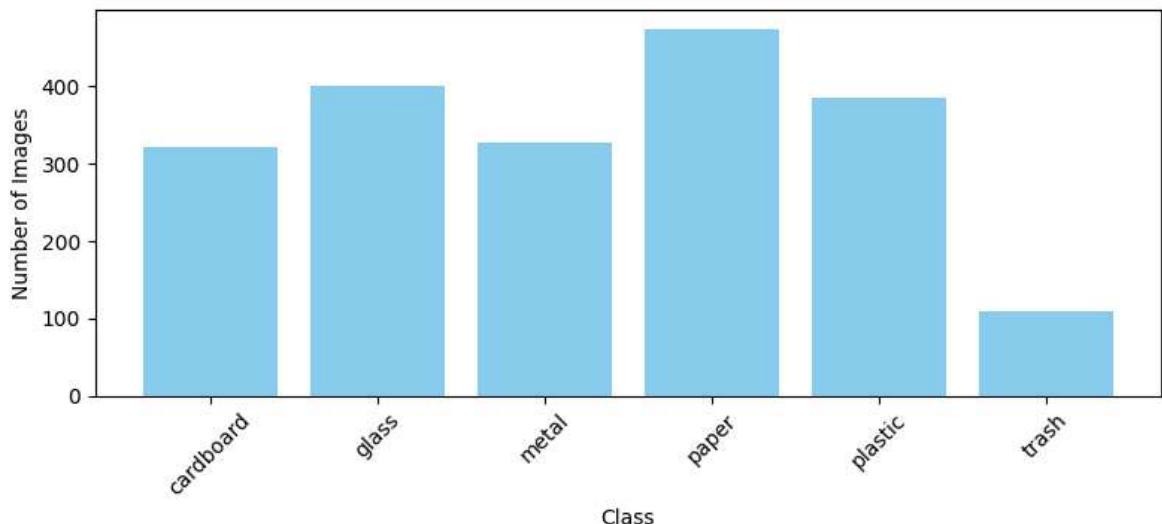
```
In [6]: # Demo: fit(...) mit 35 Epochen (vorsichtig: Langer Lauf!)
from src.train import fit
import traceback

if not data_dir.exists():
    print('Datensatz fehlt - überspringe fit(...)')
else:
    try:
        fit(
            data_dir=str(data_dir),
            models_dir=str(models_dir),
            img_size=224,
            batch_size=96,
            epochs=35,
            lr=1e-3,
            val_split=0.2,
            use_class_weights=True,
            seed=42,
            preview=True
        )
    except Exception:
        print('Fehler beim Ausführen von fit():')
        traceback.print_exc()
```

