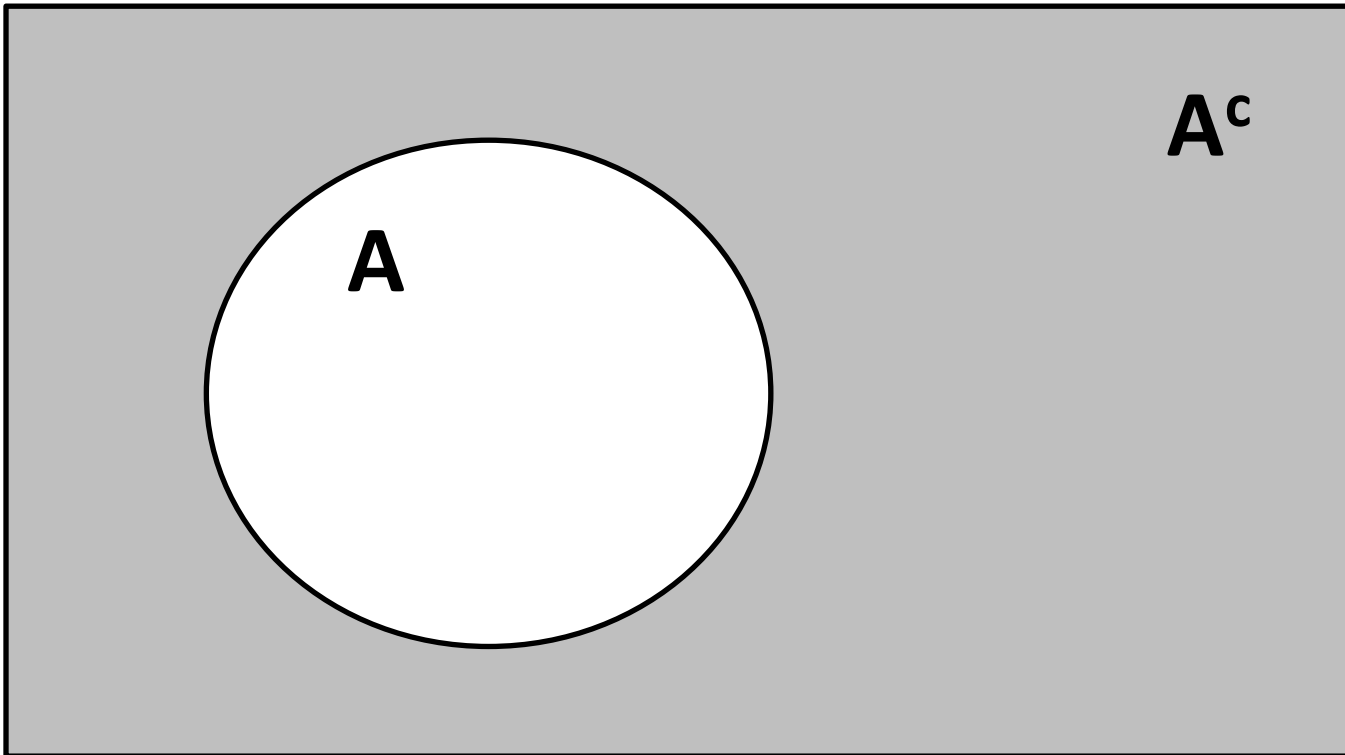


確率

「ハーバード大学講義テキスト 生物統計学入門」 6章

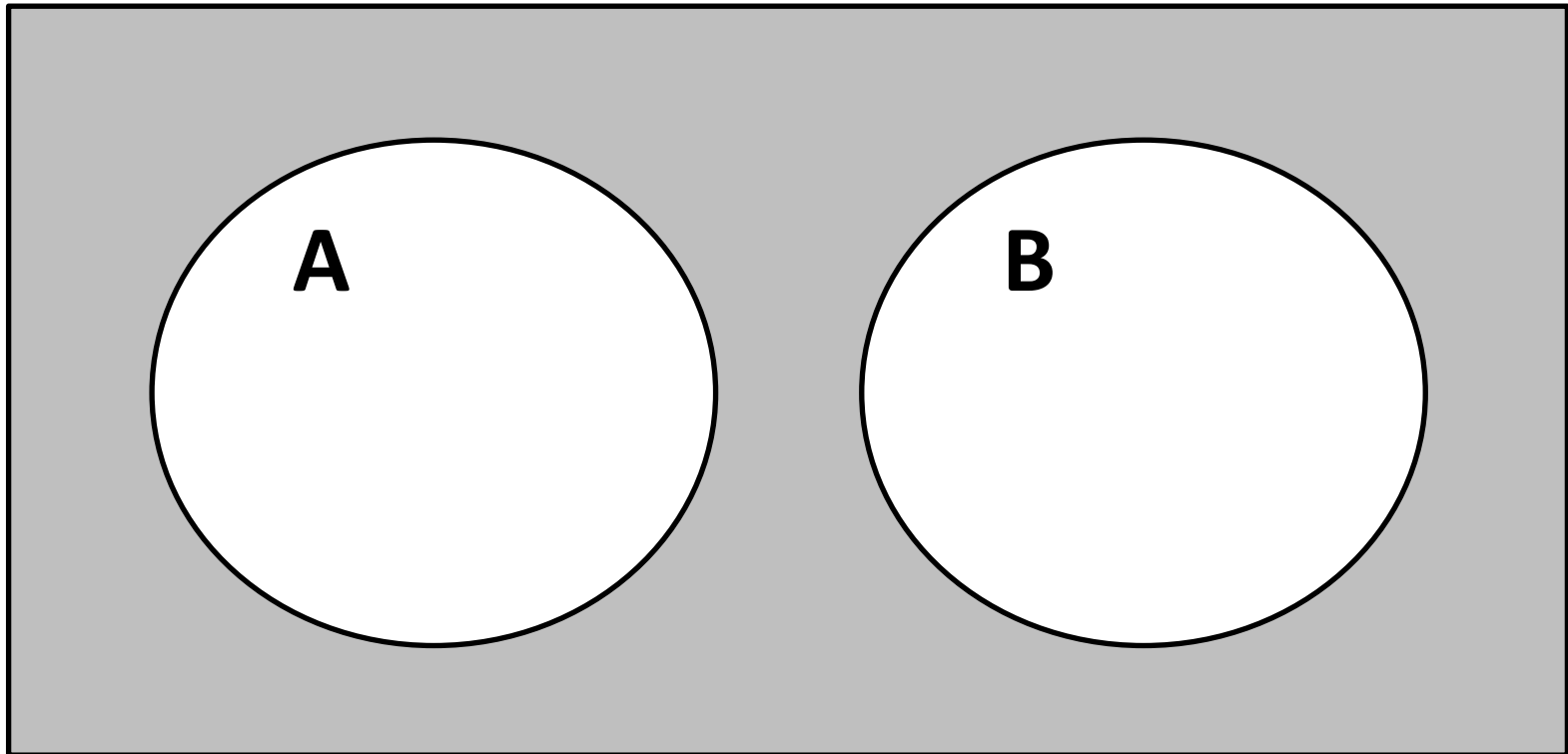
- 参考書4&5章は寿命データ「生存時間解析(21章)」に特化するので、ここでは省略
- ベイズ統計や条件付き確率を駆使した診断テストの計算を目標

確率事象に関するベン図



例) A :「乳児が最初の1年間生存する」
 $P(A)=0.99149$, $P(A^c)=1-P(A)=0.00851$,
 $P(A \cup A^c)=1$, $P(A \cap A^c)=0$.

排反事象



例) A:「乳児の体重が2000g未満」

B:「乳児の体重が2000～2499g」

$P(A \cap B) = 0$, $A \cap B = \emptyset$ (空), $P(A \cup B) = P(A) + P(B) = 0.025 + 0.043 = 0.068$

排反事象の例

1992年に米国で出産した
女性の年齢

年 齢	確 率
<15	0.003
15-19	0.124
20-24	0.263
24-29	0.290
30-34	0.220
35-39	0.085
40-44	0.014
45-49	0.001
計	1.000

表 7.1 米国で
生まれた子供の
出生順の確率変
数 X の確率分布

x	$P(X=x)$
1	0.416
2	0.330
3	0.158
4	0.058
5	0.021
6	0.009
7	0.004
8 ⁺	0.004
計	1.000

