# SMD-Übungsblatt 11

Abgabe: 24.01.19

Yvonne Kasper yvonne.kasper@udo.edu , Robert Appel robert.appel@udo.edu , Julian Schröer julian.schroeer@udo.edu

## 1 Aufgabe1

Wir betrachten zwei Hypotesen:

$$\Delta E_A = 31.3\,\mathrm{meV} \quad \mathrm{und} \quad \Delta E_B = 30.7\,\mathrm{meV} \;. \tag{1}$$

Der  $\chi^2$ -Test wird wie folgt durch geführt:

$$t = \sum_{i=1}^{n} \frac{(\Delta E_i - \Delta E_H)^2}{\sigma_{t,i}^2} = \chi^2 , \qquad (2)$$

dabei bezeichnet t die Testgröße,  $\Delta E_i$  die Messwerte,  $\Delta E_H$  den Wert der Hypothese und  $\sigma t$ , t = 0, 5 den Fehler dessen. Die Hypothese wird angenommen, wenn t einer  $\chi^2$ -Verteilung folgt. Das wird überprüft indem die  $\chi^2$ -Verteilung für die n Freiheitsgerade der Messwerte betrachtet wird und ein Annahme- und Verwurfsbereich abgesteckt wird. Der Annahmebreich enthält  $(1-\alpha)$  der Fläche unter der Wahrscheinlichkeitsdichte des Testes. Der Verwurfsbreich enthält  $\alpha$  der Fläche und ist die Signifikanz.

Hier ist n = 7 und  $\alpha = 0,05$ , damit ergibt sich  $\chi^2_{(1-\alpha)} = 14,07^{1}$ . Mit Gleichung (2) ergibt sich

$$t_A \approx 3,04 \quad \text{und} \quad t_B \approx 10,96$$
 (3)

Für beide Testgrößen gilt  $\leq 14,07$  damit wären beide Hypotesen angenommen. Bei genauerer Betrachtung ist  $t_A < t_B \leq 14,7$  also  $t_B$  wesentlich nähr an der Verteilung als  $t_A$ . Deshalb sollte die Hypotese A verworfen werden und die Hypotese B weiterverfolgt werden, da diese die Messung besser beschreibt.

# 4/SP.

# 2 Aufgabe 2

#### 2.1 Teil a)

Da bei der Poissonverteilung sowohl der Mittelwert als auch die Varianz durch  $\lambda$  gegeben ist, wählen wir für die Gaußverteilung  $\mu = \lambda$  und  $\sigma^2 = \lambda$ . Da ich nicht weiß, wie ich das beweisen soll, habe ich ein Paar Beispielplots gemacht.

O.5P.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Entnommen aus http://eswf.uni-koeln.de/glossar/chivert.htm.

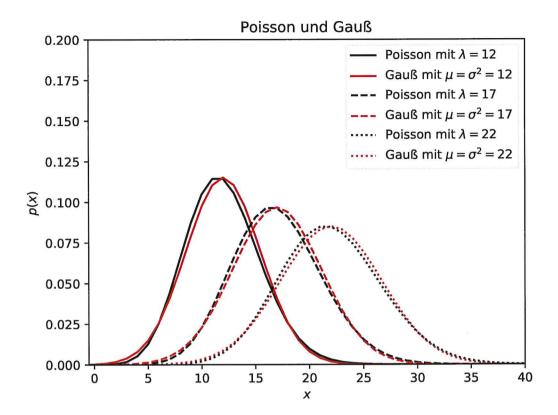


Abbildung 1: Beispielplots der Gauß- und Poissonverteilung mit drei unterschiedlichen  $\lambda$ .

Das sieht doch ganz ähnlich aus.

stimmt "

#### 2.2 Teil b)

Kolmogorow-Smirnow-Test wurde wie in der Vorlesung beschreiben implementiert.

#### 2.3 Teil c) und d)

Es wurden für die Konfidenzniveaus  $\alpha=0,05$ ,  $\alpha=0,025$  und  $\alpha=0,001$  alle ganzzahligen  $\lambda\in[1,15]$  getestet.

Für  $\alpha=0,05$  kann der Kolmogorow–Smirnow-Test ab  $\lambda=8$  nicht mehr unterscheiden.

