

ベイズ統計

古谷知之

講義概要

- 確率の諸問題
- 条件付き確率・同時確率・周辺確率
- ベイズの定理
- 逆確率
- 尤度
- 事前確率・事後確率

確率的な思考を身につける

- 世の中で起きていること（事象）をより（抽象的に）簡略化して考える
- 事象の発生数や場合の数を把握する
- 事象の因果関係を示す

確率の「定義」

事象Aの起こる確率 $P(A)$

= 事象Aが起こる場合の数 r /全ての場合の数 N

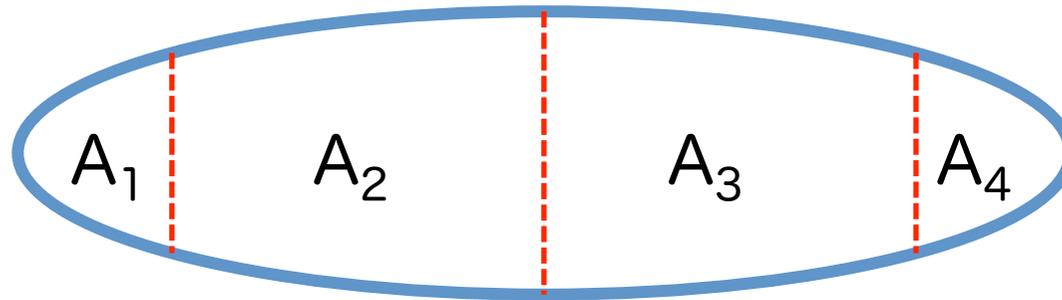
$$P(A) = \frac{r}{N}$$

確率

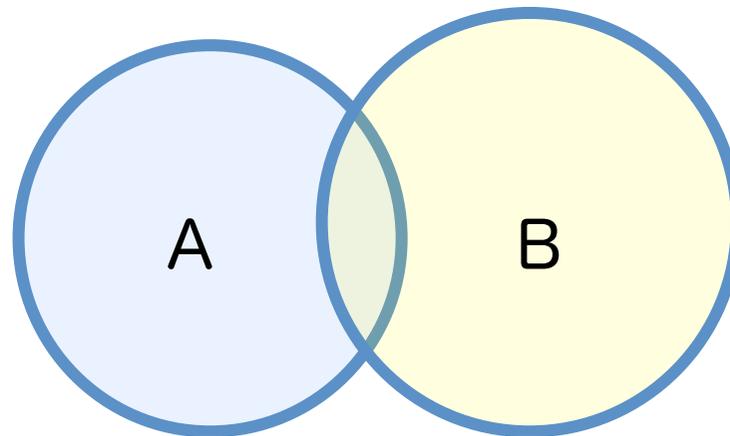
- イベント発生件数 / 生じうる全てのイベント件数
- $P(A)$: イベント (事象) A の発生確率
- 疾病による死亡確率
 - (疾病による死亡者数) / (全人口)
 - (疾病による死亡者数) / (疾病罹患者総数)

