

BACHELORARBEIT

Contrastive Learning mit Stable Diffusion-basierter Datenaugmentation

Verbesserung der Bildklassifikation
durch synthetische Daten

vorgelegt am 16. September 2024
Paul Hofmann

Erstprüferin: Prof. Dr. Larissa Putzar
Zweitprüfer: Prof. Dr. Jan Neuhöfer

**HOCHSCHULE FÜR ANGEWANDTE
WISSENSCHAFTEN HAMBURG**
Department Medientechnik
Finkenau 35
22081 Hamburg

**FRAUNHOFER-INSTITUT FÜR
PRODUKTIONSANLAGEN UND
KONSTRUKTIONSTECHNIK IPK**
Pascalstraße 8–9
10587 Berlin

Zusammenfassung

Diese Bachelorarbeit untersucht die Verbesserung der Bildklassifikation durch synthetische Daten im Supervised Contrastive Learning (SCL). Ziel ist es, die Eignung von DA-Fusion, einer Stable Diffusion-basierten Methode zur Datenaugmentation, für die Generierung synthetischer Daten in einem Anwendungsfall aus der Recyclingwirtschaft zu evaluieren. Daraüber hinaus wird untersucht, wie generierte Near Out-of-Distribution (OOD)-Daten in das Supervised Contrastive Learning integriert werden können, um als negativ-Beispiele zu dienen und die Repräsentationen der In-Distribution-Daten weiter zu verbessern. Die Ergebnisse zeigen, dass DA-Fusion geeignete In-Distribution-Augmentationen liefert, welche die Klassifikationsleistung verbessern. Jedoch führte die Integration von Near OOD-Daten im SCL zu einer Verschlechterung der Modellgenauigkeit, da die Beispiele oft zu weit von den In-Distribution-Daten entfernt waren. Die Arbeit hebt die Herausforderungen bei der Generierung und Nutzung synthetischer Daten hervor und bietet Ansätze zur Optimierung von Contrastive Learning in diesem Kontext.

Abstract

This bachelor thesis investigates how image classification can be improved using synthetic data for Supervised Contrastive Learning (SCL). The aim is to evaluate the suitability of DA-Fusion, a stable diffusion-based data augmentation method, for generating synthetic data in a use case from the recycling industry. It also investigates how synthetic near out-of-distribution (OOD) images can be integrated into supervised contrastive learning to serve as negative examples in order to further improve the representation of in-distribution data. The results show that DA-Fusion provides suitable in-distribution augmentations that improve classification performance. However, the integration of near OOD data in SCL led to a deterioration of model accuracy, as the examples were often too dissimilar from the in-distribution data. The thesis highlights the challenges of generating and using synthetic data and offers approaches to optimise contrastive learning in this context.

Inhaltsverzeichnis

| | |
|--|------------|
| Abbildungsverzeichnis | III |
| Tabellenverzeichnis | IV |
| 1 Einleitung | 1 |
| 1.1 Motivation | 1 |
| 1.2 Zielsetzung | 2 |
| 1.3 Aufbau der Arbeit | 2 |
| 2 Theoretische Grundlagen | 3 |
| 2.1 Maschinelles Lernen | 3 |
| 2.1.1 Überwachtes und unüberwachtes Lernen | 4 |
| 2.1.2 Deep Learning | 5 |
| 2.1.3 Neuronale Netze | 6 |
| 2.1.4 Datenaugmentation | 8 |
| 2.1.5 Out-of-Distribution Daten | 9 |
| 2.2 Synthetische Daten | 10 |
| 2.2.1 Variational Autoencoder | 11 |
| 2.2.2 Generative Adversarial Networks | 13 |
| 2.2.3 Diffusionsmodelle | 14 |
| 2.2.4 DA-Fusion | 16 |
| 2.3 Contrastive Learning | 18 |
| 2.3.1 Unsupervised Contrastive Learning | 18 |
| 2.3.2 Supervised Contrastive Learning | 20 |
| 2.4 Klassifikation von Gebrauchsgegenständen für die Recyclingwirtschaft | 20 |
| 2.4.1 Herausforderungen bei der Generierung synthetischer Daten | 22 |
| 2.4.2 Synthetische Daten als negativ-Beispiele im Contrastive Learning | 23 |
| 2.4.3 Integration von DA-Fusion und Supervised Contrastive Learning | 23 |
| 3 Methodisches Vorgehen | 25 |
| 3.1 MVIP-Datensatz | 25 |
| 3.1.1 Teildatensatz | 25 |
| 3.1.2 Vorverarbeitung | 26 |

| | | |
|------------------|---|-----------|
| 3.2 | Implementierung | 26 |
| 3.2.1 | DA-Fusion | 27 |
| 3.2.2 | Supervised Contrastive Learning | 28 |
| 3.3 | Versuchsaufbau | 29 |
| 3.3.1 | Synthetische Datengenerierung | 29 |
| 3.3.2 | Trainings- und Testdurchläufe | 29 |
| 3.3.3 | Evaluationsmethoden und Metriken | 30 |
| 4 | Ergebnisse | 31 |
| 4.1 | Die generierten synthetischen Daten | 31 |
| 4.1.1 | In-Distribution | 31 |
| 4.1.2 | Near Out-of-Distribution | 33 |
| 4.2 | Trainings- und Testergebnisse | 35 |
| 4.2.1 | Contrastive Pre-Training | 35 |
| 4.2.2 | Lineare Klassifikation | 35 |
| 4.3 | Vergleich der Ergebnisse | 37 |
| 4.3.1 | Mit und ohne In-Distribution-Augmentationen | 38 |
| 4.3.2 | Mit und ohne Near Out-of-Distribution-Augmentationen | 38 |
| 5 | Diskussion | 39 |
| 5.1 | Eignung von DA-Fusion für die synthetische Datengenerierung | 39 |
| 5.2 | Wirksamkeit von Near Out-of-Distribution-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning | 40 |
| 6 | Fazit | 42 |
| 6.1 | Zusammenfassung der wichtigsten Erkenntnisse | 42 |
| 6.2 | Beantwortung der Forschungsfragen | 43 |
| 6.3 | Ausblick und potenzielle Weiterentwicklungen | 43 |
| Literatur | | 45 |
| Anhang | | 48 |

Abbildungsverzeichnis

| | | |
|------|---|----|
| 2.1 | Ein einfaches Venn-Diagramm, das die Beziehung zwischen KI, ML und DL veranschaulicht. | 5 |
| 2.2 | Schematische Abbildung eines künstlichen Neurons. | 6 |
| 2.3 | Architektur eines Convolutional Neural Networks. | 8 |
| 2.4 | Einige Beispiele für unterschiedliche Datenaugmentationstechniken und Kombinationen, die in (Chen et al., 2020) verwendet wurden. | 9 |
| 2.5 | Aufbau eines Autoencoders. | 11 |
| 2.6 | Überblick über die GAN-Struktur. | 13 |
| 2.7 | Darstellung der Vorwärts- und Rückwärtsdiffusion in einem Diffusionsmodell. | 15 |
| 2.8 | Darstellung des Vorwärts- und Rückwärtsdiffusion in Stable Diffusion: Die Diffusionsprozesse werden auf die latenten Darstellungen der Bilder angewendet (rechts), welche vorher mit einem VAE erstellt wurden (links). | 16 |
| 2.9 | Überblick über den Prozess zur Datenaugmentation mit DA-Fusion. | 17 |
| 2.10 | Die Mensch-Maschine-Schnittstelle des Systems. | 21 |
| 3.1 | Beispielbilder aus dem MVIP-Datensatz, die auf die Region of Interest (ROI) zugeschnitten wurden. | 26 |
| 4.1 | Vergrößerte Ausschnitte von einigen der In-Distribution-Augmentationen. . | 32 |
| 4.2 | Beispiele für mangelhafte In-Distribution-Augmentationen. | 32 |
| 4.3 | Beispiele der Near Out-of-Distribution-Augmentationen. | 33 |
| 4.4 | Beispiele für mangelhafte Out-of-Distribution-Augmentationen. | 34 |
| 4.5 | Trainings- und Validierungsfehler während des Contrastive Pre-Trainings. . | 35 |
| 4.6 | Trainings- und Validierungsfehler bzw. -Accuracy während der linearen Klassifikation. | 36 |
| 4.7 | ID- und OOD-Confidence während der linearen Klassifikation. | 37 |

Tabellenverzeichnis

| | |
|---|----|
| 4.1 Testergebnisse der linearen Klassifikation. | 37 |
|---|----|

1 Einleitung

Seit der Einführung von Convolutional Neural Networks (CNNs) hat sich die Bildklassifikation erheblich weiterentwickelt und ist zu einem zentralen Anwendungsgebiet des maschinellen Lernens geworden. Die Leistungsfähigkeit dieser Modelle hängt jedoch stark von der Qualität und Vielfalt der Trainingsdaten ab. Um die Generalisierungsfähigkeit und Robustheit von Klassifikationsmodellen zu verbessern, ist es gängige Praxis, die Menge und Vielfalt der Trainingsdaten durch Datenaugmentation zu erhöhen. Dabei werden die Bilder durch Transformationen wie Rotation, Skalierung oder Helligkeitsanpassung verändert, um die Modellgenauigkeit zu steigern.

1.1 Motivation

In der heutigen Zeit werden maschinelle Lernmodelle zunehmend in anspruchsvollen Anwendungen wie der Bildklassifikation eingesetzt. Diese Modelle sind jedoch oft anfällig für eine unzureichende Generalisierungsfähigkeit, insbesondere wenn sie auf Daten stoßen, die außerhalb der Verteilung des Trainingsdatensatzes liegen, sogenannte Out-of-Distribution (OOD) Daten. Um die Generalisierung zu verbessern, ist es gängige Praxis, die Menge und Vielfalt der Trainingsdaten durch Datenaugmentation zu erhöhen. Dabei stoßen konventionelle Methoden jedoch an ihre Grenzen, wenn es darum geht, reale, komplexe Variationen oder Gebrauchsspuren in den Bildern zu simulieren.

Die jüngsten Fortschritte in generativen Modellen, wie Variational Autoencoders (VAE), Generative Adversarial Networks (GANs) und Diffusion Models, haben das Potenzial, diese Herausforderung durch die Erzeugung synthetischer Daten zu bewältigen. Speziell die Kombination von Diffusion Models mit kontrastivem Lernen bietet vielversprechende Ansätze, um die Robustheit und Genauigkeit von Klassifikationsmodellen zu verbessern. Diese Arbeit zielt darauf ab, das Potenzial der Stable Diffusion-basierten Datenaugmentation zu untersuchen und deren Effektivität im Supervised Contrastive Learning zu bewerten.

1.2 Zielsetzung

Das Hauptziel dieser Arbeit besteht darin, die Eignung der Stable Diffusion-basierten Augmentationsmethode DA-Fusion zur Generierung synthetischer Daten zu untersuchen und deren Einfluss auf die Bildklassifikation zu bewerten. Ein besonderer Fokus liegt hierbei auf der Rolle von Near Out-of-Distribution-Augmentationen im Rahmen des Supervised Contrastive Learning. Es wird analysiert, wie sich synthetische Daten auf die Generalisierungsfähigkeit und Robustheit der Modelle gegenüber unbekannten Datenverteilungen auswirken.

Die zentralen Forschungsfragen dieser Arbeit lauten:

- Wie gut eignet sich DA-Fusion zur Generierung synthetischer Daten für die Bildklassifikation?
- Inwiefern tragen Near Out-of-Distribution-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning zur Verbesserung der Modellgenauigkeit bei?

1.3 Aufbau der Arbeit

Diese Arbeit gliedert sich wie folgt:

- **Theoretische Grundlagen** – In diesem Kapitel werden die wichtigsten Konzepte und Methoden der Datenaugmentation, generativen Modelle und des Contrastive Learning erläutert, die für das Verständnis der Arbeit notwendig sind.
- **Methodisches Vorgehen** – Dieses Kapitel beschreibt die verwendeten Datensätze, den experimentellen Aufbau und die Evaluationsmethoden. Außerdem wird die Implementierung der Stable Diffusion-basierten Augmentation und des Supervised Contrastive Learning erklärt.
- **Ergebnisse** – Die experimentellen Ergebnisse, die die Performance der synthetischen Daten und die Wirksamkeit der Augmentationen im Vergleich zu herkömmlichen Methoden aufzeigen, werden hier präsentiert.
- **Diskussion** – In der Diskussion werden die Ergebnisse interpretiert und im Kontext der Forschungsfragen bewertet.
- **Fazit** – Abschließend werden die wichtigsten Erkenntnisse zusammengefasst, die Forschungsfragen beantwortet und ein Ausblick auf potenzielle Weiterentwicklungen gegeben.

2 Theoretische Grundlagen

Das folgende Kapitel gibt eine Einführung in die theoretischen Grundlagen, die für das Verständnis der Arbeit notwendig sind. Dabei werden vor allem zentrale Konzepte und Methoden des maschinellen Lernens, der synthetischen Datengenerierung, sowie des Contrastive Learning behandelt. Darauffolgend wird der Anwendungsfall vorgestellt, den die Arbeit behandelt, und ein eigener Ansatz zur Integration der Methoden DA-Fusion und Supervised Contrastive Learning beschrieben.

2.1 Maschinelles Lernen

Maschinelles Lernen (ML) hat sich zu einem zentralen Bestandteil der Künstlichen Intelligenz (KI) entwickelt, einem interdisziplinären Forschungsfeld, das sich mit Algorithmen und Techniken befasst, welche es Computern ermöglichen, menschenähnliche Intelligenz zu erlangen.

Die ersten großen Durchbrüche in der KI kamen im Bezug auf Aufgaben, die für Menschen intellektuell eine große Herausforderung darstellten, die aber von Computern relativ einfach zu lösen waren, da sie als Liste formaler, mathematischer Regeln beschrieben werden konnten. Die große Schwierigkeit lag allerdings in den Aufgaben, die für Menschen relativ einfach und intuitiv sind, welche sich aber nur schwer formal beschreiben lassen (Goodfellow et al., 2016). Hierunter fallen z.B. die Spracherkennung, oder Objekterkennung.

Maschinelles Lernen bezeichnet einen Ansatz, bei dem Computer mit der Fähigkeit ausgestattet werden, selbstständig Wissen aus Erfahrung zu generieren, indem Muster und Konzepte aus rohen Daten erlernt werden. So kann ein Computerprogramm auf Basis von Beispielen lernen, wie es eine bestimmte Aufgabe lösen soll, ohne dass ihm explizit Regeln oder Algorithmen vorgegeben werden.

Eine allgemeine Definition für Maschinelles Lernen bietet (Mitchell, 1997):

Ein Computerprogramm soll aus Erfahrung E in Bezug auf eine Klasse von Aufgaben T und Leistungsmaß P lernen, wenn sich seine Leistung bei Aufgaben T , gemessen durch P , mit Erfahrung E verbessert.

Die Erfahrung E besteht dabei aus einer Menge von Trainingsdaten, beispielsweise Bilder. Die Aufgaben T können sehr unterschiedlich sein, von einfachen Klassifikations- und Regressionsaufgaben bis hin zu komplexen Problemen wie Spracherkennung oder autonomes Fahren. Das Leistungsmaß P gibt an, wie gut die Aufgaben T gelöst werden. Für Klassifikationsaufgaben wird häufig die Accuracy (Genauigkeit) verwendet, welche den Anteil der korrekt klassifizierten Datenpunkte angibt.

Durch das Lernen aus den Trainingsdaten ergibt sich ein *Modell* des zugrundeliegenden Problems, das dann auf neue, unbekannte Daten angewendet werden kann, um Vorhersagen zu machen oder Entscheidungen zu treffen.

2.1.1 Überwachtes und unüberwachtes Lernen

Wie genau Wissen aus Erfahrung bzw. aus Rohdaten generiert wird hängt vom gewählten Verfahren ab. Im Maschinellen Lernen gibt es dabei hauptsächlich zwei Paradigmen; das überwachte und das unüberwachte Lernen.

Beim überwachten Lernen (Supervised Learning) wird das Modell mit einem vollständig annotierten Datensatz trainiert. In den meisten Fällen bedeutet das, dass jeder Datenpunkt mit einem Klassenlabel versehen ist, sodass Eingabe-Ausgabe-Paare entstehen. Ziel ist es, eine Funktion zu lernen, welche die Eingaben auf die entsprechenden Ausgaben abbildet. Ein einfaches Beispiel wäre ein Bildklassifikator, der darauf trainiert wird, Katzen und Hunden zu unterscheiden. Hier würden alle Trainingsbilder entweder mit dem Label „Katze“ oder „Hund“ versehen sein. Im Training kann die Vorhersage des Modells dann mit dem tatsächlichen Label verglichen werden, um den Fehler zu berechnen und die Modellparameter entsprechend anzupassen.

Im Gegensatz dazu arbeitet unüberwachtes Lernen (Unsupervised Learning) mit unbeschrifteten Daten; es gibt also keine vorgegebenen Ausgaben. Stattdessen wird versucht, ein Modell zu befähigen, eigenständig Muster und Strukturen in den Daten zu erkennen und z.B. nützliche Repräsentationen der Eingangsdaten zu erlernen. Zu den häufigsten Methoden des unüberwachten Lernens gehören Clustering- und Assoziationsalgorithmen. Ein Beispiel ist die Segmentierung von Kunden in verschiedene Gruppen basierend auf ihrem Kaufverhalten (Shen, 2021).