Für  $\alpha=0,025$  kann der Kolmogorow–Smirnow-Test für  $\lambda=6$  nicht mehr unterscheiden, dann für  $\lambda=7$  gehts wieder und ab  $\lambda=8$  dann nicht mehr. Ich nehme an das liegt an den gezogenen Zufallszahlen.

Für  $\alpha=0,001$ kann der Kolmogorow–Smirnow-Test ab  $\lambda=5$ nicht mehr unterscheiden.

45

5/5P.

### 3 Aufgabe 5

a Die Nullhypotese hier besagt, dass der Bin i den Erwartungswert  $\mu_i$  besitzt. Die Zahl der Eintrage  $n_i$  im Bin i sind Zufallsvariablen verteilt gemäß der Poisson-Verteilung. Damit folgt

$$P(n_i|\mu_i) = \frac{\mu_i^{n_i} \exp(-\mu_i)}{n_i!} \quad \text{für} \quad n_i$$
 (4)

$$P(m_i|\mu_i) = \frac{\mu_i^{m_i} \exp(-\mu_i)}{m_i!} \quad \text{für} \quad m_i \quad \checkmark$$
 (5)

die Wahrscheinlichkeitsdichte für ein Eintrag in einem Bin.

ABOR: Wintmin

AP

b Hier bietet es sich an die negative Log-Likelyhood Funktion zu verwenden.

$$F(\mu_{i}) = -\sum_{i=1}^{r} \log(P(n_{i}|\mu_{i}) \cdot P(m_{i}|\mu_{i}))$$

$$= -\sum_{i=1}^{r} \log\left(\frac{\mu_{i}^{n_{i}} \exp(-\mu_{i})}{n_{i}!}\right) - \sum_{i=1}^{r} \log\left(\frac{\mu_{i}^{m_{i}} \exp(-\mu_{i})}{m_{i}!}\right)$$

$$= -\sum_{i=1}^{r} (n_{i} + m_{i}) \log(\mu_{i}) + 2\sum_{i=1}^{r} \mu_{i} + \sum_{i=1}^{r} \log(n_{i}! \cdot m_{i}!)$$

$$= konst, da \mu_{i} unabhängig$$
(6)

Die Likelyhood muss nun minimiert werden,deshalb

Augabe ist

$$\frac{dF(\mu_i)}{d\mu_i} \stackrel{!}{=} 0 \tag{7}$$

dF = 0!

$$\frac{dF(\mu_i)}{d\mu_i} = -\sum_{i=1}^r \frac{(n_i + m_i)}{\mu_i} + 2\sum_{i=1}^r 1$$
 (8)

$$\implies -\frac{1}{\mu_i} \sum_{i=1}^{r} (n_i + m_i) + 2r = 0 \tag{9}$$

$$\implies \hat{\mu}_i = \frac{\sum_{i=1}^r (n_i + m_i)}{2r} = \frac{N+M}{2r} \tag{10}$$

c Der  $\chi^2$ -Test ist gegeben über

$$t = \chi^2 = \sum_{i=1}^r \frac{(n_i - n_0)^2}{n_0} + \sum_{i=1}^r \frac{(m_i - m_0)^2}{m_0}$$
(11)

mit  $n_0 = \frac{N}{r}$  und  $m_0 = \frac{M}{r}$ .  $\leftarrow$  Nimmt in Jeden Sir gleichen vert ni, mi an?

**d** Die  $\chi^2$ -Verteilung hat k=r Freiheitsgerade, vorrausgesetzt die Einträge sind nicht normiert. Dann wäre der Freiheitsgerade k=r-1.

Für den hier verwendeten  $\chi^2$ -Test wird die Gaußsche-Nährung  $\sigma^2=n_0$  verwendet, diese ist aber nur für  $n_o$  hinreichend groß (> 10) erfüllt. Ist  $n_0<10$  kann dem Test nicht mehr vertraut werden, da er nicht mehr einer  $\chi^2$ -Verteilung folgt.

16.

