

# はじめての確率統計学

— おいしいところ取りをめざして —

平岡和幸

1. 本格「風」確率論 ..... 確率は面積だ！
2. 七つの御利益 ..... 面積と思えばいろいろすっきり
3. 確率・統計的な情報処理 ..... 簡単な例の試食

# 0. イントロ

ねらいなど

# 自己紹介（表）

---

平岡 和幸

- 和歌山高専で数学を担当
- 専門は数理工学（機械学習・パターン認識）
- 確率・統計の専門家ではないが、道具として常用

## 自己紹介（表）

---

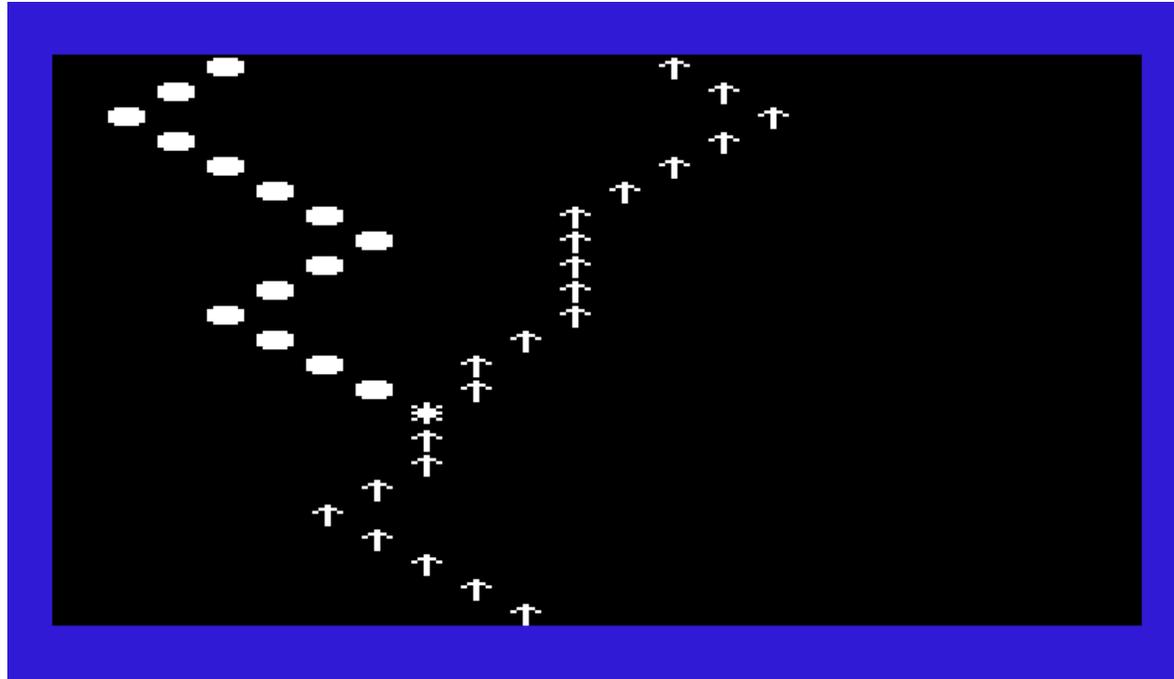
- 『プログラミングのための線形代数』 [ LACS ]
- 『プログラミングのための確率統計』 [ PSCS ]

いずれも平岡・堀（オーム社）

# 自己紹介（裏）

---

はじめて作ったアクションゲーム



# 自己紹介（裏）

## メモとり環境 howm（一人お手軽Wikiもどき）

```
12/04(土)【08:01】晴 100% | 1.28 842-125-1.9=33日.../.J IBMがPC事業の...
下線がリンク。カーソル置いて [return] で該当ファイルにジャンプ
• goto リンク(ファイル): >>> search.txt
• goto リンク(文字列検索): >>> 断片的なメモをばんばん
• come-from リンク: <<< top メモ
goto / come-from リンクは、実は全文検索のショートカット
※全体の書式は自由。リンクの書式も変更可。べたテキストばんざい。
-E:-- top.txt (Text howm AL CVS:1,29)--L3-- 13%-----
<<< 全文検索
一覧表示 or 連結表示 (ヒットしたファイルの中身を全部つないで)
☑れのおかげで、断片的なメモをばんばんとれる :-)
※ grep へ ってけっこう速い。メモファイル 1300 個でも 1 秒かからん。
→ top メモに戻る
-E:-- search.txt (Text howm AL CVS:1,7)--L7-- 7%-----
```

```
12/04(土)【08:42】晴 100% / 0.02 842-125-1.9=33日.../.J IBMがPC事業の...
2004_11_17.rd * 関数の互換性があるやしいかもとのこと by 田中先生
2004_07_01.rd ** やっぱやめようかな? すっきりしなくても、互換性はできるだけ保て
2004_06_01.rd * 表面的には互換性を維持
2004_05_22.rd テスト版 howm もうひと修正しました。「集計画面で @」も効くように
2004_05_11.rd ピンのものを用いる。下位互換性は確保されており、Ultra ATA仕様
2004_03_28.rd 互換性を考慮する必要はありません。次にこの新システムの上にパッド
2004_03_28.rd これにより古いシステムとの互換性を保ちます。新しいユーザは新しい
2004_02_02.rd * 今の howm-ref-header で設定してる人のための互換性保持を
2003_04_16.rd * samba と windows との互換性問題
-E:%% #howmS:互換性* [1]kV> (HowmS)--L4--C0--Top-----
=====>>> ~/rd/2004/2004_05_22.rd
= howm wiki
[2004-05-22 00:44]
☑テスト版 howm もうひと修正しました。「集計画面で @」も効くようになったかな。riff
le.e1 はリリース版にはまだ入ってないですし、できるだけ互換性保ちながらたら移
行ってというのが性にあうみたいです。
.
.
-E:%% #howmC:互換性* [1]kV> (HowmC)--L6--C0--All-----
View: /home/hira/rd/2004/2004_05_22.rd
```

## 2ch UNIX板 howmスレ

# 本講演のねらい

---

- × 度数分布表, 独立性の検定, クラメールの連関係数, ……  
『マンガでわかる統計学』(オーム社)

## 確率・統計的な情報処理 に使う数学の勘所

- 現実では「Aなら100%必ずB」とはなかなかならず、どうしてもゆらぎが生じる
- そのゆらぎを確率・統計的視点で取り扱うことによって、推定なり判定なりをうまくやりたい

