

2017.09.22

日本心理学会第81回大会TWS

ベイズアンになる 何がどう変わるのか

ベイズアンデータ解析入門

話す人：小杉考司（山口大学教育学部）

ベイズジアンになると？

- ベイズ統計を使うと今までの「仮説検定」「実験計画」の考え方がどのように変わるのか、を解説します。
- ポイントは次の二点だけです。
 - 「点」から「幅」へ
 - 「ないない」から「あるある」へ

お話の流れ

- 頻度主義の考え方とベイズリアンの考え方
- ベイズ流の帰無仮説検定はどのように行うか
- 従来の仮説検定の大問題とベイズ流のやり方による克服

求めるものが確率変数に

(C) 岡田先生

	母数 θ	データ X, Y
頻度主義	定数	確率変数
ベイズ主義	確率変数	定数

頻度主義では、たった一つの真値を求めて議論する

→ 仮説は真か偽のどちらかである

ベイズ主義では、データから考えられる母数の分布を考える

→ 確信できる程度を見定める

頻度主義とベイズアン

- いずれも「標本の特徴」から真実を見たいと考えるが
 - 「真実は常に一つ！」とするのが頻度主義者
 - 「真実はわからないけれども、どの辺りにあるか、主張の強さで表現することはできる」とするのがベイズアン

信頼区間

Confidential Intervals

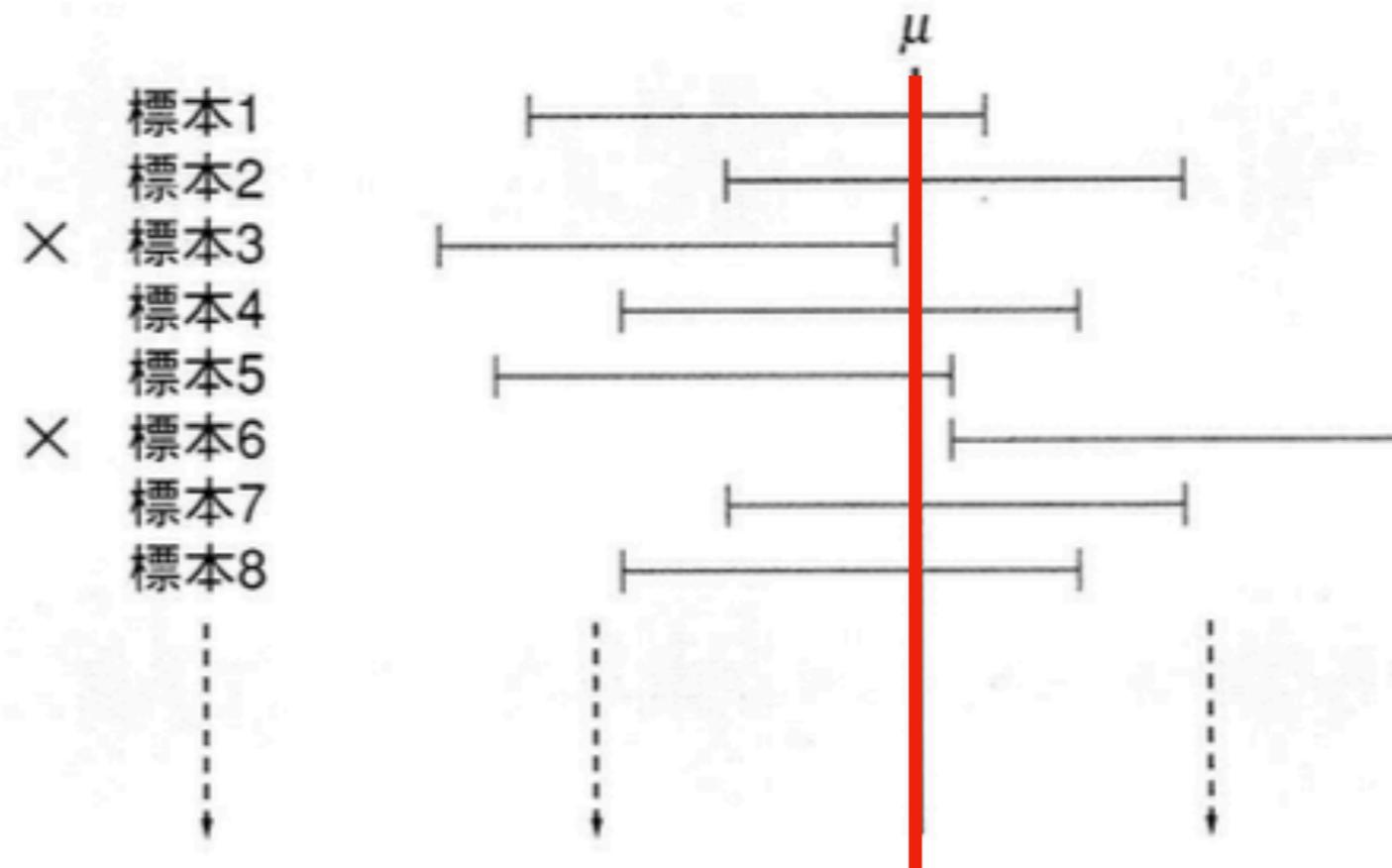


図 8.5 区間の標本による変動

出典；山内光哉(著)心理教育のための統計法第二版.サイエンス社

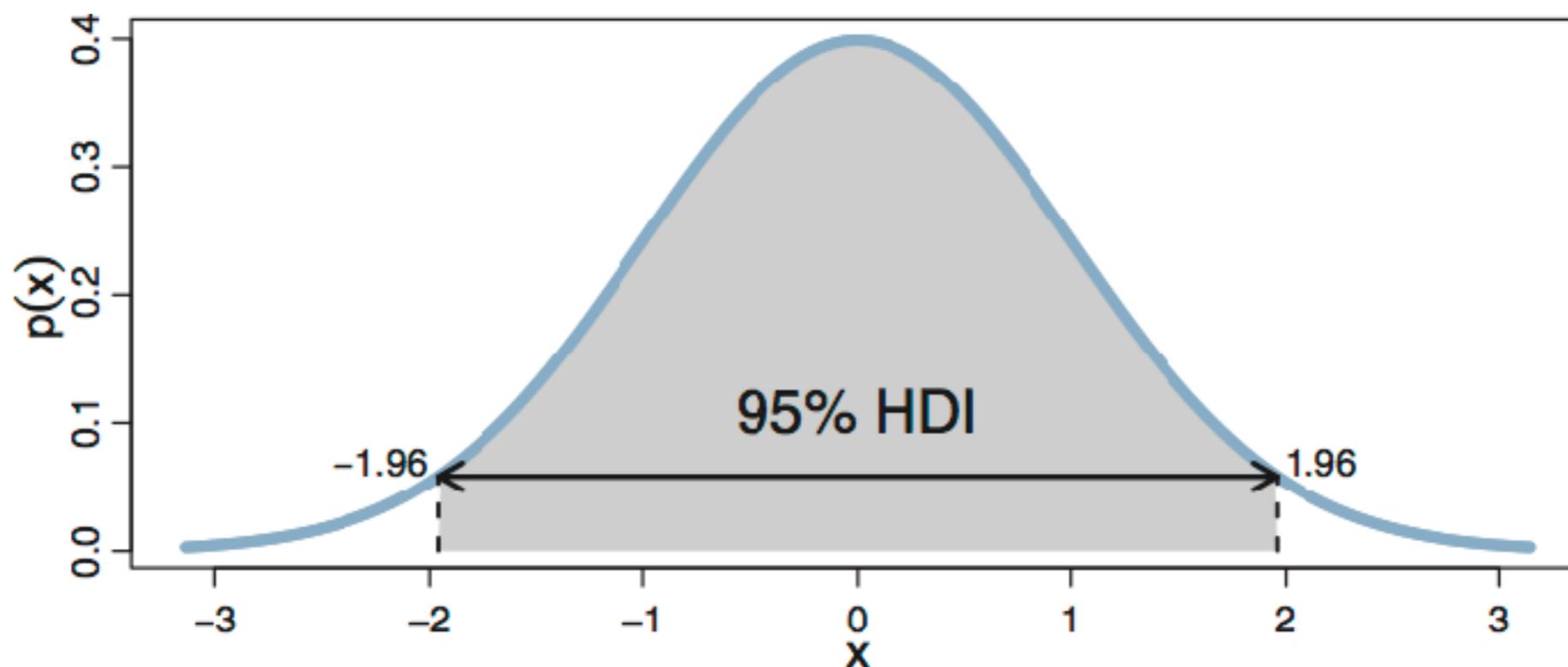
信頼「区間」というが、分布の情報を持っていない
=幅ではないことに注意

確信区間

Credible Intervals

あるいは最高密度区間

Highest Density Intervals



確信できる「区間」で μ の取りうる可能性の広さ
幅が狭い=自信がある / 幅が広い=自信がない

「点」から「幅」へ

- これまでは「点」の表現だったので、仮説は「真か偽か」の二択，一点張り
 - 母平均を標本平均から推定しても，点推定なのでほぼ確実に外れている。信用区間で表現しても結果は「当たるか外れるか」
- ベイジアンは母数が確率分布＝幅をもっているので，仮説は「どれぐらい確からしいか」であり，幅の広さで自信の強さを表現するようになる

