

# ***Notes* - Einführung in die angewandte Statistik**

Vorlesung aus dem Wintersemester 2020 / 2021 von Prof. Udo Kamps  
an der RWTH Aachen

Autor: Jannis Zeller

Letzte Änderung: 4. Oktober 2022

## **Inhaltsverzeichnis**

<b>1</b>	<b>Einführung und Grundbegriffe</b>	<b>4</b>
1.1	Grundlegende Begriffe . . . . .	4
1.2	Klassifikation von Merkmalen . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Tabellarische und graphische Darstellung</b>	<b>5</b>
2.1	Absolute und Relative Häufigkeiten . . . . .	5
2.2	Empirische Verteilungsfunktion . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Klassierte Daten und Histogramm</b>	<b>7</b>
3.1	Klassieren von Daten . . . . .	7
3.2	Histogramm . . . . .	8
3.3	(Approximierende) empirische Verteilungsfunktion für klassierte Daten . .	9
<b>4</b>	<b>Lage- und Streuungsmaße</b>	<b>10</b>
4.1	Modus und Rang . . . . .	10
4.2	Quantile bis zur Ordinalskala . . . . .	11
4.3	Quantile für metrische Skalen . . . . .	11
4.4	Eigenschaften von Median und arithmetischem Mittel . . . . .	12
4.5	Streuungsmaße . . . . .	13
4.6	Transformation von Daten . . . . .	15
<b>5</b>	<b>Zusammenhangsmessung</b>	<b>15</b>
5.1	Kontingenztafeln . . . . .	16
5.2	Bedingte Häufigkeiten . . . . .	16
5.3	$\chi^2$ -Größe: Quantifizierung eines Zusammenhangs . . . . .	18
5.4	Kontingenzkoeffizient nach Pearson . . . . .	20
5.5	Zusammenhangsmessung bei metrischen Merkmalen . . . . .	21

<b>6</b>	<b>Regressionsanalyse</b>	<b>24</b>
6.1	Hinführung	24
6.2	Methode der kleinsten Quadrate	25
6.3	Modell der linearen Einfachregression	25
6.4	Bewertung der Anpassung im Modell $Y = a + bX + \varepsilon$	27
6.5	Exkurs: Nicht-lineare Regressionsfunktion	28
6.6	Multiples Regressionsmodell	29

## Disclaimer

Diese Zusammenfassung ist nicht offiziell von der RWTH Aachen oder Dozierenden der betreffenden Lehrveranstaltungen bestätigt oder erprobt. Sie wurde nach bestem Wissen und Gewissen erstellt.

# Notation

- **Mächtigkeit einer Menge  $A$ :**

$$|A| = \text{Anzahl der Elemente einer Menge}$$

- **Identitätsfunktion**

$$\mathbf{1}_{[a,b]}(y) := \begin{cases} 1, & y \in [a, b] \\ 0, & y \notin [a, b] \end{cases}, \quad \mathbf{1}_{(a,b)}(y) := \begin{cases} 1, & y \in (a, b) \\ 0, & y \notin (a, b) \end{cases}$$

- Bei der **Nummerierung** der Abschnitte wird die Nummerierung der Vorlesung, bzw. dem der Vorlesung zugrunde liegenden Buch adaptiert.

# 1 Einführung und Grundbegriffe

## 1.1 Grundlegende Begriffe

### Definition 1.1. Die **Grundgesamtheit** / **Population** / **Kollektiv**...

...ist eine Menge von räumlich und zeitlich eindeutig definierten Objekten, die hinsichtlich bestimmter - vom Ziel der Untersuchung abhängender - Kriterien übereinstimmen. Die Objekte einer Grundgesamtheit werden als **statistische Einheiten** (auch Merkmalsträger, Untersuchungseinheiten oder Messobjekte) bezeichnet. Trennt man eine Grundgesamtheit anhand eines Merkmals (s. u.) so spricht man auch von **Teilgesamtheiten**.

### Definition 1.2. Als **Merkmal**...

...(X, Y, Z,...) bezeichnet man eine spezielle Eigenschaft der statistischen Einheiten einer Population, die im Hinblick auf das Ziel einer konkreten statistischen Untersuchung von Interesse ist. Der Wert eines Merkmals wird als **Merkmalsausprägung** ( $x, y, z, \dots$ ) mit Werten im **Wertebereich** bezeichnet.

### Definition 1.3. **Uni- und Multivariate Merkmale**

Wird nur eine Eigenschaft der Merkmalsträger gemessen, spricht man von einem univariatem Merkmal. Handelt es sich um mehrere Eigenschaften handelt es sich um ein multivariates Merkmal.

### Definition 1.4. Als **Datum** / **Messwert** / **Beobachtungswert**...

...bezeichnet man die an einer statistischen Einheit gemessene Merkmalsausprägung. Die Liste aller Daten ( $x_1, \dots, x_n$ , etc.) liefert die/den **Urliste** / **Datensatz**. Die Anzahl der Messwerte liefert den **Stichprobenumfang**.

## 1.2 Klassifikation von Merkmalen

### Definition 1.5. Als **Skala**...

...bezeichnet man eine Vorschrift, die jeder statistischen Einheit der Stichprobe einen Beobachtungswert zuordnet.

### Definition 1.6. **Klassifikation von Merkmalen**

$$\text{Merkmalstyp} \begin{cases} \text{qualitativ} & \begin{cases} \text{nominal (Geschlecht)} \\ \text{ordinal (Schulnoten)} \end{cases} \\ \text{quantitativ / metrisch} & \begin{cases} \text{diskret (Augenzahlen Würfel)} \\ \text{stetig (Temperatur)} \end{cases} \end{cases}$$

Als **dichotomes Merkmal** bezeichnet man ein nominales Merkmal mit genau zwei Ausprägungen.

Als **quasi stetige Merkmale** werden Merkmale bezeichnet, deren Ausprägung aus Gründen der Messgenauigkeit (*Zeit*) oder aufgrund der zugehörigen Messeinheit (*Währung*) nur diskret messbar ist, die aber aufgrund der Feinheit der Abstufungen als stetig angesehen werden.

**Achtung:** Ein Merkmal kann je nach Klassifikation mit unterschiedlichen Skalenniveaus gemessen werden (z. B. Körpergröße: kleiner als 1.80 m vs. größer als 1.80 m / klein, mittel, groß / Intervalle / Zentimeterangabe...

Als **klassiertes Merkmal** bezeichnet man Merkmale, deren Ausprägungen Intervalle sind.

## 2 Tabellarische und graphische Darstellung

### 2.1 Absolute und Relative Häufigkeiten

#### Definition 2.1. Absolute Häufigkeit

Die Anzahl  $n_j$  des Auftretens einer Merkmalsausprägung  $u_j$  der Urliste  $x_1, \dots, x_n$  heißt absolute Häufigkeit der Beobachtung  $u_j$ ,  $j \in \{1, \dots, m\}$ . Es gilt also:

$$n_j = \left| \left\{ i \in \{1, \dots, n\} \mid x_i = u_j \right\} \right|$$

#### Regel 2.1. Summe der absoluten Häufigkeiten

Für die absoluten Häufigkeiten  $n_1, \dots, n_m$  der verschiedenen Ausprägungen  $u_1, \dots, u_m$  einer Urliste  $x_1, \dots, x_n$  gilt stets:

$$\sum_{j=1}^m n_j = n$$

#### Definition 2.2. Relative Häufigkeit

Sei  $n_j$ ,  $j \in \{1, \dots, m\}$  die absolute Häufigkeit einer Merkmalsausprägung in der Urliste  $x_1, \dots, x_n$ . Dann heißt

$$f_j = \frac{n_j}{n}$$

die relative Häufigkeit der Merkmalsausprägung  $u_j$ .

