

Table of Contents

Table of Contents	1
3-D Datenrekonstruktion mit generative Adversarial Networks	3
1 <i>Andreas Wiegand</i>	
1 Einleitung	3
1.1 Objectives	4
1.2 Outline	5
2 Grundlagen und ähnliche Arbeiten	5
2.1 künstliche Neuronale Netzwerke	6
2.1.1 Backpropagation Algorithmus	9
2.1.2 momentum	10
2.1.3 Batch Normalisation	11
2.1.4 Ziel-Funktion	14
2.2 Datenformat	17
2.2.1 Woher stammen die Daten	17
2.2.2 Das Problem mit 3D-Data	17
2.3 Deep Learning und Informationstheorie	19
2.4 Convolution Neural Networks	20
2.5 Generative Modelle	23
2.5.1 autoencoder	23
2.5.2 Zielfunktion Autoencoder	23
.....	23
2.6 Generative Adversarial Network	25
2.6.1 Probleme mit Generative Adversarial Networks	29
2.6.2 Lösungsansätze für Generative Adversarial Networks	30
2.6.3 Conditional Adversarial Networks	31
2.7 Conditional-GAN	32
2.8 3D-GAN	33
3 Methoden	33
3.1 Aufbau	34
3.1.1 Datensatz 1. Versuchsaufbau	34
3.1.2 Datensatz 2. Versuchsaufbau	34
3.1.3 Trainingsaufbau - GAN	34
3.1.4 Trainingsaufbau 2 - CGAN für	38
3.2 Ergebnis	41
4 Evaluation und Ergebnisse	41
5 Zusammenfassung und Diskussion	41

Abbildungsverzeichnis	42
Tabellenverzeichnis	43
Literaturverzeichnis	44
KDE K Desktop Environment	
SQL Structured Query Language	
Bash Bourne-again shell	
JDK Java Development Kit	
VM Virtuelle Maschine	
CGAN Conditional Adversarial Networks	
PIX2PIX Image-to-Image GAN	

3-D Datenrekonstruktion mit generative Adversarial Networks

Andreas Wiegand

Master These in künstlicher Intelligenz

Zusammenfassung. Generative Adversarial Network(GAN) ist ein künstliches neuronales Netzwerk(ANN) aus dem Bereich der generativen Modelle. Die Aufgabe des GANs ist es, die Wahrscheinlichkeitsverteilung von Trainingsdaten zu erlernen und dadurch anschließend neue Samples aus dieser Wahrscheinlichkeitsverteilung zu generieren. Man erhofft sich, den hohen Datenaufwand beim trainieren von ANN zu umgehen und durch GANs neue Trainingsdaten zu generieren. Ziel dieser Arbeit ist es das Konzept von GANs auf 3D-Scans von Tabakblättern anzuwenden um die Wahrscheinlichkeitsverteilung von 3D-Daten zu erlernen. Ein weiteres Ziel ist es heraus zu finden ob mit Hilfe von GANs es möglich ist 3D-Daten welche beispielsweise beim Scannen unvollständig sind ergänzen zu können. Im Folgenden wird auf die Theorie von GANs eingegangen, wie deren Aufbau und deren zugrunde liegendes mathematische Modell. Anschließend werden die Methoden des Experimentes präsentiert sowie die Ergebnisse diskutiert.

1 Einleitung

Um genauere Prognosen über Erntemenge und frühzeitiger Erkennung von Krankheiten zu treffen werden 3D-Scan verfahren eingesetzt welche Pflanzen scannen und damit 3D-Daten liefern welche zur weiterverarbeitung von Machine-Learning Ansätzen benötigt werden. [EVLUT BILD EINBAUEN UND GENAUER AUF SCANVERFAHRENE INGEHEN]. Jedoch sind diese Scanverfahren wie jede Informationsübertragung mit sogenannten rauschen verbunden das heißt die Information vom Empfänger zum Sender wird verändert und behält nicht die ursprünglichen Inhalt. Beispiele dafür waren ein Blatt verdeckt ein anderes Blatt und lässt die Sensoren des Scanner nicht zu das unter trunder liegende Blatt zu erfassen. Um nun diesen Verlust von Daten zu verhindert muss geprüft werden ob die Möglichkeit besteht diese Daten zu reparieren in dem sie ergänzt werden. In dieser Arbeit wird ein Ansatz überprüft welcher es Möglich machen kann dieses Verhalten zu erhalten. Ein Ansatz der dafür Verwendet werden kann ist Deep Learning bei dem man das Deep Learning Modell den unterschied zwischen Reparierten und nicht reparierten Daten erlernt kann es rückschlüsse zeihen und selber Daten reparieren.

Deep learning, however, gained much popularity across many academic disciplines in recent years and has been used in computer vision successfully to

produce state-of-the-art results for various tasks. It is described as the application of multiple processing layers to produce multiple levels of representation. It is therefore capable of learning higher level representations of raw data, that can be used for the intended task, e.g. classification of an image. The most common realization are artificial neural networks (ANN) and especially convolutional neural networks (CNN) for processing data with a grid-like topology, e.g. images. Several publications have shown the effectiveness of CNNs for instance segmentation of plant leaves on images (e.g. Ren and Zemel, 2016). But there is a lack of research in applying deep neural networks to 3D representations of plants.

In den letzten Jahren haben sich im Deep Learning Bereich besonders die discriminativen Modelle hervorgehoben, welche Input Daten wie Bilder, Audio oder Text Daten zu bestimmte Klassen zuordnen. Der Grund für das steigende Interesse liegt in der niedrigen Fehlerrate bei discriminativen Aufgaben, im Vergleich zu anderen Maschine Learning Ansätzen, wie Decision Trees oder Markov Chains (Goodfellow, Bengio, Courville, & Bengio, 2016). Die Modelle lernen eine Funktion welche Input Daten X auf ein Klassen Label Y abbildet. Die Modelle werden dabei von ANN repräsentiert. Man kann auch sagen das Modell lernt die bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(Y|X)$ (Ng & Jordan, 2002). Generative Modelle haben die Aufgabe die Wahrscheinlichkeitsverteilung von Trainingsdaten zu erlernen. Es lernt eine multivariate Verteilung $P(X, Y)$, was dank der Bayes Regel auch zu $P(Y|X)$ umgeformt werden kann und somit kann das Modell auch für discriminativen Aufgaben herangezogen werden. Gleichzeitig können aber neue (x,y) Paare erzeugt werden, was zu dem Ergebnis von neuen Datensätzen führt welche nicht Teil der Trainingssample sind (Ng & Jordan, 2002). In diesem Paper wird speziell auf GAN, aus der Vielzahl von generativen Modellen eingegangen. Diese wurden von Goodfellow (Goodfellow et al., 2014) entwickelt und ebneten den Weg für Variationen, welche auf der Grundidee von GANs aufbauen. 2017 wurden alleine 227 neue Paper zu diesem Thema vorgestellt. Ein Grund weshalb GAN an Popularität gewinnt ist der, dass neuronale Netzwerke mit Zunahme der Trainingsdatenanzahl eine Erhöhung der Performance für die sie Trainiert werden zeigen. Was bedeutet, dass sich mit Zunahme der Datenanzahl die Chance auf eine bessere Performance der Neuronalen Netzwerke ergibt (Halevy, Norvig, & Pereira, 2009). An diesem Punkt erhofft man sich durch GANS mehr qualitative Daten zu erzeugen und somit das Trainingsergebnis zu discriminativen Modelle zu verbessern.

1.1 Objectives

In den letzten Jahren haben sich im Deep Learning Bereich besonders die discriminativen Modelle hervorgehoben, welche Input Daten wie Bilder, Audio oder Text Daten zu bestimmte Klassen zuordnen. Der Grund für das steigende Interesse liegt in der niedrigen Fehlerrate bei discriminativen Aufgaben, im Vergleich zu anderen Maschine Learning Ansätzen, wie Decision Trees oder Markov Chains (Goodfellow et al., 2016). Die Modelle lernen eine Funktion welche Input Daten X auf ein Klassen Label Y abbildet. Die Modelle werden dabei von ANN

repräsentiert. Man kann auch sagen das Model lernt die bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(Y|X)$ (Ng & Jordan, 2002). Generative Modelle haben die Aufgabe die Wahrscheinlichkeitsverteilung von Trainingsdatendaten zu erlernen. Es lernt eine multivariate Verteilung $P(X, Y)$, was dank der Bayes Regel auch zu $P(Y|X)$ umgeformt werden kann und somit kann das Modell auch für discriminativen Aufgaben herangezogen werden. Gleichzeitig können aber neue (x,y) Paare erzeugt werden, was zu dem Ergebnis von neuen Datensätzen führt welche nicht Teil der Trainingssample sind (Ng & Jordan, 2002). In diesem Paper wird speziell auf GAN, aus der Vielzahl von generativen Modellen eingegangen. Diese wurden von Goodfellow (Goodfellow et al., 2014) entwickelt und ebneten den Weg für Variationen, welche auf der Grundidee von GANs aufbauen. 2017 wurden alleine 227 neue Paper zu diesem Thema vorgestellt. Ein Grund weshalb GAN an Popularität gewinnt ist der, dass neuronale Netzwerke mit Zunahme der Trainingsdatenanzahl eine Erhöhung der Performance für die sie Trainiert werden zeigen. Was bedeutet, dass sich mit Zunahme der Datenanzahl die Chance auf eine bessere Performance der Neuronalen Netzwerke ergibt (Halevy et al., 2009). An diesem Punkt erhofft man sich durch GANS mehr qualitative Daten zu erzeugen und somit das Trainingsergebnis zu discriminativen Modelle zu verbessern.

1.2 Outline

Diese Arbeit ist folgender Maßen strukturiert. In Kapitel 2 "Grundlagen und ähnliche Arbeiten" werden theoretische Grundlagen welche für diese Arbeit benötigt wird genauer beleuchtet. Außerdem sollen vorrangegeganngen Arbeiten welche einfluß auf diese Ausüben vorgestellt werden um zu veranschaulichen aus welchen Gründen diese Funktionieren kann.

Kapitel 3 - stellt die Arbeit an sich vor. Welche Methoden gewählt wurden ob diese zu Entwickeln und Auszuführen. Die Trainingsdaten werden vorgestellt und Modelle aufgezeigt.

Kapitel 4 - Gibt ausführliche Angaben über die Ergebnisse von den Experimenten und evaluiert sie für ihre Aussagekraft.

Kapitel 5 - Gibt eine Zusammenfassung über die Arbeit und wird sie kritisch Diskutieren. Desweiteren wird ein Ausblick erstellt inwiefern das Ergebnis für zukünftige Arbeiten von relevanz ist.

2 Grundlagen und ähnliche Arbeiten

Im folgenden Kapitel wird auf theoretische Grundlagen eingegangen, welche zum Verständnis für Arbeit benötigt werden. Zunächst werden generative Modelle im Allgemeinen vorgestellt, welche den Grundgedanken der Datengeneration für GANs aufzeigen. Darauf folgend werden Convolutional Neuronale Netzwerke

vorgestellt, aus welchen GANs aufgebaut werden können, um mit Bild Daten zu arbeiten.

2.1 künstliche Neuronale Netzwerke

Künstliche Neuronale Netzwerke(ANN) haben das Ziel ein Funktion f^* zu approximieren. Dabei werden Parameter Θ eines Models so angepasst, um die Abbildung von $y = f(x;\Theta)$ zu approximieren. Die Modelle werden auch als feed-forward Neuronale Netzwerke betitelt weil der Informationsfluss des Models von Input zu Output fließt und keine Rekursion von Output zu Input statt findet. ANN können aus mehreren Schichten sogenannten Hidden Layer besteht welche als $f(x)=f^{(2)}(f^{(1)}(x))$ wobei n für die Anzahl der Layer steht und $n \geq 1$ ist. Ein 2-Layer ANN ist dann definiert durch $f^{(n)}$ Es gibt den Input layer welche den Input in das Netzwerk aufnimmt. Hat man ein ANN mit mehreren Layern spricht man auch von Deep Learning. Im vorherigen Beispiel ist dies $f^{(1)}$ und der letzte layer des Netzwerkes wird Output Layer genannt. Im vorherigen Beispiel wäre das $f^{(2)}$ (Goodfellow et al., 2016).

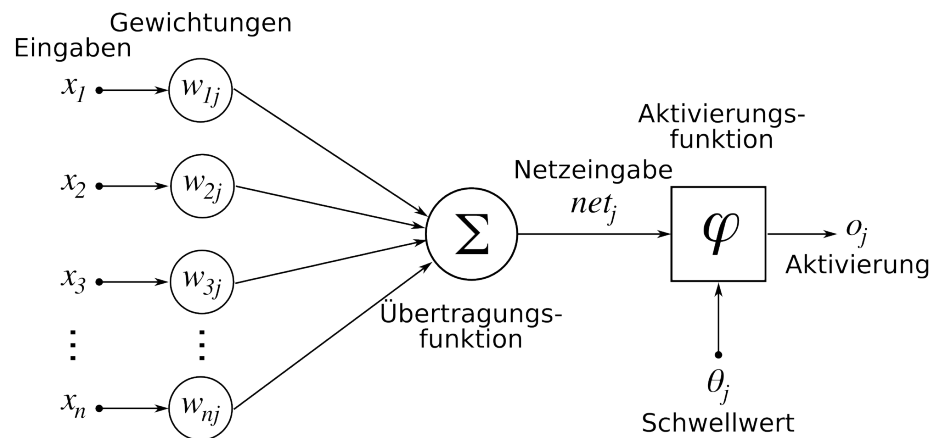


Abb. 1. künstliches Neuron

Jeder Layer besteht aus künstliche Neuronen diese haben ihren Namesgeber von der aus der Natur stammende Neuron in Gehirnen von Lebewesen. Neuronen sind die Bausteine aus denen die Gehirne von Lebewesen, wie Fische, Vögel, Säugetiere zusammen gesetzt sind. Neuronen oder auch Nervenzellen bestehen in eine Zellkern der Zetrum der Zelle um sie herum sind dendriten. Neuronen sind untereinander mit den Axon verbunden.axon haben an den enden Synapen welche die grenze von Axon zur Nervenzelle einen Spalt bilde. Dieser Spalt überunden indem von der Synapse botenstoffe abgesendet werden welche sich dann an Rezeptor der Zelle anhaften. Diese Übertragung findet statt wenn an

der Synapse ein bestimmter Schwellenwert überschritten wurde von elektrischen reizen welche die Zelle abfeuert lässt. Künstliche Neuronen haben diese Schwellenwert durch sogenannte Gewichte w_{ij} diese sind auf den Verbindungen zwischen den Neuronen in den unterschiedlichen layern im Netzwerk

