Deep Learning - Lernen von vielschichtigen neuronalen Netzen

Kjartan Ferstl

DIPLOMARBEIT

eingereicht am

Fachhochschul-Masterstudiengang

Information Engineering und -Management

in Hagenberg

im Juni 2014

Erklärung

Hiermit erkläre ich an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst, andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt und die aus anderen Quellen entnommenen Stellen als solche gekennzeichnet habe.

Hagenberg, am 12. Juni 2014

Kjartan Ferstl

Inhaltsverzeichnis

Erklärung **i**

Kurzfassung **iv**

Abstract **v**

1 Einleitung **1**

1.1 Motivation 1

1.2 Ziele und Aufgaben 2

2 Grundlegendes **3**

2.1 Definition 3

2.2 Entstehung 3

2.3 Hürden 4

2.4 Neuronale netze 4

2.5 Überwacht / Unüberwacht 6

3 Algorthmen und Strukturen **8**

3.1 Backpropagation 8

3.2 Resctricted Boltzmann Maschines 10

3.2.1 Grundgedanke 11

3.2.2 Abkürzung 12

3.2.3 Begründung 12

3.2.4 Eignung 12

3.3 Deep Autoencoders 12

3.4 Faltungscodierte neurale Netze 13

3.5 Sparse coding 14

4 Anwendungen **16**

4.0.1 Objekterkennung in Bildern 16

4.1 Zahlen erkennen 17

4.2 Spracherkennung 18

4.3 Hardware 19

4.4 Weitere Anwendungen 19

5 Zusammenfassung **20**

Literaturverzeichnis **22**

Kurzfassung

Deep Learning-Algorithmen biete eine Möglichkeit vielschichtige Neuronale Netze zu trainieren. Solche Netze kommen in aktuellen Anwendungen zu Erkennung von Objekten in Bildern, Text und Inhalt in Sprache und vielen anderen Gebieten zum Einsatz. Forschungen an den Algorithmen ermöglichen es, die sehr rechenintensiven Algorithmen zu vereinfachen und in großem Stil auf parallelisierten Computersystemen auszuführen. So ist es in einigen Gebieten bereits möglich mit neuronalen Netzen bessere Ergebnisse als mit optimierten Mathematischen verfahren zu erzielen. In folgendem werden die wesentlichen Algorithmen und Strukturen von neuronalen Netzen aufgearbeitet und die Schwierigkeiten und Lösungsansätze aufgezeigt. Außerdem werden einige aktuelle Anwendungen aus der Bild- und Sprachanalyse betrachtet.

Abstract

Deep learning algorithms enable it to train multi player neural networks. Such networks are used to recognize objects in images, to extract text and content in speach and for many other applications. Research in this area made it possible to reduce the complexity of such algorithms and to compute them in parallel on large scale computer networks. Due to these optimization, it is already possible, to produce better results with an neural network than with existing optimized mathematical algorithms for some applications. This paper is concerned about the major algorithms and structures used for neural networks, the problems they come with and how they can be solved. Moreover some applicactions from object recognition in images and voice analysis are examined.

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation

Komplexe neuronale Netze können bei einigen Problemstellungen, besonders in der Bild- und Spracherkennung ein sehr mächtiges Mittel zur Problemlösung sein. Das Lernen solcher Netze bringt Schwierigkeiten mit sich die in den vergangenen Jahrzenten schlecht oder gar nicht gelöst werden konnten.

Aufgrund der Weiterentwicklung von PC-Hardware und der Verwendung der Grafik-Recheneinheit (GPU), sind seit den 00er-Jahren bereits bemerkenswerte Ergebnisse möglich. Momentan arbeiten sogar Chiphersteller an preiswerten, dedizierten Chips mit trainierbaren neuronalen Netzen. Qualcomm wird den ersten kommerziellen Chip mit einem integrierten neuronalen Netz noch dieses Jahr (2014) veröffentlichen. Neuronale Netze sind immer nur so gut, wie sie trainiert werden, eines der wesentlichsten Themen im weiteren Fortschritt von neuronalen Netzen sind daher die Algorithmen zum Trainieren.

Aus der eingeleiteten Motivation ergeben sich daher folgende Kernaufgaben für die Seminararbeit:

- Einführung in die Problematik von Deep Learning mit kurzem Blick auf die bisherige Geschichte
- Analyse der Hürden im Deep Learning
- Analyse aktueller Deep Learning-Algorithmen

1.2 Ziele und Aufgaben

Folgende zentrale Fragestellungen sollen in der Seminararbeit beantwortet werden:

- Was ist Deep Learning?
- Welche Mustertypen können erkannt werden und welche Anwendungen sind möglich
- Wie sind die gelernten Modelle konkret definiert?
- Welche Verfahren werden verwendet um vielschichtige Modelle zu lernen?
- Was ist aktuell mit Deep Learning in Verbindung mit neuronalen Netzen bei der Mustererkennung in Bildern möglich?

Ziel dieser Arbeit ist es, dem interessierten Leser einen Einstieg in Themen deep learning, mit besonderem Fokus auf neuronale Netze zu vermitteln. Aufbauend auf diesen Erkenntnissen soll gezeigt werden, welche wesentlichen Algorithmen bis heute entwickelt wurden und welche technischen Problemstellungen mit diesen Algorithmen gelöst werden können oder sogar bereits heute damit gelöst werden. Ein wesentlicher Fokus soll dabei auf die Mustererkennung in Bildern gerichtet werden.

Kapitel 2

Grundlegendes

2.1 Definition

Deep Learning ist ein Gebiet aus dem maschinellen Lernen, das sich mit dem Trainieren von nicht linearen Modellen und hier meist mit vielschichtigen neuronalen Netzen befasst.

