

# Statistik für Digital Humanities

## Kategorische Variablen

Dr. Jochen Tiepmar

Institut für Informatik  
Computational Humanities  
**Universität Leipzig**

17. August 2020

[Letzte Aktualisierung: 15/08/2020, 15:21]

## 1 Was?

## 2 2 Variablen

- Pearsons Chi Quadrat Test
- Beispiel
- Yates Korrektur
- Annahmen
- Fishers exakter Test
- Likelihood Ratio
- Effektstärke
- Standardisierte Residuen
- Chi Quadrat in R

## 3 Log-Lineare Analyse

- Fitness
- Annahmen
- Log-Lineare Analyse in R

- Kategorische Skalierung
  - Binär & Nominal
  - Ordinal
- Numerische Skalierung
  - Intervall
  - Absolut

- Eigenschaften wie "krank" – "gesund", "Raucher", "Nichtraucher", Geschlecht, Farben, Berufsgruppe, Tierart, Apfelsorte
- jede Beobachtung einer Merkmalsausprägung wird genau einer bestimmten Klasse (Kategorie) zugeordnet
- Klassen können nicht geordnet sondern nur unterschieden werden
- Klassen auch z.B. durch natürliche Zahlen oder Buchstaben charakterisiert
- Binär: 2 Kategorien (Biologisches Geschlecht)

Bisher:

- Intervall- und Absolutskaliert → Parametrische Verfahren
- Ordinalskaliert → Ranking (Vorlesung Nichtparametrische Testverfahren)
- Nominal → Diese Vorlesung

Bisher:

- Intervall- und Absolutskaliert → Parametrische Verfahren
- Ordinalskaliert → Ranking (Vorlesung Nichtparametrische Testverfahren)
- Nominal → Diese Vorlesung
- 2 Variablen → Pearsons  $\chi^2$  Chi Quadrat, Fishers Test
- Mehr als 2 Variablen → Log-Lineare Analyse

- Statt Mittelwerten verwenden wir jetzt Häufigkeiten
- **Kontingenztabelle** Contingency Table, Cross Tabulation, Crosstab

- Statt Mittelwerten verwenden wir jetzt Häufigkeiten
- **Kontingenztabelle** Contingency Table, Cross Tabulation, Crosstab

Beispiel : Können wir Katzen tanzen beibringen?

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

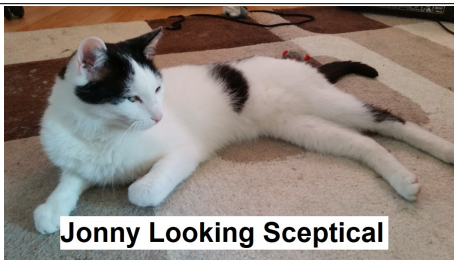


# Statistik mit Kategorischen Variablen

- Statt Mittelwerten verwenden wir jetzt Häufigkeiten
- **Kontingenztabelle** Contingency Table, Cross Tabulation, Crosstab

Beispiel : Können wir Katzen tanzen beibringen?

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200



## 1 Was?

## 2 Variablen

- Pearsons Chi Quadrat Test
- Beispiel
- Yates Korrektur
- Annahmen
- Fishers exakter Test
- Likelihood Ratio
- Effektstärke
- Standardisierte Residuen
- Chi Quadrat in R

## 3 Log-Lineare Analyse

- Fitness
- Annahmen
- Log-Lineare Analyse in R

# Pearsons $\chi^2$ Test

Pearson, K. (1900): *On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of a correlated system of variables is such that it can be reasonably supposed to have arisen from random sampling*

Fisher, R.A. (1922): *On the interpretation of chi square from contingency tables, and the calculation of P*

- Grundidee: Berechne Abweichung zwischen beobachteten Werten und den zufällig zu erwartenden
- *Abweichung* =  $\sum (\text{Beobachtet} - \text{Modell})^2$

# Pearsons $\chi^2$ Test

Pearson, K. (1900): *On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of a correlated system of variables is such that it can be reasonably supposed to have arisen from random sampling*

Fisher, R.A. (1922): *On the interpretation of chi square from contingency tables, and the calculation of P*