Aus 2.1 folgt sofort:

$$\sum_{j=1}^m f_j = 1.$$

- Tabellarische Darstellungen von Häufigkeiten heißen **Häufigkeitstabelle**.
- Das  $m$ -Tupel  $(f_1, \dots, f_m)$  heißt **Häufigkeitsverteilung** des Merkmals.
- Man spricht von **kumulierten Häufigkeiten**, wenn Merkmalsausprägungen zusammengefasst, also Häufigkeiten addiert werden.

### Definition 2.3. Illustrationen relativer Häufigkeiten

- **Stabdiagramm / Säulendiagramm**

Bei einem Stabdiagramm / Säulendiagramm ist die Höhe des Stabes / der Säule, der eine relative Häufigkeit eines Merkmals illustriert, proportional zu diesem Merkmal. Die Abszisse ist dabei nicht zwingend metrisch, wenn das Merkmal metrisch ist.

- **Kreisdiagramm**

Bei einem Kreisdiagramm ist die Fläche des Kreissegmentes bzw. der **Winkel** des Segments proportional zur relativen Häufigkeit.

⇒ Um auch für **stetige Merkmale** sinnvolle Häufigkeitstabellen und Diagramme erstellen zu können, müssen die Daten meist klassiert werden.

## 2.2 Empirische Verteilungsfunktion

**Ziel:**

Graphische Darstellung für Häufigkeiten quantitativer Merkmale

⇒ Ausprägungen werden auf der Abszisse abgetragen.

⇒ kumulierte Häufigkeiten werden auf der Ordinate abgetragen.

⇒ **Empirische Verteilungsfunktion** an der Stelle  $x$  = Anteil der Beobachtungen kleiner gleich einem Wert  $x$ .

### Definition 2.4. Die **empirische Verteilungsfunktion**...

$F_n : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  wird für  $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}$  definiert durch

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{(-\infty, x]}(x_i), \quad x \in \mathbb{R}.$$

### Definition 2.5. **Rangwertreihe**

Für Beobachtungswerte  $y_1, \dots, y_r$  eines metrisch skalierten Merkmals heißt die aufsteigend geordnete Auflistung der Beobachtungswerte

$$y_{(1)} \leq y_{(2)} \leq \dots \leq y_{(r)}$$

Rangwertreihe.

**Regel 2.2. Empirische Verteilungsfunktion und Rangwertreihe**

Liegen im Datensatz  $x_1, \dots, x_n$  insgesamt  $m$  verschiedene Ausprägungen  $u_{(1)} < \dots < u_{(m)}$  mit zugehörigen relativen Häufigkeiten  $f_{(1)}, \dots, f_{(m)}$  vor, so gilt:

$$F_n(x) = \begin{cases} 0, & x < u_{(1)} \\ \sum_{j=1}^k f_{(j)}, & u_{(k)} \leq x < u_{(k+1)}, \quad k \in \{1, \dots, m-1\} \\ 1, & x \geq u_{(m)} \end{cases}.$$

**Regel 2.3. Eigenschaften der empirischen Verteilungsfunktion**

Allgemeine Eigenschaften

- (i) Die empirische Verteilungsfunktion ist eine Treppenfunktion.
- (ii) Die Sprunghöhe an der Stelle  $u_{(j)}$  ist die relative Häufigkeit  $f_{(j)}$ .
- (iii) Die empirische Verteilungsfunktion ist monoton wachsend.

Für reelle Zahlen  $x, y$  mit  $x < y$  beschreiben

- (iv)  $F_n(x)$  den Anteil der Beobachtungswerte im Intervall  $(-\infty, x]$ .
- (v)  $1 - F_n(x)$  den Anteil der Beobachtungswerte im Intervall  $(x, \infty)$ .
- (vi)  $F_n(y) - F_n(x)$  den Anteil der Beobachtungswerte im Intervall  $(x, y]$ .

### 3 Klassierte Daten und Histogramm

#### 3.1 Klassieren von Daten

**Ziel beim Übergang vom Stab-/Säulendiagramm zu Histogramm:**

- Kumulieren von Daten zur Konstruktion einer informativen Grafik

⇒ Abszisse als metrische Achse

⇒ Klassieren von Daten

**Definition 3.1. Klassen**

- Der Wertebereich  $[a, b]$  eines Merkmals wird in  $M \in \mathbb{N}$  Klassen  $K_1, \dots, K_M$  unterteilt.

⇒ Die  $K_j = (v_{j-1}, v_j]$  mit  $v_0 = a$  und  $v_M = b$  bilden eine Zerlegung von  $[a, b]$ .

⇒ Man spricht bei  $n(K_j) = \sum_{i: u_i \in K_j} n_i = n(K_j) = \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{K_j}(x_i)$  auch von der absoluten Klassenhäufigkeit (analog relative Klassenhäufigkeit).

⇒ Man nennt  $f(K_1), \dots, f(K_M)$  auch Häufigkeitsverteilung des Merkmals zur Klasseneinteilung  $K_1, \dots, K_M$  oder **klassierte Häufigkeitsverteilung**.

- Man nennt  $b_j = v_j - v_{j-1}$  auch die Klassenbreite(n).

### Möglichkeiten des Klassierens von Daten

- Klassierung **nachträglich** zu Auswertungszwecken, z. B. bei der Erstellung eines Histogramms
- Klassierung **während** der Erhebung der Daten (z. B. Gehälter direkt klassiert abfragen)

## 3.2 Histogramm

**Definition 3.2.** Ein **Histogramm**...

wird auf folgende Weise konstruiert: Die Fläche des Rechtecks über dem Intervall  $K_j$  ist proportional zur relativen Häufigkeit  $f(K_j)$ , d. h.

$$f(K_j) = b_j \cdot h_j = (v_j - v_{j-1}) \cdot h_j, \quad j = 1, \dots, M,$$

wobei  $h_j$  die Höhe des Rechtecks bezeichne.  $h_j$  berechnet sich dementsprechend gemäß:

$$h_j = \frac{f(K_j)}{b_j}, \quad j = 1, \dots, M$$

### Das Histogramm als Flächendiagramm

- Das Histogramm ist ein Flächendiagramm.
- Nur bei einer Klassierung in gleich Breite Intervalle ( $b_j = b \in \mathbb{R} \forall j \in \{1, \dots, M\}$ ) ist die Höhe der Histogrammbalken selbst ein Maß für die Häufigkeiten. Es ergibt sich dann aber ggf. ein Histogramm mit anderem Maßstab auf der Ordinate.
- Anteile von Beobachtungen in gleichbreiten (Teil-)Intervallen sind bei einem Histogramm vergleichbar.

### Breite und Normierung eines Histogramms

- Histogramme, die wie oben konstruiert werden haben immer eine Flächensumme der Säulen von 1.
- Häufig wird mit einem Faktor  $c > 0$  skaliert, d. h.  $h_j = c \cdot f(K_j)/b_j$ .
- Für  $c = n$  kann man offenbar auch  $f(K_j)$  durch  $n(K_j)$  ersetzen.

