

Blockpraktikum zur Statistik mit R

3. April 2014

Fabian Buckmann

Beispiel: Ausgangsfrage

- ▶ Wie wirkt sich die eingesetzte Menge des Düngers auf den Ernteertrag aus?
- ▶ Wie stark ist der Zusammenhang zwischen der eingesetzten Menge eines Düngemittels und der Erntemenge?

Ziel:

- ▶ **Quantifizierung des Zusammenhanges** zweier Merkmalsausprägungen

Gliederung

- 1 Lineare Zusammenhänge erkennen
 - Korrelationskoeffizienten
 - Korrelation vs. Kausalität
- 2 Lineare Regressionsmodell
 - Methode der kleinsten Quadrate
 - Residuenanalyse und Bestimmtheitsmaß
- 3 Multiple lineare Regression
 - Die Modellierung
 - Der KQ-Schätzer
- 4 Logit Modelle
 - Modellierung binärer Regression
 - Beispiel und Parameterschätzung

Gliederung

- 1 Lineare Zusammenhänge erkennen
 - Korrelationskoeffizienten
 - Korrelation vs. Kausalität
- 2 Lineare Regressionsmodell
 - Methode der kleinsten Quadrate
 - Residuenanalyse und Bestimmtheitsmaß
- 3 Multiple lineare Regression
 - Die Modellierung
 - Der KQ-Schätzer
- 4 Logit Modelle
 - Modellierung binärer Regression
 - Beispiel und Parameterschätzung

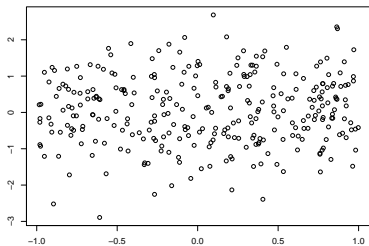
Lineares Modell

Modellannahme: Zwischen zwei Merkmalen X und Y besteht ein *zufällig gestörter* funktionaler Zusammenhang der Form

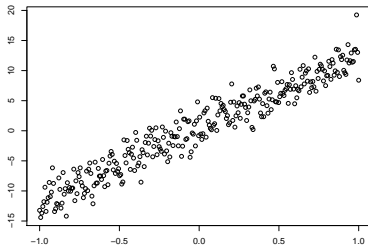
$$Y = f(X) + \epsilon$$

- ▶ Y ist im Wesentlichen eine *deterministische lineare* Funktion von X
- ▶ Der *zufällige Fehler* ϵ geht additiv in das Modell ein
- ▶ Gilt $Y_i = \alpha + \beta X_i + \epsilon_i \rightsquigarrow$ (einfaches) Lineares Regressionsmodell
- ▶ Gilt $Y_i = \alpha + \beta_1 X_i^1 + \dots + \beta_p X_i^p + \epsilon_i \rightsquigarrow$ Polynomiale Regression
- ▶ Gilt $Y_i = \alpha + \beta_1 X_{i,1} + \dots + \beta_p X_{i,p} + \epsilon_i \rightsquigarrow$ Multiple lineare Regression
- ▶ Streudiagramm der Daten: Gibt Hinweis auf einen Zusammenhang

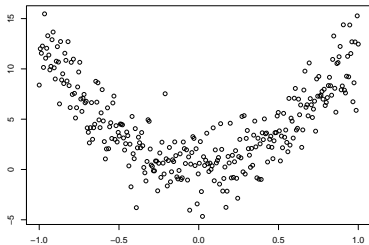
Kein Zusammenhang



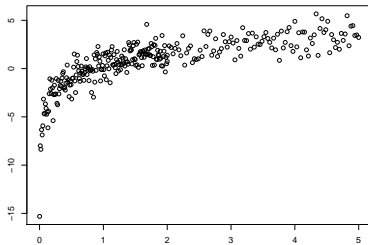
Linearer Zusammenhang



Quadratischer Zusammenhang



logistischer Zusammenhang



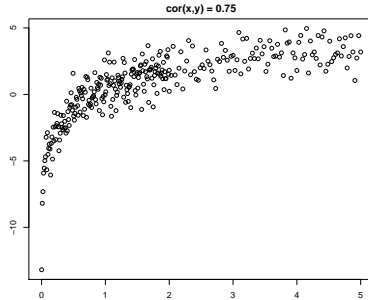
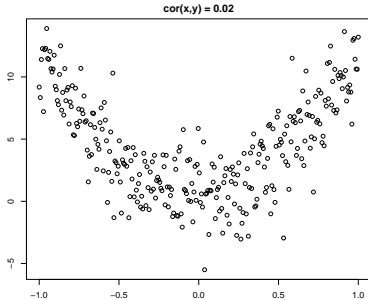
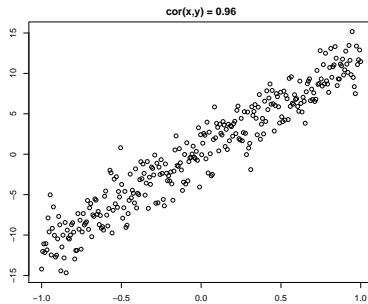
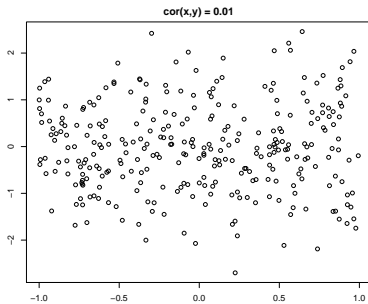
Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizient

