Logistische Regression und die Analyse von Proportionen

Jonathan Harrington

```
library(lme4)
library(lattice)
library(multcomp)
source(file.path(pfadu, "phoc.txt"))
```

Logistische Regression und Proportionen

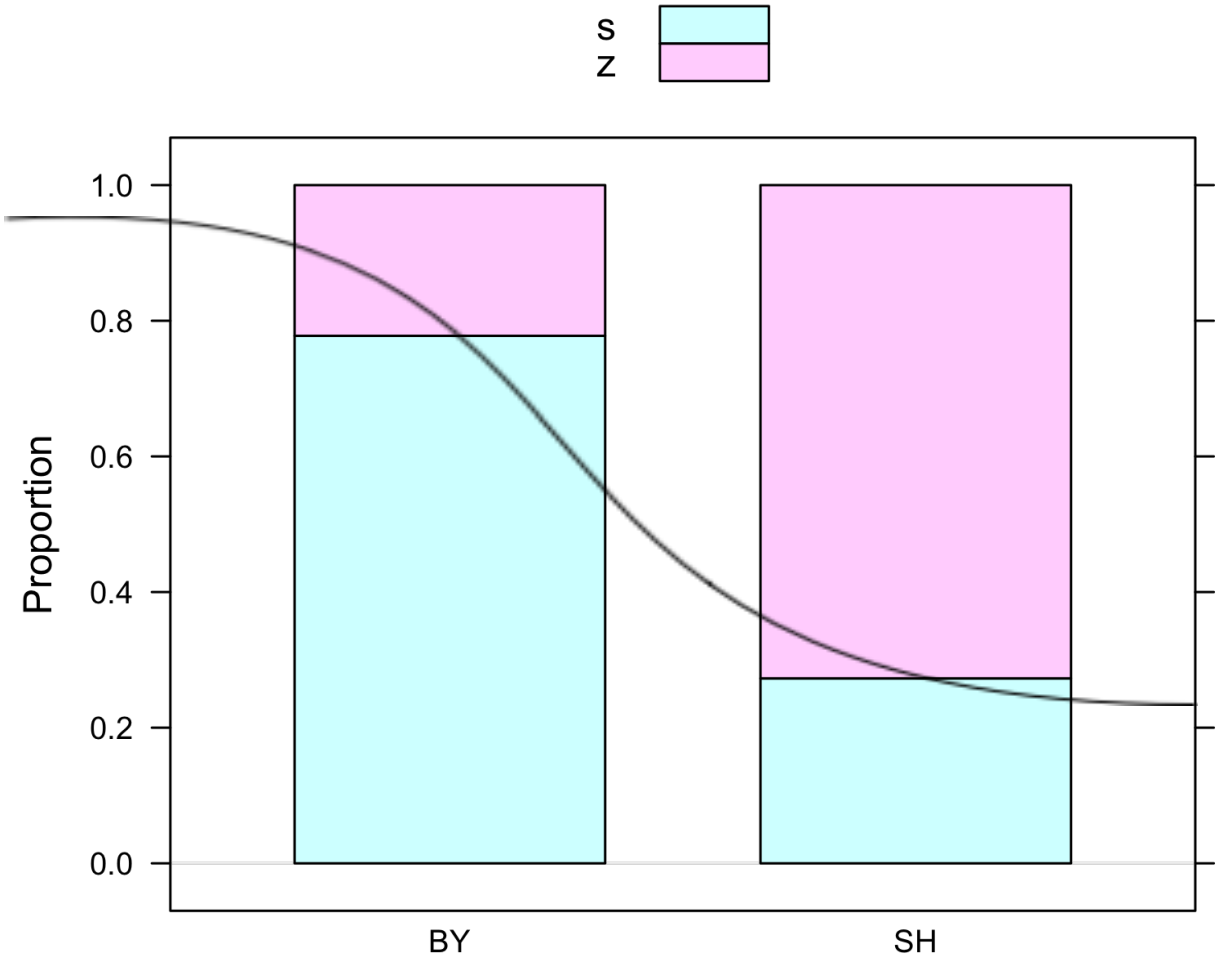
Mit der logistischen Regression wird geprüft, inwiefern die proportionale Verteilung in binären Kategorien (also 2 Stufen) von einem (oder von mehreren) Faktoren beeinflusst wird.