Device: cuda  
Dataloaders ready | GPU=Yes | Workers=14 | Batch=96 | Augment=On



Class Distribution



Epoch 01: train_loss=1.5527 acc=0.412	val_loss=1.5779 acc=0.395	25.6s
Epoch 02: train_loss=1.4272 acc=0.478	val_loss=1.3590 acc=0.516	2.0s
Epoch 03: train_loss=1.3736 acc=0.510	val_loss=1.3467 acc=0.536	2.0s
Epoch 04: train_loss=1.3751 acc=0.529	val_loss=1.2473 acc=0.632	2.0s
Epoch 05: train_loss=1.3633 acc=0.522	val_loss=1.3483 acc=0.490	1.9s
Epoch 06: train_loss=1.3108 acc=0.556	val_loss=1.3228 acc=0.532	1.9s
Epoch 07: train_loss=1.3305 acc=0.553	val_loss=1.2408 acc=0.605	1.9s
Epoch 08: train_loss=1.3421 acc=0.521	val_loss=1.3067 acc=0.585	1.9s
Epoch 09: train_loss=1.2882 acc=0.573	val_loss=1.2921 acc=0.542	1.9s
Epoch 10: train_loss=1.2677 acc=0.573	val_loss=1.3064 acc=0.605	1.9s
Epoch 11: train_loss=1.2277 acc=0.611	val_loss=1.2622 acc=0.597	1.9s
Epoch 12: train_loss=1.2510 acc=0.599	val_loss=1.1783 acc=0.676	1.9s
Epoch 13: train_loss=1.2069 acc=0.634	val_loss=1.1377 acc=0.662	2.0s
Epoch 14: train_loss=1.1849 acc=0.636	val_loss=1.1833 acc=0.656	1.8s
Epoch 15: train_loss=1.1976 acc=0.640	val_loss=1.1742 acc=0.672	1.9s
Epoch 16: train_loss=1.2005 acc=0.616	val_loss=1.1932 acc=0.664	1.9s
Epoch 17: train_loss=1.1671 acc=0.646	val_loss=1.1490 acc=0.676	2.0s
Epoch 18: train_loss=1.1734 acc=0.648	val_loss=1.1273 acc=0.666	2.0s
Epoch 19: train_loss=1.1580 acc=0.667	val_loss=1.1120 acc=0.706	1.9s
Epoch 20: train_loss=1.1500 acc=0.661	val_loss=1.1233 acc=0.682	2.0s
Epoch 21: train_loss=1.1519 acc=0.679	val_loss=1.0963 acc=0.733	2.0s
Epoch 22: train_loss=1.1426 acc=0.680	val_loss=1.1321 acc=0.702	1.9s
Epoch 23: train_loss=1.1305 acc=0.690	val_loss=1.0732 acc=0.715	2.0s
Epoch 24: train_loss=1.1232 acc=0.687	val_loss=1.0965 acc=0.708	1.9s
Epoch 25: train_loss=1.1315 acc=0.674	val_loss=1.0723 acc=0.719	2.0s
Epoch 26: train_loss=1.1212 acc=0.683	val_loss=1.0964 acc=0.721	1.9s
Epoch 27: train_loss=1.1248 acc=0.670	val_loss=1.0739 acc=0.719	2.0s
Epoch 28: train_loss=1.1214 acc=0.694	val_loss=1.1093 acc=0.660	2.0s
Epoch 29: train_loss=1.1029 acc=0.694	val_loss=1.0596 acc=0.721	2.0s
Epoch 30: train_loss=1.1007 acc=0.692	val_loss=1.0751 acc=0.747	2.0s
Epoch 31: train_loss=1.0956 acc=0.701	val_loss=1.0419 acc=0.733	1.9s
Epoch 32: train_loss=1.1096 acc=0.690	val_loss=1.0512 acc=0.715	1.9s
Epoch 33: train_loss=1.0897 acc=0.703	val_loss=1.0476 acc=0.753	1.9s
Epoch 34: train_loss=1.0793 acc=0.716	val_loss=1.0453 acc=0.733	1.9s
Epoch 35: train_loss=1.0830 acc=0.722	val_loss=1.0353 acc=0.751	1.9s