Bei linearem Zusammenhang ist der *empirische Korrelationskoeffizient* (auch *Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizient*) ein Maß für die Stärke des Zusammenhangs:

$$r := r_{xy} := \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

für Beobachtungen $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$.

- ▶ $r > 0$ deutet auf *gleichsinnigen* linearen Zusammenhang (d.h. die Werte liegen um eine Gerade mit positiver Steigung)
- ▶ $r < 0$: *gegensinniger* linearen Zusammenhang
- ▶ $r = 0$: unkorreliert, kein linearer Zusammenhang



Eigenschaften von r

- ▶ r ist das empirische Gegenstück zum theoretischen Korrelationskoeffizienten (Ersetzung der (Ko)Varianzen durch empirische Gegenstücke)
- ▶ r nimmt Werte in $[-1, 1]$ an
- ▶ $|r| = 1$: Punkte liegen genau auf einer Geraden
- ▶ Berechnung in \mathbb{R} mit $\text{cor}(x, y)$

Grobes Einteilungsraster von Korrelationen:

„schwache Korrelation“	$ r < 0.5$
„mittlere Korrelation“	$0.5 \leq r < 0.8$
„starke Korrelation“	$0.8 \leq r $

Spearman'scher Korrelationskoeffizient

Bei Vermutung auf monotonen Zusammenhang \leadsto bilde *Spearman'schen Korrelationskoeffizient* (robuster als Bravais-Pearson)

$$r_{\text{SP}} = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{rg}(x_i) - \overline{\text{rg}}_x)(\text{rg}(y_i) - \overline{\text{rg}}_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\text{rg}(x_i) - \overline{\text{rg}}_x)^2 \sum_{i=1}^n (\text{rg}(y_i) - \overline{\text{rg}}_y)^2}} \quad (= r_{\text{rg}(x) \text{rg}(y)})$$

wobei $\text{rg}(x_i) = \text{Rang von } x_i$, $\text{rg}(x) = (\text{rg}(x_1), \dots, \text{rg}(x_n))$ der Vektor der Ränge von x und $\overline{\text{rg}}_x = n^{-1} \sum_{i=1}^n \text{rg}(x_i) = (n+1)/2$.

- ▶ $r_{\text{SP}} > 0$: gleichsinniger monotoner Zusammenhang
also: „ x groß $\Leftrightarrow y$ groß“ sowie: „ x klein $\Leftrightarrow y$ klein“
- ▶ $r_{\text{SP}} < 0$: gegensinniger monotoner Zusammenhang
- ▶ $r_{\text{SP}} = 0$: kein monotoner Zusammenhang
- ▶ $|r_{\text{SP}}| = 1$: Die Punkte $(\text{rg}(x_i), \text{rg}(y_i))$, $i = 1, \dots, n$ liegen auf einer Geraden

Spearman'scher Korrelationskoeff.: Bsp & R-Befehle

Für $x = (7, 5, 9, 6)$ bzw. $y = (7, 9, 6, 7)$ gilt

- ▶ $\text{rg}(x_1) = 3$ (7 ist drittkleinsten Wert in x)
- ▶ $\text{rg}(x_2) = 1$ (5 ist kleinster Wert in x)
- ▶ $\text{rg}(y_1) = \text{rg}(y_4) = \frac{2+3}{2} = 2.5$
- ▶ Also: $\text{rg}(x) = (3, 1, 4, 2)$ bzw. $\text{rg}(y) = (2.5, 4, 1, 2.5)$
- ▶ Somit: $r_{\text{SP}} = -0.95$

Die zugehörigen R-Befehle lauten

- ▶ `rank(x)` für die Rang-Statistik von x
- ▶ `cor(x,y,method="spearman")` für r_{SP}

Korrelation vs. Kausalität

- ▶ Korrelation erfasst die Stärke von Zusammenhängen, *keine* Wirkungen
- ▶ Kausalzusammenhänge lassen sich nur aus inhaltlichen Überlegungen begründen
- ▶ Dies erfordert tiefere Kenntnisse aus dem entspr. Forschungsgebiet
- ▶ Bsp: X beeinflusst zwar Y , aber nicht direkt, sondern über ein direktes Merkmal Z
- ▶ Nichtberücksichtigung von Z führt dann zu falschen Schlüssen

