Deep Learning

Einführung - Thema 2

Silas Hoffmann

29. März 2020

Fachhochschule Wedel

Deep Learning
Einführung - Thema 2
Silas Hoffmann
29. März 2020
Fachhochschule Wedel

Inhalt

Inhalt

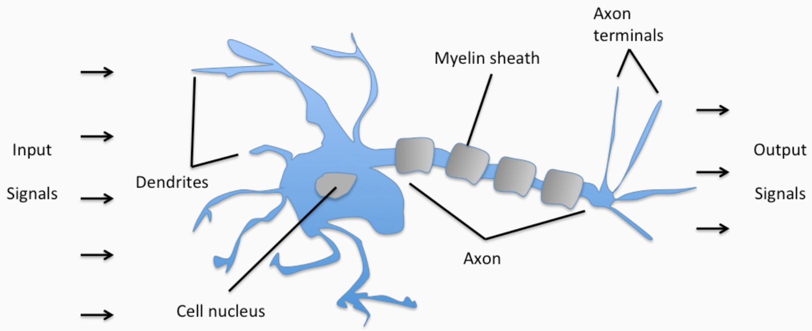
Geschichtliche Entwicklung
McCulloch-Pitts-Neuron
Perceptron
Adeline
convolutionalNN
Aktuelle Entwicklung
Backpropagation
Multilayer Perceptron
Recurrent Neural Network

Geschichtliche Entwicklung

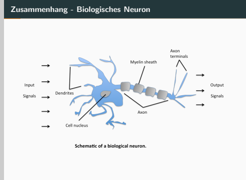
McCulloch-Pitts-Neuron

Geschichtliche Entwicklung
McCulloch-Pitts-Neuron

Zusammenhang - Biologisches Neuron

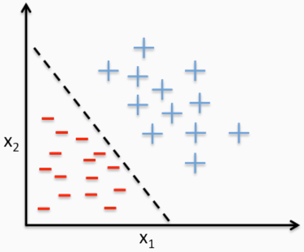


Schematic of a biological neuron.



MP-Neuron

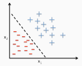
- Modell soll Funktionalität des biologischen Neurons imitieren
- Klassifizierungsproblem als grundlegende Problemstellung
- Lineare Entscheidungsfunktion zur binären Klassifizierung verwendet



Example of a linear decision boundary for binary classification.

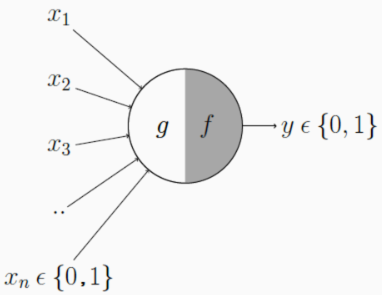
MP-Neuron

- Modell soll Funktionalität des biologischen Neurons imitieren
- Klassifizierungsproblem als grundlegende Problemstellung
- Lineare Entscheidungsfunktion zur binären Klassifizierung verwendet

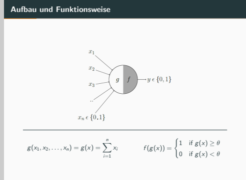


Example of a linear decision boundary for binary classification.

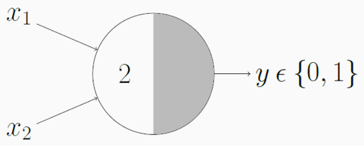
Aufbau und Funktionsweise



$$g(x_1, x_2, \ldots, x_n) = g(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i \qquad f(g(x)) = \begin{cases} 1 & \text{if } g(x) \geq \theta \\ 0 & \text{if } g(x) < \theta \end{cases}$$

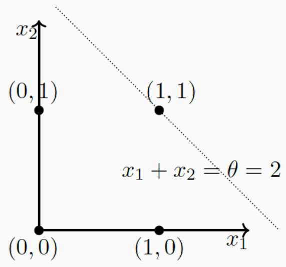

Aufbau und Funktionsweise

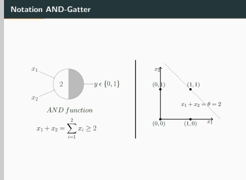
Notation AND-Gatter



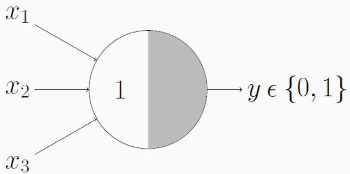
AND function

$$x_1 + x_2 = \sum_{i=1}^{2} x_i \geq 2$$



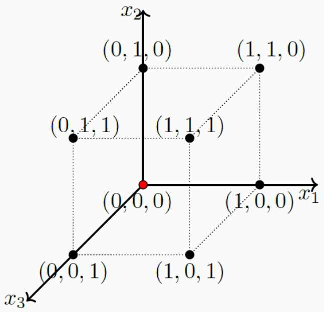


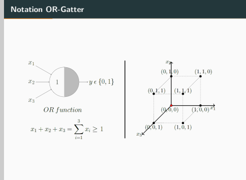
Notation OR-Gatter



OR function

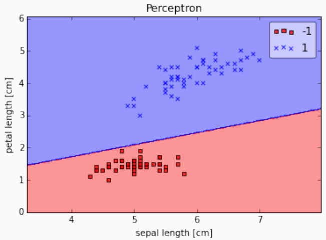
$$x_1 + x_2 + x_3 = \sum_{i=1}^{3} x_i \geq 1$$