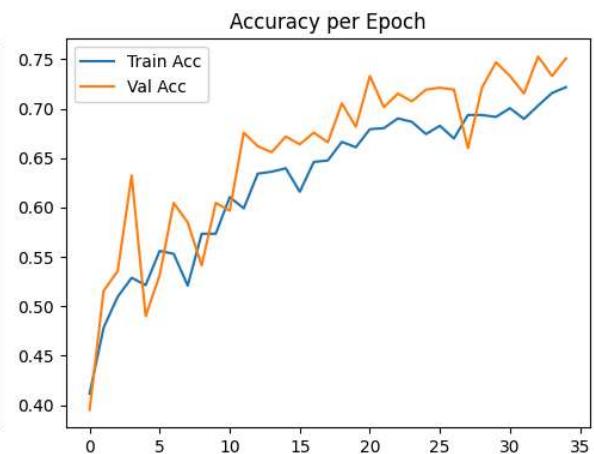
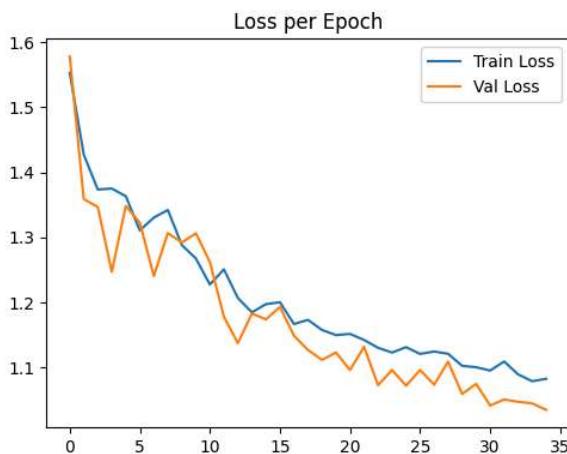
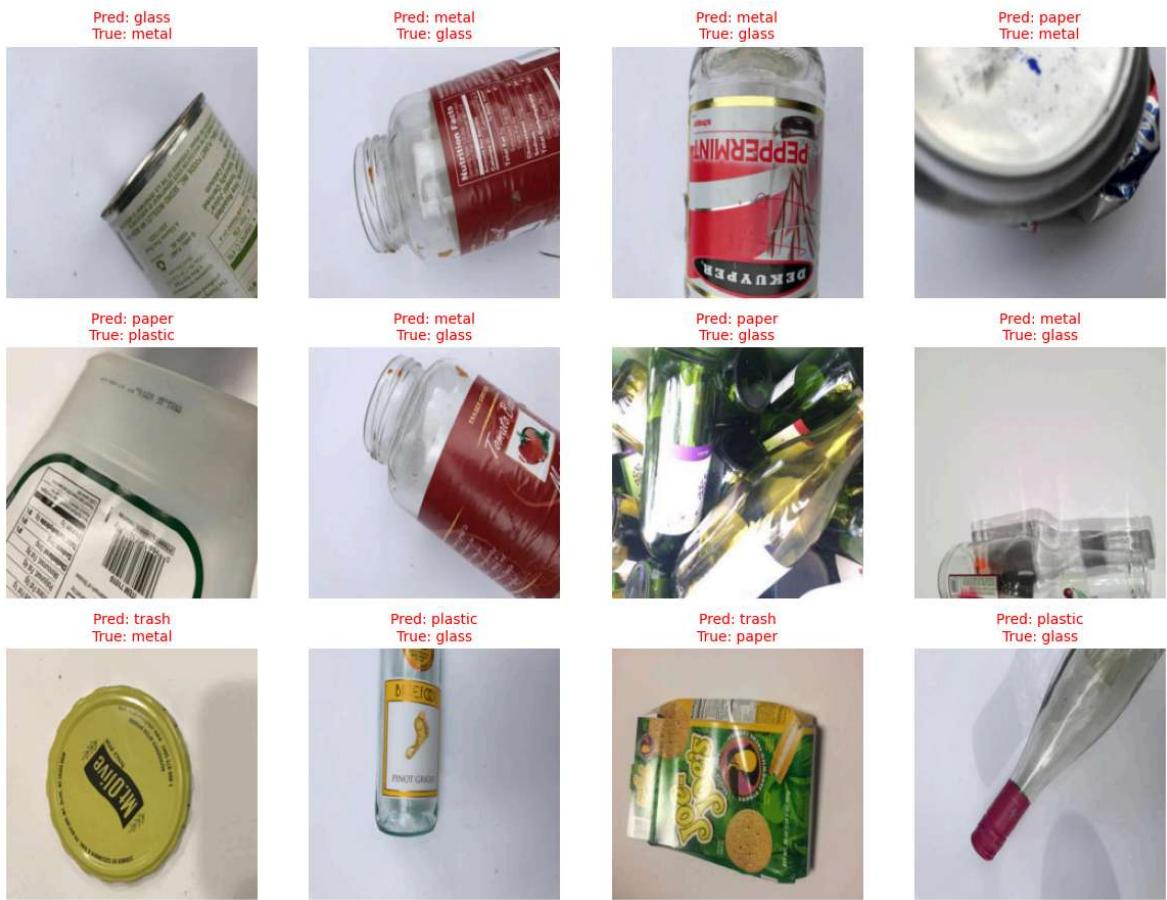
Classification report (val):

