Universität
Augsburg
University

Bachelorarbeit

Titel der Bachelorarbeit: Image Analysis for Food Safety and Health

Name des Autors: TEMKENG Thibaut

Datum der Abgabe: Ende Oktober

Betreuung: Name der Betreuer/ des Betreuers:Shou Liu

Fakultät für Embedded Intelligence for Health Care and Wellbeing

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis

1 Einleitung

2 Grundlagen

2.1 Entwicklung von Künstlichen Neuronalen Netzen

Ein künstliches Neuron[15] ist eine mathematische Funktion , die das biologische Neuron nachbildet. Künstliche Neuronen sind elementare Einheiten in einem Künstliches neuronales Netz (KNN). Das künstliche Neuron empfängt einen oder mehrere Inputs und bildet sie auf einen Output ab. Normalerweise wird jeder Eingabe x_i separat mit einem Gewicht w_i multipliziert und danach aufsummiert und zum Schluss wird die Summe durch eine Funktion geleitet, die als Aktivierungs- oder Übertragungsfunktion bekannt ist.Eine schematische Darstellung eines KNN ist in Abbildung 1 zu sehen.

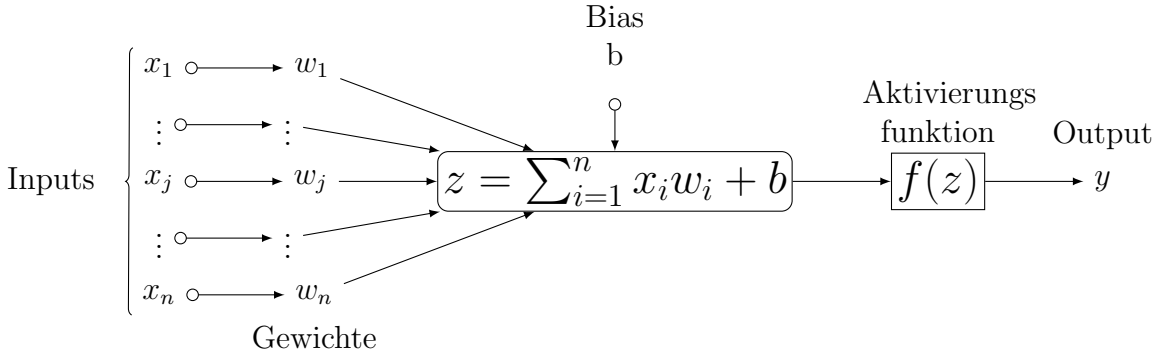


Abbildung 1: Funktionsweise eines künstlichen Neurons

Künstliche Neurone können aufgestapelt werden, um eine Schicht(*Layer*) zu bilden.Ein KNN besteht aus einer oder mehreren Schichten und je nach seiner Position in einem NN wird eine Schicht anders genannt: Eingangsschicht(*Input Layer*) bzw. Ausgabeschicht(*Output Layer*), wenn das Layer die Eingangsdaten bzw. Ausgabedaten des neuronalen Netzes darstellt und versteckte Schicht(*Hidden Layer*), wenn es keine Eingang- oder Ausgabeschicht ist.Ein kurzer Überblick über die Darstellung von KNNs kann sich in Abbildung 18 verschafft werden.

-

3 Feedforward

4 Layer in CNN

4.1 Input Layer

Die Eingangsschicht stellt die Eingangsdaten dar. Hier müssen die Eingangsdaten dreidimensional sein.Also die Eingangsdaten von CNN haben immer die folgende Form $W \times H \times D$ wobei (W, H) der räumlichen Dimension und D die Tiefe der Daten entspricht. Z.B $100 \times 100 \times 3$ für ein RGB-Bild und $224 \times 224 \times 1$ für ein Graustufenbild.

4.2 Faltungsschicht(Convolution Layer)

Ein CNN besteht aus eine oder mehrere Faltungsschichten, die jeweils aus eine oder mehrere Faltungseinheiten bestehen. Die Faltungsmatrizen werden als Filterkernel oder einfach Filter bezeichnet. Jedes Filter ist dafür zuständig, ein bestimmtes Merkmal wie zum Beispiel Kanten erkennen und zu extrahieren, also sollte dieses Merkmal fehlen, erkennt das Filter nichts, man sagt, dass das Neuron nicht aktiv ist. In einer Faltungsschicht wird eine sogenannte Faltungsoperation durchgeführt und dabei werden die Filter über die Inputdaten bewegen. Filter haben im Allgemein eine kleine räumliche Dimension wie z.B 2×2, 3×3 oder 5×5, sonst verliert man einen großen Vorteil von Convolutional Layer (ConvL), der darin besteht, die Speicheranforderung deutlich zu reduzieren, indem es die Gewichte verteilt.Eine Beispiel der Berechnung des Outputs eines ConvLs kann in Abbildung 2 entnommen werden.Dabei wird jedes aktives Pixel(Pixel mit acht direkten Nachbarn umgeben bzw. Pixel innerhalb des roten Rechteck in Abbildung 2) nacheinander betrachtet. Für jedes aktives Pixel I_i und zugehörige Nachbarn wird eine Multiplikation mit den zugehörigen Elementen des Filters K durchgeführt und dann aufsummiert und I_i wird durch diese Summe ersetzt. Nachdem alle dieser Berechnungen über alle aktive Pixels ausgeführt werden sind, gelten nur die aktiven Pixels als Ausgabe der Schicht.

I: Conv-Layer Eingabedaten. K: Kernel/Filter O: Conv-Layer Output.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{I} \times \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{K} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 4 & 3 & 4 & 1 \\ 1 & 2 & 4 & 3 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 3 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_{O = I \times K}$$

Abbildung 2: Faltungsoperation mit einem $3 \times 3-$Filter und Schrittgröße $= 1$

Ein anderes wichtiges Parameter von ConvL ist die Schrittgröße(*Stride*), die sagt, wie das Filter über das Input bewegt werden muss und je nach der Schrittgröße hat das Output eine unterschiedliche räumliche Dimension. Die Standardschrittgröße ist eins und ein größere Schrittgröße(> 1) ermöglicht die Reduktion der Größe der Eingabedaten um mindestens die Hälfte. Vergleiche Abbildungen 2 und 3.

In einem CNN mit mehreren ConvLs kümmern sich die ersten ConvLs um das Erlernen von einfachen Merkmale wie Winkel, Kanten oder Linien und je tiefer das CNN ist, desto komplexer sind die extrahierten Merkmale.Eine Vorverarbeitung der Netzeingangsdaten zur Extraktion der relevanten Information nicht mehr nötig.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{I} \times \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{K} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 3 & 1 \\ 1 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_{O = I \times K}$$

Abbildung 3: Faltungsoperation mit einem $3 \times 3-$Filter und Schrittgröße $= 2$

4.3 Aktivierungsfunktion

Das neuronale Netzwerk wird während dem Training mit sehr vielen Daten gespeist und das sollte in der Lage sein, aus diesen Daten zwischen relevanten und irrelevanten Informationen Unterschied zu machen. Die Aktivierungsfunktion auch Transferfunktion oder Aktivitätsfunktion genannt, hilf dem NN bei der Durchführung dieser Trennung. Es gibt sehr viele Aktivierungsfunktionen und in folgenden werden wir sehen, dass eine Aktivierungsfunktion je nach zu lösende Aufgaben vorzuziehen ist.

$$\begin{cases} Y = f(\Sigma(Gewicht * Input + Bias)) \\ f := Aktivierungsfunktion \end{cases}$$

Binäre Treppenfunktion ist extrem einfach, siehe Abbildung 4, definiert als $f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq a \text{ (a:= Schwellenwert)} \\ 0, & sonst \end{cases}$. Sie ist für binäre Probleme geeignet, also Probleme wo man mit *ja* oder *nein* antworten sollte.Sie kann leider nicht mehr angewendet werden, wenn es mehr als zwei Klassen klassifiziert werden soll oder wenn das Optimierungsverfahren gradientenbasierend ist, denn Gradient immer null.

Abbildung 4: Binäre Treppenfunktion

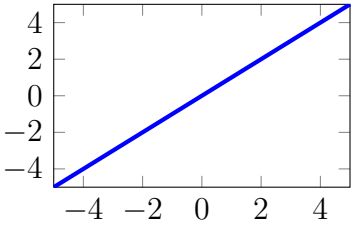
(a) Binäre Treppenfunktion

(b) Ableitung Binäre Treppenfunktion

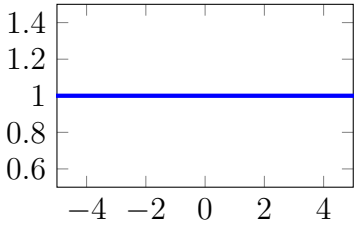
Lineare Funktion ist definiert als $f(x) = ax$, $f'(x) = a$, siehe Abbildung 6. Sie ist monoton, null zentriert und differenzierbar. Es ist jetzt möglich,nicht mehr nur binäre

Probleme zu lösen und mit gradientenbasierenden Optimierungsverfahren während der Backpropagation Parameter anzupassen, denn Gradient nicht mehr null, also sie ist besser als binäre Funktion .Nutzt ein mehrschichtiges Netz die lineare Aktivierungsfunktion, so kann es auf ein einschichtiges Netz überführt werden und mit einem einschichtigen Netz können komplexe Probleme nicht gelöst werden.Außerdem ist der Gradient konstant. Der Netzfehler wird also nach einigen Epochen nicht mehr minimiert und das Netz wird immer das Gleiche vorhersagen.

