

SMD-Abgabe

11. Übungsblatt

Lars Kolk

lars.kolk@tu-dortmund.de

Julia Sobolewski

julia.sobolewski@tu-dortmund.de

Jannine Salewski

jannine.salewski@tu-dortmund.de

Abgabe: 24.01.2018

32	33	34	35	36	Z
$\frac{3}{5}$	$\frac{4}{5}$	$\frac{K.A.}{0/5}$	$\frac{3.5}{5}$	$\frac{4.75}{5}$	$\frac{15.75}{20}$

TU Dortmund – Fakultät Physik

Aufgabe 35: Likelihood-Quotienten-Test

a) $H_0: \mu = \mu_0 \Rightarrow \theta_0 = \{(\mu, \sigma^2): \mu = \mu_0, \sigma^2 > 0\}$ ✓

$H_1: \mu \neq \mu_0 \Rightarrow \theta_1 = \{(\mu, \sigma^2): \mu \neq \mu_0, \sigma^2 > 0\}$ ✓

$$\Rightarrow \mathcal{L}(\mu, \sigma^2 | x) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$
$$= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \checkmark$$

Teststatistik: $\Gamma(x) = \frac{\sup_{\theta \in \theta_0} \mathcal{L}(\theta | x)}{\sup_{\theta \in \theta_1} \mathcal{L}(\theta | x)}$ ✓ $1/1P.$

b) $\frac{\partial}{\partial \sigma} \log(\mathcal{L}) = \frac{\partial}{\partial \sigma} \left[\log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n \cdot \sigma^{-n} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right] \stackrel{!}{=} 0$

$$0 = (2\pi)^{n/2} \cdot \sigma^n \cdot (-n) \cdot (2\pi)^{-n/2} \cdot \sigma^{n-1} + \frac{1}{\sigma^3} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

$$0 = -\frac{n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

$$\Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \checkmark$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \log(\mathcal{L}) = \frac{\partial}{\partial \mu} \left[\log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n \sigma^{-n} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right] \stackrel{!}{=} 0$$

$$0 = -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n 2(x_i - \mu) \cdot (-1) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i - n\mu$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \checkmark$$

$H_0: \mu = \mu_0$ ✓

$H_1: \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ ✓

$1/1P.$

c) $\sup_{\theta \in \theta_0} \mathcal{L}(\theta | x) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2\right)$

$$= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2}\right)^{n/2} \underbrace{\exp\left(-\frac{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2}\right)}_{\exp(-\frac{n}{2})}$$

$$\sup_{\theta \in \theta_1} \mathcal{L}(\theta | x) = \left(\frac{2\pi}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{-n/2} \exp(-\frac{n}{2})$$

$$\Rightarrow \Gamma(x) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2} \right)^{n/2} \checkmark$$

für eine Stichprobenvarianz gilt $s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

$$\Rightarrow \Gamma(x) = \left(\frac{s^2(n-1)}{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2} \right)^{n/2} = \left(\frac{s^2(n-1)}{n(\bar{x} - \mu_0)^2} \right)^{n/2} < C$$

d) $\sqrt{n} = \sqrt{25} = 5 \checkmark$ $\mu_0 = 200 \text{ml} \checkmark$ $\bar{x} = 205 \text{ml} \checkmark$ $s = 10 \text{ml} \checkmark$
 $\Rightarrow T = 5 \cdot \frac{(205 \text{ml} - 200 \text{ml})}{10 \text{ml}} = 2,5 \checkmark$

abgelehnt oder beibehalten?

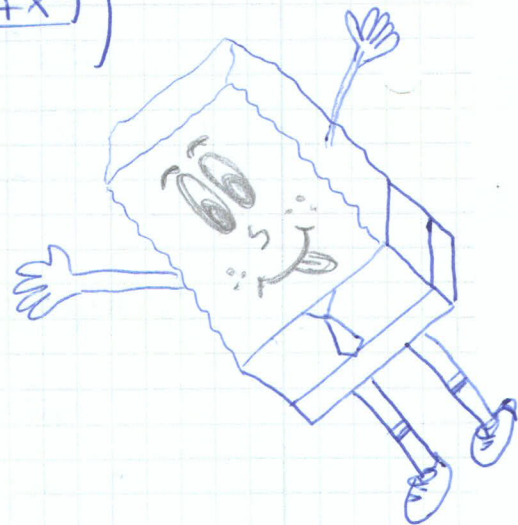
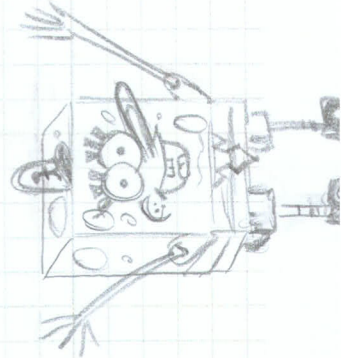
0,5/1?

$$\begin{aligned} \Gamma(x) &= \exp \left(- \frac{\sum (x_i^2 - 2\mu_0 x_i + \mu_0^2) - \sum (x_i^2 - 2\bar{x} x_i + \bar{x}^2)}{2s^2} \right) \\ &= \exp \left(- \frac{n\bar{x}(\bar{x} - \mu_0) + n\mu_0^2 - n\bar{x}^2}{2s^2} \right) \\ &= \exp \left(- \frac{n(\bar{x} - \mu_0)^2}{2s^2} \right) \end{aligned}$$

$\Rightarrow \Gamma(x)$ monoton fallend in $t = \frac{n(\bar{x} - \mu_0)}{s}$

e) $t_{24; 1 - \frac{0,05}{2}} = 2,064$

1/2 p.