Scheinkorrelation

Bei 5 Kindern wurde der Wortschatz X und die Körpergröße Y gemessen

x_i	37	30	20	28	35
y_i	130	112	108	114	136

- ▶ Korrelation ist hoch: $\text{cor}(x,y) = 0.863$
- ▶ Sachlogisch lässt sich eine Beeinflussung nicht begründen
- ▶ Merkmal Alter (Z) muss hier berücksichtigt werden

z_i	12	7	6	7	13
-------	----	---	---	---	----

- ▶ Es gilt: $\text{cor}(x,z) = 0.867$ und $\text{cor}(y,z) = 0.995$

Scheinkorrelation

Bei 5 Kindern wurde der Wortschatz X und die Körpergröße Y gemessen

x_i	37	30	20	28	35
y_i	130	112	108	114	136

- ▶ Korrelation ist hoch: $\text{cor}(x,y) = 0.863$
- ▶ Sachlogisch lässt sich eine Beeinflussung nicht begründen
- ▶ Merkmal Alter (Z) muss hier berücksichtigt werden

z_i	12	7	6	7	13
-------	----	---	---	---	----

- ▶ Es gilt: $\text{cor}(x,z) = 0.867$ und $\text{cor}(y,z) = 0.995$

Verdeckte Korrelation

Nichtbeachtung eines Merkmals kann Korrelation verschleiern oder das Vorzeichen eines Zusammenhanges ändern:

z.B. Einfluss auf statistische Objekte mit unbeachteten Merkmal Neu ist genau entgegengesetzt bei den Ausprägung A und Ausprägung B. Die Nichtberücksichtigung des Merkmals liefert stattdessen eine Korrelation von 0.

Die Aufgaben 9.1 - 9.3 des Aufgabenblattes können
jetzt bearbeitet werden.

Gliederung

- 1 Lineare Zusammenhänge erkennen
 - Korrelationskoeffizienten
 - Korrelation vs. Kausalität
- 2 **Lineare Regressionsmodell**
 - Methode der kleinsten Quadrate
 - Residuenanalyse und Bestimmtheitsmaß
- 3 Multiple lineare Regression
 - Die Modellierung
 - Der KQ-Schätzer
- 4 Logit Modelle
 - Modellierung binärer Regression
 - Beispiel und Parameterschätzung

(homoskedastische) lineare Regression

Einfaches lineares Modell:

$$y_i = \alpha + \beta x_i + \epsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

wobei

- ▶ y_1, \dots, y_n beobachtbare Werte einer metrischen Zielvariablen (z.B. Ernteertrag)
- ▶ x_1, \dots, x_n gegebene *Kontrollparameter* (z.B. Menge des Düngemittels)
- ▶ α und β unbekannte, zu schätzende Parameter
- ▶ $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ (unbeobachtbare) Zufallsvariablen mit:
 - ▶ $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ sind unabhängig
 - ▶ $\mathbb{E}(\epsilon_i) = 0$ für alle i
 - ▶ $\text{Var}(\epsilon_i) = \sigma^2$ für alle i (*homoskedastisches Verhalten*)

Methode der kleinsten Quadrate

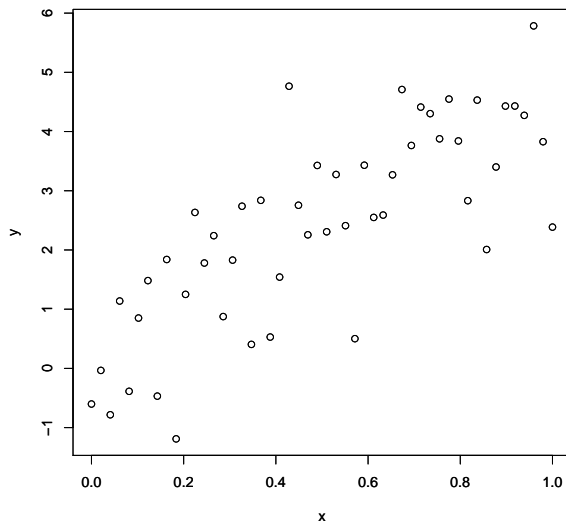
- ▶ **Ziel:** Schätze anhand der Daten x und y die Parameter α und β so, dass die Daten „gut an das Modell angepasst sind“
- ▶ Methode der kleinsten Quadrate: Suche $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ mit

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta}x_i)^2 = \min_{(\alpha, \beta)} \sum_{i=1}^n (y_i - \alpha - \beta x_i)^2$$