# 本講演のねらい

---

受講スキル：

パターン認識 や 機械学習 や データマイニング といった「不確定なゆらぎを取り扱う情報処理手法」に興味があるけれど、数学が原因で手を出しづらく感じている方。

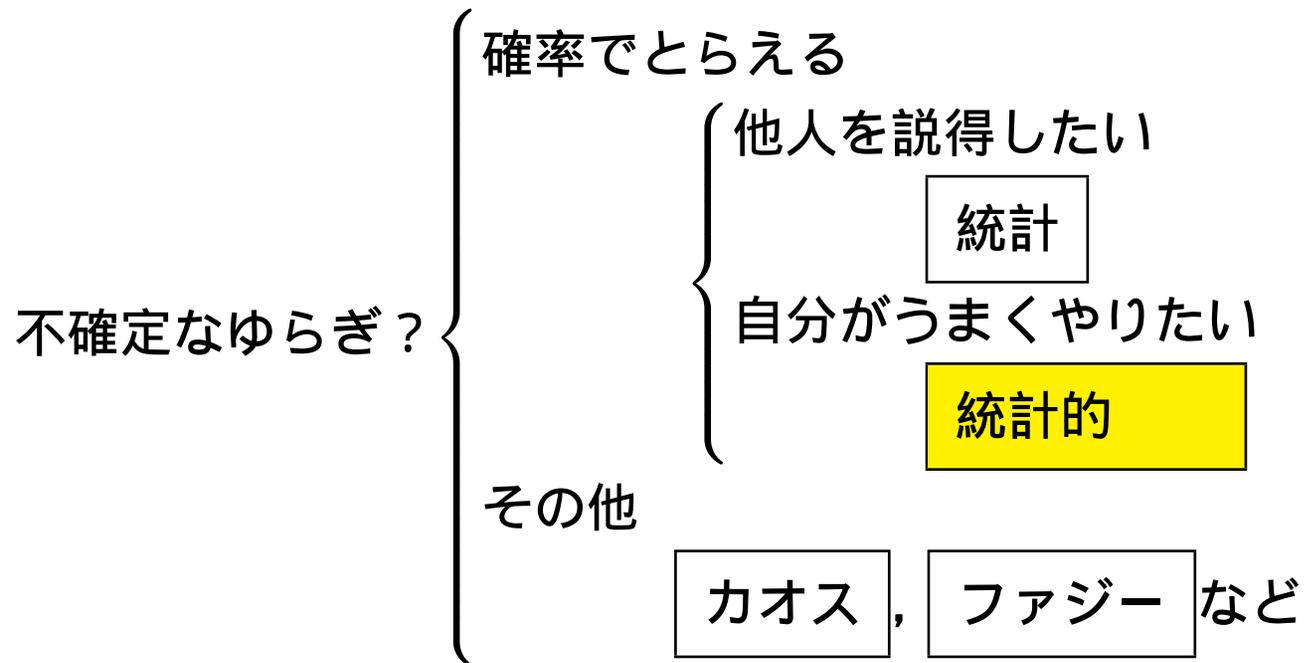
得られるであろう知見：

確率・統計的手法の教科書が読めるようになる。  
たとえば『パターン認識と機械学習 ベイズ理論による統計的予測』（シュプリンガー）など。

# 位置づけ（私見）

---

何の入門書を読むべきか：



途中でも質問  
してください

# 1. 本格「風」確率論

確率は面積だ！

# 趣旨

---

数学者ずるい！俺らにもそれ使わせろ！

本格的な確率論を厳密にやるのはしんどい

⇒ { × 本格はあきらめよう  
厳密じゃなくやろう

「本格風」だけでも十分おいしい。  
これを理学部に独占させるものか。

# 趣旨

---

「ずるい」はもちろん冗談です。  
いじわるしているわけではないはず。

# 確率とは？

---

- サイコロで3が出る確率
- こんどの台風が上陸する確率
- この絵画が贋作である確率

.....哲学をやっていると進まないの、パス

# 確率は面積だ！

---

岩波数学辞典いわく……

- 確率変数，独立などすべての確率論の概念は， $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ の上で，測度論の言葉で定義される．(p.158)
- 確率測度  $\Phi$  とは，ある可測空間  $(S, \mathcal{S})$  上の測度であって， $\Phi(S) = 1$ を満たすもののことである．(p.146)

⇒ **全体が1**な**面積・体積など**が「確率」だ！

# 確率の図解から神様視点へ

サイコロの目

1	4
2	5
3	6

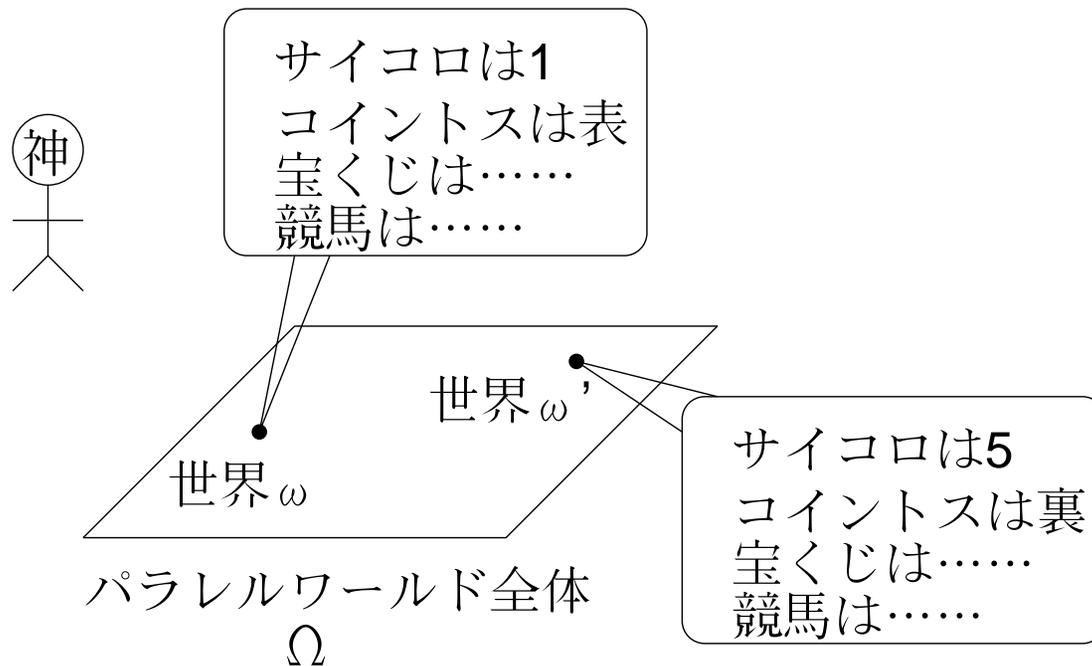
面積 $1/6$  → 確率 $1/6$

$$P(5が出る) = 1/6$$

全体の面積 = 1

これをあえて **パラレルワールド** と解釈( **神様視点** )

