

# Algorithmik zur Optimierung in neuronalen Netzwerken

## Gradient Descent und Backpropagation

---

Tim Hilt

Date: tbd

Hochschule Esslingen — University of Applied Sciences

## Training

- Loss-Funktion

- Gradient Descent

- Backpropagation

- Umsetzung in Keras

# Training

---

- Dient zur Berechnung des Fehlers während dem Training
- Trainingsfehler soll minimiert werden
- $\Rightarrow$  wir suchen den Punkt, an dem die Ableitung der Loss-Funktion 0 wird, der Fehler also nicht mehr abnimmt
- Es gibt eine Vielzahl an Loss-Funktionen, wir betrachten hier die „**Mean Squared Error (MSE)**“:

$$C(w, b) = \frac{1}{2m} \sum_{x=1}^m (y(x) - \hat{y}(x))^2$$

# Loss-Funktion

- Dient zur Berechnung des Fehlers während dem Training
- Trainingsfehler soll minimiert werden
- $\Rightarrow$  wir suchen den Punkt, an dem die Ableitung der Loss-Funktion 0 wird, der Fehler also nicht mehr abnimmt
- Es gibt eine Vielzahl an Loss-Funktionen, wir betrachten hier die „**Mean Squared Error (MSE)**“:

$$C(w, b) = \frac{1}{2m} \sum_{x=1}^m (y(x) - \hat{y}(x))^2$$

---

$C(w, b)$	Cost in Abhängigkeit von $w$ und $b$
$m$	Anzahl der Trainingsinstanzen
$y(x)$	Gewünschter Output wenn $x$ Input ist
$\hat{y}(x)$	Tatsächlicher Output des Netzwerkes

---

# Gradient Descent

- Methode um die Weights  $w$  und Biases  $b$  zu optimieren
- Vorgehen:

# Gradient Descent

- Methode um die Weights  $w$  und Biases  $b$  zu optimieren
- Vorgehen:
  1. Finde die Änderungsrate des Fehlers in Abhängigkeit von den Weights und Biases ( $\partial C/\partial w; \partial C/\partial b$ )

# Gradient Descent

- Methode um die Weights  $w$  und Biases  $b$  zu optimieren
- Vorgehen:
  1. Finde die Änderungsrate des Fehlers in Abhängigkeit von den Weights und Biases ( $\partial C/\partial w; \partial C/\partial b$ )
  2. Multipliziere die Änderungsrate mit der Lernrate  $\eta$



# Gradient Descent

- Methode um die Weights  $w$  und Biases  $b$  zu optimieren
- Vorgehen:
  1. Finde die Änderungsrate des Fehlers in Abhängigkeit von den Weights und Biases ( $\partial C/\partial w; \partial C/\partial b$ )
  2. Multipliziere die Änderungsrate mit der Lernrate  $\eta$
  3. Ziehe das Produkt aus Änderungsrate und Lernrate von den aktuellen Parametern ab

# Gradient Descent

- Methode um die Weights  $w$  und Biases  $b$  zu optimieren
- Vorgehen:
  1. Finde die Änderungsrate des Fehlers in Abhängigkeit von den Weights und Biases ( $\partial C/\partial w; \partial C/\partial b$ )
  2. Multipliziere die Änderungsrate mit der Lernrate  $\eta$
  3. Ziehe das Produkt aus Änderungsrate und Lernrate von den aktuellen Parametern ab
  4. Aktualisiere die alten Parameter durch das Ergebnis des letzten Schrittes

$$w_{k+1} = w_k - \eta \frac{\partial C}{\partial w_k}$$

$$b_{k+1} = b_k - \eta \frac{\partial C}{\partial b_k}$$

## Problem

Wie finde ich die Änderungsraten  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ;  $\frac{\partial C}{\partial b}$ , die ich für Gradient Descent benötige?

## Problem

Wie finde ich die Änderungsraten  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ;  $\frac{\partial C}{\partial b}$ , die ich für Gradient Descent benötige?

⇒ Idee: Divide and conquer; Problem in kleinere, handhabbare Probleme zerlegen

## Problem

Wie finde ich die Änderungsraten  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ;  $\frac{\partial C}{\partial b}$ , die ich für Gradient Descent benötige?

⇒ Idee: Divide and conquer; Problem in kleinere, handhabbare Probleme zerlegen

$$f(a, b, c, d) = ((a + b) \cdot (c + d))^2$$

## Problem

Wie finde ich die Änderungsraten  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ;  $\frac{\partial C}{\partial b}$ , die ich für Gradient Descent benötige?

⇒ Idee: Divide and conquer; Problem in kleinere, handhabbare Probleme zerlegen

$$f(a, b, c, d) = ((a + b) \cdot (c + d))^2$$

$$g(a, b) = a + b$$

## Problem

Wie finde ich die Änderungsraten  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ;  $\frac{\partial C}{\partial b}$ , die ich für Gradient Descent benötige?

⇒ Idee: Divide and conquer; Problem in kleinere, handhabbare Probleme zerlegen

$$f(a, b, c, d) = ((a + b) \cdot (c + d))^2$$

$$g(a, b) = a + b$$

$$h(c, d) = c + d$$

## Problem

Wie finde ich die Änderungsraten  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ;  $\frac{\partial C}{\partial b}$ , die ich für Gradient Descent benötige?