Abbildung 6: Lineare Funktion



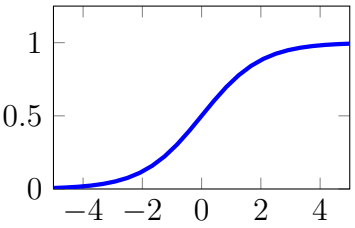
(a) Lineare Funktion: $f(x) = x$



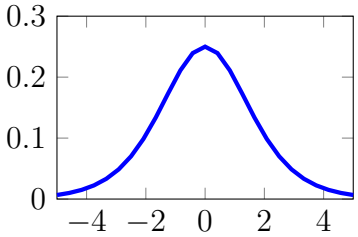
(b) Ableitung Lineare Funktion: $f'(x) = 1$

Logistische Funktion ist definiert als $f(x) = \frac{1}{1+exp(-x)}$,$f'(x) = \frac{exp(x)}{(1+exp(x))^2}$, siehe Abbildung 8. Sie ist differenzierbar, monoton, nicht linear und nicht null zentriert(hier nur positive Werte).Zwischen $[-3, +3]$ ist der Gradient sehr hoch.Kleine Änderung in der Netzinput führt also zu einer großen Änderung der Netzausgabe. Diese Eigenschaft ist bei Klassifikationsproblemen sehr erwünscht.Die Ableitung ist glatt und von Netzinput abhängig. Parameter werden während der Backpropagation je nach Netzinput angepasst. Außerhalb von $[-3, 3]$ ist der Gradient fast gleich null, daher ist dort eine Verbesserung der Netzleistung fast nicht mehr möglich.Dieses Problem wird Verschwinden des Gradienten *(vanishing gradient problem)* genannt.Außerdem konvergiert das Optimierungsverfahre sehr langsam und ist wegen wegen der exponentiellen (e^x) Berechnung rechenintensiv.

Abbildung 8: Logistische Aktivierungsfunktion:$sigmoid(x)$.



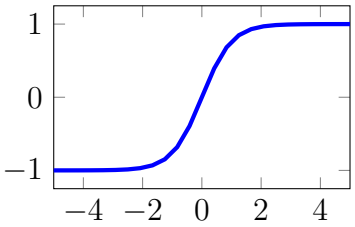
(a) Logistische Aktivierungsfunktion.



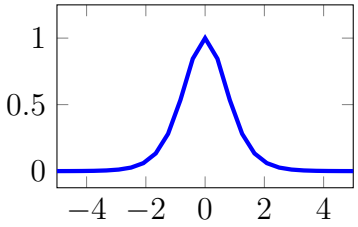
(b) Ableitung der Logistische Funktion.

Tangens Hyperbolicus ist definiert als $tanh := 2sigmoid(x) - 1$, siehe Abbildung 10.Außer dass sie null zentriert ist, hat sie die gleichen Vor- und Nachteile wie die Sigmoid Funktion.Sättigung fehl noch

Abbildung 10: Tangens Hyperbolicus.



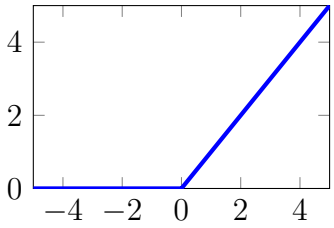
(a) Tangens Hyperbolicus.



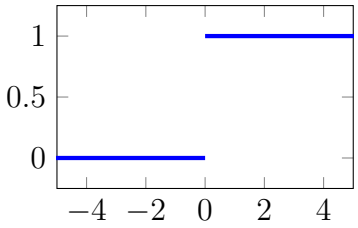
(b) Ableitung der Tangens Hyperbolicus.

Rectified Linear Unit(ReLU) ist definiert als $f(x) = max(x, 0)$, siehe Abbildung 12. Sie ist sehr leicht zu berechnen. Es gibt keine Sättigung wie bei *Sigmoid* und *tanh*. Sie ist nicht linear,deshalb kann den Fehler schneller propagiert werden.Ein größter Vorteil der ReLU-Funktion ist, dass nicht alle Neurone gleichzeitig aktiviert sind, negative Eingangwerte werden zu null,daher hat die Ausgabe von Neuronen mit negativen Eingangwerten keine Einfluss auf die Schichtausgabe, diese Neurone sind einfach nicht aktiv.Das Netz wird also spärlich und effizienter und wir haben eine Verbesserung der Rechenleistung. Es gibt keine Parameteranpassungen, wenn die Eingangwerte negative sind, denn der Gradient ist dort null.Je nachdem wie die Bias initialisiert sind, werden mehrere Neuron töten,also nie aktiviert und ReLU ist leider nicht null zentriert.

Abbildung 12: ReLU Aktivierungsfunktion



(a) ReLU Aktivierungsfunktion



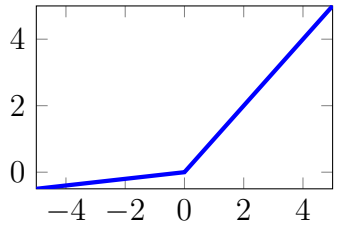
(b) Ableitung der ReLU Funktion

Leaky ReLU Funktion ist definiert als $f(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0 \\ 0.01x, & sonst \end{cases}$, siehe Abbildung 14. Sie funktioniert genauso wie die ReLU-Funktion, außer dass sie das Problem des toten Neurons und sie ist null zentriert.Es gibt somit immer eine Verbesserung der Netzleistung, solange das Netz trainiert wird.Wenn das Problem von Leaky ReLU nicht gut gelöst wird, wird empfohlen, die *Parametric ReLU* (PReLU) Aktivierungsfunktion zu verwenden, die während der Training selber lernt, Problem der toten Neurone zu lösen.

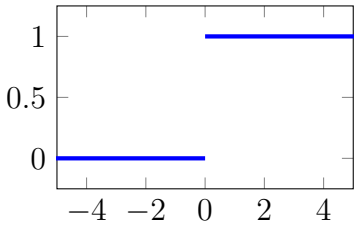
Softmax ist definiert als $f(x_1, x_2, \cdots, x_n) = \frac{(e^{x_1}, x_2, \cdots, e^{x_n})}{\sum_{i=1}^{n} e^{x_i}}$.Die Softmax-Funktion würde die Ausgänge für jede Klasse zwischen null und eins zusammendrücken und auch durch die Summe der Ausgänge teilen. Dies gibt im Wesentlichen die Wahrscheinlichkeit an, dass sich der Input in einer bestimmten Klasse befindet.

In allgemein wird die ReLU aufgrund des Problems der toten Neurone nur in versteckte

Abbildung 14: Leaky ReLU Funktion



(a) Leaky ReLU Funktion



(b) Ableitung der Leaky ReLU Funktion

Schichten und die Softmax-Funktion bei Klassifikationsproblemen und Sigmoid-Funktion bei Regressionsproblemen in Ausgabeschicht verwenden.

4.4 Pooling Layer

Die Funktionsweise von Pooling-Schichten ist sehr ähnlich zu der von ConvLs. Das Filter wird über die Inputdaten bewegen und dabei anstatt die Faltungsoperation durchzuführen, werden die Inputdaten Blockweise zusammengefasst. Ein Pooling-Layer besitzt nur ein Filter, das nicht wie in ConvLs lernbar ist, sondern gibt nur an, wie groß der Block, der zusammengefasst wird, sein muss. Als Standard werden ein 2×2 Filter und eine 2×2 Schrittgröße verwendet, was die Dimension der Inputdaten um die Hälfte reduziert. Interessanter dabei ist ,dass die wichtigen Informationen oder Muster nach der Pooling-Layer vorhanden bleiben und damit haben wir nicht nur eine Erhöhung der Rechengeschwindigkeit, sondern auch eine wesentliche Reduzierung der Netzparameter, was die Wahrscheinlichkeit einer Modelüberanpassung(*Overfitting*) reduziert. Pooling-Schichten sind etwa invariant gegenüber kleiner Veränderung wie Parallelverschiebung[4].

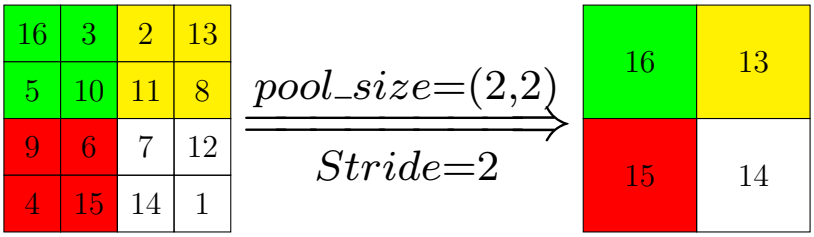


Abbildung 16: Funktionsweise eines Max-Pooling-Layer

Je nachdem wie die Blöcke in Pooling Layer (PooL) zusammengefasst werden, haben die PooLs unterschiedliche Namen. Werden die Werte eines Blockes durch den Maximalwert des Blocks, dann sprechen wir von Max-Pooling-Layer (siehe Abbildung 16), wenn sie durch den Mittelwert des Blocks ersetzt, wird von Average-Pooling-Layer (siehe Abbildung 17) und wenn die Filtergröße gleich die räumliche Dimension der Eingangdaten ist, sprechen wir von Global-Max-Pooling-Layer und Global-Average-Pooling-Layer, es

wird also alle Neurone in einem Kanal zu einem Neuron, die Ausgabedimension solche Schicht entspricht der Anzahl der Kanäle bzw. Tiefe der Inputdaten.

Das Global-Pooling-Layer wird sehr oft angewendet, um das Vorhandensein von Merkmale in Daten aggressiv zusammenzufassen. Es wird auch manchmal in Modellen als Alternative zur Flatten-Schicht, die mehrdimensionale Daten zu eindimensionale umwandelt, beim Übergang von ConvLs zu einem Fully Connected Layer (FCL) verwendet.

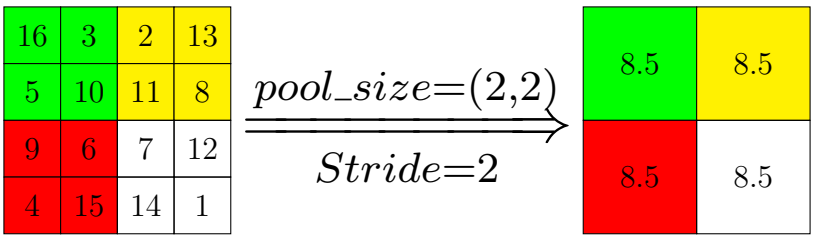


Abbildung 17: Funktionsweise eines Average-Pooling-Layer

4.5 Multi-layer Perzeptron (Fully Connected Layer)

Nachdem die relevanten lokalen Merkmale durch die Wiederholung von Conv und Pooling-Schichten extrahiert werden sind, wenden sie in einem FCL kombiniert, um das Ergebnis jeder Klasse zu berechnen. Die FCLs des CNN bieten sie die Möglichkeit, Informationssignale zwischen jeder Eingangsdimension und jeder Ausgangsklasse zu mischen, so dass die Entscheidung auf dem gesamten Bild basieren kann und ihm eine Klasse zugewiesen werden kann. Die FCLs funktionieren eigentlich genau wie ConvLs, außer dass jedes Neuron in FCL mit allen Neuronen und nicht mit einem kleinen Bereich von Neuronen im vorherigen Layer verbunden ist.Ein NN mit nur FCLs sieht wie in Abbildung18 aus.