In der Praxis werden oft auch hybride Ansätze genutzt, wie das semi-überwachte Lernen (Semi-Supervised Learning), bei dem eine Kombination aus beschrifteten und unbeschrifteten Daten verwendet wird, oder das selbstüberwachte Lernen (Self-Supervised Learning), bei dem das Modell eigenständig Teile der Daten zur Erzeugung von Überwachungssignalen verwendet, anstatt sich auf externe, von Menschen bereitgestellte Labels zu verlassen.

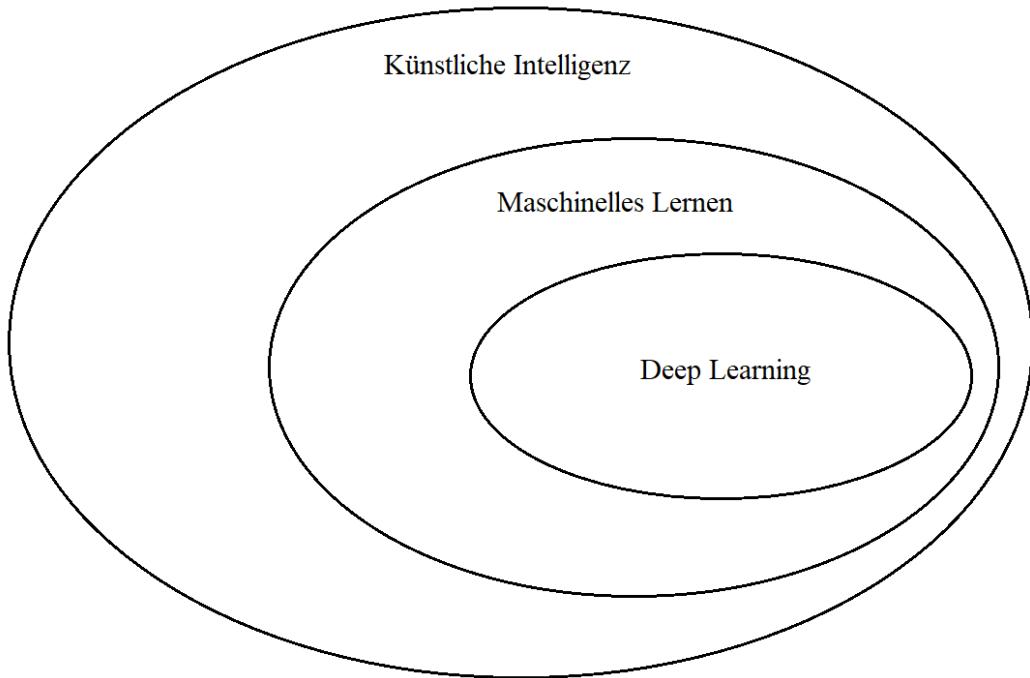


Abbildung 2.1: Ein einfaches Venn-Diagramm, das die Beziehung zwischen KI, ML und DL veranschaulicht.

2.1.2 Deep Learning

Das Wissen, das ein Modell aus den Trainingsdaten lernt, wird in Form von sogenannten Features repräsentiert. Diese Features können einfache Konzepte wie Kanten oder Farben sein, oder komplexere Konzepte wie Gesichter oder Objekte. Unter Deep Learning (DL) versteht man eine tiefe, hierarchische Vernetzung dieser Konzepte, sodass komplexere Konzepte auf simpleren Konzepten aufbauen können. Visuell veranschaulicht entsteht ein Graph mit vielen Ebenen (Goodfellow et al., 2016).

Deep Learning ist also eine Unterkategorie des Maschinellen Lernens (siehe Abbildung 2.1), bei der die Eingabedaten mehrere Verarbeitungsschichten durchlaufen, um eine hierarchische Repräsentation zu ermöglichen. Jede Schicht transformiert die Eingabedaten in eine etwas abstraktere Darstellung. Aus diesem Grund fällt Deep Learning auch unter den Begriff des Representation Learning (Zhou, 2021).

Heutzutage bilden Deep Learning-Modelle die Grundlage für viele Anwendungen der Künstlichen Intelligenz, darunter Bild- und Spracherkennung, maschinelle Übersetzung, medizinische Diagnose und autonomes Fahren. Die rasante Entwicklung in diesem Bereich ist vor allem auf die Verfügbarkeit großer Datenmengen und immer leistungsfähigere Hardware zurückzuführen (Goodfellow et al., 2016).

2.1.3 Neuronale Netze

Während die rasante Entwicklung von Deep Learning in den vergangenen Jahren besonders spürbar geworden ist, sind die zugrundeliegenden Algorithmen und Konzepte schon seit Jahrzehnten bekannt. Das Künstliche Neuronale Netz (KNN) bildet dabei die Grundlage der allermeisten Deep Learning-Modelle. Es ist inspiriert von der Struktur und Funktionsweise des menschlichen Gehirns und besteht aus einer Vielzahl von miteinander verbundenen Knoten (Neuronen), die in Schichten organisiert sind. Die Schichten teilen sich auf in eine Eingabeschicht (Input Layer), eine oder mehrere verdeckte Schichten (Hidden Layers) und eine Ausgabeschicht (Output Layer).

Die einzelnen Neuronen, auf dem diese Netze aufbauen, sind mathematische Modelle des biologischen Neurons. Sie wurden erstmals 1943 von Warren McCulloch und Walter Pitts vorgestellt, wobei sich die heute verwendeten Neuronenmodelle kaum unterscheiden (Zhou, 2021). In Abbildung 2.2 ist ein solches Neuronenmodell dargestellt.

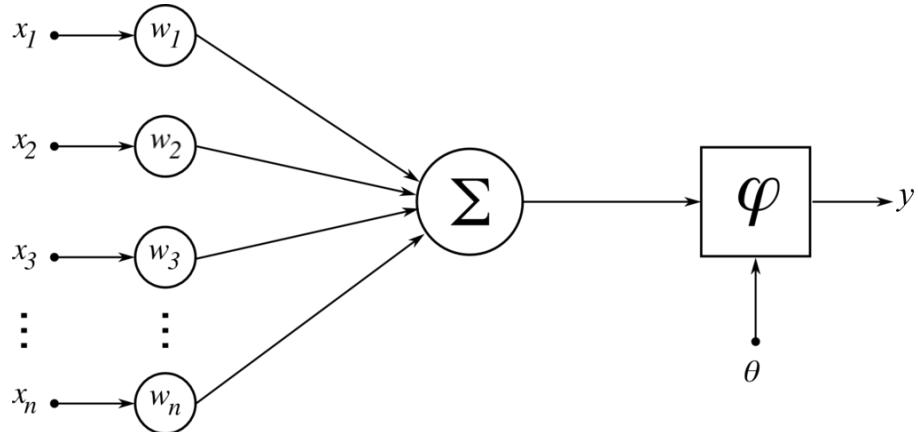


Abbildung 2.2: Schematische Abbildung eines künstlichen Neurons (Burgmer, 2005).

Jedes Neuron empfängt eine Reihe von Eingaben $x_{1\dots n}$, entweder von externen Quellen oder von den Ausgaben anderer Neuronen. Für jede dieser Eingaben gibt es zugehörige Gewichtungen (Weights) $w_{1\dots n}$, welche die Stärke und Richtung (positiv oder negativ) des Einflusses der jeweiligen Eingaben auf das Neuron bestimmen. Das Neuron berechnet dann die gewichtete Summe aller Eingaben und falls ein bestimmter Schwellenwert (Bias) θ überschritten wurde, wird das Neuron aktiviert. Die Aktivierung y des Neurons kann dementsprechend wie in Gleichung 2.1 beschrieben werden.

$$y = \varphi \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta_j \right), \quad (2.1)$$

wobei $\varphi(z)$ die Aktivierungsfunktion ist, die die Ausgabe des Neurons bestimmt. Häufig wird die sogenannte Sigmoid-Funktion (siehe [Gleichung 2.2](#)) verwendet, die im Gegensatz zu einer einfachen Schwellenwertfunktion kontinuierlich und differenzierbar ist und somit die Optimierung des Netzwerks vereinfacht (Zhou, [2021](#)).

$$\text{Sigmoid}(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (2.2)$$

Die Sigmoid-Funktion eignet sich allerdings nur für binäre Klassifikation, weshalb für die Klassifikation von mehreren Klassen die Softmax-Funktion (siehe [Gleichung 2.3](#)) verwendet wird, die eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über alle Klassen berechnet (Goodfellow et al., [2016](#)).

$$\text{Softmax}(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^n e^{z_j}} \quad (2.3)$$

Im Training fließen die Eingabedaten in einer Vorwärtsausbreitung (Forward Propagation) durch das Netzwerk, um die Ausgabe zu berechnen, welche sich aus der Aktivierung der Neuronen in der Ausgabeschicht ergibt. Es wird dann eine geeignete Verlustfunktion angewendet, um den Fehler (Loss) des Modells zu berechnen. Das Ziel des Trainings ist es, die Gewichtungen der Neuronen so anzupassen, dass der Fehler minimiert wird.

Die Wahl der Verlustfunktion hängt von der Art des Problems ab, das gelöst werden soll. Für Klassifikationsprobleme wird häufig die Kreuzentropie (Cross Entropy) verwendet, die den Fehler zwischen den tatsächlichen und den vorhergesagten Wahrscheinlichkeiten berechnet (siehe [Gleichung 2.4](#)). ([<empty citation>](#))

$$\text{Loss} = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i \log(\hat{y}_i), \quad (2.4)$$

wobei y_i die tatsächliche Wahrscheinlichkeit und \hat{y}_i die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit für Klasse i ist.

Die Optimierung geschieht durch eine Rückwärtsausbreitung (Backpropagation), welche den berechneten Fehler rückwärts durch das Netz propagiert, um die Gewichte und Schwellenwerte um einen geringen Wert in die Richtung anzupassen, die den Fehler minimieren würde. Die Richtung wird bestimmt, indem der Gradient der Verlustfunktion berechnet wird. Die Lernrate (Learning Rate) bestimmt, wie groß die Schritte sind, die entlang des Gradienten gemacht werden. So bewegt sich das Modell iterativ entlang des Gradienten hin zu einem lokalen Minimum der Verlustfunktion. Dieser Algorithmus wird als Gradient Descent (Gradientenabstieg) bezeichnet. Im Maschinellen Lernen kommt hauptsächlich der Stochastic

Gradient Descent (SGD) zum Einsatz, der immer nur einen kleinen, zufällig ausgewählten Teil der Trainingsdaten (einen sogenannten Batch) verwendet, um den Gradienten zu berechnen.

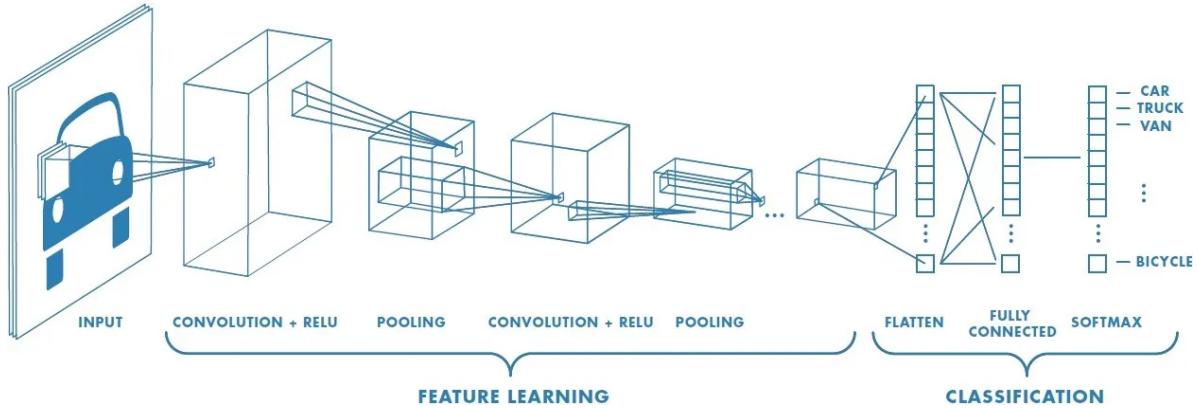


Abbildung 2.3: Architektur eines Convolutional Neural Networks (Saha, 2018).

Deep Learning mit neuronalen Netzen kann gut am Beispiel des Convolutional Neural Networks (CNN) veranschaulicht werden, welches speziell für die Verarbeitung von Bildern entwickelt wurde (siehe Abbildung 2.3). Ein CNN besteht aus mehreren Schichten, darunter Convolutional Layers, Pooling Layers und Fully Connected Layers. Die Convolutional Layers extrahieren sogenannte *Feature Maps* aus den Eingabebildern, indem sie Faltungskerne über das Bild schieben und die gewichteten Summen der Pixel berechnen. Die Pooling Layers reduzieren die Dimensionalität der Feature Maps, indem sie die Größe der Merkmale reduzieren. Die Fully Connected Layers kombinieren die extrahierten Merkmale, um die endgültige Klassifikation vorzunehmen.

Mit Backpropagation trainierte CNNs wurden erstmals in (Cun et al., 1989) behandelt, bilden aber auch heute noch die Grundlage von zahlreichen Deep Learning-Anwendungen und Methoden. Sie sind vor allem deshalb so erfolgreich in der Bildverarbeitung, weil sie die räumliche Struktur von Bildern berücksichtigen und dadurch effektiv Muster und Merkmale in den Daten erkennen können.

2.1.4 Datenaugmentation

Wenn ein Modell so stark an die Trainingsdaten angepasst wird, dass es nicht in der Lage ist, auf neuen, unbekannten Daten zu generalisieren, spricht man von Overfitting (Goodfellow et al., 2016). Statt die zugrundeliegenden Muster zu lernen, speichert das Modell auch zufällige Rauschsignale und Fehler. Dies führt dazu, dass das Modell auf den Trainingsdaten eine hohe Genauigkeit erreicht, aber auf neuen Daten eine schlechtere Leistung zeigt. Man verwendet daher neben den Trainingsdaten auch Validierungsdaten (Daten, die nicht zum Training des Modells verwendet werden) zur Überwachung des Overfittings.

Während Overfitting auch das Resultat einer zu hohen Komplexität des Modells sein kann, die dafür sorgt, dass die Trainingsdaten zu genau modelliert werden, liegt das Problem oftmals in der Quantität und Qualität der Trainingsdaten selbst. Sind nicht genügend Daten vorhanden, oder sind die Daten nicht divers genug, kann das Modell nicht generalisieren.

Dabei kann das Modell auch ohne völlig neue Daten zu beschaffen robuster gegenüber Variationen gemacht werden, indem es mit leicht veränderten Versionen der Trainingsdaten trainiert wird. Bei der Datenaugmentation werden unterschiedliche Transformationen auf die vorhandenen Daten angewendet, z.B. Rotation, Skalierung, Verschiebung, Spiegelung, Helligkeitsanpassung oder Rauschen (Shorten & Khoshgoftaar, 2019). Die Transofrmationen werden meist zufällig parametrisiert, um eine Vielzahl von Variationen zu erzeugen. Das Ziel ist es, das Modell zu zwingen, die zugrundeliegenden Muster der Daten zu lernen, anstatt sich auf spezifische Merkmale zu verlassen, die nur in den Trainingsdaten vorhanden sind. Einige Beispiele für Datenaugmentationstechniken sind in [Abbildung 2.4](#) dargestellt.

Datenaugmentation hat sich als eine der wichtigsten Ansätze zur Vermeidung von Overfitting und zur Verbesserung der Generalisierungsfähigkeit von Modellen erwiesen. Sie findet in fast allen Methoden des Maschinellen Lernens Anwendung.

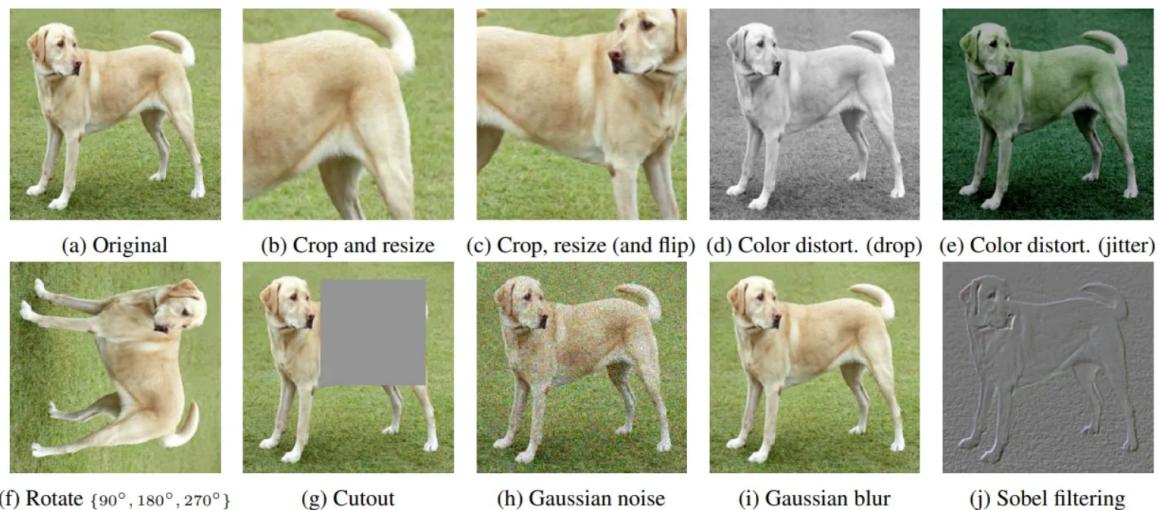


Abbildung 2.4: Einige Beispiele für unterschiedliche Datenaugmentationstechniken und Kombinationen, die in (Chen et al., 2020) verwendet wurden.