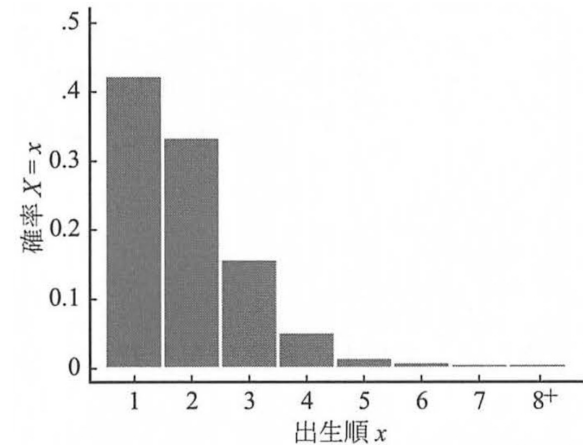
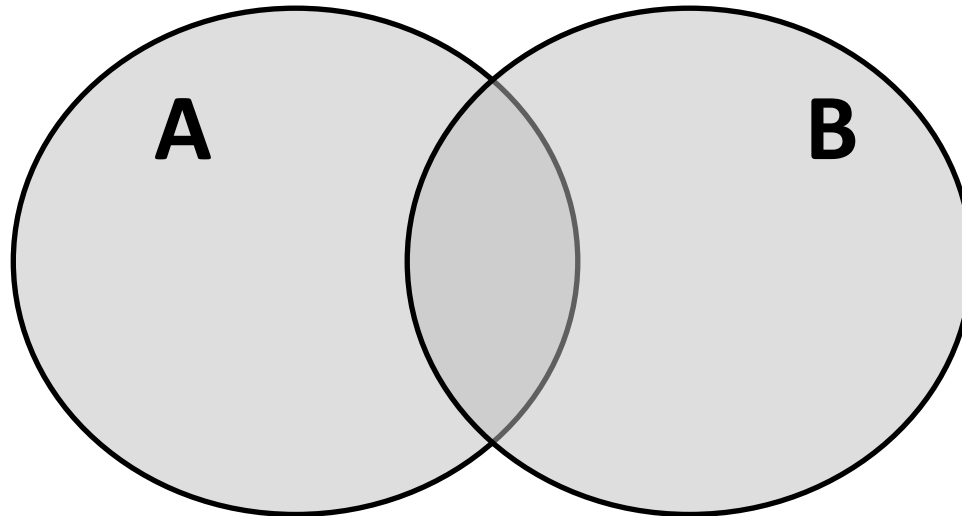