Deep Learning wird zum Beispiel zur Klassifizierung von Daten oder zur Extraktion von Merkmalen aus Daten eingesetzt.

2.2 Entstehung

Die Wurzeln des Deep Learnings gehen zurück in die 1950er Jahre, als Frank Rosenblatt eine Maschine namens Perceptron [Rosenblatt, 1958] baute. Diese Maschine war in der Lage einige einfache Figuren wie Quadrate und Dreiecke zu erkennen. Für die damalige Zeit war das eine herausragende Maschine und regte den Gedanken, Maschinen zu bauen die Menschen imitieren können weiter an.

Knapp 20 Jahre später schrieb Marvin Minsky [Minsky, 1969] ein Buch das die Limitierungen der Maschine aufzeigte und einige scheinbar fundamentale Probleme aufwarf. Diese Erscheinung ließ die neuronalen Netze wieder in den Hintergrund rücken. In den 1980er Jahren, hat der heute renomierte Wissenschaftler Geoff Hinton, eine Maschine gebaut [Rumelhart, 1985], die bereits eine versteckte Schicht besaß und somit in der Lage war, komplexere Aufgaben zu lösen. In dieser Zeit entstand auch der erste Backpropagation Algorithmus. Das trainieren dieser Maschine war sehr aufwendig und so verschwand auch sie bald wieder von der Bildfläche.

Erst mit einer Entdeckung 2006 [Teh, 2006], erneut durch Geoff Hinton, die den Backpropagation Algorithmus erheblich vereinfachte, haben neuronale

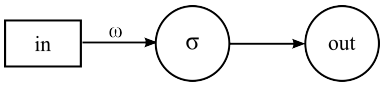


Abbildung 2.1: Neuron

Netze mit mehreren versteckten Schichten wieder an Bedeutung gewonnen.

Heute stellen führende Unternehmen immer häufiger Teams rund um neuronale Netze und das Trainieren dieser zusammen um sich wirtschaftliche Vorteile zu sichern [1][2]. Erste Erfolge sieht man an Microsofts Spracherkennung Cortana, Siri von Apple, Google Now oder der Bildersuche von Google, die anhand von Bildern ähnlichen Bildern findet.

2.3 Hürden

Die aus der Vergangenheit bekannten Probleme des Lernens neuronaler Netze mit vielen versteckten Schichten strecken sich zum größten Teil bis heute durch. Aktuelle Algorithmen aus dem Deep Learning tendieren zu Überanpassung, Unteranpassung, lokalen Minima oder kämpfen einfach mit der nicht vorhandenen Rechenleistung.

Grundsätzlich kann man für heute verwendete Algorithmen sagen, dass die Performance von neuronalen Netzen sehr stark von der Menge der Trainingsdaten und weniger von dem Algorithmus selbst abhängt. Nicht zuletzt hat die Verfügbarkeit von immensen Datenmengen von Unternehmen und aus dem Internet einen sehr positiven Einfluss auf die Entwicklungen und damit das Interesse von Deep Learning.

2.4 Neuronale netze

Neuronale Netze sind Strukturen aus der Technik, die dem Nervensystem von Lebewesen ähneln. Es sind Modelle, die Eingangsdaten über Neuronen gewichtet kombinieren und daraus einen Ausgang errechnen. Es sind Netze die aus Eingangsdaten Ausgangsdaten über nicht lineare Zusammenhänge berechnen. Diese Netze müssen parametrisiert werden, hier kommt Deep Learning zum Einsatz.

Neuronale Netze sind in der Technik zur Vereinfachung meist in mehreren Schichten aufgebaut. Abbildung 2.1 zeigt ein einfaches Neuron mit nur einem Eingang. Der Ausgang wird aus der Multiplikation des Eingangswerts mit

[1] 2013/3 Google stellt Geoffrey Hinton ein
[2] 2013/12 Facebook stellt NYU Professor Yann LeCun ein

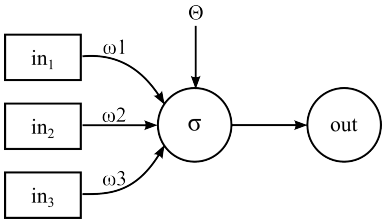


Abbildung 2.2: Neuron mit mehreren Eingängen

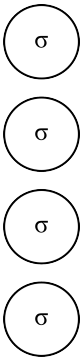


Abbildung 2.3: Schichten von Neuronen

dem Gewicht Gewicht und der Übertragungsfunktion errechnet. Als Übertragungsfunktion wird meist Sigmoid-Funktion eingesetzt, sie lässt sich einfach differenzieren und eignet sich daher besonders gut. Der Ausgang *out* dieses Neurons ergibt sich somit aus der dem Eingang *in* multipliziert mit dem Gewicht ω in der Sigmoid-Funktion σ.

$$out = \sigma(\omega * in)$$

Ein Neuron hat in der Regel, wie in Abbildung 2.2 zu sehen, mehrere Eingänge. Außerdem wird ein Bias-Wert θ für die Sigmoid-Funktion hinzugefügt. Der Ausgang dieses Neurons kann somit wie folgt berechnet werden:

$$out = \sigma(\omega_1 * in_1 + \omega_2 * in_2 + \omega_3 * in_3 + \theta)$$

Um aus den einzelnen Neuronen ein Netzwerk zu bauen, werden, wie in Abbildung 2.3 dargestellt Schichten gebildet. Eine Schicht ist eine Menge an Neuronen, die, zur Vereinfachung, untereinander meist nicht direkt verknüpft sind. Schichten werden hintereinander gehängt, in dem jedes Neuron einer Schicht als Eingang für jedes Neuron der nächsten Schicht dient. Ein solches Netzwerk ist auch in Abbildung 2.4 zu sehen. Dieses Netzwerk hat eine Eingabeschicht, eine Ausgabeschicht und zwei Schichten dazwischen. Da die Ergebnisse dieser mittleren Schichten in der Regel nicht unmittelbar ein