2.1.5 Out-of-Distribution Daten

Wenn ein KI-Modell mit Daten konfrontiert wird, die außerhalb des Bereichs liegen, den es während des Trainings gesehen hat, spricht man von Out-of-Distribution (OOD)-Daten. Es handelt sich also um Datenpunkte oder Muster, die sich signifikant von den Trainingsdaten

unterscheiden. Dies kann zu Problemen führen, da das Modell möglicherweise nicht in der Lage ist, angemessene Vorhersagen oder Entscheidungen für diese Daten zu treffen. Die Erkennung von OOD-Daten ist daher ein wichtiges Forschungsgebiet im maschinellen Lernen, da sie dazu beitragen kann, die Zuverlässigkeit und Sicherheit von KI-Systemen zu verbessern.

Im Idealfall gibt ein Neuronales Netz höhere Softmax-Wahrscheinlichkeiten für In-Distribution (ID)-Daten und niedrigere Wahrscheinlichkeiten für OOD-Daten aus. Tatsächlich sind die Wahrscheinlichkeiten für OOD-Daten fast immer sehr hoch, meist reicht aber der Abstand zwischen ID- und OOD-Daten aus, um OOD-Instanzen frühzeitig zu identifizieren (Hendrycks & Gimpel, 2018).

Oftmals ist die OOD-Detektion aber weniger trivial, etwa wenn sich ID- und OOD-Daten sehr ähnlich sind. Es wird daher stets nach alternativen Ansätzen gesucht, um die OOD-Detektion zu verbessern. In (Hendrycks & Gimpel, 2018) wird dabei ein Klassifikator erweitert, um Rekonstruktionen der Eingabedaten zu erstellen und den Fehler zwischen den Original- und Rekonstruktionsdaten zu messen. Ein hoher Rekonstruktionsfehler kann auf OOD-Daten hinweisen. Auch das Temperature Scaling (Guo et al., 2017), welches die Softmax-Wahrscheinlichkeiten kalibriert und somit den Abstand zwischen ID- und OOD-Daten vergrößert, kann zusammen mit kleinen Störungen in den Eingabedaten für zuverlässigere OOD-Detektion sorgen (Liang et al., 2020).

2.2 Synthetische Daten

Datenaugmentation wurde bereits als eine Möglichkeit vorgestellt, um die Menge und Vielfalt der Trainingsdaten zu erhöhen und damit die Generalisierungsfähigkeit des Modells zu verbessern. Allerdings kann die bloße Augmentation an ihre Grenzen stoßen, wenn die verfügbaren Trainingsdaten selbst nicht genügend Vielfalt aufweisen. In solchen Fällen können synthetische Daten eine nützliche Ergänzung sein. Anstatt einfache Transformationen auf die Eingangsdaten anzuwenden, werden völlig neue Datenpunkte generiert, die die zugrundeliegenden Muster der realen Daten nachahmen. Auch im Hinblick auf den Datenschutz sind synthetische Daten vielversprechend, da sie die Möglichkeit bieten, sensible und personenbezogene Informationen zu schützen.

Während synthetische Daten auch manuell mit Hilfe von Simulationssoftware erstellt werden können, hat insbesondere die Entwicklung generativer KI-Modelle in den letzten Jahren zu einer neuen Ära der synthetischen Datenerzeugung geführt. Diese Modelle sind in der Lage, komplexe Datenstrukturen zu lernen und realistische Daten zu generieren, die von echten Daten kaum zu unterscheiden sind.

Da sich diese Arbeit mit der Bildklassifikation beschäftigt, wird im Folgenden vor allem auf generative Modelle eingegangen, die darauf spezialisiert sind, Bilder zu generieren. Es sollen einige der wichtigsten Modelle vorgestellt werden, um eine Grundlage für den aktuellen Stand der synthetischen Datengenerierung zu schaffen.

2.2.1 Variational Autoencoder

Ein Autoencoder ist eine spezielle Art von KI-Modell, das entwickelt wurde, um Daten effizient zu komprimieren und anschließend zu rekonstruieren. Es wurde im Wesentlichen in (Hinton & Salakhutdinov, 2006) vorgestellt, die Grundideen gehen jedoch bis in die 1980er Jahre zurück, wie z.B. in (Rumelhart et al., 1986), wo auch das Backpropagation-Verfahren zur Optimierung neuronaler Netze beschrieben wurde.

Autoencoder bestehen aus zwei Hauptkomponenten; einem *Encoder*, der die Eingabedaten in einen niedrigdimensionalen Darstellungsvektor komprimiert, und einem *Decoder*, der den Darstellungsvektor wieder in die ursprünglichen Daten umwandelt. So wird das Originalbild als Punkt in einem mehrdimensionalen latenten Raum abgebildet, in dem jede Dimension eine bestimmte Eigenschaft des Bildes kodiert.

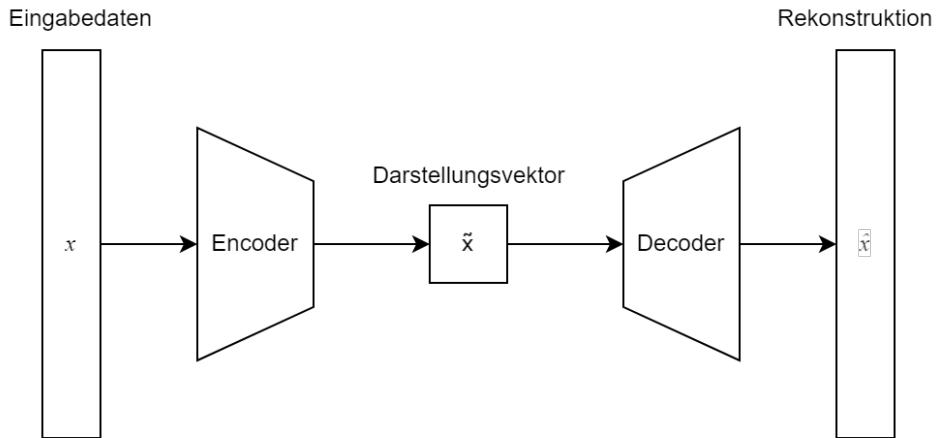


Abbildung 2.5: Aufbau eines Autoencoders.

Das Training eines Autoencoders erfolgt durch Minimierung des Rekonstruktionsfehlers, der die Differenz zwischen den Eingabedaten und den Rekonstruktionen beschreibt. Eine gängige Verlustfunktion hierfür ist der Mean Squared Error (MSE), der in [Gleichung 2.5](#) formuliert ist.

$$Loss = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2, \quad (2.5)$$

wobei x_i die Eingabedaten und \hat{x}_i die Rekonstruktionen sind.

Für die synthetische Datengenerierung sind Autoencoder deshalb interessant, weil man theoretisch durch Auswahl eines beliebigen Punktes im latenten Raum neue Bilder generieren kann, indem man den entsprechenden Darstellungsvektor durch den Decoder laufen lässt. In seiner herkömmlichen Form hat der Autoencoder jedoch einige Schwächen in Bezug auf diese Aufgabe (Foster, 2020): Da er immer nur einen festen Punkt im latenten Raum für jede Eingabe lernt, entsteht ein diskreter und unstrukturierter latenter Raum. Es ist weder die Kontinuierlichkeit zwischen den Punkten der Eingabedaten noch die Vollständigkeit des latenten Raums sichergestellt, sodass neue Stichproben aus dem latenten Raum nicht unbedingt realistische Daten erzeugen.

Der *Variational Autoencoder* (VAE) (Kingma & Welling, 2013) adressiert die Schwachstellen des Autoencoders und verwendet probabilistische Methoden, um die Datenverteilung im latenten Raum zu modellieren; anstelle eines einzelnen, festen Punktes im latenten Raum wird für jede Eingabe eine Verteilung $p(z)$ gelernt, aus der die latenten Variablen z stammen.

Die latente Verteilung $p(z)$ entspricht dabei einer einfachen, bekannten Verteilung, wie z.B. einer Normalverteilung $\mathcal{N}(0, 1)$. Somit modelliert der VAE die tatsächliche Verteilung der Eingabedaten $p(x)$ als eine Mischung von Verteilungen im latenten Raum, wie in [Gleichung 2.6](#) beschrieben.

$$p(x) = \int_z p(x|z)p(z)dz, \quad (2.6)$$

Eine analytische Berechnung ist jedoch auf Grund der Integration über den gesamten latenten Raum rechnerisch nicht möglich. Stattdessen wird in der Evidence-Lower-Bound (ELBO) maximiert, um die Verteilung $p(x)$ zu approximieren. Die ELBO wird in [Gleichung 2.7](#) formuliert.

$$\mathcal{L}_{ELBO} = \mathbb{E}_{q(z|x)}[\log p(x|z)] - D_{KL}(q(z|x)\|p(z)) \quad (2.7)$$

Die ELBO setzt sich aus zwei Teilen zusammen: dem Rekonstruktionsfehler, der die Differenz zwischen den Eingabedaten und den Rekonstruktionen beschreibt, und der Kullback-Leibler-Divergenz (KL-Divergenz) zwischen der latenten Verteilung $q(z|x)$ und der Prior-Verteilung $p(z)$. Die KL-Divergenz ist ein Maß für die Ähnlichkeit zwischen zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen.

Trotz ihres Erfolgs haben auch VAEs einige Nachteile, da ihre zugrundeliegende Architektur ein sogenanntes Bottleneck-Problem aufweist, bei dem alle Informationen in den latenten Variablen komprimiert werden müssen. Es gehen zwangsläufig Informationen verloren, was zu einer ungenauen Rekonstruktion der Eingabedaten führen kann. Darüber hinaus kann die Modellierung der Datenverteilung im latenten Raum schwierig sein, insbesondere bei komplexen Datenstrukturen. (Zhou, 2021)

2.2.2 Generative Adversarial Networks

Ein weiteres berühmtes KI-Modell ist das Generative Adversarial Network (GAN), das in (Goodfellow et al., 2014) vorgestellt wurde. GANs bestehen aus einem *Generator*- und einem *Diskriminator*-Modell, die gegeneinander antreten, um realistische synthetische Daten zu erzeugen.

Der Generator nimmt Zufallsrauschen als Eingabe und erzeugt daraus Daten, die möglichst realistisch wirken sollen. Der Diskriminator erhält sowohl echte Daten aus dem Trainingsdatensatz als auch die vom Generator erzeugten Daten. Seine Aufgabe ist es, zwischen echten und künstlichen Daten zu unterscheiden. Der Diskriminator gibt eine Wahrscheinlichkeit aus, dass die Eingabedaten echt sind.

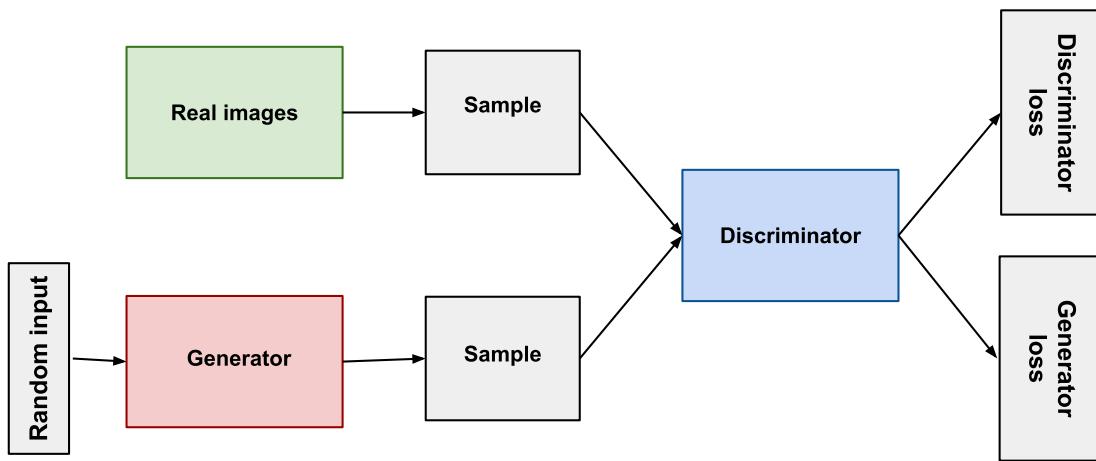


Abbildung 2.6: Überblick über die GAN-Struktur (Google for Developers, 2022).

Der Trainingsprozess eines GANs ist in Abbildung 2.6 dargestellt und kann als minimax-Spiel zwischen dem Generator und dem Diskriminator formuliert werden: Der Diskriminator wird trainiert, um echte Daten von generierten Daten zu unterscheiden. Dies geschieht durch eine binäre Klassifikation („echt“ oder „synthetisch“). Der Diskriminator passt seine Gewichte an, um die Unterscheidung zu verbessern. Der Generator wird trainiert, um den Diskriminator zu täuschen. Dies geschieht, indem der Generator seine erzeugten Daten durch den Diskriminator laufen lässt und die Rückmeldung (Gradienten) des Diskriminators verwendet, um seine eigenen Parameter zu optimieren. Ziel ist es, den Diskriminator zu überlisten, sodass er die generierten Daten als echt klassifiziert.

Im Detail wird der Generator durch Minimierung der Log-Wahrscheinlichkeit, dass der Diskriminator die generierten Daten als echt klassifiziert, trainiert. Der Diskriminator wird durch

Maximierung dieser Wahrscheinlichkeit trainiert. Dies führt zu einem Gleichgewichtszustand, in dem der Generator realistische Daten erzeugt, die den echten Daten ähneln, und der Diskriminatator nicht in der Lage ist, zwischen echten und generierten Daten zu unterscheiden.

Als Verlustfunktion wird die sogenannte Jensen-Shannon-Divergenz verwendet, die die Ähnlichkeit zwischen zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen misst:

$$D_{JS}(P\|Q) = \frac{1}{2}D_{KL}(P\|M) + \frac{1}{2}D_{KL}(Q\|M), \quad (2.8)$$

wobei P und Q die beiden Wahrscheinlichkeitsverteilungen und M der Mittelwert der beiden Verteilungen ist.

Besonders in der Bildgenerierung haben GANs eine hohe Qualität erreicht und sind in der Lage, realistische Bilder zu erzeugen, die von echten Bildern kaum zu unterscheiden sind. GANs sind auch flexibel in Bezug auf die Eingangsdaten und können mit verschiedenen Datentypen wie Bildern, Texten oder Audiodaten arbeiten. Dennoch gibt es einige Nachteile. Beispielsweise kann das Training eines GANs sehr instabil sein, da es schwierig ist, ein Gleichgewicht zwischen Generator und Diskriminatator zu finden. Es kann auch zum sogenannten Modus-Kollaps kommen, bei dem der Generator nur eine begrenzte Anzahl von Beispielen erzeugt, da der Diskriminatator diese als besonders realistisch bewertet. Der Generator lernt dann, nur diese Beispiele zu reproduzieren, anstatt die gesamte Datenverteilung zu lernen. Darüber hinaus sind GANs sehr rechenaufwändig und erfordern leistungsstarke Hardware, um effizient trainiert zu werden.

2.2.3 Diffusionsmodelle

Diffusionsmodelle haben in den letzten Jahren zu einem enormen Fortschritt in der Bildgenerierung, insbesondere der Text-to-Image (T2I)-Generierung, geführt. Diese Modelle basieren auf dem Konzept der Diffusion, das aus der Physik stammt. Es beschreibt den Prozess der langsamen Vermischung von Teilchen oder Informationen über die Zeit. Im maschinellen Lernen fand das Konzept erstmals in (Sohl-Dickstein et al., 2015) Anwendung, mit der Idee, die Struktur von Daten durch Hinzufügen von Rauschen schrittweise aufzulösen und anschließend ein Modell darauf zu trainieren, das ursprüngliche Bild zu rekonstruieren. Seitdem haben sich Diffusionsmodelle als eine neue Klasse von generativen Deep-Learning-Modellen etabliert, die in der Lage sind, noch realistischere Bilder zu generieren als GANs.

Das Training von Diffusionsmodelle teilt sich in zwei Phasen auf, die Vorwärts- und die Rückwärtsdiffusion, welche beide als Markov-Ketten modelliert werden können. Markov-Ketten sind stochastische Prozesse, bei denen die zukünftige Entwicklung eines Systems nur von seinem aktuellen Zustand abhängt. Im Bezug auf Diffusionsmodelle repräsentiert jeder

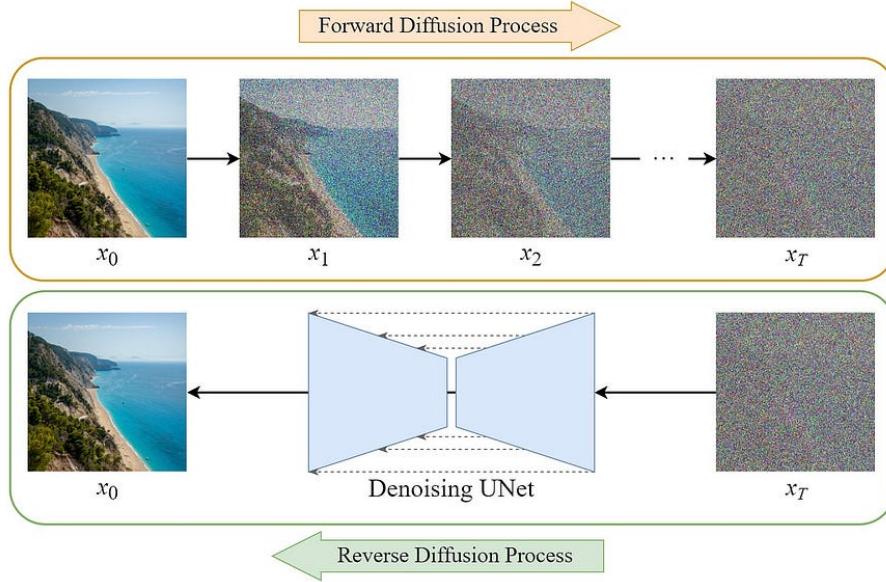


Abbildung 2.7: Darstellung der Vorwärts- und Rückwärtsdiffusion in einem Diffusionsmodell.