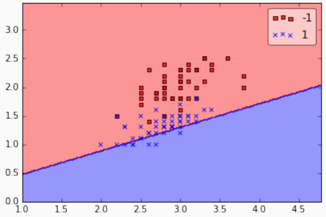


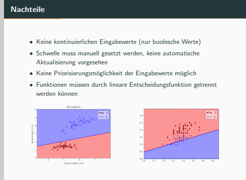


Nachteile

- Keine kontinuierlichen Eingabewerte (nur boolesche Werte)
- Schwelle muss manuell gesetzt werden, keine automatische Aktualisierung vorgesehen
- Keine Priorisierungsmöglichkeit der Eingabewerte möglich
- Funktionen müssen durch lineare Entscheidungsfunktion getrennt werden können







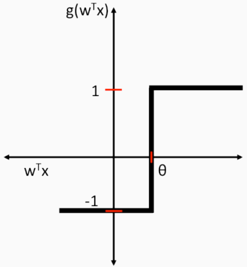
Geschichtliche Entwicklung

Perceptron

Geschichtliche Entwicklung
Perceptron

Perceptron

- Ähnliche Aktivierungsfunktion wie beim MP-Neuron
- Jedoch gewichtete kontinuierliche Eingabewerte



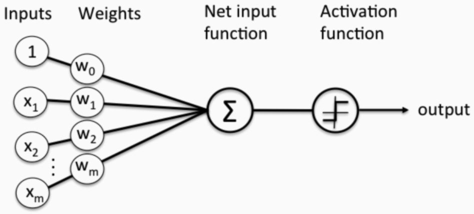
Unit step function.

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix} \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} z &= w_1 x_1 + \cdots + w_m x_m \\ &= \sum_{j=1}^{m} x_j w_j \\ &= \mathbf{w}^T \mathbf{x} \end{aligned}$$

Perceptron
- Ähnliche Aktivierungsfunktion wie beim MP-Neuron
- Jedoch gewichtete kontinuierliche Eingabewerte
Unit step function.

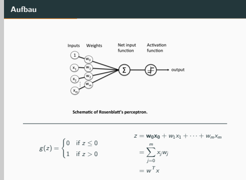
Aufbau



Schematic of Rosenblatt's perceptron.

$$g(z) = \begin{cases} 0 & \text{if } z \leq 0 \\ 1 & \text{if } z > 0 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} z &= \mathbf{w_0 x_0} + w_1 x_1 + \cdots + w_m x_m \\ &= \sum_{j=0}^{m} x_j w_j \\ &= w^T x \end{aligned}$$



Lernregel - Ablauf

- Modell übernimmt selbst die Anpassung der Gewichte
- Test mittels einer Menge von gelabelten Trainingsdatensätzen

Grober Ablauf

- Initialisiere die Gewichte mit einem sehr kleinen Wert oder 0.
- Für jeden Datensatz der Menge von Trainingsdatensätzen:
  - Berechne den Ausgabewert des Systems
  - Gleiche die Gewichte an

Lernregel - Ablauf
- Modell übernimmt selbst die Anpassung der Gewichte
- Test mittels einer Menge von gelabelten Trainingsdatensätzen
Grober Ablauf
- Initialisiere die Gewichte mit einem sehr kleinen Wert oder 0.
- Für jeden Datensatz der Menge von Trainingsdatensätzen:
  - Berechne den Ausgabewert des Systems
  - Gleiche die Gewichte an

Lernregel - Formel

Angleichung der Gewichte

- Gewichte komponentenweise angleichen: $w_j := w_j + \Delta w_j$
- Gewichtsänderung: $\Delta w_j = \eta\ (\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})\ x_j^{(i)}$

- Beispiel - Iteration mit zweidimensionalem Trainingsvektor:

$$\Delta w_0 = \eta(\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})$$
$$\Delta w_1 = \eta(\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})\ x_1^{(i)}$$
$$\Delta w_2 = \eta(\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})\ x_2^{(i)}$$

Lernregel - Formel
Angleichung der Gewichte
- Gewichte komponentenweise angleichen: $w_j := w_j + \Delta w_j$
- Gewichtsänderung: $\Delta w_j = \eta\ (\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})\ x_j^{(i)}$
- Beispiel - Iteration mit zweidimensionalem Trainingsvektor:
$\Delta w_0 = \eta(\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})$
$\Delta w_1 = \eta(\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})\ x_1^{(i)}$
$\Delta w_2 = \eta(\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})\ x_2^{(i)}$

Lernregel - Trainingsbeispiele

- Trainingsdatensatz richtig erkannt:

$$\Delta w_j = \eta(1^{(i)} - 1^{(i)})\, x_j^{(i)} = 0$$
$$\Delta w_j = \eta(1^{(i)} - 1^{(i)})\, x_j^{(i)} = 0$$

- Trainingsdatensatz falsch erkannt:

$$\Delta w_j = \eta(1^{(i)} - -1^{(i)})\, x_j^{(i)} = \eta(2)\, x_j^{(i)}$$
$$\Delta w_j = \eta(-1^{(i)} - 1^{(i)})\, x_j^{(i)} = \eta(-2)\, x_j^{(i)}$$