⇒ Idee: Divide and conquer; Problem in kleinere, handhabbare Probleme zerlegen

$$f(a, b, c, d) = ((a + b) \cdot (c + d))^2$$

$$g(a, b) = a + b$$

$$h(c, d) = c + d$$

$$i(g, h) = g \cdot h$$



## Problem

Wie finde ich die Änderungsraten  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ;  $\frac{\partial C}{\partial b}$ , die ich für Gradient Descent benötige?

⇒ Idee: Divide and conquer; Problem in kleinere, handhabbare Probleme zerlegen

$$f(a, b, c, d) = ((a + b) \cdot (c + d))^2$$

$$g(a, b) = a + b$$

$$h(c, d) = c + d$$

$$i(g, h) = g \cdot h$$

$$f(i) = i^2$$

# Backpropagation

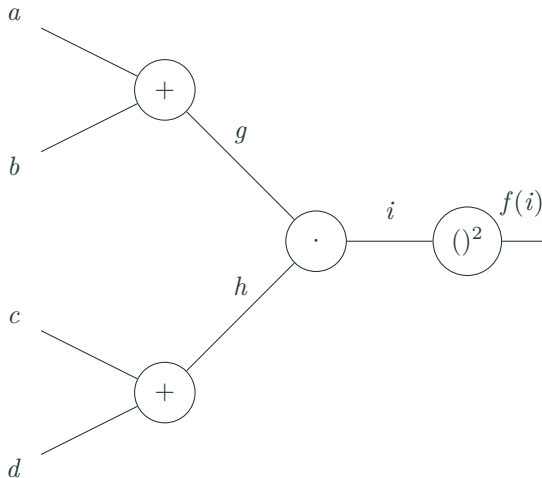
$$f(a, b, c, d) = ((a + b) \cdot (c + d))^2$$

$$g(a, b) = a + b$$

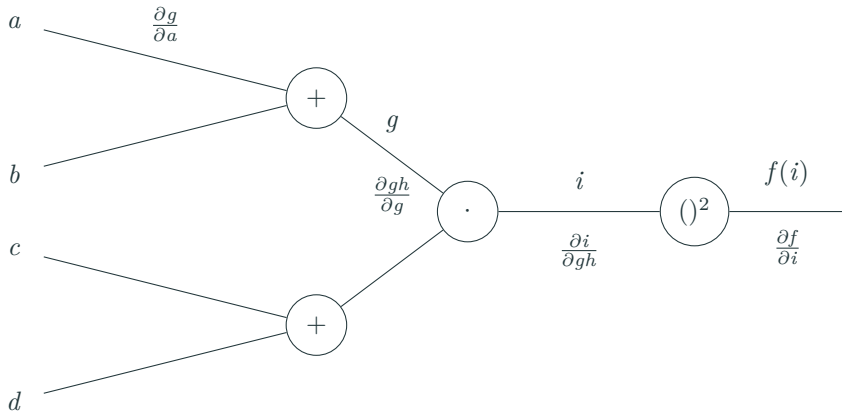
$$h(c, d) = c + d$$

$$i(g, h) = g \cdot h$$

$$f(i) = i^2$$

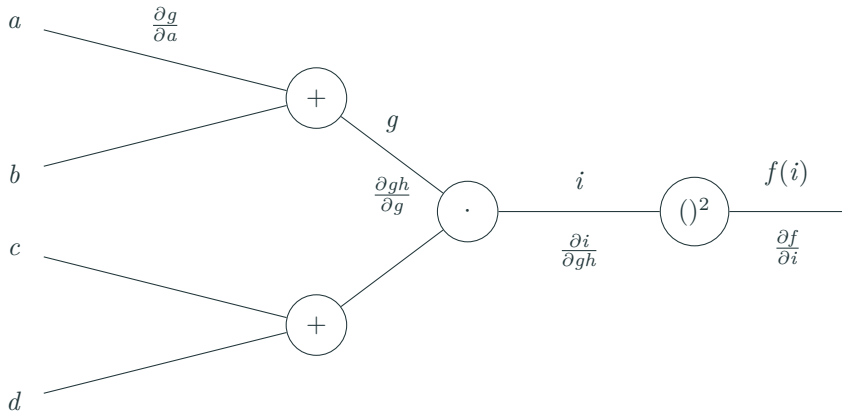


# Backpropagation



Frage:  $\frac{\partial f}{\partial a}$ ?

# Backpropagation



Frage:  $\frac{\partial f}{\partial a}$ ?

$$\frac{\partial f}{\partial a} = \frac{\partial f}{\partial i} \cdot \frac{\partial i}{\partial gh} \cdot \frac{\partial gh}{\partial g} \cdot \frac{\partial g}{\partial a}$$

Pass





- Vorteil: Schnellere Konvergenz
- Verwendung von optimierter Cost-, Activation- und Gradient-Descent-Funktion

Fragen?

# Literaturverzeichnis

---



-  GÉRON, Aurélien. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. O'Reilly Media, 2019.
-  BURKOV, Andriy. *The hundred-page machine learning book*. Andriy Burkov Quebec City, Can., 2019.
-  LECUN, Yann; BOTTOU, Léon; BENGIO, Yoshua; HAFFNER, Patrick. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*. 1998, Jg. 86, Nr. 11, S. 2278–2324.
-  XIAO, Han; RASUL, Kashif; VOLLGRAF, Roland. Fashion-mnist: a novel image dataset for benchmarking machine learning algorithms. *arXiv preprint arXiv:1708.07747*. 2017.