

# **Maschinelles Lernen**

Univariate Lineare Regression und einfacher Gradientenabstieg

**Prof. Dr. Rainer Stollhoff** 

# Supervised Learning



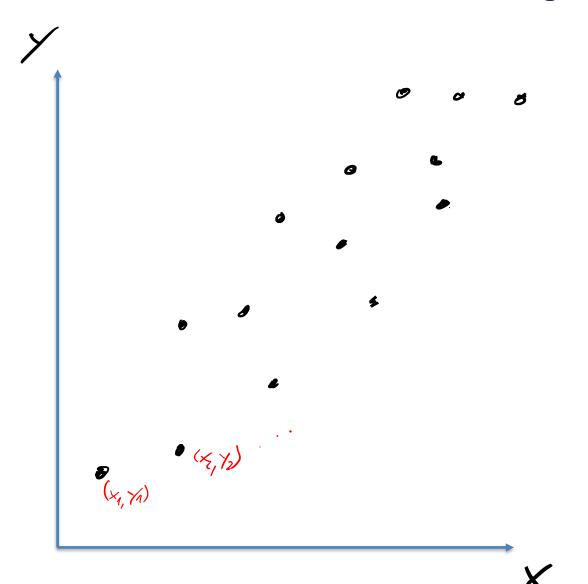
#### **Supervised Learning**

- 1. Aufgabe A Vorhersage  $\hat{Y} = A(X)$
- 2. Qualität Q Verlustfunktion  $L(\hat{Y}, Y)$
- 3. Erfahrung E

  Datensatz  $(x_i, y_i)$  für  $i = 1, \dots, n$

Eine Maschine *lernt* aus Erfahrung E eine Aufgabe A mit der Qualität Q, wenn die Qualität Q beim erfüllen der Aufgabe A mit Erfahrung E steigt (T. Mitchell, MIT, 1988)