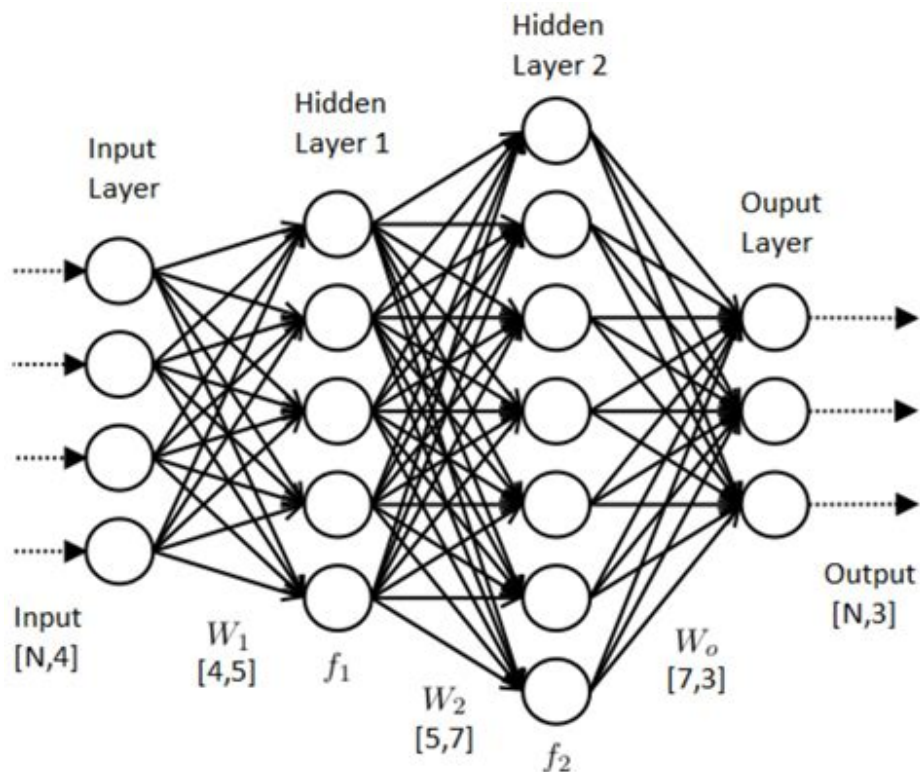


Abb. 2. künstliches neuronales Netzwerk

Jeder Layer eines ANN besteht aus mehreren Neuronen. Ein Neuron θ kann mehrere Input X_n erhalten und produziert einen Output ω . Die Berechnungen, welche von den Neuron durchgeführt werden, ist zunächst jeden Input X_n mit einem Gewicht w_{ij} zu multiplizieren wobei. Anschließend wird die Summe von $x \cdot w$ gebildet. Das Ergebnis wird dann in eine Aktivierungsfunktion gegeben. Die Aufgabe dieser ist es, eine nicht lineare Transformation des Inputs zu erzeugen. Damit geben wir dem ANN die Möglichkeit, nicht lineare Funktionen zu lernen und somit komplexe Aufgaben zu lösen. Es gibt unterschiedliche Aktivierungsfunktionen. Beispiele sind sigmoid oder Softmax, welche aus Abbildung 2 entnommen werden können.

$$y = \text{Aktivierungsfunktion}(\sum(w \cdot x) + b)$$

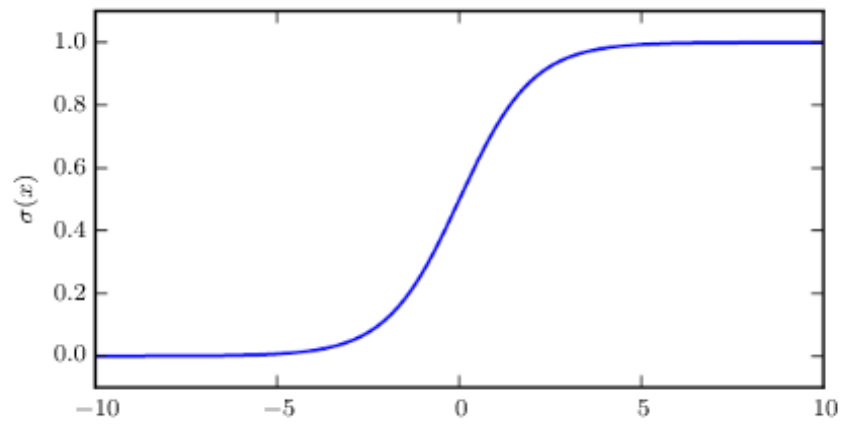


Abb. 3. Sigmoid Funktion

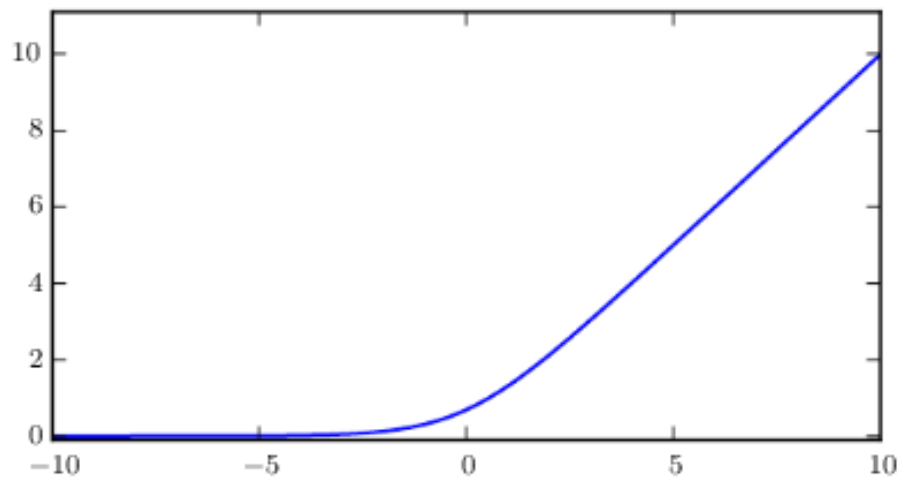


Abb. 4. Softmax

2.1.1 Backpropagation Algorithmus Um nun ANNs zu trainieren und den gewünschten Output y generieren wird der Backpropagation Algorithmus ergriffen. Dieser wurde von Geoffrey Hinton im Jahre 1989 vorgestellt (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986). Er konnte zeigen dass sein Algorithmus schneller und effizienter auf Neuronale Networks arbeitet als andere vor ihm. Das mathematische zugrundeliegende Konzept ist die der Partitiellen Ableitung von $\frac{\partial Z}{\partial w}$, wobei Z die Zielfunktion und w die Gewichte im zu Optimierenden Neuronale Netzwerk sind. Für eine Funktion $f(x) = y$ ist die Ableitung Definiert als $f'(x)$ oder $\frac{dy}{dx}$ und gibt die Steigung der Funktion an Punkt x an. Dieses Verfahren kann dabei helfen Funktionen zu optimieren. Wenn man weiß wie sehr die Steigung and Punkt x ist kann man x mit einer Änderung von der Ableitung x dahin gehen optimieren (Goodfellow et al., 2016).

Wenn nun $f'(x) = 0$ haben wir keinerlei Information über die Steigung erreicht. Dies ist aber kein Garant dafür dass f ein Optimum erreicht hat. Es könnten wie in Abbildung unten dargestellt. Ein locales Minimum sein. Dass heißt das wir nur an diesen Punkt ein Minimum erreicht haben aber im Funktionsverlauf ein noch niedrigeres Minimum vorhanden ist. Oder einen Sattelpunkt welche ein Übergang zu einen anstieg der Funktion bildet. Ist nun die die Funktion f definiert als $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ und hat als Input mehrere Variablen. Die partielle Ableitung $\frac{\partial f(x)}{\partial x_i}$ zeigt an wie sehr sich $f(x)$ ändert wenn wir x_i ändern. Der Gradient $\nabla_x f(x)$ ist ein Vektor welche alle partiellen Ableitungen von f enthält. Nun kann man f optimiere in dem man in die Richtung des Gradienten geht welche negativ ist dieses Verfahren wird gradient descent genannt (Goodfellow et al., 2016).

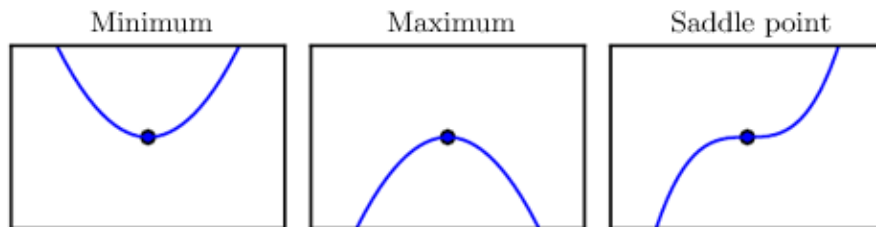


Abb. 5. Minimum Maximum Saddle Point

Algorithmen die für Deep Learning eingesetzt werden, beinhalten eine Art von Optimierung, ohne diese ist eine Umsetzung des Lernprozesses nahezu unmöglich. Diese Minimierungsfunktionen oder auch cost function (welche in vielen Publikationen unterschiedlich bezeichnet wird „loss“- oder „error function“) wollen immer dasselbe Ziel: eine gewisse Target Funktion ermitteln, welche für einen Input den gewünschten Output ausgibt. Das Ziel ist in anderen Worten eine

Menge an Gewichten und Biases zu finden, für welche, die quadratischen Kosten ($C(w,b)$) so gering wie möglich sind. Um dies zu erreichen, wird der Gradient Decient Algorithmus eingesetzt (Nielsen, 2017). Der Grund des Einsatzes dieses Algorithmus ist derer, dass zwar versucht werden könnte die Anzahl der richtig klassifizierten Bilder direkt zu erhöhen. Aber das Problem ist, den Performancegewinn bei Veränderungen der Gewichte festzustellen. Da meisten kleine Veränderungen an den Gewichten und Baises führen zu keinerlei Veränderung bei der Klassifizierung. Somit liegt eine gewisse Schwierigkeit, bei der Ermittlung der richtigen Anpassung dieser Werte. Zuerst muss die quadratische cost function ($C(w,b)$) minimiert werden, bevor sich die Maximierung der Bestimmungsgenauigkeit des Netzwerkes als Ziel gesetzt kann (Nielsen, 2017).

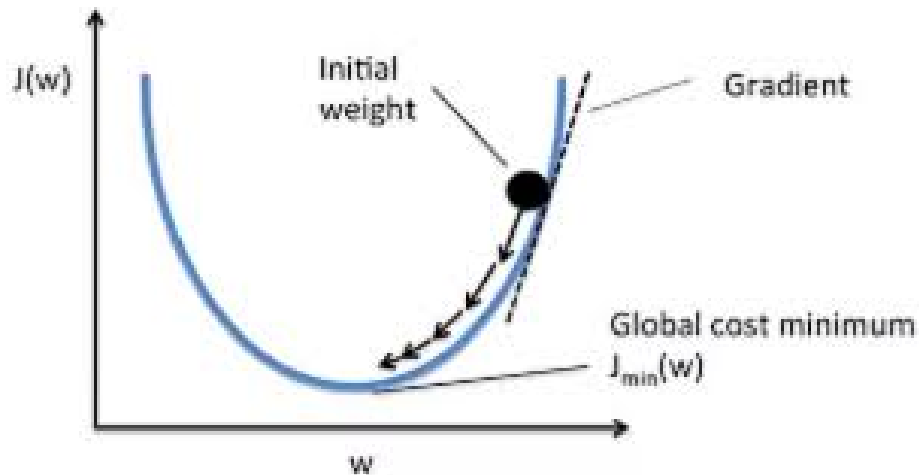


Abb. 6. LossFunktion

Backpropagation Algorithmus wird das Verfahren genannt mit den ANN trainiert werden. Dabei wird der Gradient der Ziel Funktion bestimmt.

2.1.2 momentum Momentum hat das Ziel das Gradientenverfahren zu beschleunigen um eine effizienter Konfergierung der Zielfunktion herbei zu führen und ein schnelleres Lernen erzielt.

$$v_{t+1} = \mu v_t - \epsilon \nabla f(\theta_t)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t + v_{t+1}$$

wobei $\epsilon > 0$ die Lernrate ist und $\mu \in [0,1]$ das Momentum ist und $\nabla f(\theta_t)$ der Gradient von θ_t ist. Je größer das Momentum desto schneller Bewegt sich der

Gradient abwärts. Da am Anfang einer Lernphase der Gradient üblicherweise recht hoch ist empfiehlt sich zunächst mit einem niedrigen Momentum zu arbeiten da sonst die Gefahr besteht über das globale Optimum hinauszuschießen. Wenn nun das Training stagniert welches auf Gründe der Aufbau der Loss-Funktion zurückzuführen ist das zur Nähe des globalen Optimums flache Täler entstehen welche das Trainings verlangsamen. und es zu keiner Verbesserung kommt kann man durch Momentum erzwingen größere Gradienten Sprünge einzugehen und sich somit schneller zu einem globalen Optimum zu bewegen oder aber aus einem lokalen Optimum hinaus Richtung eines globalen Optimums (Sutskever, Martens, Dahl, & Hinton, 2013).

Here's a popular story about momentum gradient descent is a man walking down a hill. He follows the steepest path downwards; his progress is slow, but steady. Momentum is a heavy ball rolling down the same hill. The added inertia acts both as a smoother and an accelerator, dampening oscillations and causing us to barrel through narrow valleys, small humps and local minima. This standard story isn't wrong, but it fails to explain many important behaviors of momentum. In fact, momentum can be understood far more precisely if we study it on the right model. One nice model is the convex quadratic. This model is rich enough to reproduce momentum's local dynamics in real problems, and yet simple enough to be understood in closed form. This balance gives us powerful traction for understanding this algorithm (Sutskever et al., 2013).

For a step-size small enough, gradient descent makes a monotonic improvement at every iteration. It always converges, albeit to a local minimum. And under a few weak curvature conditions it can even get there at an exponential rate.

<https://distill.pub/2017/momentum/>

2.1.3 Batch Normalisation Wie in Kapitel backpropagation Algorithmen gezeigt wurde wird durch den stochastischen Gradienten Vorteile gegenüber dem normalen Gradienten Verfahren ergeben. Durch das der Input in jedem Layer abhängig von den vorherigen Layern abhängig. Dadurch können Änderungen in vorherigen Layern große Auswirkungen in tieferen Layern im Netzwerk haben. Dadurch resultiert dann das in Trainingsläufen die Verteilung von jedem Layers Input sich während des Trainings verändert die verlangsamt das Training erheblich (Ioffe & Szegedy, 2015). Dieses Problem wird als internal covariate shift definiert. Wenn sich die Input Verteilung von einem lernenden System verändert macht es einen covariate shift durch (Ioffe & Szegedy, 2015). Um dies zu verhindern zeigten Sergey Ioffe und Christian Szegedy (Ioffe & Szegedy, 2015) eine Methode welche Batchnormalization genannt wird. Je mehr Layer das Netzwerk hat desto stärker wird der internal covariate shift. Batch normalization besteht aus zwei Algorithmen. Algorithmus 1 verändert den eigentlichen Input von Layer

n zu einen normalisierten Input y und Algorithmus 2 verändert das eigentliche Training eine batch normalisierten Netzwerkes.

