

Count Modelle - diskrete Änderungen darstellen in R

Benjamin Schlegel

17. Oktober 2016

In diesem Artikel wird erklärt, wie man diskrete Änderungen (discrete changes) für Count Modelle (Poisson, Quasi Poisson, Negativ Binomial) berechnet und diese anschliessend darstellen kann.

Im Artikel [Poisson, Quasi Poisson oder Negativ Binomial?](#) wird erklärt, wie man die drei Modelle schätzt und anschliessend entscheiden kann, welchem dieser drei Modelle den Vorzug gegeben werden soll. Dieser Artikel baut auf diesem auf und verwendet deshalb das Quasi Poisson Modell.

Zuerst werden wieder die Daten eingelesen und das Quasi Poisson Modell gerechnet. Das Modell regressiert die Anzahl Affären auf Kinder haben und die Religiosität.

```
library(COUNT)
data("affairs")
affairs$kids = factor(affairs$kids)
relig.matrix = as.matrix(affairs[,8:12])
affairs$religion = factor(relig.matrix%*(1:ncol(relig.matrix)),
  labels = c("anti religious", "not religious", "slightly religious",
    "somewhat religious", "very religious"))
model.quasi = glm(naffairs ~ kids + religion, data=affairs, family=quasipoisson)
summary(model.quasi)
```

Call:

```
glm(formula = naffairs ~ kids + religion, family = quasipoisson,
  data = affairs)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.5060	-1.7709	-1.3952	-0.9859	7.3434

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.4498	0.3074	1.463	0.143863
kids1	0.6944	0.2401	2.892	0.003970 **
religionnot religious	-0.4397	0.2931	-1.500	0.134123
religionlightly religious	-0.3168	0.2963	-1.069	0.285403
religion somewhat religious	-1.1713	0.3227	-3.629	0.000309 ***
religionvery religious	-1.1601	0.4212	-2.754	0.006066 **

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

(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 7.308601)

Null deviance: 2925.5 on 600 degrees of freedom

Residual deviance: 2722.6 on 595 degrees of freedom

AIC: NA

Number of Fisher Scoring iterations: 7

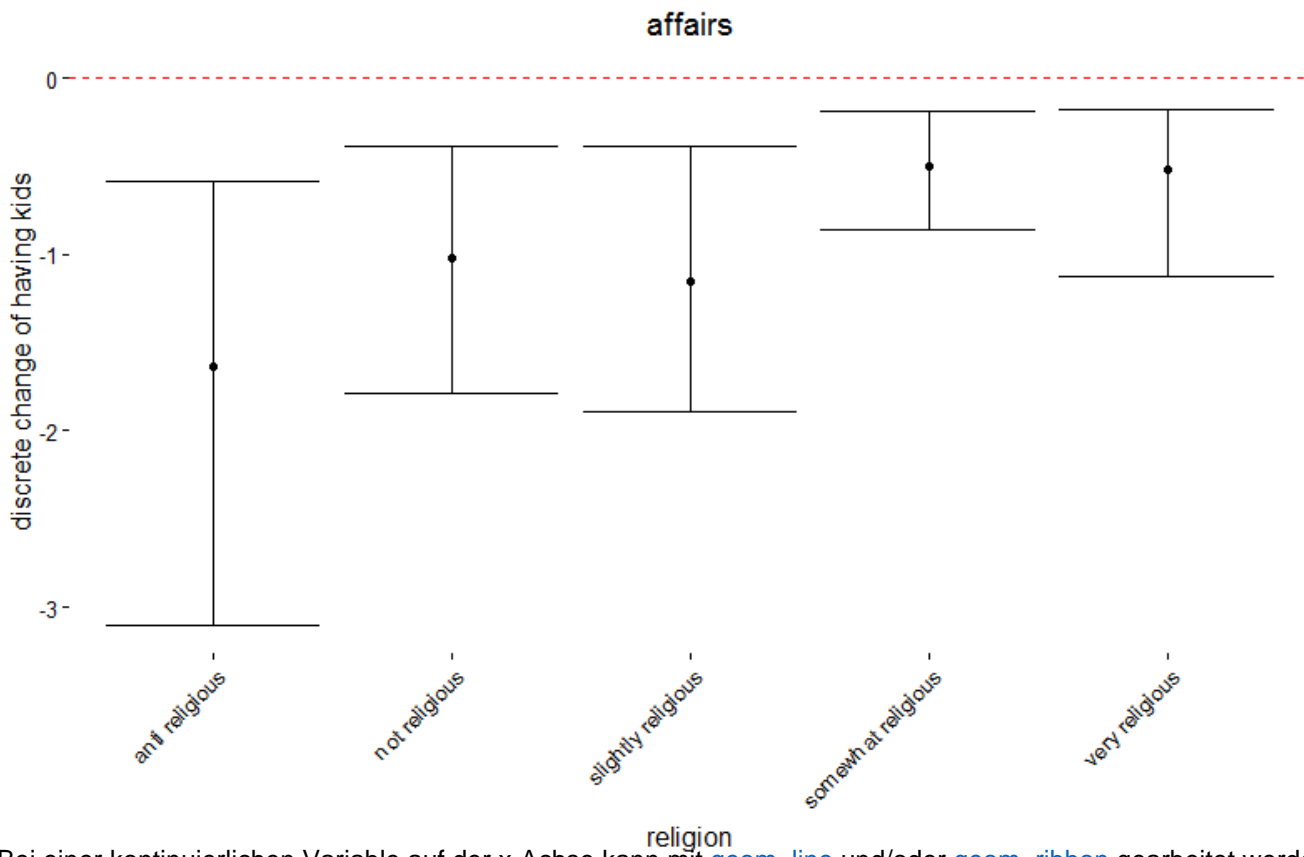
Als nächstes werden die diskreten Änderungen für Kinder haben berechnen. Dazu kann die Funktion `predicts` aus der Bibliothek `glm.predict` verwendet werden.