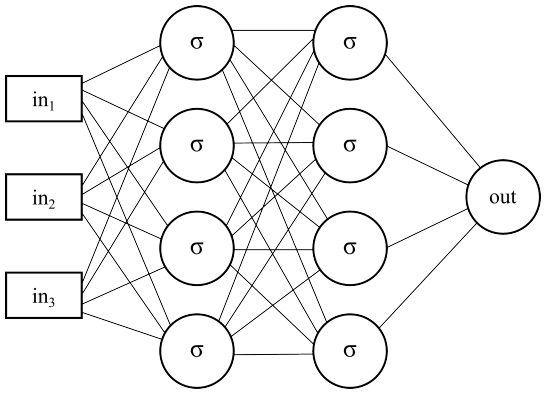


Abbildung 2.4: Ein Neuron

Ergebnis sind, werden sie als unsichtbar betrachtet und auch so bezeichnet. Es handelt sich hierbei also um die versteckten Schichten.

2.5 Überwacht / Unüberwacht

Die Algorithmen des Deep Learnings werden im groben in zwei Kategorien geteilt, in die überwachten und die unüberwachten Methoden. Überwacht bedeutet, dass Eingangsdaten an das System angelegt werden für die die gewünschten Ausgangsdaten bekannt sind. Das könnte zum Beispiel heißen, dass das Netz Bilder mit trainiert wird, von denen einige Gesichter enthalten und einige nicht. Am Ausgang wird dann überprüft ob das Netz die Gesichter richtig erkannt hat und wenn nicht, werden die Parameter des Netzes entsprechend angepasst.

Diese Art des Lernens scheint logisch, benötigt aber sehr viele deklarierte Datensätze. Deklarierte Datensätze sind selten in großen Mengen verfügbar und so tendiert diese Art der Algorithmen leicht zur Überanpassung, mehr dazu bei den jeweiligen Algorithmen.

Ein weitere Ansatz ist das unüberwachte Lernen, es handelt sich dabei um Algorithmen, die Eingangsdaten aber keine Ausgabedaten zum Vergleich benötigen. Die Grundlegende Idee dabei ist es, das Netz Merkmale aus den Eingangsdaten lernen zu lassen. Unüberwachtes Lernen ist besonders wegen der großen Verfügbarkeit unkategorisierten Daten interessant und wird häufig als Grundlage vor dem überwachten Lernen eingesetzt. Es hilft einige Probleme des überwachten Lernens zu verbessern, so können die Gewichte aus dem unüberwachten Lernen als Startwert für ein überwachtes Lernen eingesetzt werden. Diese Gewichte haben mehr Aussagekraft über Merkmale der Eingangsdaten als zufällige Werte und können mit weniger kategorisierten

Trainingsdaten oft wesentlich bessere Ergebnisse erzielt werden.

Kapitel 3

Algorthmen und Strukturen

3.1 Backpropagation

Backpropagation ist ein überwachter Algorithmus zum Trainieren von vereinfachten neuronalen Netzen. Backpropagation setzt voraus, dass sich der Ausgang einer Schicht auf einfachem Weg berechnen lässt. Dies ist bei so genannten Feedforward-Perzeptrons, wie in Abbildung 3.1 zu sehen, der Fall. Überwacht bedeutet, dass das Netzwerk beim lernen anhand von deklarierten Eingabedaten Ausgabedaten zu errechnen, der Fehler der Berechnung des Ausgangs wird beim Backpropagation-Algorithmus über lineare Mathematik zur Adaptierung der Gewichte genutzt.

Der Trainingsprozess beginnt mit zufälligen Gewichten und arbeitet in den folgenden Schritten:

1. Ausgang des Netzes für bestimmte Eingabedaten berechnen

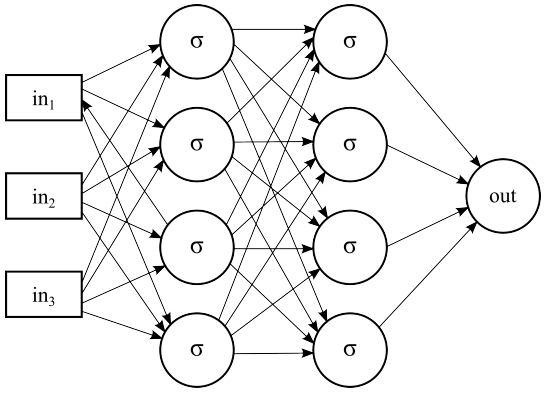


Abbildung 3.1: Ein Feedfowrward-Perzeptron

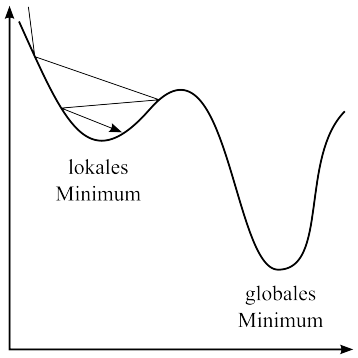


Abbildung 3.2: Lokales Minimum

2. Ausgang mit dem Sollwert vergleichen und daraus den Fehler errechnen

$$error = \frac{1}{2} \sum_{k \in K} (out_k - target_k)^2$$

$target$	...	Fehler, der später Einfluss in die Gewichte nimmt
out	...	Wert den der Ausgang erreicht hat
$target$	...	Wert den der Ausgang erreichen sollte
K	...	Anzahl der Neuronen in der Ausgangsschicht

3. Gewichte abhängig von der Größe des Fehlers anpassen

Diese Schritte werden wiederholt, bis die Gewichte so angepasst wurden, dass die Ausgangsdaten möglichst gut den Vorgaben entsprechen. Die Anpassung der Gewichte errechnet sich im wesentlichen anhand der Gradienten des Fehlers und der Gewichte. Zudem wird Tiefe der Schicht des Gewichtes berücksichtigt.

