

Statistik

o8. Lineare Modelle

Roland Schäfer

Institut für Germanistische Sprachwissenschaft
Friedrich-Schiller-Universität Jena

stets aktuelle Fassungen: <https://github.com/rsling/VL-Deutsche-Syntax>

- 1 Lineare Modelle
 - Korrelation und Signifikanz
 - Lineare Regression
 - Multiple Regression
 - ANOVA und LMs

■ In R

- 2 Lineare Modelle und ANOVA
- 3 Nächste Woche | Überblick

LMs

- Gravetter & Wallnau 2007
- Zuur u. a. 2009
- Maxwell & Delaney 2004

- Pearson-Korrleation (r, r^2)

- Pearson-Korrelation (r , r^2)
- Signifikanztests mit Korrelationen

- Pearson-Korrelation (r , r^2)
- Signifikanztests mit Korrelationen
- Unterschied von Pearsons r zu Spearman's Rang-Korrelation

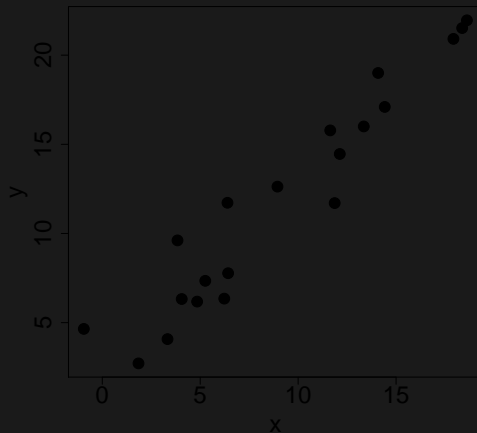
- Pearson-Korrelation (r , r^2)
- Signifikanztests mit Korrelationen
- Unterschied von Pearsons r zu Spearman's Rang-Korrelation
- Unterschiede zwischen Korrelation und Regression

- Pearson-Korrelation (r , r^2)
- Signifikanztests mit Korrelationen
- Unterschied von Pearsons r zu Spearman's Rang-Korrelation
- Unterschiede zwischen Korrelation und Regression
- Berechnung linearer Regressionsmodelle

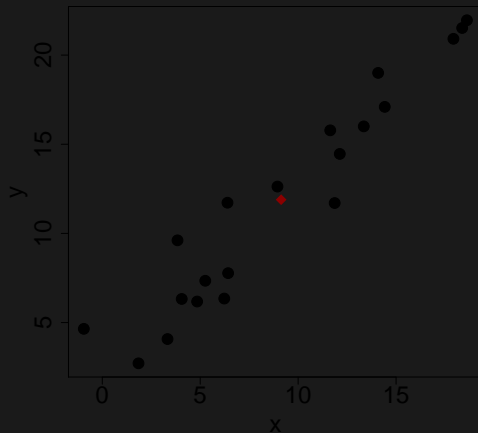
- Pearson-Korrelation (r , r^2)
- Signifikanztests mit Korrelationen
- Unterschied von Pearsons r zu Spearmans Rang-Korrelation
- Unterschiede zwischen Korrelation und Regression
- Berechnung linearer Regressionsmodelle
- Signifikanztests für Modell und Koeffizienten

Korrelationen | Zusammenhänge zwischen numerischen Variablen

Bivariate Korrelationskoeffizienten | ab Ordinalskala

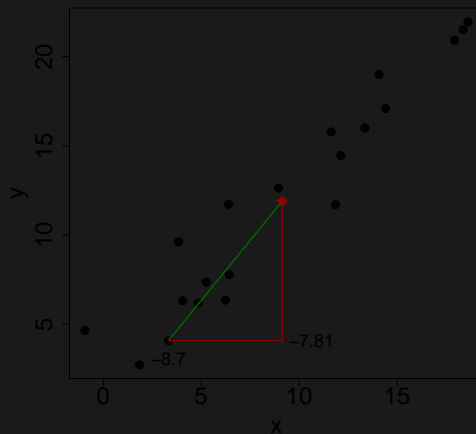


Koordinate von $\langle \bar{x}, \bar{y} \rangle$ | Mittel der beiden gemessenen Variablen



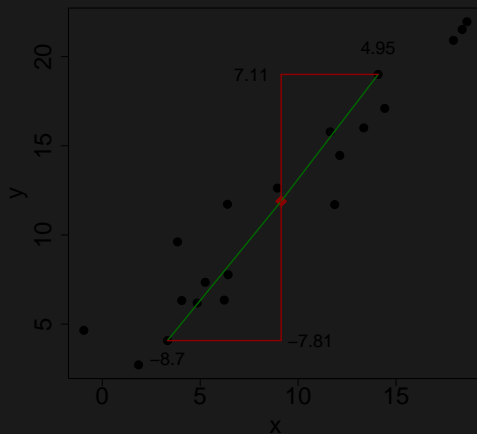
Kovarianz | Illustration 2

Punktvarianzen | $x_3 - \bar{x} = -7.81$ und $y_3 - \bar{y} = -5.80$ | $-7.81 \cdot -5.80 = 45.30$