Algorithm 1: Batch Normalisierung angewand auf x über Input bei Mini-Batch

- 1 Input: Werte von x über einen Mini-Batch $B = \{x_1, \dots, x_n\}$
 - 2 $\mu_B \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x^i$
 - 3 $\sigma_B \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x^i - \mu_B)^2$
 - 4 $\hat{x}_{iB} \leftarrow \frac{x_i - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B + \epsilon}}$
 - 5 $y_i \leftarrow \gamma \hat{x}_i + \beta \equiv BN_{\gamma; \beta}(x_i)$
 - 6 Output: $\{y_i = BN_{\gamma; \beta}(x_i)\}$
-

In Schritt 2 des Algorithmus 1 wird der Erwartungswert für alle Input von Mini-Batch B berechnet. In Schritt 3 die Varianze. In Schritt 3 wird nun der der normalisierte x_i berechnet welche dann mit β und γ multipliziert werden. Diese Werte sind neue gewichte im Neuronalen Netzwerk welche während des Trainingsporcesses angepasst werden. ϵ in der Gleichung in Zeile 4 ist nur dafür da damit nicht durch 0 geteilt werden kann. In Zeile 8 - 11 werden die Inferrenz schritte beschrieben bei den der Minibatch des Trainings ersetzt wird.

Algorithm 2: Training mit Batch-Normalisierungs Netzwerk

- 1 Input: Netzwerk N mit trainierbaren Parameter $\theta; \{x^{(k)}\}_{k=1} \text{ bis}$
 - 2 Ntr BN \leftarrow N
 - 3 a
 - 4 a
 - 5 a
 - 6 a
 - 7 a
 - 8 a
 - 9 a
 - 10 a
 - 11 a
 - 12 a
-

Schritt 1 bis 5 des Algorithmus 2 baut eigentlich nur das neuronales Netzwerk durch die transformationen aus Algorithmus 1 um. In Schritt 6 und 7 geht es darum die Parameter γ und β zu trainieren. Dieses passiert mit den üblichen Backpropagation Algorithmus wären des Allgemeinen Training des Netzwerkes.

Je mehr Layer das Netzwerk hat desto stärker wird der internal covariate shift

Neuronale Netzwerke sind universelle Funktions approximierer (Hornik, 1991). Es sei erförzuheben das zwar Feedforward Neuronale Netzwerke mit hidden Layer unisversel sind. Aber nicht jede aktivierungsfunktion ist für alle probleme gleich effizient. (Hornik, 1991). In Kapitel BLABLA wurde gezeigt das Neuro-

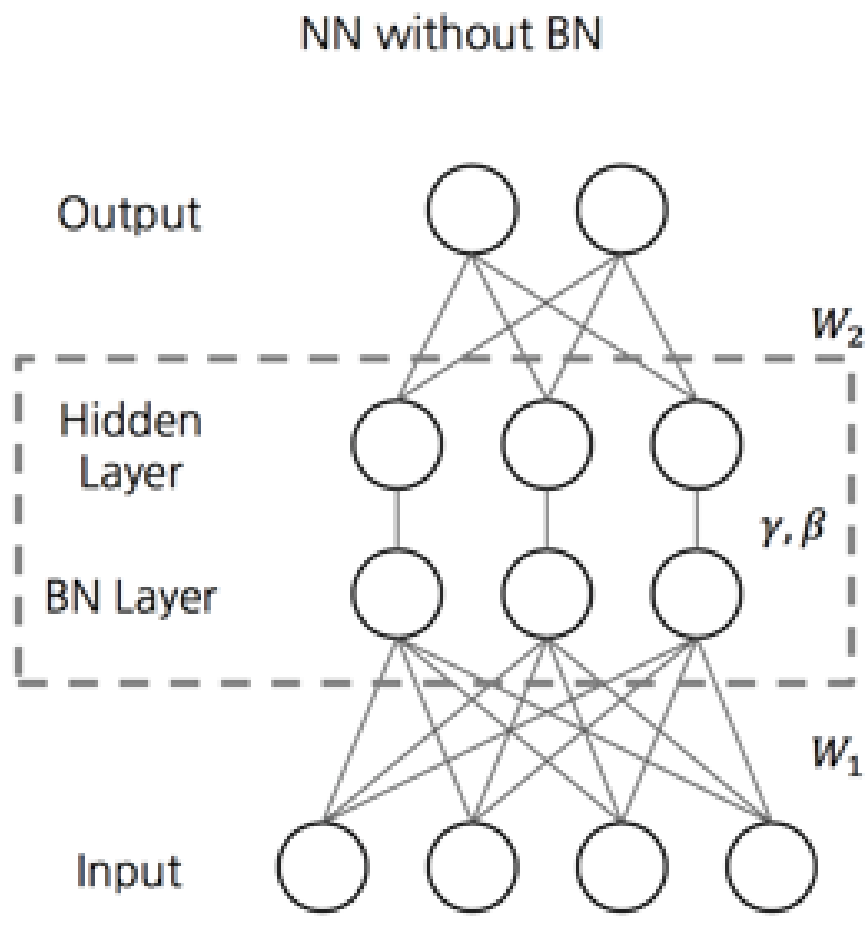


Abb. 7. Neuronales Netzwerk mit Batch Normalization Layer

nale Netzwerke durch Matrizen dargestellt werden können und das durch simple Matrixmultiplikation der Output von Layern berechnet werden können. Die Aktivierungsfunktion sorgen dafür das das ANN auch nicht lineare Funktionen erlernen kann. Also das unser Input X und unser Output Y immer proportional als $Y = X * k$. Wobei k eine Konstante ist. Wie wir in Kapitel BLABLA gesehen haben möchten wir das unser Input linear trennbar ist damit wir unsere Input in Klassen einteilen können. Würde X nun aber nicht linear trennbar sein wie Beispielsweise in Abbildung UNTEN gezeigt könnten wir durch die lineare transformation des Inputs keine Trennung von X erreichen. <http://colah.github.io/posts/2014-03-NN-Manifolds-Topology/> Mit den einführen von nicht linearen Funktionen können der Raum der durch die Layer dargestellt wird gedreht gewendet und gezogen werden. Aber es scheidet, zerbricht oder faltet in. Mit den einführen von nicht linearen Funktionen können der Raum der durch die Layer dargestellt wird gedreht gewendet und gezogen werden.

Ein Neuron hat einen Input x_n sowie ein Gewicht w_{ij} und einen Bias b. der Output eines Neurons ist definiert durch $y = x_n * w_{ij} + b$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

$$\zeta(x) = \log(1 + \exp(x))$$

2.1.4 Ziel-Funktion Die Ziel-Funktion muss Differenzierbar sein. Das heißt unsere Funktion $f: D \rightarrow R$ ist differenzierbar an der Stelle x_0 an der Stelle. Wenn nun $f': x \rightarrow f(x)$ an jeden Punkt x^n ableitbar ist, ist f differenzierbar. Die Aufgabe der Ziel-Funktion ist es zu messen wie gut unsere Model Θ $f^*(x)$ approximiert. Man verwendet auch gerne den Begriff Kosten, also wieviel Kosten unser Modell erzeugt. Daher wird die Ziel-Funktion auch Kost-Funktion genannt. Die Wahl welche Funktion gewählt wird ergibt sich aus der Aufgabe des ANN soll es zur Regression Diese kann für Klassifikation und Regression Aufgaben hergenommen werden. Bei Regression soll eine kontinuierlicher Variablen von Θ als Output generiert werden wohin gegen bei Klassifikationsproblemen der Output Klassen-Labels darstellen. Es gibt verschiedene Ziel Functionen im folgenden wird die Categorical Cross Entropy Loss Function vorgestellt (Golik, Doetsch, & Ney, 2013). Diese wird verwendet wenn man das Ziel hat ein Klassifikationsproblem zu Lösen und $n \geq 1$ Klassen hat. Diese ist definiert als:

$$\hat{q}(c | x) = \arg \min_{q(c|x)} \left\{ - \sum_n \log q(c_n | x_n) \right\}$$

Wobei $x_n: n=1, \dots, N$ die Trainingsdaten sind ist und $c_n: n=1, \dots, N$ die mögliche Klassen.

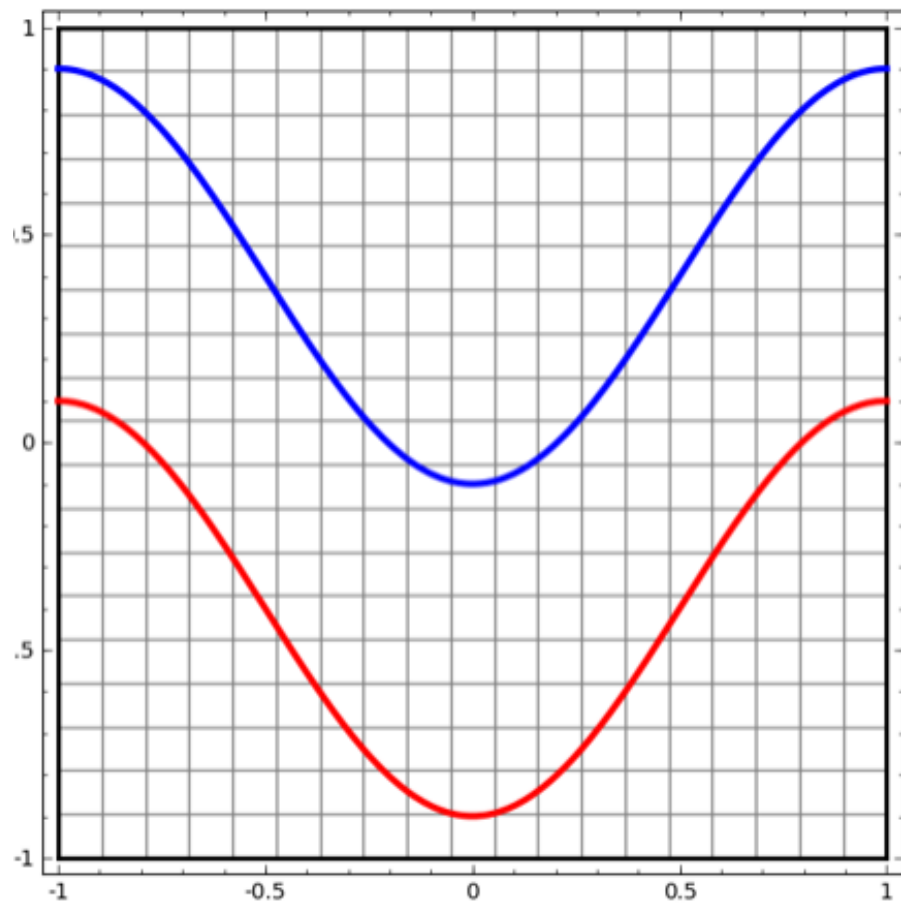


Abb. 8. Nicht trennbar

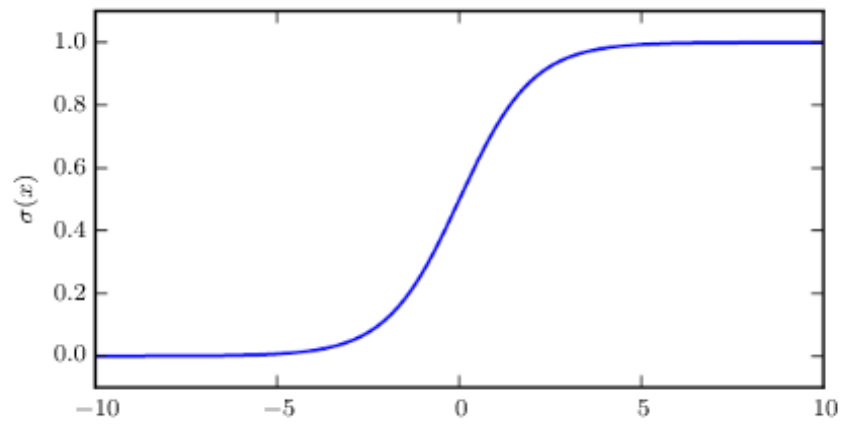


Abb. 9. Sigmoid Funktion

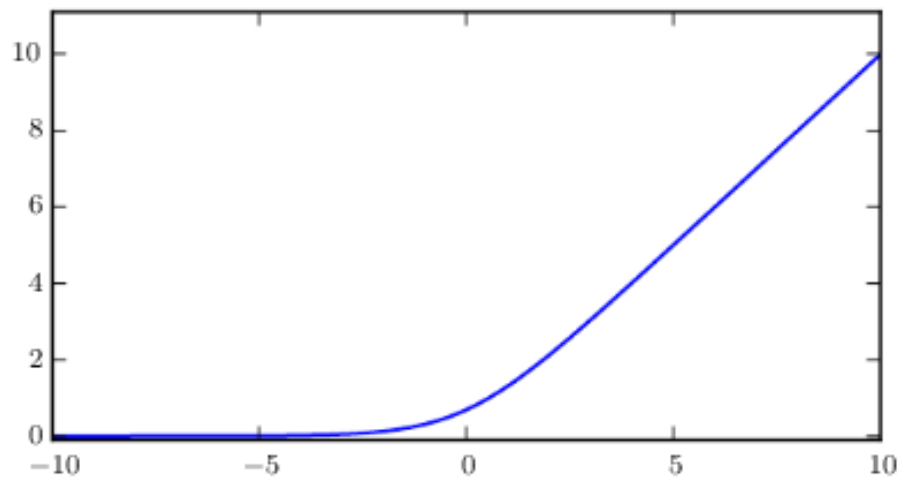


Abb. 10. Softmax

2.2 Datenformat

Punktwolken sind eine Menge von N Punkten welche im Vektorraum dargestellt werden können. Jeder Punkt n Element von N wird durch seine (x,y,z) im Euklidischen Raum dargestellt. Punkte können zusätzliche Features gegeben werden wie Farbe oder Material. Es gibt unterschiedliche Dateiformate welche für die Abspeicherung von Punktwolken herangezogen werden können Beispiele dafür sind PLY, STL oder OBJ.