 Aufgabe sage anhand von x den Zielwert y vorher

$$\hat{y}(x) = \hat{y} = f(x)$$

- Erfahrung Beobachtungen:  $(x_i, y_i)$
- Qualität

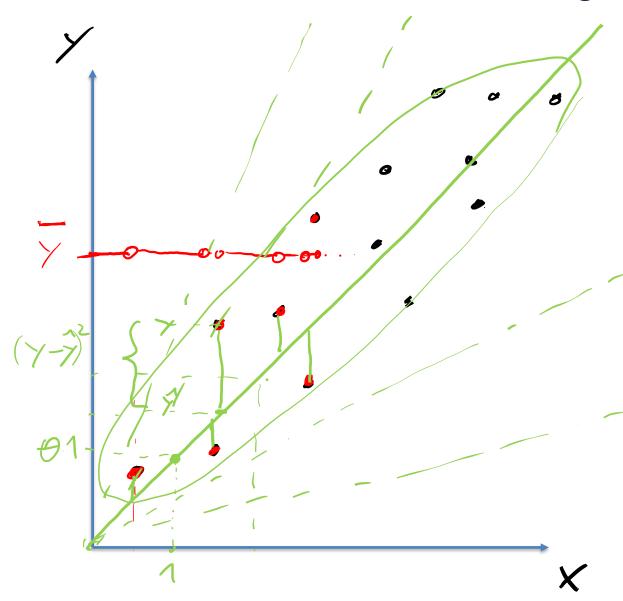
sage den Zielwert möglichst gut vorher

$$\hat{y} == y$$



$$(\hat{y} - y)^2$$





Aufgabe
 sage anhand von x den Zielwert y vorher

$$\hat{y} = \hat{y}(x) = f(x)$$

- Erfahrung
  Beobachtungen:  $(x_i, y_i)$
- Qualität

sage den Zielwert möglichst gut vorher

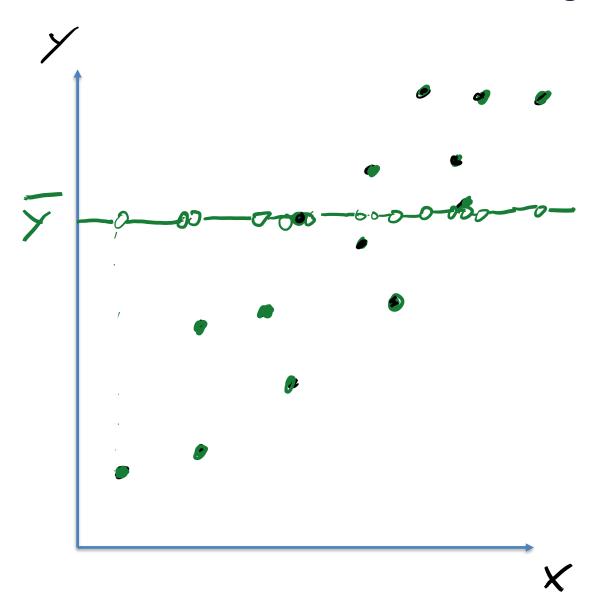
Gleichheit:  $\hat{y} == y$ 

Abstand:  $(\hat{y} - y)^2$ 

• Maschine bzw. Modell Look-up-table:  $\hat{y}(x) = \underline{y_i}$  für  $\underline{x} = \underline{x_i}$ ,  $\overline{y}$  sonst

Lineares Modell:  $\hat{y} = \theta \cdot x$ 





Aufgabe
 sage anhand von x den Zielwert y vorher

$$\hat{y} = \hat{y}(x) = f(x)$$

- Erfahrung
  Beobachtungen:  $(x_i, y_i)$
- Qualität

sage den Zielwert möglichst gut vorher

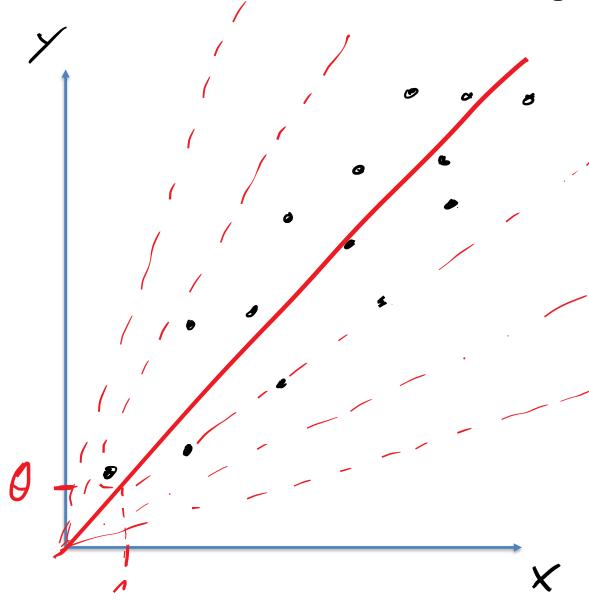
Gleichheit:  $\hat{y} == y$ 

Abstand:  $(\hat{y} - y)^2$ 

• Maschine bzw. Modell Look-up-table:  $\hat{y}(x) = y_i$  für  $x = x_i$ ,  $\bar{y}$  sonst

Lineares Modell:  $\hat{y} = \theta \cdot x$ 





Aufgabe
 sage anhand von x den Zielwert y vorher

$$\hat{y} = \hat{y}(x) = f(x)$$

• Erfahrung
Beobachtungen:  $(x_i, y_i)$ 

• Qualität

sage den Zielwert möglichst gut vorher

Gleichheit:  $\hat{y} == y$ 

Abstand:  $(\hat{y} - y)^2$ 

• Maschine bzw. Modell Look-up-table:  $\hat{y}(x) = y_i$  für  $x = x_i$ ,  $\bar{y}$  sonst Lineares Modell:  $\hat{y} = \theta \cdot x$ 

# Einfache univariate Regression – analytische Lösung



Aufgabe: Regression, d.h. Vorhersage  $\hat{y} = \hat{y}(x) = f(x)$ 

Erfahrung: Datensatz  $(x_i, y_i)_{i=1}^n$ 

Qualität: Quadratische Verlustfunktion

$$L(y,\hat{y}) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y_i})^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - f(x_i;\theta))^2 = L(\theta)$$
The linear Regression mit
$$f(x;\theta) = \theta \cdot x$$