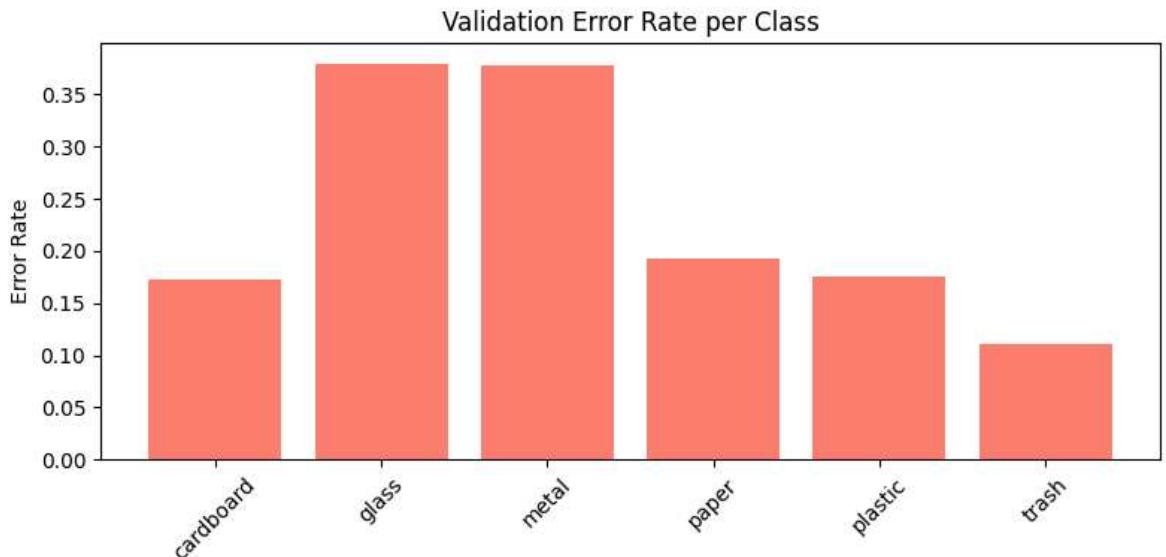
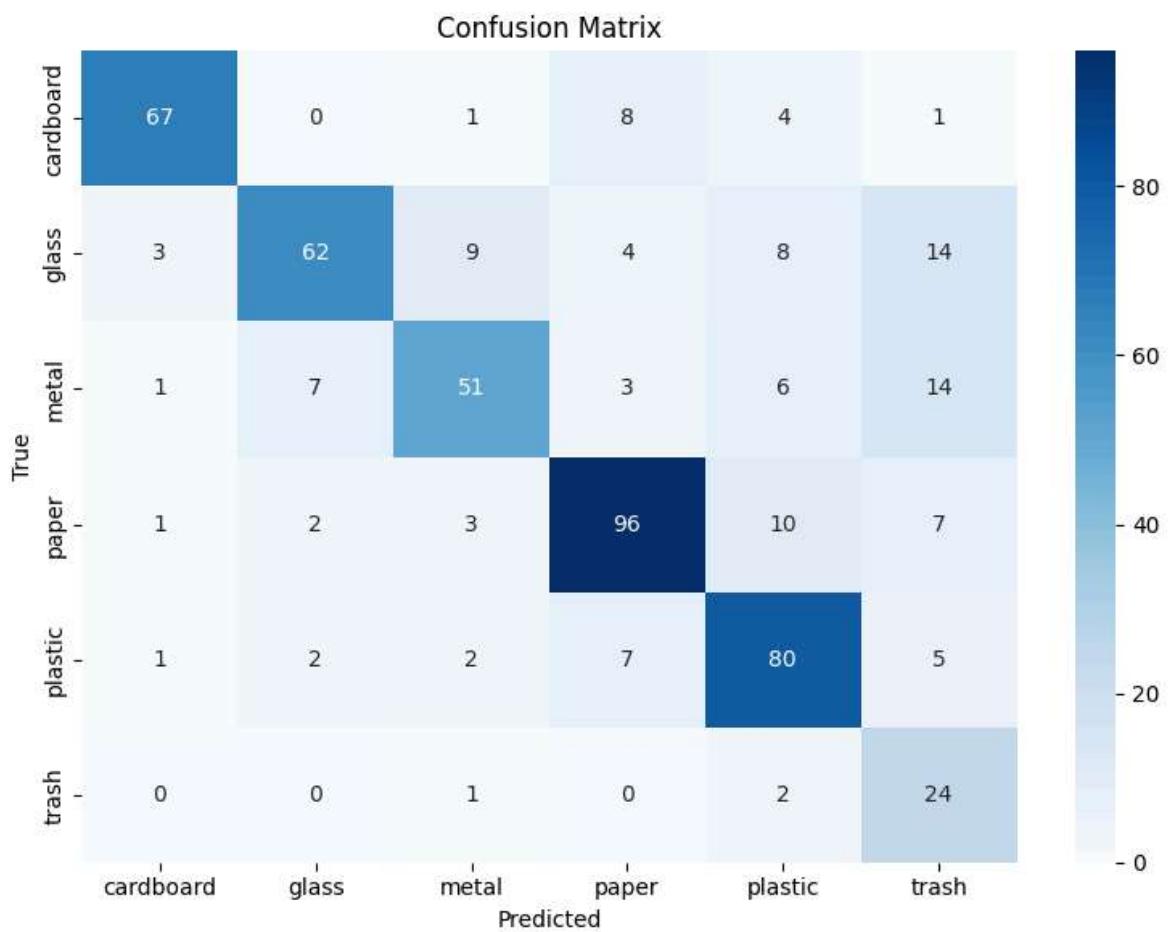
	precision	recall	f1-score	support
cardboard	0.92	0.83	0.87	81
glass	0.85	0.62	0.72	100
metal	0.76	0.62	0.68	82
paper	0.81	0.81	0.81	119
plastic	0.73	0.82	0.77	97
trash	0.37	0.89	0.52	27
accuracy			0.75	506
macro avg	0.74	0.76	0.73	506
weighted avg	0.79	0.75	0.76	506