### Faustregeln bei der Erstellung von Histogrammen

1. Bei  $n$  Beobachtungen höchstens  $\sqrt{n}$  Klassen, oder...
2. ...bei  $n$  Beobachtungen höchstens  $10 \cdot \log_{10}(n)$  Klassen.



### 3.3 (Approximierende) empirische Verteilungsfunktion für klassierte Daten

#### Problematik

- Ziel: Erstellung einer (approximierenden) empirischen Verteilungsfunktion für klassierte Daten.
- Problem: Wahrscheinlichkeit eines Wertes kleiner oder gleich einer gegebenen Zahl  $x$  ist innerhalb einer Klasse nicht (mehr) exakt bekannt.
- Lösung: **Proportionalitätsprinzip**  $\Rightarrow$  Daten innerhalb einer Klasse werden als gleichverteilt betrachtet:

In diesem Fall ist die Häufigkeit eines Wertes aus einem Intervall  $I := (\alpha, \beta] \subset K_j$  nur von der Intervalllänge  $L := \beta - \alpha$  abhängig:

$$f(I) = f(K_j) \cdot \frac{L}{v_j - v_{j-1}} = h_j \cdot (\beta - \alpha)$$

$\Rightarrow$  Intervalle gleicher Länge haben in diese Approximation immer die gleiche (relative) Häufigkeit.

Die Verteilungsfunktion wird dann approximiert, indem zusammengesetzt wird:

Anteil von Beobachtungen, die kleiner oder gleich  $x$  sind =  
 Anteil von Beobachtungen kleiner oder gleich  $v_{j-1}$  +  
 + Anteil von Beobachtungen im Intervall  $(v_{j-1}, x]$ ,

wobei auf den zweiten Summand die entsprechende Approximation angewandt wird.

#### Definition 3.3. Die (approximierende) empirische Verteilungsfunktion

zur Klasseneinteilung  $K_1, \dots, K_M$  eines Datensatzes  $x_1, \dots, x_n$  mit zugehöriger Häufigkeitsverteilung  $f(K_1), \dots, f(K_M)$  und klassengrenzen  $v_0 < v_1 < \dots < v_M$  ist definiert durch:

$$F_n^*(x) : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1], \quad x \mapsto \begin{cases} 0, & x \leq v_0, \\ \sum_{i=1}^{j-1} f(K_i) + f(K_j) \frac{x - v_{j-1}}{b_j}, & v_{j-1} < x \leq v_j, \quad j = 1, \dots, M \\ 1, & x > v_M \end{cases}$$

#### Regel 3.1. Eigenschaften einer (approximierenden) empirischen Verteilungsfunktion für klassierte Daten

- (i)  $F_n^*$  ist stetig, monoton wachsend und stückweise linear.
- (ii) Die Steigung von  $F_n^*$  in  $K_j$  ist  $f(K_j)/b_j$ .

(iii) Ist  $H_x$  die Fläche des entsprechenden Histogramms über  $(-\infty, x]$ , so gilt:

$$H_x = F_n^*(x), \quad x \in \mathbb{R}$$

## 4 Lage- und Streuungsmaße

Die Verwendung von Lage- und Streuungsmaßen hängt entscheidend von der zugrundeliegenden Skala des relevanten Merkmals ab. Wie gehen hier „von unten (nominal) nach oben (stetig)“ vor:

### 4.1 Modus und Rang

**Definition 4.1. Modus** (ab Nominalskala)

Jede Ausprägung  $u_{j^*}$ , deren absolute, bzw. relative Häufigkeit die Eigenschaft

$$n_{j^*} = \max\{n_1, \dots, n_m\} \quad \text{bzw.} \quad f_{j^*} = \max\{f_1, \dots, f_m\}$$

erfüllt wird als Modus oder Modalwert bezeichnet. Man schreibt:  $u_{j^*} =: x_{\text{mod}}$ . Der Modus ist also der am häufigsten Auftretende Wert.

**Definition 4.2. Rang** (ab Ordinalskala)

Sei  $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$  die Rangwertreihe eines ordinalen Datensatzes.

- (i) Kommt ein Beobachtungswert  $x_j$  genau einmal in der Urliste vor, so heißt dessen Position in der Rangwertreihe **Rang von  $x_j$** . Man schreibt:  $R(x_j)$ .
- (ii) Tritt ein Beobachtungswert  $x_j$   $s$ -mal ( $s \in \mathbb{N}$ ) in der Urliste auf, das heißt für die Rangwertreihe gilt:

$$x_{(r-1)} < \underbrace{x_{(r)} = x_{(r+1)} = \dots = x_{(r+s-1)}}_{=x_j \text{ (s-mal)}} < x_{(r+1)},$$

so wird mit dem Begriff Rang von  $x_j$  das arithmetische Mittel aller Positionen in der Rangwertreihe mit Wert  $x_j$  bezeichnet, d. h.

$$R(x_j) = \frac{r + (r+1) + \dots + (r+s-1)}{s} = r + \frac{s-1}{2}.$$

Das mehrfache Auftreten eines Wertes in der Urliste wird als **Bindung** bezeichnet.

## 4.2 Quantile bis zur Ordinalskala

Der folgende Median ist der Wert der Urliste, für den mindestens 50% aller Beobachtungswerte kleiner oder gleich und mindestens 50% aller Beobachtungswerte größer oder gleich dem Median sind.

### Definition 4.3. Median

Sei  $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$  die Rangwertreihe eines ordinalen Datensatzes. Dann wird der Median  $\tilde{x}_{0.5}$  definiert durch:

$$\tilde{x}_{0.5} \begin{cases} = x_{(\frac{n+1}{2})}, & n \text{ ungerade,} \\ \in \left\{ x_{(\frac{n}{2})}, x_{(\frac{n+1}{2})} \right\}, & n \text{ gerade} \end{cases}.$$

Der Median wird auf folgende Weise verallgemeinert: Das  $p$ -Quantil ist der Wert der Urliste, für den mindestens  $p \cdot 100\%$  aller Beobachtungswerte kleiner oder gleich und mindestens  $(1 - p) \cdot 100\%$  aller Beobachtungswerte größer oder gleich dem  $p$ -Quantil sind.

### Definition 4.4. $p$ -Quantile

Für  $p \in (0, 1)$  wird das  $p$ -Quantil  $\tilde{x}_p$  des Datensatzes  $x_1, \dots, x_n$  definiert durch:

$$\tilde{x}_p \begin{cases} = x_{(k)}, & \text{falls } np < k < np + 1, \quad np \notin \mathbb{N}, \\ \in \{x_{(k)}, x_{(k+1)}\}, & \text{falls } k = np \in \mathbb{N} \end{cases}.$$

### Zusätzliche Bezeichnungen

- Für  $p = 0.25$  nennt man  $\tilde{x}_p$  das untere Quartil.
- Für  $p = 0.75$  nennt man  $\tilde{x}_p$  das obere Quartil.
- Für  $p = k/10$  nennt man  $\tilde{x}_p$  das  $k$ -te Dezantil ( $k = 1, \dots, 9$ ).
- Für  $p = k/100$  nennt man  $\tilde{x}_p$  das  $k$ -te Perzentil ( $k = 1, \dots, 99$ ).