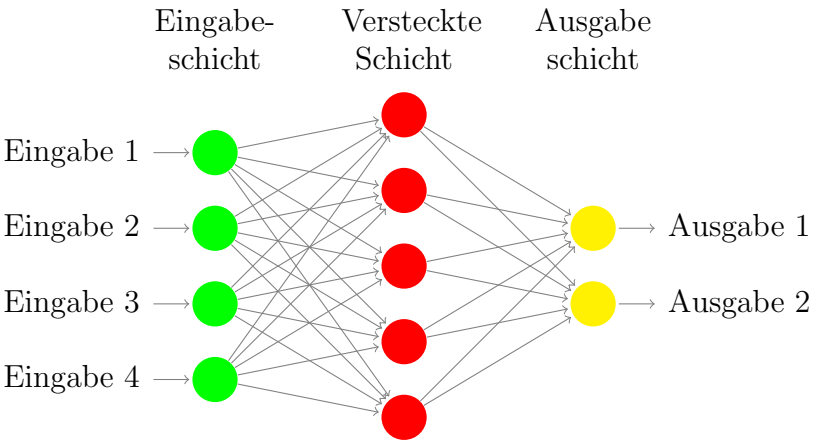


Abbildung 18: Darstellung eines neuronalen Netzes

Aufgrund der hohen Anzahl von Verbindungen zwischen Neuronen in einem FCL wird viel Speicher und Rechenleistung benötigt und verlangsamt auch das Training, es

ist auch einer der Gründe, weshalb die FCLs meist nur in der letzten Schicht von CNN zur Klassifizierung verwendet werden und die Anzahl der Neuronen in letzter Schicht entspricht der Anzahl von Klassen.

5 Backforward

5.1 Fehlerfunktion

Das Training von KNNs besteht darin, den vom NN begangenen Fehler zu korrigieren bzw. zu minimieren, daher wird es sehr oft als ein Optimierungsverfahren betrachtet. Wie gut die Vorhersage des neuronalen Netzes gerade ist, wird mit oder von der Fehlerfunktion auch Kostenfunktion genannt quantifiziert oder angegeben. Die Kostenfunktion bringt die Ausgabewerte des neuronalen Netzes mit den gewünschten Werten in Zusammenhang. Sie ist ein nicht-negativer Wert und je kleiner dieser Wert wird, desto besser ist die Übereinstimmung desNNs. Der Gradient sagt wie die Netzparameter geeignet angepasst werden sollen und er wird durch die Berechnung aktueller Netzvorhersagen und der Fehlerfunktion berechnet. Basiert auf diesen Gradienten konvergiert die Kostenfunktion nach einigen Epochen gegen sein globales Minimum, sodass der Netzfehler bei Vorhersagen geringer ist.

Die meisten benutzten Kostenfunktionen sind die Kreuzentropie (*cross-entropy*, Gleichung 5.2)(CE) und die mittlere quadratische Fehler (*mean squared error*,Gleichung 5.1)(MSE). muss noch hinweisen wo die Formeln herkommen?

$$Y := \{Y_1, \cdots, Y_n\} \text{ :die tatsächlichen Werte}$$
$$\widehat{Y} := \{\widehat{Y}_1, \cdots, \widehat{Y}_n\} \text{ :die Ausgabeweerte des neuronalen Netzes}$$

$$MSE(Y, \widehat{Y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \widehat{Y}_i)^2 \tag{5.1}$$

$$CE(Y, \widehat{Y}) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (Y_i \log(\widehat{Y}_i) + (1 - Y_i) \log(1 - \widehat{Y}_i)) \tag{5.2}$$

Im Gegenteil zu CE Fehlerfunktionen,die sich nur auf Wahrscheinlichkeitsverteilungen anwenden lassen, können die MSE auf beliebige Werte angewendet werden. Nach Pavel et al.[7] ermöglicht die CE-Verlustfunktion besseres lokales Optimum zu finden als die MSE-Verlustfunktion und das soll daran liegen, dass das Training des MSE Systems schnell in einem schlechteren lokalen Optimum stecken bleibt, in dem der Gradient verschwand und somit keine weitere Reduzierung der Klassifizierungsfehler möglich ist.Im Allgemein ist die CE Kostenfunktion für die Klassifikationsprobleme und die MSE Fehlerfunktion für die lineare Regression-Probleme besser. kleine Experiment

5.2 Gradientenabstieg

Lernrate

Die Lernrate oder Schrittweite beim maschinellen Lernen ist ein Hyperparameter, der

bestimmt, inwieweit neu gewonnene Informationen alte Informationen überschreiben[10]. Je nachdem wie die Lernrate gesetzt wird, werden bestimmte Verhalten beobachtet und sie nimmt sehr oft Werte zwischen 0.0001 und 0.4: Die Lernrate muss allerdings im Intervall $]0, 1[$ Werte annehmen, sonst ist das Verhalten des NN nicht vorhersehbar bzw. konvergiert das Verfahren einfach nicht. Für jeden Punkt x aus dem Parameterraum gibt es eine optimale Lernrate $\eta_{opt}(x)$, sodass das globale oder lokale Minimum sofort nach der Parameteranpassung erreicht wird und da $\eta_{opt}(x)$ am Trainingsanfang leider nicht bekannt ist, wird die Lernrate in die Praxis vom Anwender basiert auf seine Kenntnisse mit NNs oder einfach zufällig gesetzt.

- $\eta < \eta_{opt}$:So sind wir sichern, ein lokales oder globales Minimum zu erreichen.Aber die Anzahl der benötigten Iterationen bis zum Minimum steigt offensichtlich an und das Verfahren kann in einem unerwünschten lokalen Minimum stecken bleiben .

- $\eta > \eta_{opt}$:Hier wird die Anzahl der Iterationen zwar verringert, aber das Verfahren ist nicht stabil, denn in der Nähe vom Minimum oder es wird über das Minimum ständig hinausgegangen und es ist nicht mehr sichern, zum lokalen oder globalen Minimum zu gelangen.

In die Praxis gibt es Methoden und Funktionen, um die Lernrate während des Trainings anzupassen. z.B die *KERAS* Funktion *ReduceLROnPlateau*, die die Lernrate reduziert, wenn das NN nach einer bestimmten Anzahl von Epochen keine Verbesserung mehr aufweist. **Kleine Experiment** mit Größe und kleine Lernrate

5.3 Backpropagation: Optimizer

Das Ziel des Trainings tiefer neuronaler Netze ist, den Unterschied bzw. den Fehler zwischen Netzvorhersagen und tatsächlichen erwarteten Werten zu reduzieren ,also die Kostenfunktion zu minimieren und für jedes Maschine Lernen Problem gibt es Werte für Netzparameter(Gewichte und Bias) auch optimale Werte genannt, sodass das NN die Eingangdaten auf die gewünschten Werte korrekt abbildet. Mit korrekt wird gemeint, dass der Wert der Fehlerfunktion mit dieser optimalen Werten verschwindend klein oder sogar gleich null sei.

Gradientenverfahren

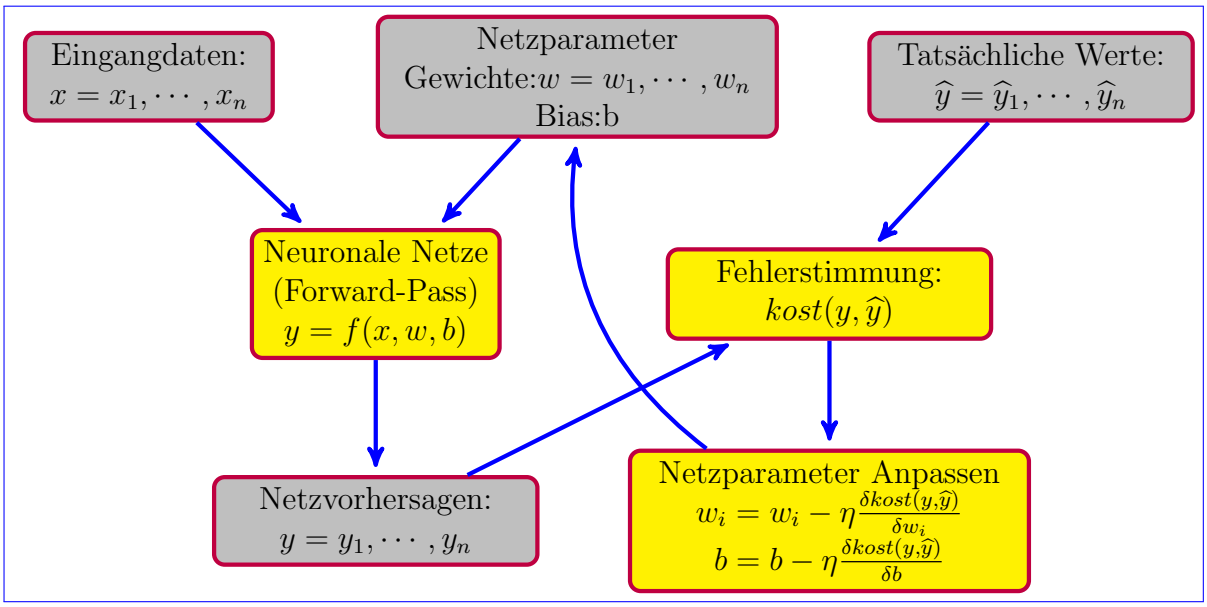
5.3.0.1 Warum wird Gradientenverfahren gebraucht .

