

Statistik für Digital Humanities

Logistische Regression

Dr. Jochen Tiepmar

Institut für Informatik
Computational Humanities
Universität Leipzig

25. Januar 2021

[Letzte Aktualisierung: 24/01/2021, 21:05]

Logistische Regression

Logistische Regression:

- \hat{Y} = kategoriale Variable
- Gesucht: Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit einer Gruppe $P(Y)$
- Beispiele: Geschlechtszuordnung anhand Lautstärke der Rülpsen

Binäre Logistische Regression:

- 2 Kategorien als Outcome
- Geschlecht (Nominal), Bestanden/Durchgefallen (Ordinal), Ja/nein

Multinominale Logistische Regression: auch polychotome L. R.

- Mehr als 2 Kategorien
- Stadtviertelzugehörigkeit, Notenvorhersage, Lieblingsfarbe

Berechnung

- Verletzung der Annahme *Linearität der Outcomes*
- → "Formulieren der multiplen linearen Regression in logarithmischer Art umgeht das Problem"
- $P(Y) = \frac{1}{1+e^{-(b_0+b_1*X_1)}}$
- $P(Y) = \frac{1}{1+e^{-(b_0+b_1*X_1+b_2*X_2+\dots+b_m*X_m)}}$ Logistische Funktion = Umkehrfunktion des Logit
<https://de.wikipedia.org/wiki/Logit>
- e = Basis des natürlichen Logarithmus ≈ 2.718
Eulersche Zahl $\rightarrow y = e^x$ Umkehrfunktion von $y = \ln x$
- $P(Y) \in [0, 1] \rightarrow [unwahrscheinlich, wahrscheinlich]$
- wir berechnen also nicht mehr Y , sondern dessen Wahrscheinlichkeit / Likelihood

Fitness des Modells

Log-Likelihood

- $Y_i \in \{0, 1\} \rightarrow \{nein, ja\}, P(Y) \in [0, 1]$
- Log-Likelihood = $\sum_{i=1}^n Y_i * \ln P(Y_i) + (1 - Y_i) * \ln(1 - P(Y_i))$
 - Für jede Person i
- negativer Wert
- Je größer Betrag, desto schlechter ist der Fit , desto höher unerklärte Varianz

Abweichung

- $-2LL = -2 * \text{LogLikelihood}$
- χ^2 -Verteilung Chi Square
- Je größer, desto schlechterer Fit

Likelihood-Ratio

- $\chi^2 = 2LL(model) - 2LL(baseline) = -2LL(baseline) - (-2LL(model))$
- Baseline-Modell bei Log. Regression = Modell reduziert auf $Y = b_0$
- $df = k_{model} - k_{baseline} = (\text{Anzahl Prädiktoren} + 1) - 1 = \text{Anzahl Prädiktoren}$
- je höher desto größer der Unterschied

Fitness des Modells

R, R^2

- Verschiedene Berechnungen, die verschieden interpretiert werden müssen
- Anders zu behandeln als sonst
- → Homser, D.C. & Lemeshow, S. (1989): *Applied logistic regression*
- → Cox, D.R. & Snell, D.J. (1989): *The analysis of binary data*
- → Nagelkerke, N.J.D. (1991): *A note on a general definition of the coefficient of determination*
- Besser mit höherer Anzahl der Prädiktoren
- Kann als Effektstärke verwendet werden
- Codevorlage Siehe Moodle.

Akaike Information Criterion

- $AIC = -2LL + 2k$ mit $k =$ Anzahl der Prädiktoren
- Je höher desto schlechter

Bayes Information Criterion

- $BIC = -2LL + 2k * \log(n)$ mit $n =$ Anzahl der Fälle
- Je höher desto schlechter, normalisiert auf Datenmenge

Fitness der Prädiktoren – Wald Statistik

- $z_{b_i} = \frac{b_i}{SE_b}$
- z-Verteilung (Normalverteilt)
- $H_0 = b_i$ ist signifikant ähnlich 0
- $z_{b_i} > z_{kr} \rightarrow H_0$ unwahrscheinlich
- Achtung: je höher b , desto aufgeblähter SE , desto wahrscheinlicher Typ-2 Fehler
False Negative
→ Menard, S. (1995): *Applied logistic regression analysis*
- Likelihood Ratio sicherer