Wie der Name des Alogorithmus bereits verrät, wird der Fehler dabei im wesentlichen über eine mathematische Funktion in die Gewichte zurückgeführt. Diese Rückführung bringt das Problem von lokalen Minima mit sich. Wird die Änderung des Fehlers geringer, so wird auch die Anpassung geringer. Befindet man sich auf dem Weg zu einem lokales Minimum, so kann man durch den abnehmenden Fehler, wie in Abbildung 3.2 zu sehen, leicht darin hängen bleiben. Dieses lokale Minimum kann sehr weit von dem globalen Minimum entfernt sein. Die Wahrscheinlichkeit in dem lokalen Minimum hängen zu bleiben steigt mit seiner Größe. Abhilfe können hier Verfahren wie der Bergsteigeralgorithmus oder zusätzliche Zufallswerte bei der Berechnung der Gewichte schaffen.

Der Algorithmus trainiert vordefinierte Ein- und Ausgabedaten mit dem Ziel für ähnliche Daten ähnliche Ergebnisse zu liefern. Trainiert man das Netz

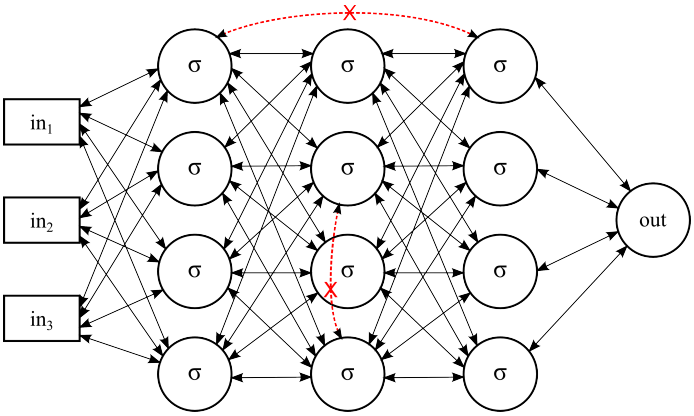


Abbildung 3.3: Eine Restricted-Boltzmann-Maschine

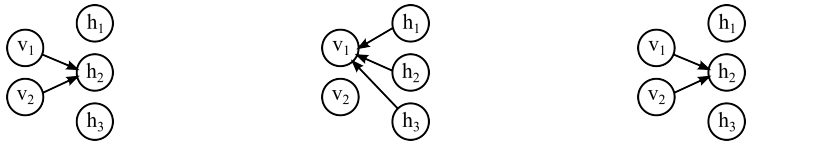
zu intensiv mit diesen Daten, so lernt es sie sehr genau. Dieser Effekt wird Überanpassung genannt und hat zur Folge, dass das Netz im späteren Betrieb schlechtere Ergebnisse liefert als hätte man es weniger lange trainiert. Abhilfe kann hier ein verfrühtes Ende des Trainings, mehr Trainingsdaten oder die Initialisierung der Gewichte durch unüberwachtes Lernen schaffen.

3.2 Resctricted Boltzmann Maschines

Uneingeschränkte Neuronale-Netze sind schwierig und aufwendig zu trainieren. Restricted-Boltzmann-Maschines, im weiteren als RBMs bezeichnet, sind eingeschränkte neuronale Netzwerke. Wie in Abbildung 3.3 dargestellt, existieren hierbei nur Verbindungen zwischen aneinander liegenden Schichten. Das Modell erlaubt keine Verbindungen von Neuronen zu sich selbst und alle Verbindungen müssen gleichermaßen in beide Richtungen verlaufen. So lässt sich unter Festlegung der Werte einer Schicht direkt auf die nächste versteckte Schicht weiter rechnen. RBMs arbeiten in der Regel mit boolschen Werten, lassen sich durch Erweiterung aber auch mit anderen Zahlenräumen verwenden.

RMBs wurden bereits 1986 von Paul Smolensky [Smolensky, 1986] unter dem Namen Harmonium erfunden, fanden jedoch erst 1998, rund 10 Jahre später, durch die Entwicklung von effizienten Lernalgorithmen durch Geoffrey Hinton Anwendung.

Zum trainieren von RMBs existieren verschiedene Algorithmen, die meist auf dem Prinzip beruhen, die Gewichte so anzupassen, dass das hin und her Rechen zwischen zwei Schichten wieder die Ausgangsdaten ergibt. Im folgenden wird der Algorithmus von Geoffrey Hinton [Teh, 2006], der zugleich als der erste effizienten Lernalgorithmus für RMBs gesehen wird, erklärt.



(a) Versteckte Schicht berechen

(b) Von der versteckten Schicht zurück rechnen

(c) Erneut die versteckte Schicht berechnen

Abbildung 3.4: Berechnungsschritte zum Lernen von RBMs.

