Nichtlineare Effekte in der linearen Regression Einführung lineare Regression

Jan-Philipp Kolb

Freitag, 20.06.2014

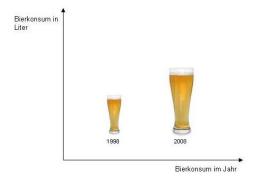


Inhalt

Einführung

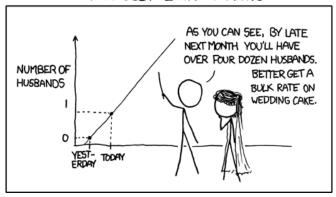
Überblick - lineare Regression mit R

Worum geht es in diesem Abschnitt?

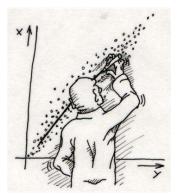


- ► Lineare Regression dient als Ausgangspunkt für viele weitere Klassen von Methoden.
- ► Die Grundlagen der linearen Regression sollen wieder ins Gedächtnis gerufen werden.

MY HOBBY: EXTRAPOLATING



Die lineare Regression



 $\textbf{Quelle:} \ \texttt{http://www.trbailey.net/pga/v/post/gm_regression.jpg.html}$

Χ

unabhängige Variable erklärende Variable Regressor Kovariable Υ

abhängige Variable zu erklärende Variable Regressand Response Variable

Zu schätzen gilt es den Niveauparameter α (Achsenabschnitt; Intercept) und den Steigungsparameter β (Slope).

Als Schätzmethoden können herangezogen werden:

► Kleinste-Quadrat-Methode

Χ

unabhängige Variable erklärende Variable Regressor Kovariable Υ

abhängige Variable zu erklärende Variable Regressand Response Variable

Zu schätzen gilt es den Niveauparameter α (Achsenabschnitt; Intercept) und den Steigungsparameter β (Slope).

- Kleinste-Quadrat-Methode
- Maximum-Likelihood-Methode

Χ

unabhängige Variable erklärende Variable Regressor

Kovariable

Υ

abhängige Variable zu erklärende Variable Regressand Response Variable

Zu schätzen gilt es den Niveauparameter α (Achsenabschnitt; Intercept) und den Steigungsparameter β (Slope).

- Kleinste-Quadrat-Methode
- Maximum-Likelihood-Methode
- ► Momenten-Methode

Χ

unabhängige Variable erklärende Variable

Regressor

Kovariable

Υ

abhängige Variable zu erklärende Variable

Regressand

Response Variable

Zu schätzen gilt es den Niveauparameter α (Achsenabschnitt; Intercept) und den Steigungsparameter β (Slope).

- Kleinste-Quadrat-Methode
- Maximum-Likelihood-Methode
- Momenten-Methode
- Jeweils verallgemeinerte Methoden

Χ

unabhängige Variable erklärende Variable

Regressor

Kovariable

Υ

abhängige Variable zu erklärende Variable

Regressand

Response Variable

Zu schätzen gilt es den Niveauparameter α (Achsenabschnitt; Intercept) und den Steigungsparameter β (Slope).

- Kleinste-Quadrat-Methode
- Maximum-Likelihood-Methode
- Momenten-Methode
- Jeweils verallgemeinerte Methoden
- Empirical Likelihood

Х

unabhängige Variable erklärende Variable Regressor

Kovariable

Y

abhängige Variable zu erklärende Variable

Regressand

Response Variable

Zu schätzen gilt es den Niveauparameter α (Achsenabschnitt; Intercept) und den Steigungsparameter β (Slope).

- Kleinste-Quadrat-Methode
- Maximum-Likelihood-Methode
- Momenten-Methode
- Jeweils verallgemeinerte Methoden
- Empirical Likelihood

Lineare Regression

- x und y sind stetige metrische Variablen
- x ist die unabhängige Variable
- y ist die abhängige Variable

Unterstellt wird ein lineares Modell

$$Y = \alpha + \beta \cdot X$$

Modell der linearen Einfachregression

Unterstellt wird ein lineares Regressionsmodell

$$Y = \alpha + \beta \cdot X + \varepsilon$$
 , oder $Y \sim N(\alpha + \beta \cdot X, \sigma_{\varepsilon}^{2})$,

Annahme Standardmodell: Absolutglied im Modell enthalten

Alle weiteren Faktoren, die neben X Zielvariable Y beeinflussen, werden in stochastischen Störterm ε zusammengefasst.