集合の重なり方

- 集合内の部分集合が互いに背反のとき

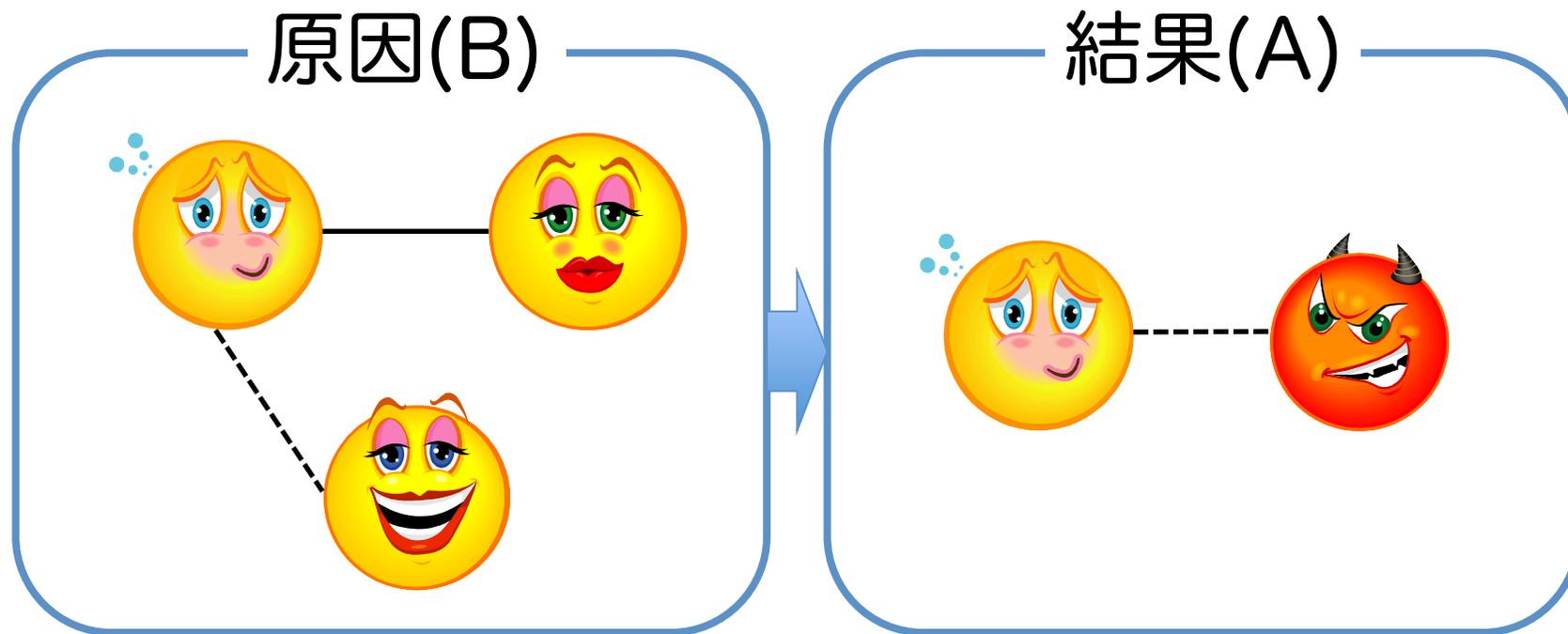


- 複数の集合が重なるとき



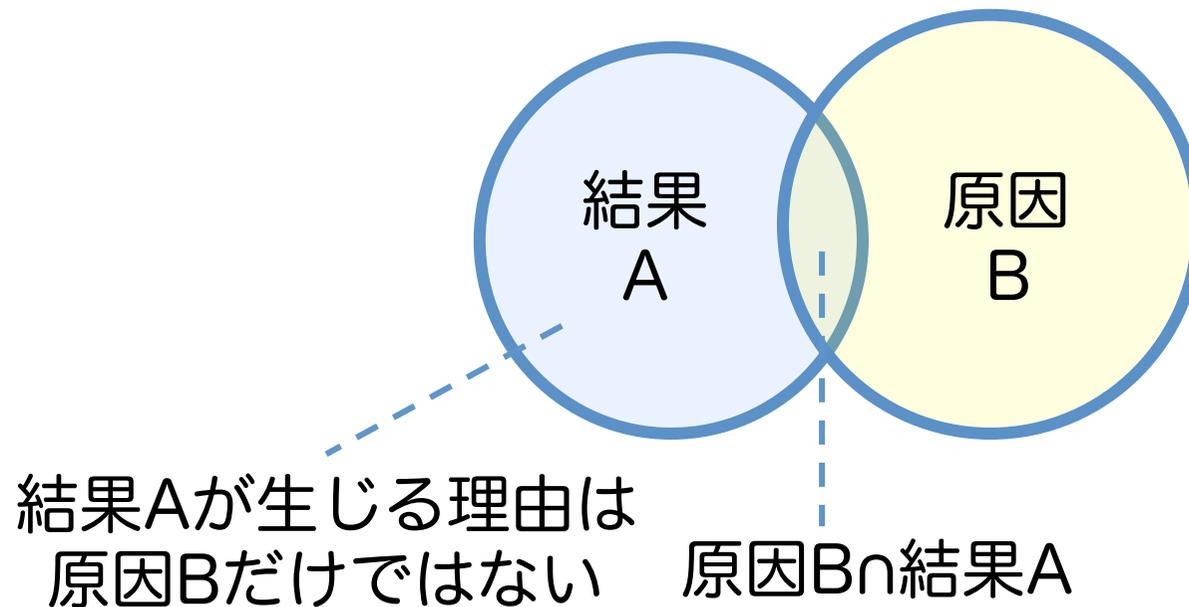
因果関係

- ものがとが発生するには必ず原因がある



因果関係とベン図

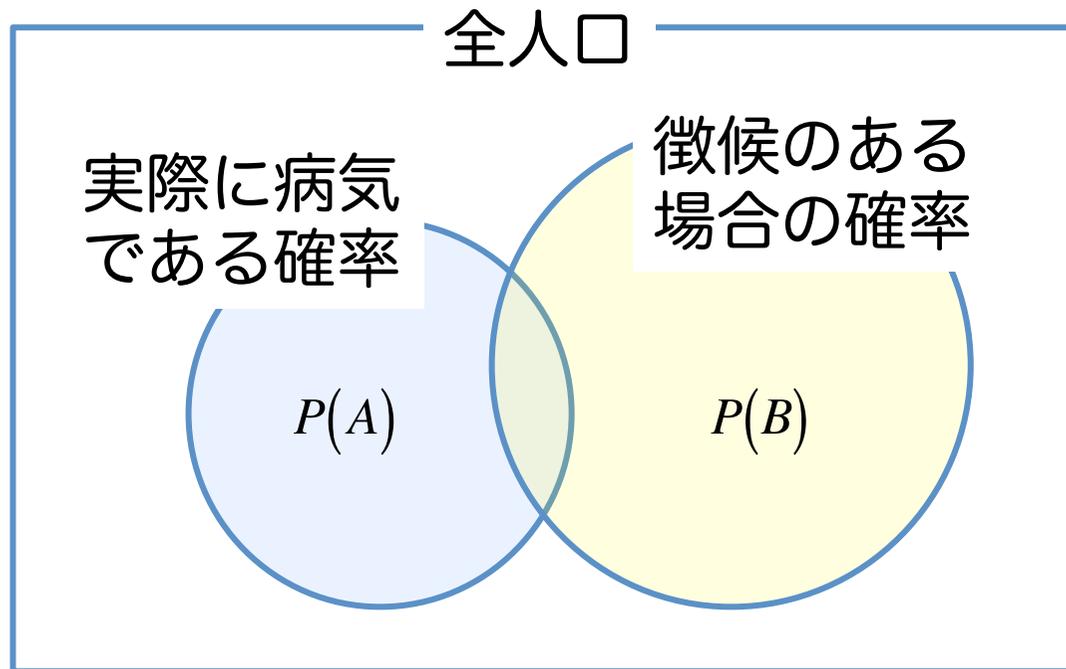
- 原因Bが理由となり結果Aが生じる場合
=原因Bの割合に対する(原因B∩結果A)が生じる割合