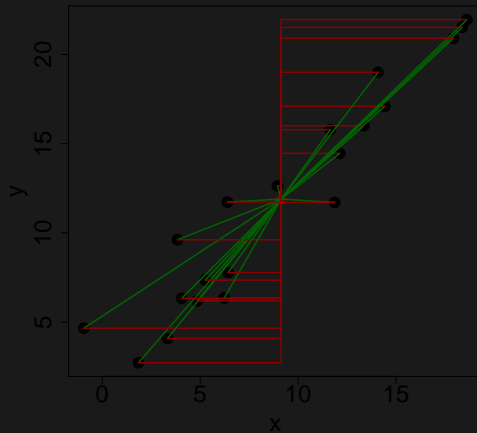
Kovarianz | Illustration 3

Punktvarianzen | $x_{17} - \bar{x} = 4.95$ und $y_{17} - \bar{y} = 7.11$ | $4.95 \cdot 7.11 = 35.19$

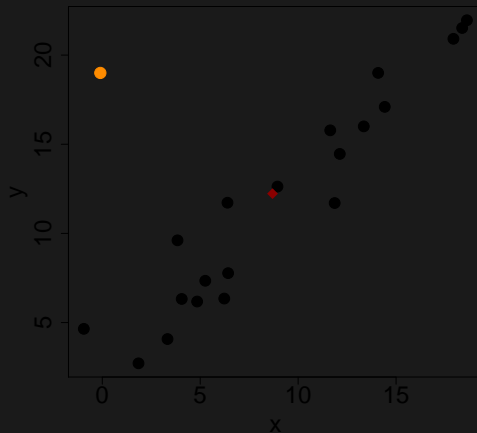


Kovarianz | Illustration 4

Puntvarianzen für alle $\langle x_i, y_i \rangle$ $\text{cov}(x, y) = 34.52$

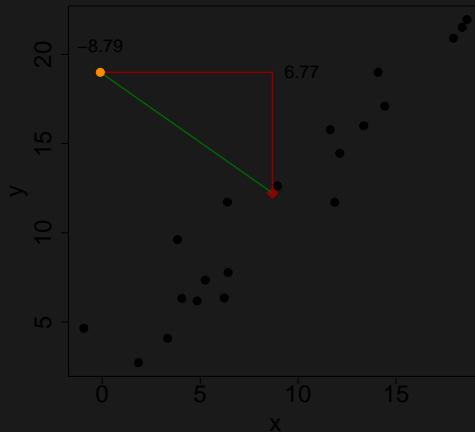


Ausreißer bei ansonsten positiver Kovarianz | Negatives Produkt der Punktvarianzen



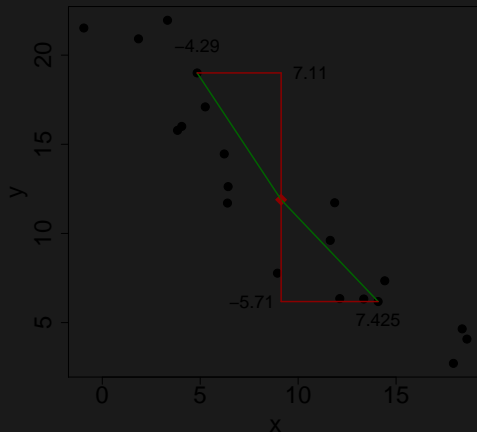
Kovarianz | Illustration 6

Punktvarianzen | $x_{21} - \bar{x} = 6.77$ und $y_{21} - \bar{y} = -8.79$ | $6.77 \cdot -8.79 = -59.51$



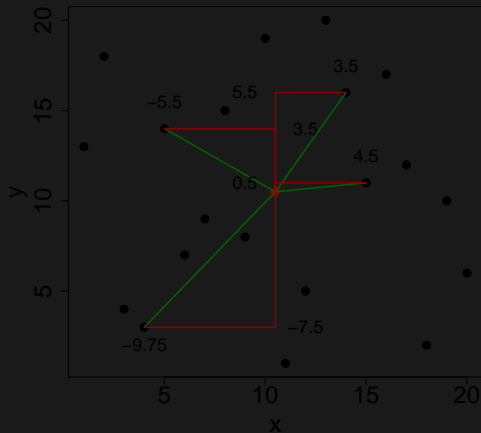
Negative Kovarianz

Tendenziell negative Abhängigkeit | Punktvarianzen überwiegend | $\text{cov}(x, y) = -33.77$