- Grundidee: Berechne Abweichung zwischen beobachteten Werten und den zufällig zu erwartenden
- *Abweichung* =  $\sum (\text{Beobachtet} - \text{Modell})^2$
- Normalisierung ergibt:  $\chi^2 = \sum \frac{(\text{Beobachtet}_{ij} - \text{Modell}_{ij})^2}{\text{Modell}_{ij}}$
- $\text{Modell}_{ij} = \frac{\text{Zeilensumme}_i * \text{Spaltensumme}_j}{n}$  zu erwartende Werte
- $H_0$  = Es gibt keine signifikante Beziehung zwischen den Variablen
- $df = (\text{Spalten} - 1) * (\text{Zeilen} - 1)$
- $\chi^2 > \chi^2_{kr} \rightarrow H_0$  kann verworfen werden

# Pearsons $\chi^2$ Test

$$\chi^2 = \sum \frac{(\text{Beobachtet}_{ij} - \text{Modell}_{ij})^2}{\text{Modell}_{ij}}, \text{Modell}_{ij} = \frac{\text{Zeilensumme}_i * \text{Spaltensumme}_j}{n}$$

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

# Pearsons $\chi^2$ Test

$$\chi^2 = \sum \frac{(\text{Beobachtet}_{ij} - \text{Modell}_{ij})^2}{\text{Modell}_{ij}}, \quad \text{Modell}_{ij} = \frac{\text{Zeilensumme}_i * \text{Spaltensumme}_j}{n}$$

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

→

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob
Tanzen sie?	Ja	$\frac{(28-14.44)^2}{14.44} = 12.73$	$\frac{(48-61.56)^2}{61.56} = 2.99$
	Nein	$\frac{(10-23.56)^2}{23.56} = 7.80$	$\frac{(114-100.44)^2}{100.44} = 1.83$

# Pearsons $\chi^2$ Test

$$\chi^2 = \sum \frac{(\text{Beobachtet}_{ij} - \text{Modell}_{ij})^2}{\text{Modell}_{ij}}, \text{Modell}_{ij} = \frac{\text{Zeilensumme}_i * \text{Spaltensumme}_j}{n}$$

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

→

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob
Tanzen sie?	Ja	$\frac{(28-14.44)^2}{14.44} = 12.73$	$\frac{(48-61.56)^2}{61.56} = 2.99$
	Nein	$\frac{(10-23.56)^2}{23.56} = 7.80$	$\frac{(114-100.44)^2}{100.44} = 1.83$

$$\chi^2 = 12.73 + 2.99 + 7.80 + 1.83 = \underline{25.35}, df = 1$$

$$\chi^2 = 25.35 > \chi^2_{kr99\%}(df = 1) = 6.63 > \chi^2_{kr95\%}(df = 1) = 3.84$$

→  $H_0$

# Pearsons $\chi^2$ Test

$$\chi^2 = \sum \frac{(\text{Beobachtet}_{ij} - \text{Modell}_{ij})^2}{\text{Modell}_{ij}}, \text{Modell}_{ij} = \frac{\text{Zeilensumme}_i * \text{Spaltensumme}_j}{n}$$

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

→

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob
Tanzen sie?	Ja	$\frac{(28-14.44)^2}{14.44} = 12.73$	$\frac{(48-61.56)^2}{61.56} = 2.99$
	Nein	$\frac{(10-23.56)^2}{23.56} = 7.80$	$\frac{(114-100.44)^2}{100.44} = 1.83$

$$\chi^2 = 12.73 + 2.99 + 7.80 + 1.83 = \underline{25.35}, df = 1$$

$$\chi^2 = 25.35 > \chi^2_{kr99\%}(df = 1) = 6.63 > \chi^2_{kr95\%}(df = 1) = 3.84$$

→  $H_0$  wird verworfen →



# Pearsons $\chi^2$ Test

$$\chi^2 = \sum \frac{(\text{Beobachtet}_{ij} - \text{Modell}_{ij})^2}{\text{Modell}_{ij}}, \quad \text{Modell}_{ij} = \frac{\text{Zeilensumme}_i * \text{Spaltensumme}_j}{n}$$

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

→

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob
Tanzen sie?	Ja	$\frac{(28-14.44)^2}{14.44} = 12.73$	$\frac{(48-61.56)^2}{61.56} = 2.99$
	Nein	$\frac{(10-23.56)^2}{23.56} = 7.80$	$\frac{(114-100.44)^2}{100.44} = 1.83$

$$\chi^2 = 12.73 + 2.99 + 7.80 + 1.83 = \underline{25.35}, \quad df = 1$$

$$\chi^2 = 25.35 > \chi^2_{kr99\%}(df = 1) = 6.63 > \chi^2_{kr95\%}(df = 1) = 3.84$$

→  $H_0$  wird verworfen → Es besteht ein signifikanter Zusammenhang mit  $\alpha = 0.05\%$  und  $\alpha = 0.01\%$ .