原因と結果の発生確率

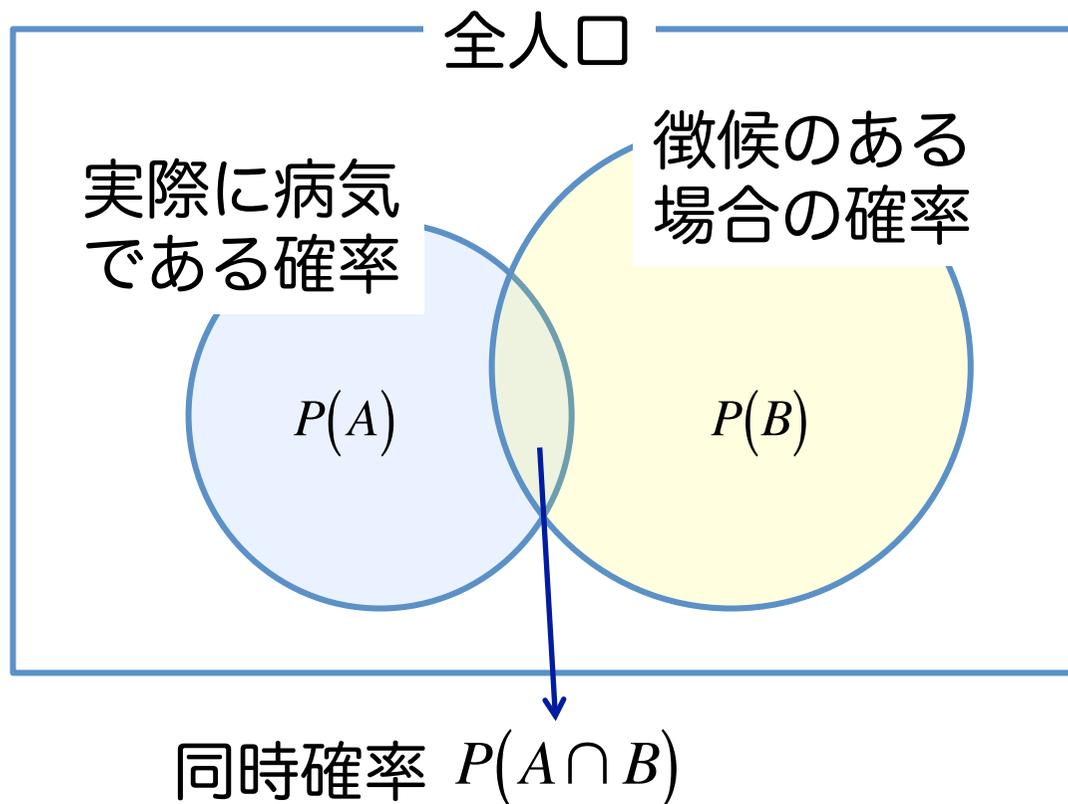
- 病気の徴候がある場合に実際に病気となる確率

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

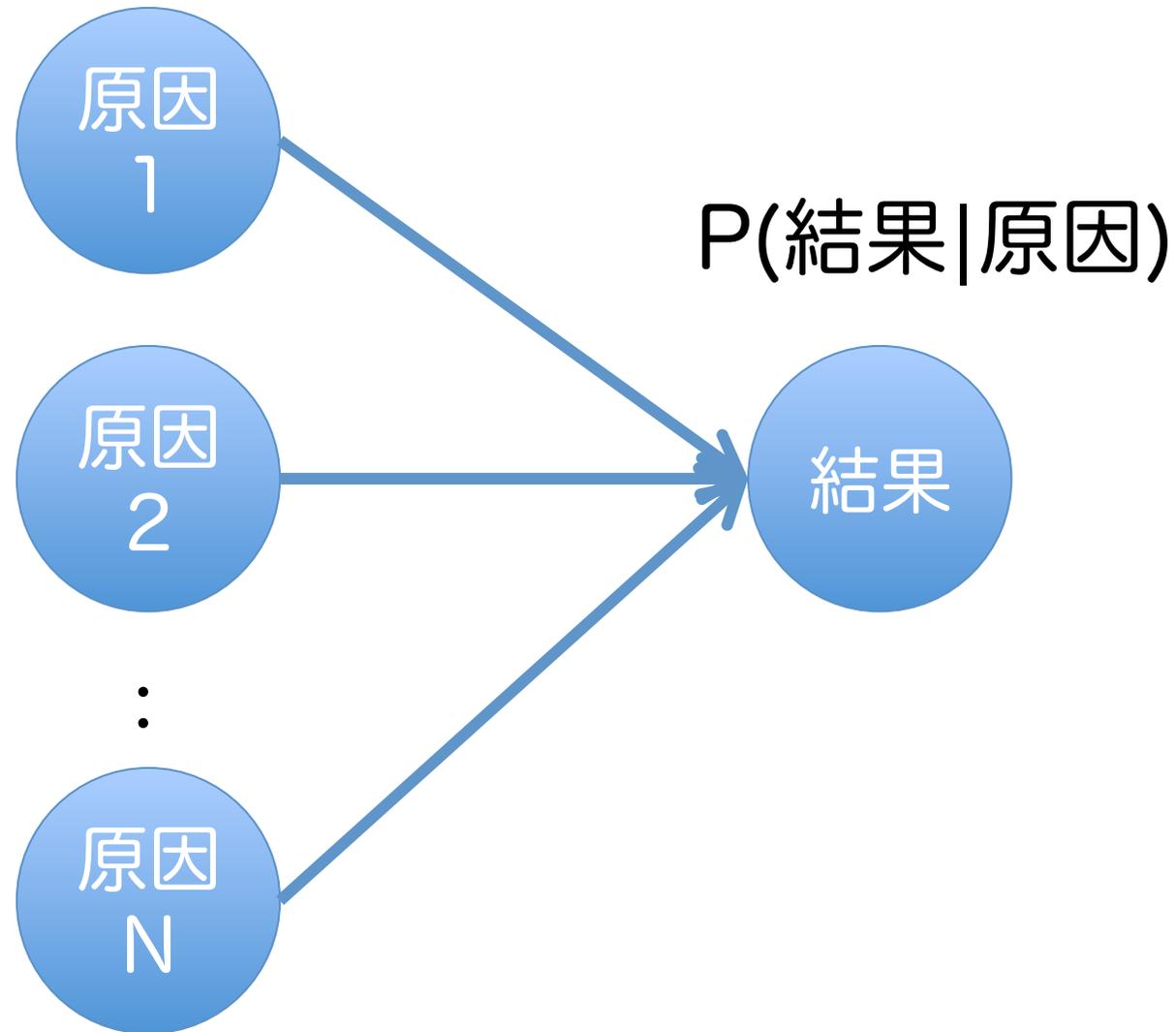


条件付き確率と同時確率

条件付き確率 $P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$



因果關係



スクリーニングテストの例

- 兆候の有無：事象B
 - 兆候がある： B_+ 、兆候がない： B_-
- 健康状態：事象A
 - 健康である： $A_{\text{健康}}$ 、病気である： $A_{\text{病気}}$

健康状態 (A)	兆候 (B)		合計
	–	+	
健康	800	100	900
病気	25	75	100
合計	825	175	1000