Schritt in der Markov-Kette einen Zeitschritt t und die Zustände $x^{(t)}$ sind die Bilder zu diesem Zeitpunkt.

In der Vorwärtsdiffusion wird ein Bild schrittweise durch ein Modell, das Rauschen hinzufügt, in ein verrauschtes Bild umgewandelt. Die Wahrscheinlichkeitsdichte des verrauschten Bildes wird durch die Produktregel der bedingten Wahrscheinlichkeiten berechnet:

$$q(x^{(0\dots T)}) = q(x^{(0)}) \prod_{t=1}^T q(x^{(t)}|x^{(t-1)}) \quad (2.9)$$

In der Rückwärtsdiffusion wird das Modell darauf trainiert, das verrauschte Bild schrittweise in das ursprüngliche Bild zurückzuwandeln. Die Wahrscheinlichkeitsdichte des ursprünglichen Bildes wird durch die Produktregel der bedingten Wahrscheinlichkeiten berechnet:

$$p(x^{(0\dots T)}) = p(x^{(T)}) \prod_{t=1}^T p(x^{(t-1)}|x^{(t)}) \quad (2.10)$$

Als Verlustfunktion wird die negative Log-Likelihood verwendet, die die Differenz zwischen der tatsächlichen und der modellierten Wahrscheinlichkeitsdichte misst:

$$\text{Loss} = -\log p(x^{(0\dots T)}) \quad (2.11)$$

Anders als bei GANs gibt es keine direkten adversarialen Optimierungsmechanismen, die zu einem Ungleichgewicht führen können. Es wird stattdessen explizit die Wahrscheinlichkeitsdichte zwischen den realen Daten und den erzeugten Daten minimiert, was zu einem robusteren und stabileren Trainingsprozess führt.

Eine entscheidende Weiterentwicklung der Diffusionsmodelle war die Text-Konditionierung des generativen Prozesses. In (Ramesh et al., 2022) wurde DALL-E 2 vorgestellt, ein Diffusionsmodell, das in der Lage ist, Bilder aus Textbeschreibungen zu generieren. DALL-E 2 verwendet ein Transformer-Modell, um die Textbeschreibungen in eine latente Repräsentation zu kodieren, die dann als Eingabe für den Diffusionsprozess dient. Auf diese Weise können realistische Bilder erzeugt werden, die den Textbeschreibungen entsprechen.

Ein besonders einflussreiches Diffusionsmodell ist **Stable Diffusion** (Rombach et al., 2022). Die entscheidende Weiterentwicklung von Stable Diffusion liegt darin, dass die Diffusionsprozesse jeweils nur in einem niedrigdimensionalen latenten Raum stattfinden, bevor die Darstellungen wieder in hochauflösende Bilder umgewandelt werden (siehe Abbildung 2.8). Dies ermöglicht es, die Komplexität des Modells zu reduzieren und gleichzeitig realistische Bilder zu generieren.

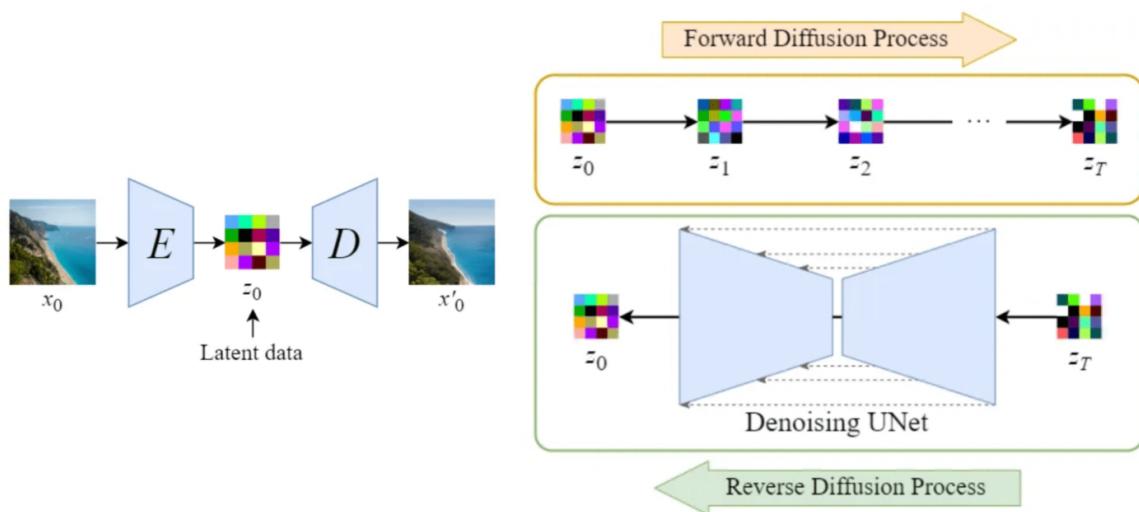


Abbildung 2.8: Darstellung des Vorwärts- und Rückwärtsdiffusion in Stable Diffusion:
Die Diffusionsprozesse werden auf die latenten Darstellungen der Bilder angewendet (rechts), welche vorher mit einem VAE erstellt wurden (links).

2.2.4 DA-Fusion

In (Trabucco et al., 2023) wird DA-Fusion, eine auf Stable Diffusion basierende Methode zur Datenaugmentation vorgestellt, die für diese Arbeit von besonderem Interesse ist. Der

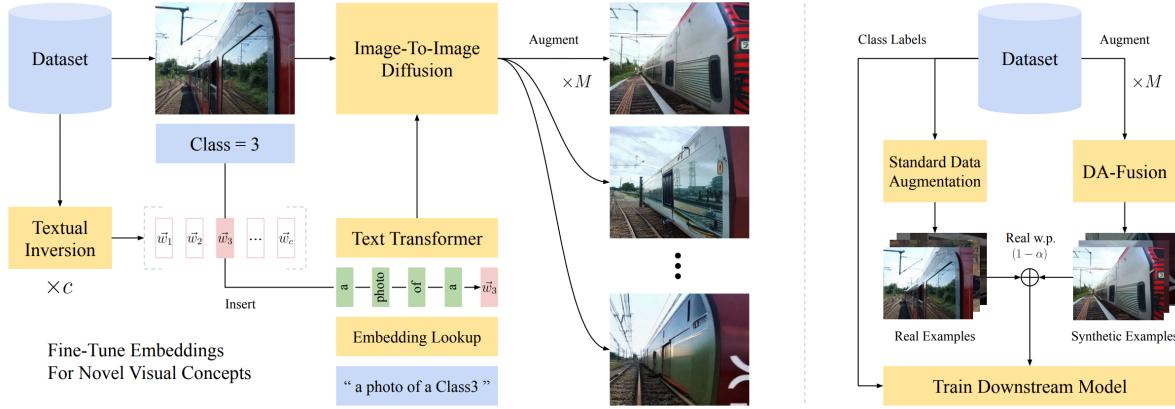


Abbildung 2.9: Überblick über den Prozess zur Datenaugmentation mit DA-Fusion (Trabucco et al., 2023).

traditionelle Ansatz der Datenaugmentation, wie in [Unterabschnitt 2.1.4](#) beschrieben, hat sich als effektiv erwiesen, um die Generalisierungsfähigkeit von Modellen zu verbessern. Allerdings erfordert dieser Ansatz auch eine gute Intuition in Bezug auf den verwendeten Datensatz, um zu vermeiden, dass Transformationen gewählt werden, durch die Informationen verloren gehen, die für die Aufgabe des zu trainierenden Modells wichtig sind. Wenn beispielsweise Farbinformationen für die Klassifizierung von Blumen wichtig sind, könnte die Datenaugmentation durch zufällige Farbänderungen die Leistung des Modells verschlechtern. Ein weiteres Beispiel sind Objekte, die klein im Bild sind und durch zufällige Ausschnitte des Bildes aus der Sicht des Modells verschwinden können. DA-Fusion hingegen nutzt das Wissen eines vortrainierten Diffusionsmodells, um den Bildinhalt semantisch zu verstehen und automatisch neue, realistische Variationen zu generieren.

Es wird zunächst die Methode Textual Inversion aus (Gal et al., 2022) angewendet, um ein vortrainiertes Stable Diffusion-Modell auf den gegebenen Datensatz feinabzustimmen. Dazu wird für jedes Konzept bzw. für jede Klasse ein neues Text-Embedding y als Platzhalter in das Modell integriert, das unter Verwendung von Trainings-Prompts wie „a photo of a $\langle y \rangle$ “ und den zugehörigen Bilddaten trainiert wird. Entscheidend ist hier, dass nicht das ganze Diffusionsmodell neu trainiert wird, sondern lediglich neue Wörter erlernt werden, welche die spezifischen Konzepte repräsentieren, sodass sich bei der Bildgenerierung weiterhin auf das vortrainierte semantische Wissen des Modells gestützt werden kann.

Anschließend können die Bilder augmentiert werden, indem ihnen eine geringe Menge an Rauschen hinzugefügt wird, welches dann durch das feinabgestimmte Modell wieder entfernt werden soll. Hier kommen die selben Text-Prompts zum Einsatz. Auf diese Weise müssen keine völlig neuen Bilder generiert werden, denn die grundlegende Struktur wird durch die ursprünglichen Bilder vorgegeben.

Ein Vorteil von DA-Fusion ist die Möglichkeit, den Grad der Augmentation durch die Wahl des Insertion Timesteps zu steuern. Der Insertion Timestep bestimmt, wie weit in den Diffusionsprozess das Bild eingefügt wird und wie stark es dafür vorher verrauscht werden muss. Ein niedriger Timestep führt zu stärkeren Augmentationen, während ein hoher Timestep subtilere Variationen erzeugt.

2.3 Contrastive Learning

Ein zentrales Thema dieser Arbeit ist das Contrastive Learning. Es ordnet sich in den Bereich des Representation Learning ein, bei dem es darum geht, nützliche Repräsentationen von Daten zu lernen. Die Besonderheit des Contrastive Learning ist, dass es auf der Kontrastierung von Daten basiert, um ähnliche Beispiele zu gruppieren und unähnliche Beispiele voneinander zu trennen. Dies hat sich als effektive Methode mit erstaunlicher Generalisierungsfähigkeit und Robustheit gegenüber Adversarial Attacks erwiesen (Liu, 2021).

Das Contrastive Learning stammt ursprünglich aus dem unüberwachten Lernen, wird aber oft als selbstüberwachte Methode bezeichnet, da die Kontrastierung der Daten eine Art Selbstüberwachung darstellt. Die erlernten Repräsentationen haben sich als deutlich genauer als im traditionellen überwachten Lernen herausgestellt, wo diese ausschließlich zur Klassenunterscheidung optimiert werden (Keshtmand et al., 2022). Da die Methode nicht auf annotierte Daten angewiesen ist, kann sie ein sehr effizienter Ansatz sein, um Modelle vorzutrainieren, die sich durch Finetuning an spezifische Aufgaben anpassen, während sie gleichzeitig allgemeinere, von der Aufgabe unbeeinflusste Merkmale lernen (Radford et al., 2021).

Trotzdem gibt es vermehrt Ansätze, Contrastive Learning auch im überwachten Setting anzuwenden. Hier wird nicht nur zwischen einzelnen Instanzen unterschieden, sondern auch die Klassenzugehörigkeit der Beispiele berücksichtigt.

In den folgenden Abschnitten wird genauer auf die Funktionsweise von sowohl unüberwachten als auch überwachten Varianten des Contrastive Learning eingegangen, die in den letzten Jahren vielversprechende Ergebnisse erzielt haben.

2.3.1 Unsupervised Contrastive Learning

Ob überwacht oder unüberwacht: Im Contrastive Learning soll die Distanz ähnlicher Beispiele in einem latenten Repräsentationsraum minimiert und die Distanz unähnlicher Beispiele maximiert werden. Dabei zieht das Modell verschiedene Ankerbeispiele heran und kontrastiert sie mit positiv- und negativ-Beispielen.

Es kommen verschiedene Verlustfunktionen zum Einsatz, wobei der Fehler grundsätzlich darüber aussagt, ob ähnliche Beispiele auch im Repräsentationsraum nahe beieinander liegen. Verlustfunktionen unterscheiden sich zum Beispiel in der Wahl der Distanzmetrik, oder der Anzahl der positiven und negativen Beispiele, die für den Vergleich herangezogen werden.

Das wohl prominenteste Beispiel für Contrastive Learning in der visuellen Domäne ist **SimCLR**, das in (Chen et al., 2020) vorgestellt wurde. SimCLR verwendet den sogenannten NT-Xent Loss (Normalized Temperature-scaled Cross-Entropy Loss), der die Ähnlichkeiten zwischen allen Paaren im Batch berücksichtigt, anstatt nur einzelne Triplets oder Paare. Jedes Beispiel wird dabei zweimal augmentiert, um zwei Ansichten zu erzeugen, welche als positives Paar für das jeweilige Beispiel dienen. Alle anderen Beispiele (bzw. dessen Ansichten) im Batch werden als negativ-Beispiele gesehen.

Die Eingabedaten werden durch ein CNN in eine latente Repräsentation transformiert. Dieser Schritt wird auch als *Feature Extraction* bezeichnet. SimCLR verwendet anschließend einen sogenannten *Projection Head*, der die encodierten Repräsentationen weiter transformiert, um einen Repräsentationsraum zu erzeugen, der für die Unterscheidung der Beispiele geeignet ist. In diesem Representationsraum werden die Ähnlichkeitswerte der Paare berechnet, um den Fehler zu bestimmen.

Dafür wird die Kosinus-Ähnlichkeit $s_{i,j}$ der Paare z_i und z_j berechnet:

$$s_{i,j} = \frac{z_i \cdot z_j}{\|z_i\| \cdot \|z_j\|} \quad (2.12)$$

Der Fehler ergibt sich dann aus der Berechnung des Softmax über die Ähnlichkeiten aller Paare im Batch, skaliert mit einem Temperaturparameter, um die Unterscheidung zwischen positiven und negativen Paaren hervorzuheben.

Durch die Verwendung aggressiver Datenaugmentation zur Erzeugung der zwei Ansichten wird die Robustheit der Repräsentationen verbessert. Größere Batch Sizes und längere Trainingszeiten begünstigen die Lernfähigkeit des Modells. Besonders die Wahl von *Hard Negatives*, also von Paaren, welche ähnliche Konzepte darstellen, aber sehr unterschiedlich aussehen, hat sich als entscheidend für den Erfolg des Modells erwiesen.

Eine neuere Variante von Contrastive Learning ist **StableRep** (Tian et al., 2023). Diese Methode verwendet synthetische Daten, die von Diffusionsmodellen generiert wurden, insbesondere von Stable Diffusion. Dabei werden alle Bilder, die aus dem selben Prompt generiert wurden, als positive Beispiele voneinander betrachtet. Es hat sich gezeigt, dass StableRep mit den richtigen Einstellungen auch mit Training nur auf synthetischen Daten die Leistung von SimCLR übertreffen kann. Noch bessere Ergebnisse werden erzielt, wenn Textsupervision in das Training einbezogen wird.

2.3.2 Supervised Contrastive Learning

Trotz der vielversprechenden Ergebnisse im unüberwachten Kontext, gibt es auch im überwachten Setting vermehrt Interesse an Contrastive Learning. Hierbei wird die Klassenzugehörigkeit der Daten genutzt, um die Repräsentationen der Beispiele zu verbessern. Im Gegensatz zu unüberwachten Methoden, die auf der Unterscheidung von Instanzen basieren, zielen überwachte Methoden darauf ab, die Klassenzugehörigkeit der Beispiele zu berücksichtigen.

In (Khosla et al., 2021) wird **SupCon** vorgestellt, eine Weiterentwicklung der Verlustfunktion aus SimCLR, die das Contrastive Learning auf das überwachte Setting anpasst und mehrere positiv-Beispiele pro AnkerBeispiel berücksichtigt. Im Gegensatz zu unüberwachten Methoden, die ein Anchor-Beispiel, ein positives Beispiel und viele negative Beispiele verwenden, kommen im Supervised Contrastive Learning auch viele positiv-Beispiele pro Batch zum Einsatz. Diese positiv-Beispiele werden nicht mehr als Augmentationen des Anchor-Samples generiert, sondern als Samples der gleichen Klasse herangezogen. Dadurch soll auch die Notwendigkeit des Hard-Negative Minings reduziert werden. Trotzdem wird gezeigt, dass der resultierende Loss sowohl von hard-negatives wie auch hard-positives profitiert. Die Verwendung des Mittelwertes der positiven Repräsentationen stabilisiert das Training und führt zu einer verbesserten Leistung.

Im überwachten Kontext bieten sich auch neue Möglichkeiten zur Weiterentwicklung von Contrastive Learning. In (Kim et al., 2023) wird **Generalized SCL** vorgestellt, eine Methode, die die Label-Informationen als Verteilung betrachtet. Anstatt die Klassenzugehörigkeit als harte Kategorie zu betrachten, wird die Unsicherheit der Labels berücksichtigt. Dies ermöglicht es dem Modell, die Repräsentationen der Beispiele besser zu lernen und die Generalisierungsfähigkeit zu verbessern.