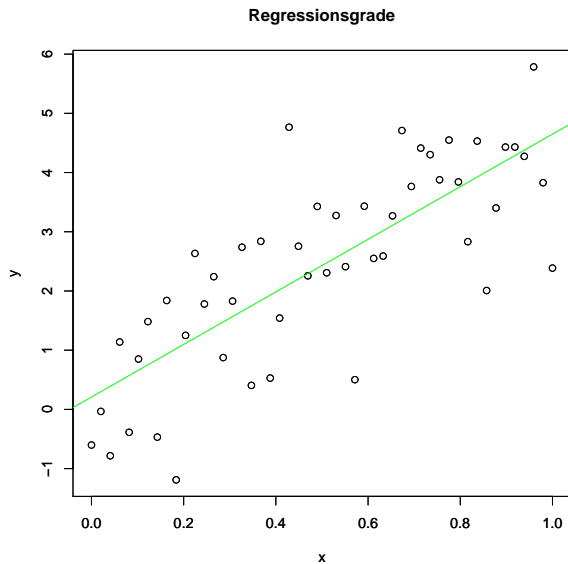
- ↪ (summierte) quadratische Abstand zwischen den beobachteten Daten und der Geraden $x \mapsto \hat{\alpha} + \hat{\beta}x$ ist minimal

Regressionsgerade

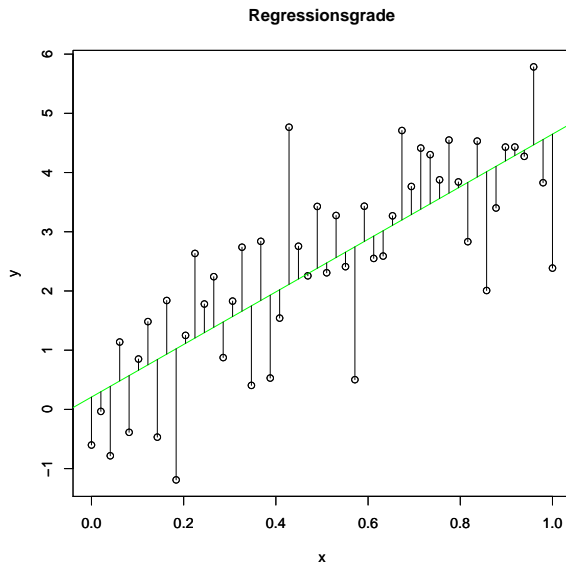
Beobachtete Daten



Regressionsgerade



Regressionsgerade



Kleinste-Quadrate-Schätzer

- ▶ Kurvendiskussion der Funktion $(\alpha, \beta) \mapsto \sum_{i=1}^n (y_i - \alpha - \beta x_i)^2$ liefert die *Kleinste-Quadrate-Schätzer (KQS)* $\hat{\alpha}$ und $\hat{\beta}$:

$$\hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta} \cdot \bar{x} \quad \text{und} \quad \hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

- ▶ Lineare Regression in R: Aufruf von `lm(y~x)`
- ▶ Wenn man sachlogisch $\alpha = 0$ annimmt: Aufruf `lm(y~x+0)`
- ▶ `lm()` gibt eine spezielle Liste (lm-Objekt) zurück, die man besser immer zwischenspeichert
- ▶ Durch den anschließenden Aufruf von `summary(lm)` erhält man eine detaillierte Ausgabe der Modellanpassung
- ▶ Einfügen der Regressionsgerade in das Streudiagramm: `abline(lm)`

Residuen

- ▶ Abweichungen $\hat{\epsilon}_i$ zwischen Beobachtungen y_i und den durch das Modell vorhergesagten y -Werten \hat{y}_i nennt man *Residuen*
- ▶ Bei linearer Regression mit KQS: $\hat{y}_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta} \cdot x_i$, also

$$\hat{\epsilon}_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} \cdot x_i$$

- ▶ **Ziel:** „Güte des Modells“ anhand der Residuen beurteilen
- ▶ Mögliches Gütemaß: Welcher Anteil der Streuung der y_i lässt sich durch die Regression erklären? (dieser Wert sollte möglichst groß sein)
- ▶ Gesamtstreuung SQT (*sum of squares total*) ist gegeben durch

$$\text{SQT} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

Residuen

- ▶ Abweichungen $\hat{\epsilon}_i$ zwischen Beobachtungen y_i und den durch das Modell vorhergesagten y -Werten \hat{y}_i nennt man *Residuen*
- ▶ Bei linearer Regression mit KQS: $\hat{y}_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta} \cdot x_i$, also

$$\hat{\epsilon}_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} \cdot x_i$$

- ▶ **Ziel:** „Güte des Modells“ anhand der Residuen beurteilen
- ▶ Mögliches Gütemaß: Welcher Anteil der Streuung der y_i lässt sich durch die Regression erklären? (dieser Wert sollte möglichst groß sein)
- ▶ Gesamtstreuung **SQT** (*sum of squares total*) ist gegeben durch

$$\text{SQT} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

Streuungszerlegung

- ▶ SQT lässt sich wie folgt zerlegen:

$$\begin{aligned} \text{SQT} &= \text{SQE} + \text{SQR} \\ \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 &= \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \end{aligned}$$

