

# Bayes'sche Inferenz / PyMC3

Code: <https://github.com/mrsmuseum/Bayessche-Inferenz-PyMC3.git>

## Bayes'sche Inferenz

- benannt nach dem englischen Mathematiker Thomas Bayes (\*1701, †1761)
- man geht vorab mit einer bestimmten Erwartung bzw. Vorannahme an statistische Auswertungen heran
- im Experiment selbst wird diese Vorannahme dann überprüft
- nach dem Experiment wird diese Vorannahme durch das Ergebnis des Experiments geupdatet
- statt Ja/Nein Fragen zu stellen wird getestet, wie *wahrscheinlich* Ja ODER Nein ist
- besonders charakteristisch: man modelliert Wahrscheinlichkeits- bzw. Randverteilungen

## Bayes'scher Wahrscheinlichkeitsbegriff

Wahrscheinlichkeit im Sinne der Bayes'schen Inferenz ist definiert als...

- die persönliche Überzeugung, dass ein bestimmtes Ereignis in einem bestimmten Experiment eintritt
  - Überzeugung, welche sich aus der bisherigen Erfahrung sowie dem Ergebnis des Experiments herausbildet
  - Maß, für dessen Glaubwürdigkeit einer Aussage gilt: 0 (falsch, unglaublich) bis 1 (glaubwürdig, wahr)
- man spricht hierbei vom **Grad persönlicher Überzeugung**

## Begriffe

### A-priori-Wahrscheinlichkeit (Prior)

Wahrscheinlichkeitsverteilung einer Zufallsgröße aufgrund begründeter Vorannahmen bzw. durch gegebenes Vorwissen  $\mathcal{I}$  („vor dem Blick auf die Daten“):  $\Pr(\mathcal{M} | \mathcal{I})$

*Achtung! Der Prior sollte so neutral wie möglich gewählt sein*

### A-posteriori-Wahrscheinlichkeit (Posterior)

Wahrscheinlichkeitsverteilung nach Beobachtung der Zufallsgröße bzw. unter Einbezug des Vorwissens  $\mathcal{I}$  und der Messdaten  $\mathcal{D}$  („nach dem Blick auf die Daten“):  $\Pr(\mathcal{M} | \mathcal{D}, \mathcal{I})$

### Likelihood

Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Messdaten  $\mathcal{D}$ , wenn der Modellparameter  $\mathcal{M}$  und das Vorwissen  $\mathcal{I}$  gegeben sind:  $\Pr(\mathcal{D} | \mathcal{M}, \mathcal{I})$

## Satz von Bayes (Bayes Theorem)

$$\text{Posterior} \quad \text{Likelihood} \quad \text{Prior} \\ \Pr(\mathcal{M} | \mathcal{D}, \mathcal{I}) = \frac{\Pr(\mathcal{D} | \mathcal{M}, \mathcal{I}) \Pr(\mathcal{M} | \mathcal{I})}{\Pr(\mathcal{D} | \mathcal{I})} \\ \text{Normierungsfaktor}$$

## Implementierung in Python mit PyMC3

- **PyMC3**: Python-Bibliothek (Open Source) für probabilistische Programmierung → spezialisiert auf fortgeschrittene Markov-Chain-Monte-Carlo- (MCMC) und Variationsanpassungs-Algorithmen
- **Warum MCMC?** Um mit leistungsstarken Stichprobenalgorithmen die A-Posteriori-Wahrscheinlichkeit zu berechnen (z. B. No-U-Turn Sampler (NUTS), Metropolis-Hastings, Sequenzielle Monte-Carlo-Methoden)
- **ArviZ**: Python-Bibliothek zur Datenvisualisierung; vor allem für die Interpretation und Visualisierung von Posterior-Verteilungen

## Hausaufgaben

Ein Würfel hat sechs Seiten mit je sechs verschiedenen Augenzahlen.  
Es soll untersucht werden, mit **welcher Wahrscheinlichkeit** beim Würfeln die **Zahl 6** fällt.

Es gilt:

0 = Misserfolg, es wurde keine 6 gewürfelt

1 = Erfolg, es wurde eine 6 gewürfelt

1. Mit welcher Vorannahme geht ihr in das Experiment hinein? Stellt die A-priori-Wahrscheinlichkeit auf und begründet diese kurz.
2. Generiert nun die Daten für den Würfelwurf. Dabei soll eure A-priori-Wahrscheinlichkeit in der Variable **p\_six** gespeichert werden und es soll zu Anfang **10x** gewürfelt werden.
3. Auf Grundlage der generierten Daten implementiert nun das passende PyMC3 Modell. Visualisiert anschließend die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit. Was ist der Mittelwert und der Wert für die Standardabweichung?