Voxel (zusammengesetzt aus dem englischen volume vox und el von elements[1]) bezeichnet in der Computergrafik einen Gitterpunkt („Bild“punkt, Datenelement) in einem dreidimensionalen Gitter. Dies entspricht einem Pixel in einem 2D-Bild, einer Rastergrafik. Wie bei Pixeln wird bei Voxeln üblicherweise die Position nicht explizit gespeichert, sondern implizit aus der Position zu anderen Voxeln hergeleitet. Im Gegensatz dazu werden bei Punkten oder Polygonen die Positionen der Eckkoordinaten gespeichert. Eine direkte Konsequenz dieses Unterschiedes ist, dass man mit Polygonen eine 3D-Struktur mit viel leerem oder homogen gefülltem Raum effizient darstellen kann. Voxel hingegen sind gut bei der Repräsentation eines äquidistant gesampelten Raums, der nicht homogen gefüllt ist. wikipedia kopie

2.2.1 Woher stammen die Daten Die Daten stammen von TERRA-REF Feld Scanner von der University von Arizona Maricopa Agricultural Center and USD Arid Land Research Station in Maricopa. Es ist der größte Feld crop scanner

Sensor	Senor Name	Beschreibung	Field of View	Pixel size(mm)	Beispiel von
3D laser scanner	3d Fraunhofer	a	a	d	
Termal IR	FLIR	a	a	d	
Stereo-RGB	Prosilica GT3300C	a	a	d	
Visual-Near IR(VNIR)	Headwall Inspector	a	a	d	
Shortwave IR(SWIR)	Headwall Inspector	a	a	d	
PSII	PSII Camera LemnaTec	a	a	d	

Der 3D Laser Scanner erzeugt sogenannte 3D Punktwolken. Dabei werden die Objekte durch den Scanner erfasst und eine 3D Repräsentation welche durch Punkte in einen 3 Dimensionalen Koordinaten System erfasst werden können dargestellt. Dabei wird ein Laser über das zu scannende Objekt gefahren durch reflektierung des Laserstrahls auf der Oberfläche des Objektes können x,y,z Koordinaten des jeweiligen Punktes auf den Objekt bestimmt werden.

Die Objekte werden PLY - Polygon File Format gespeichert.

2.2.2 Das Problem mit 3D-Data Vergleicht man 3D-Data auf ihre Dimensionalität mit anderen Datenformaten wie Bild,- , Audio ,- Textdateien. Wie im gezeigt Kapitel”Woher stammen die daten ”gezeigt sind 3D-Daten als Menge gespeichert werden in denen keine Relation untereinander besteht das heißt es ist für den Punktwolkencompiler egal auf welchen Platz die einzelnen Punkte abgespeichert werden angezeigte Punktwolke schaut gleich aus. Vergleichen wir nur

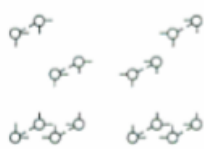

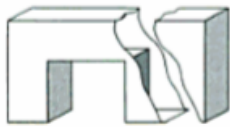

Dimension der Elemente	Element	Modelltyp
0D	Punkt 	Eckenmodell
1D	Linie 	Kantenmodell
2D	Fläche 	Flächenmodell
3D	Volumen 	Volumenmodell (Körpermodell)

Abbildung 1: CAD-Elemente und Modelltypen (Friedrich, 2012, S. 27)

Abb. 11. künstliches Neuron



Abb. 12. künstliches Neuron

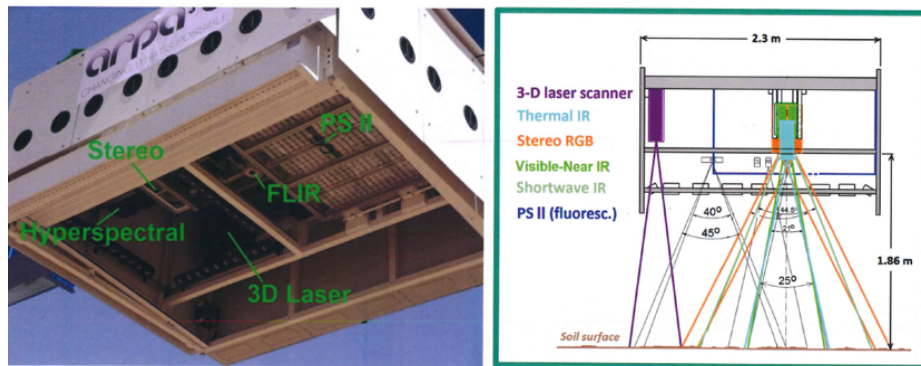


Abb. 13. künstliches Neuron

ein Bild mit 512 Pixeln mit RGB Farbkanälen sind wir bei einer Dimension von 391680 bei 3 Farbkanälen zwischen 0-255. Vergleichen wir nun das mit einer Punktwolke in einen 125 cm³ großen Bereich. Da die einzelnen koordinaten eines Punktes als Rationale Zahlen dargestellt wird und rationale zahlen abzählbar Unendlich ist ist unser Suchraum ünenendlichzeichen "grpß. Dies führt zu einen erheblichen mehrAufwand für Machine Learning Ansätzen wie Deep Learning für Punktwolken.

Ein weiteres Problem für Deep Learning ist das die aus Kapitel Convolutional Neural Network beschriebenen Convolutionel Layer einen großen Beitrag bei den Fortschritt von Deep Learning gebracht hat. Da sie helfen die Strukturen von strukturierten Daten zu lernen und den latenten Raum zu entdecken. Da jedoch Pointclouds unstrukturiert sind hilft es nicht diese Tools bei PC einzusetzen und bringen keinen mehr gewinn.

2.3 Deep Learning und Informationstheorie

Um das Konzept von Deep Larning besser zu verstehen kann man diese aus den Informationstheoretischen Blickwinkel betrachten. Tischby and Schwarz-Ziv (Shwartz-Ziv & Tishby, 2017) untersuchten dabei Neuronale Netzwerke in Verbindung mit Deep Learning.

Das ins 17 dargestellte Netzwerk kann als Markov kette betrachtet werden. Wobei jeder Layer $h^n:1,...,N$ als ein Zustand einer Markov Kette betrachtet werden kann. Wobei der Übergang durch von Informations als $h_i \rightarrow h_{i+1}$ dargestellt werden kann. Da es keine Rekursion gibt und die Information von Input Layer X durch h_{arg} zu Output Layer Y durch fließt. Dabei untersuchten sie wie sich die Transinformation $I(X;Y)$ von Input Variable X zu Output Variable Y verhält gegeben durch die Multivariate Verteilung $p(X,Y)$. Dieses Prinzip wird Information Bottleneck Prinziple genannt (Tishby & Zaslavsky, 2015).

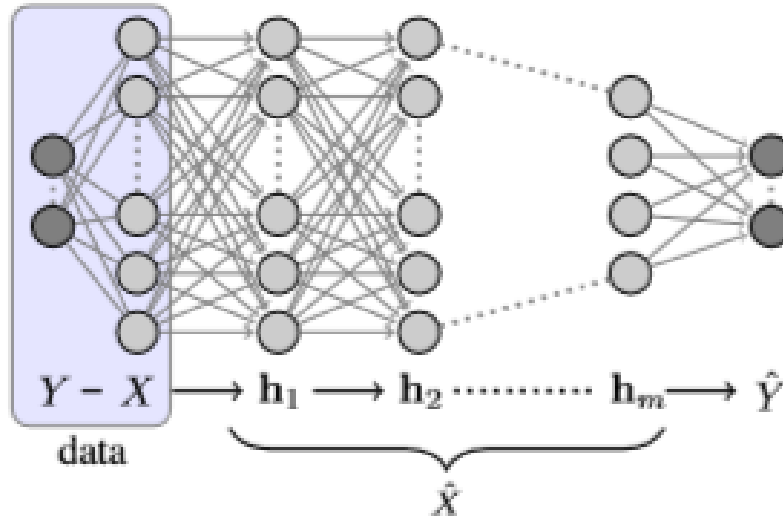


Abb. 14. Neuronal Network als Markov Chain

2.4 Convolution Neural Networks

einbauen wie bild bearbeitet ist: <https://arxiv.org/pdf/1801.00634.pdf>

Convolution Neural Networks (CNN) sind eine besondere Art von künstlichen neuronalen Netzwerken, sie sind dafür konzipiert auf Datensätzen zu arbeiten welche in eine Matrix Form gebracht worden sind. Der Input eines CNN können

beispielsweise Bilder sein welche durch die Matrix $A = \begin{bmatrix} a_1 & a_1 & \dots & a_n \\ b_1 & b_2 & \dots & b_n \\ \vdots & n_n & \ddots & \vdots \\ x_1 & x_2 & x_3 & x_n \end{bmatrix}$

dargestellt werden. Jedes Element x_{ij} stellt einen Pixel eines Bildes da, wobei $x_n \in [0, 255]$. Die Matrix $A^{w \cdot b \cdot c}$ stellt $w \cdot b \cdot c = N$ dimensionale Matrix da. Wobei w die Länge und b Breite des Bildes entspricht. c sind die Farbspektren eines Bildes und sind in einen RGB-Farbraum 3 beziehungsweise in einen schwarz-weiß Bild 1. Nachdem der Input eines CNN definiert ist kommt nun der Aufbau. CNN setzen sich aus mehreren Schichten von Convolution Layern zusammen. Ein Netzwerk kann mehrere N-Layer haben. Wobei jeder Layer aus mehreren Convolution oder auch Kernels genannt, zusammengesetzt ist. Ein Aufbau kann aus Abbildung 31 entnommen werden (Goodfellow et al., 2016).

Die Kernels, also die einzelnen Filter, von den jeder der N-Layer k besitzt sind $K^{n \cdot n}$ Matrizen jedes k_{ij} in einem Filter entspricht einen aus der üblichen Neuronalen Netzwerk Architektur bekannten Gewichte. Diese Gewichte werden dann durch den Backpropagation-Algorithmus in der Trainingsphase des Netzwerkes

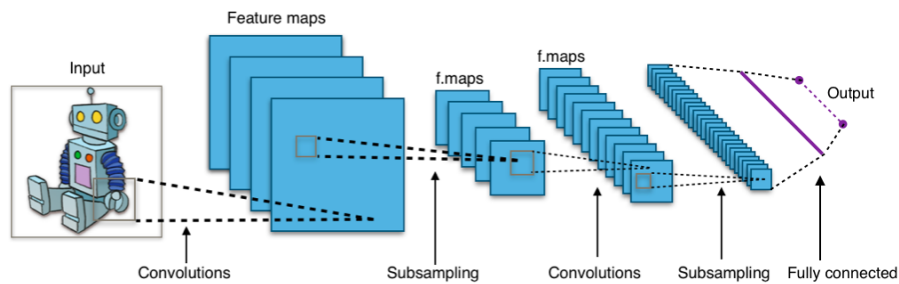


Abb. 15. Convolutional Neural Network

angepasst um den Verlust der Loss-Funktion durch bestimmten des Gradienten zu minimieren. Das durch die Abbildung 31 dargestellte Subsampling ist der Output aus den Convolutional Layern (Goodfellow et al., 2016).

Da Input und Kernel unterschiedliche Größen haben und man den gesamten Input mit den Kernel abdecken möchte, bewegt sich der Filter um s Position auf den Input und führt erneut einen Berechnungsschritt durch. Dieser Vorgang wird Stride genannt. An jeder Position wird das Produkt von jedem x_{ij} des Input und k_{ij} des Kernel durchgeführt. Anschließend werden alle Produkte aufsummiert. In Abbildung 16 ist dieser Vorgang verdeutlicht. Zusätzlich gibt es die Möglichkeit für das sogenannte Zero Padding P . Dabei werden mehrere 0 um die Input Feature Map, am Anfang und Ende der Axen anfügt. Dies ist notwendig wenn Kernel und Input Größe nicht kompatibel zueinander sind. Die Anzahl der möglichen Positionen ergeben sich aus Kernel Größe und den Input des jeweiligen Kernel sowie des Strides. Die Output Größe W kann berechnet werden durch $W = (W-F+2P)/s+1$. Wobei F für die Größe des Kernel steht (Dumoulin & Visin, 2016).

Um besser zu verstehen welche Auswirkungen die Anzahl der Kernels in Layer n auf die Größe des Outputs von n und die Anzahl der Kernels in Layer $n+1$ für den nächsten Layer haben, wird ein Beispiel aufgezeigt. Der erste Layer hat 20 Kernels mit der Größe 7×7 und Stride 1. Der Input A für einen Kernel K ist ein 28×28 Matrix. Der Output aus diesen Filter sind 20 22×22 Feature Maps. Würde der Input ein $28 \times 28 \times 3$ Bild mit 3 RGB Channels sein, der Output 60 22×22 Feature Maps. Allgemein kann Convolution Layer als Subsampling gesehen werden und Stride gibt an wieviele Dimensionen bei diesen Prozess pro Convolution Layer entfernt werden soll. Der letzte Layer ist ein fully-connected Layer welcher den typischen Anforderungen von ANN entspricht (Dumoulin & Visin, 2016).

Transposed Convolution, auch genannt Fractionally Strided Convolution oder Deconvolution ist eine Umkehrfunktion von der üblichen Convolution. Es verwendet die gleichen Variablen wie Convolution. Dabei wird ein Kernel K mit der Größe $N \times N$ definiert der Input I mit der Größe $N \times N$ und Stride $s = 1$. Deconvolution kann wie Convolution angesehen werden mit Zero Padding auf dem

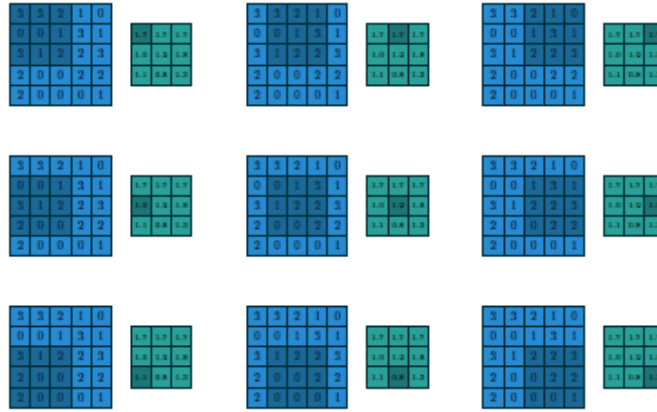


Abb. 16. Convolution Beispiel

Input. Das in Abbildung 17 gezeigte Beispiel zeigt einen deconvolution Vorgang mit eine 3x3 Kernel über einen 4x4 Input. Dies ist gleich mit einen Convolution Schritt mit einen 3x3 kernel auf einen 2x2 Input und einer 2x2 Zero Padding Grenze. Convolution ist Supsampling und mit Deconvolution wird Upsampling betrieben. Durch diesen Schritt kommt es zu einer Dimensionserhöhung des Inputs. Die Gewichte der Kernels bestimmen wie der Input transformiert wird. Durch mehrere Schichten von Deconvolution Layer kann von einer Input Größe NxN auf eine Output Größe KxK, wobei $K > N$ mit Abhängigkeit von Kernel und Stride abgebildet werden(Dumoulin & Visin, 2016).