「ないない」から「あるある」へ

- 帰無仮説検定は「ないない」づくし
 - 帰無仮説は差が「**ない**」とする
 - t検定の場合, $\mu A = \mu B$ の一点張り
 - それに従って統計量を算出しp値を計算
- 差が「**ない**」とは「**いえない**」, が結論

「ないない」から「あるある」へ

- ベイジアンは「あるある」で語る
 - 手元のデータから確率変数としての母数を推定する
 - 母数はこの辺りに「**ある**」という
 - 群間の差が0である可能性がこれぐらい「**ある**」。もちろん差が**ある**可能性がこれぐらい「**ある**」ともいう。
 - 一点張りでないので、幅を持って自信の強さを表現

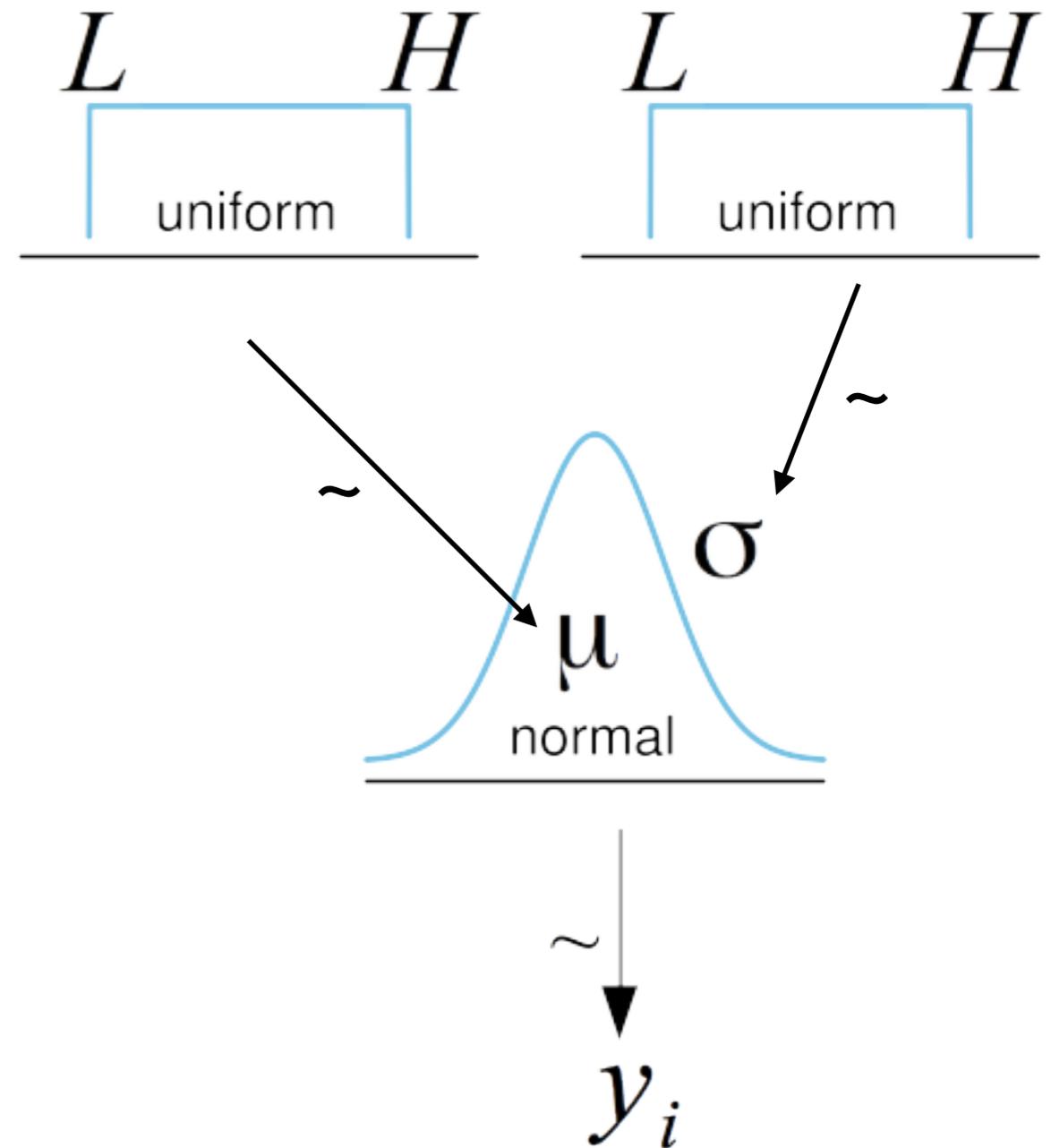
具体例1：2群の差の検定

- 独立した2群の平均値の差の検定—t検定の場合
 - 変数に正規分布を仮定
 - 分散が等しいかどうかで自由度を調整
 - 2群の平均値に差はないという帰無仮説を、有意水準(5%)で棄却できるかが勝負

ベイズ分析の場合

各変数に確率分布を考える

- ・ 変数に正規分布を仮定
- ・ 正規分布は二つのパラメータ,
 μ と σ を持っている
- ・ μ と σ がどういう分布をしているかわからないので, 一様分布を仮定しようと思う。
- ・ σ は0より大きいとしておく