Eine weitere Methode zur Verbesserung des Supervised Contrastive Learning ist **SCL with Hard Negatives** (Jiang et al., 2024). Hier wird eine zusätzliche Einschränkung des Negative Samplings vorgenommen, um Hard Negatives zu selektieren. Diese sind Beispiele, die zwar unähnlich zum Anchor-Beispiel sind, aber dennoch nah genug im Repräsentationsraum, um die Repräsentationen zu verbessern. Diese Strategie hat sich als effektiv erwiesen, um die Generalisierungsfähigkeit der Modelle zu verbessern.

2.4 Klassifikation von Gebrauchsgegenständen für die Recyclingwirtschaft

Der Anwendungsfall, auf den sich diese Arbeit bezieht, ist die Klassifikation verschiedener industrieller Objekte und Gebrauchsgegenstände für die Recyclingwirtschaft. Grundlage

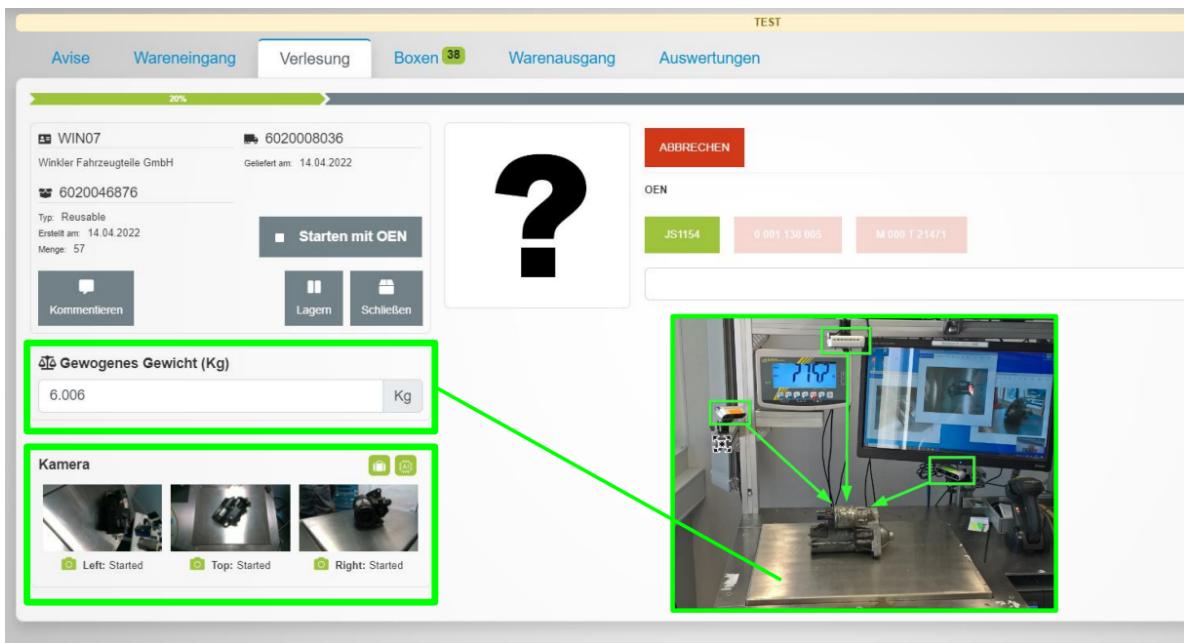


Abbildung 2.10: Die Mensch-Maschine-Schnittstelle des Systems (Wagner, 2022).

dafür ist das Forschungsprojekt “Sensorische Erfassung, automatisierte Identifikation und Bewertung von Altteilen anhand von Produktdaten sowie Informationen über bisherige Lieferungen” (EIBA), das im Rahmen der Fördermaßnahme „Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft – Innovative Produktkreisläufe (ReziProK)“ des Bundesministeriums für Bildung und Forschung entstand (Wagner, 2022). Neben dem Fraunhofer-IPK waren auch die Technische Universität Berlin, die Deutsche Akademie der Technikwissenschaften (acatech), sowie die Circular Economy Solutions GmbH beteiligt.

Das Ziel des Projekts war die Entwicklung eines KI-gestützten Systems, welches Daten aus verschiedenen digitalen Sensoren, sowie Kontextdaten aus dem Geschäftsprozess verarbeitet, um bei der Identifikation, Inspektion und Sortierung von Altteilen zu unterstützen. Dabei betont das Projekt die Rolle der KI zur *Unterstützung* des Menschen, nicht zur vollständigen Automatisierung (Wagner, 2022).

Viele der Altteile sind sehr ähnlich und erfordern Expertenwissen, um sie korrekt zu identifizieren und den Beschädigungsgrad zu bewerten. Die Beschriftungen und Barcodes sind oft nicht mehr lesbar, sodass die Identifikation rein visuell erfolgen muss (Wagner, 2022). Hier setzt das KI-System an, um den Menschen zu unterstützen. Es werden dafür multimodale Sensordaten verwendet, unter anderem Tiefenkameras (RGB-D) und eine Waage zur Erfassung des Gewichts zum Einsatz. In Abbildung 2.10 ist die Mensch-Maschine-Schnittstelle einer mobilen Teststation des Systems dargestellt.

Das System wurde am Beispiel von gebrauchten Fahrzeugteilen entwickelt und konnte bei

Tests basierend auf Bilddaten von ca. 1.400 Altteilen über 98% Accuracy erreichen (ReziProK, n. d.). Da die Tests jedoch unter Laborbedingungen stattfanden, wird weiterhin nach Möglichkeiten gesucht, die Generalisierungsfähigkeit des Modells zu verbessern. Insbesondere die Klassifikation von Objekten in verschiedenen Gebrauchszuständen, wie z.B. beschädigte oder verschmutzte Teile, stellt eine Herausforderung dar.

In den vorherigen Abschnitten wurden verschiedene Methoden zur Verbesserung der Generalisierungsfähigkeit und Robustheit von Modellen vorgestellt. Sowohl die synthetische Datengenerierung als auch das Contrastive Learning konnten jeweils vielversprechende Ergebnisse erzielen. In dieser Arbeit wird nun ein Ansatz zur Kombination beider Methoden vorgestellt, welcher eine neuartige Verwendung von synthetischen Daten im Contrastive Learning ermöglichen könnte.

2.4.1 Herausforderungen bei der Generierung synthetischer Daten

Zunächst soll auf eine Reihe von Herausforderungen bei der Generierung synthetischer Daten im Kontext des vorgestellten Anwendungsfalls aufmerksam gemacht werden. Für herkömmliche Methoden zur Bildgenerierung, wie GANs oder Diffusionsmodelle, ergeben sich hier nämlich spezielle Herausforderungen:

- Die Objekte weisen teilweise eine sehr hohe *Komplexität* auf, etwa bei Motoren oder Generatoren mit vielen Details. Auch moderne Methoden zur Bildgenerierung können daran scheitern, diese Details korrekt zu erlernen und zu reproduzieren – insbesondere, wenn nur wenige Beispielbilder gegeben sind.
- Es gibt oft nur *feine Unterschiede* zwischen den Klassen, die es zu berücksichtigen gilt. Sind die generierten Daten nicht akkurat genug, kann es zu Fehlklassifikationen kommen.
- Auf Grund des Multiview-Setups haben die Bilder nur *wenig Variation*, vor allem in den Hintergründen. Auch die Objekte selbst sind zwar aus verschiedenen Perspektiven aufgenommen, bieten aber pro Klasse nicht viel Variation in Bezug auf die Beschaffenheit, die Farbe, usw.

Es ergeben sich also hohe Anforderungen an die Generierung der synthetischen Daten. Einerseits muss die Genauigkeit der generierten Daten gewährleistet sein, um die Klassifikation der Modelle nicht zu beeinträchtigen. Trotzdem muss genügend Variation ermöglicht werden, um die Generalisierungsfähigkeit der Modelle zu verbessern.

2.4.2 Synthetische Daten als negativ-Beispiele im Contrastive Learning

Aus den spezifischen Herausforderungen bei der Generierung synthetischer Daten, zusammen mit den Besonderheiten des Contrastive Learning, ergibt sich eine interessante Forschungslücke: Ist es möglich, auch aus *mangelhaften* synthetischen Daten zu lernen, wenn sie ausschließlich als negativ-Beispiele im Contrastive Learning verwendet werden? Genauer, lässt sich so die Leistung eines Modells bei der Klassifikation von echten Daten verbessern und gleichzeitig die Robustheit gegenüber OOD-Daten erhöhen?

Die bisherigen Erfolge von Contrastive Learning, insbesondere von SimCLR, zeigen, dass das Modell besonders von Hard Negatives profitiert (Chen et al., 2020), also von unähnlichen Beispielen, die aber nur schwer zu unterscheiden sind. Auch (Jiang et al., 2024) baut auf dieser Erkenntnis auf und führt eine Strategie zum Hard Negative Sampling im Supervised Contrastive Learning ein, jedoch ohne Verwendung von synthetischen Daten. Was wäre also, wenn anstatt die Negativ-Beispiele aus der Nähe im Darstellungsraum auszuwählen, Near OOD-Augmentationen der Anchor-Klasse verwendet werden?

Um effektiv als Hard Negatives zu wirken, dürften die synthetischen Daten also nicht zu weit entfernt von den echten Daten sein. Sie könnten deshalb als *Near OOD*-Beispiele bezeichnet werden, wobei sie noch OOD genug sein müssen, um die Distanz zwischen den ID- und OOD-Daten zu maximieren. Ob sich diese synthetischen Near OOD-Daten tatsächlich als gute Hard Negatives herausstellen, wird in dieser Arbeit untersucht.

Synthetische Daten aus Diffusionsmodellen wurden bereits in (Tian et al., 2023) im Contrastive Learning verwendet, jedoch nur als normale ID-Beispiele. Die Autoren stellten fest, dass Stable Diffusion „off-the-shelf“ oftmals nicht in der Lage ist, spezifische Konzepte akkurat wiederzugeben. Zudem handelt es sich um ein unüberwachtes Verfahren, das nicht von den Label-Informationen profitiert, die im verwendeten Datensatz vorhanden sind.

2.4.3 Integration von DA-Fusion und Supervised Contrastive Learning

In dieser Arbeit wird ein Ansatz vorgestellt, der die Generierung von synthetischen Daten durch DA-Fusion mit dem Supervised Contrastive Learning kombiniert. DA-Fusion ermöglicht es, sowohl ID- als auch Near OOD-Daten zu generieren, die als Hard Negatives im Contrastive Learning verwendet werden können.

Um die synthetischen Daten als Near OOD-Daten zu generieren, wird der Parameter für die Augmentationsstärke in DA-Fusion erhöht. Dadurch werden die Daten stärker verändert, sodass sie sich von den echten Daten unterscheiden.

Im Contrastive Learning wird eine eigene Sampling-Strategie für die Near OOD-Negatives eingeführt. Diese sollen sich von den ID-Beispielen unterscheiden, aber dennoch nah genug sein, um als Hard Negatives zu wirken. Die synthetischen Near OOD-Daten werden dabei als Negativ-Beispiele für die ID-Daten verwendet.

Als potenzielle Vorteile dieser Methode werden eine bessere Generalisierungsfähigkeit der Modelle trotz Limitationen in der Datengenerierung erwartet. Die OOD-Detection könnte ebenfalls verbessert werden, da die synthetischen Near OOD-Daten die Distanz zwischen den ID- und OOD-Daten maximieren.

Heruasforderungen könnten sich jedoch aus der Wahl der Augmentationsstärke ergeben. Wenn die synthetischen Daten zu stark verändert werden, könnten sie sich zu sehr von den echten Daten unterscheiden und als schlechte Negativ-Beispiele wirken. Es gilt also, den „sweet spot“ für die Augmentationsstärke zu finden.

3 Methodisches Vorgehen

In diesem Kapitel wird das methodische Vorgehen der Arbeit beschrieben. Als Basis für die Untersuchung der Forschungsfragen wird zunächst der MVIP-Datensatz vorgestellt, auf dem die Experimente durchgeführt werden. Anschließend wird die Implementierung der Modelle DA-Fusion und Supervised Contrastive Learning erläutert, sowie die Herangehensweise zur Generierung synthetischer Daten mit DA-Fusion und die Trainings- und Testdurchläufe mit Supervised Contrastive Learning definiert. Zuletzt werden die Evaluationsmethoden und Metriken vorgestellt, die zur Auswertung der Experimente verwendet werden.

3.1 MVIP-Datensatz

Grundlage der Forschungsarbeit ist der im Rahmen des EIBA-Projekts entstandene MVIP-Datensatz (Koch et al., 2023), wobei MVIP für *Multi-View Industrial Parts* steht. Er enthält 308 Klassen, welche wiederum in 18 verschiedene Oberklassen (Super Classes) eingeteilt sind. Insgesamt gibt es etwa 71.276 Sets an Bildern, die jeweils RGB- und Tiefendaten, sowie Segmentierungsmasken enthalten.

Die Bilddaten stammen aus Intel RealSense D435 und D415 Tiefenkameras, die die Objekte gleichzeitig aus verschiedenen Perspektiven aufnehmen. Darüber hinaus gibt es auch Metadaten, etwa zum Gewicht des Objekts, oder Beschreibungen in natürlicher Sprache durch verschiedene Stichwörter („StarterMotor“, „Used“, „Rusty“, usw.).

3.1.1 Teildatensatz

Da für die Experimente relativ viele Trainings- und Testdurchläufe vorgesehen waren, war es notwendig, einen Teildatensatz auszuwählen, um die Rechenzeit zu reduzieren.

Konkret wurden zufällig 20 Klassen aus der Oberklasse „CarComponent“ ausgewählt. Für die Experimente wurden nur die RGB-Bilddaten verwendet, wobei die Segmentierungsmasken in der Vorverarbeitung zum Einsatz kommen (siehe [Unterabschnitt 3.1.2](#)).

Insgesamt enthält der Teildatensatz 2380 Bilder. In [Tabelle 1](#) sind die Klassen im Detail aufgeführt.

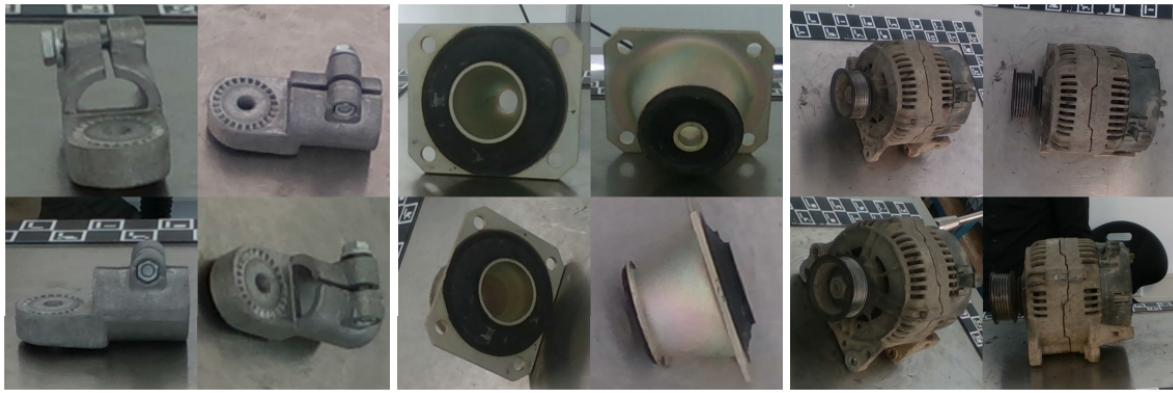


Abbildung 3.1: Beispielbilder aus dem MVIP-Datensatz, die auf die Region of Interest (ROI) zugeschnitten wurden (Koch et al., 2023).

3.1.2 Vorverarbeitung

Die Vorverarbeitung der Bilder unterscheidet sich nur leicht zwischen den beiden Modellen DA-Fusion und Supervised Contrastive Learning. In beiden Fällen werden die Bilder auf die Region of Interest (ROI) zugeschnitten, um den Fokus auf die Objekte zu legen und den Hintergrund zu minimieren. Dazu werden die Segmentierungsmasken verwendet, um die Bounding Box der Objekte zu bestimmen und die Bilder entsprechend zuzuschneiden. Die Ausgabe ist ein quadratisches Bild, das die Objekte in der Mitte enthält.

Zusätzlich werden verschiedene „klassische“ Augmentationen angewendet, um die Daten zu erweitern und die Modelle robuster zu machen. Dazu gehören z.B. Rotation, ColorJitter und Normalisierung. Die Parameter für die Augmentationen wurden eher konservativ gewählt, damit die feinen Unterschiede zwischen den Klassen nicht verwischt werden.

3.2 Implementierung

Zur Vorbereitung und Durchführung der Experimente wurde seitens des Fraunhofer-IPK ein Zugang zu einem leistungsstarken Rechner bereitgestellt, der über zwei NVIDIA-Grafikkarten mit CUDA-Unterstützung¹ verfügt. Die Implementierung der Modelle und Experimente erfolgte in Python 3.7 unter Verwendung der Bibliotheken PyTorch 1.12.1, Torchvision 0.13.1 und weitere.