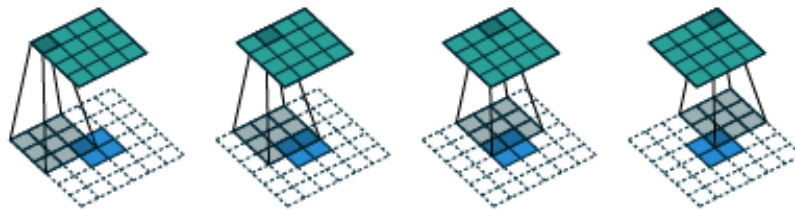


Abb. 17. Deconvolution Beispiel

2.5 Generative Modelle

2.5.1 autoencoder Autoencoder sind ein anderes Modell von generativen Modelle. Ihre Aufgabe besteht darin einen Input zu komprimieren und dann wieder zu erstellen. Die Aufgabe wird als rekonstruktion benannt. Die Technik auf die dabei zurückgegriffen wird nennt sich Dimensionreduktion. Dabei werden die Dimension der Daten so reduziert und Informationen beizubehalten welche als relevant gelten. Diese Methode finden auch in anderen Machine Learning Ansätzen Anwendung wie beispielsweise der Principal component analysis (PCA). Bestandteile eines Autoencoders ist ein Encoder g parametrisiert mit ϕ welcher einen Input x element von x^i wo x ein Vektor der Länge i ist. Und damit die Input Dimension bestimmt. Dieser wird durch den Encoder auf einen Vektor z^k abgebildet wobei $k < i$ ist. Der Decoder f θ bekommt nun als Input z^k und mappt z auf x^l wobei $l = i$. Und somit die gleiche Dimension wie der Input. Aufgabe ist es nun dass der Encoder den Input z so gut komprimiert dass der Decoder es schafft das $x = z$.

Die Parameter ϕ und θ werden durchgelernt. Und können beispielsweise durch fully-Connected Layer, Convolutional-Layer oder Deconvolutional Layer dargestellt werden. Eine Metrik um zu messen wie gut das Modell seine Aufgabe erfüllt könnte beispielsweise Cross-Entropy Funktionen sein.

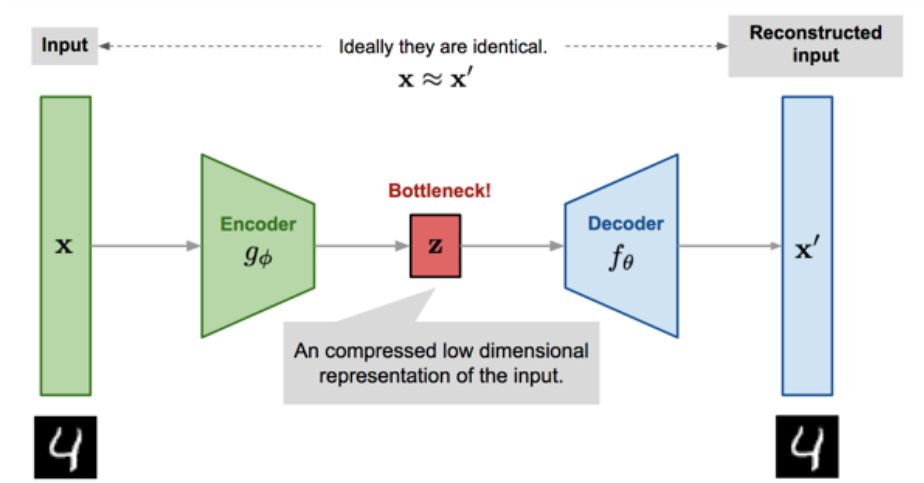


Abb. 18. autoencoder

2.5.2 Zielfunktion Autoencoder

Da in der Arbeit der Input 3d Pointcloud sind und diese Sets sind diese invariant

zu ihren Permutationen. Das heißt ändere ich die Anordnung meiner einzelnen Punkte in meinen Set bleibt das Ergebnis unverändert. sind sind kann auf übliche Zielfunktionen nicht zurückgegriffen werden da diese mit strukturierten Input Daten arbeiten. Das Problem dabei besteht wenn ich 2 unterschiedliche Sets von Punkten habe wie messe ich um heraus zu finden wie hoch die Discrepanz zwischen den beiden Sets ist. <http://graphics.stanford.edu/courses/cs468-17-spring/LectureSlides/L14>

Generative Modelle haben das Ziel eine Wahrscheinlichkeitsverteilungen zu erlernen. Anschließend kann diese als ein Modell genutzt werden und Samples zu erzeugen. Die Modelle können dabei beispielsweise auf ANN oder Markov Chains trainiert werden (Goodfellow et al., 2016). Im folgenden liegt der Fokus auf ANNs. Ein mögliches Anwendungsbeispiel wäre es dem generativen Modell, Bilder von bestimmten Objekten zunächst als Trainingsdaten zu geben. Anschließend können von der erlernten hochdimensionalen Wahrscheinlichkeitsverteilung Samples gezogen werden und neue Bilder erzeugt werden, welche nicht im Trainingsdatensatz vorhanden waren. Allgemein gehalten können jegliche Typen von Daten wie Text, Bild oder Audiodateien für generative Modelle herangezogen werden. Es gibt unterschiedliche Typen von generativen Modellen, welche sich vom Aufbau des neuronalen Netzwerks und der Zielfunktion unterscheiden. Beispiele dafür sind Boltzmann Maschine, Autoencoder oder Deep Belief Networks (Goodfellow et al., 2016). Diese Arbeit beschäftigt sich mit einem anderen Vertreter, dem Generativ Adversarial Network (GAN). In den letzten Jahren konnte sich das GAN als best practice Ansatz bei den generativen Modellen herausarbeiten was Performancegründe bei der Trainierbarkeit und Qualität der generierbaren Daten zu Grunde liegt (Goodfellow et al., 2016). Die Modelle arbeiten nach der Maximum Likelihood Schätzverfahren (ML-Schätzer) in dem die Parameter θ dahingegen angepasst werden, dass die unsere beobachteten Daten am besten passen. Man kann ML-Schätzer als Kulback-Leibler (KL) Divergenz darstellen und das generative Modelle das Ziel haben die KL Divergenz zwischen den Trainingsdaten P_r und den generierten Daten P_g zu minimieren. In Abbildung 19 ist dieser Prozess dargestellt. Diese Modelle versuchen dann die diese Cost Funktion

$$KL(P_r || P_g) = \int_x P_r \log \frac{P_r}{P_g} dx$$

zu minimieren. Wenn nun beide Verteilungen $P_r = P_g$ sind, hat das Modell sein Minimum Loss erreicht und θ muss nicht mehr angepasst werden. Interessant wird es, wenn $P_r \neq P_g$. Wenn $P_r > P_g$ führt, das dazu dass das Integral schnell gegen unendlich konvergiert. Was dazu führt, dass hohe Kosten entstehen wenn die Verteilung von generativem Modell erzeugt, nicht die Daten abdeckt. Wenn nun $P_r < P_g$ ist, dann bedeutet das, dass x eine niedrige Wahrscheinlichkeit hat aus unseren Trainingsdaten zu kommen aber eine hohe Wahrscheinlichkeit von den Generator erzeugt zu werden. Dann würde sich die KL gegen 0 konvergieren. Was zur Folge hat, dass der Generator falsch ausschauende Daten generiert aber keine Kosten dafür erzeugt werden und im Umkehrschluss es zu keinen Veränderungen unseren θ kommt. Man vermutet das dies der Grund für die Problematiken von

generativen Modellen wie Autoencoder und CO sind. Dies ist aber noch kein abgeschlossenes Problem und wird weiterhin erforscht (Salimans et al., 2016). Unter GAN werden wir auf dieses Problem erneut aufgreifen und es wird gezeigt inwiefern sich GAN dieses Problem angeht. Generative Modelle gehören zu einem Bereich des unüberwachten Lernens, da keine Labels für die Trainingsdaten gebraucht werden. Probleme welche diese Modelle haben sind beispielsweise, dass Autoencoder zwar mit wenig Trainingsaufwand trainiert werden können jedoch sind die generierten Bilder sehr trüb. Allgemein haben Autoencoder und Co. Vorteile im Lernen des latenten Raums von Objektklassen, weisen aber Probleme beim Generieren von neuen Daten auf. Da gezeigt wurde das im Deep Learning Bereich die discriminativen Modelle mit Zunahme der Daten stark an Leistung zunehmen. Und GANs Stärke in der Datengeneration in guter Qualität liegt. Kann es seine Vorteil gegenüber den anderen Modellen ausspielen (Salimans et al., 2016).

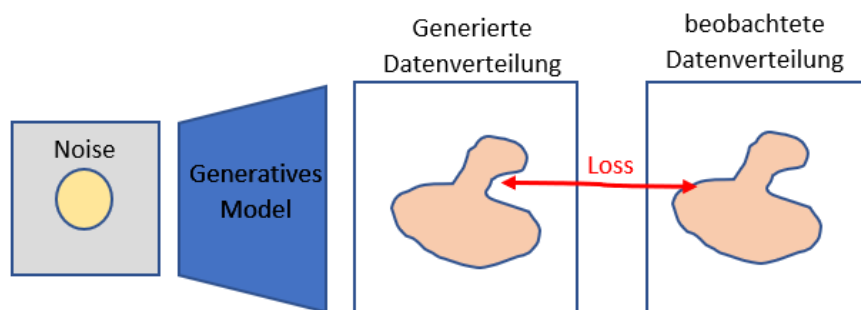


Abb. 19. Generative Modelle

2.6 Generative Adversarial Network

Ein GAN besteht aus zwei ANN, dem Discriminator D und dem Generator G . Das Ziel des G ist es, Daten x zu erzeugen, welche nicht von Trainingsdaten y unterschieden werden können. Dabei wird eine vorangegangene Input Noise Variable $p_z(z)$ verwendet, welche eine Abbildung zum Datenraum $G(z; \Phi_g)$ herstellt. Dabei sind Φ_g die Gewichte des neuronalen Netzwerkes von G . Der Discriminator hat die Aufgabe zu unterscheiden, ob der jeweilige Datensatz von G erzeugt wurde und somit ein fake Datensatz ist, oder von Trainingsdaten y stammt (Goodfellow et al., 2014). Die Zusammensetzung zwischen den beiden Netzwerken kann aus Abbildung 20 entnommen werden.

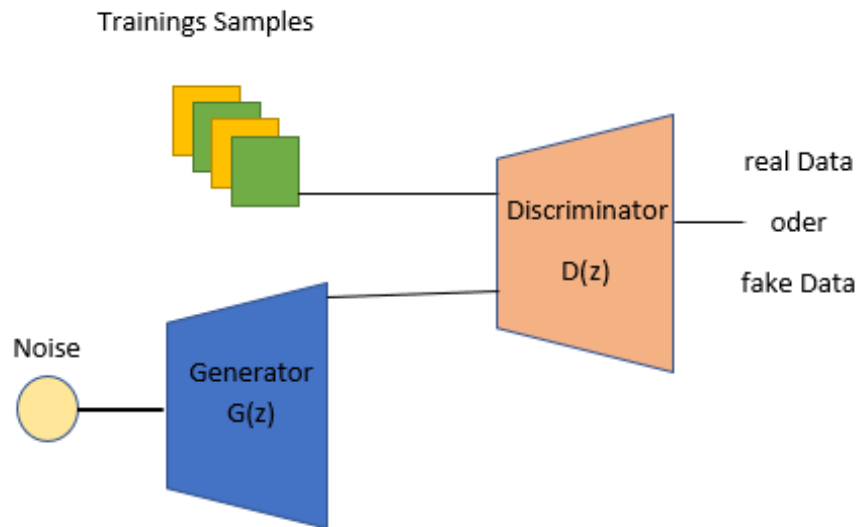


Abb. 20. Generativ Adverserial Network

Der Discriminator ist definiert durch $D(x; \Phi_d)$. Wobei Φ_d die Gewichte des Discriminators sind und $D(x)$ die Wahrscheinlichkeit ist, dass x von den Trainingsdaten stammt und nicht von p_g . Die Wahrscheinlichkeitsverteilung für unsere Trainingsdaten ist p_r . Im Training werden dann Φ_d so angepasst, dass die Wahrscheinlichkeit Trainingsbeispiele richtig zu klassifizieren maximiert wird. Und Φ_g wird dahingehen trainiert die Wahrscheinlichkeit zu minimieren, so dass D erkennt dass Trainingsdatensatz x von G erzeugt wurde. Mathematisch ausgedrückt durch $\log(1 - D(G(z)))$. Die gesamte Loss-Funktion des vanilla GAN ist definiert als

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

diese beschreibt ein Minmax Spiel zwischen G und D . Welches das globale Optimum erreicht hat wenn $p_g = p_r$. Das heißt, wenn die Datenverteilung, welche von G erzeugt wird, gleich der unserer Trainingsdaten ist (Goodfellow et al., 2014).

Das Training erfolgt durch den folgenden Algorithmus:

Algorithm 3: Minibatch stochastic gradient descent Training für Generative Adversarial Networks. Die Anzahl der Schritte welche auf den Discriminator angewendet wird ist k

```

1 for Anzahl von Training Iterationen do
2   for k Schritte do
3     • Sample minibatch von m noise Samples  $z^{(1)}, \dots, z^{(m)}$  von noise
       $p_g(z)$ 
4     • Sample minibatch von m Beispielen  $x^{(1)}, \dots, x^{(m)}$  von Daten
      Generationsverteilung  $p_{\text{data}}(x)$ 
5     • Update den Discriminator zum aufsteigenden stochastischen
      Gradienten:
6      $\nabla_{\Phi_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(x^{(i)}) + \log(1 - D(G(z^{(i)})))]$ 
7   end
8   • Sample minibatch von m noise Samples  $z^{(1)}, \dots, z^{(m)}$  von noise  $p_g(z)$ 
9   • Update den Generator mit den absteigenden stochastischen
      Gradienten:
10   $\nabla_{\Phi_g} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(z^{(i)})))$ 
11 end

```

Beim Training wird ein stochastischer Minibatch von mehreren Trainingsdaten gleichzeitig erstellt. Dies soll dabei helfen, dass der Generator sich nicht auf bestimmte Gewichte fest fährt und auf Trainingssätze kollabiert. So weisen die erzeugten Daten mehr Variationen auf (Salimans et al., 2016). D wird zunächst in einer inneren Schleife auf n Trainingsätzen trainiert, womit man Overfitting von D vermeiden will, was zur Folge hätte, dass D nur den Trainingsdatensatz kopieren würde. Deshalb wird k mal D optimiert und ein mal G in der äußeren Schleife.

Ein möglicher Aufbau von GAN wird in Abbildung 21 dargestellt. Dies ist das sogenannte Deep Convolution GAN(DC GAN), welches dafür konzipiert wurde auf Bilddaten zu arbeiten. Dabei besteht der Generator aus mehreren Schichten von Deconvolution Layern. Welche den Input Noise Variable $p_z(z)$ auf y abbildet. D besteht aus mehreren Schichten von Convolution Layern und bekommt als Input die Trainingsdaten, oder die von G erzeugten Y , und entscheidet über die Klassifikation(Radford, Metz, & Chintala, 2015).