Aufgabe 32

```
In [74]: import numpy as np
from scipy.stats import chi2
```

```
In [75]: def chi_quadrat_test(data, sigma, hypothese, freiheitsgrade, signifi-
kanz):
    pruefgroesse = sum((data-hypothese)**2/sigma**2)
    chi_quadrat = chi2.ppf(1-signifikanz, freiheitsgrade)
    test = pruefgroesse < chi_quadrat

    print('Prüfgröße: {:.2f} \nChi_quadrat: {:.2f} \nTest: {}'.forma
t(pruefgroesse, chi_quadrat, test))
```

a)

```
In [76]: data = np.array([31.6, 32.2, 31.2, 31.9, 31.3, 30.8, 31.3])
sigma = 0.5
fg = len(data)-1
H_A = 31.3
signifikanz = 0.05
```

es muss kein Freiheitsgrad abge-
zogen werden, da kein Parameter
geschätzt wird \Rightarrow dof = 7

```
In [77]: chi_quadrat_test(data, sigma, H_A, fg, signifikanz)
```

```
Prüfgröße: 6.08 ✓
Chi_quadrat: 12.59 14.07
Test: True (✓)
```

1.5/3P.

b)

```
In [78]: H_B = 30.7

chi_quadrat_test(data, sigma, H_B, fg, signifikanz)

Prüfgröße: 21.92 ✓
Chi_quadrat: 12.59 14.07
Test: False (✓)
```

1.5/2

Was bedeutet True/False?
Abgelehnt oder nicht abgelehnt?
Nicht eindeutig, aber kein Punktabzug

müsste in der Klausur per Hand gehen :-)

Aufgabe 32

$$E_A = 31,3 \text{ MeV}$$

;

$$E_B = 30,7 \text{ MeV}$$

;

$$\text{Freiheitsgrade} = 7 ; \alpha = 0,05$$

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(E_i - E_A)^2}{\sigma_i^2}$$

$$\chi^2(\nu_0 = 7) = 14,07$$

Aufgabe 33

a)

Gauß: $P(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$

Poisson: $P(x) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda}} e^{-\frac{(x-\lambda)^2}{2\lambda}}$ mit $\lambda \geq 30, \lambda = \mu = \sigma^2$ ✓

0,5/0,5

b)

```
In [1]: import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import stats
np.random.seed(1337)
```

```
In [2]: def ktest(X, Y, alpha):
    n=np.sum(X)
    m=np.sum(Y)

    FX=np.cumsum(X)/n
    FY=np.cumsum(Y)/m

    d = np.max(np.abs(FX-FY)) #maximale Abstand
    #print(d)
    K_alpha = np.sqrt(np.log(2/alpha)/2)
    #print(K_alpha)
    passed = True

    #Überprüfung der Hypothese
    if np.sqrt((n*m)/(n+m))*d <= K_alpha :
        return True
    else:
        return False
```

c) + d)

kleinste Quadrate!
→ KLAUSUR!
3h 8 Aufgaben
Din A5 Zettel

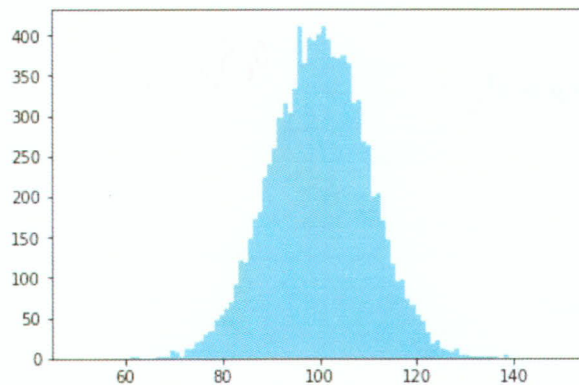
In [3]:

```
my=100
sig=10
normal = np.random.normal(100, 10, 10000)
normal.astype(int)

normal = np.delete(normal, np.where(normal < my-5*sig))
normal = np.delete(normal, np.where(normal > my+5*sig))

normal_bins = np.histogram(normal, bins=np.linspace(my-5*sig, my+5*sig, 100))

plt.hist(normal, bins=np.linspace(my-5*sig, my+5*sig, 100), alpha=0.5)
plt.show()
```