- ▶ SQE $\hat{=}$ durch das Modell erklärte Abweichungen (*sum of squares explained*)
- ▶ SQR $\hat{=}$ Streuung der Residuen (*sum of squares residuals*)
- ↪ Der Anteil der Streuung der y_i , der durch die Regression erklärt wird, ist durch SQE / SQT gegeben
- ▶ Diesen Wert nennt man das *Bestimmtheitsmaß* R^2

Bestimmtheitsmaß R^2

Für R^2 gilt

$$R^2 = \frac{SQE}{SQT} = 1 - \frac{SQR}{SQT}$$

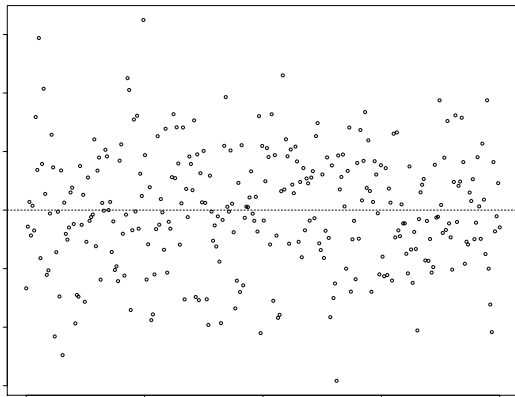
- ▶ $R^2 \in [0, 1]$
- ▶ Zusammenhang mit ▶ Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizienten r :

$$R^2 = r_{x,y}^2 \quad (\text{l\"angere Rechnung})$$

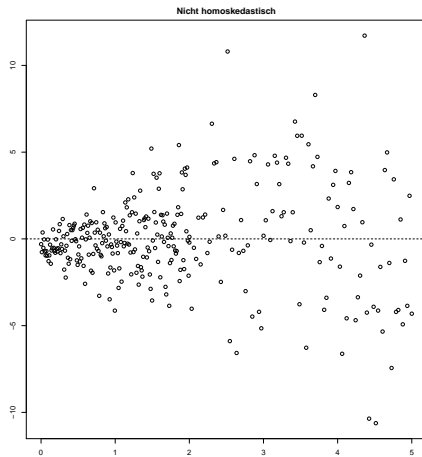
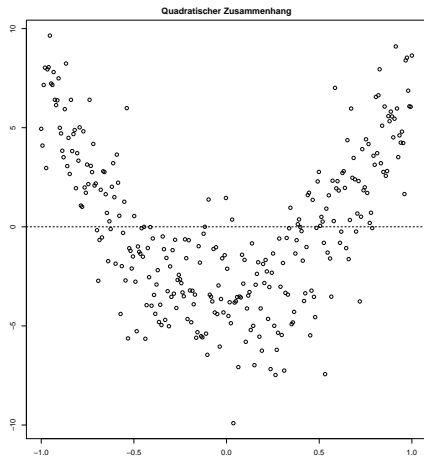
- ▶ $R^2 = 1$ heißt: Daten x, y liegen auf einer Geraden
- ▶ $R^2 = 0$: Erklärte Streuung ist 0 (Regressionsmodell ist ungeeignet)

Residualplots

- ▶ Anhand der Residuen können die Modellannahmen überprüft werden
- ▶ Residuen sollten mit ähnlicher Schwankungsbreite (homoskedastisch) um den Nullpunkt ($\mathbb{E}(\epsilon_j) = 0$) streuen



Residualplots: Beispiele



Struktur von `lm()`

- ▶ Betrachte Körpergröße und Alter von 5 Kindern (siehe Folie 13) und erstelle mit `model<-lm(groesse~alter)` ein lineares Modell
- ▶ `model` ist eine Liste, deren Struktur man sich mit `str(model)` anzeigen lassen kann
- ▶ In `model$coefficients` stehen die KQS
- ▶ In `model$residuals` die Residuen
- ▶ Mit `summary(model)` erhält man eine detaillierte Information über das Modell

Ausgabe von `summary(model)`

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

Residuals:
    1      2      3      4      5
-1.2857 -0.4762 -0.7143  1.5238  0.9524