Confusion matrix (val):

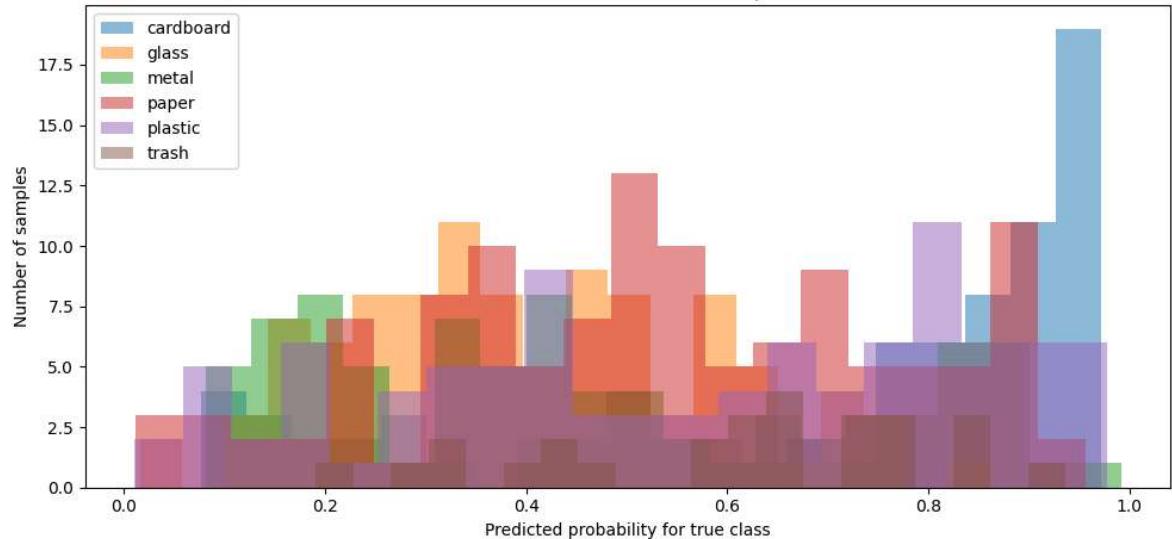
```
[[67  0  1  8  4  1]
 [ 3 62  9  4  8 14]
 [ 1  7 51  3  6 14]
 [ 1  2  3 96 10  7]
 [ 1  2  2  7 80  5]
 [ 0  0  1  0  2 24]]
```