# 神様視点

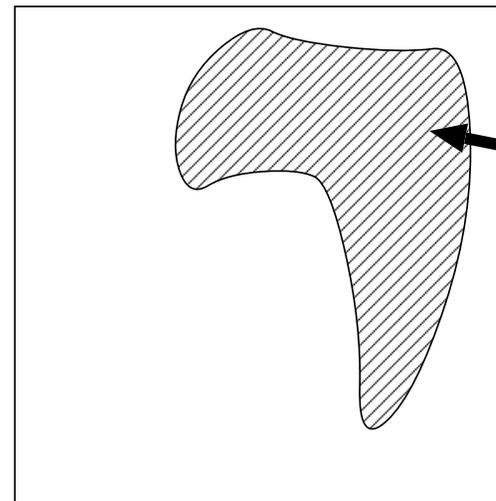
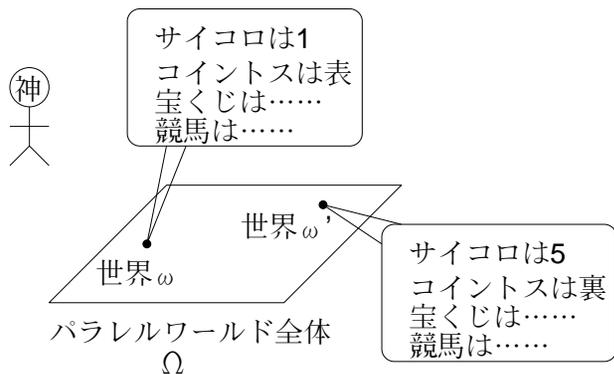


[PSCS 下書きより]

各世界ではすべてが **確定的** !

# 神様視点

$$P(\quad) = \text{の確率} = \text{な世界たちの面積}$$



条件〇〇を満たす  
世界のたち

全体の面積=1

[PSCS 下書きより]

# 念押し

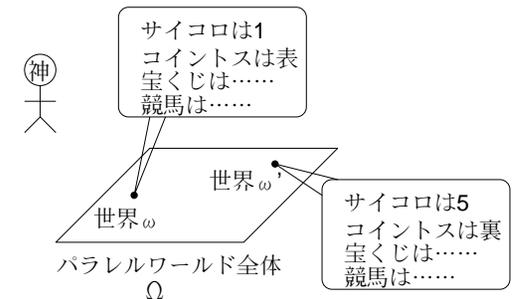
---

- パラレルワールドを本気で信じるとは言わない
- 確率の問題を解く際は, こう考えると便利
- 現実とどう対応するかは, 「哲学」なのでパス  
(各自で折り合いをつけてください)

# 神様視点のうれしさ

- 不確定な話と確定した話とを分離し、ゆらぎのない「静止画」に
- あとはただの面積計算に帰着

⇒ { 哲学論争を回避  
込み入った概念も視覚的にイメージ



## 2. 七つの御利益

面積と思えばいろいろすっきり

# 趣旨

---

本格「風」確率論 = 神様視点 = 確率は面積だ！

確率論の基礎をひと巡りしながら，その御利益を見ていこう

1. 確率の諸性質
2. 確率変数と確率分布の区別
3. ベイズの絵書き歌
4. 独立性のイメージ
5. 期待値の性質
6. 期待値と平均値の区別
7. 大数の法則の真意

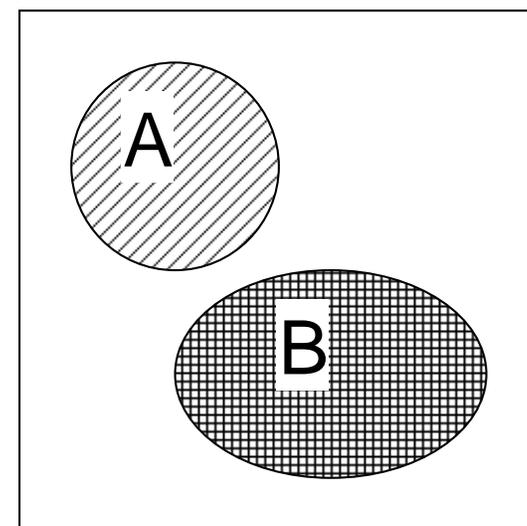
# (1) 確率の諸性質

---

面積の性質としてあたりまえ.

(例) AとBが同時には起きないなら,

$$P(A\text{または}B) = P(A) + P(B)$$

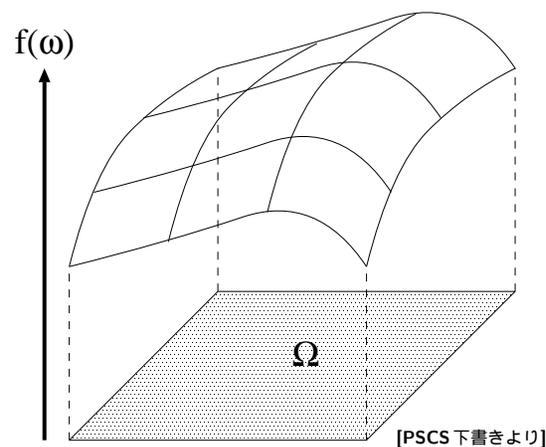
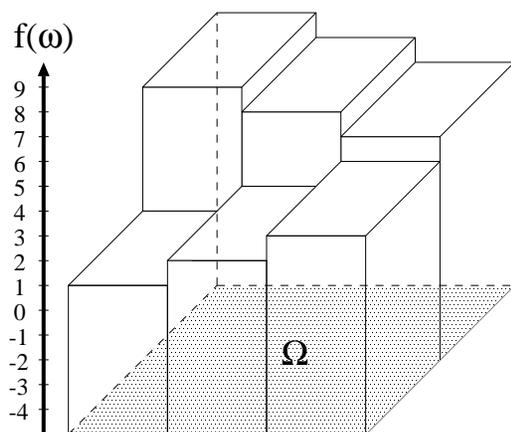


全体の面積は1

## (2) 確率変数と確率分布の区別

**確率変数** : 「確率的にゆらぐ値」のこと

神様視点では **ただの関数**



## (2) 確率変数と確率分布の区別

---

**確率分布** :

「どんな値が出る確率がいくらか」の一覧

値	その値が出る確率
1	1/6
2	1/6
3	1/6
4	1/6
5	1/6
6	1/6

## (2) 確率変数と確率分布の区別

---

サイコロを二回ふる。一回目  $X$ 。二回目  $Y$ 。

- **確率分布** はどちらも同じ。  
(1 ~ 6 がどれも確率  $1/6$  で出る)
- **確率変数**  $X, Y$  は同じではない。  
(一回目は5が出て二回目は3が出たり)

