# **Introduction to Data Science**

Prof. Dr. Bernhard Drabant

WWI21DS

# DHBW Duale Hochschule Baden-Württemberg Mannheim

# **Example Sheet 4 – Master Solution**

16 December 2021

## 1 Lineare Regression

Für die zu untersuchenden Daten soll eine lineare Beziehung der Eingangsvariable X der Datenobjekte und deren Zielvariable Y angenommen werden, die durch ein lineares Modell  $\varphi$  gemäß  $\varphi(X) = w_1X + w_0$  mit noch nicht bekannten Parametern  $w_0$  und  $w_1$  approximiert wird.

Um die unbekannten Parameter  $w_0$  und  $w_1$  des Modells  $\varphi$  zu ermitteln, verwenden wir die mittlere quadratische Abweichung auf den Trainingsdaten.

Der Trainingsdatensatz  $TR = \{(X_k, Y_k)\}_{k=1,...,n}$  besteht aus n Trainingsobjekten mit Eingangswerten  $X_k$  und Zielwerten  $Y_k$  für k=1,...,n.

- 1. Bilden Sie die mittlere quadratische Abweichung für das Modell  $\varphi$  auf den Trainingsdaten TR.
- 2. Formulieren Sie das Extremwertproblem für das Modell  $\varphi$  als Funktion der beiden Parameter  $w_0$  ud  $w_1$  und ermitteln Sie daraus die beiden linearen Gleichungen, die die Parameter  $w_0$  und  $w_1$  notwendigerweise erfüllen müssen.
- Lösen Sie das Extremwertproblem aus Teilaufgabe (2) und geben Sie die stationären Punkte explizit an.

#### Solution:

1. Mittlere quadratische Abweichung:

$$\mathbf{MQA}_{\varphi}(TR) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} (\varphi(X_k) - Y_k)^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} (w_1 X_k + w_0 - Y_k)^2$$

2. Extremwertproblem:

$$\frac{\partial \mathbf{MQA}}{\partial w_0} = -\frac{2}{n} \sum_{k=1}^n (Y_k - w_0 - w_1 X_k) = 0$$

$$\frac{\partial \mathbf{MQA}}{\partial w_1} = -\frac{2}{n} \sum_{k=1}^n (Y_k - w_0 - w_1 X_k) X_k = 0$$
(1)

3. Aus den Gleichungen (1) erhält man für die Werte  $(w_0, w_1)$  des stationären Punktes

$$w_{0} = \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} Y_{k}\right) - w_{1} \cdot \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} X_{k}\right)$$

$$w_{1} = \frac{n\left(\sum_{k=1}^{n} X_{k} Y_{k}\right) - \left(\sum_{k=1}^{n} X_{k}\right) \left(\sum_{k=1}^{n} Y_{k}\right)}{n\left(\sum_{k=1}^{n} X_{k}^{2}\right) - \left(\sum_{k=1}^{n} X_{k}\right)^{2}}$$
(2)

Warum? Leiten Sie die Gleichungen (2) aus den Gleichungen (1) her.

Somit ist das Tupel  $(w_0, w_1)$  des stationären Punktes geschlossen durch die Werte  $(X_k, Y_k)$ , k = 1, ..., n der n Datenpunkte darstellbar.

### 2 Funktionen mehrerer Variablen und stationäre Punkte

Die Funktion  $f: \mathbb{R} \times \mathbb{R} \to \mathbb{B}$  zweier Variablen x und y sei gegeben durch

$$f(x,y) = \mathbf{v}^2 \cdot (\mathbf{v}^2 - 1) + \frac{1}{2}$$

$$\operatorname{mit} \mathbf{v} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \operatorname{und} \mathbf{v}^2 = x^2 + y^2.$$

- 1. Berechnen Sie alle stationären Punkte der Funktion f.
- 2. Argumentieren Sie anschaulich, welche der Punkte lokale Maxima bzw. lokale Minima sind.
- 3. (\*) Verwenden Sie die Hesse-Matrix, um analytisch zu prüfen, welche der Punkte lokale Maxima bzw. lokale Minima sind.

## Solution:

1. Zuerst werden die partiellen Ableitungen  $\frac{\partial f}{\partial x}$  und  $\frac{\partial f}{\partial y}$  berechnet.