3.2.1 Grundgedanke

Sind die Werte einer Schicht fixiert, so kann einfach auf die nächste versteckte Schicht weiter gerechnet. Zu beginn werden wird ein Trainingsdatenset an die Eingänge angelegt und die folgenden Operationen, wie auch in Abbildung 3.4 zu sehen, wiederholt ausgeführt:

1. Wahrscheinlichkeit p für die versteckten Neuronen h_j anhand der sichtbaren Neuronen v_i und der Gewichte w_{ij} berechnen
$$p(h_j = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(b_j + \sum_i (v_i * w_{ij}))}}$$
2. Werte für die versteckte Schicht aus dem Mittelwert der Wahrscheinlichkeiten berechnen
3. Gradientenmatrix $< v_i h_j >$ über das dyadische Produkt errechnen
$$< v_i h_j >= v * y^T$$
4. Ausgehend von den errechneten versteckten Neuronen, zurück auf die sichtbare Schicht rechnen

Wiederholt man die in der Liste angeführten Schritte sehr oft, so pendeln sich für die Neuronen Werte ein. Diese Werte hängen im wesentlichen vom Modell und den festgelegten Wahrscheinlichkeiten ab, haben jedoch sehr wenig mit den Eingangsdaten zu tun. Anhand der Gradientenmatrix des letzten Durchlaufes lässt sich jedoch eine Differenz zu dem gesuchten Modell herausfinden und so können die Gewichte wie folgt angepasst werden:

$$\Delta\omega_{ij} = \varepsilon(< v_i h_j >^0 - < v_i h_j >^\infty)$$

Diese Art der Berechnung lieferte sehr gute Modelle. Durch die vielen Iterationen benötigt der Algorithmus sehr viel Rechenzeit und ist daher nicht praxistauglich. Zudem ist es schwierig festzustellen, wie viele Iterationen notwendig sind bis sich die Werte eingependelt haben.

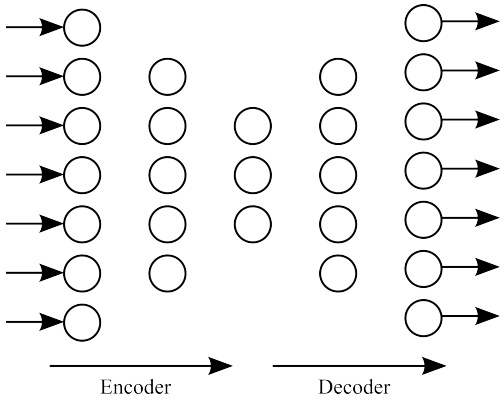


Abbildung 3.5: Deep Autoencoder

3.2.2 Abkürzung

Der oben genannte Algorithmus lässt sich in seiner Komplexität erheblich reduzieren, in dem die versteckte Schicht lediglich zwei mal berechnet wird. Geoffrey Hinton hat mit der Vereinfachung gezeigt, dass es bereits mit dem Vergleich der ersten und zweiten Gradientenmatrix möglich ist, gute Ergebnisse zu erzielen. Diese Methode wird *Contrastive Divergence* genannt.

Die Regel zur Anpassung der Gewichte lautet dabei:

$$\Delta\omega_{ij} = \varepsilon(< v_i h_j >^0 - < v_i h_j >^1)$$

3.2.3 Begründung

Der Grundgedanke von *Contrastive Divergence* ist es, dass das Modell mit Zufallsgewichten weg von den Eingabedaten, hin zu Daten die ihm besser gefallen, wandert. Wenn man erkennt wo hin das Modell will, kann man die Gewichte so adaptieren, dass das Modell zu den Eingabedaten will.

3.2.4 Eignung

Der Algorithmus benötigt extrahiert aus den nicht deklarierten Eingabedaten Merkmale die die Daten klassifizieren. Er eignet sich daher um Gemeinsamkeiten und von Eingabedaten, wie zum Beispiel Bildern, zu finden.

3.3 Deep Autoencoders

Deep Autoencoder sind neuronale Netze aus mehreren Schichten, die sich in zwei wesentliche Teile trennen lassen. Im ersten Teil, dem Encoder, sinkt

die Anzahl der Neuronen mit jeder Schicht. Im zweiten Teil, dem Decoder, steigt sie, bis am Ende wieder die Anzahl der Eingangsparameter erreicht ist. Abbildung 3.5 zeigt ein solches Netz. Im inneren hat das Netz weniger Neuronen und somit geringere Speicherkapazität als Eingangsparameter. Es wird versucht das Netz so zu trainieren, dass es am Ausgang die gleichen Daten berechnet wie am Eingang angelegt entstehen. Gelingt das Training, so muss das Netz Merkmale etwas aus den Daten gelernt haben.

Richtig trainiert, komprimiert das Netz die Daten. So wäre es zum Beispiel möglich Bilder durch das Netz zu schicken, die kleinste Schicht zu speichern und jederzeit über den Decoder wiederherzustellen. Für Bilder, Ton und Videos gibt es einige Kompressionsalgorithmen die sehr fein auf die Charakteristik menschlicher Organe abgestimmt sind und Dinge die wir nicht hören oder Sehen können vernachlässigen. Diese Algorithmen liefern für diesen Anwendungsfall daher meist bessere Ergebnisse. Dennoch demonstriert das Beispiel, dass damit unter Umständen erheblich Speicher und Verarbeitungsleistung eingespart werden kann werden kann. Oft entsprechen die Daten der Dekodierung sogar mehr dem gewünschten Ergebnis als zuvor. Ein Netzt das darauf trainiert ist Buchstaben zu lesen, könnte man zum Beispiel im inneren so klein machen, dass es lediglich die einzelnen Buchstaben ohne Manipulationen speichern kann. Beim wiederherstellen würde es dann den Buchstaben erzeugen der seinem Muster am besten entspricht.

Deep Autoencoder liefern sehr vergleichbare Ergebnisse und werden daher gerne als Benchmark für Deep Learning-Algorithmen verwendet. Deep Autoencoders tendieren zu Unteranpassung (eng. underfitting), was auf die geringe Anzahl der Neuronen und damit der geringen Speichermöglichkeit zurückzuführen ist. Eine einfache und effektive Variante ein solches Netz zu trainieren ist es, jeweils zwei Layer separat als restricted Boltzmann Maschine anzusehen.