Dabei stützt sich diese Arbeit größtenteils auf die Implementierungen von DA-Fusion aus (Trabucco, 2024) und Supervised Contrastive Learning aus (Tian, 2023). Die grundlegende

¹Compute Unified Device Architecture, eine API-Technologie von NVIDIA für parallele Berechnungen auf Grafikkarten

Funktionsweise dieser Implementierungen, sowie die Anpassungen, die im Rahmen des untersuchten Ansatzes vorgenommen wurden, sollen nun genauer erläutert werden.

3.2.1 DA-Fusion

Die Implementierung von DA-Fusion kann weitgehend unverändert angewendet werden, um synthetische Daten für den MVIP-Teildatensatz zu generieren. Allerdings musste dieser zunächst als eigene Klasse mit den Methoden `get_image_by_idx(idx)` und `get_label_by_idx(idx)` implementiert werden (siehe ??). Insbesondere musste die Auswahl der 20 „CarComponent“ Klassen sichergestellt werden, wofür die JSON-Dateien der Objekt-Metadaten ausgelesen werden. Anschließend wird über eine Methode das Laden der entsprechenden Bilder und Masken ermöglicht. Der Rest der Klasse entspricht dem Aufbau der anderen Datensatz-Klassen, die in dem Repository zu finden sind.

Mit der implementierten Klasse kann das Skript `fine_tune_upstream.py` aufgerufen werden, um mit den entsprechenden Argumenten zur Wahl des Datensatzes und der Hyperparameter (siehe [Unterabschnitt 3.3.1](#)) Textual Inversion zum Finetuning eines vortrainierten Stable Diffusion-Modells anzuwenden. Dabei werden Text-Prompts verwendet, die zuvor in einer Liste definiert wurden. Für die Experimente wurde die Liste leicht angepasst, vor allem um weniger angemessene Formulierungen wie "a rendering of a {}" und "a photo of a cool {}" zu entfernen.

Während des Trainings werden außerdem mit der Funktion `log_validation` Validierungsbilder generiert, welche den `validation_prompt` verwenden, der als Argument übergeben wird. Diese Bilder sind nicht mit den später generierten Augmentationen vergleichbar, da sie von Grund auf neu generiert werden, bieten aber eine Möglichkeit, den Verlauf des Trainings zu überwachen.

Die gelernten Text-Embeddings werden als .pt-Dateien gespeichert und anschließend mit dem Skript `aggregate_embeddings.py` zusammengeführt, um ein klassenagnostisches Template zu erstellen, das im nachfolgenden Schritt verwendet wird.

Um schließlich die Augmentationen zu generieren, wird das Skript `generate_augmentations.py` ausgeführt. Hier wird eine Stable Diffusion Image-to-Image-Pipeline² verwendet, um den Bildern des Datensatzes Rauschen hinzuzufügen und unter Konditionierung auf den gelernten Text-Embeddings wiederherzustellen. Der genaue Prompt kann als Argument übergeben werden, wobei "a photo of a {}" als Standardwert verwendet wird. Das `strength`-Argument entscheidet, wie viel Rauschen hinzugefügt wird und an welchen Timestep das Bild in das Denoising-Modul eingesetzt wird, wodurch mehr oder weniger stark veränderte Bilder entstehen.

²Die Pipeline verwendet das **SDEdit**-Framework, das in (Meng et al., 2022) vorgeschlagen wurde.

3.2.2 Supervised Contrastive Learning

Die Implementierung von Supervised Contrastive Learning verwendet zwei Trainings-Skripte; eins für das Pre-Training der latenten Repräsentationen und eins für die lineare Klassifikation der Repräsentationen.

Zunächst wird die Klasse für den MVIP-Teildatensatz, die für die Implementierung von DA-Fusion verwendet wurde, größtenteils übernommen und in die Trainingsskripte integriert. Die Klasse musste nun allerdings um einige Parameter und Funktionen erweitert werden, um die Verwendung der synthetischen Augmentationen aus DA-Fusion zu konfigurieren (siehe ??). So steuert der Parameter `aug_mode`, ob keine Augmentationen, ausschließlich ID-Augmentationen oder auch die Near OOD-Augmentationen verwendet werden sollen. Über `aug_dir_id` und `aug_dir_ood` werden die Pfade zu den entsprechenden Augmentationen angegeben. Außerdem wurde mit den Parametern `aug_ex_id` und `aug_ex_ood` eine Einstellung für die Anzahl der verwendeten ID- und OOD-Augmentationen pro Klasse implementiert.

Das Pre-Training der latenten Repräsentationen erfolgt mit dem Skript `main_supcon.py`, indem ein klassischer Trainingsdurchlauf implementiert wird. Das Modell wird dabei mit einem ResNet-Backbone und einem Projection Head initialisiert. Im Training generiert es die latenten Repräsentationen der Bilder, die dann zusammen mit den Labels in die kontrastive Verlustfunktion gegeben werden. Diese berechnet zunächst eine kontrastive Maske, die die positiven und negativen Paare definiert. Anschließend werden die Kosinus-Ähnlichkeiten der Paare berechnet und die durchschnittliche negative Log-Wahrscheinlichkeit der positiven Paare als Verlust zurückgegeben.

Für die Experimente dieser Arbeit war die Anpassung dieser Verlustfunktion entscheidend (siehe ??). Dafür wird die kontrastive Maske zunächst so gefiltert, dass keine positiven Paare mit OOD-Daten entstehen, indem diese durch ein negatives Label identifiziert wurden. Nachdem dann die Ähnlichkeitswerte berechnet wurden, werden diese nochmals maskiert, sodass aus den negativen Paaren mit OOD-Daten nur solche übrig bleiben, bei denen die OOD-Augmentation aus der selben Klasse generiert wurde, wie das ID-Bild. Die Verlustfunktion wird dann nur auf diese Paare angewendet.

Das trainierte Modell, welches im Verlauf des Pre-Trainings gespeichert wurde, wird anschließend mit dem Skript `main_linear.py` für die lineare Klassifikation verwendet. Dabei wird das Modell mit einem neuen Head initialisiert, der die latenten Repräsentationen in die Klassenlabels überführt. Das Training erfolgt dann mit einer klassischen Cross Entropy-Verlustfunktion, die die Repräsentationen auf die Klassen abbildet.

3.3 Versuchsaufbau

Die Untersuchung der Forschungsfragen erfolgte in zwei Schritten: Zunächst wurden synthetische Daten mit DA-Fusion generiert. Anschließend wurden die synthetischen Daten in den Trainings- und Testdurchläufen mit Supervised Contrastive Learning verwendet, um die Auswirkungen der Augmentationen auf die Klassifikation zu evaluieren. Die folgenden Abschnitte beschreiben den Versuchsaufbau für die Datengenerierung und die Trainings- und Testdurchläufe.

3.3.1 Synthetische Datengenerierung

Es wurden mit DA-Fusion zwei unterschiedliche Sätze von Augmentationen generiert: *ID-Augmentationen* und *Near OOD-Augmentationen*.

Für beide Sätze wurde das Modell CompVis/stable-diffusion-v1-4³ verwendet, das mit dem Token "motor" initialisiert wurde. Dabei wurden 16 Vektoren pro Token verwendet. Das Fine-tuning erfolgte mit einer Batch Size von 16, einer Lernrate von 0.0005 und einer konstanten Lernrate mit Warmup über 150 Schritte. Es wurde Mixed Precision mit FP16 verwendet und das Training wurde nach 1000 Schritten beendet. Die erlernten Text-Embeddings wurden für beide Sätze verwendet, um die Augmentationen zu generieren.

Die Generierung erfolgte mit der Real Guidance Pipeline und einer Guidance Scale von 15. Es wurden 16 Beispiele pro Klasse zur Augmentation herangezogen und für jedes Beispiel vier synthetische Bilder generiert. Die Segmentierungsmasken wurden verwendet, um die Augmentation auf den Bereich des Objekts zu begrenzen. Die ID- und Near OOD-Augmentationen unterscheiden sich nur durch den strength-Parameter, wobei für die ID-Augmentationen ein Wert von 0.2 und für die Near OOD-Augmentationen ein Wert von 0.5 verwendet wurde.

3.3.2 Trainings- und Testdurchläufe

Die Trainings- und Testdurchläufe mit Supervised Contrastive Learning sind in drei Versuchsreihen unterteilt. In jedem Versuch wird zunächst das Pre-Training der latenten Repräsentationen durchgeführt, gefolgt von der linearen Klassifikation der Repräsentationen. Die Versuchsreihen unterscheiden sich in der Verwendung der synthetischen Augmentationen:

- *Versuch 1*: Nur reale Daten werden verwendet, sowohl für das Pre-Training als auch für das Training des Klassifikators.

³Ein vortrainiertes HuggingFace-Modell: <https://huggingface.co/CompVis/stable-diffusion-v1-4>

- *Versuch 2*: Neben den realen Daten werden auch ID-Augmentationen verwendet, sowohl für das Pre-Training als auch für das Training des Klassifikators.
- *Versuch 3*: Wie Versuch 2, aber im Pre-Training werden zusätzlich Near OOD-Augmentationen als harte negativ-Beispiele verwendet, wie in [Unterabschnitt 2.4.3](#) beschrieben.

Für das Pre-Training wurde eine Batch Size von 16, eine Lernrate von 0.001 mit Kosinus-Annealing und einer Dauer von 110 Epochen verwendet. Die Bilddaten wurden im Rahmen der Augmentation auf eine Größe von 224x224 Pixeln zugeschnitten und normalisiert. Bei der linearen Klassifikation sind die Hyperparameter identisch, jedoch mit einer Dauer von 25 Epochen.

Nach den Trainingsdurchläufen werden die Modelle auf den (echten) Testdaten evaluiert.

3.3.3 Evaluationsmethoden und Metriken

Die Qualität der synthetischen Daten, die mit DA-Fusion generiert wurden, werden durch einfache visuelle Inspektion selbst überprüft. Bei den ID-Augmentationen wird darauf geachtet, dass die Objekte in den Bildern in ihrer Form möglichst unverändert bleiben, während die Farben und Texturen variieren können und sollen. Bei den OOD-Augmentationen wird darauf geachtet, dass die Objekte stark genug verändert werden, um nicht mehr als Beispiele für die ID-Klassen erkannt zu werden, während sie gleichzeitig noch genug Ähnlichkeit aufweisen, um herausfordernde negative Beispiele zu sein.

Die Ergebnisse der drei Versuchsreihen werden ausgewertet, indem folgende Metriken beim Test der linearen Klassifikation auf den Testdaten gemessen werden:

- *Top-1 Accuracy*: Der Anteil der korrekt klassifizierten Bilder. Top-1 bedeutet, dass das Modell die Klasse mit der höchsten Wahrscheinlichkeit als Vorhersage ausgibt.
- *ID-Confidence*: Die durchschnittliche Konfidenz des Klassifikators auf den ID-Daten. Die Konfidenz ist die Wahrscheinlichkeit, die der Klassifikator für die Vorhersage der korrekten Klasse ausgibt.
- *OOD-Confidence*: Die durchschnittliche Konfidenz des Klassifikators auf den OOD-Daten.

4 Ergebnisse

Dieses Kapitel präsentiert die Ergebnisse der Arbeit. Es wird auf die generierten synthetischen Daten eingegangen und die Trainings- und Testergebnisse der Modelle beschrieben. Anschließend wird die Klassifikations-Performance der Modelle verglichen und die Out-of-Distribution-Detektion analysiert.

4.1 Die generierten synthetischen Daten

Im Folgenden werden die generierten synthetischen Daten vorgestellt, aufgeteilt in In-Distribution- und Near Out-of-Distribution-Augmentationen. Es wird auf die Qualität der Daten durch menschliche Evaluierung eingegangen. Die Generierung wurde im vorherigen Kapitel im Detail behandelt (siehe [Unterabschnitt 3.3.1](#)).

Beide Arten von Augmentationen wurden mit den selben Text-Embeddings generiert, die mit Textual Inversion erlernt wurden. Die Validierungsbilder aus dem Training dieser Embeddings wiesen dabei eine angemessene Qualität auf.

4.1.1 In-Distribution

In [Abbildung 4.1](#) sind Beispiele der synthetischen In-Distribution-Daten zu sehen. Die Bilder sind überwiegend sehr überzeugend und realistisch. Da der strength-Parameter der Augmentationen auf 0.2 gesetzt wurde, sind die Unterschiede sehr subtil. Die Form und Struktur der Objekte blieb erhalten, während Veränderungen in der Textur der Oberflächen erkennbar sind.

In einigen Fällen sind die Ergebnisse jedoch weniger überzeugend. In [Abbildung 4.2](#) sind Beispiele für mangelhafte In-Distribution-Daten zu sehen. Die synthetischen Objekte sind in diesen Fällen nicht realistisch und weisen deutliche Artefakte auf. Die Qualität der Daten hängt dabei nicht nur von der Art des Objekts, sondern auch von der Größe des Objektes im Originalbild (was auch die Auflösung des ROI-Crops entscheidet). Bei glatten Oberflächen und einfachen Formen sind die Ergebnisse besser als bei komplexen Strukturen und unregelmäßigen Oberflächen.

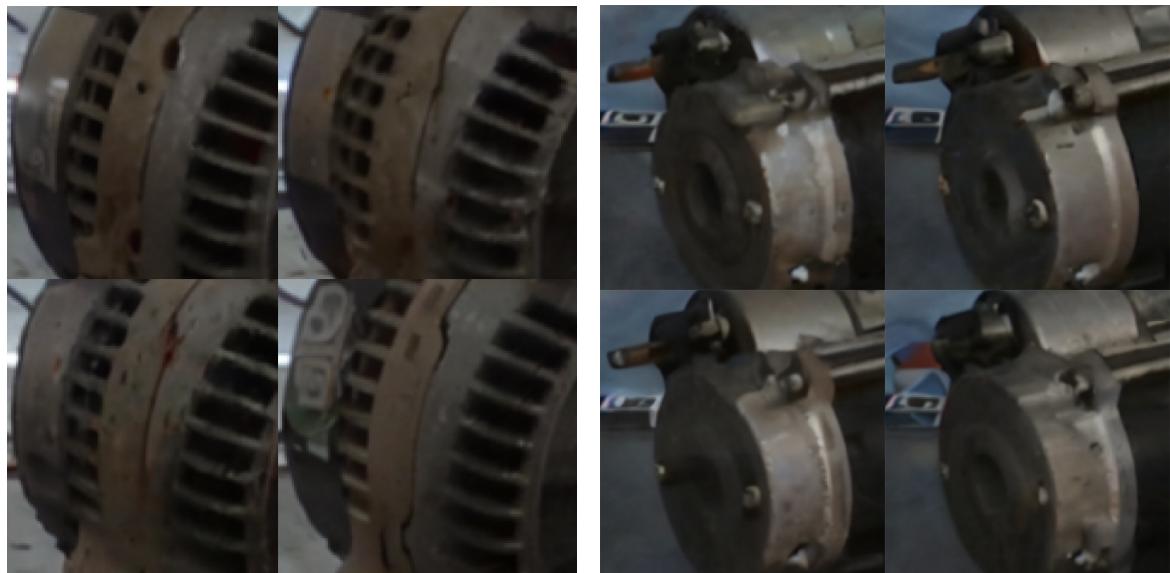


Abbildung 4.1: Vergrößerte Ausschnitte von einigen der In-Distribution-Augmentationen.

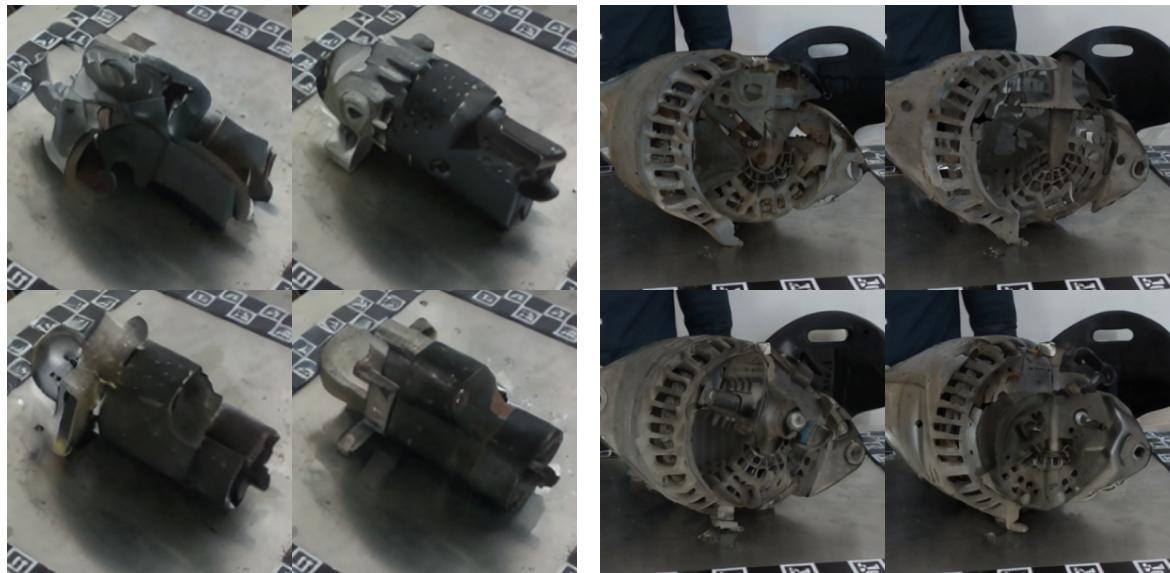


Abbildung 4.2: Beispiele für mangelhafte In-Distribution-Augmentationen.



Abbildung 4.3: Beispiele der Near Out-of-Distribution-Augmentationen.

