Grundlagen_der_Statistik_Skript_Python

February 28, 2024

1 Grundlagen der Statistik

1.1 für Informatiker

1.1.1 Wolfgang Tröscher, SPE München

1.1.2 Stand: 21.02.2024

In diesem Dokument soll gezeigt werden, wie wir die statischen Berechnungen, die in dem Skript ##Grundlagen der Statistik (für Informatiker)** mit Hilfe der Programmiersprache **Python** durchführen können. Ich gehe hier strikt nach den Kapiteln im Skript vor, sodass man leicht den gesuchten Python-Code finden sollte. auch die Kapitelnummern stimmen jeweils überein.

Als Datenstruktur verwende ich hier immer ein Numpy-Array.

2 Kapitel 3: Deskriptive Statistik

2.1 3.1 Lageparameter

```
[460]: import numpy as np
x = np.array([3,5,7,10,15])

# Der Mittelwert
print(np.mean(x))
```

8.0

```
[461]: # Der Median
x = np.array([4,8,15,16,23,42])
print(np.median(x))
```

15.5

```
[462]: # Quantile

# Numpy bietet hier mehrere Varianten für die Berechnung an:

# 'inverted_cdf'

# 'averaged_inverted_cdf'

# 'closest_observation'

# 'interpolated_inverted_cdf'

# 'hazen'
```

```
# 'weibull'
       # 'linear' (default)
       # 'median unbiased'
       # 'normal_unbiased'
       # Wir berechnen für alle diese Mögichkeiten das 70%-Quantil
       methods = ["inverted_cdf", "averaged_inverted_cdf", "closest_observation",__

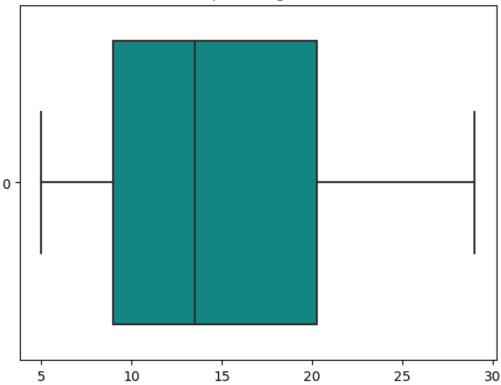
¬"interpolated_inverted_cdf", "hazen", "weibull", "linear", "median_unbiased",

                  "normal unbiased"]
       x = np.array([3,5,7,8,9,11,12,13,14,16,18])
       for method in methods:
           print(f"Methode = {method}, Wert = {np.quantile(x, q = [0.7],__
        →method=method)}")
      Methode = inverted_cdf, Wert = [13]
      Methode = averaged_inverted_cdf, Wert = [13.]
      Methode = closest_observation, Wert = [13]
      Methode = interpolated_inverted_cdf, Wert = [12.7]
      Methode = hazen, Wert = [13.2]
      Methode = weibull, Wert = [13.4]
      Methode = linear, Wert = [13.]
      Methode = median_unbiased, Wert = [13.26666667]
      Methode = normal unbiased, Wert = [13.25]
[463]: # Modus
       from scipy.stats import mode
       x = np.array([4,1,2,4,3,4,2,5,2,3])
       print(mode(x))
       # Diese Funktion liefert im Falle, dass mehrere Zahlen mit der gleichen⊔
        ⇒maximalen Häufiqkeit vorkommen, nur eine (die kleinere) zurück.
      ModeResult(mode=2, count=3)
           3.2 Streuungsparameter
[465]: # Interquartilsabstand IQR
       from scipy.stats import igr
       x = np.array([5,7,8,12,13,14,18,21,23,29])
       print(iqr(x, interpolation="nearest"))
      13
[466]: # Boxplot-Diagramme (hier mit Hilfe des Paktes seaborn)
```

import matplotlib.pyplot as plt

```
import seaborn as sns
sns.boxplot(x, orient="h", color="#009997").set_title("Boxplot-Diagramm")
plt.show()
```

Boxplot-Diagramm



```
[467]: # Spannweite
x = np.array([5,7,8,12,13,14,18,21,23,29])
print(np.max(x) - np.min(x))
```