Maschine: vereinfachte lineare Regression mit

$$f(x;\theta) = \theta \cdot x$$

**L**ernen: Finde einen Wert für  $\theta$ , der die quadratische Verlustfunktion minimiert

Analytisch über die Nullstelle der ersten Ableitung

$$\frac{d}{d\theta}L(\theta) = \frac{d}{d\theta}\sum_{i=1}^{n}(y_i - f(x_i; \theta))^2 = \frac{d}{d\theta}\sum_{i \neq 1}^{n}(y_i - x_i \cdot \theta)^2 = \sum_{i=1}^{n}2\cdot(y_i - x_i \cdot \theta)\cdot(-x_i) = 0$$

$$\theta_{opt} = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i x_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2} = \frac{Cov(x, y)}{Var(x)}$$

# Einfache univariate Regression – Gradientenabstieg



Aufgabe: Regression, d.h. Vorhersage  $\hat{y} = \hat{y}(x) = f(x)$ 

Erfahrung: Datensatz  $(x_i, y_i)_{i=1}^n$ 

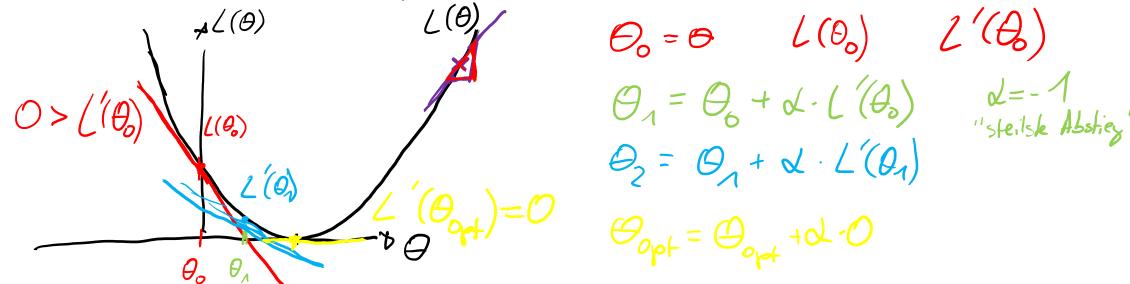
Qualität: Quadratische Verlustfunktion

$$L(y, \hat{y}) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - f(x_i; \theta))^2 = L(\theta)$$

Maschine: vereinfachte lineare Regression mit

$$f(x; \theta) = \theta \cdot x$$

**L**ernen: Finde einen Wert für  $\theta$  , der die quadratische Verlustfunktion minimiert



### Einfache univariate Regression – analytische Lösung



Aufgabe: Regression, d.h. Vorhersage  $\hat{y} = \hat{y}(x) = f(x)$ 

Erfahrung: Datensatz  $(x_i, y_i)_{i=1}^n$ 

Qualität: Quadratische Verlustfunktion

$$L(y, \hat{y}) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - f(x_i; \theta))^2 = L(\theta)$$

Maschine: vereinfachte lineare Regression mit

$$f(x; \theta) = \theta \cdot x$$

**L**ernen: Finde einen Wert für  $\theta$ , der die quadratische Verlustfunktion minimiert

Durch geeignete Wahl von  $\theta$  in einem iterativen Prozess (Gradientenabstiegsverfahren):

- Wähle Startwert z.B.  $\theta^0 = 0$
- Berechne Ableitung  $\frac{d}{d\theta}L(\theta) = \frac{d}{d\theta}\sum_{i=1}^{n}(y_i f(x_i;\theta))^2 = \frac{d}{d\theta}\sum_{i=1}^{n}(y_i x_i \cdot \theta)^2$  $= \sum_{i=1}^{n}2\cdot(y_i x_i \cdot \theta)\cdot(-x_i)$

3. Update 
$$\theta^{t+1} = \theta^t + \alpha \cdot \frac{d}{d\theta} L(\theta^t) = \theta^t - \alpha \cdot 2 \sum_{i=1}^n (y_i - x_i \cdot \theta^t) \cdot x_i = \theta^t + 2 \sum_{i=1}^n (y_i - x_i \cdot \theta^t) \cdot x_i$$

$$\alpha + d = -d \quad (\text{stellar Abdies})$$