Lernregel - Trainingsbeispiele
- Trainingsdatensatz richtig erkannt:
$$\Delta w_j = \eta(1^{(i)} - 1^{(i)})\, x_j^{(i)} = 0$$
$$\Delta w_j = \eta(1^{(i)} - 1^{(i)})\, x_j^{(i)} = 0$$
- Trainingsdatensatz falsch erkannt:
$$\Delta w_j = \eta(1^{(i)} - -1^{(i)})\, x_j^{(i)} = \eta(2)\, x_j^{(i)}$$
$$\Delta w_j = \eta(-1^{(i)} - 1^{(i)})\, x_j^{(i)} = \eta(-2)\, x_j^{(i)}$$

Geschichtliche Entwicklung

Adeline

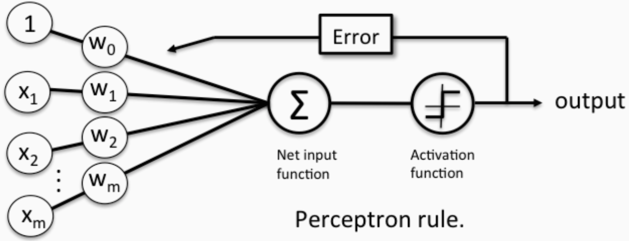
2020-03-29

Deep Learning
└Geschichtliche Entwicklung
  └Adeline

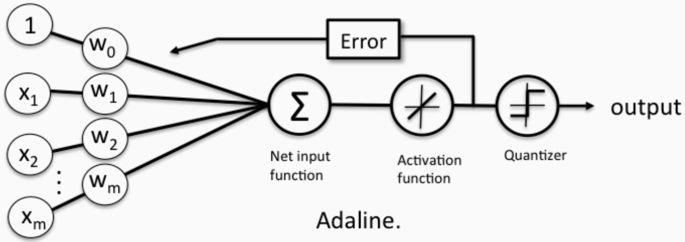
Geschichtliche Entwicklung

Adeline

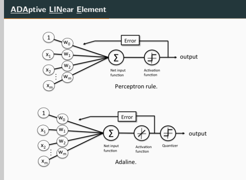
ADAptive LINear Element



Perceptron rule.



Adaline.



Delta-Regel

- Leralgorithmus durch Erfinder geprägt
- auch unter *Least-Mean-Square*-Algrithmus bekannt
- Wesentlicher Vorteil: Ableitbare Kostenfunktion

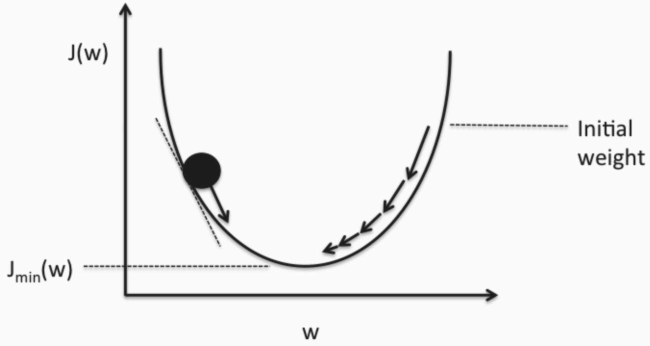
Notation

$$J(w) = \frac{1}{2}\sum_i (\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})^2 \qquad \text{output}^{(i)} \in \mathbb{R}$$

Delta-Regel
- Leralgorithmus durch Erfinder geprägt
- auch unter *Least-Mean-Square*-Algrithmus bekannt
- Wesentlicher Vorteil: Ableitbare Kostenfunktion
Notation
$J(w) = \frac{1}{2}\sum_i (\text{target}^{(i)} - \text{output}^{(i)})^2 \qquad \text{output}^{(i)} \in \mathbb{R}$

Gradientenverfahren

- Ziel: Gradientenvektor für bestimmten Input bestimmen:
  $\nabla J \equiv \left(\frac{\partial J}{\partial w_1}, \ldots, \frac{\partial J}{\partial w_m} \right)^T$.



Schematic of gradient descent.

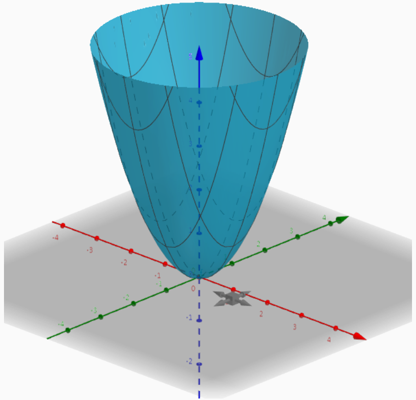
Gradientenverfahren
Ziel: Gradientenvektor für bestimmten Input bestimmen: $\nabla J \equiv \left(\frac{\partial J}{\partial w_1}, \ldots, \frac{\partial J}{\partial w_m} \right)^T$.
Schematic of gradient descent.