Der abhängige Faktor ist **immer binär**, zB:

glottalisiert vs. nicht-glottalisiert
lenisiert vs. nicht-lenisiert
geschlossen vs. offen
ja vs. nein
True vs. False usw.

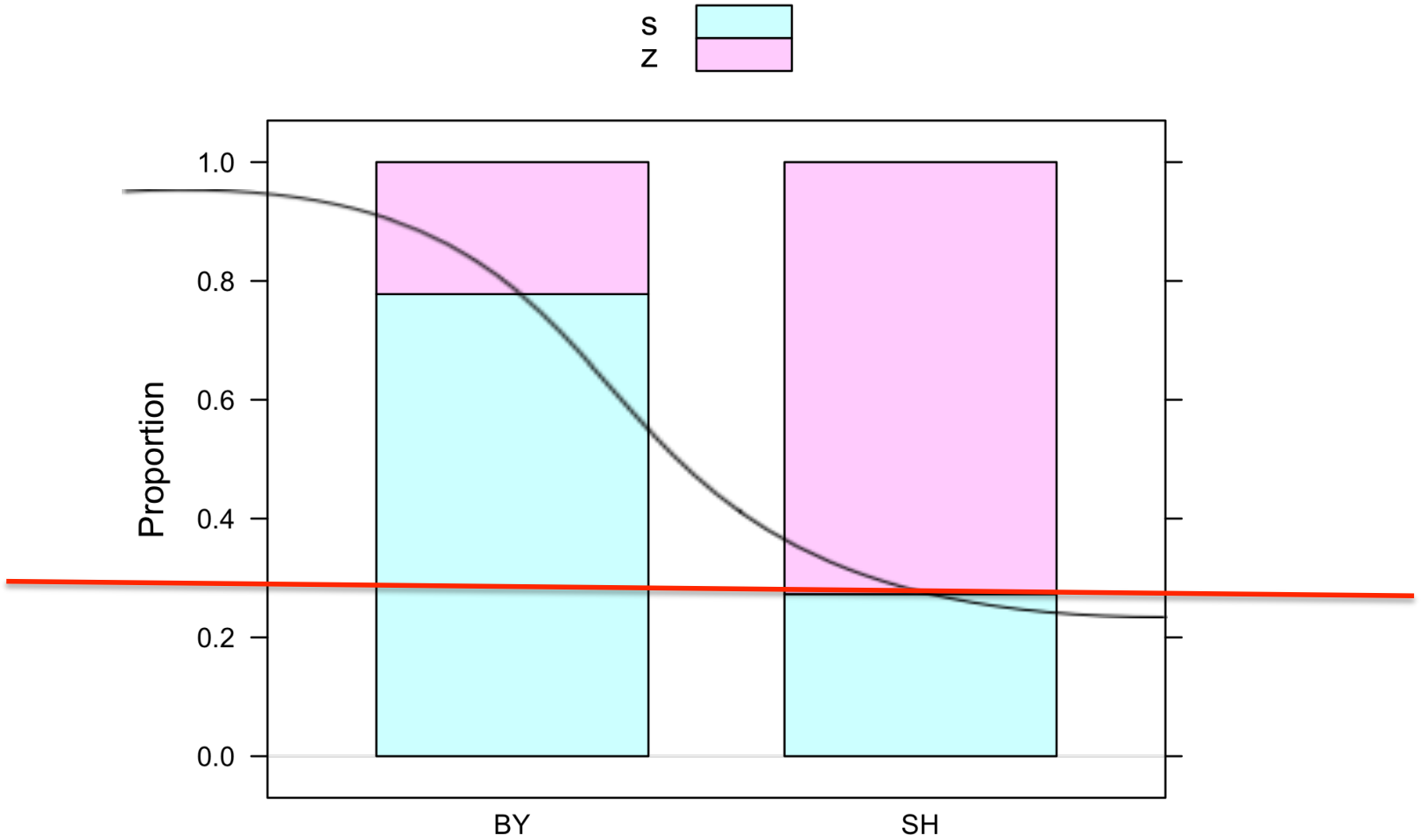
Logistische Regression und Wahrscheinlichkeiten