## 4.3 Quantile für metrische Skalen

Für metrische Daten werden Quantile anders definiert:

### Definition 4.5. Median und Qantile

Sei  $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$  die Rangwertreihe eines metrischen Datensatzes.

(i) Der Median ist definiert durch:

$$\tilde{x}_{0.5} = \begin{cases} x_{(\frac{n+1}{2})}, & n \text{ ungerade,} \\ \frac{1}{2} \left( x_{(\frac{n}{2})} + x_{(\frac{n}{2}+1)} \right), & n \text{ gerade} \end{cases}.$$

(ii) Für  $p \in (0, 1)$  ist das  $p$ -Quantil  $\tilde{x}_p$  gegeben durch

$$\tilde{x}_p = \begin{cases} x_{(k)}, & \text{falls } np < k < np + 1, \quad np \notin \mathbb{N}, \\ \frac{1}{2} \{x_{(k)} + x_{(k+1)}\}, & \text{falls } k = np \in \mathbb{N} \end{cases}.$$

Die „wörtliche“ Definition von oben, würde jeder Wert aus dem Intervall  $[x_{(n/2)}, x_{(n/2+1)}]$  (für Median), bzw.  $[x_{(k)}, x_{(k+1)}]$  für  $k = np \in \mathbb{N}$  (für Quantile) erfüllen. Hier wird die Intervallmitte gewählt. Alternativ wird manchmal die linke Intervallgrenze gewählt:

$$\tilde{x}_p = \min\{x | F_n(x) \geq p\}.$$

#### 4.4 Eigenschaften von Median und arithmetischem Mittel

##### Definition 4.6. Arithmetisches Mittel

Sei  $x_1, \dots, x_n$  ein Datensatz aus Beobachtungswerten eines metrischen Merkmals. Dann ist das arithmetische Mittel  $\bar{x}_n$  definiert durch

$$\bar{x} := \bar{x}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{j=1}^m f_j u_j.$$

##### Regel 4.1. Minimalität des Medians

Für  $t \in \mathbb{R}$  sei die Funktion  $g$  definiert durch

$$g(t) = \sum_{i=1}^n |x_i - t|.$$

Dann nimmt die Funktion  $g$  ihr Minimum an für den Median, d. h. für  $t = \tilde{x}_{0.5}$ :

$$g(t) \geq g(\tilde{x}_{0.5}) \quad \text{für alle } t \in \mathbb{R}.$$

##### Regel 4.2. Minimalität des arithmetischen Mittels

Für  $t \in \mathbb{R}$  sei die Funktion  $f$  definiert durch

$$f(t) = \sum_{i=1}^n (x_i - t)^2.$$

Dann nimmt die Funktion  $g$  ihr Minimum an für den Median, d. h. für  $t = \bar{x}$ :

$$f(t) \geq f(\bar{x}) \quad \text{für alle } t \in \mathbb{R}.$$

##### Definition 4.7. Gewichtetes arithmetisches Mittel

Seien  $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}$  ein metrischer Datensatz und  $g_1, \dots, g_n \geq 0$  mit  $\sum_{i=1}^n g_i = 1$ . Das bezüglich  $g_1, \dots, g_n$  gewichtete arithmetische Mittel  $\bar{x}_g$  von  $x_1, \dots, x_n$  ist definiert

durch

$$\bar{x}_g = \sum_{i=1}^n g_i x_i.$$

**Regel 4.3. Zusammengesetzte arithmetische Mittel**

Gegeben seien zwei Datensätze  $x_i$  ( $i = 1, \dots, n_1$ ) und  $y_j$  ( $j = 1, \dots, n_2$ ) mit arithmetischen Mitteln  $\bar{x}$  und  $\bar{y}$ . Das arithmetische Mittel  $\bar{z}$  aller  $n_1 + n_2$  Beobachtungswerte des zusammengesetzten (gepoolten Datensatzes)  $z_1 = x_1, \dots, z_{n_1} = x_{n_1}, z_{n_1+1} = y_1, \dots, z_{n_1+n_2} = y_{n_2}$  lässt sich bestimmen als

$$\bar{z} = \frac{n_1}{n_1 + n_2} \bar{x} + \frac{n_2}{n_1 + n_2} \bar{y}.$$

Mithilfe dieser Regel kann man auch einzelne Werte anfügen ( $n_2 = 1$ ).

## 4.5 Streuungsmaße

**Definition 4.8. Spannweite und Quartilsabstand**

Für einen metrischen Datensatz  $x_1, \dots, x_n$  ist die Spannweite  $R$  definiert als:

$$R = x_{(n)} - x_{(1)}.$$

Der Quartilsabstand  $Q$  ist definiert als

$$Q = \tilde{x}_{0.75} - \tilde{x}_{0.25}.$$

Natürlich gilt immer  $Q \leq R$ .

**Definition 4.9. Empirische Varianz**

Für  $x_1, \dots, x_n$  heißt

$$s_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2$$

empirische Varianz  $s_n^2$  von  $x_1, \dots, x_n$  (kurz:  $s^2$ ). Dabei wird  $s := s_n = \sqrt{s_n^2}$  als **empirische Standardabweichung** bezeichnet.

**Regel 4.4. Steiner-Regel, Verschiebungssatz**

Für  $a \in \mathbb{R}$  und einen Datensatz  $x_1, \dots, x_n$  gilt:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + (\bar{x} - a)^2 = s^2 + (\bar{x} - a)^2,$$

bzw. für  $a = 0$ :

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i^2 + \bar{x}^2 \quad \text{oder} \quad s^2 = \bar{x^2} - \bar{x}^2.$$

**Regel 4.5. Zusammengesetzte empirische Varianz**

Gegeben seien zwei Datensätze  $x_i$  ( $i = 1, \dots, n_1$ ) und  $y_j$  ( $j = 1, \dots, n_2$ ) mit empirischen Varianzen  $s_x^2$  und  $s_y^2$ . Die empirische  $s_z^2$  aller  $n_1 + n_2$  Beobachtungswerte des zusammengesetzten (gepoolten Datensatzes)  $z_1 = x_1, \dots, z_{n_1} = x_{n_1}, z_{n_1+1} = y_1, \dots, z_{n_1+n_2} = y_{n_2}$  lässt sich bestimmen als

$$s_z^2 = \frac{n_1}{n_1 + n_2} s_x^2 + \frac{n_2}{n_1 + n_2} s_y^2 + \frac{n_1}{n_1 + n_2} (\bar{x} - \bar{z})^2 + \frac{n_2}{n_1 + n_2} (\bar{y} - \bar{z})^2.$$

**Definition 4.10. Mittlere absolute Abweichung**

Für  $x_1, \dots, x_n$  heißt

$$d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \tilde{x}_{0.5}|$$

mittlere absolute Abweichung  $d$  von  $x_1, \dots, x_n$ .

**Regel 4.6.** Für einen Datensatz gilt immer:

$$d \leq s.$$

**Regel 4.7. Eigenschaften von Streuungsmaßen: Häufigkeiten**

Gegeben sei die Häufigkeitsverteilung  $f_1, \dots, f_m$  mit zugehörigen Ausprägungen  $u_1, \dots, u_m$ .