In [4]:

```
for alpha in [0.05, 0.025, 0.01]:
    for lam in np.linspace(30, 100, 10000):
        pois=np.random.poisson(lam, 10000)

        pois=np.delete(pois, np.where(pois < my-5*sig))
        pois=np.delete(pois, np.where(pois > my+5*sig))

        poisson_bins = np.histogram(pois, bins=np.linspace(my-5*sig, my+5*sig, 100))

        if kstest(poisson_bins[0], normal_bins[0], alpha) == True:
            print("alpha = ", alpha, " : Für den Test sind die Verteilungen ab Lambda = ", lam, "ununterscheidbar. \n" )
            break
```

alpha = 0.05 : Für den Test sind die Verteilungen ab Lambda = 99.6219621962 1963 ununterscheidbar.

alpha = 0.025 : Für den Test sind die Verteilungen ab Lambda = 30.112011201 12011 ununterscheidbar.

alpha = 0.01 : Für den Test sind die Verteilungen ab Lambda = 30.0420042004 20042 ununterscheidbar.

In []:

b) $1/20$
c) $2.5/2.5$

Warum erst ab 30???

FF

Aufgabe 36

$$\sum_{i=1}^r p_i = 1, \quad N = \sum_{i=1}^r n_i, \quad M = \sum_{i=1}^r m_i$$

a)

Die Zählraten der einzelnen Bins folgen jeweils einer Poisson-Verteilung: ✓

$$f(n_i) = \frac{(Np_i)^{n_i}}{n_i!} e^{-Np_i} \quad \checkmark$$

$$g(m_i) = \frac{(Mp_i)^{m_i}}{m_i!} e^{-Mp_i} \quad \checkmark$$

1/1P.

b)

Aufstellen der Likelihood-Funktion:

$$\mathcal{L} = \frac{(Np_i)^{n_i}}{n_i!} e^{-Np_i} \cdot \frac{(Mp_i)^{m_i}}{m_i!} e^{-Mp_i} = \frac{N^{n_i} M^{m_i}}{n_i! m_i!} \cdot p_i^{n_i+m_i} \cdot e^{-(N+M)p_i} \quad \checkmark$$

Berechnung des Maximums \hat{p}_i :

$$\frac{d\mathcal{L}}{d\hat{p}_i} = \frac{N^{n_i} M^{m_i}}{n_i! m_i!} \left[(n_i + m_i) \hat{p}_i^{n_i+m_i-1} e^{-(N+M)\hat{p}_i} - \hat{p}_i^{n_i+m_i} (N+M) e^{-(N+M)\hat{p}_i} \right]$$

$$= \frac{N^{n_i} M^{m_i}}{n_i! m_i!} \hat{p}_i^{n_i+m_i} e^{-(N+M)\hat{p}_i} \left(\frac{n_i + m_i}{\hat{p}_i} - (N+M) \right) \stackrel{!}{=} 0$$

$$\Rightarrow \hat{p}_i = \frac{n_i + m_i}{M + N} \quad \checkmark$$

Maximum?
 \Rightarrow zweite Ableitung?
 noch 1/1P.

c)

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \frac{(n_i - N\hat{p}_i)^2}{N\hat{p}_i} + \sum_{i=1}^r \frac{(m_i - M\hat{p}_i)^2}{M\hat{p}_i} \quad \checkmark$$

1/1P

Gaußnäherung \rightarrow gilt
 nur für ausreichend
 große Statistik

d)

Die Anzahl der Freiheitsgrade beträgt $r - 1$. ✓

Die Teststatistik folgt für kleine Binnhalte keiner χ^2 -Verteilung mehr, weil... ✓

0,75
1

e)

```
In [14]: import numpy as np
from scipy.stats import chi2
```



```
In [15]: n = np.array([111, 188, 333])
m = np.array([15, 36, 30])

r = len(n)-1
N = sum(n)
M = sum(m)

def chi_quadrat_test(n, m, freiheitsgrade, signifikanz):
    pruefgroesse = 1/(M*N) * sum((N*m-M*n)**2/(n+m))
    chi_quadrat = chi2.ppf(1-signifikanz, freiheitsgrade)
    test = pruefgroesse < chi_quadrat

    print('Prüfgröße: {:.2f} \nChi_quadrat: {:.2f} \nTest: {}'.format(pruefgroesse, chi_quadrat, test))
```

```
In [16]: chi_quadrat_test(n, m, r, 0.1)
```

Prüfgröße: 8.43 ✓
Chi_quadrat: 4.61 ✓
Test: False

```
In [17]: chi_quadrat_test(n, m, r, 0.05)
```

Prüfgröße: 8.43 ✓
Chi_quadrat: 5.99 ✓
Test: False

```
In [18]: chi_quadrat_test(n, m, r, 0.01)
```

Prüfgröße: 8.43 ✓
Chi_quadrat: 9.21 ✓
Test: True

Die Nullhypothese wird nur für $\alpha = 0,01$ nicht verworfen. ✓

1/1P.