In der logistischen Regression wird eine sogenannte Sigmoid-Funktion an Proportionen angepasst:



Logistische Regression und Wahrscheinlichkeiten

Die Wahrscheinlichkeit wird geprüft, dass die Sigmoid-Neigung 0 (Null) sein könnte



Denn wenn die Neigung 0 ist (= eine gerade Linie) unterscheiden sich auch nicht die Proportionen

Logistische Regression in R

af, UF, RF: Abhängiger/unabhängier/random Faktor

(N.B: af ist immer binär also mit 2 Stufen)

1. Abbildung

```
tab = table(UF, af)
barchart(tab, auto.key=T)
```

2.Modell

ohne RF	mit RF
glm(af ~ UF, family=binomial)	lmer (af ~ UF + (1|RF), family=binomial)

3. Signifikanz UF

```
anova()
```

(4. post-hoc Test)

UF hat mehr als 2 Stufen;
oder mehr als 1 UF

```
glht()
```

1. Abbildung

```
sz = read.table(file.path(pfadu, "sz.txt"))
```

Inwiefern beeinflusst Dialekt die Wahl zwischen/s, z/?

Abbildung: Häufigkeiten ...oder Proportionen

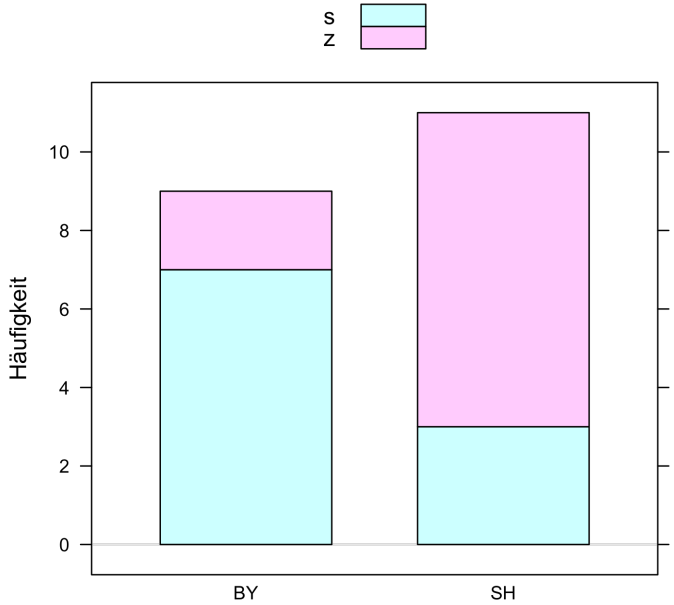
UF af (immer an letzter Stelle)