ベイズ分析の場合

各変数に確率分布を考える

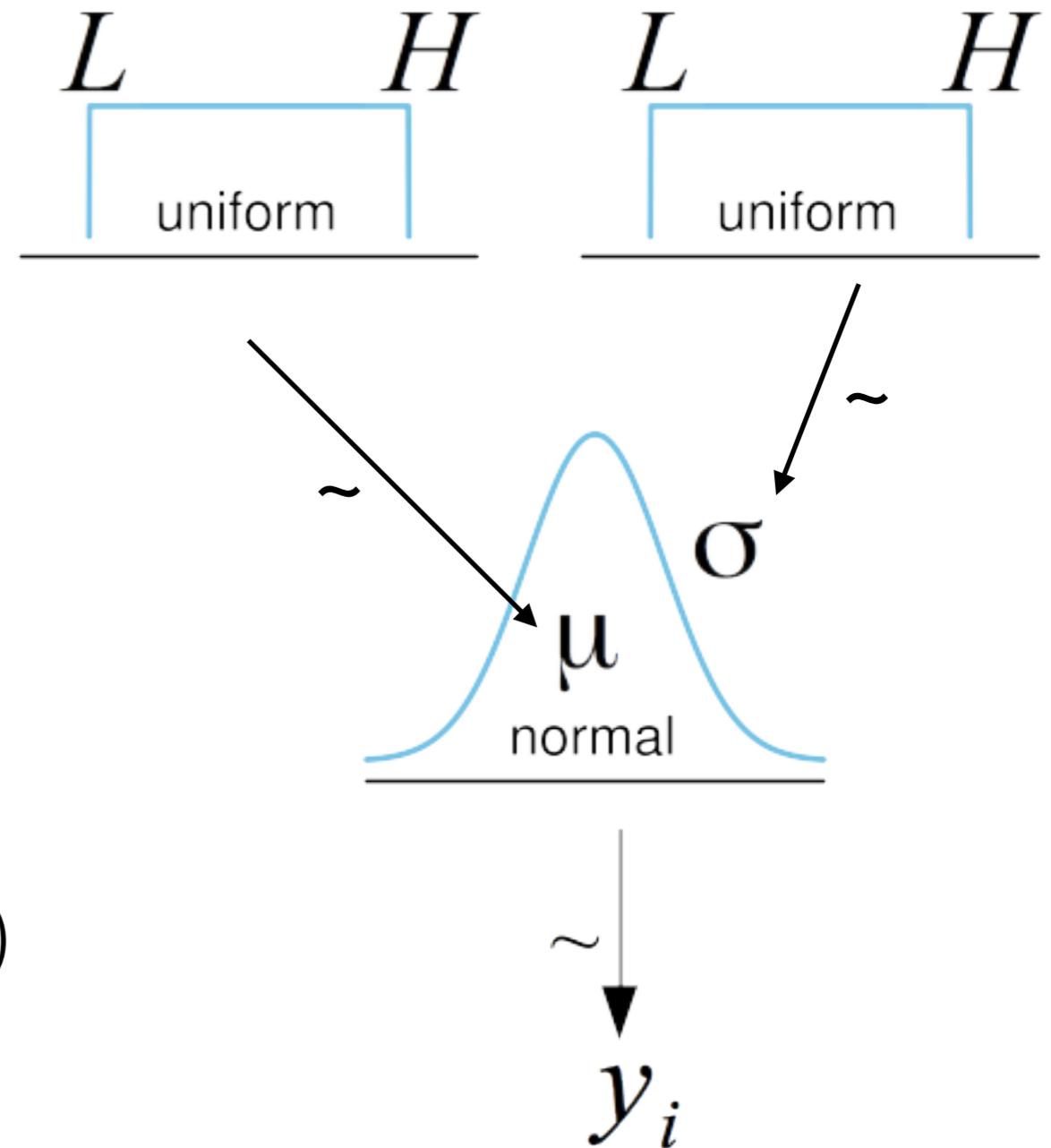
- 変数に正規分布を仮定

$$Y_i \sim N(\mu, \sigma)$$

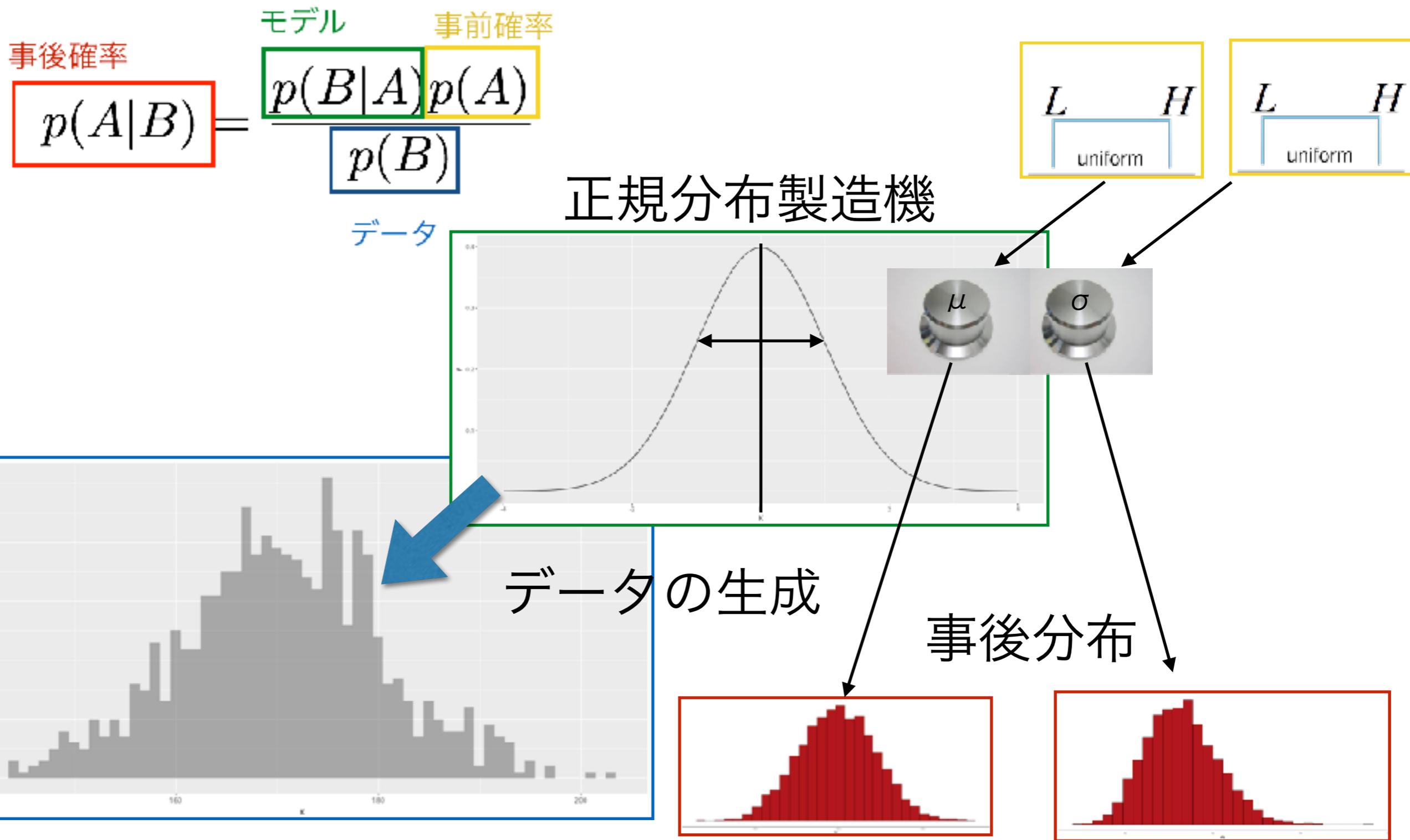
- μ と σ がどういう分布をしているかわからないので、一様分布を仮定しようと思う。
- σ は0より大きいとしておく