Da ε als nichtsystematische Komponente definiert wird, muss $E(\varepsilon)=0$ gelten.

Lineare Regression in R - Beispieldatensatz

Lawn Roller Data

Lex data frame has 10 rows and 2 columns. Different weights of roller were rolled over Description and the depression was recorded.

The roller data frame has 10 rows and 2 columns. Different weights of roller were rolled over different parts of a lawn, and the depression was recorded.

Usage

roller

Format

This data frame contains the following columns:

weight

depth a numeric vector consisting of the roller weights

depression

the depth of the depression made in the grass under the roller

library(DAAG)
data(roller)
?roller

Das lineare Regressionsmodell in R

Schätzen eines Regressionsmodells:

```
roller.lm <- lm(depression ~ weight, data = roller)</pre>
```

So bekommt man die Schätzwerte:

```
summary(roller.lm)
```

Falls das Modell ohne Intercept geschätzt werden soll:

```
lm(depression ~ -1 + weight, data = roller)
```

Summary des Modells

```
summary(roller.lm)
```

```
call:
lm(formula = depression ~ weight, data = roller)
Residuals:
          10 Median 3Q
  Min
                             Max
-8.180 -5.580 -1.346 5.920 8.020
coefficients:
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -2.0871 4.7543 -0.439 0.67227
weight
        2.6667 0.7002 3.808 0.00518 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 6.735 on 8 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.6445, Adjusted R-squared: 0.6001
F-statistic: 14.5 on 1 and 8 DF, p-value: 0.005175
```

R arbeitet mit Objekten

- roller.lm ist nun ein spezielles Regressions-Objekt
- Auf dieses Objekt können nun verschiedene Funktionen angewendet werden

```
predict(roller.lm) # Vorhersage
resid(roller.lm) # Residuen
```

Behandlung von nominalen Variablen

In vielen empirischen Anwendungen spielen qualitative Variablen eine Rolle.

⇒ Um qualitative Merkmale in Regressionsmodellen zu berücksichtigen werden Dummy Variablen verwendet.

Erklärende Variable vs. Regressor

- Bei quantitativen Variablen gilt: Erklärende Variable = Regressor.
- Eine qualitative erklärende Variable kann mehrere Kategorien haben (Beispiel: Geschlecht).
- ► Eine Dummy Variable ist hingegen ein Regressor, der für eine Ausprägung der erklärenden Variablen steht

Dichotome Variable

Beispiel: Betrachtet wird ein Modell, in welchem der Lohn (Y) auf die Anzahl der Ausbildungsjahre (X) und auf das Geschlecht regressiert wird.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_i + \delta \cdot D_i + \varepsilon_i$$

Mit

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{falls } i\text{--te Beobachtung eine Frau ist} \\ 0 & \text{falls } i\text{--te Beobachtung eine Mann ist} \end{cases}$$

als Dummy-Variable für das Geschlecht.

Bedingten Erwartungswerte:

$$E(y_i|X, D = 1) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_i + \delta$$

 $E(y_i|X, D = 0) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_i$

Dummy Variable bewirkt Parallelverschiebung der Regressionsgeraden

Interpretation von δ

$$\delta = E(y_i|X, D = 1) - E(y_i|X, D = 0)$$

gibt Lohnunterschied zwischen Männer und Frauen an

Interaktion mit Dummy-Variablen

Interaktion zwischen metrischer und Dummy-Variable

Eine weitere erklärende Variable als das Produkt einer Dummy–Variable und stetigen Variable (hier: Ausbildungsjahre) in Modell aufgenommen.

 \Rightarrow Es resultiert ein Modell, das je nach Kategorie (Mann / Frau) eine unterschiedliche Steigung aufweist.

 \Rightarrow Diese neue Variable wird daher häufig auch *Steigungsvariable* genannt.

Das Regressionsmodell lautet:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \delta D_i + \gamma x_i D_i + \varepsilon_i$$
.