(i) Spannweite:

$$R = \max_{j \in J} \{u_j\} - \min_{j \in J} \{u_j\}, \quad \text{mit} \quad J = \{i \in \{1, \dots, m\} | f_i > 0\}.$$

(ii) Varianz:

$$s^2 = \sum_{j=1}^m f_j (u_j - \bar{x})^2.$$

(iii) Mittlere absolute Abweichung:

$$d = \sum_{j=1}^m f_j |u_j - \tilde{x}_{0.5}|.$$

## 4.6 Transformation von Daten

### Regel 4.8. *Linear transformierter Datensatz*

Seien  $a, b \in \mathbb{R}$  und  $y_1, \dots, y_n$  ein linear transformierter Datensatz von  $x_1, \dots, x_n$ , d. h.:

$$y_i = a + b x_i, \quad i = 1, \dots, n.$$

Dann gilt:

$$(i) \quad \tilde{y} = a + b \tilde{x}$$

$$(ii) \quad \bar{y} = a + b \bar{x}$$

$$(iii) \quad s_y^2 = b^2 s_x^2$$

$$(vi) \quad d_y = |b| d_x.$$

### Definition 4.11. Zentrierung

Für Beobachtungswerte  $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}$  eines metrischen Merkmals heißt die lineare Transformation  $y_i = x_i - \bar{x}$ ,  $i = 1, \dots, n$  Zentrierung. Die transformierten Daten werden als zentriert (oder als **Residuen**) bezeichnet.

### Definition 4.12. Standardisierung

Für  $x_1, \dots, x_n$  mit  $s_x > 0$  heißt die lineare Transformation

$$z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s_x}, \quad i = 1, \dots, n$$

Standardisierung. Die  $z_1, \dots, z_n$  werden als standardisiert bezeichnet.

**Regel 4.9.** Sind die  $z_1, \dots, z_n$  standardisiert, so gilt:

$$\bar{z} = 0, \quad s_z = s_z^2 = 1.$$

## 5 Zusammenhangsmessung

### Ausgangssituation

- Gemessen mehrere Merkmale eines Objekts, d. h. Paare von Merkmalen  $X$  und  $Y$ .
- Ein Paar  $(X, Y)$  heißt auch bivariates Merkmal mit den Komponenten  $X$  und  $Y$ .

- Im Folgenden werden verschiedene Zusammenhangsmaße für den Fall  $X$  und  $Y$  beide nominal und  $X$  und  $Y$  beide metrisch betrachtet.
- Es werden anstatt der Urliste hier meist direkt die Merkmalsausprägungen betrachtet und bereits mit  $x_i$  usw. bezeichnet.

## 5.1 Kontingenztafeln

Unter einer Kontingenztafel versteht man eine Tabelle, die die gemeinsamen Häufigkeiten der Merkmalsausprägungen beinhaltet. Spalten- und Zeilensummen liefern dann die Häufigkeiten für die jeweilige Ausprägung unabhängig vom jeweils anderen Merkmal. Selbiges gilt für die relativen Häufigkeiten.

In dieser Schreibweise ist

$n_{ij}$  die absolute Häufigkeit des Tupels  $(x_i, y_j)$  in der Urliste

und

$f_{ij} = \frac{n_{ij}}{n}$  die zugehörige relative Häufigkeit.

Das Konzept lässt sich entsprechend durch Erhöhung der Anzahl an Indizes verallgemeinern. Allerdings wird die tabellarische Darstellung dann schwieriger bzw. umständlicher.

## 5.2 Bedingte Häufigkeiten

### Definition 5.1. Bedingte Häufigkeit

Sei  $n_{\bullet j} > 0$ . Der Quotient

$$f_{X=x_i|Y=y_j} = \frac{n_{ij}}{n_{\bullet j}} = \frac{f_{ij}}{f_{\bullet j}}$$

heißt bedingte Häufigkeit (von  $X = x_i$  unter der Bedingung  $Y = y_j$ ). Die zugehörige Häufigkeitsverteilung

$$f_{X=x_1|Y=y_j}, \dots, f_{X=x_p|Y=y_j}$$

wird als bedingte Häufigkeitsverteilung (von  $X$  unter der Bedingung  $Y = y_j$  bezeichnet).

Selbiges geht natürlich umgekehrt.

**Regel 5.1.** Für die bedingte Häufigkeitsverteilung eines Datensatzes  $(x_i, y_j)$ ,  $i =$



$1, \dots, p, j = 1, \dots, q$  gilt

$$\sum_{i=1}^p f_{X=x_i|Y=y_j} = \sum_{j=1}^q f_{Y=y_j|X=x_1} = 1.$$

### 5.3 $\chi^2$ -Größe: Quantifizierung eines Zusammenhangs

**Definition 5.2.  $\chi^2$ -Größe**

Bei positiven Randhäufigkeiten  $n_{i\bullet}$ ,  $n_{\bullet j}$  wird die  $\chi^2$ -Größe  $\chi^2$  definiert durch:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \frac{(n_{ij} - v_{ij})^2}{v_{ij}}, \quad \text{mit} \quad v_{ij} = \frac{n_{i\bullet} n_{\bullet j}}{n},$$

für  $i = 1, \dots, p$ ,  $j = 1, \dots, q$ .

Offensichtlich gilt  $\chi^2 \geq 0$ .

**Definition 5.3. Empirische Unabhängigkeit**

Merkmale  $X$  und  $Y$  heißen empirisch unabhängig, wenn gilt:

$$\frac{n_{ij}}{n} = \frac{n_{i\bullet}}{n} \frac{n_{\bullet j}}{n}$$

für alle  $i = 1, \dots, p$  und für alle  $j = 1, \dots, q$ .

**Regel 5.2.** Die empirische Unabhängigkeit von  $X$  und  $Y$  ist äquivalent zu

$$f_{ij} = f_{i\bullet} f_{\bullet j}$$

für alle  $i = 1, \dots, p$  und für alle  $j = 1, \dots, q$ . Daraus folgt:

$$f_{X=x_i|Y=y_j} = \frac{n_{ij}}{n_{\bullet j}} = \frac{n_{i\bullet}}{n} = f_{i\bullet}$$

und vice versa.

Inhaltlich bedeutet dies:

Bei empirischer Unabhängigkeit ist die bedingte Häufigkeit von  $x_i$  und  $y_j$  gleich der relativen Häufigkeit der  $x_i$  im Datensatz.

Mit der Eigenschaft

$$v_{ij} = n f_{i\bullet} f_{\bullet j}$$

der  $\chi^2$ -Größe lässt sich interpretieren:

Die  $\chi^2$ -Größe vergleicht die Kontingenztafel mit der Kontingenztafel bei empirischer Unabhängigkeit.

Hier wird auch klar, wieso im Falle  $n_{i\bullet} = 0$  für ein  $i$  oder  $n_{\bullet j}$  für ein  $j$  die alternative  $\chi^2$ -Größe lautet:

$$\chi^2 = \sum_{i,j: v_{ij} > 0} \frac{(n_{ij} - v_{ij})^2}{v_{ij}},$$

denn dann haben die Tafeln  $n_{ij}$  und  $v_{ij}$  in der betreffenden Zeile oder Spalte beide eine Nullzeile oder -spalte.