### (3) ベイズの絵書き歌

---

いろいろな応用で使われる **ベイズの公式** も、  
神様視点なら絵書き歌で楽々。

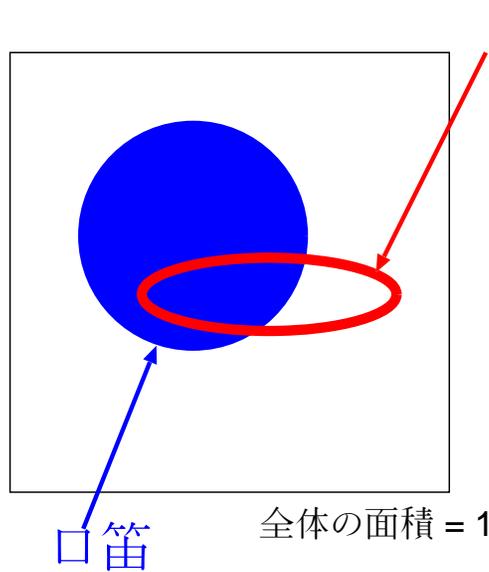
(私見)

ベイズ法の哲学や位置づけについて、ネットでは一面的なコメントが目につく。でも初心者はそこは軽く流しておけばよいのでは。

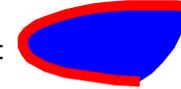
- 「哲学」にこだわりすぎると進まない
- ベイズ派も一枚岩ではなく、いろいろな立場がある

### (3) ベイズの絵書き歌

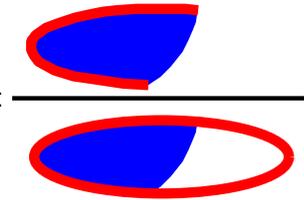
準備： 同時確率 と 条件つき確率



$$\text{同時確率 } P(\text{ご機嫌}, \text{口笛}) =$$



$$\text{条件つき確率 } P(\text{口笛} | \text{ご機嫌}) =$$



$$\times P(\text{ご機嫌}, \text{口笛}) = P(\text{口笛} | \text{ご機嫌}) P(\text{ご機嫌})$$

### (3) ベイズの絵書き歌

---

条件つき確率こそ応用の鍵

- $P(\text{不正} | \text{カード使用状況})$
- $P(\text{顔} | \text{画素値})$
- $P(\text{中キック} | \text{バックステップ})$

条件つき確率を逆算するのが **ベイズの公式**

### (3) ベイズの絵書き歌

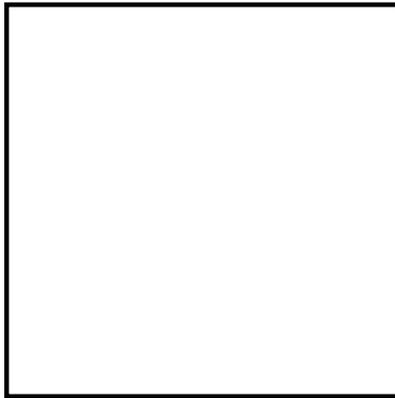
---

(例)

$$\left\{ \begin{array}{l} P(\text{ご機嫌}) = 0.4 \\ P(\text{口笛} | \text{ご機嫌}) = 0.7 \\ P(\text{口笛} | \text{ご機嫌でない}) = 0.5 \end{array} \right. \quad P(\text{ご機嫌} | \text{口笛}) = ?$$