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  86.1429    1.9967   43.14 2.74e-05 ***
z            3.7619     0.2112   17.81 0.000386 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.369 on 3 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9906, Adjusted R-squared:  0.9875
F-statistic: 317.3 on 1 and 3 DF,  p-value: 0.0003857
```

- ▶ KQS: $\hat{\alpha} = 86.1429$, $\hat{\beta} = 3.7619$ (in der Spalte Estimate)
- ▶ $R^2 = 0.9906$ (Multiple R-squared)
- ▶ Es werden Tests durchgeführt, ob die Parameter α und β signifikant in das Modell eingehen: Bei vielen Sternchen ist das der Fall, bei keinem Sternchen ist das Modell ungeeignet

Die Aufgaben 9.4. bis 9.6. des Aufgabenblattes
können jetzt bearbeitet werden.

Gliederung

- 1 Lineare Zusammenhänge erkennen
 - Korrelationskoeffizienten
 - Korrelation vs. Kausalität
- 2 Lineare Regressionsmodell
 - Methode der kleinsten Quadrate
 - Residuenanalyse und Bestimmtheitsmaß
- 3 Multiple lineare Regression
 - Die Modellierung
 - Der KQ-Schätzer
- 4 Logit Modelle
 - Modellierung binärer Regression
 - Beispiel und Parameterschätzung

Multipl. Regressionsmodell

Allgemeine Modellannahme:

$$Y_i = \theta_1 \cdot X_{i,1} + \dots + \theta_p \cdot X_{i,p} + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n$$

bzw. in Matrixnotation

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} X_{1,1} & \dots & X_{1,p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n,1} & \dots & X_{n,p} \end{pmatrix}}_{=\mathbf{X}} \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_p \end{pmatrix}}_{=\boldsymbol{\theta}} + \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}$$

mit:

- ▶ *Designmatrix* \mathbf{X} hat vollen Rang ($\Rightarrow \text{rang}(\mathbf{X}) = p \leq n$)
- ▶ Fehler $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ unabh. mit Erwartungswert 0, Varianz σ^2

Spezialfälle des Modells

- ▶ Der Fall $p = 2$, $X_{i,1} = 1$ für alle i ist das einfache Lineare Regressionsmodell
- ▶ Den Fall $X_{i,k} = X_i^k$ nennt man *polynomiales Regressionsmodell*
- ↪ Hier hängt Y_i polynomial von *einer* Variablen X_i ab, d.h.

$$Y_i = P(X_i) + \epsilon_i$$

für ein Polynom P mit Grad p

KQ-Schätzer für θ

- ▶ Gesucht: „guter“ Schätzer für θ
- ▶ Auch hier erhält man durch die Methode der kleinsten Quadrate einen KQS $\hat{\theta} = \hat{\theta}(y)$ für θ

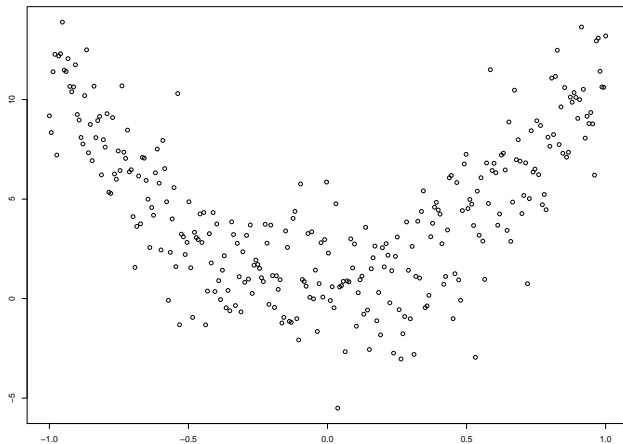
$$\hat{\theta} = (\mathbf{X}^t \cdot \mathbf{X})^{-1} \cdot \mathbf{X}^t \cdot y$$

für eine Beobachtung $y = (y_1, \dots, y_n)$

- ▶ Berechnung erfolgt numerisch
- ▶ In R mit `lm(y~x1+x2+...+xp)`

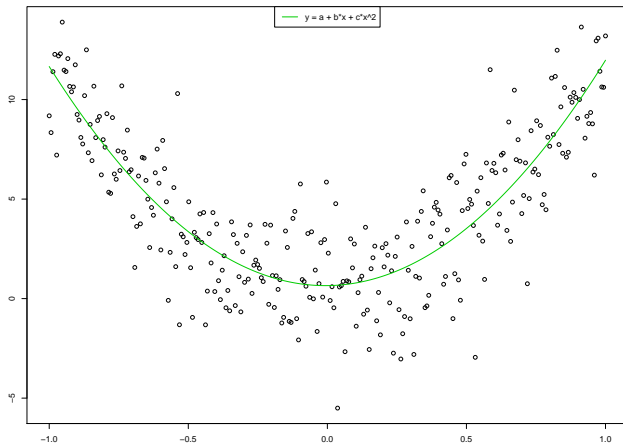
Beispiel: Polynomielle Regression

Betrachte Beispiel von Folie 6



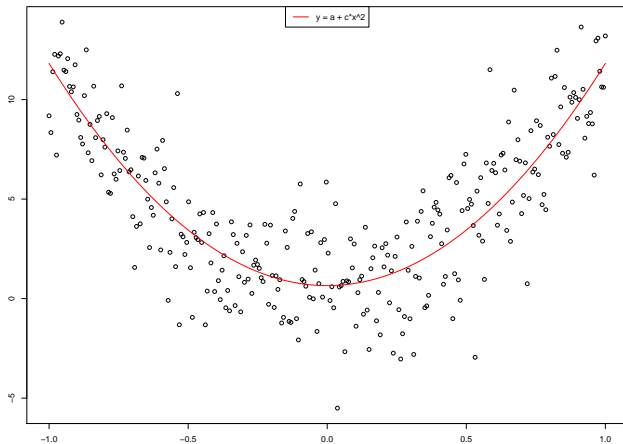
Beispiel: Polynomielle Regression

Betrachte Beispiel von Folie 6



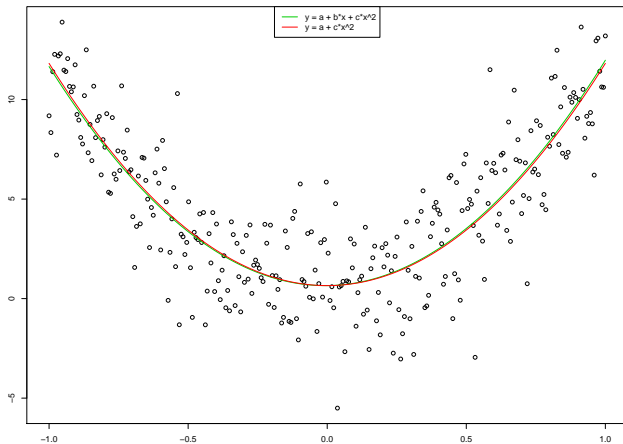
Beispiel: Polynomielle Regression

Betrachte Beispiel von Folie 6



Beispiel: Polynomielle Regression

Betrachte Beispiel von Folie 6



Beispiel: Polynomielle Regression, Modellanpassung

- ▶ `summary` Ausgabe für das Modell $Y_i = a + b \cdot X_i + c \cdot X_i^2 + \epsilon_i$:

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   0.6527     0.1848   3.532 0.000478 ***
b              0.1586     0.2127   0.746 0.456398
c             11.1651     0.4105  27.200 < 2e-16 ***
  