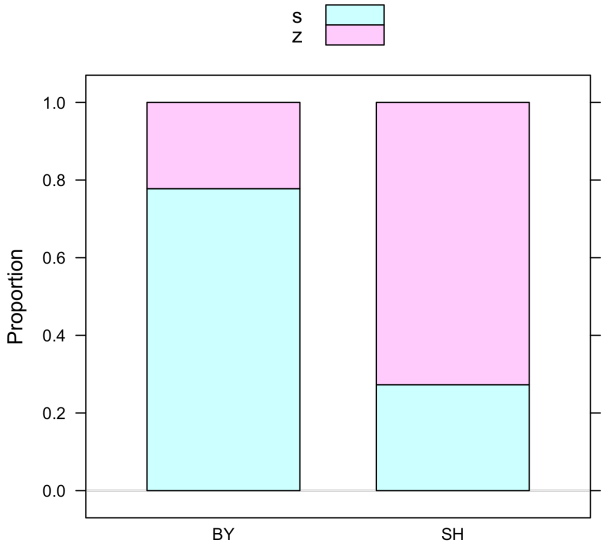
```
tab = with(sz, table(Dialekt, Frikativ))
```

```
prop = prop.table(tab, 1)
```

```
barchart(tab, auto.key=T,
horizontal=F, ylab="Häufigkeit")
```

```
barchart(prop, auto.key=T,
horizontal=F, ylab="Proportion")
```





2. Test: hat UF (Dialekt) einen Einfluss auf die Proportionen?

```
o = glm(Frikativ ~ Dialekt, family=binomial, data = sz)
anova(o, test="Chisq")
```

```
         Df Deviance Resid. Df Resid. Dev Pr(>Chi)
Dialekt   1   5.3002        18     22.426  0.02132 *
```

Das gleiche

Ohne UF

```
ohne = glm(Frikativ ~ 1, family=binomial, data = sz)
```

oder `ohne = update(o, ~. -Dialekt)`

Vergleich: mit/ohne UF

```
anova(ohne, o, test="Chisq")
```

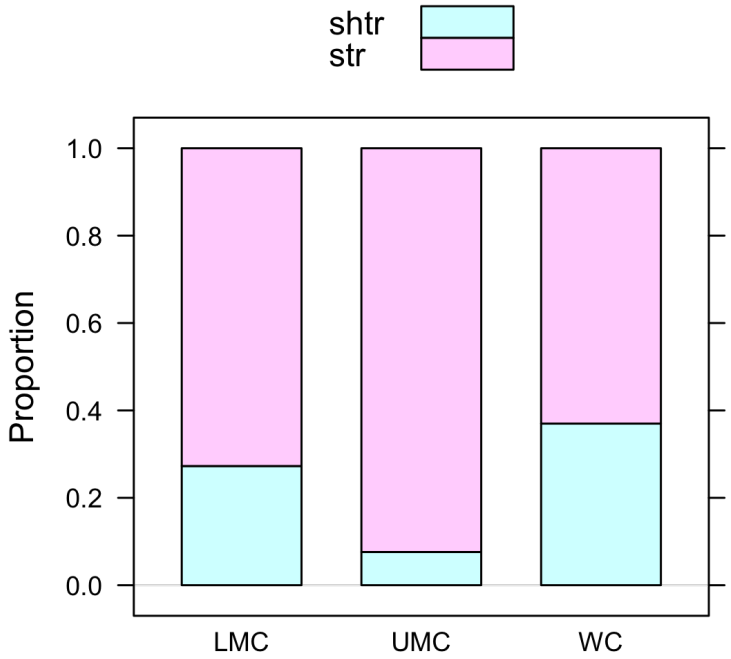
Dialekt hat einen signifikanten Einfluss auf Frikativ d.h. auf die s/z Verteilung ($\chi^2[1] = 5.3$, $p < 0.05$)

zweites Beispiel: Abbildung

```
coronal = read.table(file.path(pfadu, "coronal.txt"))
```

Inwiefern wird die Verteilung [ʃtr] vs [str] von der Sozialklasse beeinflusst? (modifiziert aus Johnson, 2008)

```
tab  = with(coronal, table(Socialclass, Fr))
prop  = prop.table(tab, 1)
barchart(prop, auto.key=T, horizontal=F, ylab="Proportion")
```



Test: UF und post-hoc Test

Test

```
o = glm(Fr ~ Socialclass, family = binomial, data = coronal)

anova(o, test="Chisq")
```

```
             Df Deviance Resid. Df Resid. Dev  Pr(>Chi)
Socialclass   2   21.338       237     241.79 2.326e-05 ***
```