Partielle Ableitungen

- Differenzieren von Funktionen mit mehreren Eingabewerten
- Beispiel: $z = f(x) = x^2 + y^2$

Partielle Ableitung - Notation

$$\frac{\partial AbzuleitendeFkt.}{\partial BetrachteteKomponente}$$

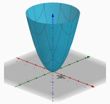


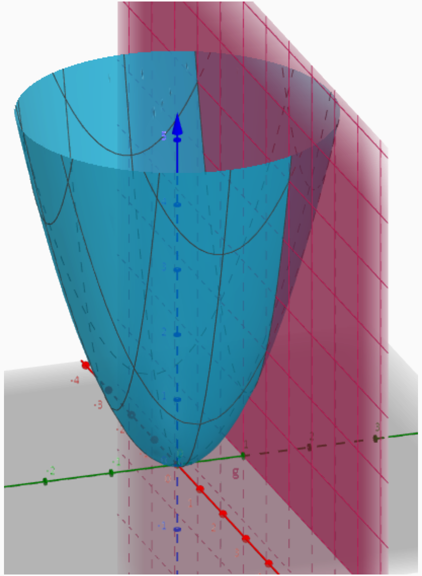
Partielle Ableitungen

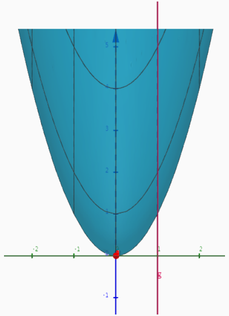
- Differenzieren von Funktionen mit mehreren Eingabewerten
- Beispiel: $z = f(x) = x^2 + y^2$

Partielle Ableitung - Notation

$\frac{\partial AbzuleitendeFkt.}{\partial BetrachteteKomponente}$



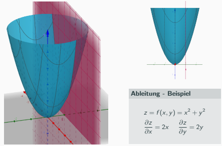




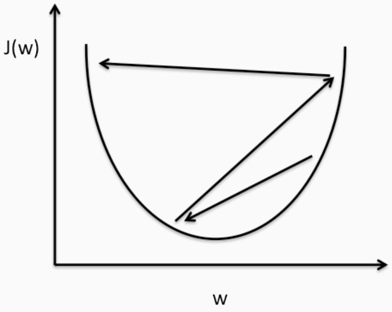
Ableitung - Beispiel

$$z = f(x, y) = x^2 + y^2$$

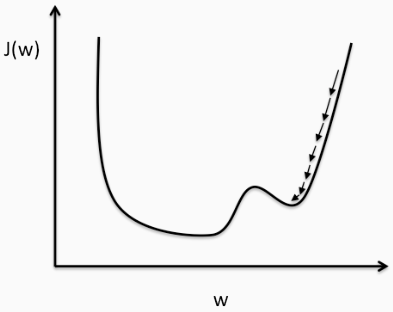
$$\frac{\partial z}{\partial x} = 2x \qquad \frac{\partial z}{\partial y} = 2y$$



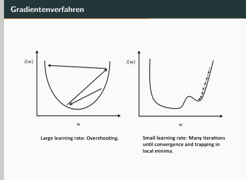
Gradientenverfahren



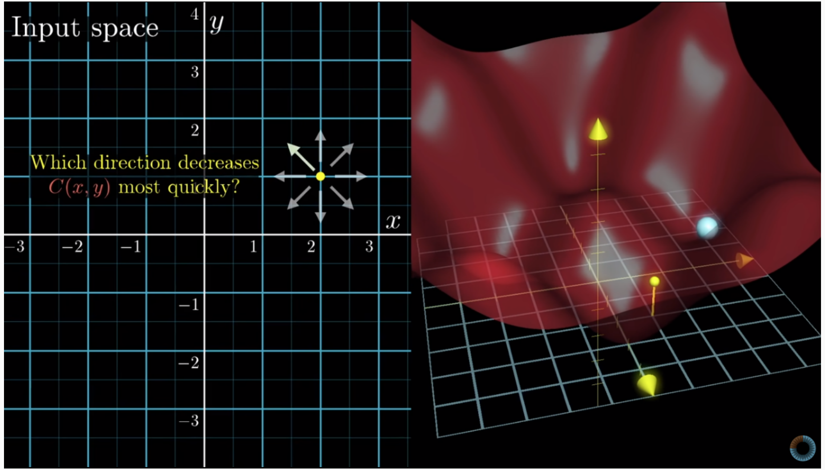
Large learning rate: Overshooting.



Small learning rate: Many iterations until convergence and trapping in local minima.