Kovarianz nahe Null

Ohne Abhängigkeit | Kovarianz nahe 0 | $\text{cov}(x, y) = -1.74$



Kovarianz | Kombination der Abweichung der Messpunkte vom jeweiligen Mittel

$$\text{cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{n-1}$$

Summe der Produkte | Der Zählerterm | $SP(x, y) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})$

- $x_i - \bar{x} > 0$ und $y_i - \bar{y} > 0$ | Beitrag zur Kovarianz **positiv**

Kovarianz | Kombination der Abweichung der Messpunkte vom jeweiligen Mittel

$$\text{cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{n-1}$$

Summe der Produkte | Der Zählerterm | $SP(x, y) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})$

- $x_i - \bar{x} > 0$ und $y_i - \bar{y} > 0$ | Beitrag zur Kovarianz **positiv**
- $x_i - \bar{x} < 0$ und $y_i - \bar{y} < 0$ | Beitrag zur Kovarianz **positiv**

Kovarianz | Kombination der Abweichung der Messpunkte vom jeweiligen Mittel

$$\text{cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{n-1}$$

Summe der Produkte | Der Zählerterm | $SP(x, y) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})$

- $x_i - \bar{x} > 0$ und $y_i - \bar{y} > 0$ | Beitrag zur Kovarianz **positiv**
- $x_i - \bar{x} < 0$ und $y_i - \bar{y} < 0$ | Beitrag zur Kovarianz **positiv**
- $x_i - \bar{x} > 0$ und $y_i - \bar{y} < 0$ | Beitrag zur Kovarianz **negativ**

Kovarianz | Kombination der Abweichung der Messpunkte vom jeweiligen Mittel

$$\text{cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{n-1}$$

Summe der Produkte | Der Zählerterm | $SP(x, y) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})$

- $x_i - \bar{x} > 0$ und $y_i - \bar{y} > 0$ | Beitrag zur Kovarianz **positiv**
- $x_i - \bar{x} < 0$ und $y_i - \bar{y} < 0$ | Beitrag zur Kovarianz **positiv**
- $x_i - \bar{x} > 0$ und $y_i - \bar{y} < 0$ | Beitrag zur Kovarianz **negativ**
- $x_i - \bar{x} < 0$ und $y_i - \bar{y} > 0$ | Beitrag zur Kovarianz **negativ**

Korrelationskoeffizient | Im Gegensatz zur Kovarianz skalenunabhängig

$$r(x, y) = \frac{\text{cov}(x, y)}{s(x) \cdot s(y)}$$

Pearson-Korrelation

- Maß der Varianzerklärung durch r : r^2 (vgl. t-Test)

- Maß der Varianzerklärung durch r : r^2 (vgl. t-Test)
- Signifikanztest möglich: Schluss auf Korrelation in der Grundgesamtheit

- Maß der Varianzerklärung durch r : r^2 (vgl. t-Test)
- Signifikanztest möglich: Schluss auf Korrelation in der Grundgesamtheit
- $df_r = n - 2$

- Maß der Varianzerklärung durch r : r^2 (vgl. t-Test)
- Signifikanztest möglich: Schluss auf Korrelation in der Grundgesamtheit
- $df_r = n - 2$
- Unter der NULL (keine Korrelation) t-verteilt:

$$t = r \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}}$$

- Maß der Varianzerklärung durch r : r^2 (vgl. t-Test)
- Signifikanztest möglich: Schluss auf Korrelation in der Grundgesamtheit
- $df_r = n - 2$
- Unter der NULL (keine Korrelation) t-verteilt:
$$t = r \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}}$$
- ...oder Tabellen (z. B. G&W, B.6)

- Intervallskalierung

- Intervallskalierung
- lineare Abhängigkeit

- Intervallskalierung
- lineare Abhängigkeit
- bei kleinen n : Normalverteilung für x und y

- Intervallskalierung
 - lineare Abhängigkeit
 - bei kleinen n : Normalverteilung für x und y
-
- wenn nicht: Spearmans Rang-Korrelation

- mathematisch nicht andere als eine Pearson-Korrleation

- mathematisch nicht andere als eine Pearson-Korrleation
- vorher: Umrechnung der rohen x,y-Werte in Ränge

- mathematisch nicht andere als eine Pearson-Korrleation
- vorher: Umrechnung der rohen x, y -Werte in Ränge
- bei gleichen Werten: alle gleichen Werte bekommen Rang-Mittel

Werte in Ränge umrechnen

Ein Beispiel zur Umwandlung in Ränge:

Index:	1	2	3	4	5
Messwerte x:	4	7	3	1	3
Messwerte y:	9	12	11	2	8

Statt der Messwerte arbeitet man mit den Rängen der Messwerte an den jeweiligen Indexen.