- ▶ Die neue Variable ist zwar eine Funktion von X und D, jedoch keine lineare Funktion (kein Multikollinearitätsproblem).
- Durch Umsortierung erhält man die äquivalente Darstellung

$$y_i = (\beta_0 + \delta D_i) + (\beta_1 + \gamma D_i) x_i + \varepsilon_i$$

▶ für die bedingten Erwartungswerte ergeben sich

$$E(y_i|x_i, D_i = 0) = \beta_0 + \beta_1 x_i E(y_i|x_i, D_i = 1) = (\beta_0 + \delta) + (\beta_1 + \gamma)x_i$$

Interpretation der Parameter

- β_0 ist der Niveauparameter für Männer
- β_1 ist der Steigungsparameter für Männer
- lacktriangle ist der Unterschied im Achsenabschnitt zwischen Männer und Frauen
- $ightharpoonup \gamma$ ist der Unterschied in der Steigung zwischen Männer und Frauen

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	e Pr(> t)	
(Intercept)	0.20050	0.84356	0.238	0.812	
Jahre	0.53948	0.06422	8.400	4.24e-16	***
Geschl.	-1.19852	1.32504	-0.905	0.366	
Jahre:Geschl.	-0.08600	0.10364	-0.830	0.407	

Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.'

Residual standard error: 3.186 on 522 degrees of freedom Multiple R-Squared: 0.2598, Adjusted R-squared: 0.2555

F-statistic: 61.07 on 3 and 522 DF, p-value: < 2.2e-16

Dummy Variablen in R

So erzeugt man Dummies:

```
DumW <- rep(0,length(roller$weight))</pre>
```

```
DumW[roller$weight>6] <- 1</pre>
```

Dummy Variablen in R

Dummies können auch mit library(dummies) erzeugt werden:

```
data(NonResponse, package="vcd")
```

dummy(NonResponse\$residence)

Für Regressionen kann das sehr nützlich sein.

Dummy Variablen in R

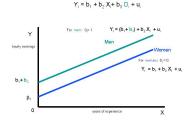
> NonResponse

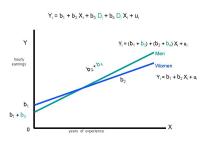
```
Freq residence response gender status
306 Copenhagen
                     ves
                           male
264 Copenhagen
                     ves female
 49 Copenhagen
                           male
 76 Copenhagen
                      no female
                           male
609
          City
                     yes
627
          City
                     ves female
          City
                           male
 79
          City
                      no female
978
       Country
                     ves
                           male
947
       Country
                     yes female
                           male
103
       Country
114
                      no female
                                     0
       Country
```

> dummy(NonResponse\$residence)

	residenceCopenhagen	residenceCity	residenceCountr
[1,]	1	Ō	
[2,]	1	0	
[3,]	1	0	
[4,]	1	0	
[5,]	0	1	
[6,]	0	1	
[7,]	0	1	
[8,]	0	1	
[9,]	0	0	
[10,]	0	0	
[11,]	0	0	
[12,]	0	0	

Visualisierung Effekt Dummy Variablen





Überblick - lineare Regression mit R

Interactions in formulas

Let a, b, c be categorical variables and x, y be numerical variables. Interactions are specified in R as follows³:

Formula	Description
y~a+x	no interaction
y~a:x	interaction between variables a and x
y~a*x	the same and also includes the main effects
y~a/x	interaction between variables a and x (nested)
y~(a+b+c)^2	includes all two-way interactions
y~a*b*c-a:b:c	excludes the three-way interaction
I()	to use the original arithmetic operators
	a contract of the contract of

Denise Ferrari denise@stat.ucla.edu Regression in R I

UCLA SCC

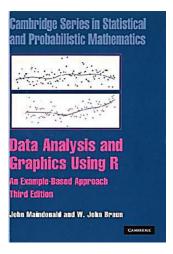
UCLA SCC

³Adapted from Kleiber and Zeileis, 2008.