図 7.1 米国で生まれた子供の出生順の確率変数 X の確率分布

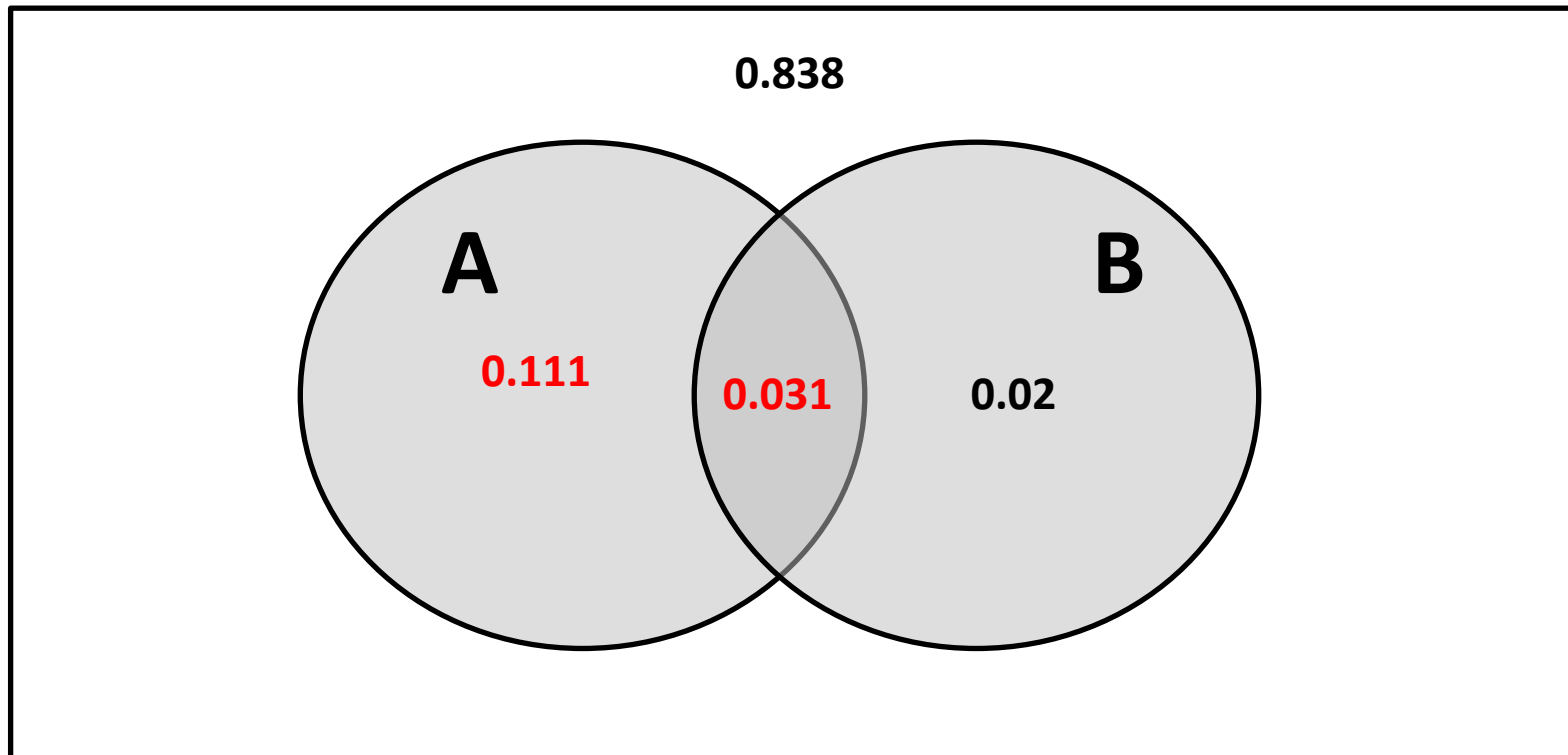
交わり(intersection)



例) A:「新生児の妊娠期間が37週未満」
B:「新生児の体重が2500gより軽い」
 $P(A)=0.142$, $P(B)=0.051$, $P(A \cap B) = 0.031$