Post-hoc Test (da UF mehr als 2 Stufen hat)

```
summary(glht(o, linfct=mcp(Socialclass="Tukey")))
```

```
Linear Hypotheses:
                 Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
UMC - LMC == 0    1.5179     0.4875   3.114  0.00501 **
WC - LMC == 0    -0.4480     0.3407  -1.315  0.38142
WC - UMC == 0    -1.9659     0.4890  -4.020  < 0.001 ***
```

Sozialklasse hatten einen signifikanten Einfluss auf die [ʃtr] vs [str] Verteilung ($\chi^2[2] = 21.3$, $p < 0.001$). Post-hoc Tukey-Tests zeigten signifikante Unterschiede zwischen UMC und LMC ($p < 0.01$) und zwischen UMC und WC ($p < 0.001$) jedoch nicht zwischen WC und LMC.

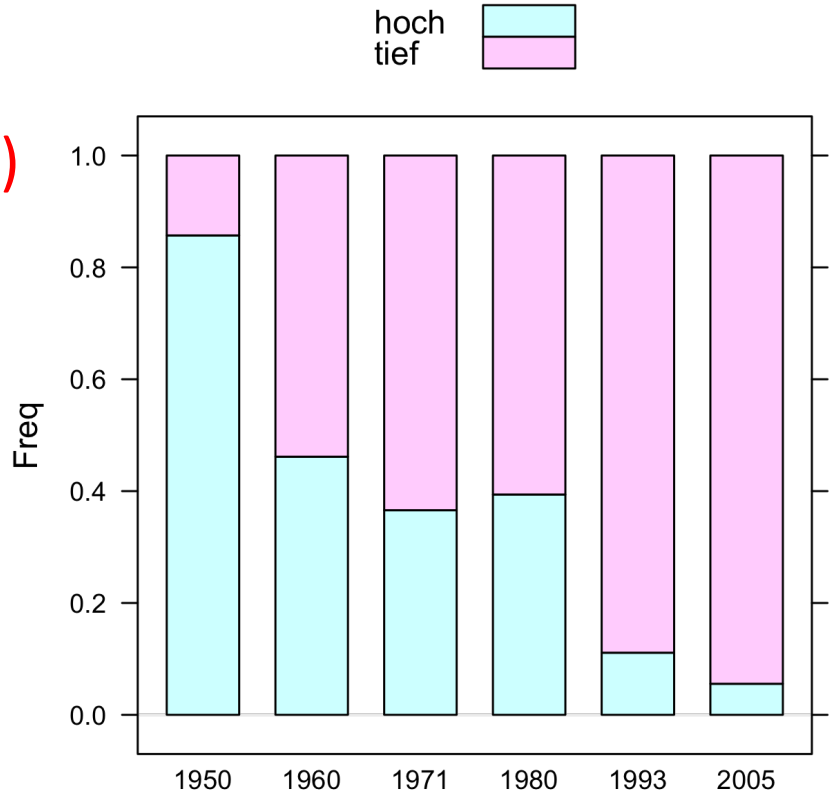
Drittes Beispiel: numerischer UF

```
ovokal = read.table(file.path(pfadu, "ovokal.txt"))
```

Zwischen 1950 und 2005 wurde der Vokal in *lost* entweder mit hohem /o:/ oder tieferem /ɔ/ gesprochen. Ändert sich diese Proportion mit der Zeit?

```
tab = with(ovokal, table(Jahr, Vokal))

prop = prop.table(tab, 1)
barchart(prop, auto.key=T, horizontal=F)
```



Test

```
o = glm(Vokal ~ Jahr, family=binomial, data = ovokal)
anova(o, test="Chisq")
```

```
     Df Deviance Resid. Df Resid. Dev      Pr(>Chi)
1    61.121        218     229.45       5.367e-15 ***
```

