



Prof. Dr. Ivan Veselić

Dr. Michele Serra

Synopse zur 7. Vorlesung – 10.09.2024

Vorkurs Mathematik

im Wintersemester 2024

Kapitel I – Methode der kleinsten Quadraten

Auch die Varianz kann man graphisch mit Hilfe des Prinzips der kleinsten Quadraten darstellen. Dies haben bereits in Aufg. 5 in der x-y-Ebene dargestellt. Hier ist es noch einfacher, da wir nur Punkte auf der t-Achse betrachten.

Frage: Wie ändert sich der Ausdruck

$$f(\bar{t}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (t_j - \bar{t})^2 \quad \leadsto \quad f(z) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (t_j - z)^2$$

wenn ich den Bezugswert \bar{t} durch ein beliebiges $z \in \mathbb{R}$ ersetze?

Behauptung: Der Wert wird größer, d.h., $f(z) \ge \text{Var}(t)$ für alle $z \in \mathbb{R}$.

Beweis: Für jede reelle Zahl $z \in \mathbb{R}$ gilt offensichtlich

$$(t-z)^2 = (t-\bar{t}+\bar{t}-z)^2 = (t-\bar{t})^2 + 2(t-\bar{t})(\bar{t}-z) + (\bar{t}-z)^2$$

Analog für jeden Index i:

$$(t_i - z)^2 = (t_i - \bar{t} + \bar{t} - z)^2 = (t_i - \bar{t})^2 + 2(t - \bar{t})(\bar{t} - z) + (\bar{t} - z)^2$$

Wir addieren diese N Gleichungen und Multiplizieren mit 1/N

$$\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (t_j - z)^2 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \left[(t_j - \bar{t})^2 + 2(t_j - \bar{t})(\bar{t} - z) + (\bar{t} - z)^2 \right]
= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (t_j - \bar{t})^2 + 2\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (t_j - \bar{t})(\bar{t} - z) + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (\bar{t} - z)^2
= \operatorname{Var}(t) + 2(\bar{t} - z) \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (t_j - \bar{t}) + \frac{1}{N} N(\bar{t} - z)^2$$

Der mittlere Summand in der letzten Summe verschwindet, weil:

$$\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (t_j - \bar{t}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} t_j - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \bar{t} = \bar{t} - \frac{N}{N} \bar{t} = 0$$

also bekommen wir

$$\operatorname{Var}(t) + N(\bar{t} - z)^2 \begin{cases} \ge \operatorname{Var}(t) \\ > \operatorname{Var}(t) \text{ falls } z \ne \bar{t} \end{cases}$$

Bemerkung: Ein alternativer Beweis befindet sich in Aufgabe 7!

Zurück zu Aufgabe 5

Falls wir das Skalarprodukt mit

$$\langle \vec{r}, \vec{t} \rangle := \sum_{j=1}^{N} r_j t_j$$

bezeichnen, so kann man \bar{m} schreiben als

$$\bar{m} = \frac{1}{N} \langle \vec{r}, \vec{t} \rangle$$

Kovarianz

Die Kovarianz der Datensätze

$$(t_1, \ldots, t_N), (r_1, \ldots, l_N)$$

ist durch

$$Cov(r,t) := \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} r_j t_j - \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} r_j\right) \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} t_j\right) = \bar{m} - \bar{r}\bar{t}$$

gegeben.

Intuitive Interpretation:

- Cov(x, y) positiv: Die Datensätze (x_1, \ldots, x_N) und (y_1, \ldots, y_N) tendieren in die selbe Richtung, z.B. Körpergewicht und Größe bei Menschen
- Cov(x, y) negativ: Die Datensätze (x_1, \ldots, x_N) und (y_1, \ldots, y_N) tendieren in entgegengesetzte Richtungen, z.B. Lebenserwartung und Anzahl gerauchter Zigaretten

Wir haben also für den besten Wert von a aus dem System (7) den Ausdruck ($\mathbf{a_0}$) gefunden.

$$a = \frac{\bar{m} - \bar{r}\bar{t}}{\bar{k} - \bar{t}^2} = \frac{\operatorname{Cov}(r, t)}{\operatorname{Var}(t)}.$$

Exkurs zum Thema "Fallunterscheidung"