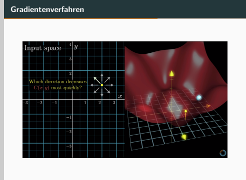


Gradientenverfahren

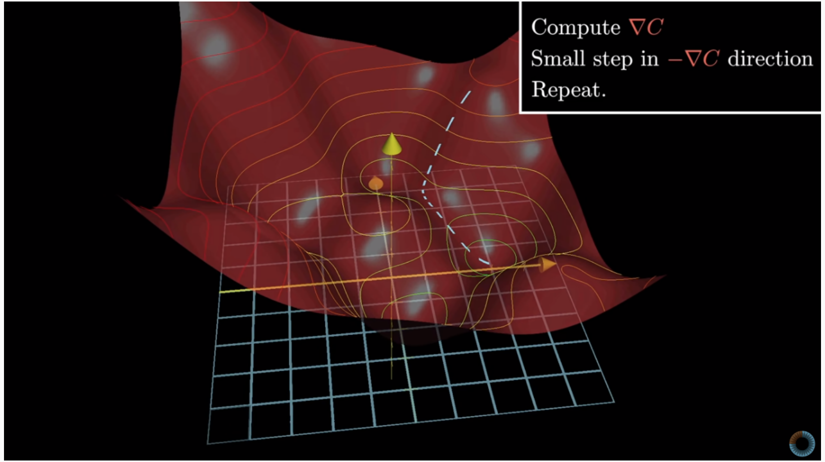


2020-03-29

Deep Learning
└─Geschichtliche Entwicklung
 └─Adeline
  └─Gradientenverfahren

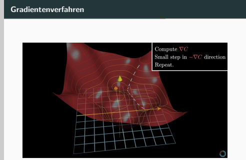


Gradientenverfahren



Deep Learning
└Geschichtliche Entwicklung
└Adeline
└Gradientenverfahren

2020-03-29



Gradientenverfahren - Anwendung

- Gradientenvektor

$$\nabla J \equiv \left(\frac{\partial J}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial J}{\partial w_m} \right)^T .$$

- Allgemein: Vektorielle Darstellung

$$\Delta w = -\eta \nabla J(w)$$

- Für die jeweiligen Gewichte: Komponentenweise Darstellung

$$\Delta w_j = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_j}$$

- Angleichung der Gewichte $w = w + \Delta w$

Gradientenverfahren

Gradientenverfahren - Anwendung

- Gradientenvektor

$$\nabla J \equiv \left(\frac{\partial J}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial J}{\partial w_m} \right)^T .$$

- Allgemein: Vektorielle Darstellung

$$\Delta w = -\eta \nabla J(w)$$

- Für die jeweiligen Gewichte: Komponentenweise Darstellung

$$\Delta w_j = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_j}$$

- Angleichung der Gewichte $w = w + \Delta w$

Kostenfunktion ableiten

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial J}{\partial w_j} &= \frac{\partial}{\partial w_j} \frac{1}{2} \sum_i (t^{(i)} - o^{(i)})^2 \\
&= \frac{1}{2} \sum_i \frac{\partial}{\partial w_j} (t^{(i)} - o^{(i)})^2 \\
&= \frac{1}{2} \sum_i 2(t^{(i)} - o^{(i)}) \frac{\partial}{\partial w_j} (t^{(i)} - o^{(i)}) \\
&= \sum_i (t^{(i)} - o^{(i)}) \frac{\partial}{\partial w_j} \left(t^{(i)} - \sum_j w_j x_j^{(i)} \right) \\
&= \sum_i (t^{(i)} - o^{(i)})(-x_j^{(i)})
\end{aligned}
$$

Geschichtliche Entwicklung

convolutionalNN

Geschichtliche Entwicklung
convolutionalNN

convolutionalNN

Dies hier ist ein Blindtext zum Testen von Textausgaben. Wer diesen Text liest, ist selbst schuld. Der Text gibt lediglich den Grauwert der Schrift an. Ist das wirklich so? Ist es gleichgültig, ob ich schreibe: „Dies ist ein Blindtext“ oder „Huardest gefburn“? Kjift – mitnichten! Ein Blindtext bietet mir wichtige Informationen. An ihm messe ich die Lesbarkeit einer Schrift, ihre Anmutung, wie harmonisch die Figuren zueinander stehen und prüfe, wie breit oder schmal sie läuft. Ein Blindtext sollte möglichst viele verschiedene Buchstaben enthalten und in der Originalsprache gesetzt sein. Er muss keinen Sinn ergeben, sollte aber lesbar sein. Fremdsprachige Texte wie „Lorem ipsum“ dienen nicht dem eigentlichen Zweck, da sie eine falsche Anmutung vermitteln.

convolutionalNN

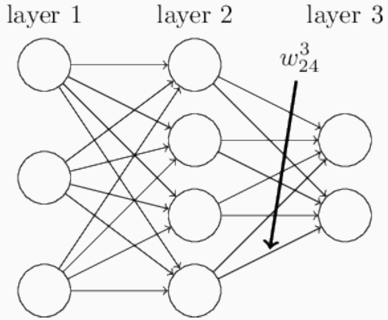
Dies hier ist ein Blindtext zum Testen von Textausgaben. Wer diesen Text liest, ist selbst schuld. Der Text gibt lediglich den Grauwert der Schrift an. Ist das wirklich so? Ist es gleichgültig, ob ich schreibe: „Dies ist ein Blindtext“ oder „Huardest gefburn“? Kjift – mitnichten! Ein Blindtext bietet mir wichtige Informationen. An ihm messe ich die Lesbarkeit einer Schrift, ihre Anmutung, wie harmonisch die Figuren zueinander stehen und prüfe, wie breit oder schmal sie läuft. Ein Blindtext sollte möglichst viele verschiedene Buchstaben enthalten und in der Originalsprache gesetzt sein. Er muss keinen Sinn ergeben, sollte aber lesbar sein. Fremdsprachige Texte wie „Lorem ipsum“ dienen nicht dem eigentlichen Zweck, da sie eine falsche Anmutung vermitteln.