Die Wahl (ob /o/ oder /ɔ/) wird signifikant vom Jahr beeinflusst ($\chi^2[1] = 61.1$, $p < 0.001$)

(keine Post-hoc Tests möglich, wenn wie hier der UF numerisch ist)

Viertes Beispiel: mit Random Faktor

daher lmer() statt glm()

```
pr = read.table(file.path(pfadu, "preasp.txt"))
```

(Daten von Mary Stevens). Es wurde im Italienischen festgestellt, ob vor einem Plosiv präaspiriert wurde oder nicht (af = Pre). Inwiefern hat der davor kommende Vokal (UF = vtype) einen Einfluss auf diese Verteilung?

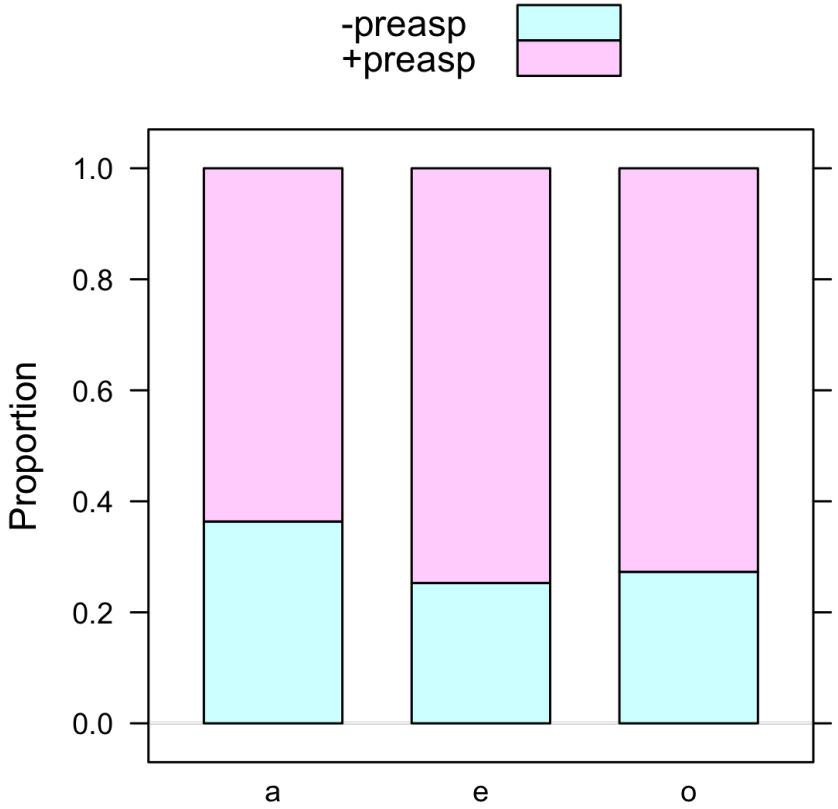
Hier gibt es oft mehrere Beobachtungen pro Sprecher:

```
with(pr, table(spk, vtype, Pre))
```

Wir wollen diese Variabilität, die wegen des Sprechers entsteht, herausklammern (daher lmer(...(1|spk))

Abbildung

```
tab = with(pr, table(vtype, Pre))
prop = prop.table(tab, 1)
barchart(prop, auto.key=T, horizontal=F)
```



Test

```
o = lmer(Pre ~ vtype + (1|spk), family=binomial, data = pr)
ohne = update(o, ~ . - vtype)
anova(o, ohne)
```

```
        Df    AIC    BIC  logLik Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
o        4 1060.0 1079.3 -525.98  10.8      2   0.004517 **
```

post-hoc Test, da UF > 2 Stufen hat

```
summary(glht(o, linfct=mcp(vtype="Tukey")))
```

```
Linear Hypotheses:
           Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
e - a == 0   0.6560     0.1979   3.314  0.00269 **
o - a == 0   0.5012     0.1961   2.556  0.02856 *
o - e == 0  -0.1547     0.1848  -0.838  0.67941
```

Die Verteilung von ±Präaspiration wurde vom davor kommenden Vokal signifikant beeinflusst ($\chi^2[2] = 10.8$, $p < 0.01$). Post-hoc Tukey-Tests zeigten signifikante Unterschiede in der ±Präaspiration-Verteilung zwischen /e, a/ ($p < 0.01$) und zwischen /o, a/ ($p < 0.05$), jedoch nicht zwischen /o, e/.