- Bei 2x2 Tabellen tendiert  $\chi^2$  Test zu Typ 1 Fehlern False Positive
- $\chi^2$  zu groß
- $\chi^2 = \sum \frac{(|Beobachtet_{ij} - Modell_{ij}| - 0.5)^2}{Modell_{ij}}$
- Reduziert wohl zu viel  
Howell, D.C. (2006): *Statistical methods for psychology*

"Although it is worth knowing about, it's probably best ignored" *AndyField*

## Unabhängigkeit der Zellen

- Jeder Proband darf nur zu einer Zelle zählen
- → **Nicht anwendbar für abhängiges Design!** Erst Leckerli, dann Lob

Zu erwartende Werte ( $Modell_{ij}$ ) größer als 5 für jede Zelle

- $20\% < 5$  Tolerierbar aber hoher Anstieg der Typ 2 Fehler (False Negative, Effekt übersehen)
- $Modell_{ij} < 1$  nicht tolerierbar
- Genauer: Howell, D.C. (2006): *Statistical methods for psychology*
- Größere Stichprobe oder Fishers exakter Test kann hier helfen

Fisher, R.A. (1922): *On the interpretation of chi square from contingency tables, and the calculation of P*

- Im Grunde  $\chi^2$  Test mit exakt berechnetem  $p$
- Gebaut für kleinen Stichproben
- Bei großen Stichproben unnötig und rechenintensiv

# (Maximum) Likelihood Ratio

Grundidee:

- Berechne Modell mit maximierter Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Daten
- Vergleiche Modell mit der Wahrscheinlichkeit die Daten zufällig unter  $H_0$  zu sehen

# (Maximum) Likelihood Ratio

## Grundidee:

- Berechne Modell mit maximierter Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Daten
- Vergleiche Modell mit der Wahrscheinlichkeit die Daten zufällig unter  $H_0$  zu sehen

## Berechnung

- $L\chi^2 = 2 * \sum Beobachtet_{ij} * \ln \frac{Beobachtet_{ij}}{Modell_{ij}}$
- Interpretation wie  $\chi^2$ -Test
- $L\chi^2 = 24.94$  für unser Beispiel

# (Maximum) Likelihood Ratio

## Grundidee:

- Berechne Modell mit maximierter Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Daten
- Vergleiche Modell mit der Wahrscheinlichkeit die Daten zufällig unter  $H_0$  zu sehen

## Berechnung

- $L\chi^2 = 2 * \sum Beobachtet_{ij} * \ln \frac{Beobachtet_{ij}}{Modell_{ij}}$
- Interpretation wie  $\chi^2$ -Test
- $L\chi^2 = 24.94$  für unser Beispiel

## Bewertung

- Bei großen Stichproben kaum Unterschied zu  $\chi^2$ -Test, bei kleinen Stichproben ist Likelihood Ratio sicherer

- Odds Ratio Siehe Vorlesung zu Logistischer Regression
- $oddsratio = \frac{odds_{tanzen\ nach\ leckerli}}{odds_{tanzen\ nach\ lob}}$
- $odds_{tanzen\ nach\ leckerli} = \frac{leckerli\ und\ tanzen}{leckerli\ und\ nicht\ tanzen} = \frac{28}{10} = 2.8$
- $odds_{tanzen\ nach\ lob} = \frac{lob\ und\ tanzen}{lob\ und\ nicht\ tanzen} = \frac{48}{114} = 0.421$
- $oddsratio = \frac{2.8}{0.421} = 6.65$