Index:	1	2	3	4	5
Ränge der Messwerte x:	4	5	2.5	1	2.5
Ränge der Messwerte y:	3	5	4	1	2

Wenn $\text{Rang}(x_i)$ der Rang für x_i in x ist:

Spearman's Rang-Korrelation:

$$r_S = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (\text{Rang}(x_i) - \text{Rang}(y_i))^2}{n(n^2 - 1)}$$

- Korrelation: Stärke des Zusammenhangs

Unterschiede zwischen Korrelation und Regression

- Korrelation: Stärke des Zusammenhangs
- Regression: genaue Funktion zur Modellierung des Zusammenhangs

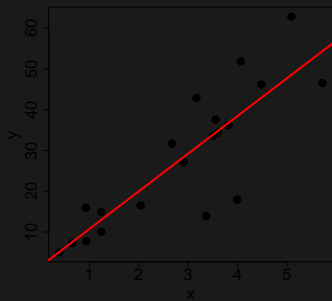
Unterschiede zwischen Korrelation und Regression

- Korrelation: Stärke des Zusammenhangs
- Regression: genaue Funktion zur Modellierung des Zusammenhangs
- Korrelation: Diagnostik/Test

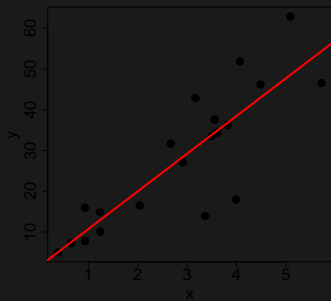
Unterschiede zwischen Korrelation und Regression

- Korrelation: Stärke des Zusammenhangs
- Regression: genaue Funktion zur Modellierung des Zusammenhangs
- Korrelation: Diagnostik/Test
- Regression: Vorhersage (und Test)

Spezifikation der Funktion für die Regressionsgerade

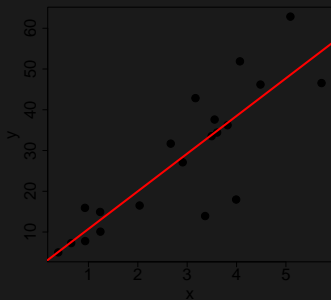


Spezifikation der Funktion für die Regressionsgerade



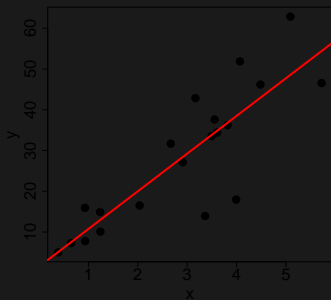
- Schnittpunkt mit der y-Achse (Intercept): a

Spezifikation der Funktion für die Regressionsgerade



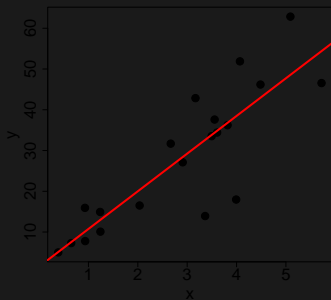
- Schnittpunkt mit der y-Achse (Intercept): a
- Steigung (Slope): b (b heißt auch Koeffizient)

Spezifikation der Funktion für die Regressionsgerade



- Schnittpunkt mit der y-Achse (Intercept): a
- Steigung (Slope): b (b heißt auch Koeffizient)
- Regressionsgleichung (=Modell): $\hat{y} = b \cdot x + a$

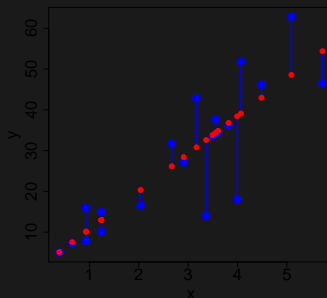
Spezifikation der Funktion für die Regressionsgerade



- Schnittpunkt mit der y-Achse (Intercept): a
- Steigung (Slope): b (b heißt auch Koeffizient)
- Regressionsgleichung (=Modell): $\hat{y} = b \cdot x + a$
- Für jeden beobachteten Wert: $y_i = b \cdot x_i + a + e_i$ (e_i als Fehlerterm)

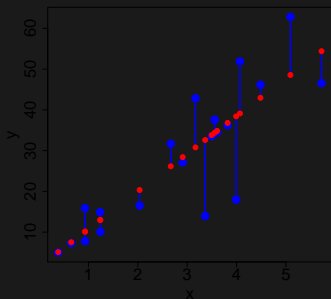
Idee der kleinsten Quadrate

Die vom Modell vorhergesagten Werte (rot, auf der Regressionsgerade) sollen insgesamt einen so geringen Abstand wie möglich zu den Beobachtungen (blau) haben.



Idee der kleinsten Quadrate

Die vom Modell vorhergesagten Werte (rot, auf der Regressionsgerade) sollen insgesamt einen so geringen Abstand wie möglich zu den Beobachtungen (blau) haben.