Best checkpoint saved to: C:\Users\Dominik\Desktop\FH\5. SEMESTER\Computer Vision und Natural Language Processing\CV\_GarbageProject\models\best\_weights.pt

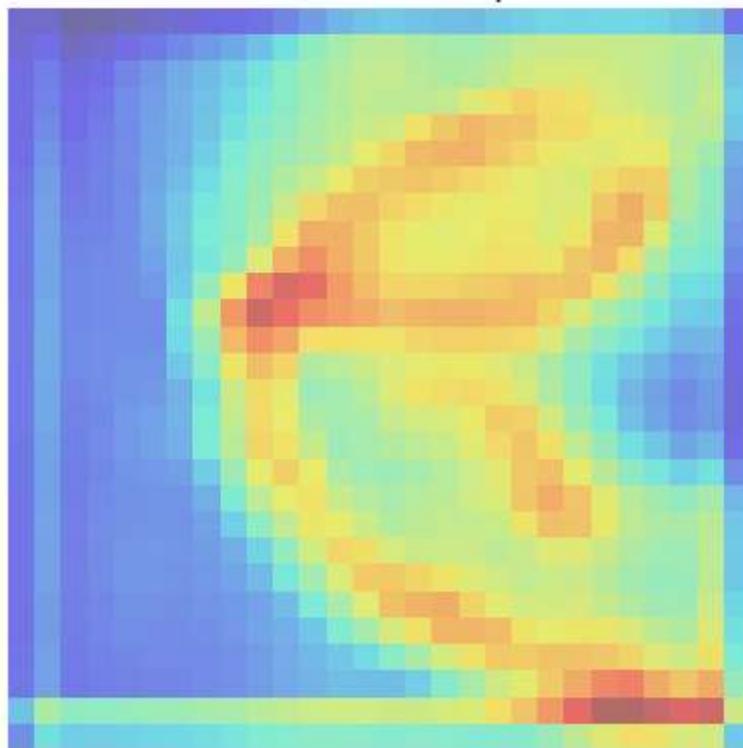




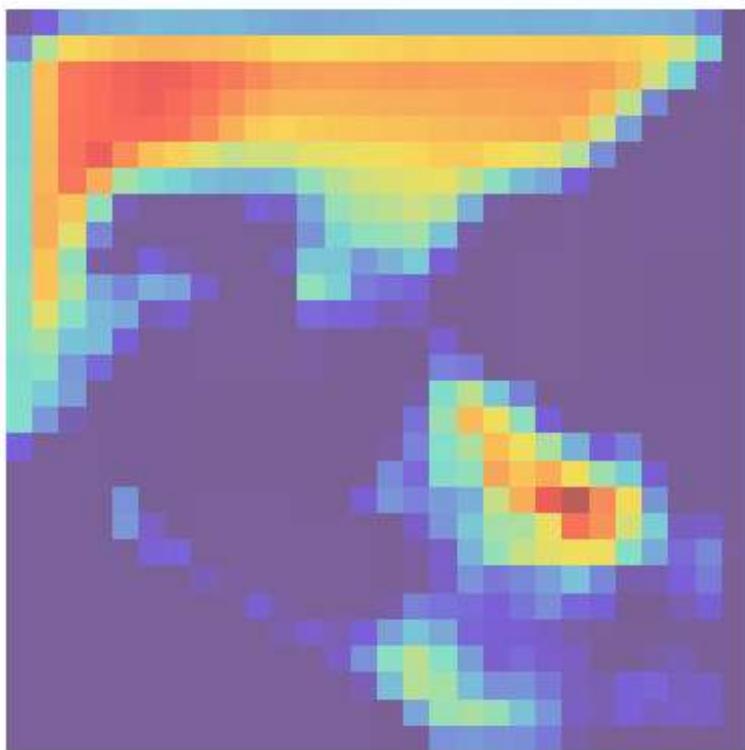
## Prediction Confidence Distribution per Class