```

⇒ Parameter b geht nicht signifikant in das Modell ein

- ▶ `summary` Ausgabe für das Modell $Y_i = a + c \cdot X_i^2 + \epsilon_i$:

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   0.6527     0.1847   3.535 0.000473 ***
c             11.1651     0.4102  27.220 < 2e-16 ***
  
```

⇒ Modell mit weniger Parametern ist hier vorzuziehen

Modellanpassung - Der Befehl `step`

Frage: Welches Modell beschreibt die Situation am besten?

Bsp.: Auf der vorherigen Folie geht b nicht signifikant in in das Modell ein. Das Modell ohne den linearen Term beschreibt die Situation besser. (Die p -Werte sind kleiner.)

- ▶ Man nehme das signifikanteste Modell.
- ▶ Hat man viele Einflussgrößen, so ist es aufwendig jedes einzelne Modell zu überprüfen.
- ▶ In R erledigt dies die Funktion `step`
- ▶ `step` entfernt oder fügt zu einem bestehenden Modell Einflussfaktoren hinzu und bewertet die Güte des neuen Modells.
- ▶ Als Güte Maß dient der **AIC**-Wert (Akaike's Information Criterion). Je niedriger der Wert, desto besser ist die Modellanpassung.

Beispiel - step

▶ `step(lm(y ~ b + c))`

Start: **AIC=457.75**

`y ~ b + c`

	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
- b	1	2.5	1354.9	456.31
<none>			1352.4	457.75
- c	1	3368.8	4721.2	830.81

Step: **AIC=456.31**

`y ~ c`

	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
<none>			1354.9	456.31
- c	1	3368.8	4723.7	828.97

Call:

`lm(formula = y ~ c)`

Coefficients:

(Intercept)	c
0.6527	11.1651

▶ Alternativ: `step(model, .~.+groesse1+groesse2)`

add1 und update

- ▶ `add1` überprüft wie sich die Güte eines Modells bei Hinzunahme von Einflussfaktoren verändert.
- ▶ `update` fügt Größen zu einem Modell hinzu

Beispiel

- ▶ `add1(model, .~.+groesse1+groesse2)`
- ▶ `update(model, .~.+groesses2)`

Die Aufgaben 9.7. bis 9.8. des Aufgabenblattes
können jetzt bearbeitet werden.

Gliederung

- 1 Lineare Zusammenhänge erkennen
 - Korrelationskoeffizienten
 - Korrelation vs. Kausalität
- 2 Lineare Regressionsmodell
 - Methode der kleinsten Quadrate
 - Residuenanalyse und Bestimmtheitsmaß
- 3 Multiple lineare Regression
 - Die Modellierung
 - Der KQ-Schätzer
- 4 **Logit Modelle**
 - **Modellierung binärer Regression**
 - **Beispiel und Parameterschätzung**

Binäre Regression

- ▶ Lineare Modelle eignen sich gut, wenn die Zielvariable stetig ist (und zumindestens approximativ normalverteilt)
- ▶ In vielen Anwendungen ist Zielvariable nicht stetig, sondern binär
- ▶ Bsp: Antwort auf eine Ja/Nein Frage
- ▶ **Ziel einer binären Regression:** Modellierung und Schätzung des Effekts der Variablen $X_{i,1}, \dots, X_{i,p}$ auf die (bedingte) Wahrscheinlichkeit

$$\pi_i = \mathbb{P}(Y_i = 1 \mid X_{i,1}, \dots, X_{i,p})$$

Modellierungsprobleme

Der intuitive Ansatz