$$\mu \sim \text{Uniform}(-100, 100)$$

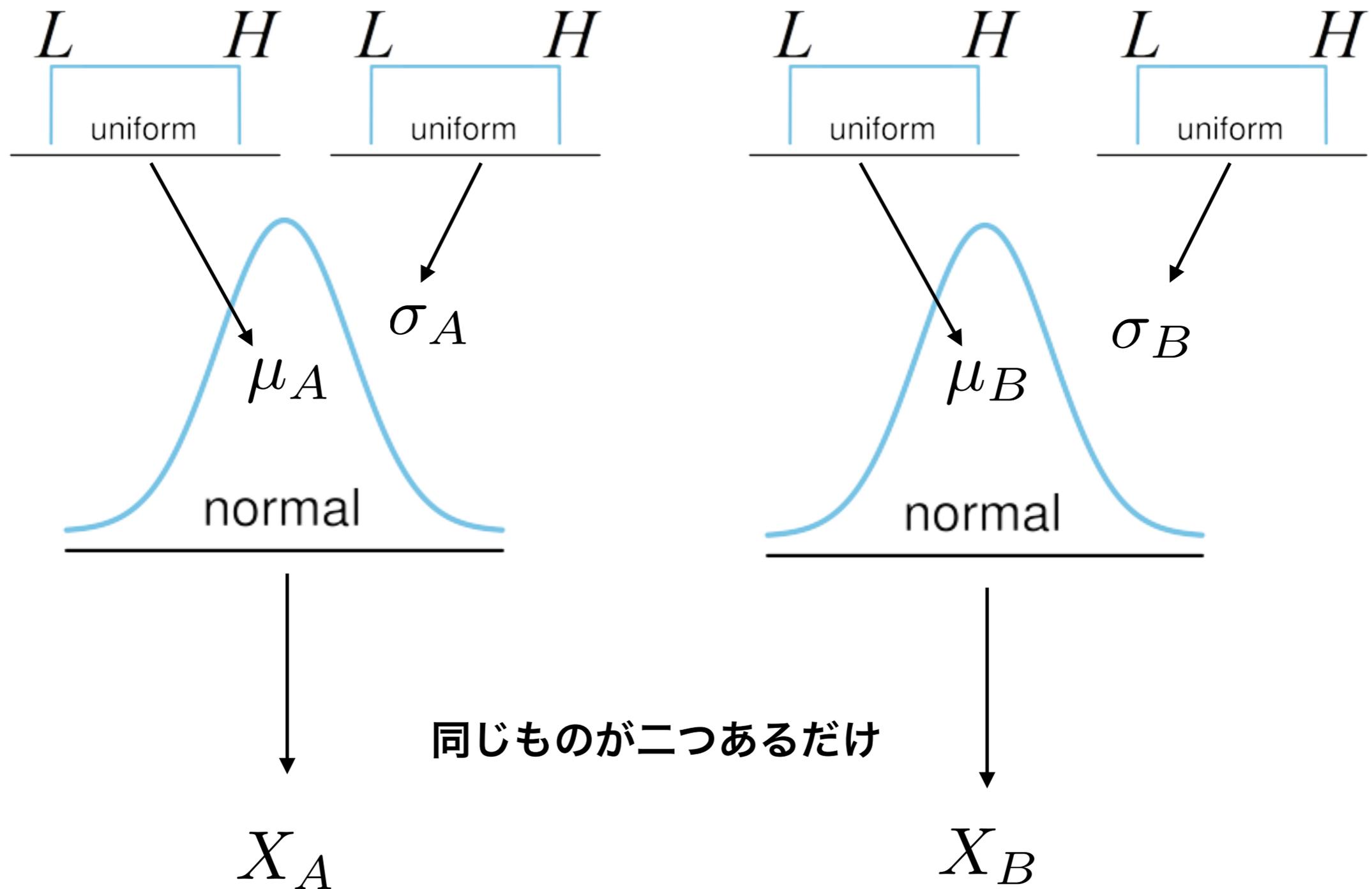
$$\sigma \sim \text{Uniform}(0, 100)$$



ベイズの法則はこう使われる



対応のない2群なので



ベイズアンソフトウェア

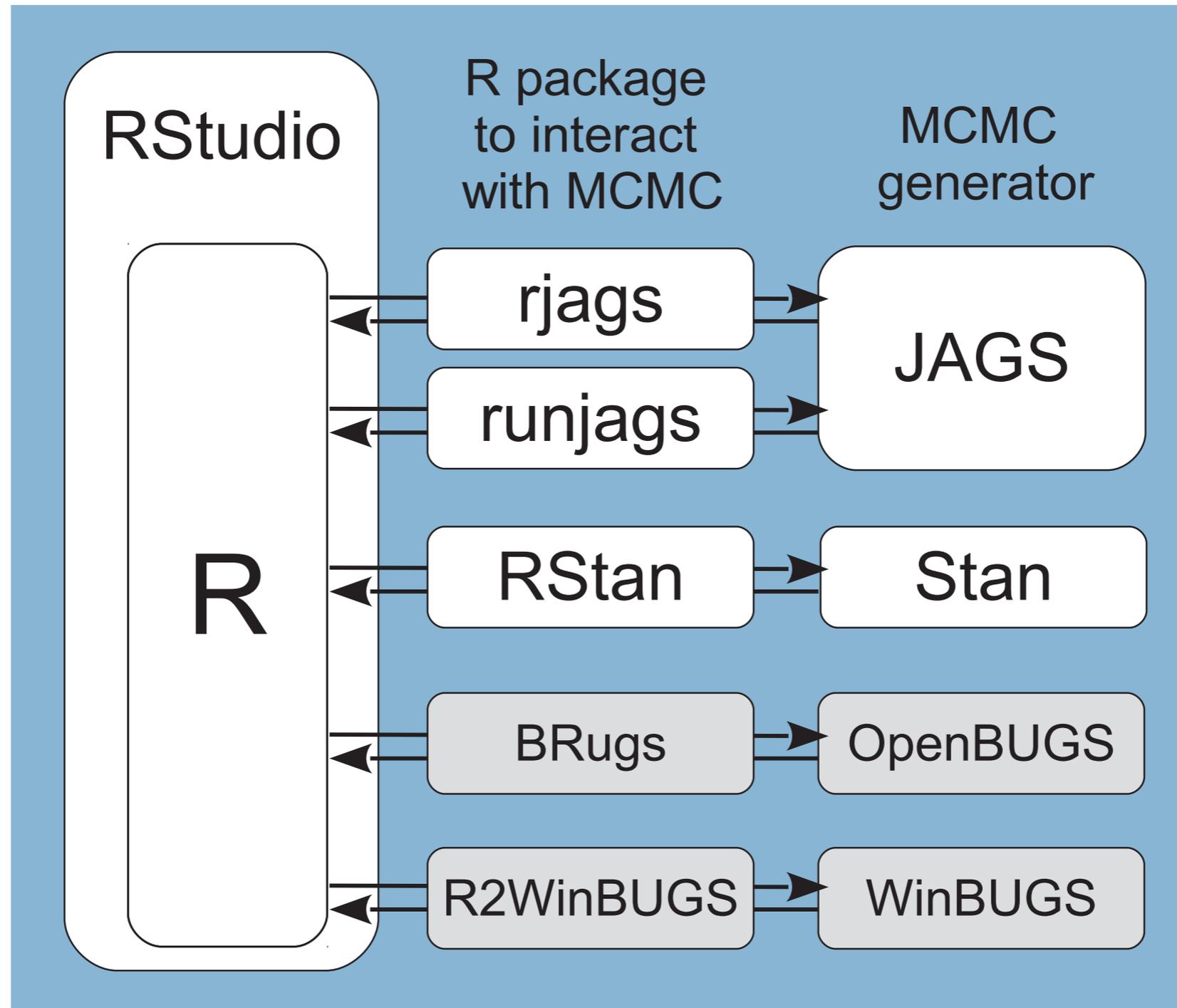
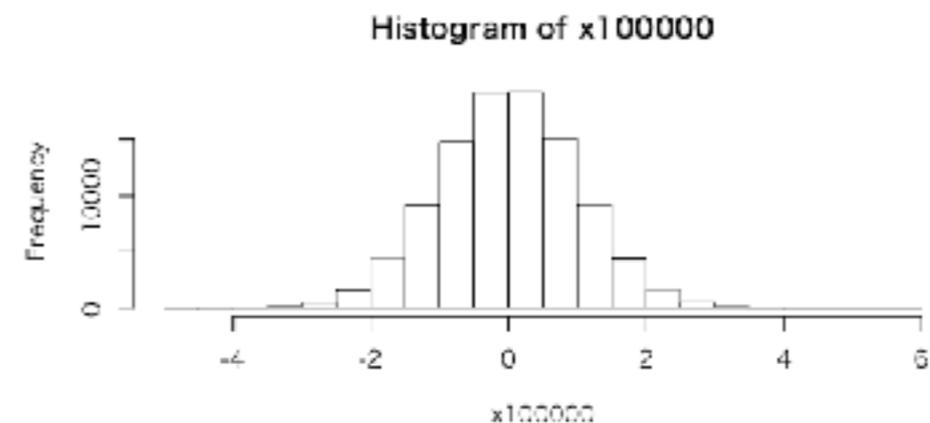
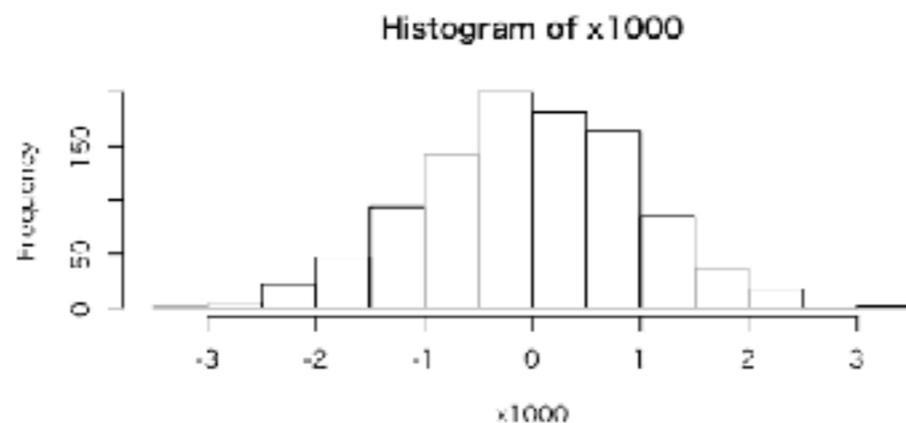
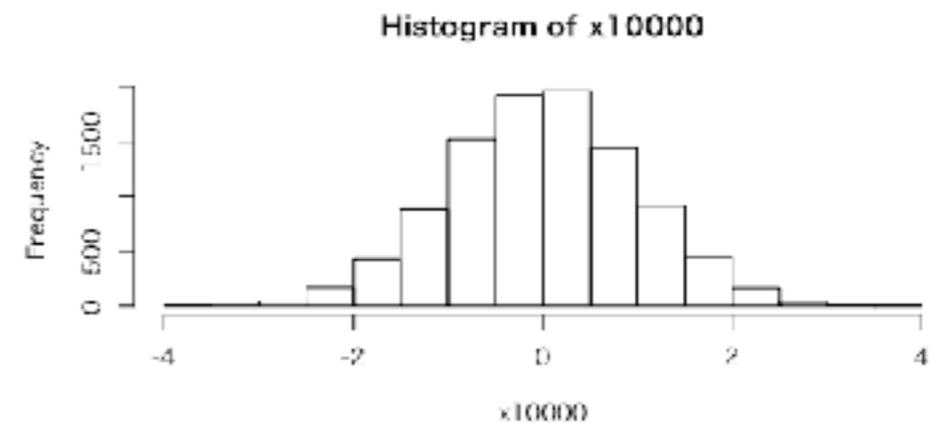
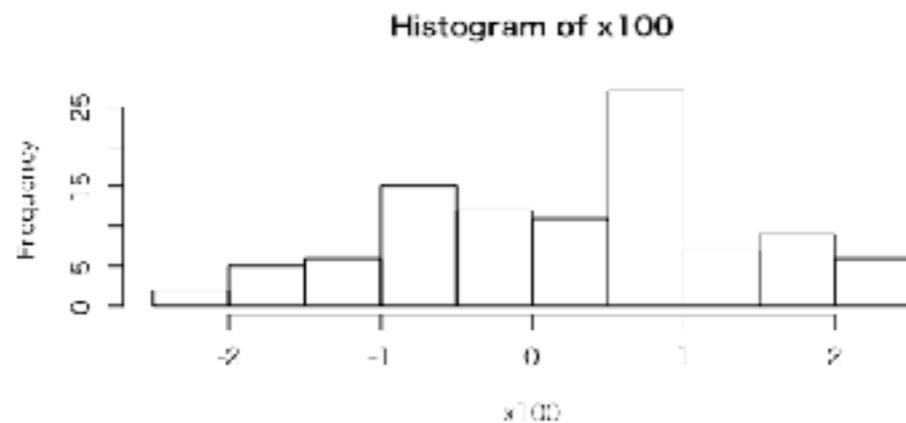


