

# Angewandte Mathematik



Dr. rer. nat. Johannes Riesterer

### Gradientenverfahren

Wie kann man Minima einer differenzierbaren Abbildung

$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  finden?

### Gradientenverfahren

- An jedem Punkt  $x_k \in \mathbb{R}^n$  zeigt der negative Gradient  $d_k := -\nabla f(x_k)$  in die steilste Abstiegsrichtung.
- Für hinreichend kleines  $\alpha_k$  folgt mit Satz über die lokale Linearisierung
$$f(x_{k+1}) = f(x_k + \alpha_k d_k) = f(x_k) + \alpha_k df(x_k) d_k + R(\alpha_k d_k)$$
- Setze  $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- Es gilt  $f(x_{k+1}) \leq f(x_k)$ , falls  $\nabla f(x_k) \neq 0$
- Falls die Folge  $f(x_k)$  beschränkt ist, so ist dieser Fixpunkt  $x^*$  ein Minimum, da  $\nabla f(x^*) = 0$  gelten muss.

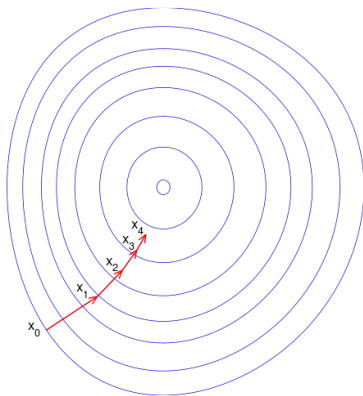


Figure: Quelle: Wikipedia

### Höhenlinien

Sei  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  eine differenzierbare Funktion. Eine Kurve  $\gamma : I \rightarrow \mathbb{R}^n$ , auf der  $f$  konstant ist, also  $f(\gamma(t)) = c$  für eine festes  $c \in \mathbb{R}$  gilt, heißt Höhenlinie.

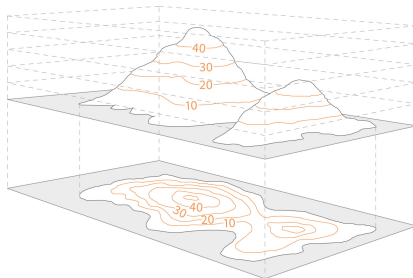


Figure: Quelle:

<https://getoutside.ordnancesurvey.co.uk/guides/understanding-map-contour-lines-for-beginners/>

### Höhenlinien

Der Gradient steht senkrecht auf Höhenlinien. Dies bedeutet, dass

$$\langle \nabla f(\gamma(t)), \gamma'(t) \rangle = 0$$

gilt.

### Beweis

Aus  $f(\gamma(t)) = c$  folgt  $\frac{d}{dt}f(\gamma(t)) = 0$ . Mit der Kettenregel folgt  $\frac{d}{dt}f(\gamma(t)) = f(\gamma(t)) \cdot \gamma'(t) = 0$  und damit  $\langle \nabla f(\gamma(t)), \gamma'(t) \rangle = 0$ .

### Backpropagation

Das Gradientenverfahren angewendet auf eine Lossfunktion eines neuronalen Netzes wird als Backpropagation bezeichnet. Gegeben ist ein neuronales Netz  $f : \Omega \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ , und ein Datensatz  $D := \{(x_i, y_i)\}$ . Finde Gewichte  $\omega$ , so dass Lossfunktion

$$L_D : \Omega \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

minimal wird. Zum Beispiel

$$L_D(\omega) := \sum_{(x_i, y_i) \in D} (f(\omega, x_i) - y_i)^2$$

.

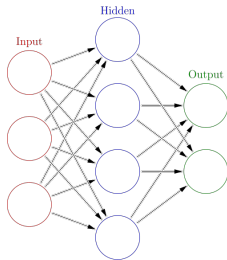


Figure: Grobe Überdeckung

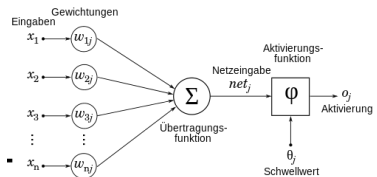


Figure: Feinere Überdeckung

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .



### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- While  $\|\nabla L_D(\omega)\| > \epsilon$

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- While  $\|\nabla L_D(\omega)\| > \epsilon$
- Bestimme  $\alpha_k$  mit

$$L_D(\omega_k + \alpha d_k) = L_D(\omega_k) + \alpha_k dL_D(\omega_k) d_k + R(\alpha_k dk)$$

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- While  $\|\nabla L_D(\omega)\| > \epsilon$
- Bestimme  $\alpha_k$  mit
$$L_D(\omega_k + \alpha d_k) = L_D(\omega_k) + \alpha_k dL_D(\omega_k) d_k + R(\alpha_k dk)$$
- Setze  $\omega_{k+1} := \omega_k + \alpha_k d_k$ .