スクリーニングテストの例

- 無作為に一人選んだ人が、兆候が+でかつ病気である確率（同時確率） $P(A_{\text{病気}} \cap B_+)$
- 無作為に選んだ人が病気である確率（周辺確率） $P(A_{\text{病気}})$
- 無作為に選んだ人が兆候が+のとき病気であるである確率（条件付き確率） $P(A_{\text{病気}} | B_+)$

健康状態 (A)	兆候 (B)		合計
	—	+	
健康	800	100	900
病気	25	75	100
合計	825	175	1000

条件付き確率、同時確率、周辺確率

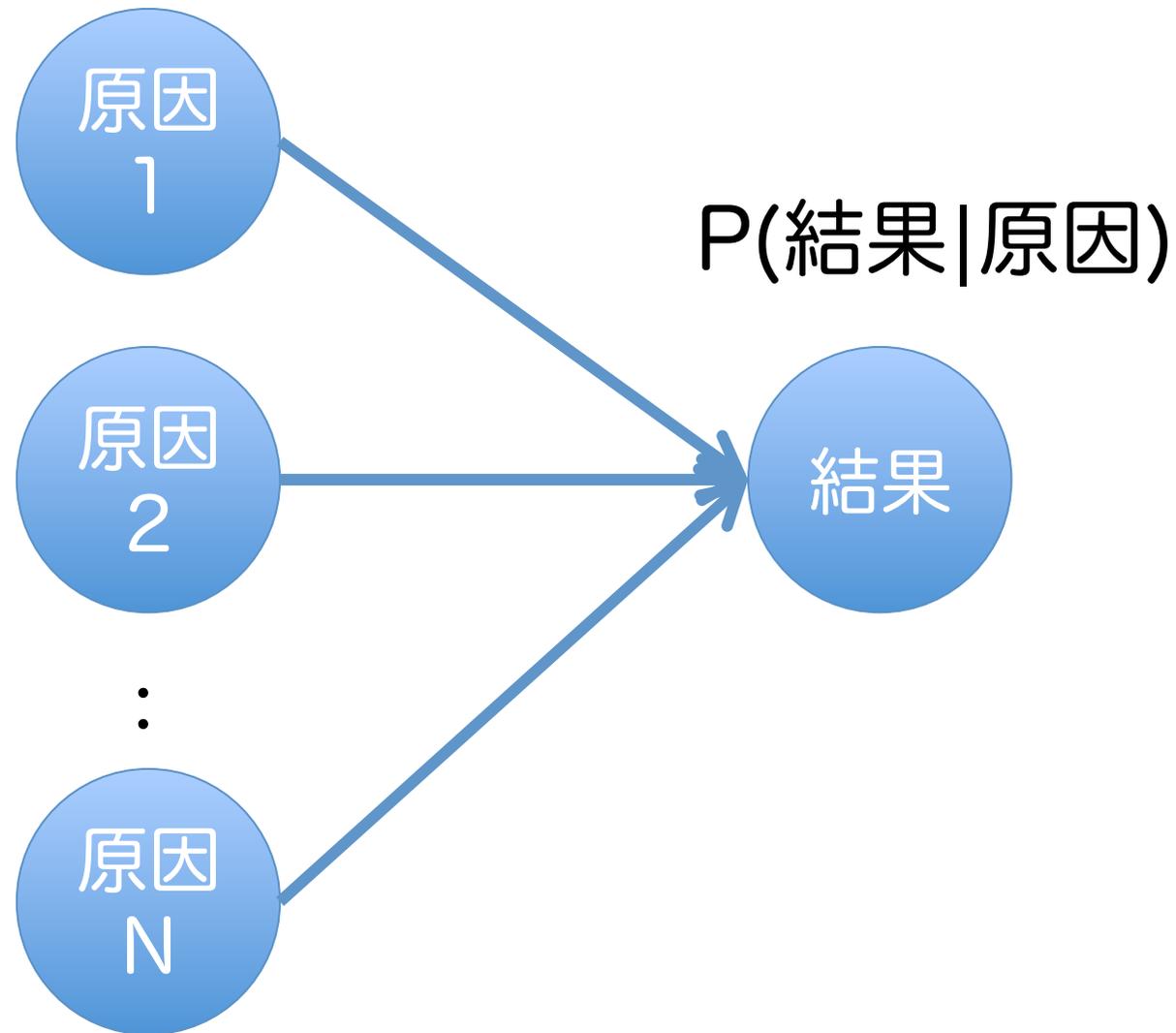
- 同時確率 $P(A_{\text{病気}} \cap B_{+}) = 75/1000$
- 周辺確率 $P(B_{+}) = 175/1000$
- 条件付き確率 $P(A_{\text{病気}} | B_{+}) = 75/175$
- 同時確率 = 条件付き確率 × 周辺確率