24

```
[468]: # Varianz
x = np.array([5,7,8,12,13,14,18,21,23,29])

# Der Population
print(f"Varianz der Population = {np.var(x)}")

# Der Stichprobe
print(f"Varianz der Stichprobe (df=n-1) = {np.var(x, ddof=1)}")
```

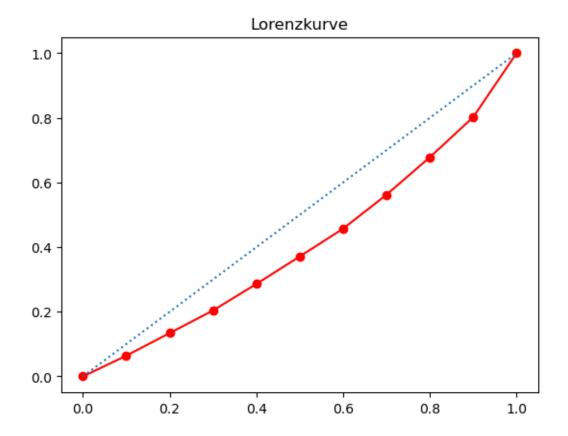
```
[469]: # Standardabweichung
       x = np.array([5,7,8,12,13,14,18,21,23,29])
       # Der Population
       print(f"Standardabweichung der Population = {np.std(x)}")
       # Der Stichprobe
       print(f"Standardabweichung der Stichprobe (df=n-1) = {np.std(x, ddof=1)}")
      Standardabweichung der Population = 7.293833011524188
      Standardabweichung der Stichprobe (df=n-1) = 7.688375063113864
[470]: # Kovarianz
       x = np.array([3,5,9,13,17,25])
       y = np.array([12,19,33,42,59,75])
       # Der Population
       print(f"Kovarianz der Population = {np.cov(x,y, ddof=0)[0,1]}")
       # Der Stichprobe
       print(f"Standardabweichung der Stichprobe (df=n-1) = {np.cov(x,y,__

ddof=1)[0,1]}")
      Kovarianz der Population = 162.0
      Standardabweichung der Stichprobe (df=n-1) = 194.4
[471]: # Variatioskoeffizient
       from scipy.stats import variation
       x1 = np.array([5,7,6,8,10])
       x2 = np.array([50,70,60,80,100])
       print(variation(x1))
       print(variation(x2))
      0.23895347964007296
      0.23895347964007296
[472]: # Gini-Koeffizient
       # Mir ist keine Implementierung zum Beispiel im Paket scipy bekannt. Daher hier
        ⇔eine eigene Implementierung der Funktion:
       import matplotlib.pyplot as plt
       def berechne_gini(daten, korrigiert=False, lorenz=False):
           """ Gibt den Gini-Koeffizienten zurueck
           Parameter:
           daten (Liste)
           korrigiert=False (bei True wird der korrigierte Gini-Koeffizient
```

zurueckgegeben)

```
lorenz=False (bei True wird die Lorenzkurve geplottet)
    if not isinstance(daten, list):
        raise TypeError("Daten muessen als Liste übergeben werden.")
    n = len(daten)
    s = sum(daten)
    daten.sort()
    summe_kumuliert = [daten[0]]
    for i in range(1,n):
        summe_kumuliert.append(summe_kumuliert[i-1] + daten[i])
    zaehler = 2 * sum([i * daten[i-1] for i in range(1,n+1)])
    nenner = n * s
    gini = zaehler / nenner - (n+1)/n
    if(lorenz):
        anteile_kumuliert = [x / s for x in summe_kumuliert]
        anteile_kumuliert.insert(0,0)
        x = [i / n \text{ for } i \text{ in } range(n+1)]
        plt.plot(x,anteile_kumuliert, color="red", marker="o")
        plt.plot([0,1], [0,1], linestyle='dotted')
        plt.title("Lorenzkurve")
        plt.show
    return gini if not korrigiert else gini * n/(n-1)
gehaelter = [3200,3500,3500,4100,4250,4300,5250,5800,6200,9900]
berechne_gini(gehaelter, lorenz=True)
```