Aktuelle Entwicklung

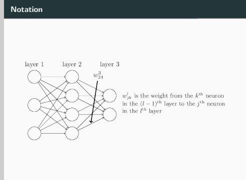
Backpropagation

Aktuelle Entwicklung
Backpropagation

Notation

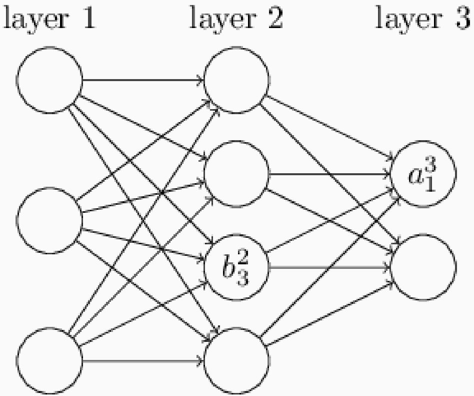


w_{jk}^l is the weight from the k^{th} neuron in the $(l-1)^{\text{th}}$ layer to the j^{th} neuron in the l^{th} layer

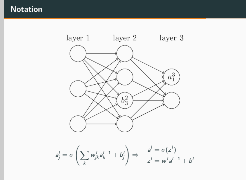


1. l: Exponent, steht für die Schicht
2. l - 1, weil man stets von hinten nach vorne schaut
3. Eingabe wird auch als eigene Schicht verstanden
4. j: Index Zielneuron
5. k: Index Startneuron

Notation



$$a^l_j = \sigma\left(\sum_k w^l_{jk} a^{l-1}_k + b^l_j\right) \Rightarrow \quad \begin{aligned} a^l &= \sigma(z^l) \\ z^l &= w^l a^{l-1} + b^l \end{aligned}$$



1. Ähnlich zu Gewichtsnotation
2. l bezieht sich hierbei jedoch auf aktuelle Schicht
3. j wie gehabt Index in Schicht
4. Notation gilt auch für Aktivierung a
5. Wichtig: σ bezieht sich auf Vektor $\Rightarrow$ Vektorielle Funktion
6. Jede Komponente einzeln mit σ verarbeitet
7. Abstraktion vom Ausgabewert vor der Aktivierungsfkt. hilft später beim Ableiten

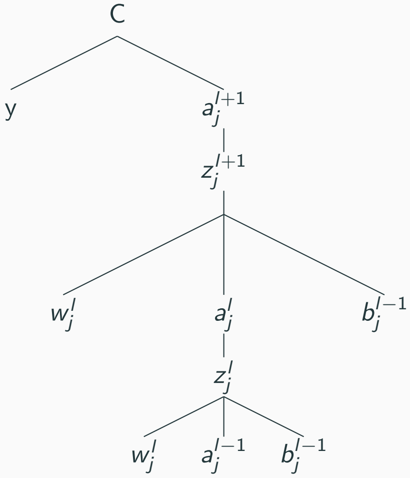
Backpropagation

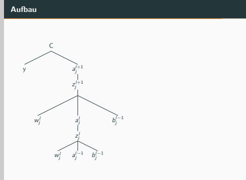
- Kostenfunktion soll minimiert werden
- Ziel: Optimale Gewichte und Schwellwerte finden
- Grobe Vorgehensweise: Iterativer Prozess
  - Fehlervektor der letzten Schicht berechnen
  - Fehler schichtweise zum Eingabelayer zurückführen
  - Parameter schichtweise nach Gradienten angleichen

Backpropagation
- Kostenfunktion soll minimiert werden
- Ziel: Optimale Gewichte und Schwellwerte finden
- Grobe Vorgehensweise: Iterativer Prozess
  - Fehlervektor der letzten Schicht berechnen
  - Fehler schichtweise zum Eingabelayer zurückführen
  - Parameter schichtweise nach Gradienten angleichen

1. Kostenfunktion wie bei Gradientenabstieg / Adeline
2. Unterschied: Hier mehrschichtiges Netz
3. 1970er entwickelt, 1986 von Rummelhart, Hilten und Williams in Paper bekannt gemacht
4. Gradientenabstieg grob erläutert, ausgeblieben - Anwendung im mehrschichtigen Netz und mehrdimensionale Kostenfunktion
5. Fehlervektor der letzten Schicht berechnen
6. Fehler schichtweise zum Eingabelayer zurückführen
7. Parameter schichtweise nach Gradienten angleichen

Aufbau





Fundamentale Gleichungen - 1

- Fehlervektor der letzten Schicht berechnen: $\delta^L = \nabla_a C \odot \sigma'(z^L)$

$$\delta_j^L = \frac{\partial C}{\partial z_j^L} = \sum_k \frac{\partial C}{\partial a_k^L} \frac{\partial a_k^L}{\partial z_j^L}$$