- Odds Ratio Siehe Vorlesung zu Logistischer Regression
- $oddsratio = \frac{odds_{tanzen\ nach\ leckerli}}{odds_{tanzen\ nach\ lob}}$
- $odds_{tanzen\ nach\ leckerli} = \frac{leckerli\ und\ tanzen}{leckerli\ und\ nicht\ tanzen} = \frac{28}{10} = 2.8$
- $odds_{tanzen\ nach\ lob} = \frac{lob\ und\ tanzen}{lob\ und\ nicht\ tanzen} = \frac{48}{114} = 0.421$
- $oddsratio = \frac{2.8}{0.421} = 6.65$
- "Die Chance, dass die Katze nach den Leckerlis tanzt, ist 6.65 mal höher als nach Lob."
- wird in *R* mit Konfidenzintervallen geliefert wenn `fisher = true`
  - Konfidenzintervalle sollten 1-Grenze nicht überschreiten

- Residuum: Abweichung von beobachtetem Wert zum Modellwert
- $Residuum_{ij} = Beobachtet_{ij} - Modell_{ij}$
- Standardisiertes Residuum: normalisiertes (vergleichbares) Residuum  
 $stdresiduum_{ij} = \frac{Beobachtet_{ij} - Modell_{ij}}{\sqrt{Modell_{ij}}}$
- Beachte die Ähnlichkeit zu  $\chi^2$ , wir addieren nur nicht auf, also quadrieren wir auch nicht
- Standardisierte Residuen sind z-Scores für einzelne Werte
  - Item-spezifische Signifikanzwerte und Wahrscheinlichkeiten ableitbar
  - $\pm 1.96 \rightarrow$  Signifikant mit 95%
  - $\pm 2.58 \rightarrow$  Signifikant mit 99%

## Gegeben Kontingenztabelle

```
library(gmodels)
```

```
leckerli <- c(10, 28)
```

```
lob <- c(114, 48)
```

```
katzentabelle <- cbind(leckerli, lob)
```

```
CrossTable(katzentabelle, fisher = TRUE, chisq = TRUE,  
           expected = TRUE, sresid = TRUE, format = "SPSS")
```

# $\chi^2$ Test in R Output Kontingenztabelle

Total Observations in Table: 200

	leckerli	lob	Row Total	
[1,]	10	114	124	//Anzahl
	23.560	100.440		//Zu erwartende Werte
	7.804	1.831		//Chi-Square Anteil
	8.065%	91.935%	62.000%	//Prozent(Zeile)
	26.316%	70.370%		//Prozent(Spalte)
	5.000%	57.000%		//Prozent(Insgesamt)
	-2.794	1.353		//Std. Residuen
[2,]	28	48	76	//Std. Residuen zeigen
	14.440	61.560		//signifikanten Unterschied
	12.734	2.987		//bei leckerli (95% und 99%),
	36.842%	63.158%	38.000%	//aber keinen signifikanten
	73.684%	29.630%		//Unterschied bei lob.
	14.000%	24.000%		
	3.568	-1.728		
Column Total	38	162	200	
	19.000%	81.000%		

# $\chi^2$ Test in R Output Signifikanztests

```
Pearson's Chi-squared test
Chi^2 = 25.35569      d.f. = 1      p = 4.767434e-07      //Hochsignifikant

Pearson's Chi-squared test with Yates' continuity correction      //Ignorierbar
Chi^2 = 23.52028      d.f. = 1      p = 1.236041e-06

Fisher's Exact Test for Count Data      //Fishers Exakter Test
Sample estimate odds ratio: 0.1519927

Alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1      //Fisher Two sided
p = 1.311709e-06
95% confidence interval: 0.06086544 0.352389

Alternative hypothesis: true odds ratio is less than 1      //Fisher One sided A
p = 7.7122e-07
95% confidence interval: 0 0.3131634

Alternative hypothesis: true odds ratio is greater than 1      //Fisher One sided B
p = 0.9999999
95% confidence interval: 0.07015399 Inf

      Minimum expected frequency: 14.44      //Sollte größer 5 sein
```

## 1 Was?

## 2 2 Variablen

- Pearsons Chi Quadrat Test
- Beispiel
- Yates Korrektur
- Annahmen
- Fishers exakter Test
- Likelihood Ratio
- Effektstärke
- Standardisierte Residuen
- Chi Quadrat in R

## 3 Log-Lineare Analyse

- Fitness
- Annahmen
- Log-Lineare Analyse in R

- Mehr als 2 Variablen

- Mehr als 2 Variablen

Beispiel : Können wir Katzen und Hunden tanzen beibringen?