**Regel 5.3.** Für die  $\chi^2$ -Größe gilt:

$$\chi^2 = 0 \quad \Leftrightarrow \quad X \text{ und } Y \text{ sind empirisch unabhängig.}$$

**Regel 5.4.** Für die  $\chi^2$ -Größe gilt:

$$\chi^2 = n \left( \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \frac{n_{ij}^2}{n_{i\bullet} n_{\bullet j}} \right) - n$$

## Assoziationsmaße für die $2 \times 2$ -Kontingenztafel (Vierfeldertafel)

Für  $p = q = 2$  gilt:

$$\chi^2 = n \frac{(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})^2}{n_{1\bullet}n_{2\bullet}n_{\bullet 1}n_{\bullet 2}}$$

Aufgrund des vergleichsweise einfachen Nenners betrachtet man für Vierfeldertafeln häufig:

### Definition 5.4. Assoziationskoeffizient von Yule

Für ein bivariates Merkmal mit  $p = q = 2$  (Bezeichnungen von oben) ist der Assoziationskoeffizient von Yule:

$$A = \frac{n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21}}{n_{11}n_{22} + n_{12}n_{21}} \in [-1, 1]$$

**Regel 5.5.** Für den Assoziationskoeffizient von Yule gilt:

- (i) Mit dem Kreuzproduktverhältnis  $c = \frac{n_{11}n_{22}}{n_{12}n_{21}}$  gilt  $A = \frac{c-1}{c+1}$ .
- (ii) empirische Unabhängigkeit  $\Leftrightarrow A = 0$
- (iii) Hat ein Eintrag der Vierfeldertafel den Wert Null, so gilt  $|A| = 1$ .

## 5.4 Kontingenzkoeffizient nach Pearson

**Regel 5.6. Obere Schranke und Vollständige Abhängigkeit**

- (i) Es gibt eine obere Schranke für die  $\chi^2$ -Größe:

$$\chi^2 \leq n \cdot \min\{p-1, q-1\}$$

- (ii) Für die  $\chi^2$ -Größe gilt  $\chi^2 = n \cdot \min\{p-1, q-1\}$  genau dann, wenn eine der folgenden Bedingungen erfüllt ist:

1.  $p < q$  und in jeder Spalte sind die Häufigkeiten in genau einem Feld konzentriert.
2.  $p = q$  und in jeder Zeile und in jeder Spalte sind die Häufigkeiten in genau einem Feld konzentriert.
3.  $p > q$  und in jeder Zeile sind die Häufigkeiten in genau einem Feld konzentriert.

Da die  $\chi^2$ -Größe für feste Dimensionen offenbar unbeschränkt ist, konstruiert man zur Zusammenhangsmessung weitere, beschränkte Größen.

**Definition 5.5. Kontingenzkoeffizient nach Pearson**

Der Kontingenzkoeffizient  $C$  nach Pearson ist definiert durch

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{n + \chi^2}}$$

**Regel 5.7. Eigenschaften des Kontingenzkoeffizient nach Pearson**

Für den Kontingenzkoeffizient nach Pearson gilt

$$C = \sqrt{\frac{\phi^2}{1 + \phi^2}} \quad \text{mit} \quad \phi^2 = \frac{\chi^2}{n} = \sum_{i,j} \frac{(f_{ij} - f_{i\bullet}f_{j\bullet})^2}{f_{i\bullet}f_{j\bullet}}$$

und

$$0 \leq C \leq \sqrt{\frac{\min\{p-1, q-1\}}{\min\{p, q\}}} < 1$$

**Definition 5.6. Korrigierter Kontingenzkoeffizient nach Pearson**

Der korrigierte Kontingenzkoeffizient  $C_*$  nach Pearson ist definiert durch:

$$C_* = C \cdot \sqrt{\frac{\min\{p, q\}}{\min\{p, q\} - 1}}.$$

**Regel 5.8.** Für den korrigierten Kontingenzkoeffizient nach Pearson  $C_*$  gilt  $0 \leq C_* \leq 1$ . Außerdem gilt:

- (i)  $C_* = 0 \Leftrightarrow X$  und  $Y$  empirisch unabhängig.
- (ii)  $C_* = 1 \Leftrightarrow$  eine der folgenden Bedingungen für die zugehörige Kontingenztafel ist erfüllt:
  - 1.  $p < q$  und in jeder Spalte sind die Häufigkeiten in genau einem Feld konzentriert.
  - 2.  $p = q$  und in jeder Zeile und in jeder Spalte sind die Häufigkeiten in genau einem Feld konzentriert.
  - 3.  $p > q$  und in jeder Zeile sind die Häufigkeiten in genau einem Feld konzentriert.

**Interpretation der Assoziationsmaße**

- Assoziationsmaße liefern lediglich *Anhaltspunkte* für die Stärke eines Zusammenhangs.
- Aussagen über ein explizites Änderungsverhalten der Merkmale untereinander sind nicht möglich.

$\Rightarrow$  Kausale Zusammenhänge sind so nicht nachweisbar!

**5.5 Zusammenhangsmessung bei metrischen Merkmalen**

Ziel ist es für bivariate metrische Merkmale sinnvolle(re) Darstellungsmöglichkeiten und Zusammenhangsmaße zu entwickeln.

**Streudiagramm**

Eine einfache mögliche Darstellung ist das Streudiagramm, in dem einfach alle Beobachtungspaare  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  als Punkte eingetragen werden. Bei einer auffälligen

Systematik in diesem Plot lässt sich ein Zusammenhang vermuten. Das weitere Ziel ist, diesen Zusammenhang auch zu quantifizieren.

**Wichtig:** Es wird keinerlei Aussage getroffen, welcher Art dieser Zusammenhang ist (z.B. kausal oder wechselseitig).

### Definition 5.7. Empirische Kovarianz

Seien  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  Messwerte eines bivariaten, quantitativen Merkmals  $(X, Y)$ . Dann heißt

$$s_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

(empirische) Kovarianz der Merkmale  $X$  und  $Y$ .

Es gilt offenbar

$$s_{xx} = s_x^2.$$

**Regel 5.9.** Seien  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  Messwerte eines bivariaten, quantitativen Merkmals  $(X, Y)$  mit Kovarianz  $s_{xy}$ . Die gemäß

$$x_i^* = a + b x_i \quad \text{und} \quad y_i^* = c + d y_i$$

mit  $a, b, c, d \in \mathbb{R}$  linear transformierten Daten  $(x_1^*, y_1^*), \dots, (x_n^*, y_n^*)$  haben die Kovarianz

$$s_{x^*y^*} = bd s_{xy}.$$

**Regel 5.10.** Für die empirische Kovarianz  $s_{xy}$  gilt:

$$s_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i y_i - \bar{x} \cdot \bar{y} = \bar{x\bar{y}} - \bar{x} \cdot \bar{y}.$$

### Definition 5.8. Bravais-Pearson-Korrelation

Seien  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  Messwerte eines bivariaten, quantitativen Merkmals  $(X, Y)$  und  $s_x, s_y > 0$ . Dann ist der Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizient definiert durch:

$$r_{xy} = \frac{s_{xy}}{s_x s_y}.$$

Transformiert man die Daten, wie in 5.9, so folgt:

$$r_{x^*y^*} = \frac{bc}{|bc|} r_{xy}.$$

### Regel 5.11. *Eigenschaften der Bravais-Pearson-Korrelation*

- (i)  $r_{xy}$  ist symmetrisch in  $X$  und  $Y$ , d. h.  $r_{xy} = r_{yx}$ .  
(ii) Es gilt (Cauchy-Schwarz):

$$-1 \leq r_{xy} \leq 1.$$

- (iii) Falls  $r_{xy} = 1$  ( $= -1$ ) gilt: Es existiert eine positive (negative) Zahl  $b$  und eine reelle Zahl  $a$  mit

$$y_i = a + b x_i$$

Es gibt also einen linearen Zusammenhang zwischen  $X$  und  $Y$  derart, dass

Wenn  $X$  um eine Einheit steigt, dann steigt (fällt)  $Y$  ebenfalls und zwar um  $b$  ( $|b|$ ) Einheiten.