Zum Finden dieser optimalen Netzparameter können wir einfach mehrmals zufällige Werte versuchen. Aber dieser Lösungsansatz weist ein großes Problem auf: Angenommen soll das NN zehn optimale Netzparameter aus dem Intervall $]-1, 1[$ finden und der Computer nur zwei Nachkommastelle (z.B 0.08) darstellen kann. Für den Wert eines Netzparameters bzw. die Werte der zehn Netzparameter gibt es also $2 * 10^2 - 1$ bzw. $(2 * 10^2 - 1)^{10}$ Möglichkeiten. also maximale $(2 * 10^2 - 1)^10$ Iterationen, um die optimalen Werte zu finden, was einfach zu viel und nicht akzeptabel ist. In die Praxis haben

NNs Millionen von Parametern. Statt eines zufälligen Einsetzen von Netzparametern wird lieber ein Gradientenabstiegsverfahren(*Gradient Descent*) angewendet. Das Gradientenabstiegsverfahren ist ein Verfahren, bei dem die Richtung des Gradienten zu Nutze gemacht wird,um der globale Extremwert einer ableitbaren Funktion zu erreichen.Im Maschinen Lernen wird Gradientenabstiegsverfahren verwendet, um an die optimalen Netzparameter anzunähern, besser gesagt die Fehlerfunktion zu minimieren.

5.3.0.2 Funktionieren von Gradientenverfahren .

Das Gradientenabstiegverfahren funktioniert wie folgt:Es wird einen zufälligen Punkt aus dem Parameterraum ausgewählt, diese entspricht der Netzparameterinitialisierung am Trainingsanfang.Dann werden die Eingangdaten in das NN eingespeist(*Forwardpropogation*) und danach wird der Fehler zwischen den Netzvorhersagen und den korrekten Werten berechnet. Ein Fehler gibt es (fast) immer, denn die Initialisierung wird zufällig gemacht und die Wahrscheinlichkeit, dass wir von Anfang an die optimalen Werte finden, ist verschwindend klein.Der Gradient der Kostenfunktion wird in abhängig von den gegebenen Eingangdaten und den erwarteten Werten berechnet.wir orientieren die Netzparameter dem Gradienten entgegen(*Backward-Pass*), also in Richtung des Minimums, denn der Gradient zeigt immer in Richtung der höchsten Punkt einer Funktion an. Die Abbildung 19 stellt das Backpropagation-Verfahren bildlich dar.



$f(x, w, b)$: Netzfunktion. $kost(y, \widehat{y})$: Kostenfunktion.
η: Lernrate $\frac{\delta kost(y,\widehat{y})}{\delta w_i}$: Ableitung der Kostenfunktion abhängig von w_i.

Abbildung 19: Ablauf der Backpropagation

Pfeile in Abbildung 19 weisen nur den Prozessablauf hin.

5.3.0.3 Type von Gradientenverfahren .

Bisher existiert drei Variante des Gradientenabstiegsverfahren, die sich nur mit der Größe der Daten, die sie verwendet, um den Gradienten der Kostenfunktion berechnet, unterscheidet.Zum Aktualisierung der Netzwerkparameter nutzen sie jeweils die Gleichung (5.3)

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta g_t, \quad g_t = \frac{\delta E}{\delta \theta_t} \tag{5.3}$$

η: Lernrate E: Die Fehlerfunktion
θ_t: Netzwerkparameter zum Zeitpunkt t

5.3.0.3.1 Stochastic Gradient Descent:SGD .

Bei SGD wird jeweils ein Element bzw. Sample aus der Trainingsmenge durch das NN durchlaufen und den jeweiligen Gradienten berechnen, um die Netzwerkparameter zu aktualisieren.Diese Methode wird sehr oft *online training oder Verfahren* genannt,denn jedes Sample aktualisiert das Netzwerk. SGD verwendet geringer Speicherplatz und die Iterationsschritte sind schnell durchführbar.Zusätzlich kann die Konvergenz für großen Datensatz wegen der ständigen Aktualisierung der Netzwerkparameter beschleunigen.Diese ständigen Aktualisierung hat die Schwankung der Schritte in Richtung der Minima zur Folge, was die Anzahl der Iteration bis zum Erreichen des Minimums deutlich ansteigt und dabei helfen kann, aus einem unerwünschten lokalen Minimum zu entkommen.Ein großer Nachteil dieses Verfahren ist der Verlust der parallelen Ausführung, es kann jeweils nur ein Sample ins NN eingespeist werden.

5.3.0.3.2 Batch Gradient Descent:BGD .

BGD funktioniert genauso wie SGD, außer dass der ganze Datensatz statt jeweils ein Element aus dem Datensatz genutzt wird, um die Netzwerkparameter zu aktualisieren.Jetzt kann das Verfahren einfach parallel ausgeführt werden, was den Verarbeitungsprozess des Datensatzes stark beschleunigt. BGD weist weniger Schwankungen in Richtung der Minimum der Kostenfunktion als SGD auf, was das Gradientenabstiegverfahren stabiler macht.Außerdem ist das BGD recheneffizienter als das SGD, denn nicht alle Ressourcen werden für die Verarbeitung eines Samples, sondern für den ganzen Datensatz verwendet.BGD ist leider sehr langsam,denn die Verarbeitung des ganzen Datensatz kann lange dauern und es ist nicht immer anwendbar, denn sehr große Datensätze lassen sich nicht im Speicher einspeichern.

5.3.0.3.3 Mini-batch Stochastic Gradient Descent:MSGD .

MSGD ist eine Mischung aus SGD und BGD.Dabei wird der Datensatz in kleine Mengen (*Mini-Batch oder Batch*) möglicherweise gleicher Größe aufgeteilt.Je nachdem wie man die Batch-Große setzt, enthalten wir SGD oder BGD wieder. Das Training wird Batchweise durchgeführt, d.h. es wird jeweils ein Batch durch das NN propagiert, der Verlust jedes Sample im Batch wird berechnet und dann deren Durchschnitt benutzt, um die Netzwerkparameter zu anzupassen.MSGD verwendet den Speicherplatz effizienter und

kann von Parallelen Ausführung profitieren. Noch dazu konvergiert MSGD schneller und ist stabiler. In die Praxis wird fast immer das MSGD Verfahren bevorzugt.

Zum besserer Anwendung der Gradientenabstiegsverfahren wurden mehrere Optimierte Lernverfahren entwickelt. Im folgenden wird ein kurzer Einblick über die bekanntesten Lernverfahren(*Optimizer*) gegeben.
Alle heutige Optimizer haben SGD als Vorfahren und der Hauptnachteil von SGD ist , dass es die gleiche Lernrate für die Anpassung aller Netzwerkparameter verwendet und diese Lernrate wird auch während des Trainings nie geändert.

5.3.1 Adaptive Gradient Algorithm :AdaGrad

AdaGrad bietet während des Netztrainings nicht nur die Möglichkeit, die Lernrate zu verändern, sondern auch für jeden Parameter eine geeignete Lernrate zu finden. Die AdaGrad-Aktualisierungsregel ergibt sich aus der folgenden Formel:

$$\begin{aligned} \alpha_t &= \sum_{i=1}^{t} (g_{i-1})^2 \quad \theta_{t+1} = \theta_t - \eta_t g_t \\ \eta_t &= \frac{\eta}{\sqrt{\alpha_t} + \epsilon} \end{aligned} \tag{5.4}$$

$$\text{Voreingestellte Parameter}(KERAS): \quad \alpha_0 = 0.0 \quad \eta = 0.001 \quad \epsilon = 10^{-7}$$

Dabei wird am Trainingsanfang eine Lernrate für jeden Parameter definiert und im Trainingsverlauf separat angepasst. Dieses Verfahren eignet sich gut für spärliche Daten, denn es gibt häufig auftretende Merkmale sehr niedrige Lernraten und seltene Merkmale hohe Lernraten, wobei die Intuition ist, dass jedes Mal, wenn eine seltene Eigenschaft gesehen wird, sollte der Lernende mehr aufpassen. Somit erleichtert die Anpassung das Auffinden und Identifizieren sehr voraussehbarer, aber vergleichsweise seltener Merkmale.[11].Wie in der Gleichung (5.4) festzustellen,nach einer bestimmten Anzahl von Iterationen haben wir keine Verbesserung der Netzleistung, denn je größer t wird, desto kleiner η_t wird und irgendwann wird η_t so klein, dass $\eta_t g_t$ fast gleich null ist.

5.3.2 Root Mean Square Propagation:RMSProp

RMSProp wie AdaGrad findet für jeden Parameter eine geeignete Lernrate und zur Anpassung der Netzparameter basiert der RMSProp Optimizer auf den Durchschnitt der aktuellen Größen der Gradienten statt auf der Summe der ersten Moment wie in AdaGrad.Da $E[g^2]_t$ nicht schneller als α_t(5.4) ansteigt, wird die radikal sinkenden Lernraten von Adagrad deutlich verlangsamt.Die Parameteranpassungen richten sich nach der folgenden Gleichung:

$$\begin{aligned} E[g^2]_t &= \alpha E[g^2]_{t-1} + (1-\alpha) g_t^2 \\ \theta_{t+1} &= \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{E[g^2]_t} + \epsilon} g_t, \quad \epsilon \approx 0 \end{aligned} \tag{5.5}$$

Der RMSProp funktioniert besser bei Online- und nicht-stationären Problemen.