Erinnern wir uns an das Gleichungssystem

$$\begin{array}{rcl}
0 & = & a\bar{t} & +c & -\bar{r} \\
0 & = & a\bar{k} & +c\bar{t} & -\bar{m}
\end{array} \tag{7}$$

damals haben wir die erste Gl. mit \bar{t} multipliziert. Das können wir nur machen, ohne Informationen zu verlieren, wenn $\bar{t} \neq 0$. Falls aufgrund der Problemsdarstellung der Fall $\bar{t}=0$ nicht ausgeschlossen ist, muss ich diesen separat behandeln: die Gleichungen werden

$$\begin{pmatrix}
0 & = & +c & -\bar{r} & \iff c = & \bar{r} \\
0 & = & a\bar{k} & -\bar{m} & \iff a = & \frac{\bar{m}}{k}
\end{pmatrix} (*)$$

 $(\bar{k} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} t_j^2 \text{ ist als Summe von Quadraten immer} > 0)$

Andererseits ergibt sich (*) aus ($\mathbf{a_0}$) und ($\mathbf{c_0}$) wenn man $\bar{t} = 0$ einsetzt

$$a = \frac{\bar{m} - \bar{r}\bar{t}}{\bar{k} - \bar{t}^2} \stackrel{\bar{t}=0}{=} \frac{\bar{m}}{\bar{k}}$$

$$c = -\frac{\bar{m} - \bar{r}\bar{t}}{\bar{k} - \bar{t}^2}\bar{t} + \bar{r} \stackrel{\bar{t}=0}{=} \bar{r}$$

Durch Fallunterscheidung in der Rechnung/Beweisführung haben wir gezeigt, dass die Forderung $\frac{d}{da}Q=0$ und $\frac{d}{dc}Q=0$ zum System (7) führen, unabhängig vom Wert von $\bar{t}\in\mathbb{R}$. Das ist eine notwendige aber noch nicht hinreichende Bedingung für ein Minimum.

Ist in diesem Punkt (a_0, c_0) die 2. Ableitung positiv? Was bedeutet dies eigentlich? Es gibt ja 4 Ableitungen, die wir in einer 2×2 -Matrix darstellen können:

$$M(a,c) = \begin{pmatrix} \frac{d}{dc} \left(\frac{d}{dc} Q \right) (a,c) & \frac{d}{dc} \left(\frac{d}{da} Q \right) (a,c) \\ \frac{d}{da} \left(\frac{d}{dc} Q \right) (a,c) & \frac{d}{da} \left(\frac{d}{da} Q \right) (a,c) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \sum_{j=1}^{N} 1 & 2 \sum_{j=1}^{N} t_j \\ 2 \sum_{j=1}^{N} t_j & 2 \sum_{j=1}^{N} t_j^2 \\ 2 \sum_{j=1}^{N} t_j & 2 \sum_{j=1}^{N} t_j^2 \end{pmatrix}$$

Determinante einer 2×2 -Matrix

Die Determinante einer 2×2 -Matrix

$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$$

ist gegeben durch det(A) = ad - bc

Spezialfall des Hurwitz-Kriteriums

Ist $\frac{d}{da}Q(a_0, c_0) = 0$ und $\frac{d}{dc}Q(a_0, c_0) = 0$, so liegt im Punkt (a_0, c_0) ein (lokales) Minimum der Funktion $Q: \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}$ vor falls, $\frac{d}{dc}\left(\frac{d}{dc}Q\right)(a_0, c_0) > 0$ und $\det(M(a_0, c_0)) > 0$.

- Die Bedingung $\frac{d}{dc} \left(\frac{d}{dc} Q \right) (a_0, c_0) > 0$ ist bereits festgestellt, da wir in der Definition von M sehen dass der erste Eintrag immer positiv, sogar unabhängig vom Wert von a und c, ist.
- Zur 2. Bedingung: Wir berechnen die Determinante:

$$\det(M) = 2N \cdot 2 \sum_{j=1}^{N} t_j^2 - 4 \left(\sum_{j=1}^{N} t_j \right)^2$$

$$= 4N^2 \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} t_j^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} t_j \right)^2 \right]$$

$$= 4N^2 (\bar{k} - (\bar{t})^2)$$

$$= 4N^2 \text{Var}(t) > 0$$

Beide Bedingungen des Hurwitz-Kriterium sind erfüllt und somit können wir schließen, dass in (a_0, c_0) tatsächlich ein Minimum von Q vorliegt.