Lernt man solche Algorithmen mit mit Bildern und visualisiert die entstandenen Gewichte, so erkennt man, dass solche Algorithmen in erster Instanz meist Kanten und Farbintensitäten finden. In der zweiten Schicht findet man einfache Kombinationen dieser Elemente und ab der dritten Schicht werden meist schon sehr brauchbare Neuronen zur vollständigen Objekterkennung ausgebildet.

3.4 Faltungscodierte neurale Netze

Faltungskodierte neuronale Netze (eng. Convolutional Neural Networks) sind neuronale Netze, die zur Reduktion der Gewichte in einzelne Teile zerteilt sind. Bei den bisher angeführten Netzen wurden jeweils alle Neuronen einer Schicht mit jedem Neuron der nächsten Schicht verbunden. Bei faltungskodierten Netzen geht man davon aus, dass weit voneinander entfernte Neuro-

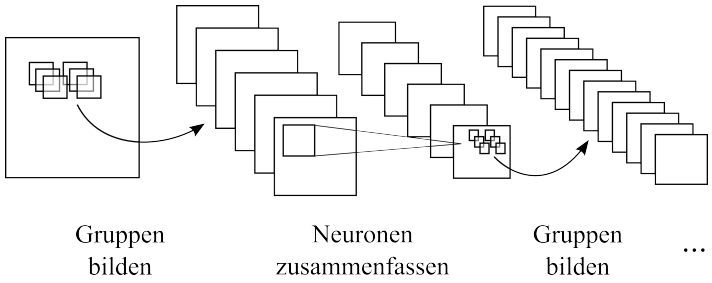


Abbildung 3.6: Faltungscodiertes neuronales Netz

nen kaum etwas miteinander zu tun haben, während zwischen nahe aneinander liegende Neuronen Zusammenhänge bestehen. Es werden daher Gruppen von aneinanderliegenden Neuronen gebildet. Dies Gruppen sind untereinander in die nächste Schicht verknüpft. Wie am Beispiel eines Bildes gut verständlich, wird es vorkommen, dass ein Merkmal nicht genau in eine dieser Gruppen passt. Es werden daher viele überlappende Gruppen gebildet.

Nach der Gruppenbildung gibt es eine Funktion, die die Ergebnisse aneinander liegender Werte für die nächste Schicht zusammenfasst. Dies geschieht meist über eine einfache mathematischen oder statistische Funktion und hängt von der Implementierung ab. Diese Funktion könnte zum Beispiel die Kanten in mehrere Richtungen zusammenfasse um die Rotation eines Bildes ignorieren.

Ein faltungskodiertes neuronales Netz wiederholt genau diesen zwei Komponenten, die überlappende Gruppierung von Neuronen so wie das zusammenfassen von Neuronen auf jeder Schicht. Abbildung 3.6 zeigt ein solches Netz.

Dieser Typ von Netzwerk ist bereits 1980 [Fukushima, 1980] bekannt, wurde in den folgenden Jahrzehnten optimiert und erlebte einen Aufschwung durch die parallelisierte Berechnung auf einer GPU [Schmidhuber, 2010]. Nach weiteren Optimierungen in den vergangen Jahren wurde ein solches Netzwerk unter anderem für ein Projekt von Google [Ng, 2012] eingesetzt, das nicht zuletzt das so genannte face-neuron ausprägte.

3.5 Sparse coding

Sparse coding ist ein Algorithmus zum trainieren eines neuronalen Netzes mit dem Ansatz möglichst aussagekräftige Merkmale zu finden. Anders als beim Deep Autoencoder wird hier nicht nur berücksichtigt wie gut das Ergebnis wiederhergestellt werden konnte, sondern auch wie eindeutig das Ergebnis war. Ziel ist es an möglichst vielen stellen im Ausgangsvektor 0er zu haben

und dennoch sehr gute Ergebnisse zu finden. Der Fehler setzt sich aus den beiden Faktoren zusammen und wie folgt berechnet:

$$min\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} min\frac{1}{2}|x^{(t)} - D * h^{(t)}| + \lambda|h_1^{(t)}|$$

$x^{(t)}$	...	Eingangswert
$h^{(t)}$	...	Ausgangswert
D	...	Anzahl der Ausgänge
λ	...	Steuert wie stark sich die Wichtigkeit 0er im Ausgangsvektor auswirken

Die zwei Bedingungen widersprechen sich teilweise und können über λ balanciert werden. Die Berechnung der Gewichte für die versteckten Schichten ist beim Sparse Coding wesentlich aufwendiger als bei Deep Autoencodern, da es sich hier um ein Optimierungsproblem und nicht nur um eine lineare Funktion handelt.

Kapitel 4

Anwendungen

In den vergangen Jahren haben sich Unternehmen zunehmend an vielschichtigen neuronalen Netzen interessiert. Wie in Kapitel 2.2 beschrieben, interessieren sich auch zunehmend Firmen wie Google, Apple und Microsoft. Sie stellten renommierte Wissenschaftler ein und kaufen Unternehmen die in diesem Bereich tätig sind.

4.0.1 Objekterkennung in Bildern

- 10 Millionen Trainingsbilder mit je 200x200 Pixel
- Autoencoder mit sparse coding
- 9 versteckte Schichten
- 1 Milliarde Verbindungen
- Training mit asynchronem stochastischem Gradientenvefahren
- Auf auf 1000 Maschinen mit jeweils 16 Rechenkernen drei Tage lang trainiert

Bei einem Projekt [Ng, 2012] 2012 trainierte Google das bisher größte Netz dieser Art mit 10 Millionen Bilder aus dem Internet. Bekannt wurde das Projekt vor allem durch die Ausprägung des in Abbildung 4.1 zu sehenden Gesichts-, Katzen- und Körper-Neurons. Ein paar Eckdaten zum Netz und dem Training:

Es wurde mit relativ kleinen Bildern, dafür aber mit sehr vielen, unbeaufsichtigt trainiert. Ein späterer Benchmark auf ImageNET, eine Datenbank mit Kategorisierten Bildern, ergab einer Trefferquote von 15.8%. Das entspricht einer Steigerung der bisherigen Bestleistung um 70%.