### (3) ベイズの絵書き歌

---



全体の面積 = 1

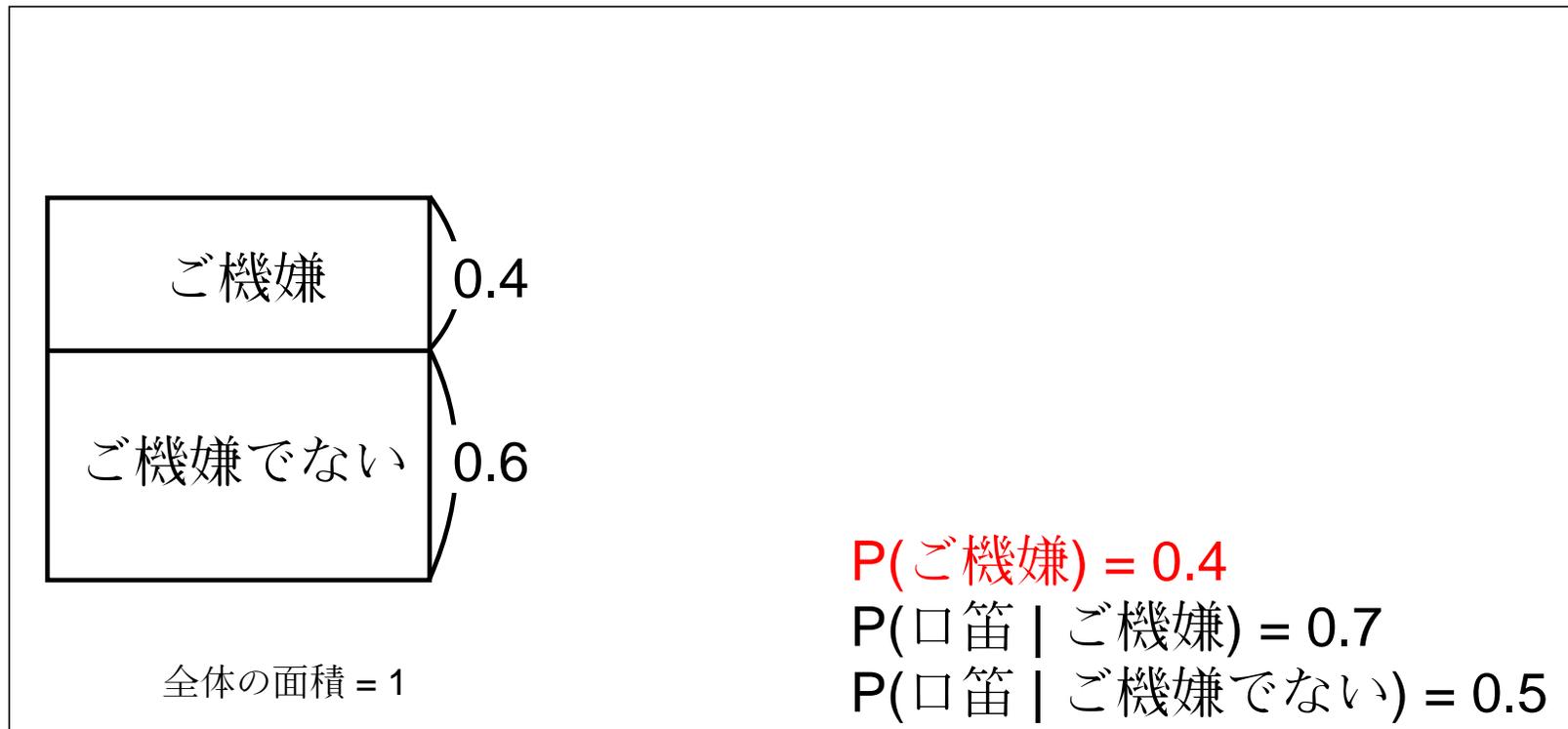
$$P(\text{ご機嫌}) = 0.4$$

$$P(\text{口笛} \mid \text{ご機嫌}) = 0.7$$

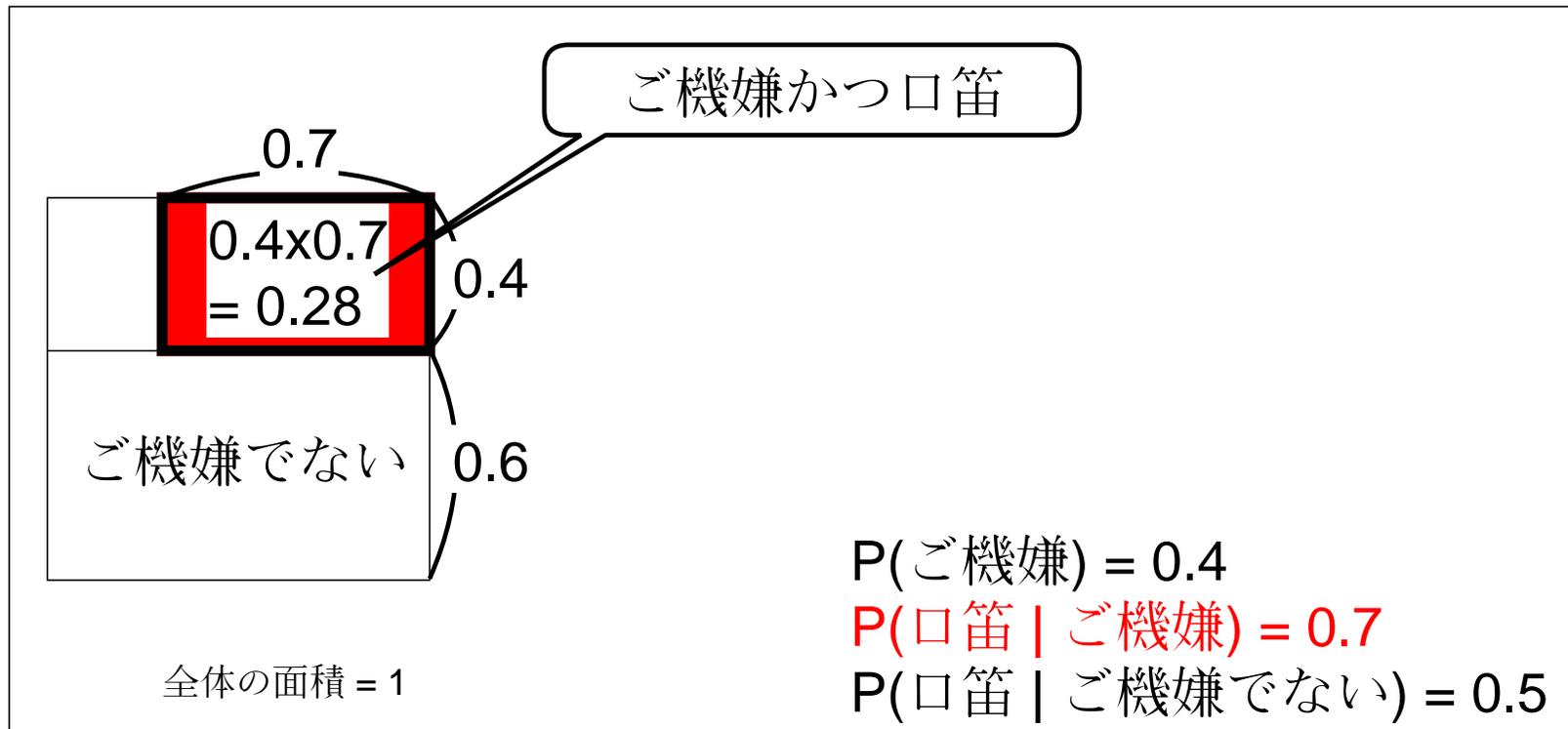
$$P(\text{口笛} \mid \text{ご機嫌でない}) = 0.5$$