Die Summe der quadrierten negativen und positiven Differenzen (blau) soll minimiert werden (=kleinste Quadrate): Minimierung von $E = \sum e^2$

- Slope/Steigung: $b = \frac{\sum(x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sum(x_i - \bar{x})^2} = \frac{SP(x,y)}{SQ(x)}$

Berechnung der Regressionsgleichung

- Slope/Steigung: $b = \frac{\sum(x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sum(x_i - \bar{x})^2} = \frac{SP(x,y)}{SQ(x)}$
- Intercept: $a = \bar{y} - b \cdot \bar{x}$

Berechnung der Regressionsgleichung

- Slope/Steigung: $b = \frac{\sum(x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sum(x_i - \bar{x})^2} = \frac{SP(x,y)}{SQ(x)}$
- Intercept: $a = \bar{y} - b \cdot \bar{x}$
- Der Beweis, dass dies die Gerade mit den kleinsten Quadraten schätzt, erfordert bereits erheblichen mathematischen Aufwand, den wir uns sparen.

Berechnung der Regressionsgleichung

- Slope/Steigung: $b = \frac{\sum(x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sum(x_i - \bar{x})^2} = \frac{SP(x,y)}{SQ(x)}$
- Intercept: $a = \bar{y} - b \cdot \bar{x}$
- Der Beweis, dass dies die Gerade mit den kleinsten Quadraten schätzt, erfordert bereits erheblichen mathematischen Aufwand, den wir uns sparen.
- Determinationskoeffizient: $r^2 = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2}$

- Wie stark variiert der Fehler für Stichproben einer Größe?

- Wie stark variiert der Fehler für Stichproben einer Größe?

- $SF_{residual} = \sqrt{\frac{\sum e^2}{n-2}}$

- Wie stark variiert der Fehler für Stichproben einer Größe?
- $SF_{residual} = \sqrt{\frac{\sum e^2}{n-2}}$
- Je kleiner $SF_{residual}$, desto besser das Modell.

- Wie stark variiert der Fehler für Stichproben einer Größe?
- $SF_{residual} = \sqrt{\frac{\sum e^2}{n-2}}$
- Je kleiner $SF_{residual}$, desto besser das Modell.
- Beachte: n wird größer (größere Stichprobe): $SF_{residual}$ wird kleiner.

- Wie stark variiert der Fehler für Stichproben einer Größe?
- $SF_{residual} = \sqrt{\frac{\sum e^2}{n-2}}$
- Je kleiner $SF_{residual}$, desto besser das Modell.
- Beachte: n wird größer (größere Stichprobe): $SF_{residual}$ wird kleiner.
- Und: Fehler e werden kleiner: $SF_{residual}$ wird kleiner.

- Wie bei ANOVA: $F = \frac{\text{erklärte Varianz}}{\text{zufällige Varianz}} = \frac{s_{\text{regression}}^2}{s_{\text{residual}}^2}$

- Wie bei ANOVA: $F = \frac{\text{erklärte Varianz}}{\text{zufällige Varianz}} = \frac{s_{\text{regression}}^2}{s_{\text{residual}}^2}$
- zufällige Varianz: $s_{\text{residual}}^2 = \frac{(1-r^2) \cdot \text{SQ}(y)}{1}$

- Wie bei ANOVA: $F = \frac{\text{erklärte Varianz}}{\text{zufällige Varianz}} = \frac{S_{\text{regression}}^2}{S_{\text{residual}}^2}$
- zufällige Varianz: $S_{\text{residual}}^2 = \frac{(1-r^2) \cdot \text{SQ}(y)}{1}$
- erklärte Varianz: $S_{\text{regression}}^2 = \frac{r^2 \cdot \text{SQ}(y)}{n-2}$

- Wie bei ANOVA: $F = \frac{\text{erklärte Varianz}}{\text{zufällige Varianz}} = \frac{s_{\text{regression}}^2}{s_{\text{residual}}^2}$
- zufällige Varianz: $s_{\text{residual}}^2 = \frac{(1-r^2) \cdot \text{SQ}(y)}{1}$
- erklärte Varianz: $s_{\text{regression}}^2 = \frac{r^2 \cdot \text{SQ}(y)}{n-2}$
- Freiheitsgrade sind immer $df_1 = 1$ und $df_2 = n - 1$.

- Wie bei ANOVA: $F = \frac{\text{erklärte Varianz}}{\text{zufällige Varianz}} = \frac{S_{\text{regression}}^2}{S_{\text{residual}}^2}$
- zufällige Varianz: $S_{\text{residual}}^2 = \frac{(1-r^2) \cdot \text{SQ}(y)}{1}$
- erklärte Varianz: $S_{\text{regression}}^2 = \frac{r^2 \cdot \text{SQ}(y)}{n-2}$
- Freiheitsgrade sind immer $df_1 = 1$ und $df_2 = n - 1$.
- Beachte: r^2 ist in $[0..1]$ und teilt die Varianz von y auf.