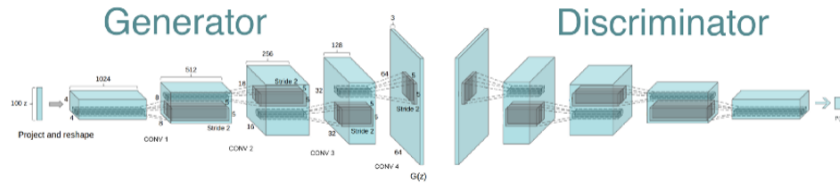


Abb. 21. Deep Convolutional GAN

Wie unter Generativen Modellen gezeigt wurde kann das asymmetrische Verhalten der KV Divergenz zu schlechten Trainingsergebnissen führen. Goodfellow (Goodfellow et al., 2014) zeigte, dass sich die MinMax Loss-Funktion des GAN auch als Jensen-Shannon Divergenz(JS Divergenz) darstellen lässt. Diese ist definiert als

$$D_{JS}(P_r||P_g) = \frac{1}{2}D_{KL}(P_r||\frac{P_g+P_r}{2}) + D_{KL}(P_g||\frac{P_g+P_r}{2})$$

wobei P_r die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Trainingsdaten ist und P_g die des Generators. Huzár (Huzár, 2015) zeigte, dass durch das symmetrische Verhalten der JS Divergenz ein potentiell besseres Trainingsergebnis entstehen kann, im Vergleich zu der KL Divergenz. Damit zeigte weshalb GANs im Vorteil gegenüber anderen generativen Modellen sind. Abbildung 22 veranschaulicht dieses Konzept. Der linke Graph zeigt 2 Normal Verteilungen. In der Mitte wird die KV Divergenz der beiden Normal Verteilungen dargestellt. Rechts ist die JS Divergenz der Beiden dargestellt. Man sieht sehr gut das asymmetrische Verhalten der KV und das symmetrische der JS. Dadurch lassen sich aussagekräftigere Gradienten, bestimmen welche zum Optimieren von D und G benötigt werden(Huzár, 2015).

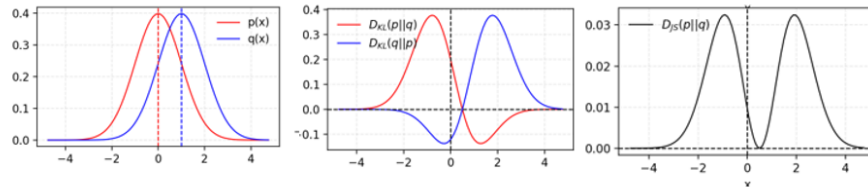


Abb. 22. KL Divergenz und JS Divergenz

2.6.1 Probleme mit Generative Adversarial Networks Wie auch die anderen generativen Modelle haben auch GANs noch Schwächen bezüglich der Trainingsabläufe und der Qualität der generierten Daten. Im Folgenden wird auf einige Probleme eingegangen.

Equilibrium D und G betreiben ein MinMax Spiel. Beide versuchen das Nash Equilibrium zu finden. Dies ist der bestmögliche Endpunkt in einem nicht kooperativen Spiel. Wie in dem Fall von GAN wäre das wenn $p_g = p_r$. Es wurde gezeigt, dass das Erreichen dieses Punktes sehr schwierig ist, da durch die Updates der Gewichte mit den Gradienten der Loss-Funktion starke Schwingungen der Funktion entstehen können. Dies kann zur Instabilität für das laufende Training führen (Salimans et al., 2016).

Vanishing gradient Dies beschreibt das Problem, wenn D perfekt trainiert ist mit $D(x) = 1, \forall x \in p_r$ und $D(x)=0 \forall x \in p_g$. Die Loss-Funktion würde in diesem Fall auf 0 fallen und es gäbe keinen Gradienten, für den die Gewichte von G angepasst werden können. Dies verlangsamt den Trainingsprozess bis hin zu einem kompletten Stopp des Trainings. Würde D zu schlecht trainiert mit $D(x) = 0, \forall x \in p_r$ und $D(x)=1 \forall x \in p_g$. Bekommt G kein Feedback über seine Leistung bei der Datengeneration hat er keine Möglichkeit p_r zu erlernen (Salimans et al., 2016).

Mode Collapse Während des Trainings von GAN kann es dazu kommen, dass der Generator möglicherweise auf eine Einstellung seiner Gewichte fixiert wird und es zu einem sogenannten Mode Collapse führt. Was zur Folge hat, dass der Generator sehr ähnliche Samples produziert (Arjovsky, Chintala, & Bottou, 2017).

Keine aussagekräftigen Evaluations Metriken Die Loss Funktion der GANs liefert keine aussagekräftigen Evaluationsmöglichkeit über den Fortschritt des Trainings. Bei discriminativen Modellen im üblichen Machine Learning besteht die Möglichkeit Validierungsdatensätze zu verwenden und an diesen die Genauigkeit des Modells zu testen. Diese Möglichkeit besteht bei GANs nicht (Huang et al., 2018).

2.6.2 Lösungsansätze für Generative Adversarial Networks Probleme

Nun werden einige Techniken aufgezeigt, welche die unter Abschnitt Probleme mit GAN genannten Schwierigkeiten angehen und zu einem effizienteren Training führen, damit eine schnellere Konvergenz während des Trainings erreicht wird.

Feature matching Dies soll die Instabilität von GANS verbessern und gegen das Problem des Vanishing Gradient angehen. G bekommt eine neue Loss-Funktion und ersetzt die des üblichen Vanilla GAN. Diese soll G davon abhalten, sich an D über zu trainieren und sich zu sehr darauf zu fokussieren, D zu täuschen und gleichzeitig auch versuchen die Datenverteilung der Trainingsdaten abzudecken(Salimans et al., 2016).

Minibatch discrimination Um das Problem des Mode Collapse zu umgehen, so dass es nicht zu einem Festfahren der Gewichte von G kommt, wird beim Trainieren die Nähe von den Trainingsdatenpunkten gemessen. Anschließend wird die Summe über der Differenz aller Trainingspunkte genommen und dem Discriminator als zusätzlicher Input beim Training hinzugegeben (Salimans et al., 2016).

Historical Averaging Beim Training werden die Gewichte von G und D aufgezeichnet und je Trainingsschritt i verglichen. Anschließend wird an die Lossfunktion je Trainingsschritt die Veränderung zu $i-1$ an die Loss-Funktion addiert. Damit wird eine zu starke Veränderung bei den jeweiligen Trainingsschritten bestraft und soll gegen ein Model Collapse helfen (Salimans et al., 2016).

One-sided Label Smoothing Die üblichen Label für den Trainingsdurchlauf von 1 und 0 werden durch die Werte 0.9 und 0.1 ersetzt. Dies führt zu besseren Trainingsergebnissen. Es gibt derzeit nur empirische Belege für den Erfolg, jedoch nicht weshalb diese Technik besser funktioniert(Salimans et al., 2016).

Adding Noises Noise an den Input von D zu hängen kann gegen das Problem des Vanishing gradienten helfen und das Training verbessern(Salimans et al., 2016).

Use Better Metric of Distribution Similarity Die JS Divergenz von vanilla GAN sorgt für bessere Trainingsergebnisse im Vergleich zu der KL Divergenz von anderen generativen Modelle. Jedoch weist die JS immernoch Probleme auf. Es wird vorgeschlagen diese durch die Wasserstein Metric zu ersetzen, da diese bessere Ergebnisse bei disjunkten Wahrscheinlichkeitsverteilungen liefern kann(Salimans et al., 2016).

2.6.3 Conditional Adversarial Networks Conditional Adversarial Networks (CGAN) beruhen auf dem Grundkonzept von vanilla GAN (vgl. Kapitel GAN). Es wird zusätzlich die extra Information y hinzugefügt. Diese kann jegliche Information sein, welche auf x abgestimmt ist. Beispielsweise kann y ein Klassenlabel zu den gelernten $P(x)$ sein. Die Zielfunktion des CGAN ist

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x|y)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z|y)))]$$

und beschreibt eine bedingte Wahrscheinlichkeit, dass ein Trainingsdatensatz x oder ein Datensatz, welcher von dem Generator erzeugt wurde, von y abhängt (Mirza & Osindero, 2014).

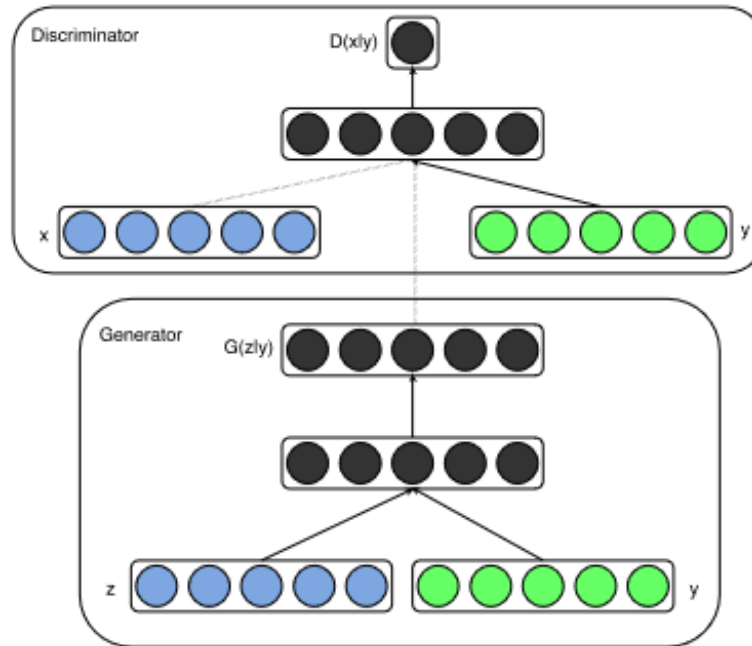


Abb. 23. Conditional Adversarial Network

Ein beispielhafter Anwendungsfall ist das Erlernen von selbstgenerierten Zahlen. Der MNIST Datensatz besteht aus 10000 handschriftlich eingescannten Zahlen von 0 - 9. Die Daten x können nun während des Trainings mit den dazugehörigen Zahlenlabels y trainiert werden und anschließend kann der Generator verwendet werden, um selbst die gewünschten x zu erzeugen, indem y gewählt wird (Mirza & Osindero, 2014). Das Konzept von CGAN wird nun in folgender Arbeit weiterentwickelt, um das Ziel zu haben, selber Bilder zu verändern.

2.7 Conditional-GAN

Conditional-GAN(C-GAN) ist eine modification des ursprünglichen GAN welches erlaubt bedingte Wahrscheinlichkeiten in Datensätze zu erlernen. Dass heißt zusätzliche Informationen in den lern Prozess einzuspeisen um den Output zu modifizieren. Im ursprünglichen GAN gibt es keine Möglichkeit auf den Output des GANs einfluß zu nehmen. Dabei wird das Modell so verändert das eine zusätzliche Information y zusätzlich als Input in den Discriminator oder den Generator zugefügt wird. Dabei kann y jedliche Information sein wie Label. Die Ziel funktion wird bedingt geändert. $\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$

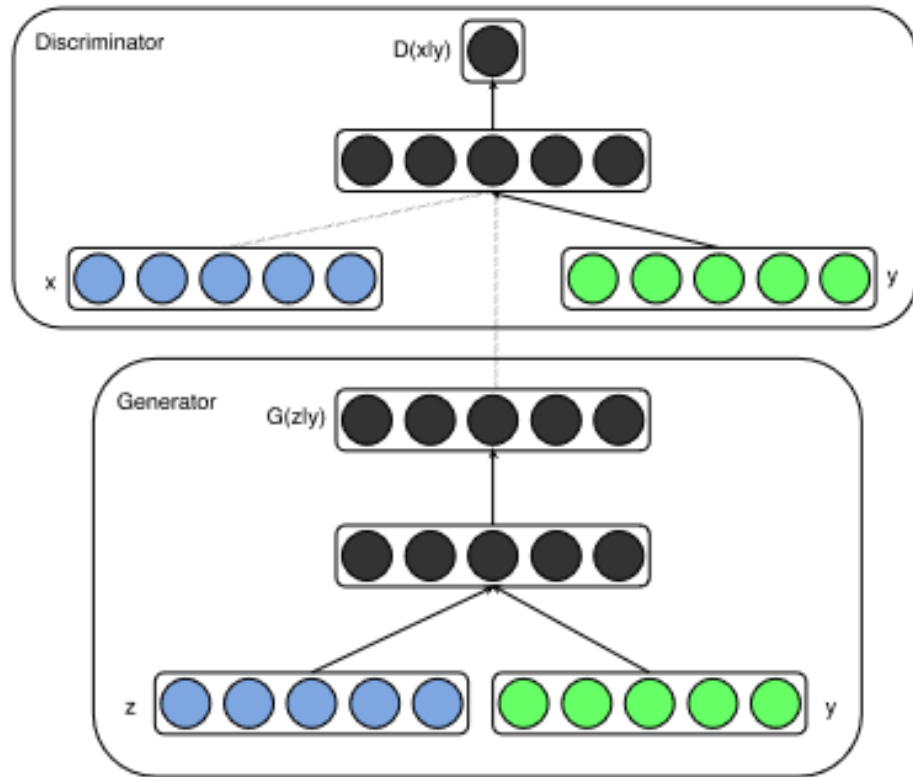


Abb. 24. Conditional Adversarial Network

2.8 3D-GAN

Das besondere an den 3D Raum im Vergleich zu Normalen 2D Bildern ist die hohe Steigerung der Dimension und zu gleich der Hohe Informationsgehalt welcher in 3D Objekten steckt. Das Ziel von 3D-GANS ist es Modelle von Objekten zu erhalten. Dabei wird der latente Objektraum erfasst und soll damit die Wahrscheinlichkeiten für einzelne Objektklassen enthalten.

Die Architektur des typischen 3D-GAN ist dem vanilla GAN von Goodfellow ähnelt. Durch den Aufbau von 3D-Objekten unterscheidet sich nur die Dimensionalität der einzelnen Layer. Dadurch das 3d Objekte ins Räumliche Verhältnis gestellt werden müssen braucht man eine dritte Dimension in den Layern welche die Tiefe der Objekte Darstellt. (Wu, Zhang, Xue, Freeman, & Tenenbaum, 2016a).

Die Zielfunktion bleibt die gleiche wie bei den üblichen GANS $\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x|y)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z|y)))]$

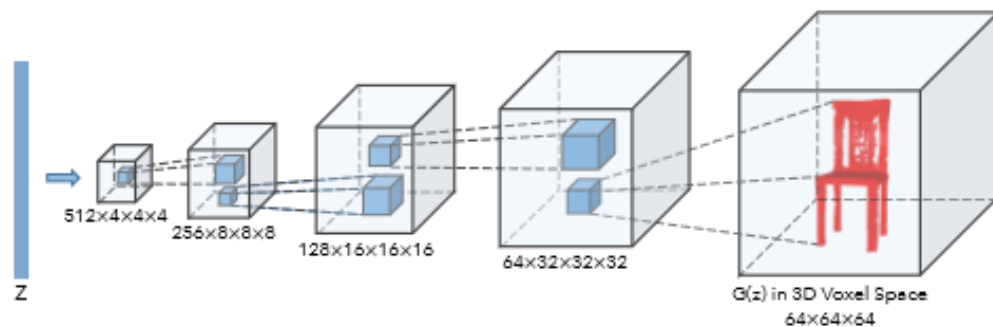


Abb. 25. Conditional Adversarial Network

(Wu et al., 2016a)

Das latent GAN hingegen benutzt eine andere Technik. Zunächst wird ein Autoencoder (siehe Autoencoder) verwendet um Trainingsdaten zu trainieren. Ziel dabei ist den latenten Raum der Trainingsdaten zu erlernen und eine Kompression der Daten um den Suchraum zu verringern und dadurch das Training des GANs zu erleichtern. Nachdem das Training abgeschlossen hat wird der Trainingsdatensatz durch den Encoder komprimiert und das Training vom GAN wird mit dem komprimierten Datensatz getan.