(a) menschliches Gesicht

(b) Gesicht einer Katze

(c) menschlicher Körper

Abbildung 4.1: Markante Ausprägungen durch das lernen von Bildern aus dem Internet

Aus technischer Perspektive ist das Netz und damit die verwendete Technik weniger herausragend, als die Menge der Trainingsdaten und die damit verbunden Rechenleistung.

4.1 Zahlen erkennen

Google trainierte durch ihre Projekt Street View [Yuval Netzer, 2011] ein tiefes faltungskodiertes Netz, es lernte Hausnummern zu erkennen. Für die Adresssuche auf Google Maps und dem damit verbundenen Navigationssystem ist es von wesentlicher Bedeutung, Hausnummern richtig identifizieren zu können, besonders in den Gebieten, in denen Hausnummern nicht fortlaufend nummeriert sind.

Google trainierte mehrere Netze mit unterschiedlicher Anzahl an versteckten Schichten. Es stellte sich heraus, dass das tiefste Netz, mit elf versteckten Schichten, die Hausnummern am besten erkannte. Das Netz wurde mit über 100 Millionen hochauflösenden Bildern trainiert und forderte entsprechend viel Rechenleistung. Zum Training wurde der DistBelief-Alogrithmus [Jeffrey Dean und Ng, 2012] eingesetzt, ein Alogorithmus der sich besonders gut auf verteilt System berechnen lässt.

Nummern die das Netz nicht auflösen konnte, haben unbewusst Menschen gelöst. Hierzu hat Google ein Projekt ins Leben gerufen, das Besucher von Webseiten an sicherheitsrelevanten Stellen einen Code identifizieren lässt um sicherzustellen dass es sich dabei tatsächlich um einen Menschen und keinen Bot handelt.

Insgesamt hat das Netz bemerkenswert gut abgeschnitten [Ian J. Goodfellow, 2013] und erkennt mittlerweile 97,84% aller Hausnummern wie sie in Abbildung 4.2 zu sehen sind. Das Netz schaffte es sogar 99,8% aller Sicherheitsco-

Abbildung 4.2: Hausnummer die das neuronale Netz aus Google Street View erlernte.

des der schwierigsten Art[1], eingesetzt zum Schutz vor Bots auf Webseiten, zu lösen. Das Netz hat dabei besser als die meisten Menschen abgeschnitten, wodurch fraglich ist wie gut diese Sicherheitscodes in Zukunft tatsächlich vor Bots schützen werden.

4.2 Spracherkennung

Auch bei der Spracherkennung werden neuronale Netze in Kombination mit Deep Learning immer stärker und lösen nach und nach die Methode der Gaussian Mixture Models (GMM-Methoden) ab. Neuronale Netze für die Spracherkennung von Tonspuren funktionieren sehr ähnlich zu denen für die Bilderkennung. Wie bei der Bilderkennung prägen sich auf den ersten Schichten einfache Merkmale wie Konsonanten und Vokale aus. In höheren Schichten entstehen dann aussagekräftigere Merkmale bis hin zu vollständigen Wörtern, Phrasen und Stimmungen.

Ein heute bereits verbreitetes Feld der Anwendung ist die Sprachsteuerung von Geräten, die quasi auf allen großen Plattformen[2][3][4][5] verfügbar ist. Durch die große Menge an verfügbaren Sprachdaten von modernen Mobiltelefonen, die zudem sehr gut auf Personentypen deklariert werden können, ist zu erwarten, dass diese Netze in Zukunft noch stark an Bedeutung und Anwendungen

[1] http://www.google.com/recaptcha
[2] Google GOW Sprachsteuerung für Android-Geräte
[3] Apple Siri für IPhone-Geräte
[4] Microsoft Cortana für Windows Phone
[5] Diverse Systeme für Desktop-Betriebssysteme

gewinnen werden.

4.3 Hardware

2012 Hat Google mit einem neuronalen Netz, das drei Tage auf 1.000 Servern mit insgesamt 16.000 Rechenkernen lief, alles bisher dagewesen in den Schatten gestellt. Bereits 2013 Hat NVIDIA gemeinsam mit der Stanford Universität [Ng, 2013] ein 6,5-fach größeres neuronales Netz auf GPUs realisiert. Das Netz benötigt lediglich 16 Computern mit jeweils vier Hochleistungs-Grafikkarten, die aber aus dem Konsumentenbereich stammen. Es ist also gelungen innerhalb von zwei Jahren Netze zu realisieren, die zuvor kaum möglich waren und dabei die Kosten für eine solche Implementierung weg von Supercomputern auf kleinere Servereinheiten bzw. Desktopcomputer holen.

Momentan entwickelt Qualcomm an Controller der eine relativ kleine neuronale Recheneinheit enthält. Der wesentliche Unterschied zu einer herkömmlichen CPU liegt dabei darin, dass alle Neuronen einer Schicht parallel rechnen. Das Netz benötigt daher nur wenige Zyklen bis zum Ergebnis, während herkömmliche CPUs jedes Neuron hintereinander berechnen müssen. In den frühen Entwicklungsstufen konnte das Netz bereits einige Bilderkennungsaufgaben ähnlich gut wie komplexe mathematische Algorithmen lösen. Der Chip soll 2014 in die Massenproduktion gehen und unter anderem in Mobiltelefonen zur Verfügung stehen.