図8.1

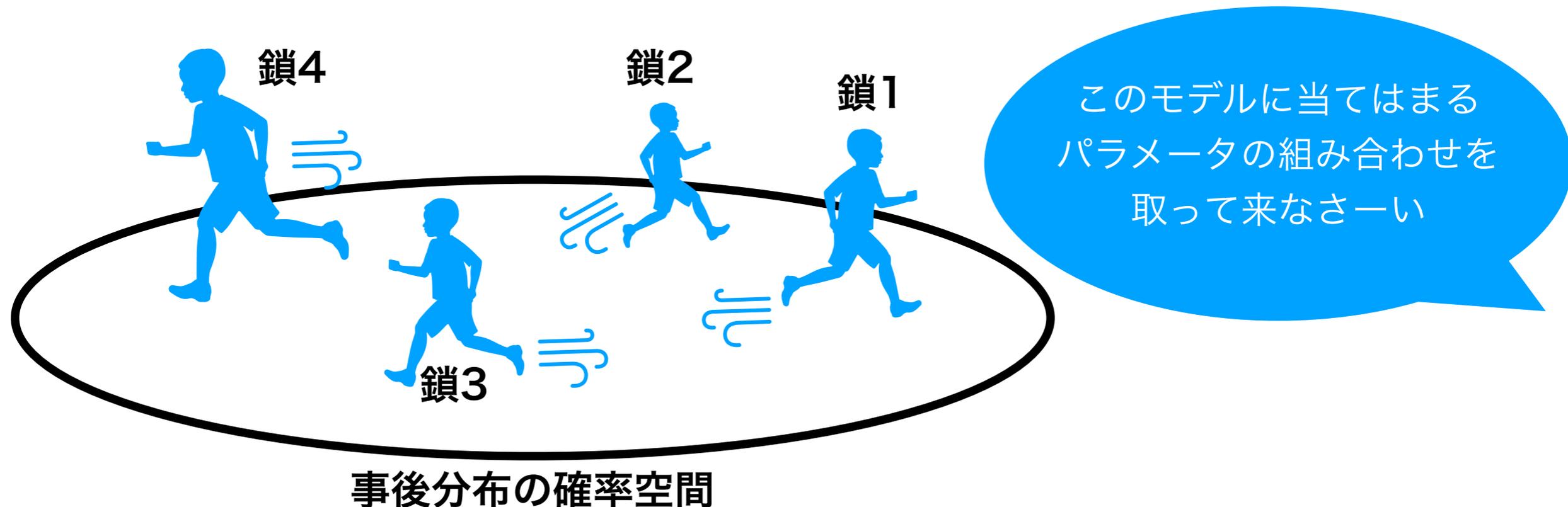
ベイジアンソフトウェアは 何をやっているか

- ベイジアンソフトウェアは**乱数発生機**
- 乱数をたくさん発生させたものは**確率分布の近似**として使える



ベイジアンソフトウェアは 何をやっているか

- 複数のパラメータが作り出す高次元事後分布空間から、同時に成立しうるパラメータの組み合わせを取り出してくる



ベイジアンソフトウェアは 何をやっているか

- MCMCは「好きな形の確率分布を作る」技。解析的に解けないけれども、そこから乱数を取ってくることはできる。これのおかげでベイズが実用的になった（詳しくは7章）
- 効率の良いサンプリング技術名がGibbsサンプリング、メトロポリタン・ヘイスティングス、ハミルトニアンモンテカルロなど
- サンプリングソフトの名前がBUGS,JAGS,Stanなど

ベイジアンソフトウェアは 何をやっているか

- 得られる結果は事後分布からの標本。機械で発生させるので精度は好きなだけ上げることができる
- 結果は標本なので標本の記述統計、グラフ化がそのまま結果の解釈に用いることができる

ベイジアンソフトウェアは 何をやっているか

- 事前分布は「パラメータを探してくる領域」に制限を与えるもの、と理解しても良い。
- 複数のチェーン(Stan坊や, JAGSちゃん)を走らせて、同じ結果を持ってくるか(Rhat), 十分な数を持って来たか, などを判断基準にする。
- 確率分布からの実現値 (のヒストグラム) が結果なので, 複雑な分布関数をいじっているイメージは不要



最終更新: 2017/09/02

Welcome!

こちらは、共立出版より発売された「ベイズ統計モデリング-R,JAGS,Stanによるチュートリアル-原著第2版」のリポートリイトです。このリンク先に本書の目次および第1章のpdfファイルへのリンクがあります。

この本は、「Doing Bayesian Data Analysis 2nd Edition - A Tutorial with R, JAGS, and Stan」の日本語版となります。

最新情報

- 「関連情報」に1件追加(2017/08/23)
- サイトオープン(2017/08/21)

このサイトは順次コンテンツを追加していきます。最新更新情報はTwitterの#犬4匹本のハッシュタグをつけて配信いたしますので、そちらをチェックされるとスムーズです。

Contents

このサイトについて

このリポートリイトに関する説明があります。また本書または本リポートリイトに関するお問い合わせ方法についても記載しています。はじめに読むアト!

SNS

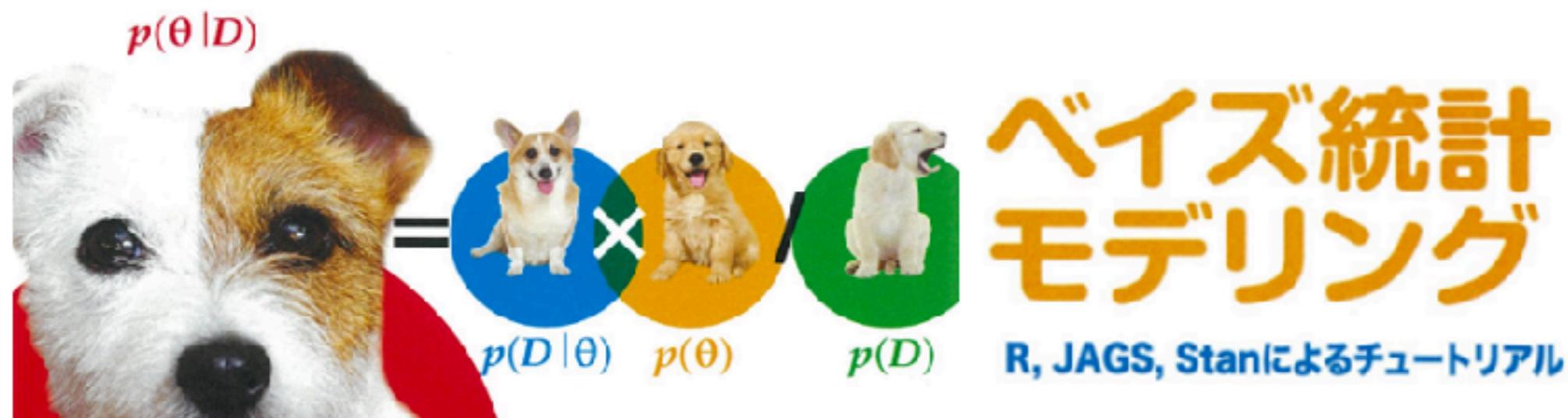
#犬4匹本



kosugitti(こむぎっち)



$p(\theta | D)$



ベイズ統計
モデリング

R, JAGS, Stanによるチュートリアル

関連情報

こちらでは、本書に関連した情報を紹介していきます。

最新情報

イベント関連

紹介記事

2017/8/31 日本心理学会第81回大会 チュートリアルワークショップ

日本心理学会第81回大会（於久留米大学）にて、本書の内容に沿ったチュートリアルワークショップが開かれます。関連資料は[こちら](#)

2017/7/22 ブログ記事

出版に当たって監訳者のひとり、小杉(@kosugitti)が紹介文を寄稿しました。[ブログ記事がこちら](#)

実際の推定するコード

```
1 model{
2   # likelihood
3   for(i in 1:N){
4     X1[i] ~ dnorm(muA,sig)
5     X2[i] ~ dnorm(muB,sig)
6   }
7   # prior
8   muA ~ dunif(-100,100)
9   muB ~ dunif(-100,100)
10  sig <- pow(sigma,-2)
11  sigma ~ dt(0,1,1)T(0,)
12 }
13
```

example1_jags.txt

↑ JAGS

Stan→

```
1 data{
2   int<lower=0> N;
3   real X1[N];
4   real X2[N];
5 }
6
7 parameters{
8   real muA;
9   real muB;
10  real<lower=0> sig;
11 }
12
13 model{
14   // likelihood
15   for(i in 1:N){
16     X1[i] ~ normal(muA,sig);
17     X2[i] ~ normal(muB,sig);
18   }
19   // prior
20   sig ~ student_t(4,0,5);
21   muA ~ uniform(-100,100);
22   muB ~ uniform(-100,100);
23 }
24
```

example1.stan²⁴

キックするコード

```
16 # ベイズ推定に使うデータセット (共通)
17 dataSet <- list(N=N,X1=X1,X2=X2)
18 # JAGSによる推定
19 library(runjags) # ライブラリの読み込み
20 runJagsOut <- run.jags(method="parallel",
21                       model="JPA2017/kosugitti/example1_jags.txt",
22                       monitor=c("muA", "muB", "sigma"),
23                       data=dataSet,
24                       n.chains=4,
25                       adapt=1000,
26                       burnin=1000,
27                       sample=10000,
28                       summarise=TRUE)
29 # 結果の出力
30 runJagsOut
31 |
32 # Stanによる推定
33 library(rstan)
34 rstan_options(auto_write = TRUE)
35 model1 <- stan_model("JPA2017/kosugitti/example1.stan")
36 stanModelFit <- sampling(model1,data=dataSet,chains=4,warmup=1000,iter=10000)
37
38 # 結果の出力
39 stanModelFit
40
```