Anmerkung: Kettenregel

$$\frac{d}{dx}\left[f(u)\right] = \frac{d}{du}\left[f(u)\right]\frac{du}{dx}$$

Fundamentale Gleichungen - 1
• Fehlervektor der letzten Schicht berechnen: $\delta^L = \nabla_a C \odot \sigma'(z^L)$
$\delta_j^L = \frac{\partial C}{\partial z_j^L} = \sum_k \frac{\partial C}{\partial a_k^L} \frac{\partial a_k^L}{\partial z_j^L}$
Anmerkung: Kettenregel
$\frac{d}{dx}\left[f(u)\right] = \frac{d}{du}\left[f(u)\right]\frac{du}{dx}$

1. Großes L immer für Ausgabeschicht

Aktuelle Entwicklung

Multilayer Perceptron

Aktuelle Entwicklung
Multilayer Perceptron

Multilayer Perceptron

Dies hier ist ein Blindtext zum Testen von Textausgaben. Wer diesen Text liest, ist selbst schuld. Der Text gibt lediglich den Grauwert der Schrift an. Ist das wirklich so? Ist es gleichgültig, ob ich schreibe: „Dies ist ein Blindtext“ oder „Huardest gefburn“? Kjift – mitnichten! Ein Blindtext bietet mir wichtige Informationen. An ihm messe ich die Lesbarkeit einer Schrift, ihre Anmutung, wie harmonisch die Figuren zueinander stehen und prüfe, wie breit oder schmal sie läuft. Ein Blindtext sollte möglichst viele verschiedene Buchstaben enthalten und in der Originalsprache gesetzt sein. Er muss keinen Sinn ergeben, sollte aber lesbar sein. Fremdsprachige Texte wie „Lorem ipsum“ dienen nicht dem eigentlichen Zweck, da sie eine falsche Anmutung vermitteln.

Multilayer Perceptron

Dies hier ist ein Blindtext zum Testen von Textausgaben. Wer diesen Text liest, ist selbst schuld. Der Text gibt lediglich den Grauwert der Schrift an. Ist das wirklich so? Ist es gleichgültig, ob ich schreibe: „Dies ist ein Blindtext“ oder „Huardest gefburn“? Kjift – mitnichten! Ein Blindtext bietet mir wichtige Informationen. An ihm messe ich die Lesbarkeit einer Schrift, ihre Anmutung, wie harmonisch die Figuren zueinander stehen und prüfe, wie breit oder schmal sie läuft. Ein Blindtext sollte möglichst viele verschiedene Buchstaben enthalten und in der Originalsprache gesetzt sein. Er muss keinen Sinn ergeben, sollte aber lesbar sein. Fremdsprachige Texte wie „Lorem ipsum“ dienen nicht dem eigentlichen Zweck, da sie eine falsche Anmutung vermitteln.

Aktuelle Entwicklung

Recurrent Neural Network

Aktuelle Entwicklung
Recurrent Neural Network

Recurrent Neural Network

Dies hier ist ein Blindtext zum Testen von Textausgaben. Wer diesen Text liest, ist selbst schuld. Der Text gibt lediglich den Grauwert der Schrift an. Ist das wirklich so? Ist es gleichgültig, ob ich schreibe: „Dies ist ein Blindtext“ oder „Huardest gefburn“? Kjift – mitnichten! Ein Blindtext bietet mir wichtige Informationen. An ihm messe ich die Lesbarkeit einer Schrift, ihre Anmutung, wie harmonisch die Figuren zueinander stehen und prüfe, wie breit oder schmal sie läuft. Ein Blindtext sollte möglichst viele verschiedene Buchstaben enthalten und in der Originalsprache gesetzt sein. Er muss keinen Sinn ergeben, sollte aber lesbar sein. Fremdsprachige Texte wie „Lorem ipsum“ dienen nicht dem eigentlichen Zweck, da sie eine falsche Anmutung vermitteln.

Recurrent Neural Network

Dies hier ist ein Blindtext zum Testen von Textausgaben. Wer diesen Text liest, ist selbst schuld. Der Text gibt lediglich den Grauwert der Schrift an. Ist das wirklich so? Ist es gleichgültig, ob ich schreibe: „Dies ist ein Blindtext“ oder „Huardest gefburn“? Kjift – mitnichten! Ein Blindtext bietet mir wichtige Informationen. An ihm messe ich die Lesbarkeit einer Schrift, ihre Anmutung, wie harmonisch die Figuren zueinander stehen und prüfe, wie breit oder schmal sie läuft. Ein Blindtext sollte möglichst viele verschiedene Buchstaben enthalten und in der Originalsprache gesetzt sein. Er muss keinen Sinn ergeben, sollte aber lesbar sein. Fremdsprachige Texte wie „Lorem ipsum“ dienen nicht dem eigentlichen Zweck, da sie eine falsche Anmutung vermitteln.

Deep Learning

Einführung - Thema 2

Silas Hoffmann

29. März 2020

Fachhochschule Wedel

Deep Learning

Einführung - Thema 2

Silas Hoffmann

29. März 2020

Fachhochschule Wedel

Fragen?

Fragen?

Backup slides

Sometimes, it is useful to add slides at the end of your presentation to refer to during audience questions.

The best way to do this is to include the `appendixnumberbeamer` package in your preamble and call `\appendix` before your backup slides.

metropolis will automatically turn off slide numbering and progress bars for slides in the appendix.

Backup slides

Sometimes, it is useful to add slides at the end of your presentation to refer to during audience questions.