- Für b und a kann je ein Standardfehler angegeben werden.

- Für b und a kann je ein Standardfehler angegeben werden.

- $SF(b) = \frac{\sqrt{\frac{\sum e^2}{n-1}}}{\sqrt{SQ(x)}}$

- Für b und a kann je ein Standardfehler angegeben werden.

- $SF(b) = \frac{\sqrt{\frac{\sum e^2}{n-1}}}{\sqrt{SQ(x)}}$

- Unter der NULL: $b = 0$ ist dann t-verteilt:
$$t = \frac{b}{SF(b)}$$

- Design bei einfachem LM:

- Design bei einfachem LM:
 - eine intervallskalierte Abhängige

- Design bei einfachem LM:
 - eine intervallskalierte Abhängige
 - eine Unabhängige

- Design bei einfachem LM:
 - eine intervallskalierte Abhängige
 - eine Unabhängige
- wie bei mehrfaktorieller ANOVA:

- Design bei einfachem LM:
 - eine intervallskalierte Abhängige
 - eine Unabhängige
- wie bei mehrfaktorieller ANOVA:
 - oft interessiert mehrfaktorielle Abhängigkeit

Mehrere Koeffizienten im allgemeinen linearen Modell:

Mehrere Koeffizienten im allgemeinen linearen Modell:

$$\hat{y} = b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 \dots b_n \cdot x_n + a$$

Mehrere Koeffizienten im allgemeinen linearen Modell:

$$\hat{y} = b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 \dots b_n \cdot x_n + a$$

Konzeptuell bleibt die Berechnung aller Werte und Tests gleich, die Mathematik wird ungleich komplizierter.

Mehrere Koeffizienten im allgemeinen linearen Modell:

$$\hat{y} = b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 \dots b_n \cdot x_n + a$$

Konzeptuell bleibt die Berechnung aller Werte und Tests gleich, die Mathematik wird ungleich komplizierter.

Man schreibt R^2 statt r^2 .

Die Residuen E müssen normalverteilt sein.
(als Diagnostik für: Die Messwerte müssen normalverteilt sein.)

- Missverständnis: Test aller Residuen auf Normalität

Die Residuen E müssen normalverteilt sein.
(als Diagnostik für: Die Messwerte müssen normalverteilt sein.)

- Missverständnis: Test aller Residuen auf Normalität
- denn: Für jedes x_i müssen die e normalverteilt sein.

Die Residuen E müssen normalverteilt sein.
(als Diagnostik für: Die Messwerte müssen normalverteilt sein.)

- Missverständnis: Test aller Residuen auf Normalität
- denn: Für jedes x_i müssen die e normalverteilt sein.
- erfordert mehrere Messungen pro x_i oder Intervallbildung

Die Residuen E müssen normalverteilt sein.
(als Diagnostik für: Die Messwerte müssen normalverteilt sein.)

- Missverständnis: Test aller Residuen auf Normalität
- denn: Für jedes x_i müssen die e normalverteilt sein.
- erfordert mehrere Messungen pro x_i oder Intervallbildung
- größere Stichproben, kleinere Probleme

Die Residuen E müssen normalverteilt sein.
(als Diagnostik für: Die Messwerte müssen normalverteilt sein.)

- Missverständnis: Test aller Residuen auf Normalität
- denn: Für jedes x_i müssen die e normalverteilt sein.
- erfordert mehrere Messungen pro x_i oder Intervallbildung
- größere Stichproben, kleinere Probleme
- visuelle Diagnose: Q-Q-Plots (hier nicht behandelt)

Jedes y_i darf nur von x_i abhängen,
niemals zusätzlich von x_j mit $i \neq j$.

- mathematisch: nicht-lineare Abhängigkeit

Jedes y_i darf nur von x_i abhängen,
niemals zusätzlich von x_j mit $i \neq j$.

- mathematisch: nicht-lineare Abhängigkeit
- konzeptuell: Zeitserien

Jedes y_i darf nur von x_i abhängen,
niemals zusätzlich von x_j mit $i \neq j$.

- mathematisch: nicht-lineare Abhängigkeit
- konzeptuell: Zeitserien
- konzeptuell: Sequenzen in Texten

Jedes y_i darf nur von x_i abhängen,
niemals zusätzlich von x_j mit $i \neq j$.

- mathematisch: nicht-lineare Abhängigkeit
- konzeptuell: Zeitserien
- konzeptuell: Sequenzen in Texten
- Lösung: andere Modellspezifikation

Die Residuen müssen homoskedastisch verteilt sein.