結果が示すもの

- 「点」から「幅」へ

```
> # 結果の出力  
> stanModelFit
```

一つの代表値（点）で考えても良いけれども・・・

```
Inference for Stan model: example1.
```

```
4 chains, each with iter=10000; warmup=1000; thin=1;
```

```
post-warmup draws per chain=9000, total post-warmup draws=36000.
```

パラメータの取りうる可能性の幅

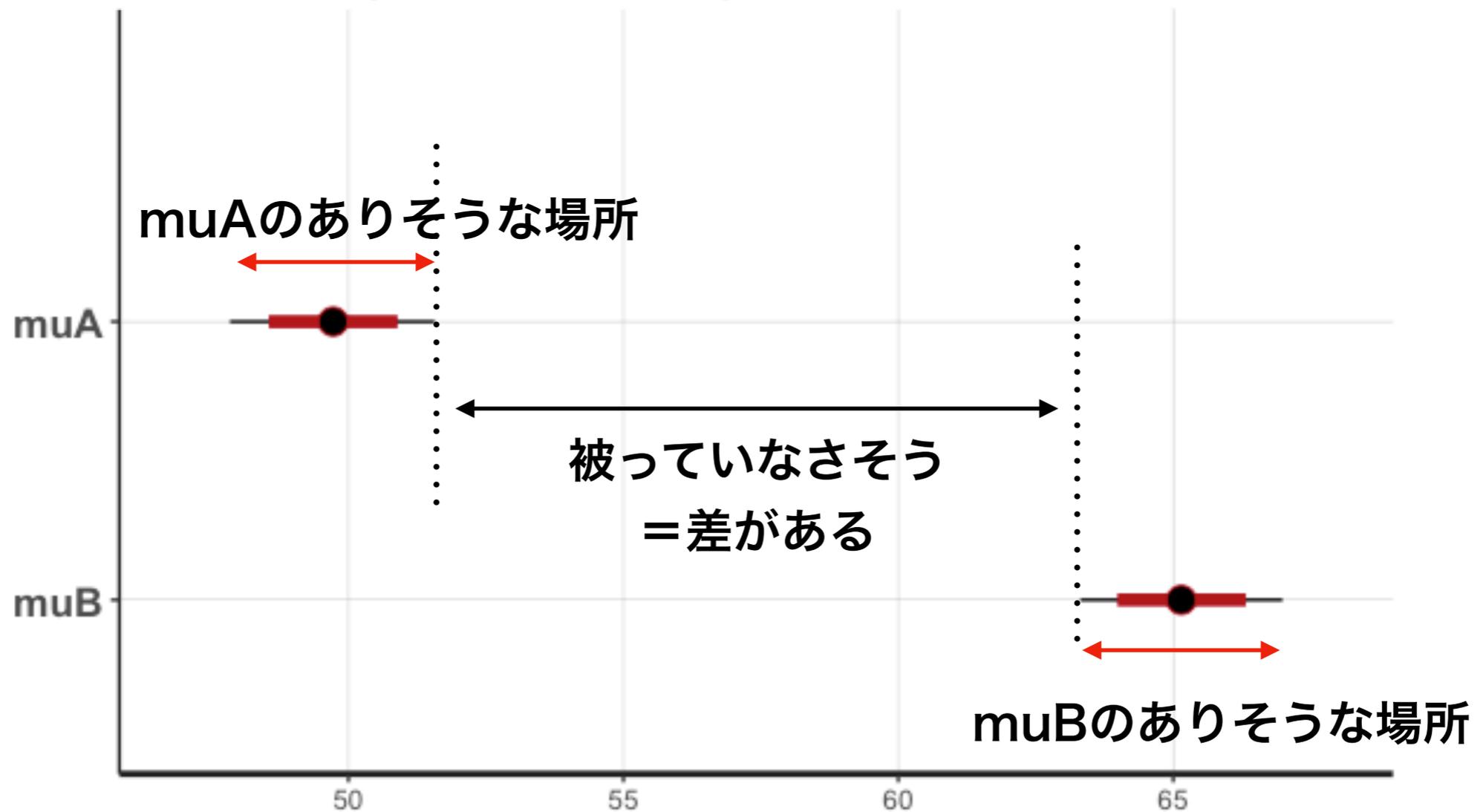
	mean	se_mean	sd	2.5%	25%	50%	75%	97.5%	n_eff	Rhat
muA	49.72	0.01	0.94	47.84	49.12	49.72	50.33	51.57	28844	1
muB	65.15	0.01	0.93	63.31	64.54	65.15	65.75	66.99	30539	1
sig	2.90	0.00	0.52	2.10	2.53	2.83	3.20	4.11	22964	1
lp__	-29.89	0.01	1.33	-33.32	-30.50	-29.55	-28.91	-28.38	13347	1

```
Samples were drawn using NUTS(diag_e) at Fri Sep 1 17:24:33 2017.
```

```
For each parameter, n_eff is a crude measure of effective sample size,  
and Rhat is the potential scale reduction factor on split chains (at  
convergence, Rhat=1).
```

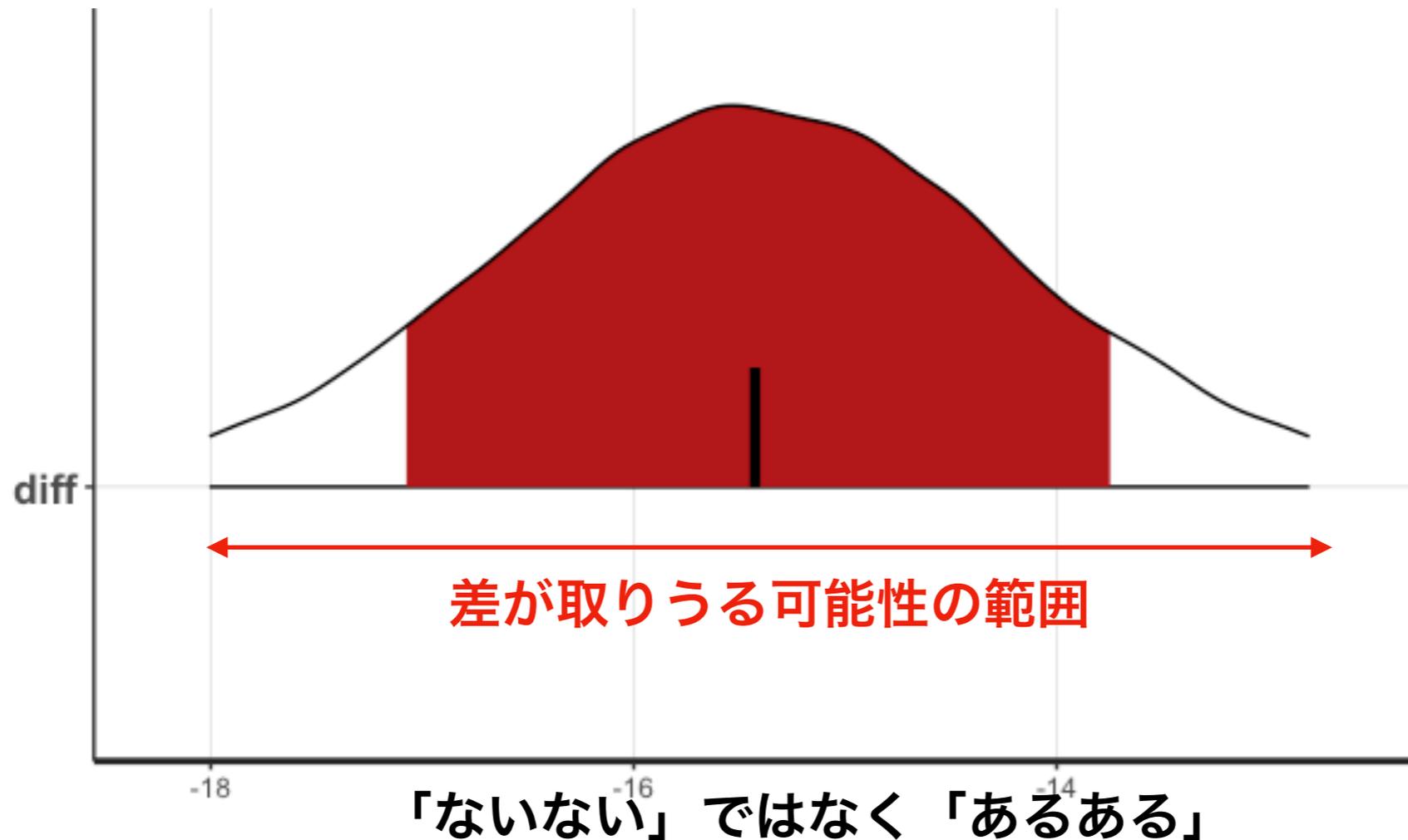
結果が示すもの

```
> plot(stanModelFit, pars=c("muA", "muB"))  
ci_level: 0.8 (80% intervals)  
outer_level: 0.95 (95% intervals)
```