Dieser Ordnungsverhalten nennt man **gleichsinnig** (**gegensinnig**).

### Definition 5.9. Bezeichnungen für die Korrelation

- a) positiv korreliert, falls  $r_{xy} > 0$
- b) unkorreliert, falls  $r_{xy} = 0$
- c) negativ korreliert, falls  $r_{xy} < 0$
- d) schwach korreliert, falls  $0 \leq |r_{xy}| < 0.5$
- e) stark korreliert, falls  $0.8 \leq |r_{xy}| \leq 1$

**Wichtig:** Beispiele, wie der parabelförmige Zusammenhang (im Scatterplot) zeigen, dass  $r_{xy} = 0$  bzw. sehr kleine Korrelationen *nicht* bedeuten, dass es *keinen Zusammenhang* zwischen den Merkmalen  $X$  und  $Y$  gibt.  $r_{xy} = 0$  besagt lediglich, dass es *keinen linearen Zusammenhang* zwischen  $X$  und  $Y$  gibt.

### Anmerkungen zur Korrelation

- Mit  $r_{xy}$  sind aufgrund der Symmetrie keine kausalen Zusammenhänge nachweisbar. Die „Richtung des Zusammenhangs“ kann nur auf Basis des Sachkontextes ermittelt werden.

- Als **Scheinkorrelationen** bezeichnet man Korrelationen zwischen zwei Merkmalen  $X$  und  $Y$  die durch eine dritte Variable  $Z$  induziert wird (Schuhgröße, Körpergewicht, Körpergröße).
- Es gibt z. T. auch „**unsinnige Korrelationen**“, die durch Fluktuation oder eine mangelhafte Datenlage erzeugt werden (Störche, Geburtenrate).

## 6 Regressionsanalyse

### 6.1 Hinführung

#### Idee

- Merkmal  $Y$  wird als Funktion des Merkmals  $X$  aufgefasst:

$$Y = f(X) \quad \text{mit einer Funktion } f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}.$$

- Oft wird  $f$  zumindest teilweise unbekannt sein oder von unbekannten Parametern abhängen.
- Ein solcher Zusammenhang wird im Folgenden **unterstellt**.

#### Ziel

Mittels eines Datensatzes  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  Aussagen über die Funktion  $f$  zu treffen.

#### Definition 6.1. Regressionsbegriffe

- Merkmal  $X$  heißt **Regressor** oder **erklärende Variable**,
- $Y$  wird als **Regressand** bzw. als **abhängige Variable** bezeichnet.
- $f$  heißt **Regressionsfunktion**.
- Die Werte  $\hat{y}_i = f(x_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$ , heißen **Regressionswerte**.

#### Anmerkungen

- I. Allg. gilt:  $f(x_i) = \hat{y}_i \neq y_i$ .
- Dies kann durch **(natürliche) Schwankungen** in den Eigenschaften der Objekte oder durch **Messfehler** und Messungenauigkeiten hervorgerufen sein.

⇒ **Regressionsmodell**

$$Y = f(X) + \varepsilon$$

mit dem **Fehlerterm**  $\varepsilon$ , der alle möglichen Fehlerarten repräsentiert.

- Auf Datenebene:

$$\begin{aligned} \varepsilon_i &= y_i - f(x_i) \quad \text{Fehler der } i\text{-ten Messung} \\ y_i &= f(x_i) + \varepsilon_i, \quad i \in \{1, \dots, n\}. \end{aligned}$$



## Problemstellung:

Passe die Regressionsfunktion  $f$  in einer **Klasse  $\mathcal{H}$  von Funktionen** möglichst gut an die vorliegenden Daten an.

Ein Beispiel für eine Klasse von Funktionen sind z. B. die Polynome vom Grad  $p$ :

$$\mathcal{H} = \left\{ f_{a_0, \dots, a_p} \mid f_{a_0, \dots, a_p}(x) = \sum_{k=0}^p a_k x^k, \ x \in \mathbb{R}, \ \mathbf{a} \in \mathbb{R}^p \right\}$$

## 6.2 Methode der kleinsten Quadrate

### Idee:

Suche Funktion  $\hat{f} \in \mathcal{H}$ , so dass

$$Q(f) = \sum_{i=1}^n \left( y_i - f(x_i) \right)^2 = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$$

minimal ist.

### Parametrische Klasse $\mathcal{H}$

- Für parametrische Funktionen  $f_{b_1, \dots, b_j}$  aus einer Klasse  $\mathcal{H}$ , die durch  $j$  Parameter  $b_1, \dots, b_j \in \mathbb{R}$  ( $j \in \mathbb{N}$ ) beschrieben wird, hat  $Q$  die Form:

$$Q(b_1, \dots, b_j) = \sum_{i=1}^n \left( y_i - f_{b_1, \dots, b_j}(x_i) \right)^2.$$

- Suche also das Tupel  $\hat{\mathbf{b}} := (\hat{b}_1, \dots, \hat{b}_j) \in \mathbb{R}^j$  mit:

$$Q(\hat{\mathbf{b}}) \leq Q(\mathbf{b}) \quad \text{für alle } \mathbf{b} \in \mathbb{R}^j.$$

## 6.3 Modell der linearen Einfachregression

### Definition 6.2. Modell der linearen Einfachregression

Ist  $f$  eine lineare Funktion,  $f(x) = a + bx$ ,  $x \in \mathbb{R}$ , so heißt

$$Y = a + bX \quad (+\varepsilon)$$

Modell der linearen Einfachregression. Die Regressionsfunktion  $f$  heißt auch **Regressionsgerade**.

Die Quadratsumme lautet hier dementsprechend:

$$Q(a, b) = \sum_{i=1}^n \left( y_i - (a + b x_i) \right)^2.$$

Die Minimierung dieser Funktion der Parameter  $a$  und  $b$  ist mithilfe von partiellen Ableitungen analytisch möglich und führt zurück auf bekannte Größen:

### Regel 6.1. **Lösung der linearen Einfachregression**<sup>a</sup>

- Für  $s_x^2 > 0$  gilt für die Lösung einer linearen Einfachregression:

$$\hat{b} = \frac{s_{xy}}{s_x^2} \quad \text{und} \quad \hat{a} = \bar{y} - \hat{b} \cdot \bar{x}.$$

- Die minimale Quadratsumme lautet dann:

$$Q(\hat{a}, \hat{b}) = n s_y^2 (1 - r_{xy}^2).$$

<sup>a</sup>Burkschat, Cramer, Kamps 2012, S. 304-305

Im Fall  $s_x^2 = 0$  gilt  $x_i = \bar{x}$  für alle  $i = 1, \dots, n$ . Das heißt, die Werte liegen in einem  $x$ - $y$ -Streudiagramm auf einer Senkrechten. Die Methode der kleinsten Quadrate liefert dann, dass jede lineare Funktion durch  $(\bar{x}, \bar{y})$ , d. h.  $g_b(x) = \bar{y} + b(x - \bar{x})$  für  $b \in \mathbb{R}$  beliebig optimal ist.