The best way to do this is to include the `appendixnumberbeamer` package in your preamble and call `\appendix` before your backup slides.

metropolis will automatically turn off slide numbering and progress bars for slides in the appendix.

References i

3Blue1Brown - Videokurs zur Einführung in die Neuralen Netze.
https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk&list=PLZHQObOWTQDNU6R1_67000Dx_ZCJB-3pi.
Aufgerufen am: 16-03-2020.

Übersicht - verschiedene Architekturen.
https://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/.
Aufgerufen am: 22-03-2020.

Definition Klassifizierungssproblem.
http://ekpwww.physik.uni-karlsruhe.de/~tkuhr/HauptseminarWS1112/Keck_handout.pdf.
Aufgerufen am: 15-03-2020.

References i

3Blue1Brown - Videokurs zur Einführung in die Neuralen Netze.
https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk&list=PLZHQObOWTQDNU6R1_67000Dx_ZCJB-3pi.
Aufgerufen am: 16-03-2020.

Übersicht - verschiedene Architekturen.
https://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/.
Aufgerufen am: 22-03-2020.

Definition Klassifizierungssproblem.
http://ekpwww.physik.uni-karlsruhe.de/~tkuhr/HauptseminarWS1112/Keck_handout.pdf.
Aufgerufen am: 15-03-2020.

Einführung Convolutional neural network.
https://adeshpande3.github.io/A-Beginner%27s-Guide-To-Understanding-Convolutional-Neural-Networks/.

Aufgerufen am: 18-03-2020.

Öffentliche Datensätze - Übersicht.
https://github.com/awesomedata/awesome-public-datasets.

Aufgerufen am: 18-03-2020.

Funktionsweise - CNN.
https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1890437/.
Aufgerufen am: 18-03-2020.

Funktionsweise - CNN.
https://bit.ly/2QGK0Ej.
Aufgerufen am: 18-03-2020.

References ii

Einführung Convolutional neural network.
https://adeshpande3.github.io/A-Beginner%27s-Guide-To-Understanding-Convolutional-Neural-Networks/.
Aufgerufen am: 18-03-2020.
Öffentliche Datensätze - Übersicht.
https://github.com/awesomedata/awesome-public-datasets.
Aufgerufen am: 18-03-2020.
Funktionsweise - CNN.
https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1890437/.
Aufgerufen am: 18-03-2020.
Funktionsweise - CNN.
https://bit.ly/2QGK0Ej.
Aufgerufen am: 18-03-2020.

References iii

- Geschichte der Convolutional neuronalen Netze.
  https://glassboxmedicine.com/2019/04/13/a-short-history-of-convolutional-neural-networks/.
  Aufgerufen am: 18-03-2020.
- Khan Academy - Partielle Ableitungen (Funktion mit zwei Eingabewerten.
  https://www.youtube.com/watch?v=1CMDS4-PKKQ&t=542s.
  Aufgerufen am: 16-03-2020.
- Künstliche Neuronale Netzwerke und Deep Learning - Stefan Stelle.
  https://www.htwsaar.de/wiwi/fakultaet/personen/profile/selle-stefan/Selle2018e_Kuenstliche_Neuronale_Netzwerke.pdf/at_download/file.
  Aufgerufen am: 24-03-2020.

References iii

Geschichte der Convolutional neuronalen Netze. https://glassboxmedicine.com/2019/04/13/a-short-history-of-convolutional-neural-networks/. Aufgerufen am: 18-03-2020.
Khan Academy - Partielle Ableitungen (Funktion mit zwei Eingabewerten. https://www.youtube.com/watch?v=1CMDS4-PKKQ&t=542s. Aufgerufen am: 16-03-2020.
Künstliche Neuronale Netzwerke und Deep Learning - Stefan Stelle. https://www.htwsaar.de/wiwi/fakultaet/personen/profile/selle-stefan/Selle2018e_Kuenstliche_Neuronale_Netzwerke.pdf/at_download/file. Aufgerufen am: 24-03-2020.

McCulloch-Pitts Neuron.
https://towardsdatascience.com/mcculloch-pitts-model-5fdf65ac5dd1.
Aufgerufen am: 14-03-2020.

Perceptron - Python Implementierung.
https://github.com/rasbt/mlxtend/blob/master/mlxtend/classifier/perceptron.py.
Aufgerufen am: 16-03-2020.

Single-Layer Neural Networks and Gradient Descent.
https://sebastianraschka.com/Articles/2015_singlelayer_neurons.html.
Aufgerufen am: 14-03-2020.

M. Nielsen.
Neural Networks and Deep Learning.
Determination Press, 2015.

References iv

McCulloch-Pitts Neuron.
https://towardsdatascience.com/mcculloch-pitts-model-5fdf65ac5dd1.
Aufgerufen am: 14-03-2020.

Perceptron - Python Implementierung.
https://github.com/rasbt/mlxtend/blob/master/mlxtend/classifier/perceptron.py.
Aufgerufen am: 16-03-2020.

Single-Layer Neural Networks and Gradient Descent.
https://sebastianraschka.com/Articles/2015_singlelayer_neurons.html.
Aufgerufen am: 14-03-2020.

M. Nielsen.
Neural Networks and Deep Learning.
Determination Press, 2015.