健康状態 (A)	兆候 (B)		合計
	—	+	
健康	800	100	900
病気	25	75	100
合計	825	175	1000

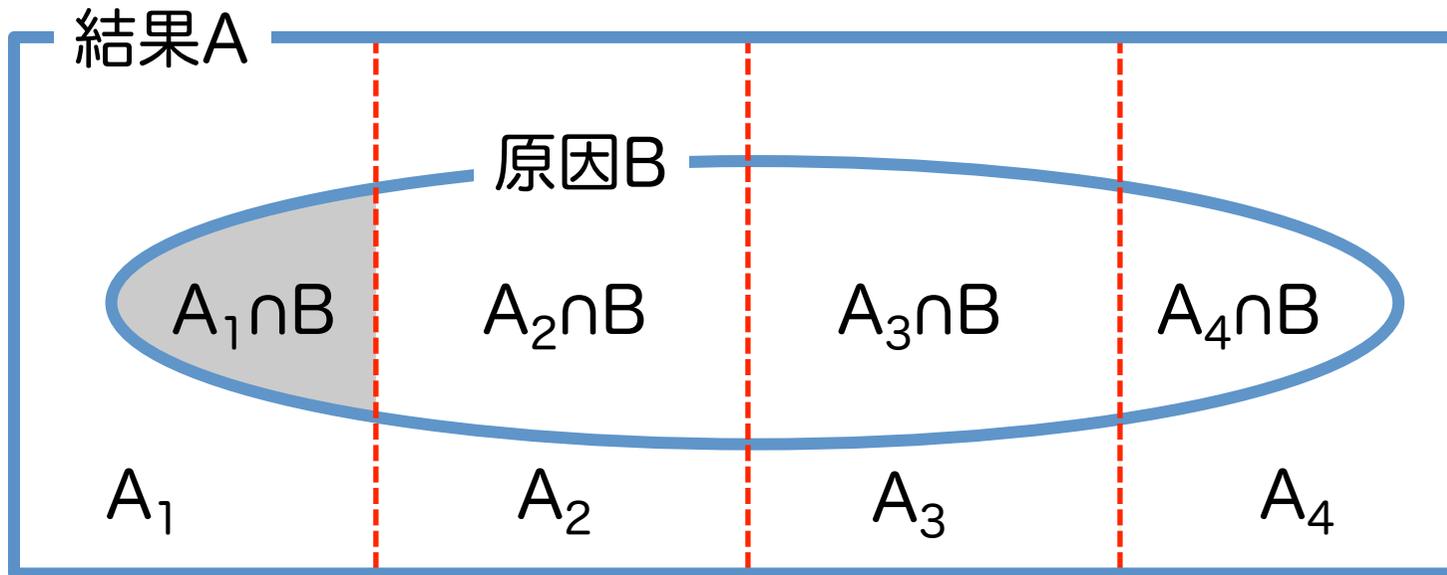
ベイズの定理の導き方

- より一般的に、二つの事象AとBがあるとする
- 同時確率 = 条件付き確率 × 周辺確率
 $P(A \cap B) = P(A|B)P(B)$
が成立する。
- 同様に、 $P(B \cap A) = P(B|A)P(A)$ が成立する
- $P(A \cap B) = P(B \cap A)$
 $\Leftrightarrow P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$
 $\Leftrightarrow P(A|B) = P(B|A)P(A) / P(B)$
- これが「ベイズの定理」