差の分布

```
43 # 差の分布
44 ## JAGSの場合
45 JagsSample <- as.data.frame(as.matrix(runJagsOut$mcmc))
46 JagsSample$diff <- JagsSample$muA - JagsSample$muB
47 ## Stanの場合
48 model1a <- stan_model("JPA2017/kosugitti/example1a.stan")
49 stanModelFit1a <- sampling(model1a, data=dataSet, chains=4, warmup=1000, iter=10000)
50 plot(stanModelFit1a, show_density=T, pars="diff")
51
```



ROPE;実質的に等価な範囲

- ・ Region of practical equivalenceの略。
- ・ 帰無仮説が「差がない； $\mu A = \mu B$ 」という一点張りだったのに対し、「実質的にこの程度の差であれば意味がないよね」という領域。
 - ・ ex)身長之差が0～3cmぐらいであれば、両群の体の大きさは実質的に同じと見なそう、など。
- ・ HDIがROPEに含まれるかどうか重要

柔軟な仮説が組める

- 「差が○cm以上ありそうな可能性」が表現できる
- 「どちらの標準偏差が大きいか」なども考えられる
 - 分散が心理変数に対応する例なども考えられる
- パラメータの大小, あるいはパラメータを数式で表現することもできる = **ベイジアンモデリング**

それでもやはり

踏ん切りがつかない人へ

コインを24回投げて7回表が出たとき、このコインはイカサマか？

- 「コインが表になる確率が0.5である」という帰無仮説を棄却できるかどうか、と考えると思います。
- どうやってデータが得られたか、を考えてみましょう
 - 24回投げよう、と最初から決めていた場合
 - 7回表が出たらやめよう、と最初から決めていた場合
 - 5分間投げ続けよう、と最初から決めていた場合

帰無仮説検定的には全て結果が違う！

帰無仮説検定の危うさ

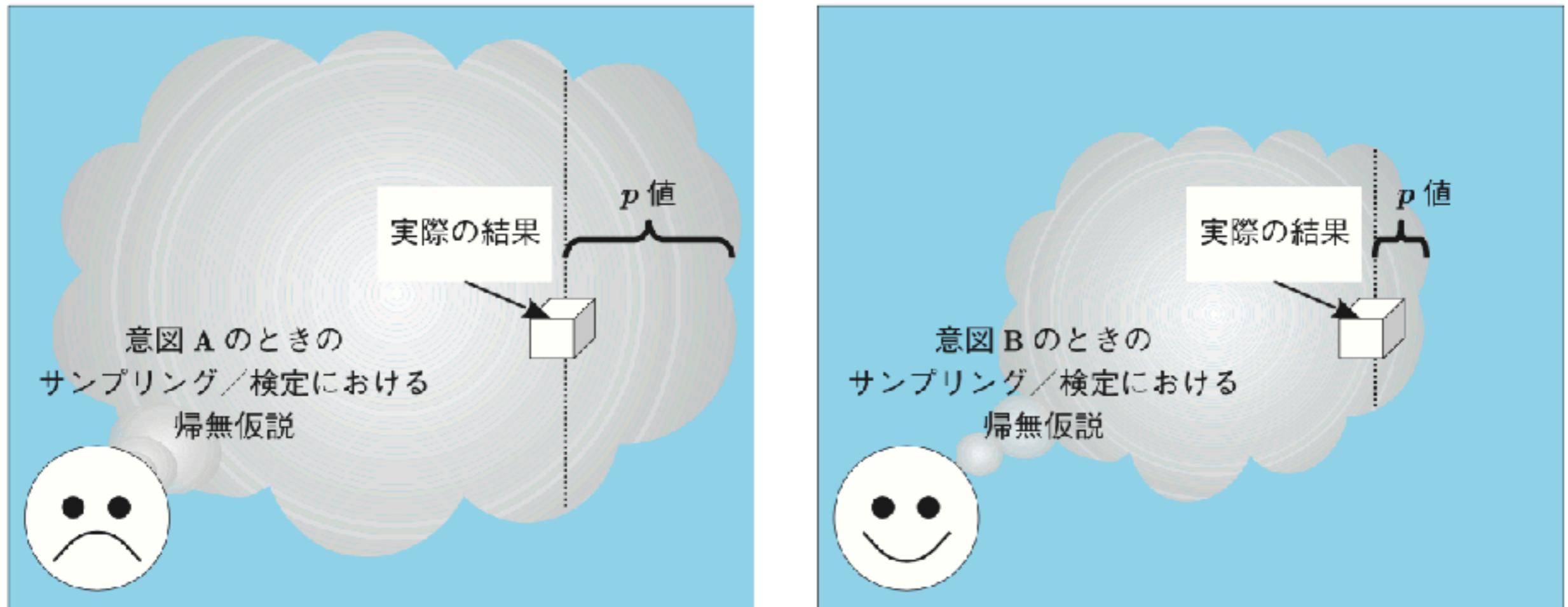


図 11.1 帰無仮説は仮想的な結果の集合（雲）を生成する。この結果のほとんどは集合の中央にあるが、一部はブロックで印が付けられた実際の結果の向こうにある。 p 値は実際の結果以上に極端な雲の比率である。左：サンプリング意図 A のもとでは、仮想的な可能性の集合には実際の結果を超える部分が多くある。それゆえ、 p 値は大きい。右：サンプリング意図 B のもとでは、仮想的な可能性の集合には実際の結果を超える部分が少ない。それゆえ、 p 値は小さい。

