

Solution to Exercises Machine Learning

Wintersemester 2008/2009
Exercise Sheet 2

Exercise 2 Das lineare Modell hat die Form

$$y = m \cdot x + b.$$

Die quadratische Fehlersumme RSS für gegebenes m und b ist

$$\begin{aligned} RSS(m, b) &= \sum_{i=1}^n [y_i - (mx_i + b)]^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (y_i^2 - 2y_i(mx_i + b) + (mx_i + b)^2) \\ &= \sum_{i=1}^n y_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n y_i(mx_i + b) + \sum_{i=1}^n (mx_i + b)^2 \\ &= \sum_{i=1}^n y_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n (y_i mx_i + y_i b) + \sum_{i=1}^n [m^2 x_i^2 + 2mx_i b + b^2] \end{aligned}$$

Die notwendigen Bedingungen für die Existenz eines lokalen Extremums (wir suchen ein lokales/globales Minimum) sind

$$\frac{\partial RSS(m, b)}{\partial b} = 0 \quad \text{und} \quad \frac{\partial RSS(m, b)}{\partial m} = 0$$

Da es sich bei RSS um eine positive, quadratische Funktion handelt, existiert nur ein lokales Minimum, welches zugleich auch globales Minimum ist.

Die beiden partiellen Ableitungen nach b und m sind

$$\frac{\partial RSS(m, b)}{\partial b} = -2 \sum_{i=1}^n y_i + \sum_{i=1}^n 2mx_i + \sum_{i=1}^n 2b = -2 \sum_{i=1}^n y_i + 2 \sum_{i=1}^n mx_i + 2nb$$

und

$$\frac{\partial RSS(m, b)}{\partial m} = -2 \sum_{i=1}^n x_i y_i + \sum_{i=1}^n [2mx_i^2 + 2x_i b] = -2 \sum_{i=1}^n x_i y_i + 2m \sum_{i=1}^n x_i^2 + 2b \sum_{i=1}^n x_i$$

Wir setzen beide Ableitungen gleich 0:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial RSS(m, b)}{\partial b} &= 0 \\
 \Rightarrow 2nb &= 2 \sum_{i=1}^n y_i - 2 \sum_{i=1}^n mx_i \\
 \Rightarrow b &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - mx_i) \\
 \Rightarrow b &= \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i}_{=\bar{y}} - m \underbrace{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \right)}_{=\bar{x}} = \bar{y} - m\bar{x}
 \end{aligned}$$

Dabei entspricht \bar{x} bzw. \bar{y} jeweils dem arithmetischen Mittel von x bzw. y .

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial RSS(m, b)}{\partial m} &= 0 \\
 \Rightarrow 2m \sum_{i=1}^n x_i^2 &= 2 \sum_{i=1}^n x_i y_i - 2b \sum_{i=1}^n x_i \\
 \Rightarrow m \sum_{i=1}^n x_i^2 &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - b \sum_{i=1}^n x_i \\
 \Rightarrow m \sum_{i=1}^n x_i^2 &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - (\bar{y} - m\bar{x}) \sum_{i=1}^n x_i \\
 \Rightarrow m \sum_{i=1}^n x_i^2 &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - \bar{y} \sum_{i=1}^n x_i + m\bar{x} \sum_{i=1}^n x_i \\
 \Rightarrow m \sum_{i=1}^n x_i^2 - m\bar{x} \sum_{i=1}^n x_i &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - \bar{y} \sum_{i=1}^n x_i \\
 \Rightarrow m &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \bar{y} \sum_{i=1}^n x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \bar{x} \sum_{j=1}^n x_i}
 \end{aligned}$$

Für die gegebenen Datenpunkte $(x_1, y_1), \dots, (x_9, y_9)$ ergibt sich

$$m = \frac{258 - \frac{43}{9} \cdot 45}{285 - 5 \cdot 45} \approx 0.7167$$
$$b = \frac{43}{9} - 0.7167 \cdot 5 \approx 1.194$$

Dies führt zur Regressionsgeraden

$$f(x) = 0.7167x + 1.194$$