Kombiniere:

- Regressionsformel  $\hat{Y}_i = (b_0 + b_1 * X) + \varepsilon_i$
- Datentabelle:

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

Kombiniere:

- Regressionsformel  $\hat{Y}_i = (b_0 + b_1 * X) + \varepsilon_i$
- Datentabelle:

		Belohnung Leckerli	Belohnung Lob	Insg
Tanzen sie?	Ja	28	48	76
	Nein	10	114	124
	Insg	38	162	200

→ Coding-Tabelle für die tanzenden Katzen

Dummy(Belohnung)	Dummy(Tanzen)	Interaktion	Häufigkeit
0	0	0	28
0	1	0	10
1	0	0	48
1	1	1	114

## Coding-Tabelle für die tanzenden Katzen

Dummy(Belohnung)	Dummy(Tanzen)	Interaktion	Häufigkeit
0	0	0	28
0	1	0	10
1	0	0	48
1	1	1	114

Lineares Modell:

- $outcome = b_0 + b_1 * Belohnung + b_2 * Tanzen + b_3 * Interaktion + \varepsilon_i$

## Coding-Tabelle für die tanzenden Katzen

Dummy(Belohnung)	Dummy(Tanzen)	Interaktion	Häufigkeit
0	0	0	28
0	1	0	10
1	0	0	48
1	1	1	114

## Lineares Modell:

- $outcome = b_0 + b_1 * Belohnung + b_2 * Tanzen + b_3 * Interaktion + \varepsilon_i$

Logarithmus macht kategorische Verteilung linear

- $ln(O_i) = ln(Modell) + ln(Fehler)$
- $ln(O_{ij}) = b_0 + b_1 * Belohnung + b_2 * Tanzen + b_3 * Interaktion + ln(\varepsilon_i)$

# Log-Lineares Modell

Dummy(Belohnung)	Dummy(Tanzen)	Interaktion	Häufigkeit
0	0	0	28
0	1	0	10
1	0	0	48
1	1	1	114

- $\ln(O_{ij}) = b_0 + b_1 * \text{Belohnung} + b_2 * \text{Tanzen} + b_3 * \text{Interaktion} + \ln(\varepsilon_i)$
- $\ln(O_{\text{Leckerli}, \text{Ja}}) = b_0 + 0 + 0 + 0 \rightarrow \ln(28) = b_0 = 3.332$
- $\ln(O_{\text{Lob}, \text{Ja}}) = b_0 + b_1 + 0 + 0 \rightarrow b_1 = \ln(48) - 3.332 = 0.539$
- $\ln(O_{\text{Leckerli}, \text{Nein}}) = b_0 + 0 + b_2 + 0 \rightarrow b_2 = \ln(10) - 3.332 = -1.029$
- $\ln(O_{\text{Lob}, \text{Nein}}) = b_0 + b_1 + b_2 + b_3 \rightarrow b_3 = \ln(114) - 3.332 - 0.539 + 1.029 = 1.894$

# Log-Lineares Modell

Dummy(Belohnung)	Dummy(Tanzen)	Interaktion	Häufigkeit
0	0	0	28
0	1	0	10
1	0	0	48
1	1	1	114

- $\ln(O_{ij}) = b_0 + b_1 * \text{Belohnung} + b_2 * \text{Tanzen} + b_3 * \text{Interaktion} + \ln(\varepsilon_i)$
- $\ln(O_{\text{Leckerli,Ja}}) = b_0 + 0 + 0 + 0 \rightarrow \ln(28) = b_0 = 3.332$
- $\ln(O_{\text{Lob,Ja}}) = b_0 + b_1 + 0 + 0 \rightarrow b_1 = \ln(48) - 3.332 = 0.539$
- $\ln(O_{\text{Leckerli,Nein}}) = b_0 + 0 + b_2 + 0 \rightarrow b_2 = \ln(10) - 3.332 = -1.029$
- $\ln(O_{\text{Lob,Nein}}) = b_0 + b_1 + b_2 + b_3 \rightarrow b_3 = \ln(114) - 3.332 - 0.539 + 1.029 = 1.894$

Log-Lineares Modell:

- $\ln(O_{ij}) = 3.332 + 0.539 * \text{Belohnung} - 1.029 * \text{Tanzen} + 1.894 * \text{Interaktion} + \ln(\varepsilon_i)$

Log-Lineares Modell:

- $\ln(O_{ij}) = 3.332 + 0.539 * \text{Belohnung} - 1.029 * \text{Tanzen} + 1.894 * \text{Interaktion} + \ln(\varepsilon_i)$
- Wenn man die Interaktion weglässt, erhält man  $\chi^2$  als lineares Modell  $\ln(O_i) = 2.67 + 1.45 \text{Belohnung} + 0.49 \text{Tanzen} + \ln(\varepsilon_i)$
- Generell sind t-Test, ANOVA und  $\chi^2$  alle analog in lineare Modelle übersetzbar

mit 3 Variablen A, B und C:

- $\ln(O_{ijk}) = b_0 + b_1 * A_i + b_2 * B_j + b_3 * C_k + b_4 * A \times B_{ij} + b_5 * A \times C_{ik} + b_6 * B \times C_{jk} + b_7 * A \times B \times C_{ijk} + \ln(\varepsilon_i)$

Log-Lineares Modell:

- $\ln(O_{ij}) = 3.332 + 0.539 * \text{Belohnung} - 1.029 * \text{Tanzen} + 1.894 * \text{Interaktion} + \ln(\varepsilon_i)$
- Wenn man die Interaktion weglässt, erhält man  $\chi^2$  als lineares Modell  $\ln(O_i) = 2.67 + 1.45 \text{Belohnung} + 0.49 \text{Tanzen} + \ln(\varepsilon_i)$
- Generell sind t-Test, ANOVA und  $\chi^2$  alle analog in lineare Modelle übersetzbar

mit 3 Variablen A, B und C:

- $\ln(O_{ijk}) = b_0 + b_1 * A_i + b_2 * B_j + b_3 * C_k + b_4 * A \times B_{ij} + b_5 * A \times C_{ik} + b_6 * B \times C_{jk} + b_7 * A \times B \times C_{ijk} + \ln(\varepsilon_i)$

Genauer/Mathematischer: Tabachnick, B.G. & Fidell, L.S. (2007): *Using multivariate statistics*



- $\varepsilon$  nahezu 0 wegen Interaktionstermen
  - Gesamte Variation wird vom Modell erklärt
  - **Gesättigtes Modell** Saturated

## Fitnessoptimierung mit hierarchischem Entfernen der Variablen

- Berechne Abweichung zwischen Vorhersage und Beobachtung
- Lösche komplexeste Interaktion solange sich die Likelihood Ratio nicht ändert
  - Zuerst  $AxBxC$  dann  $AxB$ ,  $AxC$ ,  $BxC$  dann  $A$ ,  $B$ ,  $C$
- Stoppe, sobald Likelihood Ratio sich signifikant ändert

## Unabhängigkeit der Zellen

- Jeder Proband darf nur zu einer Zelle zählen

Zu erwartende Werte ( $Modell_{ij}$ ) größer als 5 für jede Zelle

- $20\% < 5$  Tolerierbar
- $Modell_{ij} < 1$  nicht tolerierbar
- Bei Problemen:
  - wenig einflussreiche Variablen eliminieren
    - Nicht signifikant bei höchster Interaktion und
    - Nicht signifikant bei wenigstens 1 mittlerer Interaktion
  - Variablenwerte zusammenfassen
    - *rot,gelb,grau* → *farbig, grau*
  - Mehr Daten
  - Akzeptanz

- Zerlege Daten in Subsets aus 2 Variablen (*Katzen* und *Hunde*)
- Berechne Odds-Ratio → Siehe  $\chi^2$  Test

# Log-Lineare Analyse in R Datenexploration

```
catsDogs<-read.delim("CatsandDogs.dat", header = TRUE)
```

```
catsDogs
```

```
table(catsDogs$Animal, catsDogs$Training, catsDogs$Dance)
```

```
xtabs(~Animal + Training + Dance, data = catsDogs)
```

```
, , = No
```

	Affection as Reward	Food as Reward
Cat	114	10
Dog	7	14

```
, , = Yes
```

	Affection as Reward	Food as Reward
Cat	48	28
Dog	29	20

# Log-Lineare Analyse in R Datenexploration

```
library(gmodels)
```

```
justCats = subset(catsDogs, Animal=="Cat") //CrossTable kann nur mit 2  
justDogs = subset(catsDogs, Animal=="Dog") //Variablen umgehen
```

```
CrossTable(justCats$Training, justCats$Dance, sresid = TRUE, prop.t=FALSE,  
  prop.c=FALSE, prop.chisq=FALSE, format = "SPSS")  
CrossTable(justDogs$Training, justDogs$Dance, sresid = TRUE, prop.t=FALSE,  
  prop.c=FALSE, prop.chisq=FALSE, format = "SPSS")
```