因果関係と条件付き確率



原因と結果の関係

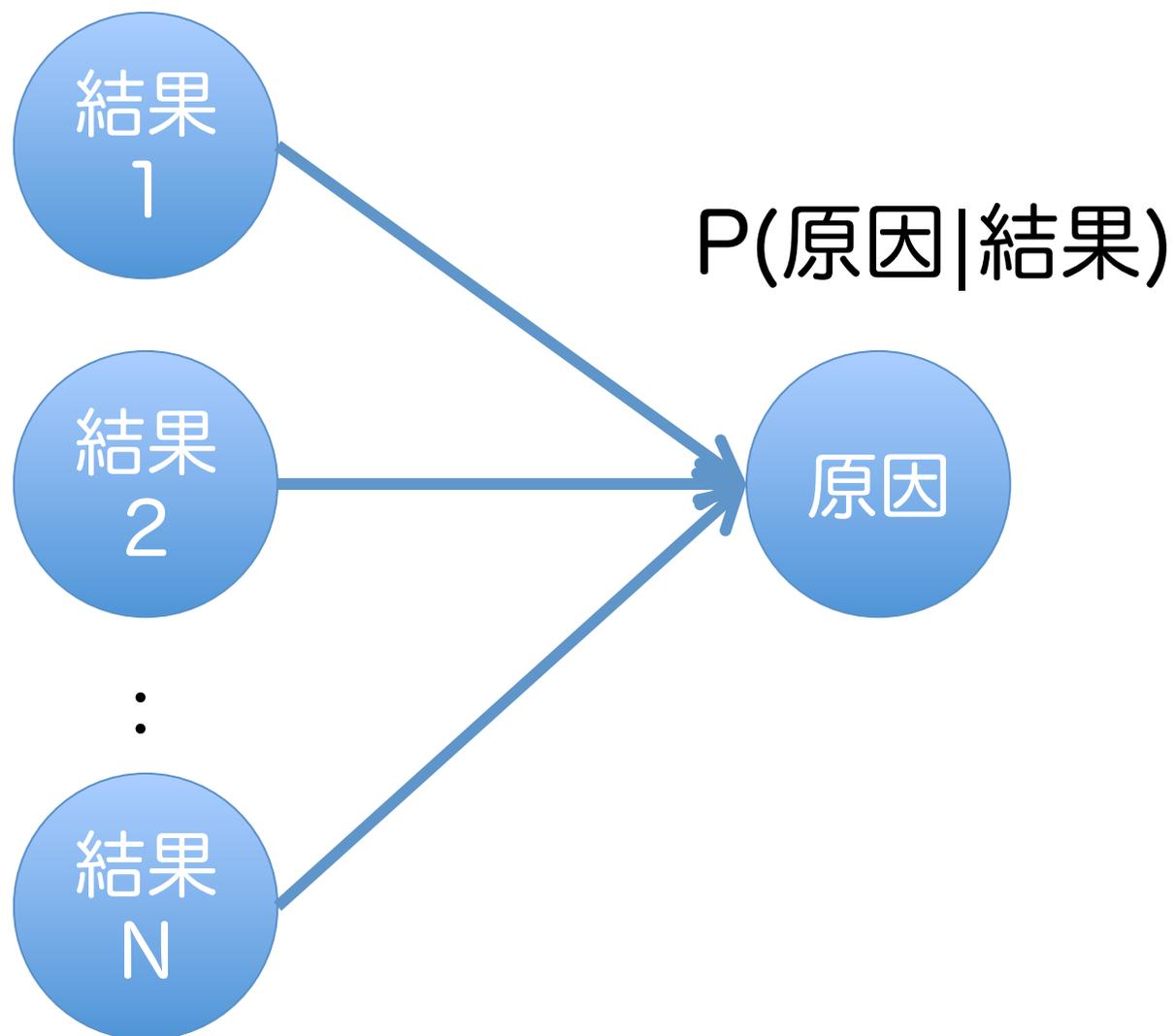


ベイズの定理

- 原因 B から結果 A_1 が生じうる確率

$$\begin{aligned} P(A_1 | B) &= \frac{P(B | A_1) P(A_1)}{\sum_{i=1}^N P(B \cap A_i)} \\ &= \frac{P(B | A_1) P(A_1)}{\sum_{i=1}^N P(B | A_i) P(A_i)} \\ &= \frac{P(B | A) P(A)}{P(B)} \end{aligned}$$