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} (\mathbf{v}^2) \cdot (\mathbf{v}^2 - 1) + \mathbf{v}^2 \cdot \frac{\partial}{\partial x} (\mathbf{v}^2 - 1)$$
$$= 2x \cdot (\mathbf{v}^2 - 1) + \mathbf{v}^2 \cdot 2x = 2x \cdot (2\mathbf{v}^2 - 1).$$

Aus Symmetriegründen erhält man entsprechend  $\frac{\partial f}{\partial y} = 2 y \cdot (2 \mathbf{v}^2 - 1)$ .

Die stationären Punkte werden somit durch die Bedingung

$$\frac{\partial f}{\partial x} = 2x \cdot (2\mathbf{v}^2 - 1) = 0$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} = 2y \cdot (2\mathbf{v}^2 - 1) = 0$$
(3)

ermittelt. Zur Lösung von (3) führen wir eine Fallunterscheidung durch.

- (a) x=0: Die einzige nicht triviale Gleichung ist  $2\,y\cdot(2\,{\bf v}^2-1)=0$ . Diese Gleichung ist erfüllt für i. y=0
  - ii.  $y \neq 0$  und  $(2\mathbf{v}^2 1) 1) = (2\mathbf{y}^2 1) = 0$ , woraus  $y = \pm \frac{\sqrt{2}}{2}$  folgt.
- (b)  $x \neq 0$ : Dann muss  $2\mathbf{v}^2 1 = 0$  erfüllt sein, woraus folgt  $\mathbf{v}^2 = x^2 + y^2 = \frac{1}{2}$ . Das sind alle Punkte (x,y) mit  $x \neq 0$  in  $\mathbb{R}^2$  auf dem Kreis mit Radius  $r = \frac{\sqrt{2}}{2}$  um den Nullpunkt (0,0).

Die Menge der stationären Punkte ist daher gegeben durch

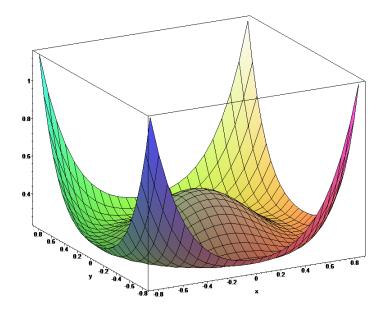
$$S_f = \{(x,y) \mid (x,y) = 0 \text{ oder } x^2 + y^2 = \frac{1}{2}\}$$

Wie man umgehend sieht, nimmt f in den stationären Punkten  $(x,y) \in S_f$  die Funktionswerte

$$f(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{für } (x,y) = (0,0) \\ \frac{1}{4} & \text{für } (x,y) \neq (0,0) \end{cases}$$

an.

2. Daraus lässt sich durch Untersuchung des Funktionsgraphen (siehe Abbildung) schließen, dass (x,y)=(0,0) ein lokales Maximum ist und die Punkte (x,y) mit  $x^2+y^2=\frac{1}{2}$  eine minimale Kreislinie bilden.



3. (\*) Eine genaue quantitative Analyse mithilfe der Hesse-Matrix

$$H_f(x,y) = \begin{pmatrix} \partial_{x,x} f & \partial_{x,y} f \\ \partial_{y,x} f & \partial_{y,y} f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 x^2 + 4 \mathbf{v}^2 - 2 & 8 x y \\ 8 x y & 8 y^2 + 4 \mathbf{v}^2 - 2 \end{pmatrix}$$

liefert

$$H_f(0,0) = \begin{pmatrix} -2 & 0\\ 0 & -2 \end{pmatrix}$$

und

$$H_f(x,y) = \begin{pmatrix} 8 x^2 & 8 x y \\ 8 x y & 8 y^2 \end{pmatrix}$$

für alle Punkte (x,y) mit  $x^2+y^2=\frac{1}{2}.$ 

Somit gilt  $H_f(0,0)_{x,x}=-2<0$  und  $\det(H_f(0,0))=4>0$ , woraus folgt, dass (0,0) ein lokales Maximum ist. Für die Punkte (x,y) mit  $x^2+y^2=\frac{1}{2}$  gilt  $\det(H_f(x,y))=0$ , woraus sich mithilfe der Hesse-Matrix keine Aussage über die Extremaleigenschaften dieser Punkte treffen lässt.

Beachte: Die Notationen  $\partial_{x,x}f$  und  $\partial_{x,y}f$  sind eine Kurschreibweise der zweifachen Ableitungen  $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$  bzw.  $\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}$ . Entsprechendes gilt für  $\partial_{y,y}f$  und  $\partial_{y,x}f$ .