Odds / Chance

- $odds = \frac{P(event)}{P(no\ event)}$
- $P(event) = \frac{1}{1 + e^{b_0 + b_1 * X_1 + \dots + b_m * X_m}}$
- $P(no\ event) = 1 - P(event)$
- Odds Ratio $\Delta odds = \frac{odds(\text{Änderung um 1 Einheit})}{odds(Original)}$
- $\Delta odds > 1 \rightarrow$ Chance erhöht sich mit Prädiktor
 $\Delta odds < 1 \rightarrow$ Chance sinkt mit Prädiktor
- Konfidenzintervalle von $\Delta odds$ geben zusätzliche Sicherheit
- Wenn KI_U oder KI_O die 1-Grenze überschreiten ist es problematisch

Beispiel

Daten (Siehe R-Projekt im Moodle):

Bestanden	Gelernt	Fachsemester
Nicht Bestanden	Nicht Gelernt	7
Bestanden	Nicht Gelernt	6
Bestanden	Gelernt	8
...

```
#Daten Einlesen und die ersten 6 Daten anzeigen
bestandenData<-read.delim("logRegBsp.dat", header = TRUE)
head(bestandenData)

#Baseline definieren
bestandenData$Bestanden<-relevel(bestandenData$Bestanden, "Nicht Bestanden")
bestandenData$Gelernt<-relevel(bestandenData$Gelernt, "Nicht Gelernt")
```


Beispiel

```
#Hierarchie mit 2 Modellen
# Nur Gelernt
model.gelernt <- glm(Bestanden ~ Gelernt, data = bestandenData,
  family = binomial())

# Gelernt und Fachsemester
model.gelerntFS <- glm(Bestanden ~ Gelernt + Fachsemester, data = bestandenData,
  family = binomial())

summary(model.gelernt)
summary(model.gelerntFS)
```

Beispiel model.gelernt

```
summary(model.gelernt)
```

```
Deviance Residuals:
```

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.5940	-1.0579	0.8118	0.8118	1.3018

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.2877	0.2700	-1.065	0.28671
GelerntGelernt	1.2287	0.3998	3.074	0.00212 **

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 154.08  on 112  degrees of freedom  
Residual deviance: 144.16  on 111  degrees of freedom  
AIC: 148.16
```

```
Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Beispiel model.gelernt

```
summary(model.gelernt)
```

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 154.08 on 112 degrees of freedom    #-2LL(Baseline)  
                                                    = Abw(Baseline)
```

```
Residual deviance: 144.16 on 111 degrees of freedom #-2LL(Modell)  
                                                    = Abw(Modell)
```

```
AIC: 148.16
```

- $Abw(\text{Modell}) < Abw(\text{Baseline}) \rightarrow$ Modell verbessert
- $\chi^2 = Abw(\text{Modell}) - Abw(\text{Baseline}) = 9.92 > \chi_{kr95}^2(df = 1) = 3.84 \rightarrow$
Verbesserung signifikant

Beispiel model.gelernt

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.2877	0.2700	-1.065	0.28671
GelerntGelernt	1.2287	0.3998	3.074	0.00212 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

$$P(\text{Best.}, \text{Nichtgel.}) = \frac{1}{1 + e^{-(-0.288 + (1.229 * 0))}} = 0.428$$

$$P(\text{NichtBest.}, \text{Nichtgel.}) = 1 - P(\text{Best.}, \text{Nichtgel.}) = 0.572$$

$$\text{OriginalOdds} = \frac{0.428}{0.572} = 0.748$$

$$P(\text{Best.}, \text{Gel.}) = \frac{1}{1 + e^{-(-0.288 + (1.229 * 1))}} = 0.719$$

$$P(\text{NichtBest.}, \text{Gel.}) = 1 - P(\text{Best.}, \text{Nichtgel.}) = 0.281$$

$$\text{Odds}(x = 1) = \frac{0.719}{0.281} = 2.559$$

Beispiel model.gelernt

$$\Delta Odds = \frac{2.56}{0.75} = 3.41$$

- $\Delta Odds > 1 \rightarrow$ Die Chance zu bestehen erhöht sich mit Lernen
- Die Chance auf Bestehen wenn man gelernt hat ist 3.42 mal höher als wenn nicht
- 95% Konfidenzintervalle sind ebenfalls $> 1 \rightarrow$ Entweder sehr sicher oder man hat eine der 5% Stichproben erwischt

#Konfidenzintervalle

```
exp(confint(model.gelernt))
```

	2.5 %	97.5 %
(Intercept)	0.4374531	1.268674
GelerntGelernt	1.5820127	7.625545

Beispiel model.gelerntFS

```
summary(model.gelerntFS)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.6025	-1.0572	0.8107	0.8161	1.3095

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.234660	1.220563	-0.192	0.84754
GelerntGelernt	1.233532	0.414565	2.975	0.00293 **
Fachsemester	-0.007835	0.175913	-0.045	0.96447