(Wu et al., 2016a)

3 Methoden

In diesem Kapitel werden die Methoden für die Versuchsaufbauten besprochen welche die Ziele 1 - 3 überprüfen sollen. Es wird zunächst eine generelle Struktur

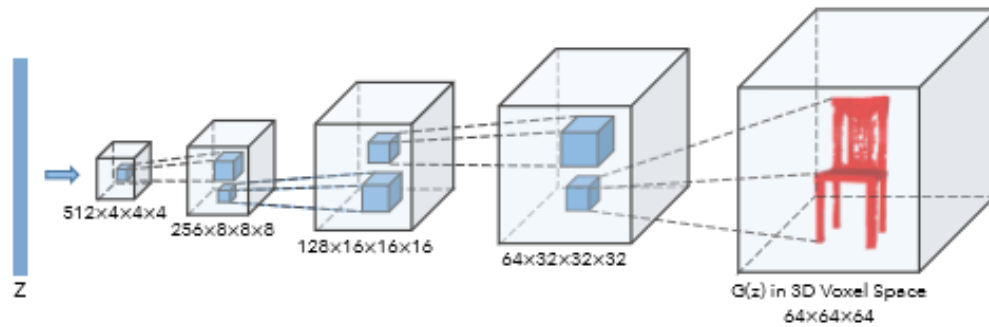


Abb. 26. Conditional Adversarial Network

des Aufbaus besprochen und anschließend auf spezifische gegebene eingegangen. Außerdem werden die spezifischen Datensätze für die jeweiligen Datensätze aufgezeigt und ihre Entstehung erläutert.

3.1 Aufbau

3.1.1 Datensatz 1. Versuchsaufbau Der erste Datensatz "Stühle" besteht aus 4014 Punktwolken mit je 2056 Punkten. Der Datensatz wurde aus dem ShapeNet Datensatz entnommen. Ein Beispieldatensatz kann aus Abbildung entnommen werden. Die Daten für den zweiten Datensatz "Blätterstämme" vom Fraunhofer Institut. Der Grunddatensatz bestand aus mehreren 3D-Scans von Tabakpflanzen, bei denen die Blätter der Pflanze zu einem Datensatz zusammengefügt wurden sind. Der "Blätter"-Datensatz besteht aus 420 Punktwolken mit je 2056 Punkten.

3.1.2 Datensatz 2. Versuchsaufbau Für den zweiten Versuchsaufbau wird auf den in Datensatz Versuchsaufbau 1. Blatt Datensatz "Blätter" zurückgegriffen. Dabei werden in den Blättern Punkte herausgenommen, welche das Verdecken oder Zerstören eines Blattes simulieren sollen. Dies geschieht, indem eine Gauß-Verteilung auf einer 3D-Sphäre erzeugt wird. Anschließend wird das Komplement zwischen einem 3D-Blatt und einer 3D-Sphäre berechnet. Das Ergebnis sind zerstörte Blätter mit kreisförmigen Löchern auf der Oberfläche. Der Algorithmus zur Erzeugung der Trainingsdaten kann im Anhang entnommen werden. In Abbildung sind die 3 Abschnitte zu erkennen, wie die Trainingsdaten erzeugt werden.

Insgesamt besteht der Trainingsdatensatz aus 450 unzerstörten Blättern sowie 1024 zerstörten Paaren.

3.1.3 Trainingsaufbau - GAN Der Aufbau besteht aus zwei unterschiedlichen Versuchen. Aufbau 1 ist der RAW - GAN Aufbau. Dabei wird auf den



Abb. 27. 3D Punktwolke einer Tabakpflanze

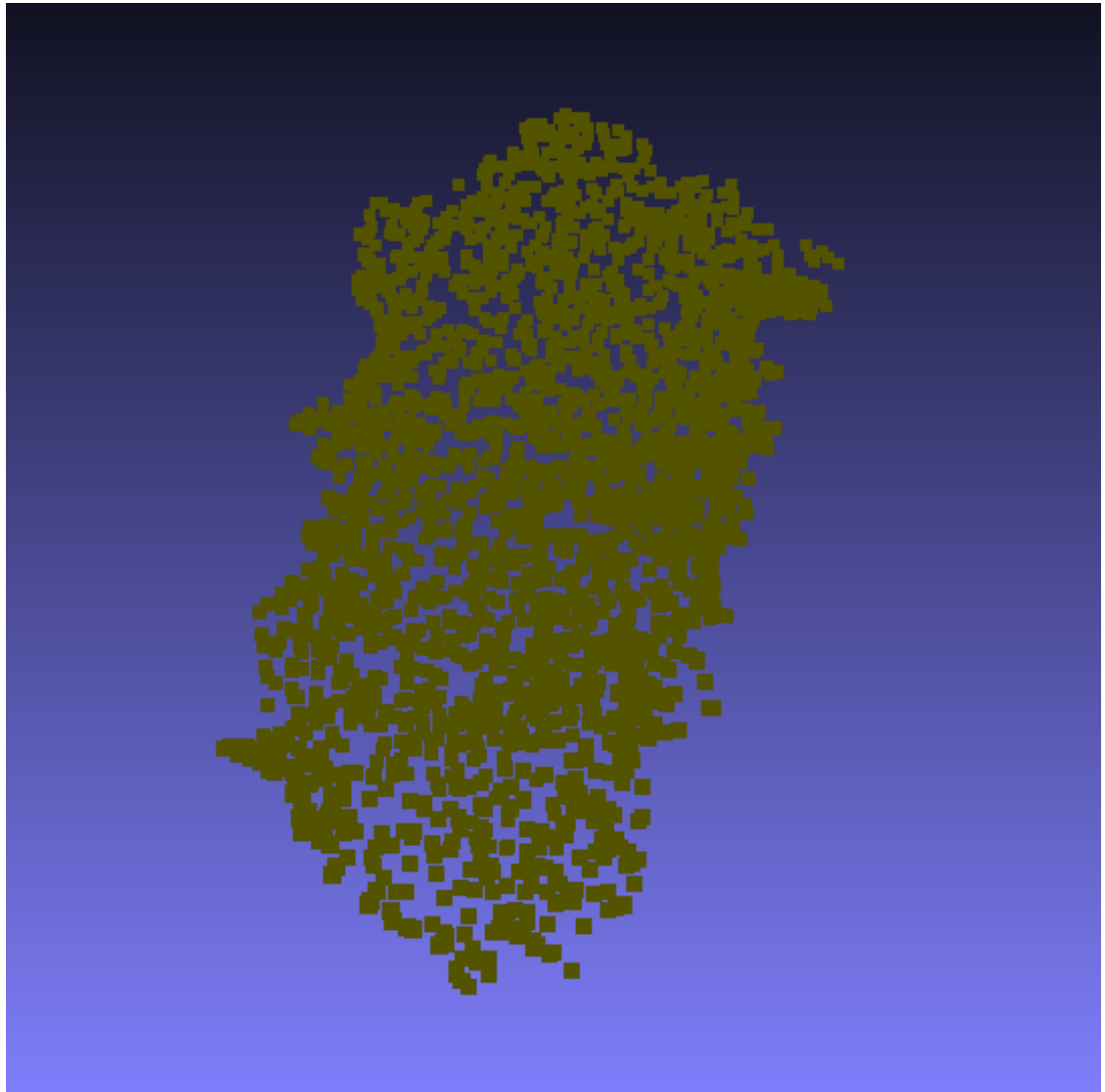


Abb. 28. 3D Punktwolke einer Tabakpflanze

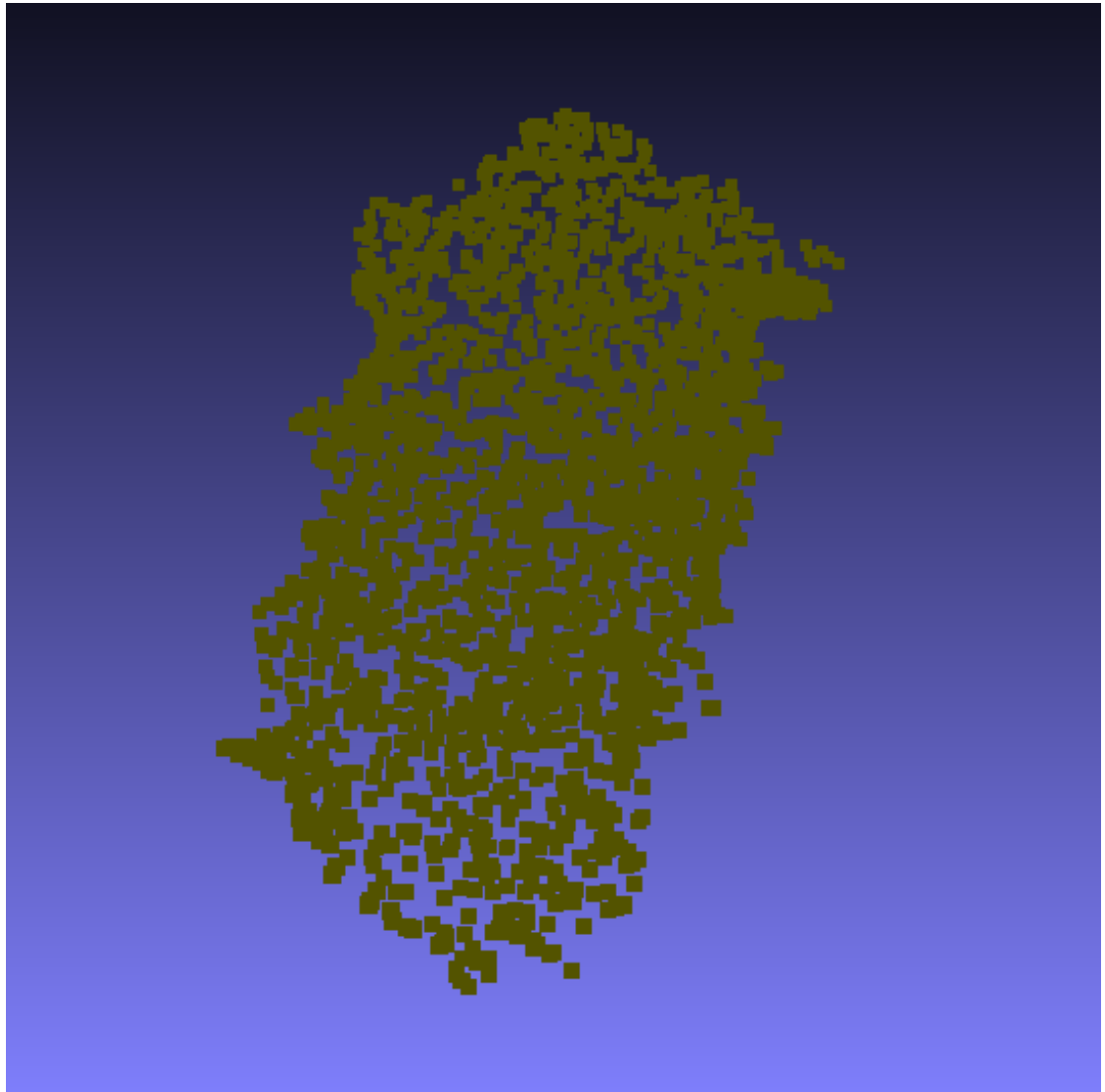


Abb. 29. 3D Punktwolke einer Tabakpflanze

herkömmlichen Aufbau von GAN zurückgegriffen. Die Allgemeinen Meta-Trainingsvariablen sind Learningrate mit 0,005 und einen AdamOptimizer, mit einem Beta1 von 0.5 und einem Beta2 von 0,5. Der Discriminator besteht aus 4-Layern welche 1-Dimensionaler Convolutional Layer bestehen. Mit einer Kernel Größe von 1 und stride von 1. Die Aktivierungsfunktion sind Relu. Darauf folgt 3 fully connected Layer mit der Größe 128, 54 und 1 alle mit einer Relu Aktivierungsfunktion. Der Generator besteht auf 5 fully-connected Layern mit [64,128,512,1024,1536] Neuronen jeweils mit einer Relu Aktivationsfunktion. Der Aufbau kann in Abbildung entnommen werden. Die Zielfunktion ist die Wasserstein Metric und die übliche GAN Zielfunktion.

Der Versuchsaufbau 2 ist das Latent-GAN zunächst wird dabei der Autoencoder mit den Trainingsdaten trainiert. Der Encoder des Autoencoders wird mit einer Learning Rate von 0.0005 trainiert. und einer Batch Größe von 50. Der Encoder besteht dabei aus 4 1-D Convolutional Layern mit [64,128,256,1024] Filtern Stride von 1 und Size von 1. Die Aktivierungsfunktion ist relu. Der Letzte Layer ist ein Max Layer. Der Decoder besteht aus [256,256,614]

3.1.4 Trainingsaufbau 2 - CGAN für Punktwolkenrekonstruktion

Da sich im Trainingsaufbau 1 das L-GAN bessere Ergebnisse liefert bei Erlernen von Punktwolken Daten. Wird der Aufbau von L-GAN übernommen und dahin gehen verändert, das Ziel zu erfüllen. Zunächst werden wie bei Trainingsaufbau 1 die Trainingsdaten (siehe Trainingsdaten Aufbau 2) trainiert. Der Aufbau des Autoencoders ist dabei gleich dem von Aufbau 1. Der Encoder des Autoencoders wird mit einer Learning Rate von 0.0005 trainiert. und einer Batch Größe von 50. Der Encoder besteht dabei aus 4 1-D Convolutional Layern mit [64,128,256,1024] Filtern Stride von 1 und Size von 1. Die Aktivierungsfunktion ist relu. Der Letzte Layer ist ein Max Layer. Der Decoder besteht aus [256,256,614]. Die Zielfunktion ist die Chamfer Distance da sie die besten Ergebnisse bei citiere PGAN besten geliefert hat.

Anschließend werden zerstörten BlatDaten x mit den trainierten Encoder zu den latenten Code y komprimiert, der einen Vektor von 128-D entspricht. Das selbe wird mit den unzerstörten Blattdaten x' gemacht welche mit den Encoder zu dem latenten Code y' komprimiert werden welcher einen Vektor von 128-D entspricht. Wobei es jeweils (x, x') paare Gibt welche den

Der Aufbau des C-GANS entspricht der in im 3.4 beschriebenen C-GAN üblichen Aufbau. der Generator bekommt als Input x' und x welches einen 128-D Vektor welcher aus einer Gausischen Verteilung gesamplet wird. Der Generator besteht aus 3 Layern [256,128,128] der Diskriminator besteht aus 2 fully Connected Layer mit der Größe [128,128]. Bei Generator und Diskriminator wird beim Trainieren jeweils Batchnormalization eingesetzt.