5.3.3 Adam Adaptive Moment Estimation:Adam

Der Adam[12] Optimizer ist auch ein adaptiver Algorithmus,der die ersten und zweiten Momente der Gradienten schätzt, um individuelle adaptive Lernraten für verschiedene Parameter zu berechnen. Adam weist die Hauptvorteile von AdaGrad, das mit spärlichen Gradienten gut funktioniert, und RMSProp, das einige Probleme von AdaGrad löst und das für nicht-konvexe Optimierung geeignet ist,auf.Wie die Parameteranpassung von Adam Optimizer genau funktioniert, ergibt sich aus der folgenden Gleichung:

$$\begin{aligned} m_t =& \beta_1 m_{t-1} + (1-\beta_1) g_t, \quad \widehat{m}_t = \frac{m_t}{1-\beta_1^t} \\ v_t =& \beta_2 v_{t-1} + (1-\beta_2) g_t^2, \quad \widehat{v}_t = \frac{v_t}{1-\beta_2^t} \\ \theta_{t+1} =& \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\widehat{v}_t} + \epsilon} \widehat{m}_t \end{aligned} \tag{5.6}$$

$$\text{Voreingestellte Parameter}(KERAS): \quad \begin{matrix} \beta_1\text{: } 0.9 & \beta_2\text{: } 0.999 \\ \eta\text{: } 0.001 & \epsilon\text{: } 10^{-7} \end{matrix}$$

Zu weiteren Vorteile der Nutzung von Adam gehört auch seine Einfachheit zur Implementierung, effizienter Nutzung der Speicherplatz und seine Invarianz zur diagonalen Neuskalierung der Gradienten.
Kleines Experiment

6 Model mit geringerer Rechenzeit und Speicherplatzbedarf

6.1 AlexNet

6.2 SqueezeNet

6.3 Xception

6.4 MobileNet

7 Effizienter Nutzung tiefer neuronaler Netze

Die neueren maschinellen Lernmethoden verwenden immer tiefer neuronale Netze wie z.B *Xception(134 Layers),MobileNetV2(157 Layers), InceptionResNetV2(782 Layers)*, um Ergebnisse auf dem neuesten Stand der Technik in verschiedenen Bereichen zu erzielen. Aber die Verwendung von sehr tiefer NNs bringt mit sich nicht nur eine deutliche Verbesserung der Modellleistung, sondern auch einen bedeutenden Bedarf an Rechenleistung und an Speicherplatz, was der Einsatz solcher Modelle auf Echtzeitsystemen mit begrenzten Hardware-Ressourcen schwierig macht.Es wurden bisher mehrere Ansätze untersucht, um die dem NN zugewiesenen Ressourcen effizienter zu nut-

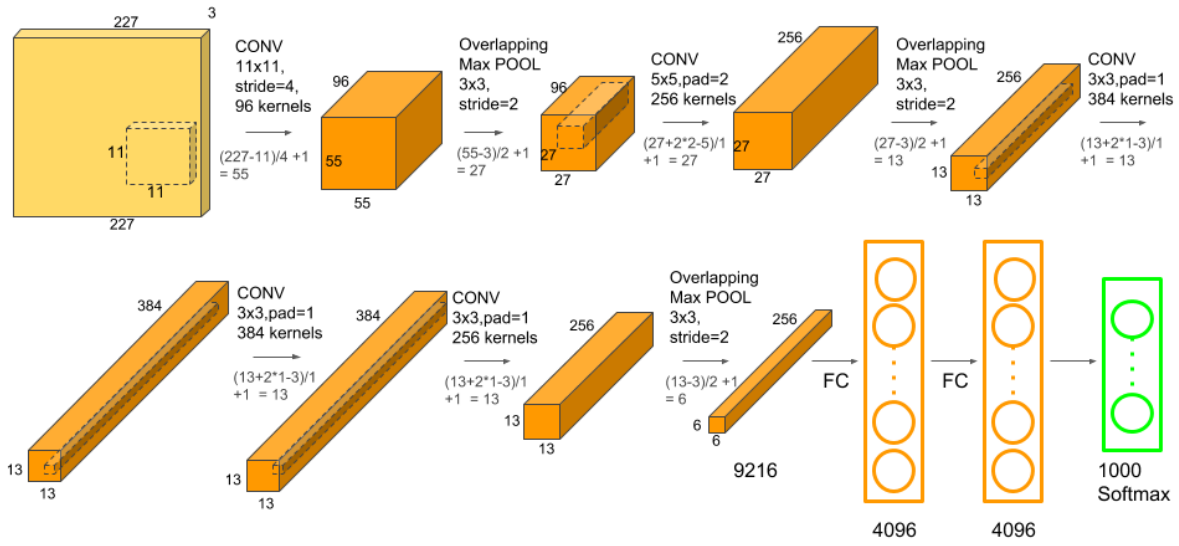


Abbildung 20: AlexNet Architektur Link zum Bild

zen.Modellbeschneidung(*Network pruning*), die die redundanten und die nicht relevanten Netzparameter entfernt.Destillation von NNs, die ermöglicht, die großen Modellen in kleinen zu komprimieren.Quantisierung von NN, die für die Darstellung von einzelnem Netzparameter weniger als 32 Bits nutzt.Im folgenden werden nur die Beschneidung und Quantisierung von NN mehr eingegangen werden.

Neuronale Netze sind sowohl rechenintensiv als auch speicherintensiv, was ihre Bereitstellung auf eingebetteten Systemen mit begrenzten Hardware-Ressourcen erschwert[5]. Um dem Problem von Rechenzeit und Speicherplatzbedarf entgegenzuwirken, wird die tiefe Kompression(*Deep Compression*) Technik von [5, Han et al] eingeführt. Die Deep Compression Technik besteht aus drei Phasen:Netzwerkbereinigung (*Pruning Network*),Quantizierung(*Quantization*) und Huffman-Codierung(*Huffman Coding*)

7.1 Pruning Network

Wie oben schon erwähnt, wird beim *Pruning* neuronaler Netze versucht, unwichtige oder redundante Parameter oder komplette Neuronen aus dem Netz zu entfernen, um ein Netz mit möglichst geringer Komplexität zu erhalten. Mit unwichtigen Parametern werden die Parameter (Gewichte und Bias) gemeint, die fast null sind, denn Parameter mit Wert null beeinflussen das Output des Neurons nicht mehr und sind einfach überflüssig .Da fast keine Parameter nach Netztraining genau gleich null sind, wird einen Schwellenwert entweder fixiert oder bestimmt, um zu entscheiden, welche Parameter als null bzw. unwichtig betrachtet werden.Das Pruning reduziert die Anzahl der Parameter, was die Netzkomplexität, die Rechenzeit und auch die Wahrscheinlichkeit des Overfitting redu-

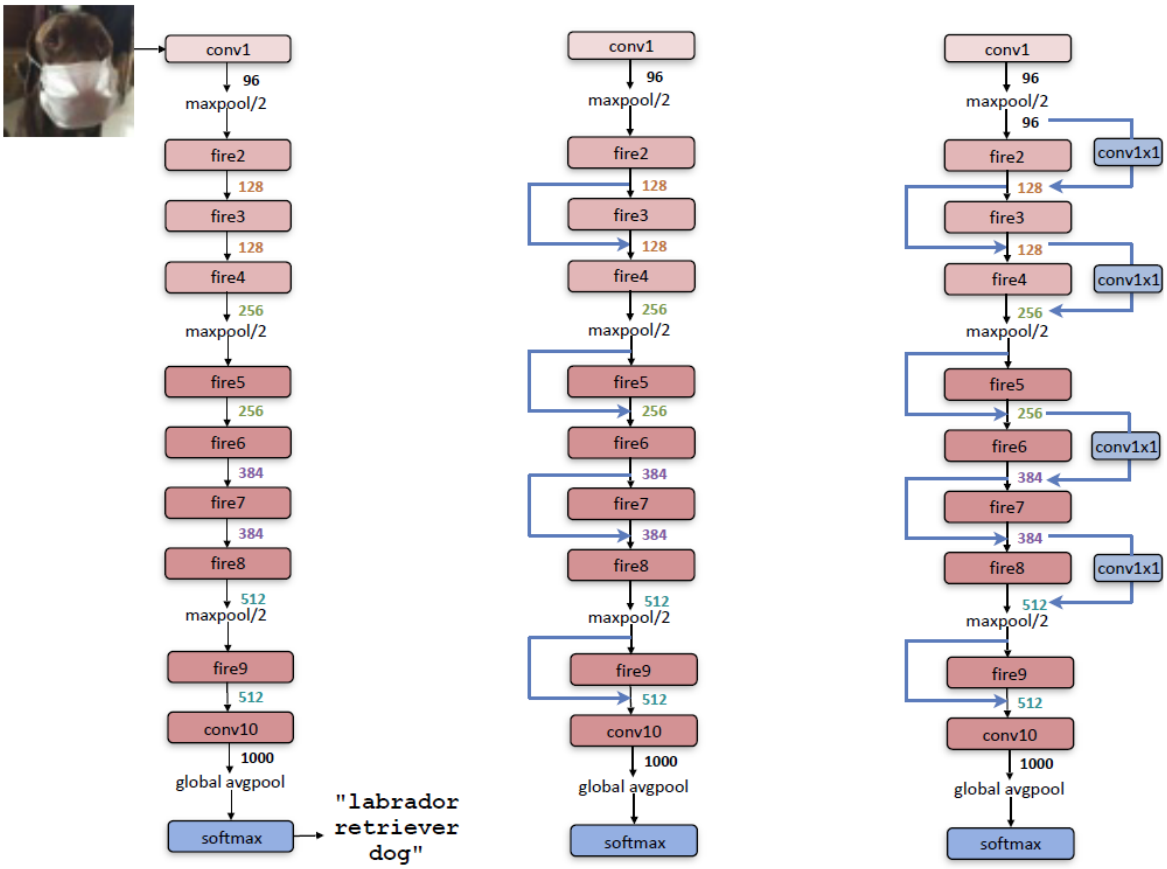


Abbildung 21: SqueezeNet Architektur Link zum Bild

ziert.Für AlexNet und VGG-16 Modell wird durch Pruning die Anzahl der Parameter um 9 bzw. 13 mal reduziert[5].Zur effizienteren Speicherung des beschnitten Netzes kann ein CRS (*Compressed Row Storage*) oder CCS (*Compressed Column Storage*) Format verwendet werden, das $2a + n + 1$ statt $n * n$ Zahlen speichert, wobei a die Anzahl der Elemente ungleich Null und n die Anzahl der Zeilen oder Spalten der Matrix ist.