$$\pi_i = \theta_0 + \theta_1 \cdot X_{i,1} + \dots + \theta_p \cdot X_{i,p} + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n$$

ist ungeeignet:

- ▶ Y_i ist binär, was für die Regressorwerte der rechten Seite eine zu starke Einschränkung darstellt

Modellierung

- ▶ **Lösungsansatz:** Verknüpfe den *linearen Prädiktor*
 $\eta_i = \theta_0 + \theta_1 \cdot X_{i,1} + \dots + \theta_p \cdot X_{i,p}$ mit einer monoton wachsenden
 Funktion $h: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$, also

$$\pi_i = h(\theta_0 + \theta_1 \cdot X_{i,1} + \dots + \theta_p \cdot X_{i,p})$$

und untersuche das Modell

$$h^{-1}(\pi_i) = \theta_0 + \theta_1 \cdot X_{i,1} + \dots + \theta_p \cdot X_{i,p}$$

- ▶ Als *Responsefunktion* h wählt man häufig eine Verteilungsfunktion
- ▶ Im Logit-Modell: $h(t) = \frac{\exp(t)}{1+\exp(t)}$ (logistische Verteilungsfunktion)
- ▶ Umkehrfunktion $h^{-1}(t) = \log\left(\frac{t}{1-t}\right)$ heißt auch *Logit-Funktion*

Modelle für die Chancen

- ▶ Für die *Chancen (odds)*

$$\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \frac{\mathbb{P}(Y_i = 1 \mid X_{i,1}, \dots, X_{i,p})}{\mathbb{P}(Y_i = 0 \mid X_{i,1}, \dots, X_{i,p})}$$

erhält man (im Logit Modell!) das multiplikative Modell

$$\frac{\mathbb{P}(Y_i = 1 \mid X_{i,1}, \dots, X_{i,p})}{\mathbb{P}(Y_i = 0 \mid X_{i,1}, \dots, X_{i,p})} = \exp(\theta_0) \cdot \exp(\theta_1 X_{i,1}) \cdot \dots \cdot \exp(\theta_p X_{i,p})$$

- ⇒ Für die logarithmierten Chancen (*log-odds*) erhält man ein lineares Modell

Interpretation

Bei Erhöhung der Kovariablen $X_{i,k}$ um 1 ändert sich das Verhältnis der Chancen um $\exp(\theta_k)$

$$\Rightarrow \exp(\theta_k) \cdot \left(\exp(\theta_0) \cdot \exp(\theta_1 X_{i,1}) \cdot \dots \cdot \exp(\theta_p X_{i,p}) \right)$$

Also:

- ▶ $\theta_k > 0$: Chance wird größer
- ▶ $\theta_k < 0$: Chance wird kleiner
- ▶ $\theta_k = 0$: Chance bleibt gleich

Beispiel: Tod durch Herzversagen

- ▶ Zielvariable: Patient stirbt an Herzversagen (0/1 codiert)
 - ▶ Kovariablen: Alter, Geschlecht, Cholesterinspiegel, ...
 - ▶ Ist $\theta_1 = 0.08$: Chance an Herzversagen zu sterben erhöht sich bei einem 10 Jahre älterem Patienten um den Faktor $\exp(10 \cdot 0.08) \approx 2.2$
 - ▶ Vorsicht: Bei unterschiedlichen Wahlen von h können die geschätzten Werte für θ stark abweichen, die Verhältnisse θ_2/θ_1 usw. bleiben jedoch nahezu konstant
- ⇒ Es kann festgestellt werden, welche Variable den größten Einfluss hat

Schätzung der Parameter

- ▶ θ wird *nicht* durch die Methode der kleinsten Quadrate geschätzt
- ▶ Mit einem Maximum-Likelihood-Ansatz lässt sich (numerisch) ein guter Schätzer für θ bestimmen. (Y_1, \dots, Y_n) ist bedingt unter den Kovariablen $\otimes_{i=1}^n B(1, \pi_i)$ -verteilt.
- ▶ In R erhält man diese mit
`glm(Y ~ x1 + ... + xp, family = binomial(link="logit"))`