Total Observations in Table: 70

	justDogs\$Dance			
justDogs\$Training	No	Yes	Row Total	
Affection as Reward	7	29	36	//Anzahl
	19.444%	80.556%	51.429%	//Prozent(Zeilen)
	-1.156	0.757		//Std. Residuen
Food as Reward	14	20	34	
	41.176%	58.824%	48.571%	
	1.190	-0.779		
Column Total	21	49	70	//Für Katzen //Siehe vorher

# Log-Lineare Analyse in R $\chi^2$ als LLM

```
catTable<-xtabs(~ Training + Dance, data = justCats)
catSaturated<-loglm(~ Training + Dance + Training:Dance,data = catTable,fit = TRUE)
summary(catSaturated)                                     //Gesättigtes Modell
```

Formula:

```
~Training + Dance + Training:Dance
```

...

//unwichtig

Statistics:

	X <sup>2</sup>	df	P(> X <sup>2</sup> )	
Likelihood Ratio	0	0	1	//Perfekte Vorhersage
Pearson	0	0	1	

# Log-Lineare Analyse in R $\chi^2$ als LLM

```
catTable<-xtabs(~ Training + Dance, data = justCats)
catNoInteraction<-loglm(~ Training + Dance, data = catTable, fit = TRUE)
summary(catNoInteraction)                                     //Ungesättigtes Modell
                                                            //Fit=True berechnet zu erwartende Werte

Formula:
~Training + Dance
attr(,"variables")

...                                                         //unwichtig

Statistics:
                X^2 df      P(> X^2)                               //=Chi^2 von vorher
Likelihood Ratio 24.93159  1 5.940113e-07                          //Ganz schlechter Fit
Pearson          25.35569  1 4.767434e-07                          //Modell signifikant anders als Daten
```

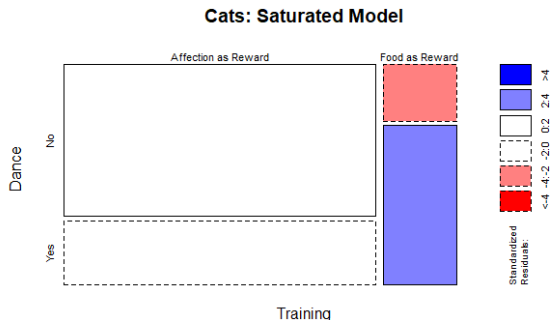
Wir stellen fest:

- Gesättigtes Modell = Perfekter Fit
- Entfernung des höchststufigen Variable (FoodxAffection) erzeugt signifikante Abweichung
- → Wir rechnen mit gesättigtem Modell weiter



# Log-Linear Analyse in R Mosaic Plot

```
mosaicplot(catSaturated$fit, shade = TRUE, main = "Cats: Saturated Model")
```



- Standardisierte Residuen  $> \pm 1.96$  → signifikant mit 95%
- Eingefärbt → Signifikant
- Linie gestrichelt → Weniger als erwartet
- Linie durchgezogen → Mehr als erwartet

Wir erhöhen die Variablenzahl und arbeiten mit 3 Interaktionsstufen

- Stufe 1: Training + Dance + Animal
- Stufe 2:
  - Training  $\times$  Dance
  - Training  $\times$  Animal
  - Dance  $\times$  Animal
- Stufe 3: Training  $\times$  Dance  $\times$  Animal

## Schritt 1: Gesättigtes Modell erstellen

```
CatDogContingencyTable<-xtabs(~ Animal + Training + Dance, data = catsDogs)
caturated<-loglm(~ Animal*Training*Dance, data = CatDogContingencyTable)
summary(caturated)                                     //Animal*Training*Dance = Abkürzung für
                                                       //alle möglichen Interaktionen
```

Formula:

```
~Animal * Training * Dance
```

```
...                                                    //unwichtig
```

Statistics:

	X <sup>2</sup>	df	P(> X <sup>2</sup> )	
Likelihood Ratio	0	0	1	//Perfekte Vorhersage
Pearson	0	0	1	