4.1.2 Near Out-of-Distribution

Die synthetischen Near Out-of-Distribution-Daten sind in [Abbildung 4.3](#) dargestellt. Die Qualität der Daten ist insgesamt etwas schlechter als bei den In-Distribution-Daten, was auf Grund des größeren strength-Parameters von 0.5 zu erwarten war. Die Objekte wirken weniger realistisch, aber dennoch plausibel. Die Wirksamkeit der Beispiele im Training kann jedoch an dieser Stelle noch nicht beurteilt werden.

Auch hier gibt es Beispiele, die weniger überzeugend sind (siehe [Abbildung 4.4](#)). Die synthetischen Objekte weisen in diesen Fällen deutliche Artefakte auf oder sind vollständig vom ursprünglichen Konzept entkoppelt.



Abbildung 4.4: Beispiele für mangelhafte Out-of-Distribution-Augmentationen.

4.2 Trainings- und Testergebnisse

Es werden nun die Ergebnisse der Trainings- und Testdurchläufe im Supervised Contrastive Learning beschrieben. Es wird auf die Trainingskurven und die Performance der Modelle eingegangen.

4.2.1 Contrastive Pre-Training

[Abbildung 4.5](#) zeigt die Trainingskurven des Contrastive Pre-Trainings. Die Trainings- und Validierungsfehler zeigen insgesamt eine gute Konvergenz, wobei zu erkennen ist, dass der Validierungsfehler im Vergleich zum Trainingsfehler etwas höher und weniger stabil ist.

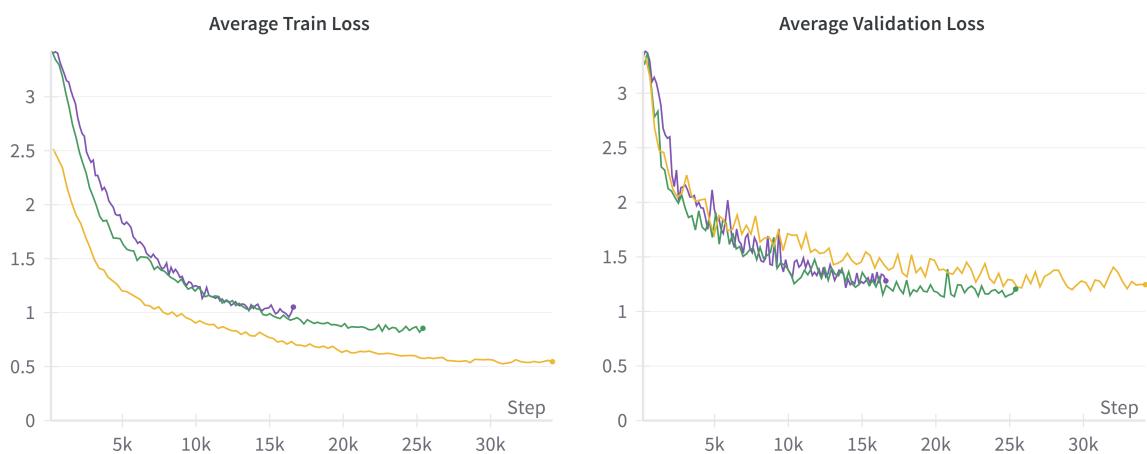


Abbildung 4.5: Trainings- und Validierungsfehler während des Contrastive Pre-Trainings
(**Lila**: Versuch 1, **Grün**: Versuch 2, **Gelb**: Versuch 3).

Der Fehler auf den Trainings- und Validierungsdaten verläuft bei Versuch 2 fast identisch zu Versuch 1, durch die zusätzlichen Augmentationen läuft das Training jedoch ein wenig länger, sodass die Performance sich weiter verbessert.

Versuch 3 zeigt auf den Trainingsdaten einen insgesamt deutlich niedrigeren Fehler, während der Fehler auf den Validierungsdaten bis zum Ende des Trainings etwas höher ist als bei den anderen Versuchen, trotz der längsten Trainingsdauer.

4.2.2 Lineare Klassifikation

Die Trainingskurven der linearen Klassifikation sind in [Abbildung 4.6](#) (Fehler und Accuracy) und [Abbildung 4.7](#) (ID- und OOD-Confidence) zu sehen.

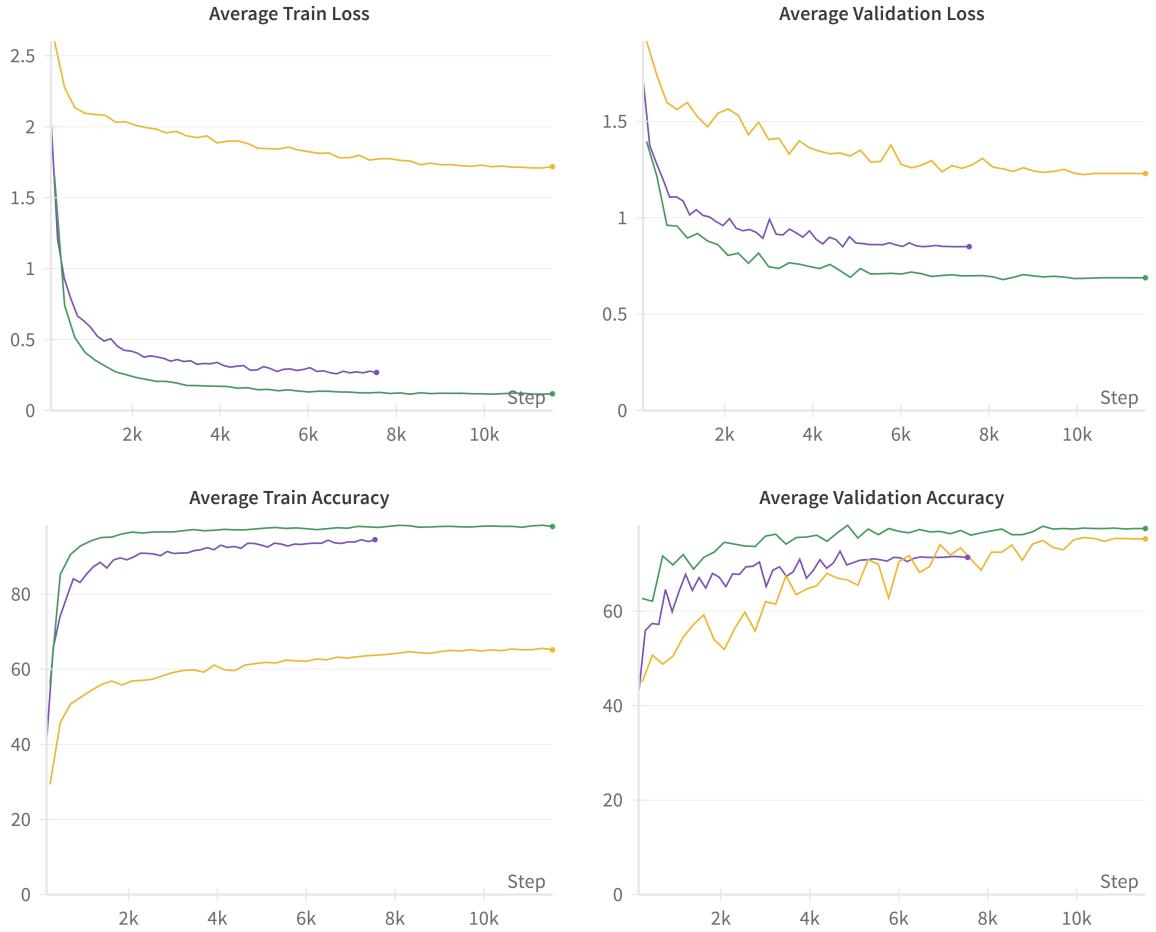


Abbildung 4.6: Trainings- und Validierungsfehler bzw. -Accuracy während der linearen Klassifikation. **Lila:** Versuch 1, **Grün:** Versuch 2, **Gelb:** Versuch 3.

In allen Versuchen zeigt sich eine gute Konvergenz der Trainings- und Validierungskurven. Die Trainings- und Validierungsfehler sind dabei sehr niedrig und stabil, wobei der Validierungsfehler im Vergleich zum Trainingsfehler etwas höher ist. Die Trainings- und Validierungsgenauigkeiten sind ebenfalls sehr hoch und stabil, wobei die Validierungsgenauigkeit im Vergleich zur Trainingsgenauigkeit etwas niedriger ist. Die ID- und OOD-Confidence sind ebenfalls relativ hoch, es gibt jedoch einen klaren Abstand zwischen ID-Confidence und OOD-Confidence.

Die Trainingskurven der linearen Klassifikation zeigen sehr geringe Trainingsfehler für Versuch 1 und 2, aber einen viel höheren Fehler bei Versuch 3. Die Validierungsfehler der Versuche nähern sich wieder etwas an, wobei weiterhin ein deutlicher Abstand zwischen Versuch 3 und den anderen Versuchen besteht. Während der Validierungsfehler bei den Versuchen 1 und 2 also höher ist als der Trainingsfehler, ist es bei Versuch 3 umgekehrt.

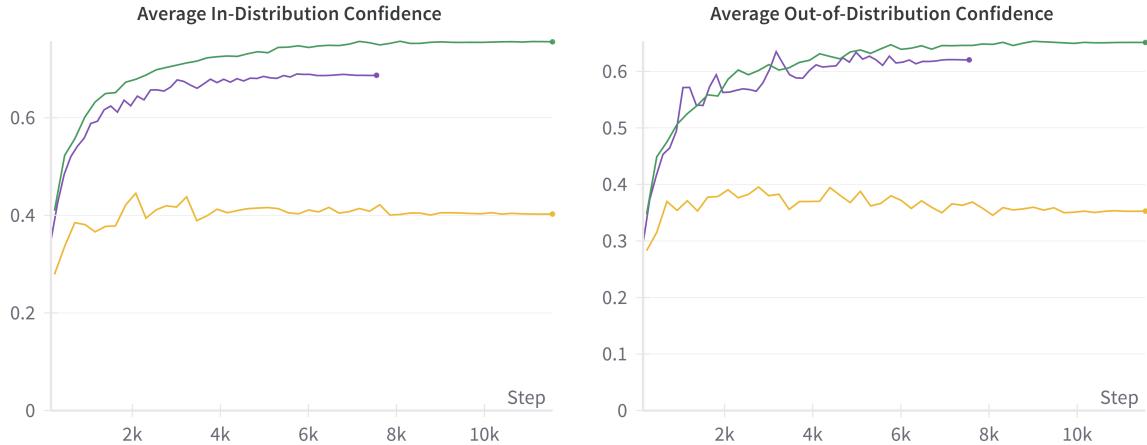


Abbildung 4.7: ID- und OOD-Confidence während der linearen Klassifikation (**Lila**: Versuch 1, **Grün**: Versuch 2, **Gelb**: Versuch 3).

Ähnliches kann in Bezug auf die Top-1 Accuracy beobachtet werden. Die Trainingsgenauigkeit ist bei Versuch 3 deutlich niedriger als bei den anderen Versuchen, während die Validierungsgenauigkeit ein ähnlich hohes Niveau erreicht.

Die ID-Confidence ist bei Versuch 2 deutlich höher als bei Versuch 1, während die OOD-Confidence bei beiden Versuchen vergleichbar bleibt. Versuch 3 zeigt jedoch die niedrigsten Confidence-Werte, sowohl für ID als auch für OOD, und hat auch den niedrigsten Abstand zwischen den beiden Werten. In der Trainingskurve ist dabei kaum Konvergenz zu erkennen.

In [Tabelle 4.1](#) sind die Testergebnisse der linearen Klassifikation zusammengefasst.

Tabelle 4.1: Testergebnisse der linearen Klassifikation.

| Versuch | Top-1 Accuracy | ID-/OOD-Confidence (Δ) |
|---------|----------------|---------------------------------|
| 1 | 71.4% | 0.69 / 0.62 (0.07) |
| 2 | 77.5% | 0.76 / 0.65 (0.11) |
| 3 | 75.3% | 0.40 / 0.35 (0.05) |

4.3 Vergleich der Ergebnisse

Als Grundlage für die Diskussion und Beantwortung der Forschungsfragen werden die Ergebnisse mit und ohne In-Distribution- und Near Out-of-Distribution-Augmentationen verglichen. Es wird auf die Klassifikations-Performance (Accuracy) und die Out-of-Distribution-Detektion (ID-/OOD-Confidence) eingegangen.

4.3.1 Mit und ohne In-Distribution-Augmentationen

Die Klassifikations-Performance der Modelle verbesserte sich durch die In-Distribution-Augmentationen. Die Top-1 Accuracy stieg von 71.4% auf 77.5% und die ID-Confidence von 0.69 auf 0.76. Die OOD-Confidence stieg zwar ebenfalls von 0.62 auf 0.65, doch der Abstand zwischen ID- und OOD-Confidence wurde von 0.07 auf 0.11 angehoben.

Die Verbesserung der Performance durch die In-Distribution-Augmentationen ist auf die bessere Generalisierung der Modelle zurückzuführen. Die Modelle lernen durch die Augmentationen, die Objekte besser zu erkennen und zu klassifizieren, was sich in einer höheren Accuracy und ID-Confidence widerspiegelt. Die OOD-Confidence steigt ebenfalls, jedoch nicht so stark wie die ID-Confidence, was zu einem größeren Abstand zwischen den beiden Werten führt.

4.3.2 Mit und ohne Near Out-of-Distribution-Augmentationen

Die Klassifikations-Performance der Modelle verschlechterte sich durch die Near Out-of-Distribution-Augmentationen. Die Top-1 Accuracy sank von 77.5% auf 75.3% und die ID-Confidence von 0.76 auf 0.40. Die OOD-Confidence sank ebenfalls von 0.65 auf 0.35, wobei der Abstand zwischen ID- und OOD-Confidence von 0.11 auf 0.05 verringert wurde.

Die Verschlechterung der Performance durch die Near Out-of-Distribution-Augmentationen ist auf die schlechtere Generalisierung der Modelle zurückzuführen. Die Modelle lernen durch die Augmentationen, die Objekte schlechter zu erkennen und zu klassifizieren, was sich in einer niedrigeren Accuracy und ID-Confidence widerspiegelt. Die OOD-Confidence sinkt ebenfalls, jedoch nicht so stark wie die ID-Confidence, was zu einem kleineren Abstand zwischen den beiden Werten führt.

5 Diskussion

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse dieser Arbeit interpretiert und im Kontext der Forschungsfragen diskutiert. Dabei wird auf die Eignung von DA-Fusion zur Generierung synthetischer Daten sowie auf die Wirksamkeit von Near Out-of-Distribution-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning eingegangen.

5.1 Eignung von DA-Fusion für die synthetische Datengenerierung

Die Ergebnisse zeigen, dass die Anwendung von DA-Fusion zur Generierung synthetischer Daten vielversprechend ist. Die erzeugten Augmentationen wiesen, wie in [Unterabschnitt 4.1.1](#) beschrieben, eine hohe visuelle Qualität auf, insbesondere Im Vergleich zur Methode Perfusion ist DA-Fusion in der Lage, die Gebrauchszustände akkurat darzustellen und dennoch die Variation innerhalb der Daten zu erhöhen. Der einstellbare Grad der Variation ermöglicht es, die synthetischen Daten an die spezifischen Anforderungen des Anwendungsfalls anzupassen.

Die Steigerung der Accuracy von 71.4% auf 77.5% zeigt, dass die synthetischen Daten einen positiven Einfluss auf die Generalisierung haben können. Dass der Abstand zwischen ID- und OOD-Confidence-Werten vergrößert wurde, deutet darauf hin, dass die synthetischen Daten die Klassifikationsentscheidungen des Modells robuster gemacht haben. Dies könnte darauf hindeuten, dass die synthetischen Daten die Repräsentationen der In-Distribution-Daten verbessert haben, sodass das Modell besser zwischen verschiedenen Klassen unterscheiden kann. Um dies genauer zu untersuchen, könnte eine Visualisierung des erlernten Repräsentationsraums mittels t-SNE (van der Maaten & Hinton, [2008](#)) oder UMAP (McInnes et al., [2020](#)) hilfreich sein, was jedoch über den Rahmen dieser Arbeit hinausgeht.

Auf Grund der Tatsache, dass die Validierungsbilder die selben Laborbedingungen abbilden wie die Trainingsbilder, bleibt jedoch die Frage offen, wie sich das Training mit den synthetischen Daten auf die Generalisierung auf neue, reale Szenarien auswirkt.

Ein Nachteil von DA-Fusion ist der Rechen- und Zeitaufwand, der sich aus dem Fine-tuning des Stable Diffusion-Modells mit neuen Text-Embeddings für jede Klasse ergibt. Dabei ist auch die Anpassung der Hyperparameter nicht trivial und erfordert eine sorgfältige Abstimmung.

Des Weiteren ist zu beachten, dass DA-Fusion primär als Methode zur Datenaugmentation entwickelt wurde. Der Fokus dieser Arbeit richtete sich ausgehend von dem Anwendungsfall allerdings vor allem auf die synthetische Datengenerierung, um den MVIP-Datensatz erweitern. Im Kontext des Contrastive Learning wäre es interessant zu untersuchen, wie sich das Lernen der Repräsentationen verhält, wenn die unterschiedlichen Ansichten eines Bildes aus DA-Fusion generiert werden, anstatt herkömmliche Augmentationen zu verwenden.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass DA-Fusion eine vielversprechende Methode zur Generierung synthetischer Daten ist, die die Generalisierungsfähigkeit von Modellen verbessern kann. Die Anwendung von DA-Fusion im Contrastive Learning könnte ein interessantes Forschungsfeld darstellen, um die Repräsentationen von Bildern weiter zu verbessern.