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- While  $\|\nabla L_D(\omega)\| > \epsilon$
- Bestimme  $\alpha_k$  mit
$$L_D(\omega_k + \alpha_k d_k) = L_D(\omega_k) + \alpha_k dL_D(\omega_k) d_k + R(\alpha_k d_k)$$
- Setze  $\omega_{k+1} := \omega_k + \alpha_k d_k$ .
- $k \leftarrow k + 1$

### Mini Batch

- Datensatz  $D$  sehr groß ist (Big Data)

### Mini Batch

- Datensatz  $D$  sehr groß ist (Big Data)
- Berechnung des Gradient der Lossfunktion entsprechend aufwendig.

### Mini Batch

- Datensatz  $D$  sehr groß ist (Big Data)
- Berechnung des Gradient der Lossfunktion entsprechend aufwendig.
- Wende Backpropagation auf Teilräume  $D' \subset D$  an. (Minibatch).



### Mini Batch

- Datensatz  $D$  sehr groß ist (Big Data)
- Berechnung des Gradient der Lossfunktion entsprechend aufwendig.
- Wende Backpropagation auf Teilräume  $D' \subset D$  an. (Minibatch).
- $\#D' = 1$  stochastischer Gradientenabstieg.

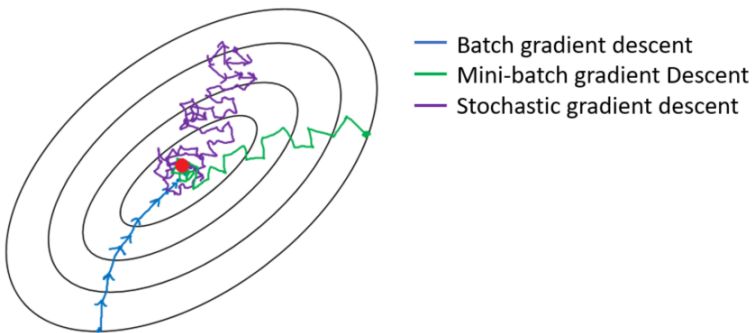


Figure: Quelle: <https://towardsdatascience.com/batch-mini-batch-stochastic-gradient-descent-7a62ecba642a>

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- Wähle Teilmenge  $D'_0 \subset D$

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- Wähle Teilmenge  $D'_0 \subset D$
- While  $\|\nabla L_{D'_k}(\omega)\| > \epsilon$

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- Wähle Teilmenge  $D'_0 \subset D$
- While  $\|\nabla L_{D'_k}(\omega)\| > \epsilon$
- Bestimme  $\alpha_k$  mit

$$L_{D'_k}(\omega_k + \alpha d_k) = L_{D'_k}(\omega_k) + \alpha_k dL_{D'_k}(\omega_k) d_k + R(\alpha_k dk)$$

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- Wähle Teilmenge  $D'_0 \subset D$
- While  $\|\nabla L_{D'_k}(\omega)\| > \epsilon$
- Bestimme  $\alpha_k$  mit
$$L_{D'_k}(\omega_k + \alpha d_k) = L_{D'_k}(\omega_k) + \alpha_k dL_{D'_k}(\omega_k) d_k + R(\alpha_k dk)$$
- Setze  $\omega_{k+1} := \omega_k + \alpha_k d_k$ .



### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- Wähle Teilmenge  $D'_0 \subset D$
- While  $\|\nabla L_{D'_k}(\omega)\| > \epsilon$
- Bestimme  $\alpha_k$  mit
$$L_{D'_k}(\omega_k + \alpha d_k) = L_{D'_k}(\omega_k) + \alpha_k dL_{D'_k}(\omega_k) d_k + R(\alpha_k dk)$$
- Setze  $\omega_{k+1} := \omega_k + \alpha_k d_k$ .
- Wähle neue Teilmenge  $D'_{k+1} \subset D$ .

### Backpropagation

- Initialisiere  $k := 0$  und zufällige Gewichte  $w_0$ .
- Initialisiere Genauigkeit  $\epsilon > 0$
- Wähle Teilmenge  $D'_0 \subset D$
- While  $\|\nabla L_{D'_k}(\omega)\| > \epsilon$
- Bestimme  $\alpha_k$  mit
$$L_{D'_k}(\omega_k + \alpha d_k) = L_{D'_k}(\omega_k) + \alpha_k dL_{D'_k}(\omega_k) d_k + R(\alpha_k dk)$$
- Setze  $\omega_{k+1} := \omega_k + \alpha_k d_k$ .
- Wähle neue Teilmenge  $D'_{k+1} \subset D$ .
- $k \leftarrow k + 1$

### Gradient einer mehrdimensionalen Funktion

Eine Funktion  $F : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  heißt differenzierbar, wenn es eine lineare Abbildung  $dF$  gibt, so dass

$$F(a + h) = F(a) + dF(a)h + R(h)$$

mit  $\lim_{h \rightarrow 0} \frac{R(h)}{\|h\|} = 0$  gilt für alle  $a \in U$  und  $h \in \mathbb{R}^n$ .