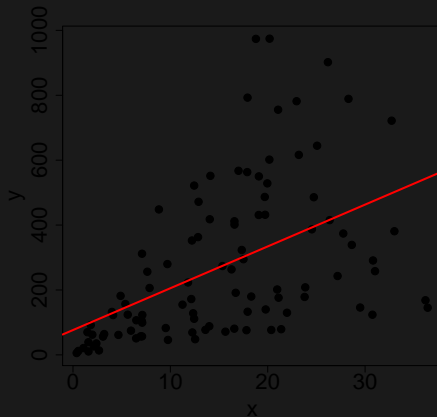
- Bedeutung: Die Varianz der e muss über alle x homogen sein.

Die Residuen müssen homoskedastisch verteilt sein.

- Bedeutung: Die Varianz der e muss über alle x homogen sein.
- vgl. die Forderung der „Varianzhomogenität“ bei t-Test und ANOVA

Darstellung heteroskedastischer Residuen

Hier wird die Varianz der Residuen mit steigendem x immer größer.
Ein lineares Modell versagt hier wegen verletzter Verteilungsannahmen.



- mehr Daten ziehen, Daten transformieren

- mehr Daten ziehen, Daten transformieren
- generalisierte lineare Modelle (GLM)
legen andere Verteilungsannahmen zugrunde

- mehr Daten ziehen, Daten transformieren
- generalisierte lineare Modelle (GLM)
legen andere Verteilungsannahmen zugrunde
- (generalisiert) additive Modelle (GAM)
schätzen Smoothingfunktionen für Koeffizienten

ANOVA als Modell mit kategorialen Regressoren

n Gruppen der ANOVA können als n dichotome Variablen dargestellt werden:

		ANOVA-Gruppen		
		A_1	A_2	A_3
Regressor	$x_1 =$	1	0	0
	$x_2 =$	0	1	0
	$x_3 =$	0	0	1

Normale Modellspezifikation:

$$\hat{y} = b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + a$$

Normale Modellspezifikation:

$$\hat{y} = b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + a$$

Da jeweils nur eins der $x_i = 1$ und alle anderen immer 0 werden, wird einfach der Wert des entsprechenden β_i (plus a) vorhergesagt.

Spearman's Rang-Korrelation in R

Die Funktion `cor()` hat ein Argument `method`, das als "spearman" angegeben werden kann.

```
> cor(x, y, method = "spearman")
```

- Modellformeln: $y \sim x$
„y abhängig von x“

- Modellformeln: $y \sim x$
„y abhängig von x“
- Mehrere Unabhängige: $y \sim x_1 + x_2$

- Modellformeln: $y \sim x$
„y abhängig von x“
- Mehrere Unabhängige: $y \sim x_1 + x_2$
- Mehrere Unabhängige mit Interaktion: $y \sim x_1 * x_2$

- Modellformeln: $y \sim x$
„y abhängig von x“
- Mehrere Unabhängige: $y \sim x_1 + x_2$
- Mehrere Unabhängige mit Interaktion: $y \sim x_1 * x_2$
- Mehrere Unabhängige nur Interaktion: $y \sim x_1 : x_2$

- Modellformeln: $y \sim x$
„y abhängig von x“
- Mehrere Unabhängige: $y \sim x_1 + x_2$
- Mehrere Unabhängige mit Interaktion: $y \sim x_1 * x_2$
- Mehrere Unabhängige nur Interaktion: $y \sim x_1 : x_2$
- Lineares Modell schätzen und speichern:

```
> m <- lm(y~x)
```

- Modellformeln: $y \sim x$
„y abhängig von x“
- Mehrere Unabhängige: $y \sim x_1 + x_2$
- Mehrere Unabhängige mit Interaktion: $y \sim x_1 * x_2$
- Mehrere Unabhängige nur Interaktion: $y \sim x_1 : x_2$

- Lineares Modell schätzen und speichern:

```
> m <- lm(y~x)
```
- Ausgabe Evaluation:

```
> summary(m)
```

Interpretieren Sie diese Ausgabe anhand der Folien:

```
Call:
lm(formula = y ~ x)

Residuals:
Min       1Q   Median       3Q      Max
-20.4298  -2.4920  -0.2625   3.8038  14.2922

Coefficients:
(Intercept)  1.513      4.321  0.350    0.73
x            9.242      1.333  6.933 1.77e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 9.008 on 18 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7275, Adjusted R-squared:  0.7124
F-statistic: 48.06 on 1 and 18 DF,  p-value: 1.768e-06
```

Lineare Modelle und ANOVA

Äquivalenz von ANOVA und LM

Binäre Kodierung der Gruppenzugehörigkeit

Hier: drei Gruppen von einem Faktor (einfaktorielle ANOVA mit drei Gruppen)

		ANOVA-Gruppen		
		A_1	A_2	A_3
Regressor	$x_1 =$	1	0	0
	$x_2 =$	0	1	0
	$x_3 =$	0	0	1

$$\hat{y} = b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_n x_n + a \quad (1)$$