### Regel 6.2. **Eigenschaften der Regressionsgerade**<sup>a</sup>

- (i) Es gilt:

$$Q(\hat{a}, \hat{b}) \leq Q(a, b) \quad \text{für alle } a, b \in \mathbb{R}$$

Für  $s_x^2 > 0$  ist diese **Lösung eindeutig**.

- (ii) Gilt  $s_y^2 > 0$ , so gibt  $r_{xy}$  das Vorzeichen der Steigung von  $\hat{f}$  vor.

- (iii) Es gilt:  $\hat{f}(\bar{x}) = \hat{a} + \hat{b} \bar{x} = \bar{y}$ .

- (iv) Es gilt:

$$\bar{\hat{y}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{y}_i = \bar{y}.$$

- (v) Es gilt:

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) = 0.$$

**Regel 6.3. Lineare Transformation**

Seien  $s_x^2 > 0$  und  $\hat{f}(x) = \hat{a} + \hat{b}x$ ,  $x \in \mathbb{R}$  die zu  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  gehörige Regressionsgerade.

Werden die Beobachtungswerte mit  $\beta \neq 0, \delta \neq 0, \alpha, \gamma \in \mathbb{R}$ , (linear) transformiert gemäß

$$u_i = \beta x_i + \alpha, \quad v_i = \delta y_i + \gamma, \quad i \in \{1, \dots, n\},$$

so gilt für die Koeffizienten der zu den Daten  $(u_1, v_1), \dots, (u_n, v_n)$  gehörenden Regressionsgerade  $\hat{g}(u) = \hat{c} + \hat{d}u$ ,  $u \in \mathbb{R}$ :

$$\hat{c} = \delta \hat{a} + \gamma - \frac{\alpha \delta}{\beta} \hat{b}, \quad \hat{d} = \frac{\delta}{\beta} \hat{b}.$$

**6.4 Bewertung der Anpassung im Modell  $Y = a + bX + \varepsilon$** 

**Ziel:** Messung der Abweichung von der Geraden

**Definition 6.3. Residuen**

Die Differenzen  $\hat{e}_i = y_i - \hat{y}_i$  werden als Residuen bezeichnet, wobei  $\hat{y}_i = \hat{f}(x_i)$ . Für  $\sum \hat{e}_i^2 > 0$  sind die normierten Residuen definiert durch:

$$\hat{d}_i = \frac{\hat{e}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \hat{e}_i^2}}.$$

**Regel 6.4. Eigenschaften der Residuen**

- Für die normierten Residuen gilt:

$$\begin{aligned} -1 &\leq \hat{d}_i \leq 1, \quad i \in \{1, \dots, n\} \\ \sum_{i=1}^n \hat{d}_i &= 0, \quad \sum_{i=1}^n \hat{d}_i^2 = 1. \end{aligned}$$

- Es gilt die Äquivalenz:

$$\sum_{i=1}^n \hat{e}_i^2 = 0 \quad \Leftrightarrow \quad y_i = \hat{y}_i \quad \text{für alle } i \in \{1, \dots, n\}.$$

**Regel 6.5. Streuungszерlegung<sup>a</sup>**

Es gilt:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

bzw.

$$s_y^2 = s_{\hat{y}}^2 + s_e^2,$$

interpretiert als:

Gesamtstreuung = durch Regression erklärte Streuung + Reststreuung

<sup>a</sup>Burkschat, Cramer, Kamps 2012, S. 324-325

### Definition 6.4. Bestimmtheitsmaß

Die Güte der Approximation der Regressionsfunktion an die Daten wird gemessen durch das Bestimmtheitsmaß

$$B_{xy} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{s_e^2}{s_y^2} = \frac{s_{\hat{y}}^2}{s_y^2} = r_{xy}^2.$$

Bei linearer Transformation bleibt das Bestimmtheitsmaß erhalten.

### Residualplots

Eine weitere häufig genutzte Methode zur Einschätzung der Güte einer linearen Regression ist die Betrachtung der Residualplots. In diesen Plots werden die  $x_i$  gegen die  $\hat{d}_i$  oder die  $\hat{e}_i$  aufgetragen. Dabei lassen sich dann leicht Ausreißer und Systematiken identifizieren.

## 6.5 Exkurs: Nicht-lineare Regressionsfunktion

Die Methode der kleinsten Quadrate lässt sich prinzipiell auf alle (viele) Funktionenklassen anwenden. Allerdings ist es meist nur numerisch möglich die Quadratsumme im Parameterraum zu minimieren.

### Transformation auf lineare Zusammenhänge: Y-Komponente

Indem man aber z. B. bei einem Exponentiellen Zusammenhang  $Y = a \cdot e^{bX} + \varepsilon$  das Merkmal  $Y$  transformiert:

$$\tilde{Y} = \ln(a \cdot e^{bX}) = \ln(a) + bX = \tilde{a} + bX.$$

## Transformation auf lineare Zusammenhänge: $X$ -Komponente

Ein weiteres häufig genutztes Modell ist

$$Y = a + b g(X) + \varepsilon$$

mit einer **bekannten** Funktion  $g$ . Dies führt letztlich auf eine Lineare Regression mit dem Datensatz  $(g(x_1), y_1), \dots, (g(x_n), y_n)$ .

## 6.6 Multiples Regressionsmodell

- **Mehrere** erklärende Variablen  $X_1, \dots, X_m$  und **eine** abhängige Variable  $Y$
- **Regressionsfunktion**

$$f(\mathbf{x}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i x_i$$

- Schätzungen beruhen auf Beobachtungen des Merkmalsvektors  $(Y, X_1, \dots, X_m): (y_1, x_{11}, \dots, x_{1m}), \dots,$

$\Rightarrow$  Darstellung mittels Matrizen und Vektoren:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}}_{=\mathbf{Y}} = \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{pmatrix}}_{=\mathbf{X}} \underbrace{\begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_m \end{pmatrix}}_{=\boldsymbol{\beta}} + \underbrace{\begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}}_{=\boldsymbol{\varepsilon}}$$

**Regel 6.6.** Gilt  $n \geq m + 1$  und hat  $\mathbf{X}$  maximalen Rang, d. h.  $\text{rg}(\mathbf{X}) = m + 1 = p$ , so gilt:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Y}.$$

### Regel 6.7. Quadratisches Regressionsmodell

Ein quadratisches Regressionsmodell  $Y = a + bX + cX^2 + \varepsilon$  lässt sich mit  $X_1 = X$  und  $X_2 = X^2$  als multiples Regressionsmodell betrachten. Dann gilt:

$$\begin{pmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \\ \hat{c} \end{pmatrix} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$$

## Allgemeines Regessionsmodell

### Voraussetzungen

- $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}^p$
- $f_j : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $0 \leq j \leq m$  bekannte Funktionen
- $\beta_0, \dots, \beta_m \in \mathbb{R}$  unbekannte Parameter

### Regressionsmodell

$$Y = \sum_{j=0}^m \beta_j f_j(x) + \varepsilon \quad \Rightarrow \quad \mathbf{Y} = \mathbf{X} \beta + \varepsilon$$

$\Rightarrow$  Lösung wie multiples Regressionsmodell.