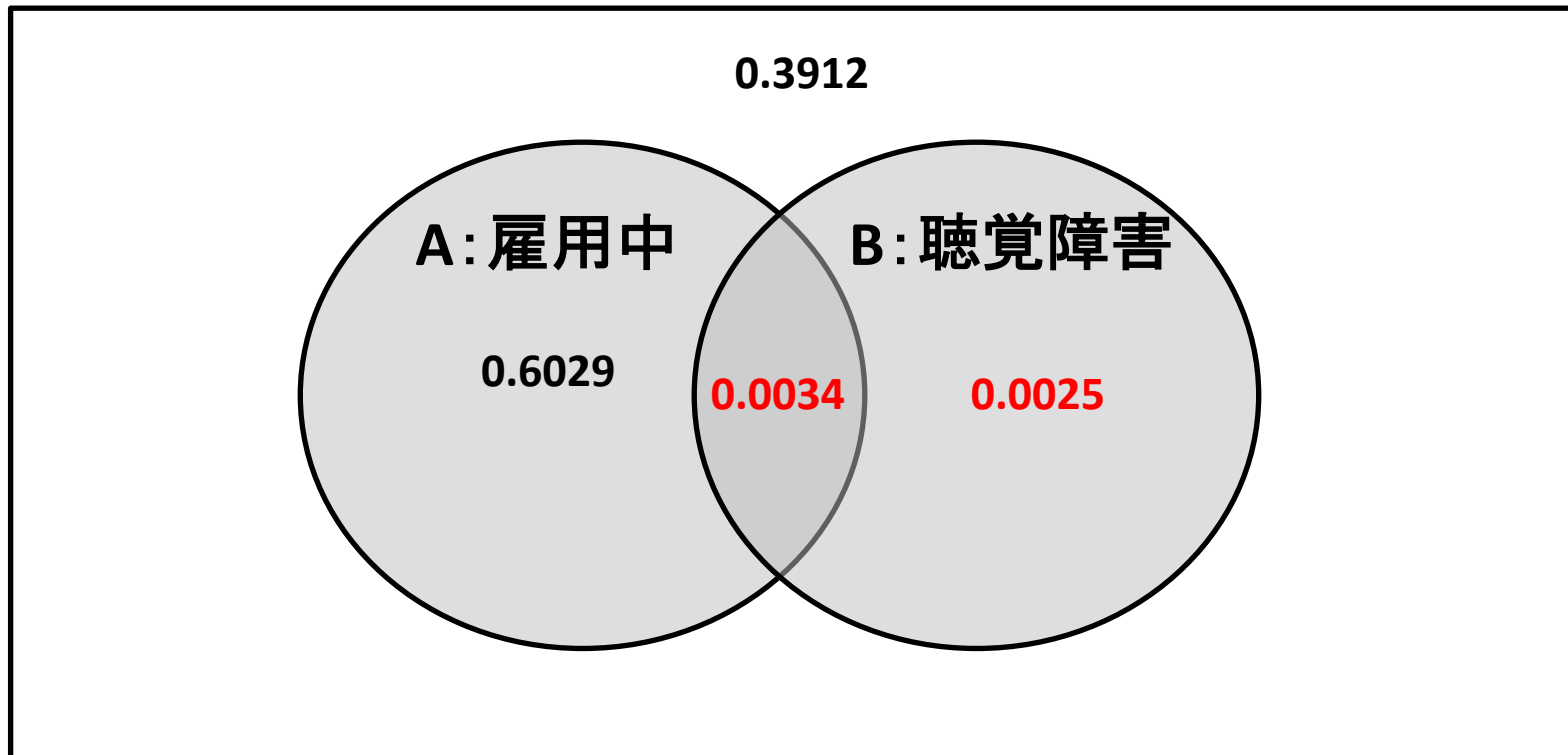
条件付き確率: $P(B|A)$

新生児の妊娠期間が37週未満の時、体重が2500gより軽い確率は？



例) $P(B|A) = \frac{0.031}{0.111 + 0.031} = 0.218$
一般には $P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$
 $\therefore P(B|A) P(A) = P(A \cap B)$

条件付き確率: $P(A|B)$



聴覚障害者が雇用されている条件付き確率を求めよ。

$$P(A|B) = P(A \cap B) / P(B) = \mathbf{0.0034} / (\mathbf{0.0034} + \mathbf{0.0025}) = 0.5763$$

ベイズの定理の応用

$$P(B|A) P(A) = P(A \cap B) = P(A|B) P(B)$$

不確実なパップ塗布による子宮癌のスクリーニング:

$$P(\text{陰性} | \text{癌患者}) = 0.1625$$

$$P(\text{陽性} | \text{癌患者}) = 0.8375$$

$$P(\text{陰性} | \text{癌患者でない}) = 0.8136$$

$$P(\text{陽性} | \text{癌患者でない}) = 0.1864$$

また、別の統計データより

$$P(\text{癌患者}) = 0.000083$$

ベイズの定理により、

陽性が出た場合に実際に癌である確率を求める:

$$P(\text{癌患者} | \text{陽性}) = P(\text{陽性} | \text{癌患者}) P(\text{癌患者}) / P(\text{陽性}) = 0.000373$$

ただしここで、以下を用いた。

$$\begin{aligned} P(\text{陽性}) &= P(\text{陽性} | \text{癌患者}) P(\text{癌患者}) + P(\text{陽性} | \text{癌患者でない}) P(\text{癌患者でない}) \\ &= 0.1865 \end{aligned}$$

正確性に問題があることがわかった。

ベイズの定理の応用2

$$P(B|A) P(A) = P(A \cap B) = P(A|B) P(B)$$

不確実な胸部X線による結核のスクリーニング:

$$P(\text{陰性} | \text{結核}) = 0.2667$$

$$P(\text{陽性} | \text{結核}) = 0.7333$$

$$P(\text{陰性} | \text{結核でない}) = 0.9715$$

$$P(\text{陽性} | \text{結核でない}) = 0.0285$$

また、別の統計データより

$$P(\text{結核}) = 0.000093$$

ベイズの定理により、

陽性が出た場合に実際に結核である確率を求める:

$$P(\text{結核} | \text{陽性}) = P(\text{陽性} | \text{結核}) P(\text{結核}) / P(\text{陽性}) = 0.00239$$