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 154.08 on 112 degrees of freedom
Residual deviance: 144.16 on 110 degrees of freedom
AIC: 150.16

Number of Fisher Scoring iterations: 4

Beispiel model.gelerntFS

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-0.234660	1.220563	-0.192	0.84754	
GelerntGelernt	1.233532	0.414565	2.975	0.00293	**
Fachsemester	-0.007835	0.175913	-0.045	0.96447	

- $b_{\text{Fachsemester}} = -0.008 \rightarrow$ Geringer Einfluss
- $Pr(> |z|) > 0.05 \rightarrow$ Einfluss nicht signifikant

Beispiel model.gelerntFS

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 154.08 on 112 degrees of freedom  
Residual deviance: 144.16 on 110 degrees of freedom  
AIC: 150.16
```

– AIC hat sich erhöht im Vergleich zu *model.gelernt* → schlechter

```
modelChi <- model.gelernt$deviance - model.gelerntFS$deviance  
chidf <- model.gelernt$df.residual - model.gelerntFS$df.residual  
chisq.prob <- 1 - pchisq(modelChi, chidf)  
modelChi; chidf; chisq.prob  
  
[1] 0.001983528      #Unterschied zwischen model.gelernt und model.gelerntFS  
[1] 1  
[1] 0.9644765       #>0.5 -> keine sign. Verbesserung im Vergleich zu model.gelernt
```


Auswahl der Prädiktoren

Erzwungen (Alle auf einmal)

- Alle Prädiktoren zum Modell hinzufügen und individuell evaluieren

Schrittweise

- vorwärts/rückwärts/Hybrid: Siehe Folien zu Multipler Regression
- Verbesserung / Verschlechterung feststellbar mit *AIC* und *BIC*

Grundannahmen

- Unabhängigkeit der Fehler, geringe Multikollinearität wie vorher
- Linearer Zusammenhang zwischen stetigen Prädiktoren und $\text{Logit}(P(Y)) = \log \frac{p}{1-p}$
- Siehe Begleitmaterial im Moodle

Zusätzliche Probleme

- Unvollständige Informationen zu Gruppen
- Vollständige Abgrenzung
- Achtung: R und andere Statistikprogramme liefern trotzdem (falsche) Ergebnisse

Problem Unvollständiger Informationen zu Gruppen

Raucher/In	Isst Rosenkohl	Lungenkrebs
Ja	Nein	–
Ja	Ja	Ja
Nein	Ja	Ja
Nein	Nein	Nein

- Auch bei stetigen Variablen wichtig
- Jede Kombination sollte mindestens 1 Eintrag haben und 20% mehr als 5
- Hohe *SE* als Indikator nutzbar

Problem Vollständiger Abgrenzung

- Eine Kombination aus Prädiktoren sagt $Y=1$ perfekt voraus, grenzt $Y = 1$ vollständig von $Y = 0$ ab.

Beispiel:

- Druckplatte berechnet $P(\text{Dieb})$ anhand von Gewicht
- Prädiktoren enthalten Diebe und andere Personen \rightarrow OK
- Prädiktoren enthalten Diebe und Katzen \rightarrow Schlecht weil Gewicht sagt $P(\text{Dieb})$ perfekt voraus

Multinominale Logistische Regression

Berechnung

- Paarweise binäre logistische Regression
- Paare je nach Forschungssetup
 - A vs. B, B vs. C
 - A vs. C, A vs. B
 - ...
- Bspw. Abgrenzung gegen sinnvolle Baseline

Beispiel *Erfolg von Anmachsprüchen*

- Daten: Chat-Up Lines.dat
- zusammengefasstes Skript: multinominalRegression.R
- Genauere Beschreibung der Schritte im Moodle

Beispiel Multinominale Logistische Regression

Daten Studie zu Erfolg von Anmachsprüchen

- Outcomes: *keine Reaktion, Telefonnummer, gemeinsames Frühstück*
- Baseline des Outcomes: *keine Reaktion*
- Prädiktoren pro Spruch: *Lustig, Anzüglich, Zeigt Gutmütigkeit, Gender(EmpfängerIn)*

Skalierung: *Lustig, Anzüglich, Zeigt Gutmütigkeit* je von 0, ..., 10 (nicht, ..., stark)

Gender: 1 = female, 0 = male

(Spruch)	Lustig	Anzüglich	Zeigt Gutm.	Gender	Outcome
Na Schnitte, schon belegt?	7	3	1	1	Telefonnummer
...