### Gradient einer mehrdimensionalen Funktion

Im Fall  $n = 1$  stimmt diese Definition mit der Alten Definition überein.

### Beweis

Nach Satz über die lokale Linearisierung gilt für eine differenzierbare Funktion  $f(a + th) = f(a) + dfth + R(th)$  mit  $\lim_{t \rightarrow 0} \frac{R(th)}{\|th\|} = 0$ . Umstellen ergibt

$$df(a)h = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(a + th) - f(a)}{t}$$

### Gradient einer linearen Funktion

Für  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $b \in \mathbb{R}^n$  ist die Abbildung  $F(x) := Ax + b$  differenzierbar, da

$$F(a+h) = A(a+h) + b = Aa + Ah + b = Aa + b + Ah = F(a) + Ah$$

und damit für  $dF(a) := A$  und  $R(h) = 0$  die Definition erfüllt ist.

### Differenzierbarkeit von Produktfunktionen

Eine Funktion  $F := (F_1, F_2) : U \rightarrow \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^k$  ist genau dann differenzierbar, wenn  $F_1 : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  und  $F_2 : U \rightarrow \mathbb{R}^k$  differenzierbar sind. In diesem Fall ist

$$dF(a) = (dF_1(a), df_2(a)) .$$

### Beweis

Sind  $F_1$  und  $F_2$  differenzierbar, so gilt für  $i = 1, 2$

$$F_i(a + h) = F_i(a) + dF_i h + R_i(h)$$

Dann gilt mit  $dF(a) = (dF_1(a), dF_2(a))$  und  $R(h) := (R_1(h), R_2(h))$

$$F(a + h) = F(a) + dFh + R(h)$$

mit  $\lim_{h \rightarrow 0} \frac{R(h)}{\|h\|} = 0$  und damit ist  $F$  differenzierbar. Die Umkehrung folgt analog.

### Differenzierbarkeit von Produktfunktionen

Eine Abbildung  $F : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  ist genau dann differenzierbar, wenn ihre Koordinaten-Funktionen  $F_1 : U \rightarrow \mathbb{R}, \dots, F_m : U \rightarrow \mathbb{R}$  mit

$F(a) = \begin{pmatrix} F_1(a) \\ \vdots \\ F_m(a) \end{pmatrix}$  differenzierbar sind. In diesem Fall gilt

$$dF(a) := \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} F_1(a) & \cdots & \frac{\partial}{\partial x_n} F_1(a) \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_1} F_m(a) & \cdots & \frac{\partial}{\partial x_n} F_m(a) \end{pmatrix}$$



### Differenzierbarkeit von Produktfunktionen

Ein Weg  $\gamma = \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \vdots \\ \gamma_m \end{pmatrix} : I \rightarrow U$  ist genau dann differenzierbar, wenn

$\gamma_i$  differenzierbar ist für  $i = 1, \dots, m$  und dann gilt

$$\gamma'(t) = \begin{pmatrix} \gamma'_1(t) \\ \vdots \\ \gamma'_m(t) \end{pmatrix}.$$

### Kettenregel

Seien  $G : U \subset \mathbb{R}^n \rightarrow V \subset \mathbb{R}^m$  und  $F : V \rightarrow Z \subset \mathbb{R}^k$  differenzierbar. Dann ist  $F \circ G$  differenzierbar und mit  $b := G(a)$  es gilt

$$d(F \circ G)(a) = dF(b) \cdot dG(a)$$

### Beweis

Analog zu Baby Kettenregel

# Angewandte Mathematik

## Ableitung mehrdimensionale Funktionen

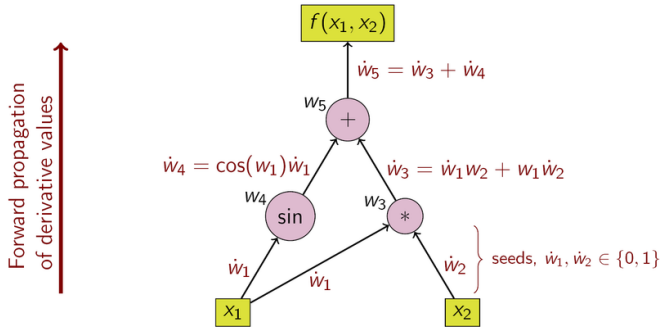


Figure: Quelle: Wikipedia

Automatisches Ableiten in Pytorch