[472]: 0.188399999999999



3 Kapitel 6: Verteilungen

3.1 6.1 Diskrete Verteilungen

3.1.1 6.1.1 Binomialverteilung

```
[474]: # In einer Urne befinden sich 4 rote und 6 schwarze Kugeln. Wir ziehen 10 Malumit Zurücklegen eine Kugel.

# Wie groß ist die Wahrscheinlichkeit, 5 Mal eine rote Kugel zu ziehen?

from scipy.stats import binom print(binom.pmf(5,10,0.4))
```

0.20065812479999992

3.1.2 6.1.2 Hypergeometrische Verteilung

```
[476]: # Lotto (6 aus 49): Wahrscheinlichkeit für 3 Richtige from scipy.stats import hypergeom print(hypergeom.pmf(3,49,6,6))
```

3.1.3 6.1.3 Poissonverteilung

```
[478]: # Ein radioaktives Element zerfällt mit Mittel mit 5 Zerfällen pro Sekunde. Wie⊔

→ groß ist die Wahrscheinlichkeit, dass genau 3 Teile zerfallen?

from scipy.stats import poisson
print(poisson.pmf(3, 5))
```

0.1403738958142805

3.2 6.2 Stetige Verteilungen

3.2.1 6.2.1 Normalverteilung

```
[480]: from scipy.stats import norm

# Körpergröße: Erwartungswert = 178,9cm, Standardabweichung = 8,5cm

# b) P(X<175cm)

print(norm.cdf(175, 178.9, 8.5))

# c) P(X>180cm)
print(1 - norm.cdf(180, 178.9, 8.5))

# d) P(170 <= X <= 180)
links = norm.cdf(170, 178.9, 8.5)
rechts = 1 - norm.cdf(180, 178.9, 8.5)
print(1-links-rechts)
```

- 0.32318044829413806
- 0.44851591953587056
- 0.40394785603164407

3.3 Simulation: Standardfehler in Abhängigkeit von der Stichprobengröße n

Wir erstellen zufällig 200 normalverteilte Zahlen, die die Population simulieren. Anschließend berechnen wir für jede Stichprobengröße n den Schätzer für den Standardfehler:

$$SE = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

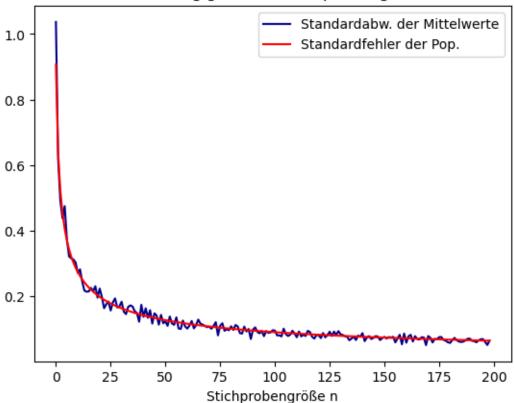
Der Standardfehler wird als blaue Kurve dargestellt. In der Schleife ziehen wir zusätzlich 50 Stichproben der Größe n, berechnen deren Mittelwerte und anschließend daraus die Standardabweichung. Diese Standardabweichungen werden als rote Kurve dargestellt.

Wir sehen: Der Standardfehler nimmt mit zunehmender Stichprobengröße ab, unser Schätzer nähert sich auch zunehmend der Standardabweichung der Mittelwerte.

```
[2]: import numpy as np
     import matplotlib.pyplot as plt
     N = 200 # Populationsgröße
     pop = np.random.normal(0, 1, N)
     sigma = np.std(pop)
     sample mean std = []
     standard_errors = []
     for n in range(1,N):
         sample_means = [np.random.choice(pop, n).mean() for i in range(50)]
         sample_mean_std.append(np.std(sample_means))
         standard_errors.append(sigma/np.sqrt(n))
     plt.plot(sample_mean_std, color="darkblue", label="Standardabw. der__

→Mittelwerte")
     plt.plot(standard_errors, color="red", label="Standardfehler der Pop.")
     plt.legend()
     plt.title("Standardabweichung der Stichprobenmittelwerte\nin Abhängigkeit der⊔
      ⇔Stichprobengröße")
     plt.xlabel("Stichprobengröße n")
     plt.figure(dpi=1300)
     plt.show()
```