Zwei unabhängige (fixed) Faktoren

1. Abbildung

```
tab = table(UF1, UF2, af)
prop = prop.table(tab, 1:2)
barchart(prop, auto.key=T, horizontal = F)
```

2.Modell

ohne RF

```
o = glm(af ~ UF1*UF2, family=binomial)
```

mit RF

```
o = lmer (af ~ UF1*UF2 + (1|RF),
family=binomial)
```

3. Gibt es eine Interaktion?

```
anova(o, test="Chisq")
o2 = update(o, ~ . -UF1:UF2)
anova(o, o2)
```

4: Wenn ja, Faktoren kombinieren

```
plabs = with(data-frame, interaction(UF1, UF2))
beide = glm(af ~ plabs, family=binomial)
beide = lmer (af ~ plabs + (1|RF),
family=binomial)
p = summary(glht(beide, linfct=mcp(plabs="Tukey")))
round(phsel(p), 3))
round(phsel(p, 2), 3))
```

Faktor 1

Faktor 2

Zwei unabhängige (fixed) Faktoren

5: Wenn keine Interaktion, UF1, UF2 getrennt gegen ein Modell ohne Faktoren testen

```
o = glm(af ~ UF1*UF2, family=binomial)
```

```
o = lmer (af ~ UF1*UF2 + (1|RF), family=binomial)
```

(a) Modell ohne Faktoren

```
ohne = glm(af ~ 1, family=binomial)
```

```
ohne = lmer (af ~ 1+ (1|RF), family=binomial)
```

(b) Modell getrennt mit Faktoren berechnen

```
o2 = glm(af ~ UF1, family=binomial)
```

```
o2 = lmer (af ~ UF1+ (1|RF), family=binomial)
```

```
o3 = glm(af ~ UF2, family=binomial)
```

```
o3 = lmer (af ~ UF2+ (1|RF), family=binomial)
```

(c) Hier wird (a) mit (b) verglichen

```
anova(o2, ohne, test="Chisq")
```

```
anova(o2, ohne)
```

```
anova(o3, ohne, test="Chisq")
```