```
library(glm.predict)
output = predicts(model.quasi,"F:F", position = 1)
output
```

	vall_mean	vall_lower	vall_upper	val2_mean	val2_lower	val2_upper	dc_mean	dc_lower	dc_upper	kids_vall	kids_val2	religion
1	1.6259891	0.8574781	2.7504034	3.1959447	1.9148637	4.898056	-1.5699555	-2.9399766	-0.4202833	0	1	anti religious
2	1.0303588	0.6204725	1.6102396	2.0545780	1.4089705	2.814969	-1.0242191	-1.7245441	-0.4118740	0	1	not religious
3	1.1926255	0.6947076	1.9796240	2.3341549	1.6143378	3.172421	-1.1415294	-1.9180069	-0.4215088	0	1	slightly religious
4	0.5059256	0.2728331	0.8524498	0.9930625	0.6331944	1.472394	-0.4871368	-0.8701596	-0.1693827	0	1	somewhat religious
5	0.5321323	0.2261750	1.0911512	1.0396026	0.5242662	1.851278	-0.5074703	-1.0262726	-0.1627877	0	1	very religious

Wir sehen, dass der Unterschied zwischen Kinder haben und keine Kinder haben bei allen Ausprägungen von Religiosität signifikant ist. Nun wollen wir die Resultate grafisch darstellen mit Hilfe von `ggplot2`. Damit die Religiosität in der richtigen Reihenfolge dargestellt wird, definieren wir die Variable als Faktor mit der korrekten Reihenfolge. Mit `geom_errorbar` können die Fehlerbalken gezeichnet werden. Mit `geom_hline` kann die Null-Linie gezeichnet werden, welche für die Signifikanz relevant ist.

```
output$religion = factor(output$religion,levels =
  c("anti religious","not religious","slightly religious",
  "somewhat religious","very religious"))
library(ggplot2)
ggplot(output,aes(x=religion)) + geom_point(aes(y=dc_mean)) +
  geom_errorbar(aes(ymax=dc_upper,ymin=dc_lower)) +
  geom_hline(yintercept = 0,linetype="dashed",col="red") +
  theme_classic() + ylab("discrete change of having kids") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)) +
  ggtitle("affairs")
```



Bei einer kontinuierlichen Variable auf der x-Achse kann mit `geom_line` und/oder `geom_ribbon` gearbeitet werden.