## Beispiel: Münzwurf

### PyMC3 installieren

```
In [1]: #conda create -c conda-forge -n pymc_env "pymc>=4"
#conda activate pymc_env
```

### Importe

```
In [2]: import numpy as np
import scipy.stats as stats
import pymc3 as pm
import arviz as az
```

### Daten generieren

```
In [3]: trials = 4
p = 0.50
```

```
In [4]: tosses = stats.bernoulli.rvs(p=p, size=trials)
tosses
```

```
Out[4]: array([0, 1, 0, 1])
```

### PyMC3 Modell implementieren

```
In [5]: with pm.Model() as first_model:

    #Prior definieren
    prior = pm.Beta('prior', 1, 1)

    #Likelihood definieren
    data = pm.Bernoulli('data', p=prior, observed=tosses)

    #Stichprobenziehung
    trace = pm.sample(1000, random_seed=123, return_inferencedata=True)
```

```
Auto-assigning NUTS sampler...
Initializing NUTS using jitter+adapt_diag...
Multiprocess sampling (2 chains in 2 jobs)
NUTS: [prior]
```

```
100.00% [4000/4000 00:03<00:00 Sampling 2 chains, 0 divergences]
```

```
/Users/madlinma/opt/anaconda3/lib/python3.9/site-packages/scipy/stats/_continuous_distns.py:624: RuntimeWarning: ov
erflow encountered in _beta_ppf
    return _boost._beta_ppf(q, a, b)
/Users/madlinma/opt/anaconda3/lib/python3.9/site-packages/scipy/stats/_continuous_distns.py:624: RuntimeWarning: ov
erflow encountered in _beta_ppf
    return _boost._beta_ppf(q, a, b)
Sampling 2 chains for 1_000 tune and 1_000 draw iterations (2_000 + 2_000 draws total) took 14 seconds.
```

### Daten visualisieren

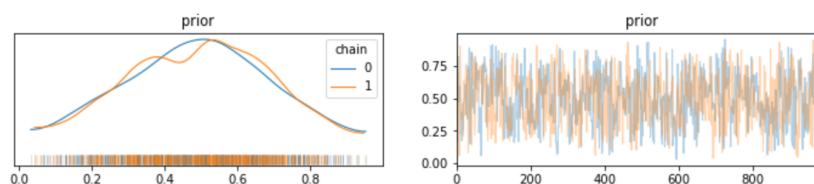
```
In [6]: az.summary(trace, kind=('stats'))
```

```
Out[6]:
```

	mean	sd	hdi_3%	hdi_97%
prior	0.491	0.185	0.146	0.823

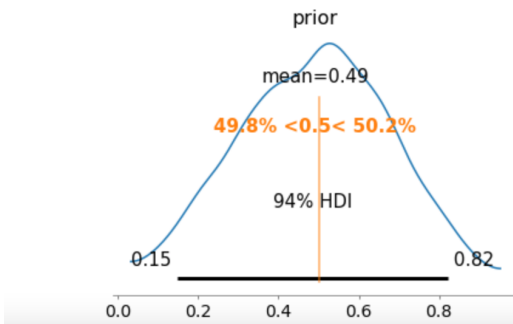
```
In [7]: az.plot_trace(trace, rug=True, rug_kwargs={"alpha": .2}, compact=False, legend=True)
```

```
Out[7]: array([[<AxesSubplot:title={'center': 'prior'}>,
<AxesSubplot:title={'center': 'prior'}>]], dtype=object)
```



```
In [8]: az.plot_posterior(trace, ref_val=0.5)
```

```
Out[8]: <AxesSubplot:title={'center':'prior'}>
```



## Literatur

- Juola, Patrick/Ramsay, Stephen: Six Septembers. Mathematics for the Humanist. Nebraska 2017. Online verfügbar unter: <https://digitalcommons.unl.edu/zeabook/55/> [Stand: 30.01.2023].
- McElreath, Richard: Statistical Rethinking. A Bayesian Course with Examples in R and STAN. Boca Raton/Oxon 2020. Online verfügbar unter: <https://ebookcentral.proquest.com/lib/ub-wuerzburg/detail.action?docID=6133700> [Stand: 19.01.2023]

## Tutorials

- „Statistical Rethinking 2022“ Vorlesung von Richard McElreath. Online verfügbar unter: <https://www.youtube.com/watch?v=BYUykHScxj8&list=PLDcUM9US4XdMROZ57-OIRtIK0aOynbgZN>
- Jupyter Notebooks „Statistical Rethinking: A Bayesian Course Using python and pymc3“ zur Vorlesung „Statistical Rethinking 2022“. Online verfügbar unter: [https://github.com/gbosquechacon/statrethink\\_course\\_in\\_pymc3](https://github.com/gbosquechacon/statrethink_course_in_pymc3)
- Jupyter Notebook „Probabilistic Programming and Bayesian Methods for Hackers“. Online verfügbar unter: [https://nbviewer.org/github/CamDavidsonPilon/Probabilistic-Programming-and-Bayesian-Methods-for-Hackers/blob/master/Chapter1\\_Introduction/Ch1\\_Introduction\\_PyMC3.ipynb](https://nbviewer.org/github/CamDavidsonPilon/Probabilistic-Programming-and-Bayesian-Methods-for-Hackers/blob/master/Chapter1_Introduction/Ch1_Introduction_PyMC3.ipynb)