Linkliste - lineare Regression

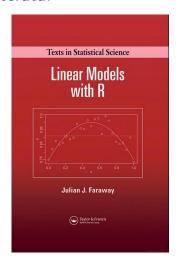
- Auf dem Kurs an der Uni Leipzig von Verena Zuber basieren auch viele der Aufgaben in diesem Workshop: http://www.uni-leipzig.de/~zuber/teaching/ws09/ r-kurs/theorie/Kurs9.pdf
- ▶ Eine der vielen interessanten Blogs auf r-bloggers: http://www.r-bloggers.com/ r-tutorial-series-simple-linear-regression/
- Komplettes Buch von Faraway (sehr intuitiv geschrieben): http: //cran.r-project.org/doc/contrib/Faraway-PRA.pdf
- Gute Einführung auf Quick-R:
- http://www.statmethods.net/stats/regression.html

Literatur Regression



- 1. Einführung in R
- Datenanalyse
- 3. Statistische Modelle
- 4. Inferenzkonzepte
- Regression mit einem Prädiktor
- 6. Multiple lineare Regression
- Ausweitung des linearen Modells
- 8. ...

Literatur



- Lineare Regression gut erklärt
- ► Beispiele mit R-code

Pakete - Regression

Paket	Für was?
base{Im}	Einfache lineare Regression
base{glm}	Generalisierte Lineare Modelle
tsDyn	Autoregressive Modelle (Zeitreihen)
robustbase	Robuste Regressionen
crs	Nichtparametrische Regression
glmnet	Lasso Verfahren

Aufgabe B1 - lineare Regression

Datensatz toycars - Paket DAAG

Beschrieben wird Wegstrecke, dreier Spielzeugautos die in unterschiedlichen Winkeln Rampe herunterfuhren.

- angle: Winkel der Rampe
- distance: Zurückgelegte Strecke des Spielzeugautos
- car: Autotyp (1, 2 oder 3)

Quelle: http://www.uni-leipzig.de/~zuber/teaching/ws09/r-kurs/praxis/U9.pdf

Aufgabe B1 - lineare Regression

- (a) Installieren und laden Sie das Paket DAAG.
- (b) Speichern Sie den Datensatz "toycars" in einem dataframe data ab und wandeln Sie die Variable "car" des Datensatzes in einen Faktor (as.factor) um.
- (c) Erstellen Sie drei Boxplots, die die zurückgelegte Strecke getrennt nach dem Faktor "car" darstellen.
- (d) Schätzen Sie für jedes der 3 Autos separat die Parameter des folgenden linearen Modells mit Hilfe der Funktion "lm()"

$$distance_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot angle_i + \varepsilon_i$$

- (e) Überprüfen Sie deskriptiv den Fit der drei Modelle, indem Sie die Regressiongerade in einen Plot von distance gegen angle einfügen. Deutet das R² jeweils auf eine gute Modellanpassung hin?
- (f) Führen Sie weitere deskriptive Diagnosen mit Hilfe der plot.lm() Funktion durch. Besteht ein linearer Zusammenhang? Sind die Residuen normalverteilt? Haben die Fehler gleiche Varianz?

Quelle: http://www.uni-leipzig.de/~zuber/teaching/ws09/r-kurs/praxis/U9.pdf

Aufgabe B2 - lineare Regression

Für den Zusammenhang zwischen Alter und Herzfrequenz gibt es folgende Daumenregel:

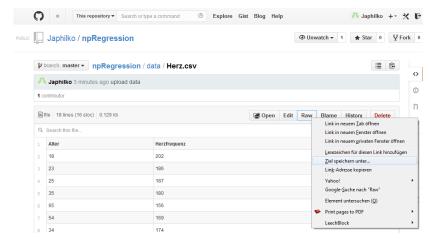
Herzfrequenz = 220 - Alter

Im Datensatz Herz.csv auf der GitHub-Seite finden Sie 15 empirische Herzfrequenzmesswerte aus verschiedenen Altersgruppen.

- ► Lesen Sie den Datensatz Herz in einem dataframe HerData ein und erstellen Sie einen Scatterplot. Deutet der Plot auf einen linearen Zusammenhang zwischen Alter und Herzfrequenz hin?
- ▶ Überprüfen Sie mittels eines linearen Modells, ob die Daumenregel stimmt.

Aufgabe B2 - lineare Regression

Daten herunterladen:



https://github.com/Japhilko/npRegression

Jan-Philipp Kolb Nichtlineare Effekte in der linearen Regression