## Schritt 2: Parsimony anstreben (Höchste Interaktion entfernen)

```
threeWay <- loglm(~ Animal + Training + Dance + Animal:Training +  
  Animal:Dance + Dance:Training, data = CatDogContingencyTable)
```

```
//oder
```

```
threeWay<-update(caturated, .~. -Animal:Training:Dance)
```

```
summary(threeWay)
```

Formula:

```
. ~ Animal + Training + Dance + Animal:Training + Animal:Dance + Training:Dance
```

```
...
```

```
//unwichtig
```

Statistics:

	X <sup>2</sup>	df	P(> X <sup>2</sup> )
Likelihood Ratio	20.30491	1	6.603088e-06
Pearson	20.77759	1	5.158318e-06

## Schritt 3: Untersuche Differenz zwischen beiden Modellen

```
anova(caturated, threeWay) //Wir sind rechenfaul
```

```
LR tests for hierarchical log-linear models
```

```
Model 1:
```

```
. ~ Animal + Training + Dance + Animal:Training + Animal:Dance + Training:Dance
```

```
Model 2:
```

```
~Animal * Training * Dance
```

	Deviance	df	Delta(Dev)	Delta(df)	P(> Delta(Dev))	
Model 1	20.30491	1				
Model 2	0.00000	0	20.30491	1	1e-05	
Saturated	0.00000	0	0.00000	0	1e+00	//Signifikant

## Schritt 3: Untersuche Differenz zwischen beiden Modellen

```
anova(caturated, threeWay) //Wir sind rechenfaul
```

```
LR tests for hierarchical log-linear models
```

```
Model 1:
```

```
. ~ Animal + Training + Dance + Animal:Training + Animal:Dance + Training:Dance
```

```
Model 2:
```

```
~Animal * Training * Dance
```

	Deviance	df	Delta(Dev)	Delta(df)	P(> Delta(Dev))	
Model 1	20.30491	1				
Model 2	0.00000	0	20.30491	1	1e-05	
Saturated	0.00000	0	0.00000	0	1e+00	//Signifikant

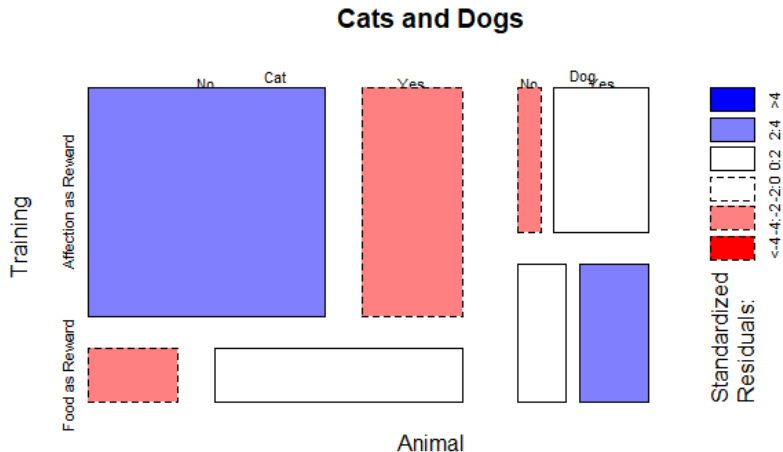
Da der Unterschied signifikant ist, ist die Interaktion *Training*  $\times$  *Dance*  $\times$  *Animal* signifikant und darf nicht entfernt werden. Parsimony ist erreicht.

→ **STOP!!!**

Falls nicht signifikant, mache weiter mit Interaktionen 2. Stufe, usw.

# Log-Linear Analyse in R Mosaic Plot

```
mosaicplot(CatDogContingencyTable, shade = TRUE, main = "Cats and Dogs")
```



- 2 Kategorische Variablen
  - $\chi^2$  Test
  - Bei kleiner Stichprobe Fishers exakter Test
  - Yates Korrektur nett aber ignorierbar
  - Alternativ Maximum Likelihood Ratio
  - Odds-Ratio als Effektstärke
  - Standardisierte Residuen als Signifikanztest der Zellen
- Mehr als 2 Kategorische Variablen
  - Loglineare Analyse
  - Starte mit gesättigtem Modell und erzeuge hierarchisch Parsimony
  - Mosaic-Plots zeigen Verteilung sowie Standardisierte Residuen (Signifikanz)
  - Odds-Ratio auf Subsets als Effektstärke