逆確率による原因の推定

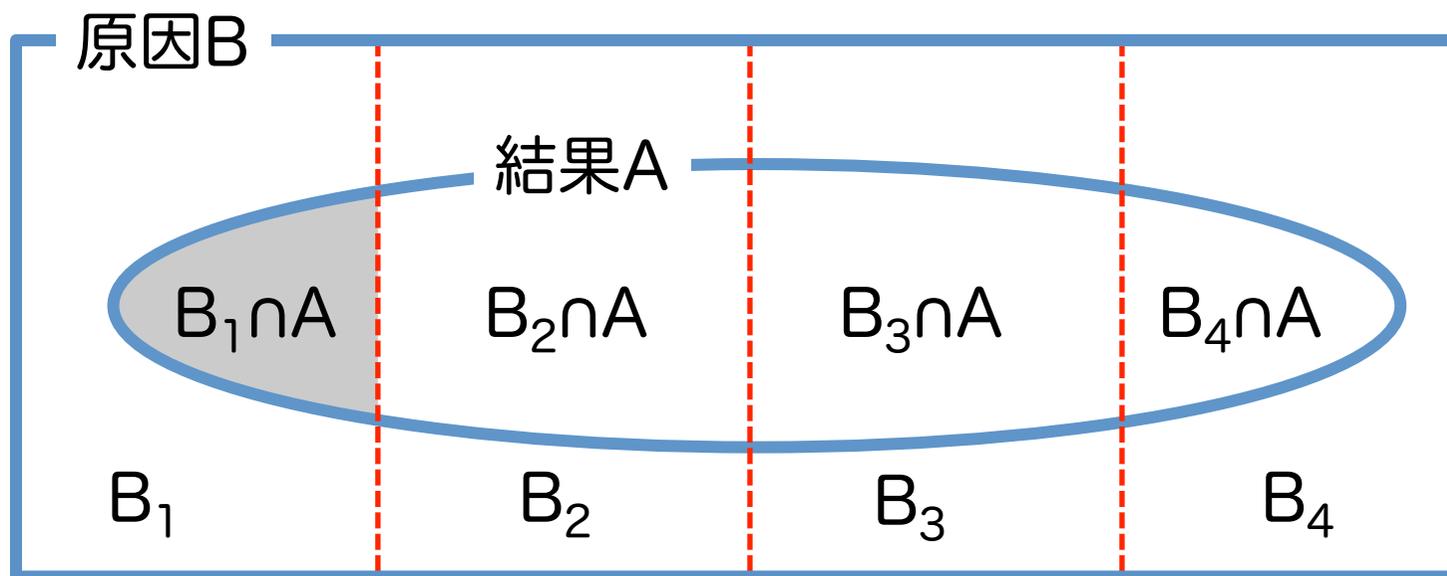


逆確率

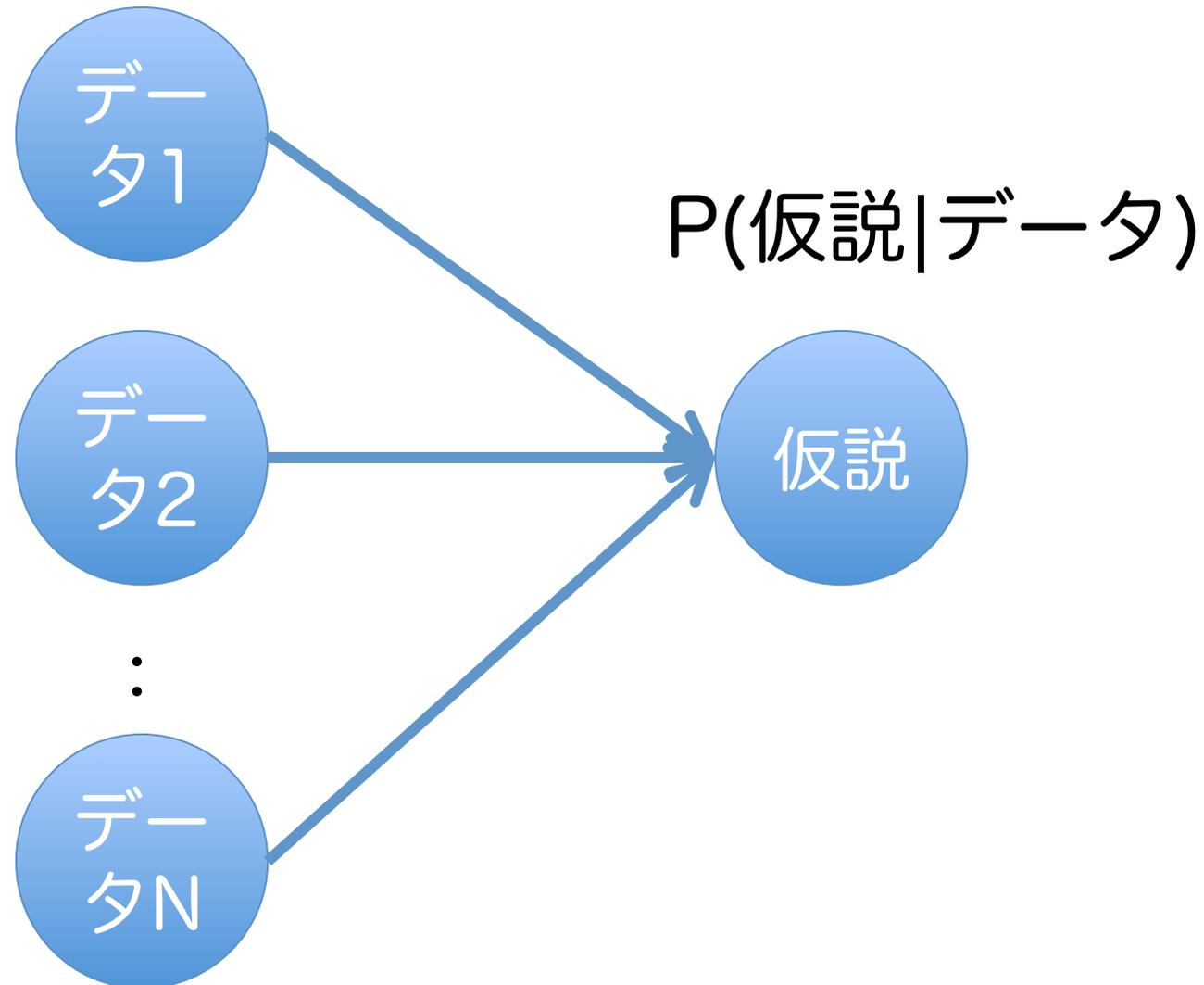
- 結果 A の原因 B が B_1 でありうる確率

$$\begin{aligned} P(B_1 | A) &= \frac{P(A | B_1) P(B_1)}{\sum_{i=1}^N P(A \cap B_i)} \\ &= \frac{P(A | B_1) P(B_1)}{\sum_{i=1}^N P(A | B_i) P(B_i)} \\ &= \frac{P(A | B) P(B)}{P(A)} \end{aligned}$$