Das Pruning-Verfahren kann per Hand(also durch festlegen von Hyperparametern vor Trainingsbeginn) oder automatisch(die Hyperparameter werden während des Trainings gelernt) durchgeführt werden. Erstmals von [5, Han et al.] vorgeschlagen, wird das Pruning-Verfahren per Hand durchgeführt und dabei wird vor dem Netztraining einen Schwellenwert(*Threshold*) für alle Layers fixiert.Obwohl dieses Vorgehen gute Ergebnisse aufweist, hat es Nachteile, die nicht unberücksichtigt lassen werden können:Einerseits muss das Netz mehrmals erneut trainiert werden, nur um den Schwellenwert anzupassen und anderseits ist die Anzahl diese Iterationen eingeschränkt.In Abbildung 25 ist der Ablauf des Pruning-Verfahrens dargestellt. Dieses Verfahren kann also zu einer nicht optimalen Konfiguration führen. Um dieser Probleme entgegenzuwirken, haben [6, Manessi et al.] das Pruning-Verfahren automatisiert. Manessi et al.[6] haben die Beschneidungsmethode verbessert, indem sie das Verfahren in Bezug auf die Schwellenparameter

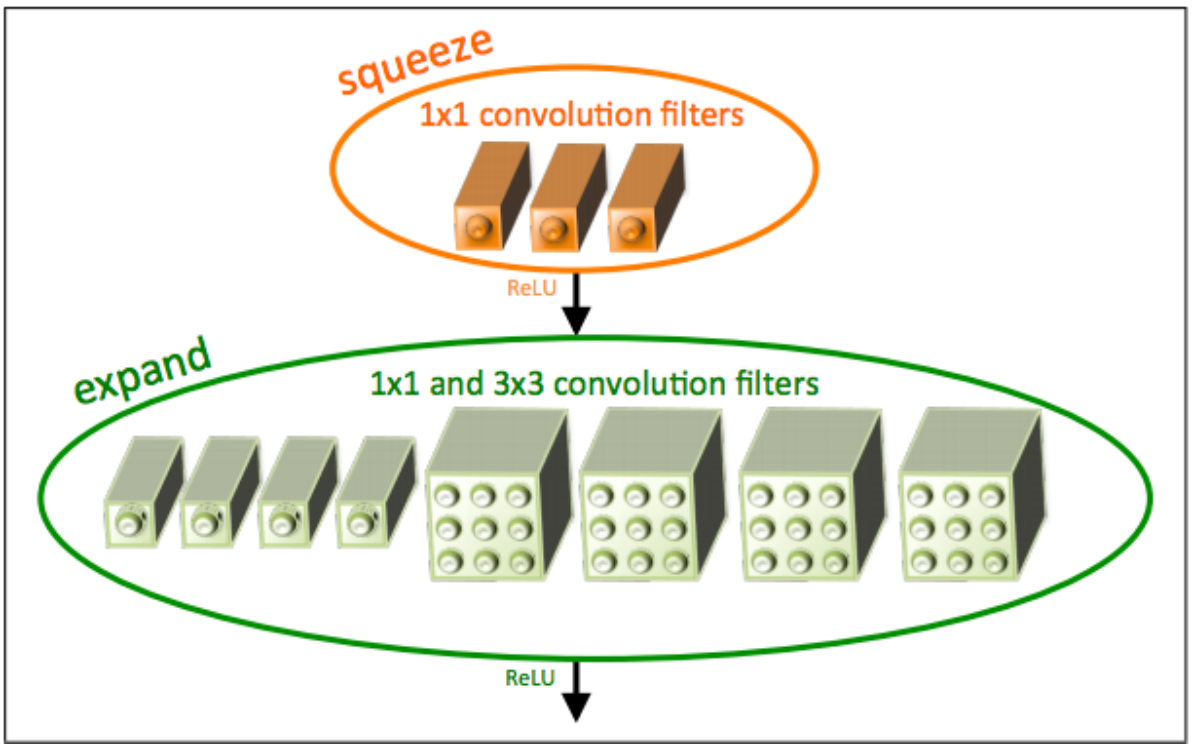


Abbildung 22: fire_module Link zum Bild

differenzierbar gemacht haben, in anderen Worten sind die Schwellenwerte wie Gewichte und Bias lernbare Netzparameter. Dadurch können während der Lernphase automatisch die besten Schwellenparameter zusammen mit den Netzwerkgewichten geschätzt werden, was die Trainingszeit stark verkürzt.Mit dieser Verbesserung kann mehr Verbindungen oder komplette Neuronen entfernt, denn statt eines globalen Schwellenwerts wird einen Schwellenwert für jede Schicht berechnet.[6] muss ich hier die Formeln eingeben?

7.2 Quantisierung von NN

Die Quantisierung [13] bezieht sich auf den Prozess der Reduzierung der Anzahl der Bits,die für Darstellung einer Zahl notwendig sind. Im Bereich des *Deep Learning* ist das Standard numerische Format für Forschung und Einsatz bisher 32-Bit Fließkommazahlen oder FP32, denn es bietet ein bessere Genauigkeit, aber die anderen Formaten wie 8- ,4-,2- oder 1-Bits werden auch verwendet, obwohl sie mehr oder weniger ein Verlust an Genauigkeit aufweisen.

Die Verwendung von weniger genauen numerischen Formaten hat nicht nur einen kleinen Verlust der Netzleistung zur Folge, sondern auch die Verwendung von deutlich reduzierter Bandbreite und Speicherplatz. Noch dazu beschleunigt die Quantisierung die Berechnungen, denn die ganzzahlige Berechnung zum Beispiel ist schneller als die Fließkommaberechnung.

Die Quantisierung ist eigentlich nur die Abbildung eines großen Bereiches auf einen

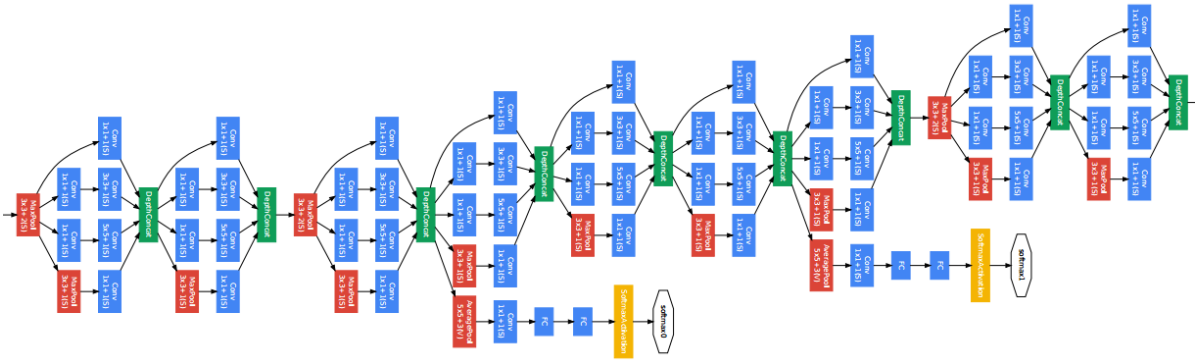


Abbildung 23: ff

kleinen und dazu werden zwei Hauptwerte benötigt: der dynamische Bereich des Tensors und ein Skalierungsfaktor. Angenommen haben wir einen dynamischen Bereich $[0, 500]$ und einen Skalierungsfaktor:5, dann ergibt sich der neue Bereich $[0, 100]$, es wird also Werte zwischen $[5k, 5(k+1)]$ oder $[5k-0.5, 5k+0.5]$ auf $5k$ abgebildet.Es ist sinnvoller, die Skalierungsfaktors unter Berücksichtigung der Anzahl und der Verteilung der Werte in dynamischen Bereich des Tensors auszuwählen.

Im Allgemein wird einen Skalierungsfaktor für jeden Tensor jeder Schicht berechnet und diese kann offline oder online gemacht werden.Bei der *Offline* Berechnung werden vor der Bereitstellung des Modells einigen Statistiken gesammelt, entweder während des Trainings oder durch die Ausführung einiger Epochen auf dem trainierten FP32-Modell und basierend auf diesen Statistiken werden die verschiedenen Skalierungsfaktoren berechnet und nach der Bereitstellung des Modells festgelegt.Durch die Anwendung dieser Methode lauft man die Gefahr, dass zur Laufzeit die Werte, die außerhalb der zuvor beobachteten Bereiche auftreten, abgeschnitten werden, was zu einer Verschlechterung der Genauigkeit führen kann.Bei der *online* werden die *Min/Max*-Werte für jeden Tensor dynamisch zur Laufzeit berechnet. Bei dieser Methode kann es nicht zu einer Beschneidung kommen, jedoch können die zusätzlichen Rechenressourcen, die zur Berechnung der Min/Max-Werte zur Laufzeit benötigt werden, unerschwinglich.[13]

Es gibt zwei Arten und Weisen, wie die Quantisierung durchgeführt wird.Die erste ist das vollständige Training eines Modells mit einer gewünschten niedrigeren Bit-Genauigkeit(kleiner als 32 Bits).Die Quantisierung mit sehr geringer Genauigkeit ermöglicht ein potenziell schnelles Training und Inferenz, aber der Hauptproblem mit diesem Ansatz ist, dass Netzparameter nur bestimmte Werte annehmen können, so ist die Aktualisierung der Netzparameter bzw. das Backpropagation nicht mehr wohldefiniert. Das zweite Szenario quantisiert ein trainiertes FP32-Netzwerks mit einer geringeren Bit-Genauigkeit ohne vollständiges Training.Eine aggressive Quantisierung hat im Allgemein einen negativen Einfluss auf die Netzleistung und um diesen Leistungsabfall zu überwinden, wird sehr oft auf Methoden wie das erneuerte Training des Netz nach der Quantisierung, die gleichzeitige Verwendung von verschiedenen Formaten oder die uneinheitliche Quantisierung zurückgegriffen.

Table 1. MobileNet Body Architecture

Type / Stride	Filter Shape	Input Size
Conv / s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$112 \times 112 \times 64$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$56 \times 56 \times 128$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$28 \times 28 \times 256$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	$14 \times 14 \times 256$
$5\times$ Conv dw / s1 Conv / s1	$3 \times 3 \times 512$ dw $1 \times 1 \times 512 \times 512$	$14 \times 14 \times 512$ $14 \times 14 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	$7 \times 7 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 1024$ dw	$7 \times 7 \times 1024$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 1024 \times 1024$	$7 \times 7 \times 1024$
Avg Pool / s1	Pool 7×7	$7 \times 7 \times 1024$
FC / s1	1024×1000	$1 \times 1 \times 1024$
Softmax / s1	Classifier	$1 \times 1 \times 1000$

Abbildung 24: Xception Architektur

Vor kurzem haben [14, Yoni et al] einen neue Ansatz für die Quantisierung vorgeschlagen,der das lineare Quantisierungsproblem als *Minimum Mean Squared Error* (MMSE) Problem löst und der nicht nur die 4-Bit(INT4) Quantisierung von schon trainierten Modellen ohne ein neues Training des Modells, sondern auch die Einsparung von Chipfläche (*chip area*) ermöglicht. Obwohl diese Methode minimalen Verlust der Genauigkeit(*accuracy*) aufweist, liefert sie Ergebnisse auf dem neuesten Stand der Technik und nach [14] weist dieser Ansatz den geringeren Genauigkeitsverlust als alle Quantisierungsverfahren auf.