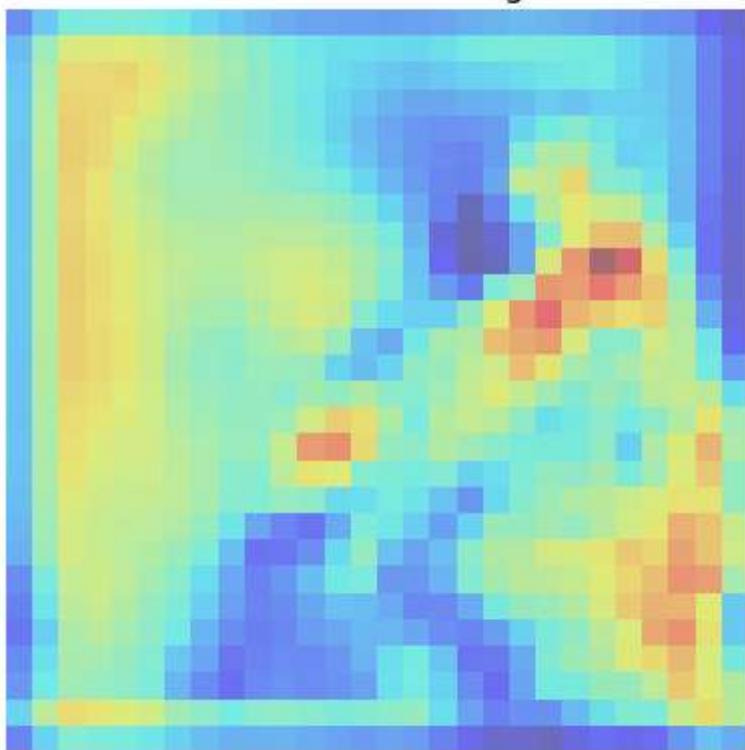
Grad-CAM Visualisierung für Beispielbilder:

**Grad-CAM for class: plastic**

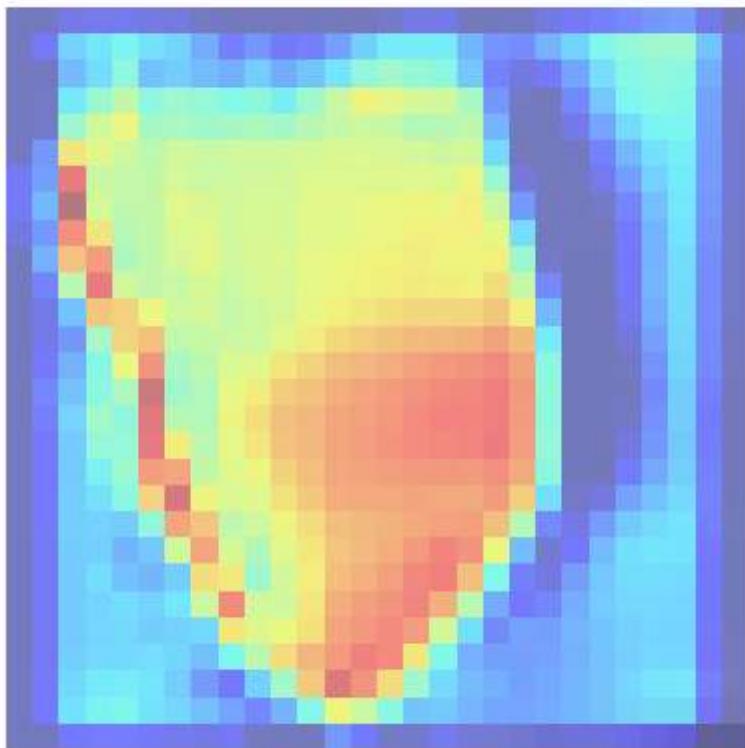
Grad-CAM for class: metal



Grad-CAM for class: glass



Grad-CAM for class: cardboard



Grad-CAM for class: glass