Kleinste Quadrate | für jeden Koeffizienten b_i jeweils Mittelwert der Gruppe i (\bar{y}_i)
Außerdem erstmal $a = 0$ | dann:

$$\hat{y} = \bar{y}_1 x_1 + \bar{y}_2 x_2 + \dots + \bar{y}_n x_n \quad (2)$$

Allgemeines Mittel als Intercept | $a = \bar{Y}$

Koeffizienten = Abweichung Gruppenmittel vom Gesamtmittel

$$\hat{y} = (\bar{y}_1 - \bar{Y})x_1 + (\bar{y}_2 - \bar{Y})x_2 + \dots + (\bar{y}_n - \bar{Y})x_n + \bar{Y} \quad (3)$$

Beispiel für einen Datenpunkt aus Gruppe 2

Entsprechend in ANOVA A_2 | Unabhängige im LM: $x_1 = 0$, $x_2 = 1$ und $x_3 = 0$
Schätzung für den y -Wert:

$$\begin{aligned}\hat{y} &= (\bar{y}_1 - \bar{Y})0 + (\bar{y}_2 - \bar{Y})1 + \dots + (\bar{y}_n - \bar{Y})0 + \bar{Y} \\ &= 0 + (\bar{y}_2 - \bar{Y}) + \dots + 0 + \bar{Y} \\ &= \bar{y}_2 - \bar{Y} + \bar{Y} \\ &= \bar{y}_2\end{aligned}\tag{4}$$

Jeder \hat{y} -Wert | Mittel der beobachteten y -Werte der Gruppe, zu der er gehört

Das ergibt für ausschließlich nominale Unabhängige in der Tat den Schätzer mit den kleinsten Quadraten (s. Maxwell & Delaney, Kap. 3).

Kernfrag | Bringen Abweichungen der Gruppenmittel eine Verbesserung der Vorhersage gegenüber dem Gesamt-Mittel?

Methode | Vergleich der Residuen E_f für volles Modell (mit Gruppenmitteln)
vs. Residuen E_r für reduziertes Modell (ohne Gruppenmittel)

Gleichung 5 für volles und Gleichung 6 für reduziertes Modell

$$\hat{y}_f = (\bar{y}_1 - \bar{Y})x_1 + (\bar{y}_2 - \bar{Y})x_2 + \dots + (\bar{y}_n - \bar{Y})x_n + \bar{Y} \quad (5)$$

$$\hat{y}_r = \bar{Y} \quad (6)$$

$$F = \frac{\frac{E_r - E_f}{df_r - df_f}}{\frac{E_f}{df_f}} = \frac{\text{erklärte Varianz}}{\text{zufällige Varianz}} \quad (7)$$

- 1 Residuen = Maß für die Varianz
- 2 Residuen des vollen Modells = Maß für die Varianz, die trotz der Erklärungskraft des vollen Modells bleibt (= unerklärte Varianz)
- 3 Residuen des reduzierten Modells = Maß für die Gesamtvarianz (Abweichungen vom Gesamt-Mittel)
- 4 Zähler | trotz der Erklärung verbleibende Varianz – vollen Varianz abgezogen (= erklärte Varianz)
- 5 Quotient insgesamt | Zählervarianz in Bezug zur Gesamtvarianz (klassischer F-Quotient, s. ANOVA)

Nächste Woche | Überblick

- 1 Inferenz
- 2 Deskriptive Statistik
- 3 Nichtparametrische Verfahren
- 4 z-Test und t-Test
- 5 ANOVA
- 6 Freiheitsgrade und Effektstärken
- 7 Power und Severity
- 8 Lineare Modelle
- 9 Generalisierte Lineare Modelle
- 10 Gemischte Modelle

- Gravetter, Frederick J. & Larry B. Wallnau. 2007. *Statistics for the Behavioral Sciences*. 7. Aufl. Belmont: Thomson.
- Maxwell, Scott E. & Harold D. Delaney. 2004. *Designing experiments and analyzing data: a model comparison perspective*. Mahwa, New Jersey, London: Taylor & Francis.
- Zuur, Alain F., Elena N. Ieno, Neil Walker, Anatoly A. Saveliev & Graham M. Smith. 2009. *Mixed effects models and extensions in ecology with R*. Berlin etc.: Springer.

Kontakt

Prof. Dr. Roland Schäfer
Institut für Germanistische Sprachwissenschaft
Friedrich-Schiller-Universität Jena
Fürstengraben 30
07743 Jena

<https://rolandschaefer.net>
roland.schaefer@uni-jena.de

Creative Commons BY-SA-3.0-DE

Dieses Werk ist unter einer Creative Commons Lizenz vom Typ *Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 3.0 Deutschland* zugänglich. Um eine Kopie dieser Lizenz einzusehen, konsultieren Sie

<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/de/> oder wenden Sie sich brieflich an Creative Commons, Postfach 1866, Mountain View, California, 94042, USA.