### (3) ベイズの絵書き歌

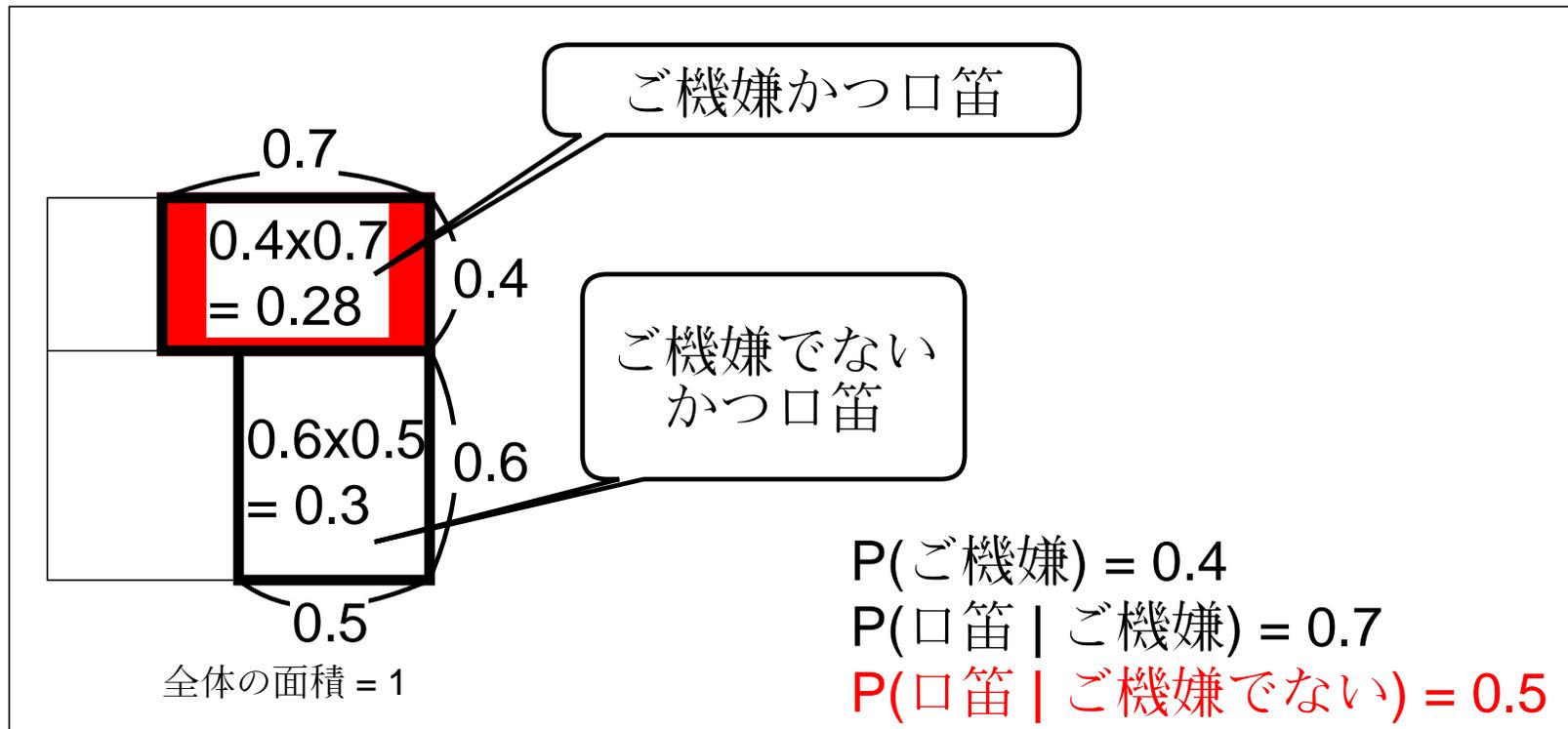
---



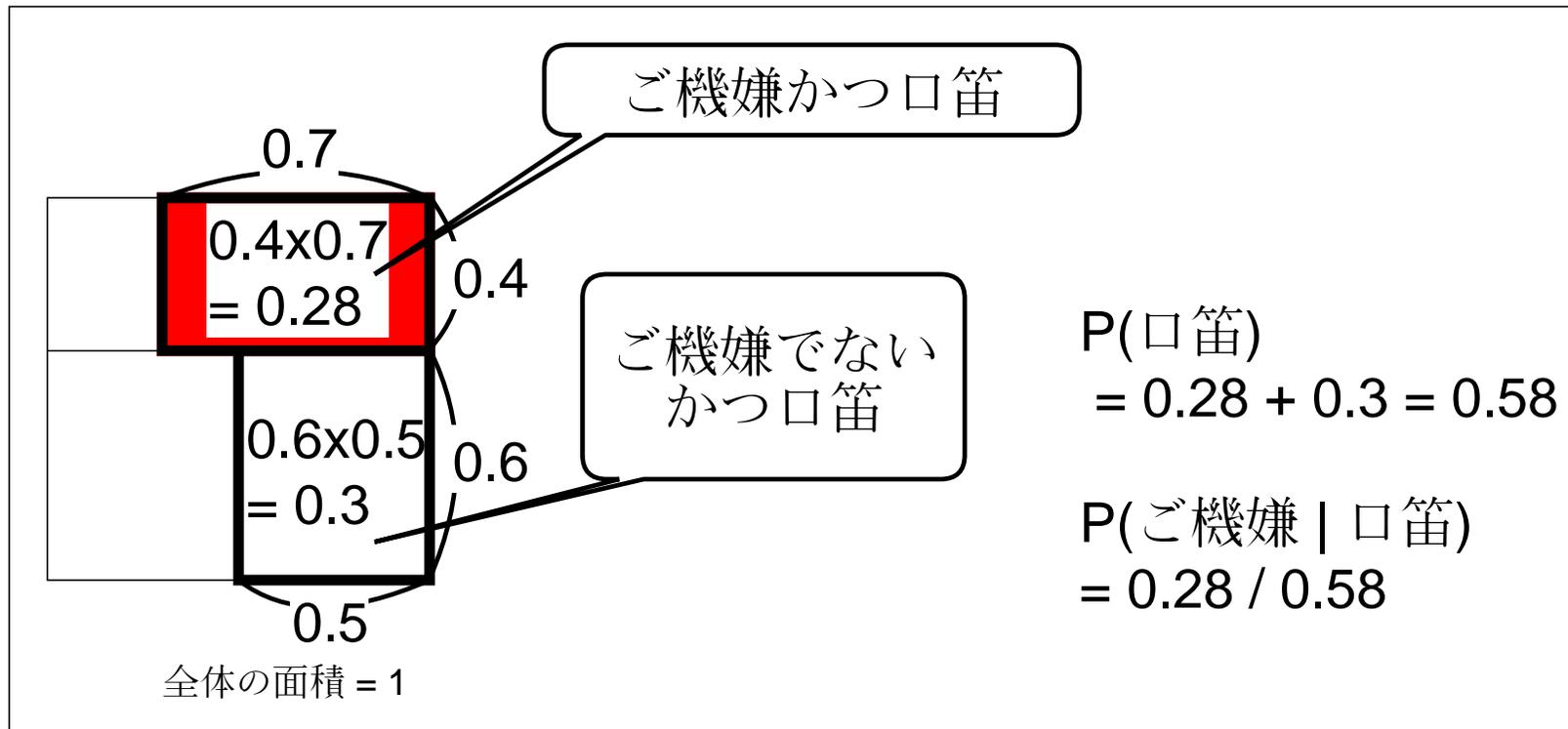
### (3) ベイズの絵書き歌



### (3) ベイズの絵書き歌

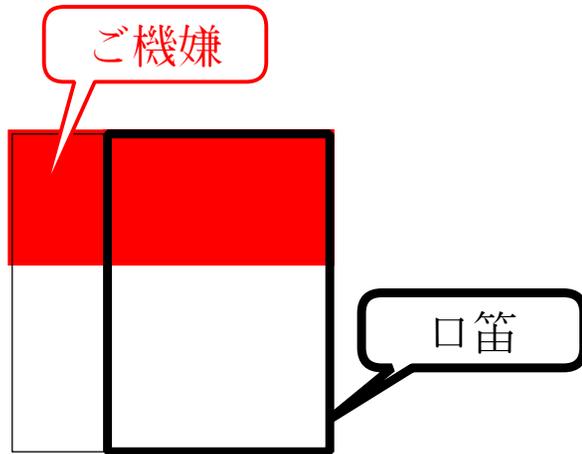


### (3) ベイズの絵書き歌

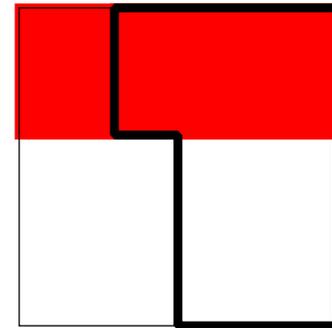


## (4) 独立性のイメージ

---



独立 …… 口笛とご機嫌が無関係



独立でない

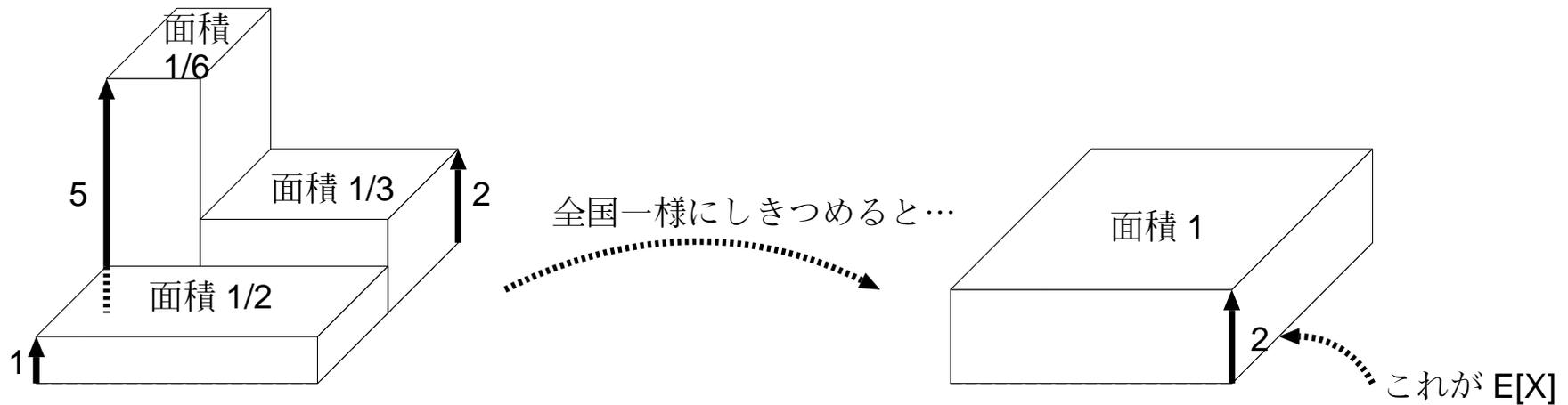
$$P(\text{口笛} | \text{ご機嫌}) = P(\text{口笛} | \text{ご機嫌でない})$$