Standardabweichung der Stichprobenmittelwerte in Abhängigkeit der Stichprobengröße



<Figure size 8320x6240 with 0 Axes>

3.4 7.1 Konfidenzintervalle

```
[482]: # KI für den Intelligenzquotienten mit Stichprobengröße = 50,□

Stichprobenmittelwert = 103, Standardabweichung = 5

from scipy.stats import norm

# Wichtig: Für scale muss man hier den Standardfehler (Standardabweichung des□

Mittelwertes) angegen, nicht die Standardabweichung der Stichprobe!

print(norm.interval(.95, 103, 5/np.sqrt(50)))
```

(101.61409617565032, 104.38590382434968)

```
[483]: # KI für Zuckergehalt, Signifikanzniveau = 95%
x = np.array([12.8, 11.9, 10.1, 11.9, 10.8, 12.1, 12.3, 9.9, 11.7, 10.9])
from scipy.stats import t
from scipy.stats import sem
```

```
print(t.interval(.95, len(x)-1, x.mean(), sem(x)))
```

(10.749558075797859, 12.130441924202144)

3.4.1 Konfidenzintervall für Anteilswerte

```
[485]: # Umfrage unter 100 Personen, 21 davon gaben an, eine bestimmte Partei zu_
wählen.

# Berechne den KI für alpha=0.10

from statsmodels.stats.proportion import proportion_confint
print(proportion_confint(count=21, nobs=100, alpha=.1, method="normal"))
```

(0.14300375689380565, 0.2769962431061943)

3.5 7.2 Hypothesentest

3.5.1 7.2.1 t-Test

```
[487]: # Einstichproben-t-Test, zweiseitig

# Zuckergehalt: HO: mü = 12%, H1: mü <> 12%
from scipy.stats import ttest_1samp
x = np.array([12.8, 11.9, 10.1, 11.9, 10.8, 12.1, 12.3, 9.9, 11.7, 10.9])
print(ttest_1samp(x, popmean=12))
```

TtestResult(statistic=-1.8347785189881753, pvalue=0.0997357600099662, df=9)

```
[488]: # Einstichproben-t-Test, einseitig
# HO: mü >= 100g, H1: mü < 100g
n = 20
x_quer = 99.4
s = 0.3

# Erstelle Zufallszahlen, die dem angegebenen Kennzahlen entsprechen
x = np.random.normal(loc=x_quer, scale=s, size=n)
print(ttest_1samp(x, popmean=100, alternative="less"))</pre>
```

TtestResult(statistic=-7.8557749608246565, pvalue=1.0967836211208878e-07, df=19)

```
[489]: # Zweistichproben-t-Test (unverbunden)
# Gedächtnistest bei zwei Schulklassen

klasse1 = np.random.normal(loc=65.8, scale=7.9, size=23)
klasse2 = np.random.normal(loc=62.7, scale=5.8, size=22)
#F-Test
```

```
from scipy.stats import f
f_emp = 7.9**2 / 5.8**2
print(f"Emp. F-Wert = {f_emp}")
print(f"Kritischer F-Wert = {f.isf(.05, len(klasse1)-1, len(klasse2)-1)}")

from scipy.stats import ttest_ind
print(ttest_ind(klasse1, klasse2))

Emp. F-Wert = 1.8552318668252081
Kritischer F-Wert = 2.073309399374337
TtestResult(statistic=1.8555674805297306, pvalue=0.07037796756373794, df=43.0)

# Zweistichproben-t-Test (verbunden)
from scipy.stats import ttest_rel
```

[490]: # Zweistichproben-t-Test (verbunden)
from scipy.stats import ttest_rel

x1 = np.array([159,181,165,160,175,181])
x2 = np.array([145,170,165,140,155,182])

print(ttest_rel(x1, x2))

TtestResult(statistic=2.8001312592292362, pvalue=0.03798773947333919, df=5)

3.5.2 7.2.3 χ^2 -Test

[[12 23 11]

```
[492]: ## Unbhängigkeitstest
from scipy.stats import chi2_contingency
obs = np.array([[12,23,11], [17,27,19], [19,19,33]])
print(obs)
print(chi2_contingency(obs))
```