4.4 Weitere Anwendungen

Weiter bemerkenswerte Anwendungsgebiete sind

- Erkennung von Verkehrsschildern, Benchmark bereits bei 99.91% Trefferquote [Igel, 2013]
- Komprimierung von Daten
- Alle Arten von Klassifizierungsaufgaben
- Findung von Merkmalen in Daten

Kapitel 5

Zusammenfassung

In der Arbeit wurden die wesentlichen Konzepte und Algorithmen rund um das Thema Deep Learning aufgearbeitet. Deep Learning-Algorithmen basieren auf sehr ähnlichen Prinzipien und wurden mit der Entwicklung der Technik an diese angepasst. So sind moderne Algorithmen, wie der zum Beispiel der DistBelief-Algorithmus, im wesentlichen darauf ausgelegt eine parallelisierte Berechnung zu ermöglichen und somit die verfügbare Hardware bestmöglich auszunutzen.

Aktuelle Netze sind meist sehr vielschichtig und werden mit unbeaufsichtigtem Lernen vorab trainiert. Aufwendiges Feature-Engineering durch Expertenwissen kann meist schon entfallen und wird automatisch durch das unbeaufsichtigte Lernen realisiert.

Bereits heute werden aktiv Netze zur Erkennung von Verkehrsschildern, Hausnummern und Gesichtern eingesetzt. Im Grundsatz zeigen momentan Benchmarks dass die Ergebnisse von neuronalen Netzen im wesentlichen von der Menge der Trainingsdaten und der Größe eines Netzes abhängen. Durch das Internet und die zunehmenden Vernetzung existieren in vielen Bereichen Daten, in sehr großen Mengen, die für unüberwachte Lernalgorithmen genutzt werden können. Mit dem Fortschritt der Technik und zunehmendem Interesse an diesem Forschungsgebiet, sind bereits in naher Zukunft einige weiter interessante Anwendungen zu erwarten.

Persönlich finde ich die Entwicklungen in Bereich der Chipherstellung besonders interessant. Die Geschichte hat bereits mehrmals gezeigt, dass die Berechnung auf CPUs über Grafikkarten bis hin zu dedizierten Chips enorme Leistungssprünge bringt. So dürfte auch die Entwicklung von dedizierten Chips, wie sie zum Beispiel Qualcomm momentan entwickelt, einige Neuerungen bringen.

Die Leistungsfähigkeit neuronaler Netze ist schwierig zu verstehen und so entsteht immer wieder die etwas philosophische Frage, in wie weit ein solches

Netz an die Leistungsfähigkeit des Menschen kommt oder ihm gar eines Tages Konkurrenz macht. Gut trainiert, schlagen diese Netze den Menschen schon heute in der ein oder anderen Aufgabe. Doch sei an dieser Stelle erwähnt, dass bereits um 1940 die ersten Rechner dieser Welt, die *Zuse* Maschinen von *Konrad Zuse*, den Menschen in vielen Rechenaufgaben geschlagen haben. Bis neuronale Netze so groß werden, dass sie sich ein Bild von der Natur machen können, dürfte noch eine ganze Zeit vergehen.

Literaturverzeichnis

1 Fukushima 1980 Fukushima, Kunihiko: Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. In: *Springer* (1980)

2 Ian J. Goodfellow 2013 Ian J. Goodfellow, Julian Ibarz Sacha Arnoud Vinay S.: Multi-digit Number Recognition from Street View Imagery using Deep Convolutional Neural Networks. (2013)

3 Igel 2013 Igel, Sebastian Houben; Johannes Stallkamp; Jan Salmen; Marc Schlipsing; C.: Detection of Traffic Signs in Real-World Images: The German Traffic Sign Detection Benchmark. In: *Neural Networks (IJCNN), The 2013 International Joint Conference* (2013)

4 Jeffrey Dean und Ng 2012 Jeffrey Dean, Rajat Monga Kai Chen Matthieu Devin Quoc V. Le Mark Z. Mao Marc'Aurelio Ranzato Andrew Senior Paul Tucker Ke Y. ; Ng, Andrew Y.: Large Scale Distributed Deep Networks. In: *NIPS 2012: Neural Information Processing Systems* (2012)

5 Minsky 1969 Minsky, Papert: *Perceptrons.* M.I.T. Press, 1969

6 Ng 2013 Ng, Adam Coates; Brody Huval; Tao Wang; David J. Wu: Andrew Y.: Deep learning with COTS HPC systems. In: *International Conference on Machine Learning, Atlanta, Georgia, USA, 2013.* (2013)

7 Ng 2012 Ng, Quoc V. Le; Marc'Aurelio Ranzato; Rajat Monga; Matthieu Devin; Kai Chen; Greg S. Corrado; Jeff Dean; Andrew Y.: Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning. In: *International Conference on Machine Learning, Edinburgh, Scotland* (2012)

8 Rosenblatt 1958 Rosenblatt, Frank: The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. In: *Psychological Review* (1958)

9 Rumelhart 1985 Rumelhart, Geoffrey E. ; Williams Ronald J.: Learning Internal Representations by Error Propagation. (1985)

10 Schmidhuber 2010 SCHMIDHUBER, Dan Claudiu Ciresan; Ueli Meier; Luca Maria Gambardella; J.: Deep Big Simple Neural Nets Excel on Handwritten Digit Recognition. (2010)

11 Smolensky 1986 SMOLENSKY, Paul: *Information processing in dynamical systems: Foundations of harmony theory.* 1986

12 Teh 2006 TEH, Geoffrey E. Hinton; Simon Osindero; Yee-Whye: A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. In: *MIT Press* (2006)

13 Yuval Netzer 2011 YUVAL NETZER, Adam Coates-Alessandro Bissacco Bo Wu Andrew Y. N.: Reading Digits in Natural Images with Unsupervised Feature Learning. In: *NIPS Workshop on Deep Learning and Unsupervised Feature Learning 2011* (2011)