Beispiel Multinominale Logistische Regression

Berechnung

- je Binäre Logistische Regression für *keine Reaktion vs. Telefonnummer* und *keine Reaktion vs. gemeinsames Frühstück*
- Siehe Begleitmaterial für schrittweise Anleitung via R

Beispiel Multinomiale Logistische Regression

Ergebnis

	b(SE)	$p(> t)$	Kl_U	Odds Ratio	Kl_O
<i>keine Reaktion vs. Tel.nummer</i>					
Intercept	-1.78(0.67)	0.008**			
Gutmütigkeit	0.13(0.05)	0.014*	1.03	1.14	1.27
Lustig	0.14(0.11)	0.205	0.93	1.15	1.43
Female	-1.65(0.80)	0.039*	0.04	0.19	0.92
Anzüglich	0.28(0.09)	0.002**	1.11	1.32	1.57
Female x Lustig	0.49(0.14)	0.000***	1.24	1.64	2.15
Female x Anzüglich	-0.35(0.11)	0.004**	0.57	0.71	0.87
<i>keine Reaktion vs. Frühstück</i>					
Intercept	-4.29(0.94)	0.000***			
Gutmütigkeit	0.13(0.08)	0.12	0.97	1.14	1.34
Lustig	0.32(0.13)	0.011*	1.08	1.38	1.76
Female	-5.63(1.33)	0.000***	0.00	0.00	0.05
Anzüglich	0.42(0.12)	0.001***	1.20	1.52	1.93
Female x Lustig	1.17(0.20)	0.000***	2.19	3.32	4.77
Female x Anzüglich	-0.48(0.16)	0.004**	0.45	0.62	0.86

Signifikanzcodes: 0:***, 0.001:**, 0.01:*

Beispiel Multinomiale Logistische Regression

Interpretation

	b(SE)	$p(> t)$	KI_U	Odds Ratio	KI_O
...
<i>keine Reaktion vs. Frühstück</i>					
Intercept	-4.29(0.94)	0.000***			
Gutmütigkeit	0.13(0.08)	0.12	0.97	1.14	1.34
Lustig	0.32(0.13)	0.011*	1.08	1.38	1.76
Female	-5.63(1.33)	0.000***	0.00	0.00	0.05
Anzüglich	0.42(0.12)	0.001***	1.20	1.52	1.93
Female x Lustig	1.17(0.20)	0.000***	2.19	3.32	4.77
Female x Anzüglich	-0.48(0.16)	0.004**	0.45	0.62	0.86

- *Lustig* hat signifikanten Einfluss ($p < 0.05$) auf den Unterschied zwischen *keine Reaktion* und *Frühstück*
- Die Chance erhöht sich pro Einheit *Lustig* um 1.38
- *Anzüglich* hat stärkeren Einfluss als *Lustig*
- *Gender=Female* hat negativen Einfluss auf den Unterschied zwischen *keine Reaktion* und *Frühstück*
- In Verbindung mit *Lustig* hat *Gender=Female* positiven Einfluss auf den Unterschied zwischen *keine Reaktion* und *Frühstück*, in Verbindung mit *Anzüglich* negativen

Zusammenfassung

- Logistische Regression:
 - \hat{Y} = kategoriale Variable
 - Gesucht: Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit einer Gruppe $P(Y)$
 - Binär vs. Multinomial
- Fitness
 - Modell: Log-Likelihood, Abweichung, χ^2 , (R^2 , R), AIC , BIC
 - Prädiktoren: Wald-Statistik
- Odds-Ratio für Modellvergleiche
 - > 1 Chance erhöht sich mit Prädiktor
 - < 1 Chance sinkt sich mit Prädiktor
 - Konfidenzintervalle, die 1-Grenze überschreiten sind problematisch
- Auswahl der Prädiktoren
 - Erzwungen, Schrittweise
- Annahmen & Probleme
 - Wie bei Regression, Linearität des Logit
 - Unvollständige Informationen zu Gruppen, Vollständige Abgrenzung

DH - Beispiele

- Robert Fuchs (2015): *Do Women Use More Intensifiers than Men? Recent Change in the Sociolinguistics of Intensifiers in British English*
- Intensifiers wie *totally, really, fucking, extremely, . . .*
- Interaktion zwischen Zeit (1994,2014) und je Alter, Geschlecht — Soziale Klasse, Geschlecht und Dialekt
- (Der Fokus auf Gender ist nicht so stark wie es der Titel vermuten lässt)

- Jean M. Twenge, W. Keith Campbell, Brittany Gentile (2012): *Increases in Individualistic Words and Phrases in American Books*
- Individualworte wie *self, unique, personalize, sole, . . .* gegen Kommunalworte wie *group, collective, everyone, teamwork, . . .*
- Entwicklung von 1960 bis 2008
- Jahresvorhersage per Regression