3.5.3 7.2.4 Lineare Regression

```
[494]: import pandas as pd
    from statsmodels.formula.api import ols

x = np.array([21,30,35,42,70,75])
y = np.array([600,850,1200,1300,1990,2100])
```

```
df = pd.DataFrame({"X" : x, "Y":y})
model = ols("y~x", data=df).fit()
print(model.summary())
```

OLS Regression Results

______ Dep. Variable: R-squared: 0.980 Adj. R-squared: Model: OLS 0.975 Method: Least Squares F-statistic: 195.3 0.000152 Date: Wed, 21 Feb 2024 Prob (F-statistic): Time: 10:28:57 Log-Likelihood: -34.637 No. Observations: 73.27 6 AIC: Df Residuals: 4 BIC: 72.86 Df Model: Covariance Type: nonrobust

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept x	111.9581 26.9899	96.089 1.931	1.165 13.976	0.309	-154.829 21.628	378.745 32.352
Omnibus: Prob(Omnibu Skew: Kurtosis:	======= s):		nan Jaro	pin-Watson: que-Bera (JE p(JB): l. No.	3):	1.629 0.744 0.689 123.

Notes:

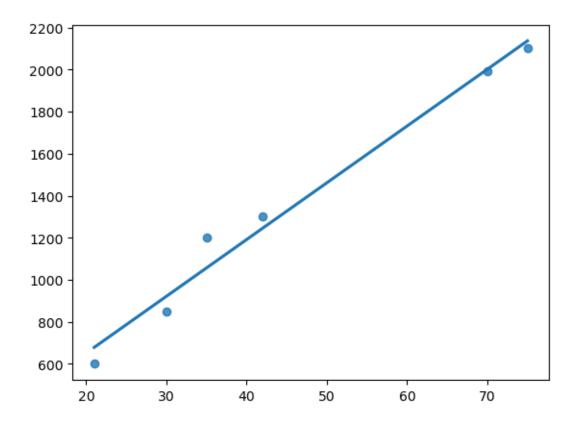
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

/opt/conda/envs/anaconda-panel-2023.05-py310/lib/python3.11/site-packages/statsmodels/stats/stattools.py:74: ValueWarning: omni_normtest is not valid with less than 8 observations; 6 samples were given.

warn("omni_normtest is not valid with less than 8 observations; %i "

[495]: # Regressionsgerade zeichnen import seaborn as sns sns.regplot(x=x,y=y, ci=None)

[495]: <Axes: >



3.5.4 7.2.6 Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman

```
[497]: # Ränge ermitteln
from scipy.stats import rankdata
zeiten = np.array([9.58, 9.71, 9.84, 9.93, 9.93, 10, 10, 10.34])
print(rankdata(zeiten))
```

[1. 2. 3. 4.5 4.5 6.5 6.5 8.]

```
[528]: # Berechnung des Korrelationskoeffizienten: Zusammenhang Vorbereitungszeit und Klausurergebnis
from scipy.stats import spearmanr

zeiten = np.array([21,22,15,16,8,1])
punkte = np.array([98,87,89,71,65,30])

print(spearmanr(zeiten, punkte))
```

SignificanceResult(statistic=0.7142857142857143, pvalue=0.1107871720116617)

3.6 7.4 Nichtparametrische Tests

3.6.1 7.4.1 Mann-Whitney-Test

```
[552]: ## Reaktionsgeschwindigkeit zwischen den Geschlechtern
from scipy.stats import mannwhitneyu

maenner = np.array([47,47,51,57,77,85,86,89])
frauen = np.array([61,67,69,69,84,89,90])

print(mannwhitneyu(maenner, frauen))
```

MannwhitneyuResult(statistic=19.5, pvalue=0.35324679686204175)

3.6.2 7.4.2 Kruskal-Wallis-Test

```
[559]: ## Zusammenhang Anzahl besuchter Vorlesungen und Klausurergebnis
from scipy.stats import kruskal

bwl = np.array([5,7,8,11,19])
it = np.array([8,10,14,15,16,18])
physik = np.array([6,12,12,17,20,21])

print(kruskal(bwl,it,physik))
```

KruskalResult(statistic=2.52612612612612612, pvalue=0.28278650564234037)