**e** Für den angegeben  $\chi^2$ -Test ergibt sich  $t \approx 8.43$ . Nun werden die Signifikanzen  $\alpha = 0, 1; 0, 05; 0, 01$  betraachtet, damit ergibt sich  $(1 - \alpha) = 0, 9; 0, 95; 0, 99$ . Die dazu gehörigen  $\chi^2$ -Werte für k = 3 sind  $\chi^2(3) = 6, 25; 7, 81; 11, 34$  damit würde die Nullhypotese nur für  $\alpha = 0, 01$  nicht verworfen werden.

AP.

h=2, ansonsten on



#### Code fuer Blatt11

Kasper, Appel, Schroeer 28. Januar 2019

```
ldef Aufgabe2():
              def G(x, mu, sigma):
                       return ((1/np.sqrt(2 * np.pi * sigma**2)) * np.exp(-((x - mu)**2)/(2 * sigma**2)))
              1 \text{ values} = [12, 17, 22]
              linestyles_values = ['-', '--', ':']
              for lamdahh, ls_v in zip(l_values, linestyles_values):
                       dist = poisson(lamdahh)
                       x = np.arange(-1, 300)
                       plt.plot(x, dist.pmf(x), ls=ls_v, color='black',
13
                                            label=r'Poisson mit $\lambda=\is' \% lamdahh)
14
                       plt.plot(x, G(x, lamdahh, np.sqrt(lamdahh)), ls=ls\_v, color='red', label=r'Gauß mit $\pi = 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.000 + 1.0
              \sigma^2=%i$'%lamdahh )
15
             plt.xlim(-0.5, 40)
16
             plt.ylim(0, 0.2)
             plt.legend()
19
             plt.xlabel('$x$')
19
             plt.ylabel(r'$p(x)$')
20
             plt.title('Poisson und Gauß')
21
             plt.savefig('testplot.pdf')
             plt.clf()
             def Kologomorow(A, B, alpha):
27
                       KulSummeA = np.cumsum(A[0])
28
                       KulSummeB = np.cumsum(B[0])
                      Abstand = max(np.abs(KulSummeA - KulSummeB))
29
                      langeA, langeB = len(A[0]), len(A[0])
30
                      d = np.sqrt(langeA * langeB / (langeA + langeB)) * Abstand
32
                      K_alpha = np.sqrt(1/2 * np.log(2 / alpha))
33
34
                      ablehnen = False
35
                      if(d > K_alpha):
37
                               ablehnen = True
                      return ablehnen
             #-test- Kologomorow spuckt True aus.
             # lamdahh = 8
             # mu = lamdahh
41
             # sigma = np.sqrt(lamdahh)
42
             # p = np.random.poisson(lamdahh, 10000)
43
             # g = np.random.normal(mu, sigma, 10000)
44
             # g = np.floor(g)
45
46
             \# bins = np.linspace(lamdahh - 5*np.sqrt(lamdahh), lamdahh + 5*np.sqrt(lamdahh), 100)
48
             # phist = np.histogram(p, bins=bins, density=True)
             # ghist = np.histogram(g, bins=bins, density=True)
             # print(Kologomorow(phist,ghist,0.25))
             for alpha in (0.05, 0.025, 0.001):
53
                      print('alpha ist:', alpha)
54
                       for lamdahh in range(1, 15, 1):
55
```

mu = lamdahh

```
sigma = np.sqrt(lamdahh)
57
                 p = np.random.poisson(lamdahh, 10000)
g = np.random.normal(mu, sigma, 10000)
58
59
60
                  g = np.floor(g)
61
                  bins = np.linspace(lamdahh - 5*np.sqrt(lamdahh), lamdahh + 5*np.sqrt(lamdahh), 100)
62
                  phist = np.histogram(p, bins=bins, density=True)
ghist = np.histogram(g, bins=bins, density=True)
64
65
€6
67
                  Kolo = Kologomorow(phist, ghist, alpha)
83
                  print('bei alpha =', alpha, 'und lambdah=', lamdahh, 'sagt -KolmogorowSmirnow:',
       Kolo)
70
71
       print ('Sorry für den Spam')
72
73 if __name__ == '__main__':
74 import numpy as np
75 from scipy.stats import poisson
       import matplotlib.pyplot as plt
76
77
       Aufgabe2()
```