7.3 Huffman Codierung

Die Huffman-Codierung ermöglicht eine verlustfreie Datenkompression, indem sie jeder einzelnen Dateneinheit eine unterschiedlich lange Folge von Bits zuordnet.Daraus folgt, dass eine gute Möglichkeit zur besseren Verwaltung der dem Modell zugeordneten Ressourcen ist:Erstmal das Netzwerk zu beschneiden, dann zu quantisieren und am Ende die Huffman-Codierung durchzuführen.

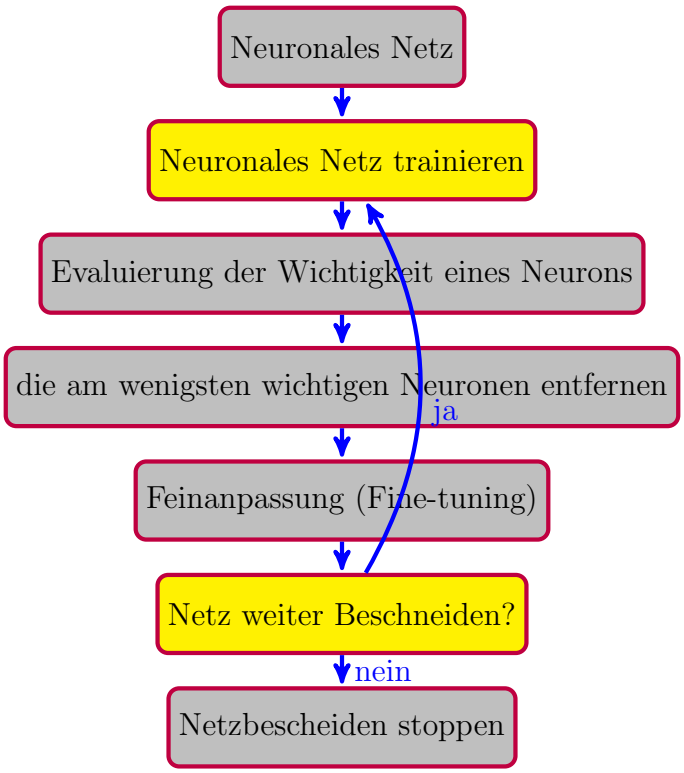


Abbildung 25: Ablauf der Netzbeschneidung (*Pruning Network*)

8 Overfitting in Convolutional neuronale Netzwerke

8.1 Overfitting Definition

Wenn ein von der Maschine gelerntes Modell zu gut auf die Trainingsdaten abgestimmt ist und sehr schlechte Vorhersagen über Daten macht, die es bisher nicht gesehen hat, wird gesagt, dass das Modell an Überanpassung(Overfitting) leidet, anders gesagt, das Modell war nicht in der Lage, die relevanten Merkmale aus den Trainingsdaten zu verallgemeinern, sondern die ganzen Trainingsdaten auswendig zu lernen.Die irrelevanten Informationen aus den Trainingsdaten können z.B die Position des Tellers in einem Bild sein, wenn man Essen klassifizieren sollte. Im folgenden werden einige Mittels vorgestellt, um mit Overfitting umzugehen.

8.2 Strategie gegen Overfitting

8.2.1 Data Augmentation

Ein großer Datensatz ist entscheidend für die Leistung tiefer neuronaler Netze.Dass ein Datensatz groß oder ausreichend für das Training eines NNs ist, hängt nur von der Größe des NNs ab und da die NNs, die die besten Leistungen aufweisen, Millionen von Parametern haben, ist fast unmöglich für jedes Problem von Maschine Lernen ausreichende Daten zu finden.Anstatt immer neue Daten zur Verbesserung der Netzleistung zu sam-

meln, können wir die Leistung des Modells verbessern, indem wir neue Daten von den bereits vorhandenen Daten aus erzeugen.
Die populären Techniken oder Transformationen zur Vermehrung des Datensatzes sind die horizontalen oder vertikalen Spiegelungen, Drehungen, Skalierungen, Zuschneiden, Parallelverschiebungen und die Gauß'sches Rauschen. Für diese Arbeit habe ich zwei Ansätze im Gebrauch gehabt, um den Datensatz zu erhöhen: Der erste Ansatz besteht darin vor dem Training neue Daten zu erzeugen. Dabei werden die oben erwähnten Techniken vor dem Training angewendet, um zum Trainingszeitpunkt und zur Testzeit einen großen Datensatz zu haben und die originalen Daten werden zur Validierung verwendet.Der zweite Ansatz besteht darin, zum Trainingszeitpunkt und zur Testzeit die neuen Daten zu erzeugen. Hier haben wir keinen Datensatz größer als den originalen, aber die Daten, die ins Netzwerk eingespeist werden, ändern sich ständig.Angenommen wir die Möglichkeit haben, alle diese Transformationen durchzuführen, dann kann es vorkommen, dass eine Photo während der ersten Epoche horizontal gespiegelt wird und während der zweiten um zwanzig Grad gedreht wird, umso weiter.Zur Implementierung des zweiten Ansatzes bietet *KERAS* Framework die Funktion *ImageDataGeneerator*. Das interessanteste an *ImageDataGeneerator* ist, dass es mehrere Transformationen gleichzeitig anwenden(siehe Abbildung 26).

Abbildung 26: Anwendung von *ImageDataAugmentation*

Je mehr Daten verfügbar sind, desto effektiver können die CNNs sein. Es ist also mehr als wichtig über eine große Datenmenge zu verfügen. Leider können die gesammelten Datensätze nicht alle mögliche Szenarios des reellen Lebens abdecken,deshalb ist es auch bedeutend, CNN mit zusätzlichen synthetisch modifizierten Daten zu trainieren. Die CNNs funktionieren glücklicherweise besser oder immer gut, solange nützliche Daten

durch das Modell aus dem ursprünglichen Datensatz extrahiert werden können, selbst wenn die erzeugten Daten von geringerer Qualität sind.

8.2.2 Dropout

Künstliche Neurone sind von biologischen Neuronen inspiriert, aber die Beiden unterscheidet sich sehr voneinander und einer der wichtigen Unterschiede ist, dass biologische Neuronen unvollkommene Maschinen sind, die sehr oft nicht richtig funktioniert und das ist a priori nie den Fall bei künstlichen Neuronen. Wir könnten also glauben, dass KNN die biologische übertreffen könnten.Es sei denn, dass diese Funktionsstörung von biologischen Neuronen nicht eine Schwäche ist, sondern eher eine Stärke ist.Eine der verblüffenden Entdeckungen in Künstliche Intelligenz (KI) Bereich ist, dass es wünschenswert ist, künstliche Neuronen von Zeit zu Zeit zu Fehlfunktionen zu bringen[1]. Jetzt können wir uns fragen, wie Dysfunktion von Neuronen die Performances CNNs verbessern kann.Die zufällige Hinzufügen von Dysfunktionen in einer Schicht der CNN wird *Dropout* benannt und wurde von [2, Geoffrey E. et al] eingeführt.

8.2.2.1 Funktionsweise von Dropout .

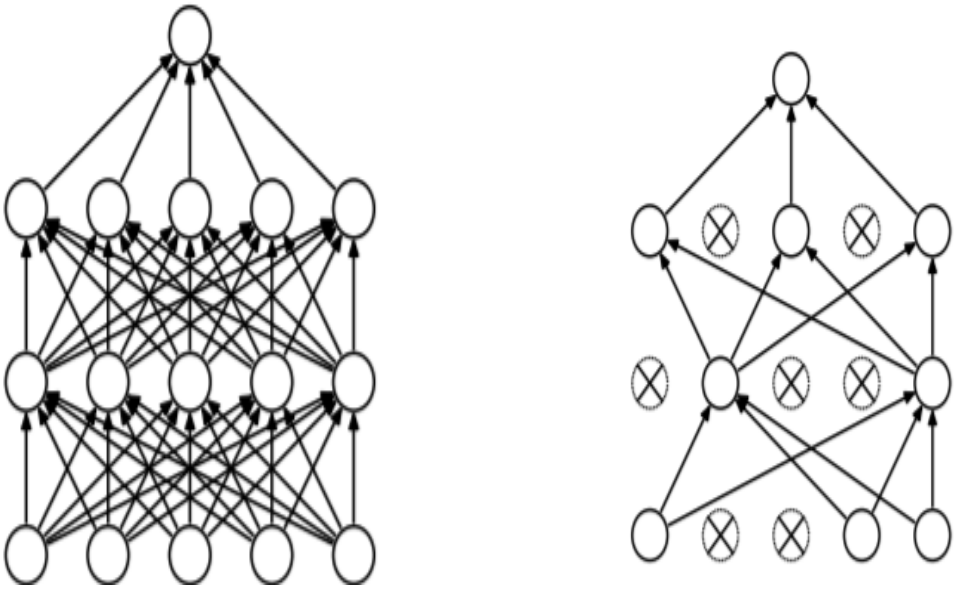
Genauer gesagt,Dropout bezeichnet die zeitliche zufällige Ausschaltung von Neuronen(versteckt und sichtbar) in einem NN [3]. Wie die Abbildung 27 zeigt, wenn ein Neuron zufällig aus dem NN entfernt wird, werden auch all seine ein- und ausgehenden Verbindungen entfernt. In einer Dropout-Schicht wird ein Neuron N unabhängig von anderen Neuronen mit einer Wahrscheinlichkeit p zurückgehalten, d.h N wird mit einer Wahrscheinlichkeit von p nicht am Ergebnis der Schicht teilnehmen. Während der Testphase werden alle Verbindungen zurückgesetzt, die während des Trainings gelöscht wurden und die ausgehenden Verbindungen gelöschter Neurone mit p multipliziert.

8.2.2.2 Verhinderung der Koadaptationen zwischen Neuronen .

Während des Trainings können mehrere Neurone zur Minimierung der Fehlerfunktion so gut zusammenarbeiten, dass die Erkennung bestimmter Merkmale ohne diese Zusammenarbeit nicht mehr möglich ist, aber solche komplexe Koadaptationen können zu einer Überanpassung führen, denn diese komplexe Koadaptationen existieren nicht immer in Testdaten. Da die am Training teilnehmenden Neuronen nach dem Zufallsprinzip nach jeder Epoche ausgewählt werden, haben wir für jedes Training ein neues Modell, was die Neuronen zur Zusammenarbeit zwingt, ohne jedoch voneinander abhängig zu sein, anders gesagt, wird jedes Neuron unabhängig von anderen Neuronen die Muster korrekt lernen können.