$$P(\text{口笛} | \text{ご機嫌}) = P(\text{口笛})$$

$$P(\text{口笛}, \text{ご機嫌}) = P(\text{口笛}) P(\text{ご機嫌})$$

## (5) 期待値の性質

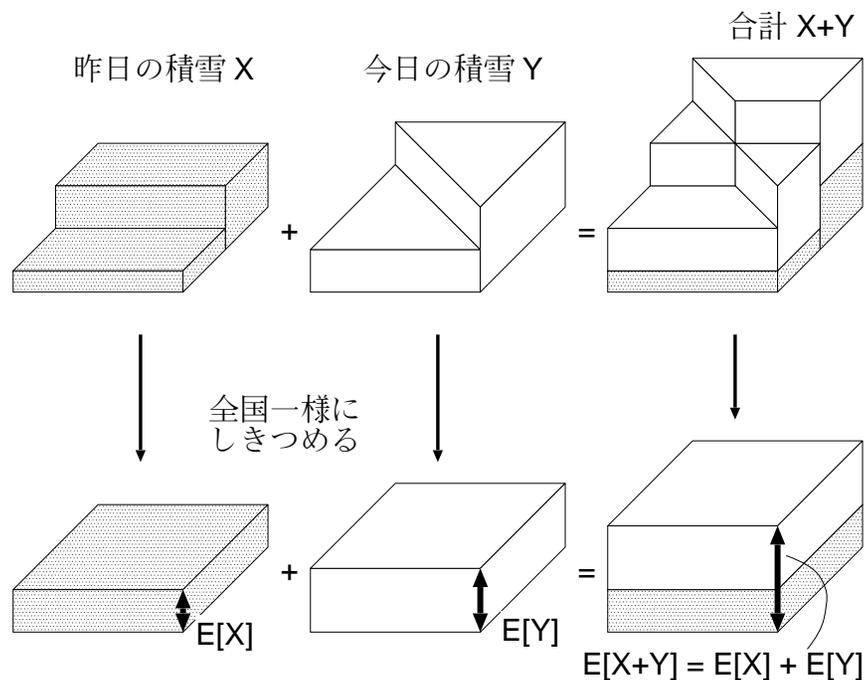
- 応用では **期待値** の計算が頻出  
運しだいでゆらぐ「うれしさ」の期待値を最大化
- $X$  の期待値  $E[X]$  とは, 単に  $X$  の **グラフの体積**



[PSCS 下書きより]

## (5) 期待値の性質

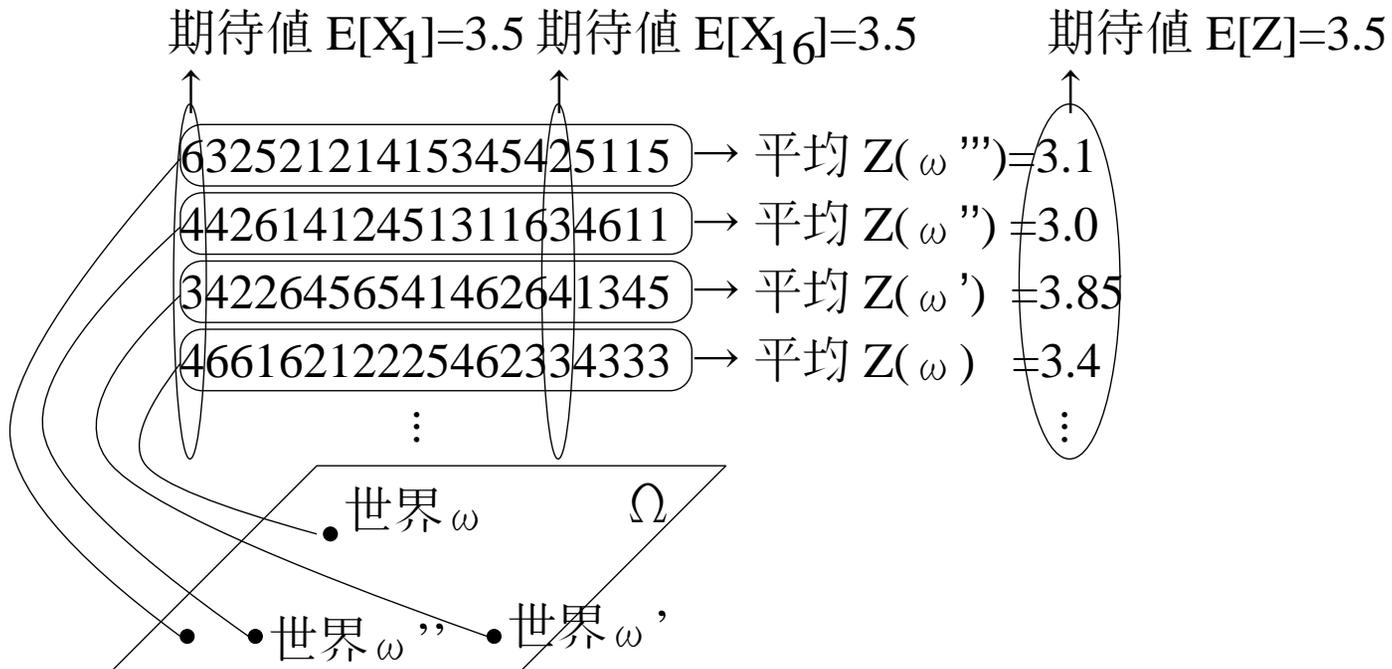
期待値の諸性質は，体積とせばあたりまえ



[PSCS 下書きより]