Als Zielfunktion wird wieder das W-GAN verwendet da es im Versuchsaufbau 1 die besseren Ergebnisse liefert.

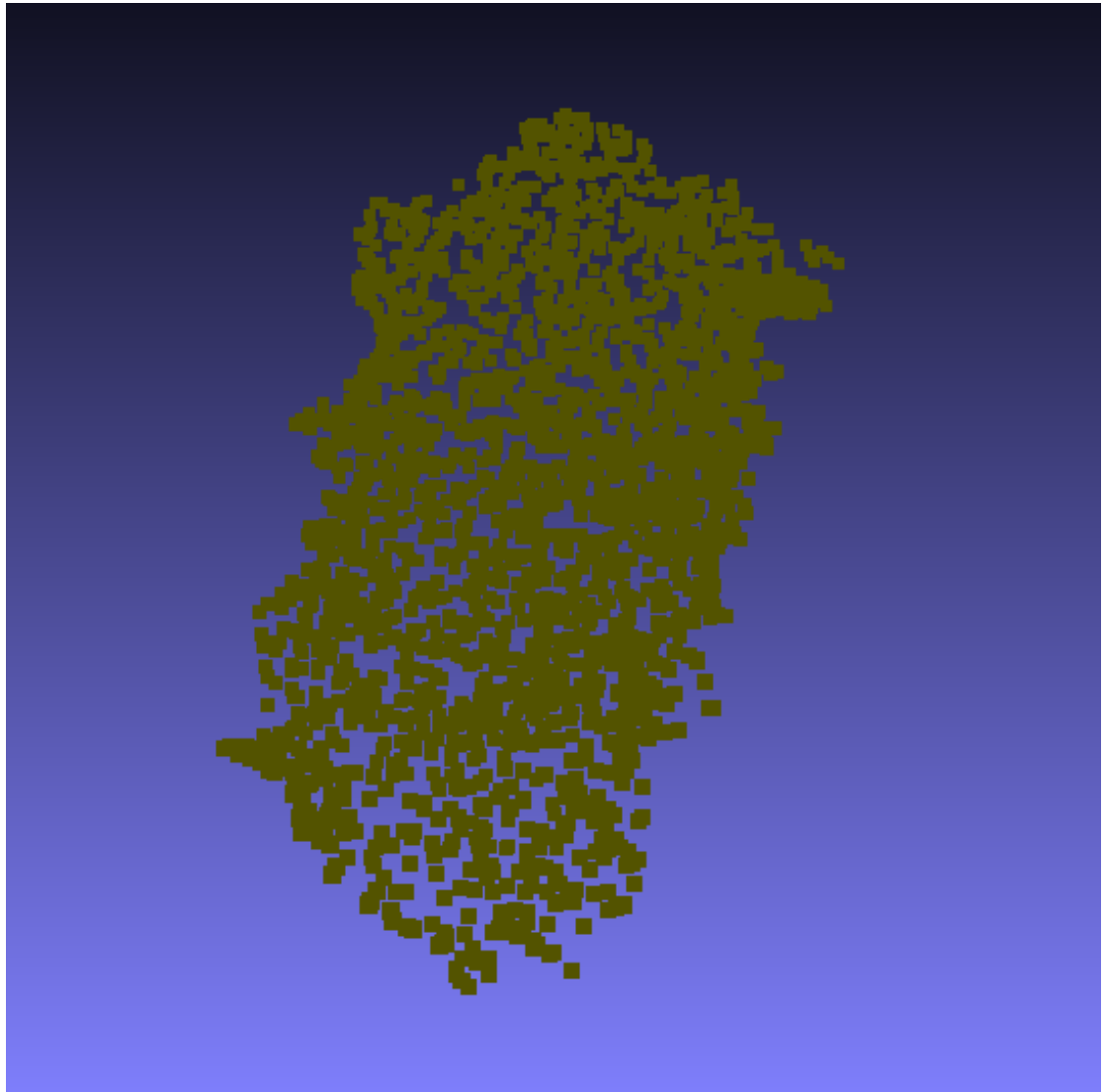


Abb. 30. 3D Punktwolke einer Tabakpflanze

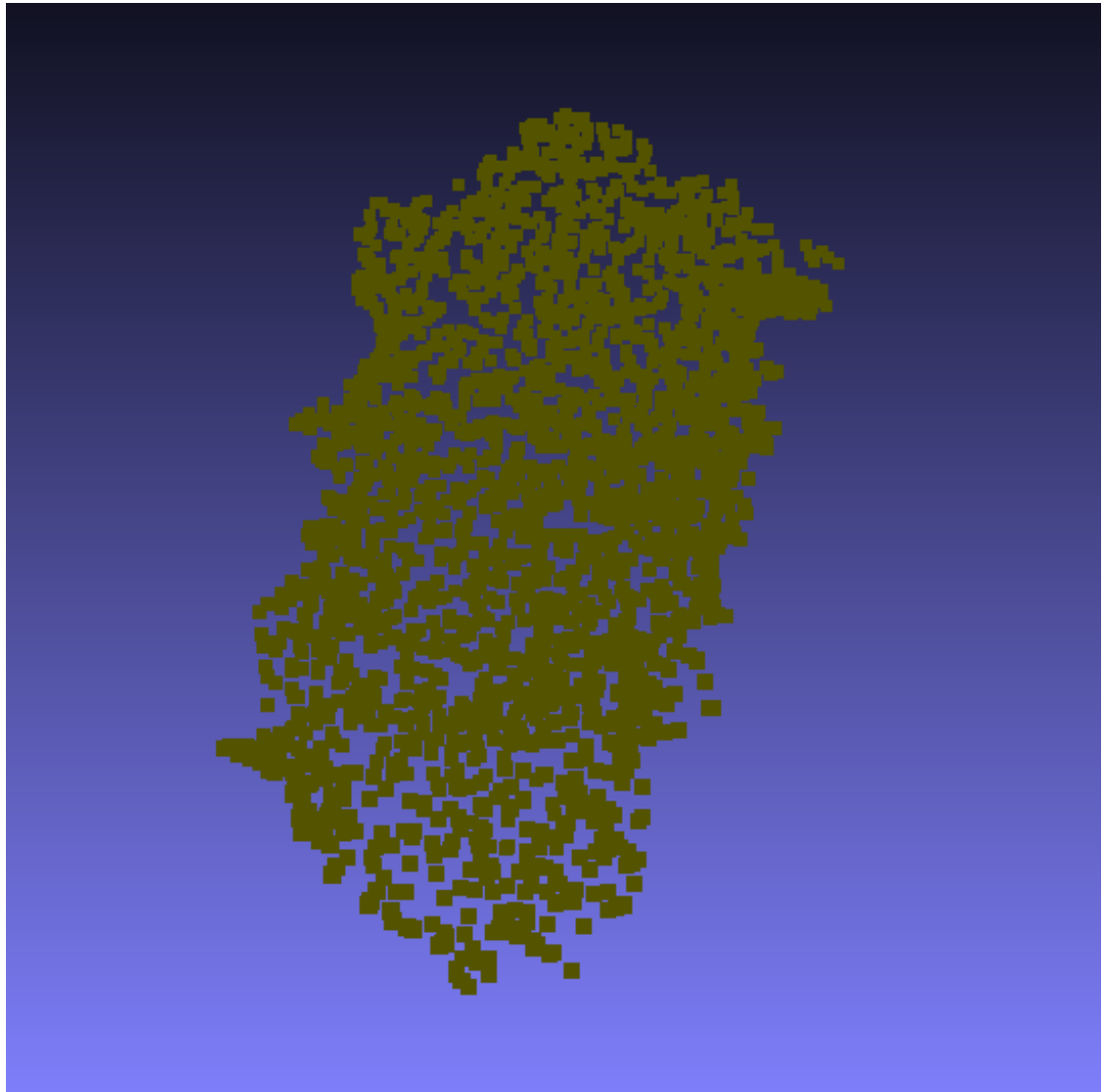


Abb. 31. 3D Punktwolke einer Tabakpflanze

3.2 Ergebnis

Lernkurve + example bilder

4 Evaluation und Ergebnisse

bilder aus nicht trainingsdatensatz

5 Zusammenfassung und Diskussion

Ein GAN besteht aus zwei ANN, dem Discriminator und dem Generator. Das Ziel des G ist es Daten zu erzeugen, welche nicht von Trainingsdaten unterschieden werden können. Der Discriminator hat die Aufgabe zu unterscheiden ob der jeweilige Datensatz von G erzeugt wurde und somit ein fake Datensatz ist, oder von den Trainingsdaten stammt (Goodfellow et al., 2014). GANs werden derzeit noch erforscht. Es gibt noch einige offene Fragen, beispielsweise bezüglich der Performance hochauflösender Bilder (Wang et al., 2017). Es wurden in diesem Paper einige Probleme, welche beim Trainieren von GAN auftreten können und mögliche Lösungsansätze, vorgestellt. Es gibt derzeit einige praktische Ansätze, welche in der Anwendung auf GANs zurück greifen. Beispielsweise durch Textbeschreibung eigene Bilder als Output generiert werden (Reed et al., 2016), oder 3D Daten erzeugt werden (Wu, Zhang, Xue, Freeman, & Tenenbaum, 2016b). GANs finden Anwendung in unterschiedlichen Bereichen des Deep Learnings, da sie als Lösung des Problems angesehen werden, dass Neuronale Netzwerke eine hohe Menge an Trainingsdaten benötigen und GANs dieses Problem durch ihre Fähigkeit, neue Daten zu generieren, umgehen. GANs lernen eine Art "versteckte Repräsentation von Klassen, was dazu beitragen kann auch Modelle von komplexen Prozessen zu erlernen. Es gibt erste Ansätze bei denen im Reinforcement Learning durch GANs versucht wird Modelle von der Umwelt eines Agenten zu erlernen, welche dann auf Grundlage dieser Modelle Vorhersagen über zukünftige Ereignisse treffen kann (Pinto, Davidson, Sukthankar, & Gupta, 2017).

Abbildungsverzeichnis

1	künstliches Neuron	6
2	künstliches neuronales Netzwerk	7
3	Sigmoid Funktion	8
4	Softmax	8
5	Minimum Maximum Saddle Point	9
6	LossFunktion	10
7	aaaa	13
8	Nicht trennbar	15
9	Sigmoid Funktion	16
10	Softmax	16
11	künstliches Neuron	18
12	künstliches Neuron	18
13	künstliches Neuron	19
14	Neuronal Network als Markov Chain	20
15	Convolutional Neural Network	21
16	Convolution Beispiel	22
17	Deconvolution Beispiel	22
18	autoencoder	23
19	Generative Modelle	25
20	Generativ Adversarial Network	26
21	Deep Convolutional GAN	28
22	KL Divergenz und JS Divergenz	29
23	Conditional Adversarial Network	31
24	Conditional Adversarial Network	32
25	Conditional Adversarial Network	33
26	Conditional Adversarial Network	34
27	3D Punktwolke einer Tabakpflanze	35
28	3D Punktwolke einer Tabakpflanze	36
29	3D Punktwolke einer Tabakpflanze	37
30	3D Punktwolke einer Tabakpflanze	39
31	3D Punktwolke einer Tabakpflanze	40

Tabellenverzeichnis

Literaturverzeichnis

- Arjovsky, M., Chintala, S., & Bottou, L. (2017). Wasserstein gan. *arXiv preprint arXiv:1701.07875*.
- Dumoulin, V., & Visin, F. (2016). A guide to convolution arithmetic for deep learning. *arXiv preprint arXiv:1603.07285*.
- Golik, P., Doetsch, P., & Ney, H. (2013). Cross-entropy vs. squared error training: a theoretical and experimental comparison. In *Interspeech* (Vol. 13, pp. 1756–1760).
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (Vol. 1). MIT press Cambridge.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 2672–2680).
- Halevy, A., Norvig, P., & Pereira, F. (2009). The unreasonable effectiveness of data. *IEEE Intelligent Systems*, 24(2), 8–12.
- Hornik, K. (1991). Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural networks*, 4(2), 251–257.
- Huang, G., Yuan, Y., Xu, Q., Guo, C., Sun, Y., Wu, F., & Weinberger, K. (2018). *An empirical study on evaluation metrics of generative adversarial networks*. Retrieved from <https://openreview.net/forum?id=Sy1f0e-R-Huszár>.
- Huszár, F. (2015). How (not) to train your generative model: Scheduled sampling, likelihood, adversary? *arXiv preprint arXiv:1511.05101*.
- Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *arXiv preprint arXiv:1502.03167*.
- Isola, P., Zhu, J.-Y., Zhou, T., & Efros, A. A. (2017). Image-to-image translation with conditional adversarial networks. *arXiv preprint*.
- Karras, T., Aila, T., Laine, S., & Lehtinen, J. (2017). Progressive growing of gans for improved quality, stability, and variation. *arXiv preprint arXiv:1710.10196*.
- Mirza, M., & Osindero, S. (2014). Conditional generative adversarial nets. *arXiv preprint arXiv:1411.1784*.
- Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2002). On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive bayes. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 841–848).
- Pinto, L., Davidson, J., Sukthankar, R., & Gupta, A. (2017). Robust adversarial reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:1703.02702*.
- Radford, A., Metz, L., & Chintala, S. (2015). Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1511.06434*.
- Reed, S., Akata, Z., Yan, X., Logeswaran, L., Schiele, B., & Lee, H. (2016). Generative adversarial text to image synthesis. *arXiv preprint arXiv:1605.05396*.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088), 533.

Salimans, T., Goodfellow, I., Zaremba, W., Cheung, V., Radford, A., & Chen, X. (2016). Improved techniques for training gans. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 2234–2242).

Shwartz-Ziv, R., & Tishby, N. (2017). Opening the black box of deep neural networks via information. *arXiv preprint arXiv:1703.00810*.

Sutskever, I., Martens, J., Dahl, G., & Hinton, G. (2013). On the importance of initialization and momentum in deep learning. In *International conference on machine learning* (pp. 1139–1147).

Tishby, N., & Zaslavsky, N. (2015). Deep learning and the information bottleneck principle. In *Information theory workshop (itw), 2015 ieee* (pp. 1–5).

Wang, T.-C., Liu, M.-Y., Zhu, J.-Y., Tao, A., Kautz, J., & Catanzaro, B. (2017). High-resolution image synthesis and semantic manipulation with conditional gans. *arXiv preprint arXiv:1711.11585*.

Wu, J., Zhang, C., Xue, T., Freeman, B., & Tenenbaum, J. (2016a). Learning a probabilistic latent space of object shapes via 3d generative-adversarial modeling. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 82–90).

Wu, J., Zhang, C., Xue, T., Freeman, B., & Tenenbaum, J. (2016b). Learning a probabilistic latent space of object shapes via 3d generative-adversarial modeling. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 82–90).

Zhang, C., Bengio, S., Hardt, M., Recht, B., & Vinyals, O. (2016). Understanding deep learning requires rethinking generalization. *arXiv preprint arXiv:1611.03530*.