8.2.2.3 Automatische Erhöhung von Training Data und Regelung .

Noch dazu führt die Ausschaltung von Neuronen, wie es in Abbildung 28 angezeigt ist, zu einer automatische Erzeugung neuer Trainingsdaten. Die verwendeten Daten in ausgedünnten Modellen sind also nur eine Abstraktion von echten Daten bzw. Rauschdaten



(a) Standard neuronale Netze (b) Netze nach Dropout

Abbildung 27: Neuronales Netz mit Dropout ausgestattet [3].

und da wir für ein Netz mit n versteckten Einheiten, von denen jede fallen gelassen werden kann, 2^n mögliche Modelle haben, haben wir 2^n mögliche Abstraktion von unseren Daten und das sollte einer der Gründe sein, warum Dropout effektiver als andere rechnerisch kostengünstige Regler ist [3] und warum die Trainingszeit von NNs mit Dropout mindestens verdoppelt wird.

Da heutige CNNs Million von Neurons haben, wäre es unmöglich alle mögliche ausgedünnte Netzwerke zu trainieren, deshalb ist das Modell, das am Ende des Trainings erhalten wird, nur eine durchschnittliche Approximation aller mögliche Modelle, was schon gut, denn es gibt schlechte und gute Modelle.

8.2.3 Batch-Normalisierung

Das Training tiefer neuronaler Netze ist sehr kompliziert und ein Grund dafür ist zum Beispiel die Tatsache, dass die Parameter einer Schicht während des Trainings tiefer neuronaler Netze immer unter der Annahme, dass sich die Parameter anderer Schichten nicht ändern, aktualisiert werden und da alle Schichten während des Updates geändert werden, verfolgt das Optimierungsverfahren ein Minimum, das sich ständig bewegt. Ein anderer Grund dafür ist die ständigen Veränderungen im Laufe des Trainings in die Verteilung des Netzinputs, diese Veränderung wird von [9] als interne kovariate Verschiebung(*Internal Covariate Shift*) genannt.Zur Lösung dieser Probleme schlagen *LeCunn et al*[**?**] vor dem Training das Netzinput zu normalisieren. Aber dieser Ansatz bringt nicht so viel, wenn das NN wirklich tief ist, denn nur der Netzinput profitiert von der Normalisierung und die kleinen Veränderungen in versteckte Schichten werden sich immer mehr verstärken, je tiefer man das Netz durchläuft. Mit der Ausbreitung tiefer NNs

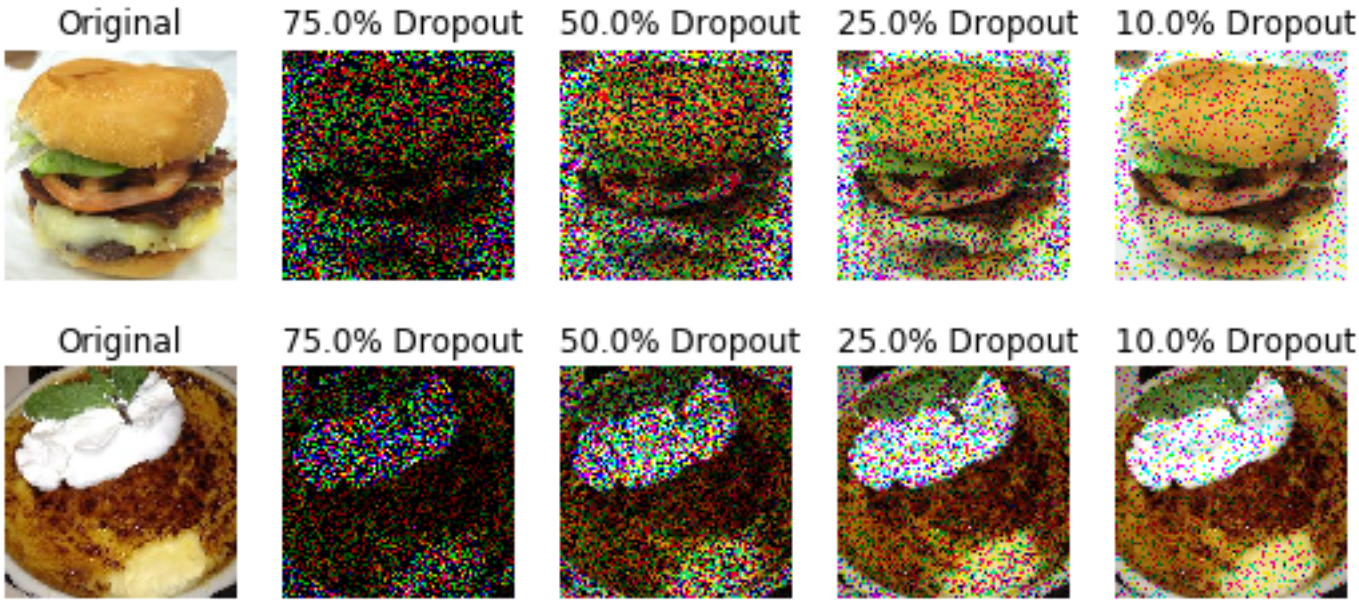


Abbildung 28: Erhöhung des Trainingsdaten durch Dropout

dehnt Batch-Normalisierung(BN)[9] diese Idee der Datennormalisierung auf versteckte Schichten tiefer NNs aus. Bei der BN werden die Eingaben in einem Netzwerk standardisiert, die entweder auf die Aktivierungen einer vorherigen Schicht oder auf direkte Eingaben angewendet wird, so standardisiert, dass der Mittelwert in der Nähe von null liegt und die Standardabweichung in der Nähe von eins liegt. Die BN wird über Mini-Batches und nicht über den gesamten Trainingssatz durchgeführt, daher enthalten wir nur Näherungen an tatsächliche Werte der Standardabweichung und des Mittelwerts über das Trainingssatzes, aber wir gewinnen an Geschwindigkeit und an Speicherplatzverbrauch.Die Gleichung (8.1) gibt die formale Beschreibung des BN Algorithmus an.

Batch-Normalisierungstransformation, angewendet auf Aktivierung x über einen Mini-Batch

Input: Werte von x über einer Mini-Batch: $B = \{x_{1...m}\}$
Lernbare Parameter β, γ
Output:$\{y_i = BN_{\beta,\gamma}(x_i)\}$

$$\text{Mini-Batch Mittelwert : } \mu_\beta = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_i \tag{8.1a}$$

$$\text{Mini-Batch Standardabweichung :} \sigma_\beta^2 = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(x_i - \mu_\beta)^2 \tag{8.1b}$$

$$\text{Normalisierung:} \widehat{x_i} = \frac{x_i - \mu_\beta}{\sqrt{\sigma_\beta^2 + \epsilon}} \tag{8.1c}$$

$$\text{Skalierung und Verschiebung :} y_i = \gamma\widehat{x_i} + \beta \equiv BN_{\gamma,\beta} \tag{8.1d}$$

Wenn $\gamma = \sqrt{\sigma_\beta^2 + \epsilon}$ und $\beta = \mu_\beta$, bekommen wir die gleiche Verteilung wie vor der Batch-Normalisierung, d.h die Eingabe war also schon normalisiert. Interessanterweise kann das Netz während des Trainings eine bessere Verteilung als die erwünschte finden, denn γ und β sind lernbare Parameter.

Durch die BN kann zum einen eine hohe Lernrate verwendet,was in tiefer NNs ohne BN dazu führen kann, dass die Gradienten explodieren oder verschwinden und in schlechten lokalen Minima stecken bleiben.Die Verwendung einer höhere Lernrate ermöglicht einer schnellere Konvergenz. Zum anderen wird die interne kovariate Verschiebung geringer, was das Training beschleunigt, in einigen Fällen durch Halbierung der Epochen oder besser. Noch dazu wird das Netz durch die BN in gewissem Maße reguliert, daher wird die Verwendung von Dropout bzw. Regulierungstechnik reduziert oder sogar überflüssig und somit eine Verbesserung der Verallgemeinerungsgenauigkeit.

9 Experiment

10 Abkürzungsverzeichnis

KNN	Künstliches neuronales Netz
CNN	Convolutional Neural Network
KI	Künstliche Intelligenz
NN	neuronales Netz
ConvL	Convolutional Layer
FCL	Fully Connected Layer
PooL	Pooling Layer

Literatur

[1] P. Kerlirzin, and F. Vallet Robustness in Multilayer Perceptrons

[2] Geoffrey E. Hinton and Nitish Srivastava and Alex Krizhevsky and Ilya Sutskever and Ruslan R. Salakhutdinov Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors

[3] Srivastava, Hinton, Krizhevsky, Sutskever and Salakhutdinov Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting

[4] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville Adaptive Computation and Machine Learning series Page 342

[5] Song Han, Huizi Mao, William J. Dally Deep Compression: Compressing Deep Neural Networks with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding

[6] Franco Manessi, Alessandro Rozza, Simone Bianco, Paolo Napoletano, Raimondo Schettini Automated Pruning for Deep Neural Network Compression

[7] Pavel Golik , Patrick Doetsch, Hermann Ney Cross-Entropy vs. Squared Error Training:a Theoretical and Experimental Comparison

[8] Neuronale Netze:Eine Einführung

[9] Sergey Ioffe, Christian Szegedy Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training b y Reducing Internal Covariate Shift

[10] Learning Rate

[11] John Duchi,Elad Hazan, Yoram Singer, Adaptive Subgradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization

[12] Diederik P. Kingma, Jimmy Ba Adam: A Method for Stochastic Optimization

[13] Compressing Models:Quantization

[14] Yoni Choukroun, Eli Kravchik, Fan Yang, Pavel Kisilev: Low-bit Quantization of Neural Networks for Efficient Inference

[15] wikipedia: Artificial neuron

Erklärung

Ich versichere wahrheitsgemäß, die Arbeit selbstständig verfasst, alle benutzten Hilfsmittel vollständig und genau angegeben und alles kenntlich gemacht zu haben, was aus Arbeiten anderer unverändert oder mit Abänderungen entnommen wurde, sowie die Satzung der Universität Augsburg zur Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis in der jeweils gültigen Fassung beachtet zu haben.

Ort, den Datum