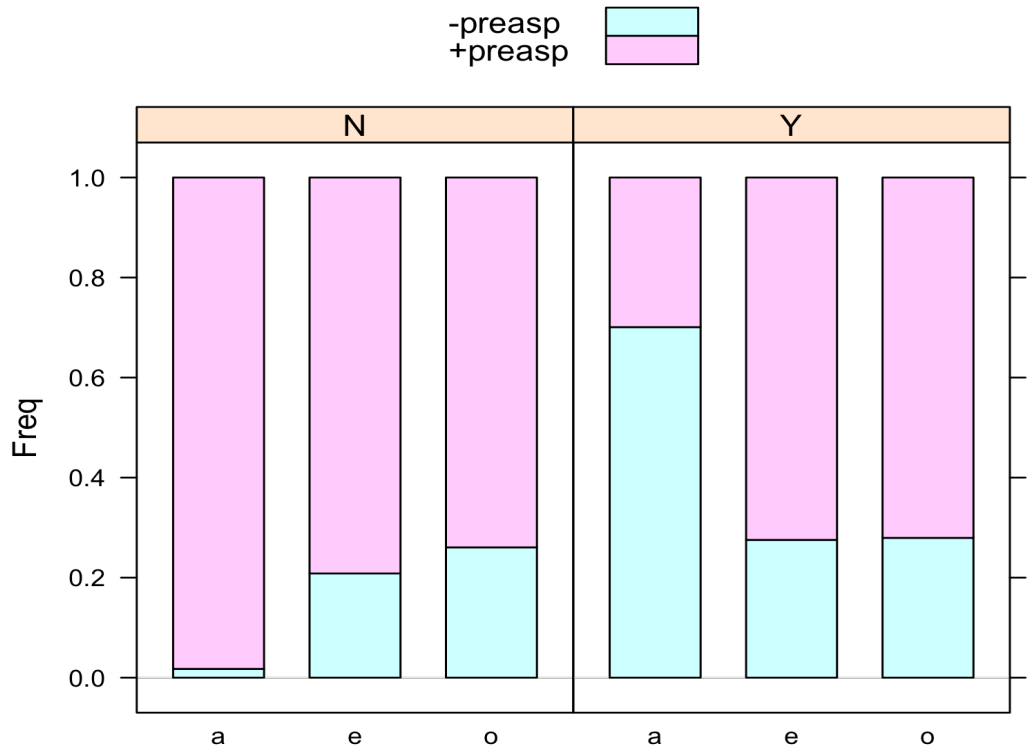
```
anova(o3, ohne)
```

Zwei unabhängige (fixed) Faktoren

Inwiefern wird die Preäspiration vom Vokal und von Pretonic (ob die nächste Silbe betont war oder nicht) beeinflusst?

```
tab = with(pr, table(vtype, ptonic, Pre))
prop = prop.table(tab, 1:2)
barchart(tab, auto.key=T, horizontal = F)
```

(Pre an letzter Stelle)
(1:n bei *n* Faktoren)



Vokal sig?
Pretonic sig?
Interaktion?

Zwei Fixed Faktoren

1. Interaktion prüfen

```
o = lmer(Pre ~ vtype * ptonic + (1|spk), family=binomial, data=pr)
ohne = lmer(Pre ~ vtype + ptonic + (1|spk), family=binomial, data=pr)
anova(o, ohne)
```

```
Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
114.92      2  < 2.2e-16 ***
```

2. Wenn eine Interaktion vorliegt, dann Faktoren kombinieren

```
plabs = with(pr, interaction(vtype, ptonic))
```

3. Modell

```
beide = lmer(Pre ~ plabs + (1|spk), family=binomial, data=pr)
```

post-hoc Test

```
p = summary(glht(beide, linfct=mcp(plabs = "Tukey")))
round(phsel(p), 3)          # Faktor 1
round(phsel(p, 2), 3)       # Faktor 2
```

```
     Df    AIC      BIC  logLik  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
o     7 886.09   919.98 -436.05 114.92      2  < 2.2e-16 ***
```

Es gab eine signifikante Interaktion zwischen den Faktoren ($\chi^2[2] = 114.9$, $p < 0.001$)

round(phsel(p), 3)

	z value	Adjusted p values
e.N - a.N	-3.691	0.003
o.N - a.N	-4.250	0.000
o.N - e.N	-1.346	0.737
e.Y - a.Y	8.745	0.000
o.Y - a.Y	8.554	0.000
o.Y - e.Y	-0.210	1.000

round(phsel(p, 2), 3)

	z value	Adjusted p values
a.Y - a.N	-7.278	0.000
e.Y - e.N	-1.851	0.403
o.Y - o.N	-0.506	0.995

Post-hoc Tukey-Tests zeigten, dass sich die Proportion [+preasp] zu [-preasp] signifikant in /e/ vs. /a/ ($p < 0.01$) und in /o/ vs /a/ ($p < 0.001$) aber nicht in /o/ vs /e/ unterschied.
Der Einfluss von Pretonic auf die Proportion war signifikant nur in /a/-Vokalen ($p < 0.001$) aber nicht in /e/ noch /o/ Vokalen.