逆確率における原因と結果の関係



データから仮説（モデル）を推定する

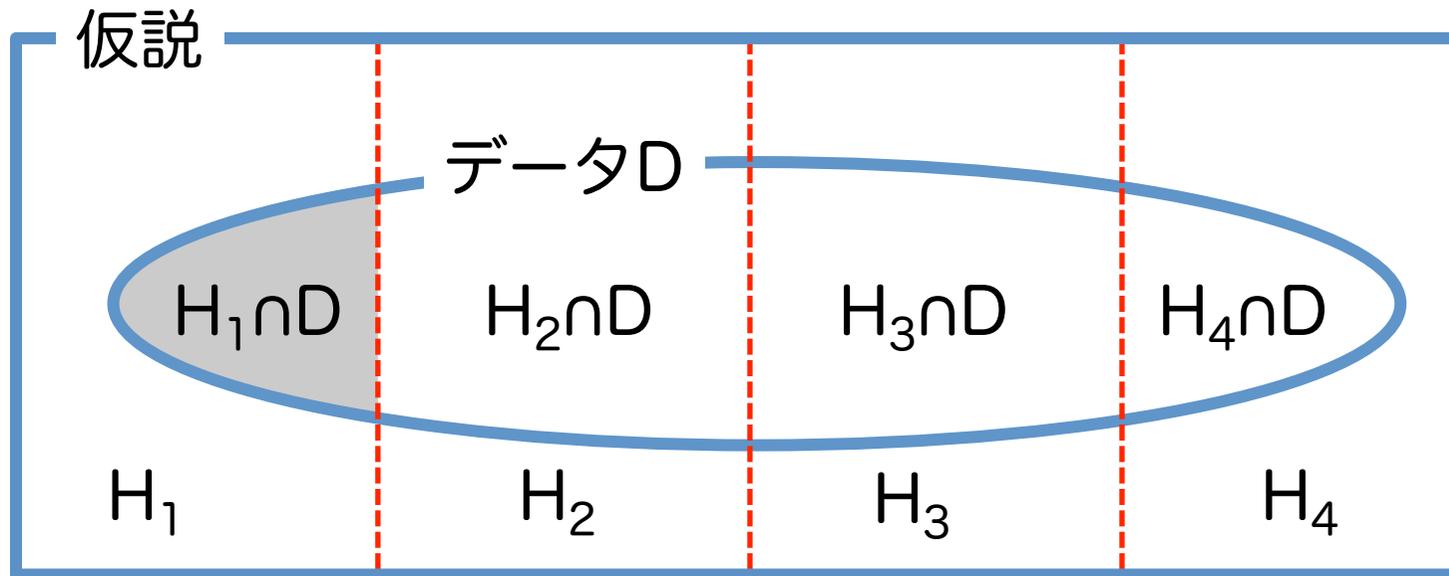


データから仮説（モデル）を推定する

- データ D から仮説 H_1 が成立する確率

$$\begin{aligned} P(H_1 | D) &= \frac{P(D | H_1) P(H_1)}{\sum_{i=1}^N P(D \cap H_i)} \\ &= \frac{P(D | H_1) P(H_1)}{\sum_{i=1}^N P(D | H_i) P(H_i)} \\ &= \frac{P(D | H) P(H)}{P(D)} \end{aligned}$$

データから仮説（モデル）を推定する



ベイズの定理とベイズ統計

- ベイズ統計でのモデル推定は、データが与えられた条件の下で仮定されたモデルの成立する確率 $P(\text{仮説}|\text{データ})$ を求めていることに他ならない
- 確率的には与えられたデータのもとで様々なモデル（仮説）が成立する可能性がある

尤度 (ゆうど)

- 原因から結果が生じる確率 $P(\text{結果}|\text{原因})$ を尤度という
- 原因と結果を、データと仮説 (モデル) と読み替えると、
- ある仮説 (モデル) を所与としてデータが得られる確率 $P(\text{データ}|\text{仮説})$ といえる
- 仮説がデータに当てはまる当てはまりやすさ (尤もらしさ) を尤度という

事前確率・事後確率・尤度

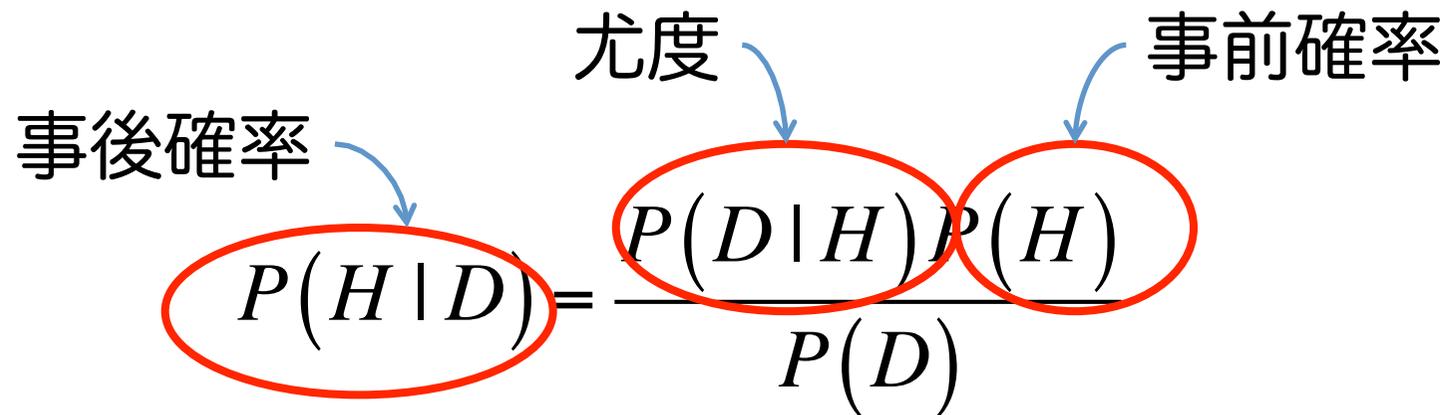
- ベイズの定理にもとづいて、 $P(H)$ を事前確率、 $P(D|H)$ を尤度、 $P(H|D)$ を事後確率という

$$P(H|D) = \frac{P(D|H)P(H)}{P(D)}$$

事後確率 → $P(H|D)$

尤度 → $P(D|H)$

事前確率 → $P(H)$

The diagram shows the equation for Bayes' theorem: P(H|D) = (P(D|H)P(H)) / P(D). The terms P(H|D), P(D|H), and P(H) are each enclosed in a red oval. Blue arrows point from the Japanese labels '事後確率' (posterior probability), '尤度' (likelihood), and '事前確率' (prior probability) to their respective terms in the equation.

事前確率・事後確率・尤度

- データや仮説が複数（たくさん）あるとき、事前確率、事後確率、尤度はデータや仮説の値に対応した確率値をとる