## (6) 期待値と平均値の区別

サイコロを何度もふる.  $n$  回目:  $X_n$



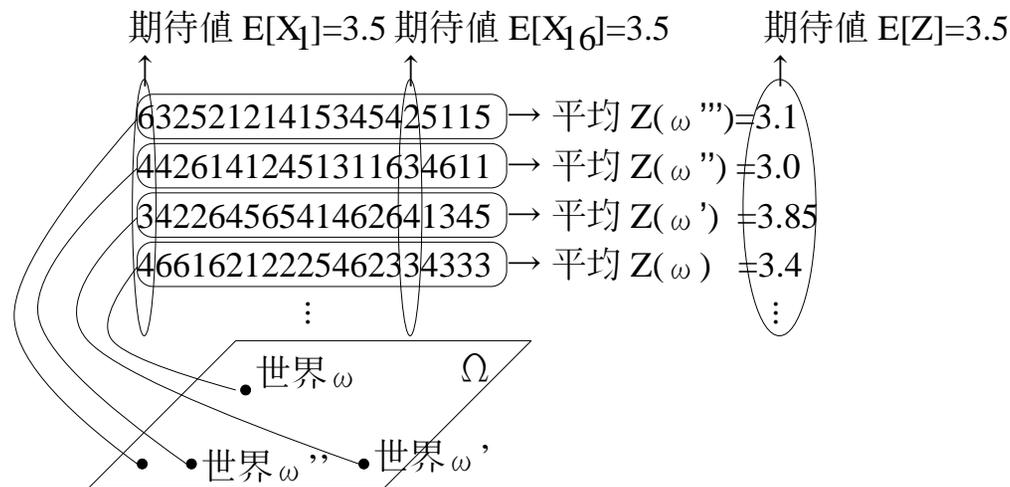
[PSCS 下書きより]

# (7) 大数の法則の真意

サイコロの  $n$  回目までの平均 :  $Z_n$

## 大数の強法則

「 $n \rightarrow \infty$  で  $Z_n \rightarrow 3.5$  となる確率」 = 1



[PSCS 下書きより]

# 3. 確率・統計的な情報処理

簡単な例の試食

# 趣旨

---

- 確率・統計的な情報処理のバリエーションは様々.
- 簡単な例を題材に挙げつつ, その例に限らない
  - 独特の考え方
  - ひっかかりどころを述べたい.

# 問題設定

---

spam filterを題材に：

$$\begin{aligned} &\text{メール内容 } X = (X_1, X_2, \dots, X_{10000}), \quad \text{種類 } Y \\ X_w = &\begin{cases} \text{単語 } w \text{ を含む} \\ \times \text{ 単語 } w \text{ を含まない} \end{cases}, \quad Y = \begin{cases} \text{spam} \\ \text{ham} \end{cases} \end{aligned}$$

$X$  から  $Y$  を当てたい。

$w$	単語
1	愛
2	合印
$\vdots$	$\vdots$

# 問題設定

---

用意するもの：**訓練データ**

.....  $(X, Y)$  の実現値をたくさん

やりたいこと：

**見たことのない  $X$**  に対して,  $Y$  を当てる

メール内容  $X = (X_1, X_2, \dots, X_{10000})$ , 種類  $Y$

$$X_w = \begin{cases} \text{単語 } w \text{ を含む} \\ \times \text{ 単語 } w \text{ を含まない} \end{cases}, \quad Y = \begin{cases} \text{spam} \\ \text{ham} \end{cases}$$

## Step.0 前提：確率でとらえる

---

「データはある確率分布に従って生成される」と信じる。（**真の分布**と呼ぶ）

$$\begin{aligned} &\text{メール内容 } X = (X_1, X_2, \dots, X_{10000}), \quad \text{種類 } Y \\ X_w = &\begin{cases} \text{単語 } w \text{ を含む} \\ \times \text{ 単語 } w \text{ を含まない} \end{cases}, \quad Y = \begin{cases} \text{spam} \\ \text{ham} \end{cases} \end{aligned}$$

## Step.1 準備：モデルをたてる

---

真の分布がどんな格好か仮定（例：ナイーブベイズ）

$$\begin{aligned} P(X_1 = \quad, \dots, X_{10000} = \times, Y = \text{spam}) \\ = s_1(\quad | \text{spam}) \cdots s_{10000}(\times | \text{spam}) r(\text{spam}) \end{aligned}$$

- **未知パラメータ** を含む ..... 上の  $s$  や  $r$
- 近似でもよい
- 複雑すぎ・広すぎはデメリットあり（後述）

## Step.2 訓練：モデルのパラメータを推定

---

訓練データに合うよう、未知パラメータを推定する。

$$\begin{aligned} P(X_1 = \quad, \dots, X_{10000} = \mathbf{x}, Y = \mathbf{spam}) \\ = s_1(\quad | \mathbf{spam}) \cdots s_{10000}(\mathbf{x} | \mathbf{spam}) r(\mathbf{spam}) \end{aligned}$$

- この例なら、単に訓練データ中の割合でよい
- ここがしんどすぎるモデルは大規模化に不向き

## Step.3 本番：そのパラメータで運用

---

分布 $P(X = x, Y = y)$ の推定がStep.2で得られた  
新たなメールに対して

$$\begin{cases} P(Y = \text{spam} \mid X = \text{そのメール}) \\ P(Y = \text{ham} \mid X = \text{そのメール}) \end{cases}$$

の大小で spam/ham を判定

## 実験時の注意（経験損失と期待損失）

---

結局は「いろいろ試してうまくいった手法を採用」.  
その際に落とし穴が.....

- 訓練データに対する成績（**経験損失**，学習誤差）
- 本番の成績（**期待損失**，汎化誤差，予測誤差）

**両者は別物！**

## 実験時の注意（経験損失と期待損失）

---

授業と同じ問題で試験するなら丸暗記最強.

でもそれは実力じゃない.

はじめて見る問題での成績が実力.

- 訓練データとは別に **テスト用データ** を確保
- 各手法を訓練データでチューニング
- テスト用データで成績を測り, 採用手法を決定

データがもっていないなら Cross Validation など