# 統計的機械学習

## 第八回 レポート ID: 01

37-196360 森田涼介

2019年6月10日

ある薬の効果を調べるために 5 人の被験者に対して実験を行った。5 人のうち 4 人の効果が認められた。このとき、この薬の効果をベイズ推定によって分析する。

#### 理論

効果のある確率を  $\pi$  とおき、観測データは独立にベルヌーイ分布に従うとする。 また、事前分布は a、b (>0) をパラメータとするベータ分布であると仮定する。 これらを式で表すと、

$$p(\text{data}|\pi) = \text{Bernoulli}(\text{data}|\pi) \tag{1}$$

$$p(\pi) = \operatorname{Beta}(\pi|a,b) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} \pi^{a-1} (1-\pi)^{b-1} \tag{2}$$

ここで、観測データのうち陽性のものの数を  $n_{\rm pos}$ 、陰性のものの数を  $n_{\rm neg}$  とする。 $p({\rm data})$  は定数であること に注意すると、 $\pi$  の事後分布の確率密度関数は、

$$p(\pi|\text{data}) = \frac{p(\text{data}|\pi)p(\pi)}{p(\text{data})}$$
(3)

$$\propto p(\text{data}|\pi)p(\pi)$$
 (4)

$$= \pi^{n_{\text{pos}}} \cdot (1-\pi)^{n_{\text{neg}}} \cdot \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} \pi^{a-1} (1-\pi)^{b-1}$$

$$\tag{5}$$

$$\propto \pi^{a+n_{\text{pos}}-1} (1-\pi)^{b+n_{\text{neg}}-1}$$
 (6)

これを正規化すると, 結局, 事後分布は,

$$p(\pi|\text{data}) = \text{Beta}(\pi|a + n_{\text{pos}}, b + n_{\text{neg}})$$
(7)

また、効果のある確率  $\pi$  が threshold 以上である確率は次式で計算できる。

$$p(\pi \ge \text{threshold}|\text{data}) = \int_{\text{threshold}}^{1} p(\pi|\text{data}) d\pi$$
 (8)

#### 結果

事前分布 Beta(1, 1), Beta(0.1, 0.1), Beta(5, 5) について,  $\pi \ge 0.5$ , 及び  $\pi \ge 0.8$  となる確率を,数値積分により求める。結果を表 1 にまとめる。また,ベータ分布の形状を図 1 に示す。

表 1: 結果

threshold	Beta(1, 1)	Beta $(0.1, 0.1)$	Beta(5, 5)
0.5	0.89	0.93	0.79
0.8	0.34	0.56	0.044

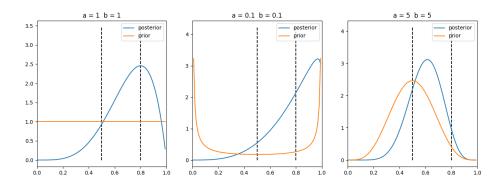


図 1: 各 a, b に対するベータ分布の形状

### プログラム

```
Listings 1: assignment1.py
# -*- coding: utf-8 -*-
3 import math
4 import numpy as np
  import matplotlib.pyplot as plt
8 def beta_distribution(pi, a, b):
       value = (
           (math.gamma(a + b) / (math.gamma(a) * math.gamma(b)))
10
           * pi**(a-1) * (1 - pi) **(b-1)
11
           )
       return value
13
14
15
  def make_beta(a, b):
16
       def _beta(pi):
17
           return beta_distribution(pi, a, b)
18
       return _beta
19
20
21
^{22} def integrate(distribution, lower=0.0, upper=1.0, dx=0.01,):
```

```
23
       x = np.arange(lower, upper+dx, dx)
       dist = distribution(x)
24
       p = (dist*dx).sum()
       return p
26
27
28
29 def main():
       # settings
30
       n_pos, n_neg = 4, 1 # data
31
32
       ab\_cands = [(1, 1), (0.1, 0.1), (5, 5)] # prior dist
       thresholds = [0.5, 0.8]
33
       dx = 0.0001
34
       fig_path = '../figures/assignment1_result.png'
36
       # calc
37
       x_axis = np.arange(0, 1.0, 0.01)
       n_row = 1
39
       n_col = len(ab_cands)
40
       fig = plt.figure(figsize=(5*n\_col, 5*n\_row))
41
       for i, (a, b) in enumerate(ab_cands):
42
           distribution = make_beta(a+n_pos, b+n_neg)
43
           for threshold in thresholds:
44
               p = integrate(distribution, lower=threshold, dx=dx)
45
               print(f'a = \{a\} b = \{b\} p(pi > \{threshold\}) = \{p\}')
46
47
           # plot
           dist = distribution(x_axis)
49
           label = f'a = \{a\} b = \{b\}'
50
51
           ax = fig.add_subplot(n_row, n_col, i+1)
           ax.set_title(label)
52
53
           ax.set_xlim(0, 1)
           for threshold in thresholds:
54
               ax.vlines(threshold, 0, dist.max()+1, linestyle='dashed')
55
           ax.plot(x_axis, dist, label='posterior')
56
           ax.plot(x_axis, beta_distribution(x_axis, a, b), label='prior')
57
           ax.legend()
       if fig_path:
59
           plt.savefig(str(fig_path))
60
       plt.show()
62
63
  if __name__ == '__main__':
65
       main()
```