ただしここで、以下を用いた。

$$P(\text{陽性}) = P(\text{陽性} | \text{結核}) P(\text{結核}) + P(\text{陽性} | \text{結核でない}) P(\text{結核でない}) = 0.0286$$

結核である確率は、陽性であることにより 25.7倍上昇する

ベイズの定理の応用3

$$P(B|A) P(A) = P(A \cap B) = P(A|B) P(B)$$

不確実な放射性脳室造影による冠状動脈疾患のスクリーニング:

$$P(\text{陰性} | \text{疾患有}) = 0.372$$

$$P(\text{陽性} | \text{疾患有}) = 0.628$$

$$P(\text{陰性} | \text{疾患無}) = 0.823$$

$$P(\text{陽性} | \text{疾患無}) = 0.177$$

また、別の統計データより

$$P(\text{疾患有}) = 0.1$$

ベイズの定理により、

陽性が出た場合に実際に疾患有である確率を求める:

$$\begin{aligned} P(\text{疾患有} | \text{陽性}) &= P(\text{陽性} | \text{疾患有}) P(\text{疾患有}) / P(\text{陽性}) \\ &= 0.628 * 0.1 / 0.222 = \mathbf{0.283} \end{aligned}$$

ただしここで、以下を用いた。

$$\begin{aligned} P(\text{陽性}) &= P(\text{陽性} | \text{疾患有}) P(\text{疾患有}) + P(\text{陽性} | \text{疾患無}) P(\text{疾患無}) \\ &= 0.628 * 0.1 + 0.177 * 0.9 = 0.222 \end{aligned}$$

ベイズの定理の応用4 $P(\text{感染者} | \text{陽性})$

$$P(B|A) P(A) = P(A \cap B) = P(A|B) P(B)$$

不確実なD社の抗体検査による新型コロナのスクリーニング:

$$P(\text{陰性} | \text{感染者}) = 0.2$$

$$P(\text{陽性} | \text{感染者}) = 0.8$$

$$P(\text{陰性} | \text{感染者でない}) = 1$$

$$P(\text{陽性} | \text{感染者でない}) = 0$$

日本感染症学会2020年4月17日

http://www.kansensho.or.jp/uploads/files/news/gakkai/covid19_kensakit_0423.pdf

また、別の統計データより

$$P(\text{感染者}) = 0.001$$

ベイズの定理により、

「陽性が出た場合に実際に感染者である」確率を求める:

$$P(\text{感染者} | \text{陽性}) = P(\text{陽性} | \text{感染者}) P(\text{感染者}) / P(\text{陽性}) = 1$$

ただしここで、以下を用いた。

$$\begin{aligned} P(\text{陽性}) &= P(\text{陽性} | \text{感染者}) P(\text{感染者}) + P(\text{陽性} | \text{感染者でない}) P(\text{感染者でない}) \\ &= 0.0008 \end{aligned}$$

偽陽性の問題は無いことがわかった。

ベイズの定理の応用4 $P(\text{感染者} | \text{陰性})$

$$P(B|A) P(A) = P(A \cap B) = P(A|B) P(B)$$

不確実なD社の抗体検査による新型コロナのスクリーニング:

$$P(\text{陰性} | \text{感染者}) = 0.2$$

$$P(\text{陽性} | \text{感染者}) = 0.8$$

$$P(\text{陰性} | \text{感染者でない}) = 1$$

$$P(\text{陽性} | \text{感染者でない}) = 0$$

日本感染症学会2020年4月17日

http://www.kansensho.or.jp/uploads/files/news/gakkai/covid19_kensakit_0423.pdf

また、別の統計データより

$$P(\text{感染者}) = 0.001$$

ベイズの定理により、

「陰性が出た場合でも実際には感染者である」確率を求める:

$$P(\text{感染者} | \text{陰性}) = P(\text{陰性} | \text{感染者}) P(\text{感染者}) / P(\text{陰性}) = 0.0002$$

ただしここで、以下を用いた。

$$\begin{aligned} P(\text{陰性}) &= P(\text{陰性} | \text{感染者}) P(\text{感染者}) + P(\text{陰性} | \text{感染者でない}) P(\text{感染者でない}) \\ &= 0.9992 \end{aligned}$$

$P(\text{感染者} | \text{陰性})$ は著しく小さく、 $P(\text{感染者})$ のさらに0.2倍だとわかる。