5.2 Wirksamkeit von Near Out-of-Distribution-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning

Während die In-Distribution-Augmentationen eine positive Wirkung auf die Klassifikationsleistung hatten, zeigte sich ein gegenteiliger Effekt bei den Near Out-of-Distribution-Augmentationen. Die Top-1 Accuracy sank von 77.5% auf 75.3%, und auch die Confidence-Werte (ID und OOD) verschlechterten sich signifikant.

Die Ergebnisse könnten auf mehrere Faktoren zurückzuführen sein: 1) die Qualität der synthetisch erzeugten OOD-Daten, 2) die Komprimierung der Repräsentationen der ID-Daten und 3) die Implementierung der Near OOD-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning.

Die Qualität der synthetisch erzeugten OOD-Daten war oft mangelhaft, mit deutlichen Artefakten oder sogar vollständiger Entkopplung vom ursprünglichen Konzept. Diese Daten können als „Far OOD“ klassifiziert werden, da sie zu weit von den In-Distribution-Daten entfernt sind, um als Hard Negatives zu fungieren. Es ist allerdings schwierig zu evaluieren, welche der OOD-Daten tatsächlich als Hard Negatives fungiert haben und welche nicht.

Die Verwendung dieser ungenauen OOD-Daten könnte die Repräsentationen der ID-Daten negativ beeinflusst haben. Das Modell könnte gelernt haben, zwischen den synthetischen OOD-Daten und den ID-Daten zu unterscheiden, anstatt zwischen den Klassen. Dies könnte

dazu geführt haben, dass die Repräsentationen der ID-Daten „in die Mitte“ des Repräsentationsraums komprimiert wurden, was es für das Modell schwieriger machte, zwischen den Klassen zu unterscheiden.

Auch die Implementierung der Near OOD-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning war eine Herausforderung. Die richtige Anpassung der Loss-Funktion, um Near OOD-Daten als Hard Negatives effektiv zu nutzen, erwies sich als komplex. Im gewählten Ansatz wurden sowohl ID- als auch OOD-Augmentationen unter die normalen Trainingsbilder gemischt. Die Maskierung der kontrastiven Paare stellte zwar sicher, dass nur die ID-Augmentationen als Positives und die OOD-Augmentationen als Negatives verwendet wurden, jedoch unterscheidet sich somit auch die Anzahl der tatsächlich verwendeten Paare für jedes Batch. Dies könnte zu einer Verzerrung der Loss-Funktion geführt haben und sich auf unerwünschte Weise auf das Training ausgewirkt haben.

Um die Wirksamkeit von Near OOD-Augmentationen zu verbessern, könnten verschiedene Ansätze verfolgt werden. Zum einen könnte die Qualität der synthetisch erzeugten OOD-Daten verbessert werden, indem beispielsweise andere Augmentationsstärken ausprobiert werden. Zum anderen könnte die Implementierung der Near OOD-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning überdacht werden, um die Repräsentationen der ID-Daten nicht zu beeinträchtigen. Eine Möglichkeit wäre eine Hard Negative Sampling-Strategie wie in (Jiang et al., 2024), bei der nur negativ-Beispiele aus einer gewissen Nähe im Repräsentationsraum ausgewählt werden.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die Near OOD-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning nicht den gewünschten Effekt hatten. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Qualität der synthetisch erzeugten OOD-Daten und die Implementierung der Near OOD-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning verbessert werden müssen, um die Robustheit des Modells gegenüber OOD-Daten zu erhöhen.

6 Fazit

Die synthetische Datengenerierung hat sich in den letzten Jahren als effektive Methode zur Verbesserung der Bildklassifikation etabliert. In dieser Arbeit wurde untersucht, wie sich Stable Diffusion-basierte Datenaugmentationen und Supervised Contrastive Learning (SCL) auf die Klassifikationsleistung auswirken. Durch den Einsatz von DA-Fusion zur Generierung von synthetischen Daten konnte eine signifikante Verbesserung der Modellgenauigkeit für In-Distribution-Daten (ID) erzielt werden. Die synthetischen Augmentationen trugen zur Steigerung der Modellgenauigkeit bei, indem sie die Generalisierungsfähigkeit des Modells verbesserten. Allerdings zeigte sich, dass Near Out-of-Distribution (OOD) Augmentationen im SCL nicht die erwartete Leistungssteigerung erbrachten, sondern die Klassifikationsgenauigkeit negativ beeinflussten.

6.1 Zusammenfassung der wichtigsten Erkenntnisse

In dieser Arbeit wurde untersucht, wie sich Stable Diffusion-basierte Datenaugmentationen und Supervised Contrastive Learning (SCL) auf die Bildklassifikation auswirken. Durch den Einsatz von DA-Fusion zur synthetischen Datengenerierung konnte eine signifikante Verbesserung der Klassifikationsleistung für In-Distribution-Daten (ID) festgestellt werden. Die synthetischen Augmentationen zeigten eine hohe visuelle Qualität und trugen zur Steigerung der Modellgenauigkeit bei, indem sie die Generalisierungsfähigkeit des Modells verbesserten. Allerdings zeigte sich, dass Near Out-of-Distribution (OOD) Augmentationen im SCL nicht die erwartete Leistungssteigerung erbrachten, sondern die Klassifikationsgenauigkeit negativ beeinflussten.

Die Hauptgründe hierfür liegen in der mangelhaften Qualität der OOD-Daten und der Herausforderung, diese korrekt in die kontrastive Lernstrategie zu integrieren. Während ID-Augmentationen erfolgreich in das Training eingebunden werden konnten, führten Near OOD-Daten zu einer Verschlechterung der Repräsentationen, was auf die Komplexität ihrer Implementierung und die Auswahl der Hard Negatives im SCL zurückzuführen ist.

6.2 Beantwortung der Forschungsfragen

Die Forschungsfragen dieser Arbeit lauteten:

1. Wie gut eignet sich DA-Fusion zur Generierung synthetischer Daten für die Bildklassifikation?
2. Inwiefern tragen Near Out-of-Distribution-Augmentationen im Supervised Contrastive Learning zur Verbesserung der Modellgenauigkeit bei?

Zur ersten Forschungsfrage konnte gezeigt werden, dass DA-Fusion eine vielversprechende Methode zur Generierung von In-Distribution-Augmentationen darstellt. Diese synthetischen Daten führten zu einer klaren Verbesserung der Modellgenauigkeit und der Robustheit gegen Datenvariationen.

Die zweite Forschungsfrage ergab hingegen, dass Near OOD-Augmentationen im gewählten Ansatz nicht effektiv waren. Statt einer Verbesserung der Klassifikationsergebnisse führten sie zu einer Reduktion der Modellgenauigkeit, was insbesondere auf die unzureichende Qualität der OOD-Daten und die Herausforderung der Loss-Funktion beim Umgang mit Near OOD-Daten im SCL zurückzuführen ist.

6.3 Ausblick und potenzielle Weiterentwicklungen

Diese Arbeit zeigt Potenziale und Herausforderungen bei der Verwendung von synthetischen Augmentationen im Kontext des Contrastive Learning auf. Zukünftige Forschungen könnten folgende Aspekte untersuchen:

- *Verbesserung der OOD-Datenqualität:* Eine präzisere Kontrolle über die Erzeugung von Near OOD-Daten könnte die Robustheit des Modells erhöhen. Der Einsatz fortgeschrittenster Techniken zur Qualitätssicherung synthetischer Daten wäre ein vielversprechender Ansatz.
- *Optimierung der kontrastiven Lernstrategie:* Die Integration von Methoden wie Hard Negative Sampling könnte die Effektivität der Near OOD-Augmentationen erhöhen. Auch die Anpassung der Loss-Funktion könnte helfen, die Balance zwischen ID- und OOD-Daten besser zu steuern.
- *Transfer auf reale Szenarien:* Die Anwendung der generierten synthetischen Daten auf reale Bildklassifizierungsprobleme wäre ein weiterer Schritt, um die Generalisierung der Modelle zu validieren. Hierbei wäre es interessant zu sehen, wie gut die synthetischen Augmentationen unter variierenden realen Bedingungen funktionieren.

Abschließend bleibt festzuhalten, dass Stable Diffusion-basierte Datenaugmentationen das Potenzial haben, die Bildklassifikation signifikant zu verbessern. Die Herausforderungen bei der Einbindung von Near OOD-Daten erfordern jedoch weiterführende Forschung, um ihr volles Potenzial im Supervised Contrastive Learning auszuschöpfen.

Literatur

- Burgmer, C. (2005, Juli). *Schema eines künstlichen Neurons* [Lizenziert unter der Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported Lizenz: <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/deed.en>. Editierte Beschriftung.]. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ArtificialNeuronModel.png>
- Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M., & Hinton, G. (2020). A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations.
- Cun, Y. L., Boser, B., Denker, J. S., Howard, R. E., Hubbard, W., Jackel, L. D., & Henderson, D. (1989). Handwritten digit recognition with a back-propagation network. In *Advances in Neural Information Processing Systems 2* (S. 396–404). Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Foster, D. (2020). *Generatives Deep Learning*. O'Reilly.
- Gal, R., Alaluf, Y., Atzmon, Y., Patashnik, O., Bermano, A. H., Chechik, G., & Cohen-Or, D. (2022). An Image is Worth One Word: Personalizing Text-to-Image Generation using Textual Inversion. <https://arxiv.org/abs/2208.01618>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Networks. <https://arxiv.org/abs/1406.2661>
- Google for Developers. (2022). *Overview of GAN Structure* [Lizenziert unter der Creative Commons Attribution 4.0 Lizenz: <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>]. https://developers.google.com/machine-learning/gan/gan_structure
- Guo, C., Pleiss, G., Sun, Y., & Weinberger, K. Q. (2017). On Calibration of Modern Neural Networks. <https://arxiv.org/abs/1706.04599>
- Hendrycks, D., & Gimpel, K. (2018). A Baseline for Detecting Misclassified and Out-of-Distribution Examples in Neural Networks. <https://arxiv.org/abs/1610.02136>
- Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. *Science*, 313(5786), 504–507. <https://doi.org/10.1126/science.1127647>
- Jiang, R., Nguyen, T., Ishwar, P., & Aeron, S. (2024). Supervised Contrastive Learning with Hard Negative Samples. <https://arxiv.org/abs/2209.00078>
- Keshtmand, N., Santos-Rodriguez, R., & Lawry, J. (2022). Understanding the properties and limitations of contrastive learning for Out-of-Distribution detection.

- Khosla, P., Teterwak, P., Wang, C., Sarna, A., Tian, Y., Isola, P., Maschinot, A., Liu, C., & Krishnan, D. (2021). Supervised Contrastive Learning.
- Kim, J., Lee, H., Chang, J., & Park, S. M. (2023). Generalized Supervised Contrastive Learning. <https://arxiv.org/abs/2206.00384>
- Kingma, D. P., & Welling, M. (2013). Auto-Encoding Variational Bayes. <https://arxiv.org/abs/1312.6114>
- Koch, P., Schlüter, M., Briese, C., & Chavan, V. (2023, November). MVIP: A Dataset for Industrial Part Recognition. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.24406/fordatis/300>
- Liang, S., Li, Y., & Srikant, R. (2020). Enhancing The Reliability of Out-of-distribution Image Detection in Neural Networks. <https://arxiv.org/abs/1706.02690>
- Liu, R. (2021). Understand and Improve Contrastive Learning Methods for Visual Representation: A Review. <https://arxiv.org/abs/2106.03259>
- McInnes, L., Healy, J., & Melville, J. (2020). UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction. <https://arxiv.org/abs/1802.03426>
- Meng, C., He, Y., Song, Y., Song, J., Wu, J., Zhu, J.-Y., & Ermon, S. (2022). SDEdit: Guided Image Synthesis and Editing with Stochastic Differential Equations. <https://arxiv.org/abs/2108.01073>
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill.
- Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., Sastry, G., Askell, A., Mishkin, P., Clark, J., Krueger, G., & Sutskever, I. (2021). Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision. <https://arxiv.org/abs/2103.00020>
- Ramesh, A., Dhariwal, P., Nichol, A., Chu, C., & Chen, M. (2022). Hierarchical Text-Conditional Image Generation with CLIP Latents. <https://arxiv.org/abs/2204.06125>
- ReziProK. (n. d.). *EIBA - Sensorische Erfassung, automatisierte Identifikation und Bewertung von Altteilen anhand von Produktdaten sowie Informationen über bisherige Lieferungen* [Aufgerufen: 13.09.2024]. <https://innovative-produktkreislaeufe.de/Projekte/EIBA.html>
- Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022). High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. <https://arxiv.org/abs/2112.10752>
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533–536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- Saha, S. (2018). *A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks - the ELI5 way* [Aufgerufen: 17.09.2024]. <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>
- Shen, B. (2021). E-commerce Customer Segmentation via Unsupervised Machine Learning. *The 2nd International Conference on Computing and Data Science*. <https://doi.org/10.1145/3448734.3450775>
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, 6. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>

- Sohl-Dickstein, J., Weiss, E. A., Maheswaranathan, N., & Ganguli, S. (2015). Deep Unsupervised Learning using Nonequilibrium Thermodynamics. <https://arxiv.org/abs/1503.03585>
- Tian, Y. (2023). *SupContrast* [GitHub Repository]. <https://github.com/HobbitLong/SupContrast>
- Tian, Y., Fan, L., Isola, P., Chang, H., & Krishnan, D. (2023). StableRep: Synthetic Images from Text-to-Image Models Make Strong Visual Representation Learners. <https://arxiv.org/abs/2306.00984>
- Trabucco, B. (2024). *DA-Fusion* [GitHub Repository]. <https://github.com/brandontrabucco/da-fusion>
- Trabucco, B., Doherty, K., Gurinas, M., & Salakhutdinov, R. (2023). Effective Data Augmentation With Diffusion Models. <https://arxiv.org/abs/2302.07944>
- van der Maaten, L., & Hinton, G. (2008). Visualizing Data using t-SNE. *Journal of Machine Learning Research*, 9(86), 2579–2605. <http://jmlr.org/papers/v9/vandermaaten08a.html>
- Wagner, M. (2022, Juni). *BMBF-Fördermaßnahme „Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft - Innovative Produktkreisläufe (ReziProK)“* [ReziProK Transferkonferenz am 23. und 24. Juni 2022 im Tagungswerk, Berlin]. https://innovative-produktkreislaeufe.de/Projekte/EIBA/_/ReziProK_Statuskonferenz_Presentation_EIBA_2022_06_23_final.pdf
- Zhou, Z.-H. (2021). *Machine Learning*. Springer.

Anhang

Tabelle 1: Auswahl der 20 Klassen aus der Oberklasse „CarComponent“ für den MVIP-Teildatensatz.

| Klasse | Material | Textur | Gebrauchszustand |
|-----------------------|-------------------|---------------------------|---------------------------------|
| Repstar_RPS_201300 | 'Iron' | 'Metallic', 'Stains' | 'Dirty' |
| bosch_0986040600 | 'Iron', 'Plastik' | 'rough', 'hard' | 'Used', 'Old', 'Dirty' |
| eiba_5_4 | | | |
| cargo_object | 'Iron' | 'rough', 'hard', 'rubber' | 'Used', 'Old', 'Rusty' |
| bosch_1005831623 | 'Iron' | 'rough', 'hard' | 'Used', 'Old', 'Rusty' |
| eiba_Denso_9_3 | 'Iron' | 'Metallic', 'Stains' | 'Old' |
| bosch_0123100003 | 'Iron', 'Plastik' | 'rough', 'hard' | 'Used', 'Old', 'Dirty' |
| casco_cst10287AS | 'Iron' | 'Metallic' | 'Used' |
| Bosch_eiba_9_1 | 'Iron' | 'Metallic', 'rough' | 'Dirty' |
| Bosch_BR28_N1 | 'Iron', 'Plastik' | 'Metallic', 'Stains' | 'Dirty' |
| vw_ag_03G_903_023_F | 'Iron', 'Plastik' | 'Metallic', 'rough' | 'Old', 'Used' |
| Denso_83631750 | 'Iron', 'copper' | 'Metallic' | 'Used' |
| Prestolite_1121 | 'Iron', 'Plastik' | 'Metallic', 'hard' | 'Used' |
| eiba_5_16 | 'Iron' | 'Stains', 'hard', 'rough' | 'Dirty', 'Old', 'Rusty', 'Used' |
| eiba_9_5 | 'Iron' | 'Metallic' | 'Dirty' |
| VW_AG_068911024H | 'Iron' | 'Metallic', 'smooth' | 'Dirty' |
| hellr_8ea_011610411 | 'Iron', 'Plastik' | 'hard', 'rough' | 'Old', 'Rusty', 'Used' |
| Hella_8EA_011_610_221 | 'Iron' | 'Metallic', 'Shiny' | 'Used' |
| eiba_7_19 | 'Iron' | 'hard', 'rough' | 'Dirty', 'Old', 'Rusty' |
| 821128 | 'Iron' | 'Metallic', 'Stains' | 'Dirty' |

Eigenständigkeitserklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit mit dem Titel

Contrastive Learning mit Stable Diffusion-basierter Datenaugmentation

selbstständig und nur mit den angegebenen Hilfsmitteln verfasst habe. Alle Passagen, die ich wörtlich aus der Literatur oder aus anderen Quellen wie z. B. Internetseiten übernommen habe, habe ich deutlich als Zitat mit Angabe der Quelle kenntlich gemacht.

Hamburg, 20. September 2024