コインを24回投げて7回表が出たとき、このコインはイカサマか？

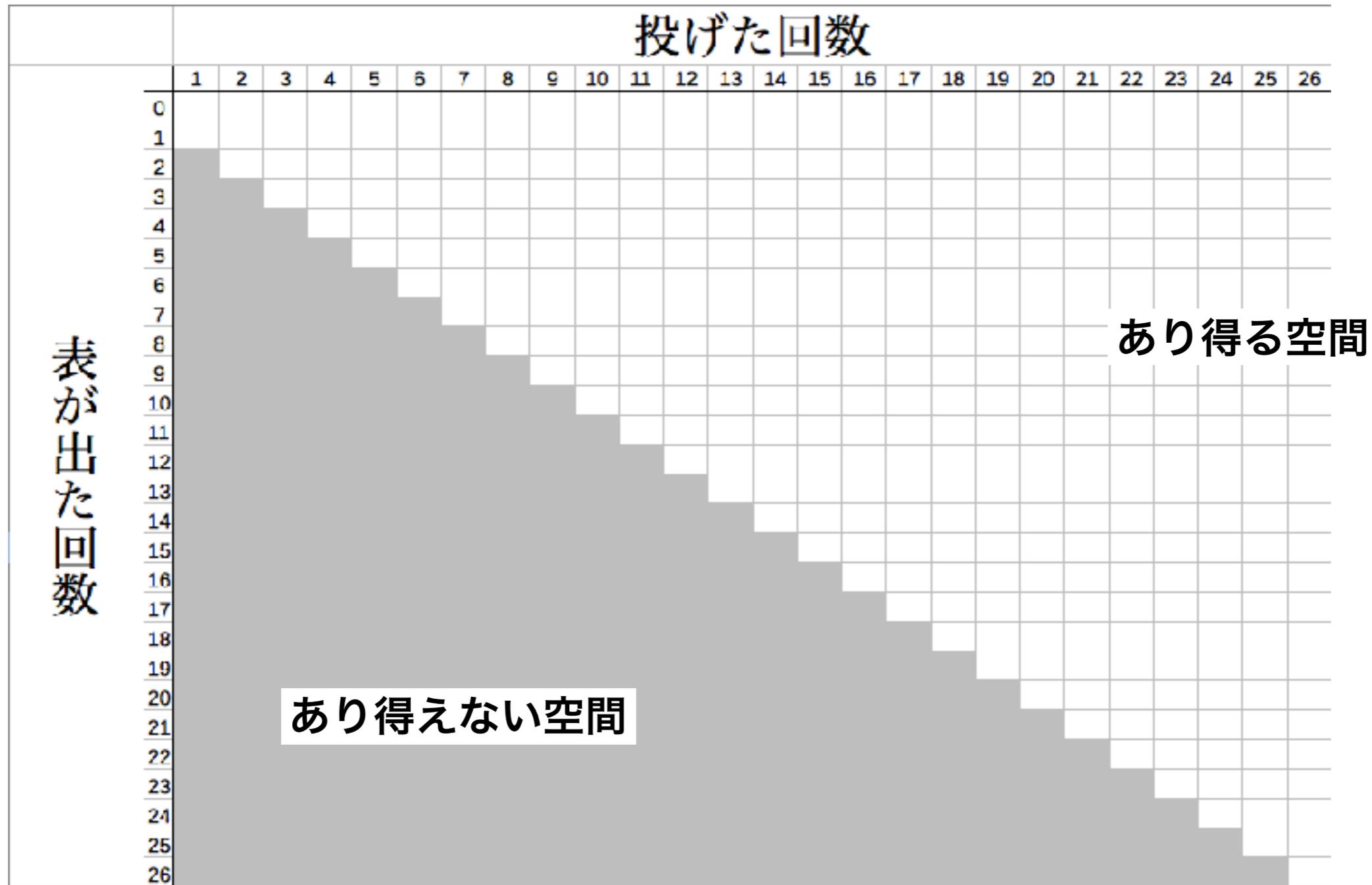


図11.2の一部を改訂

コインを24回投げて7回表が出たとき、このコインはイカサマか？

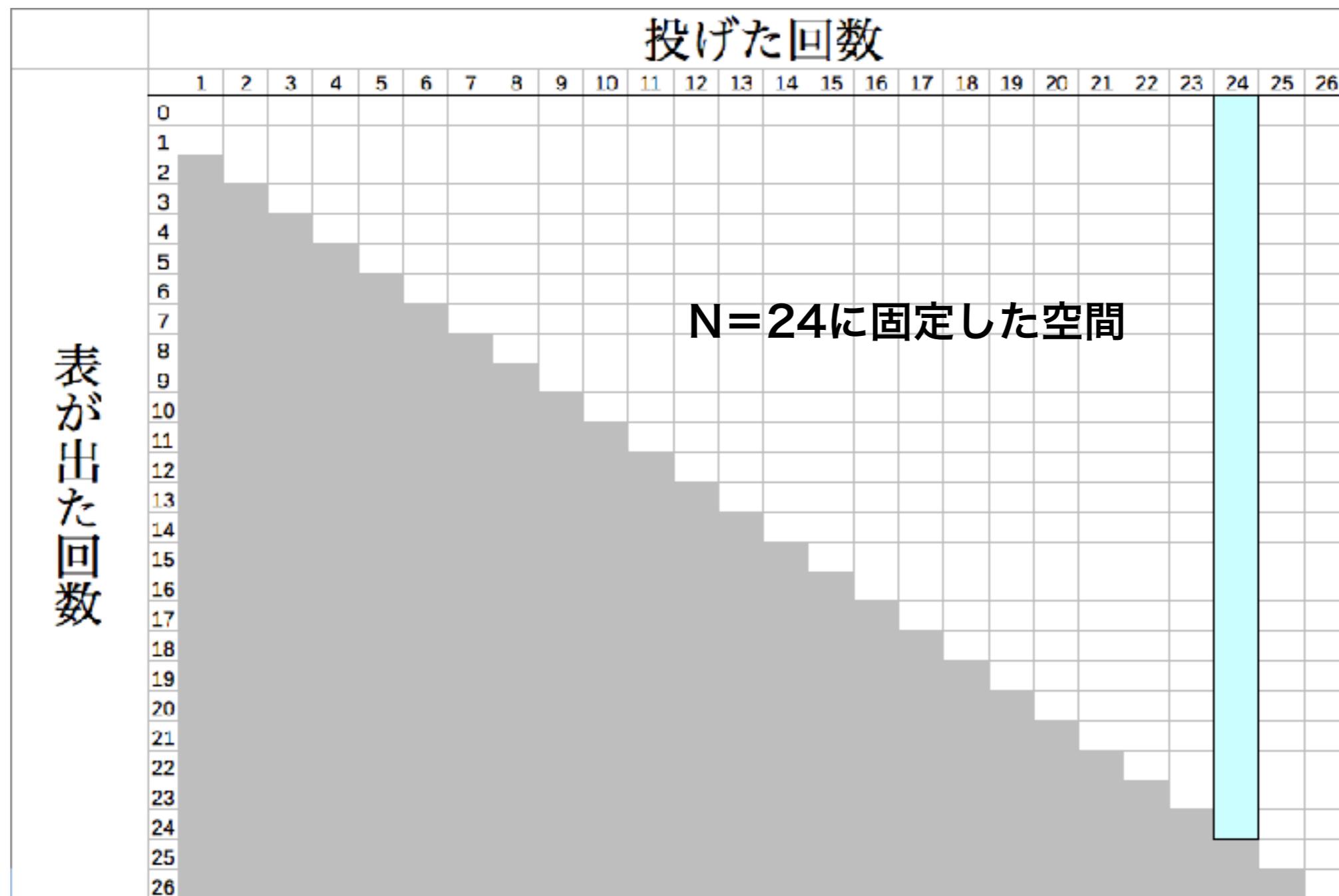


図11.2の一部を改訂

コインを24回投げて7回表が出たとき、このコインはイカサマか？

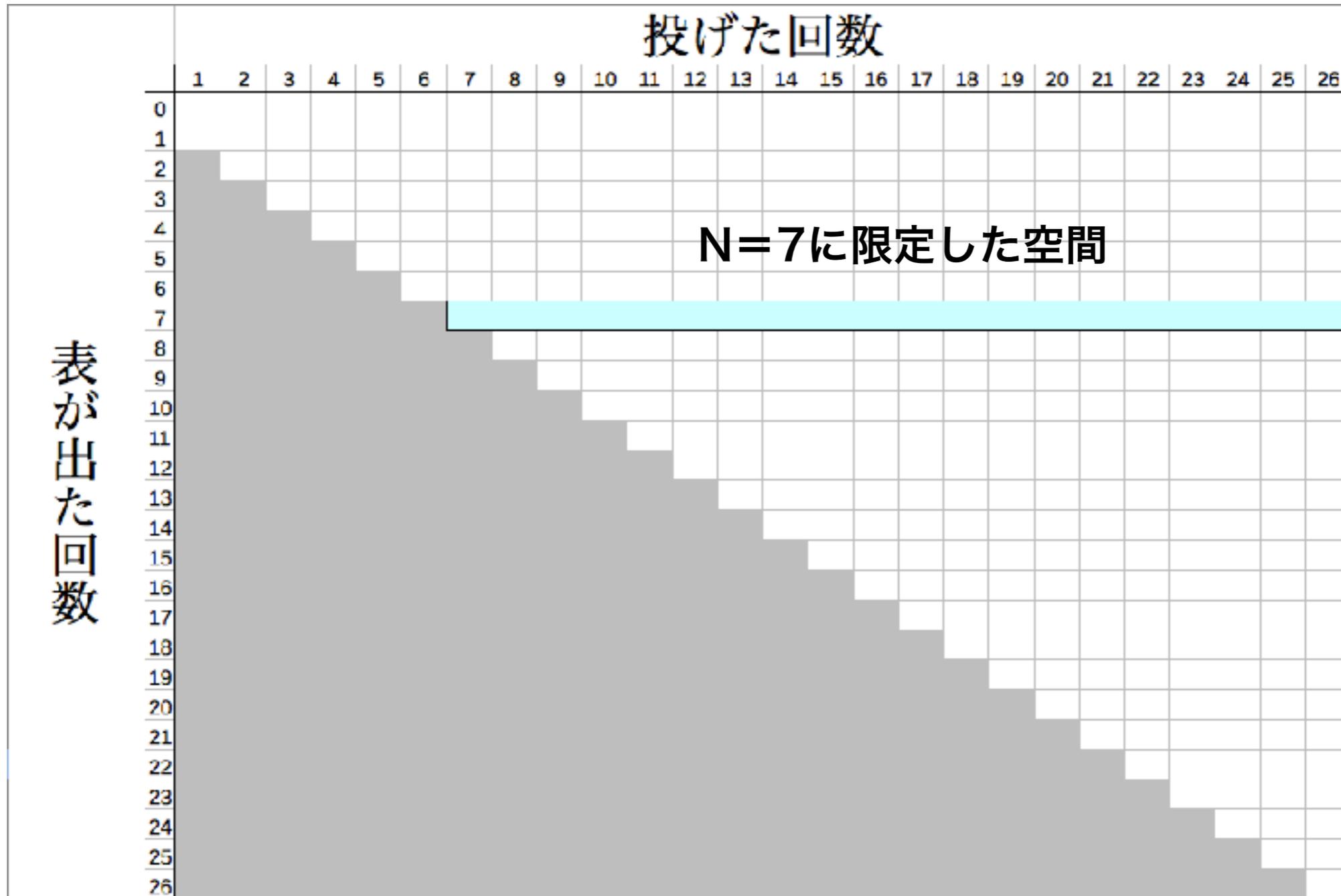
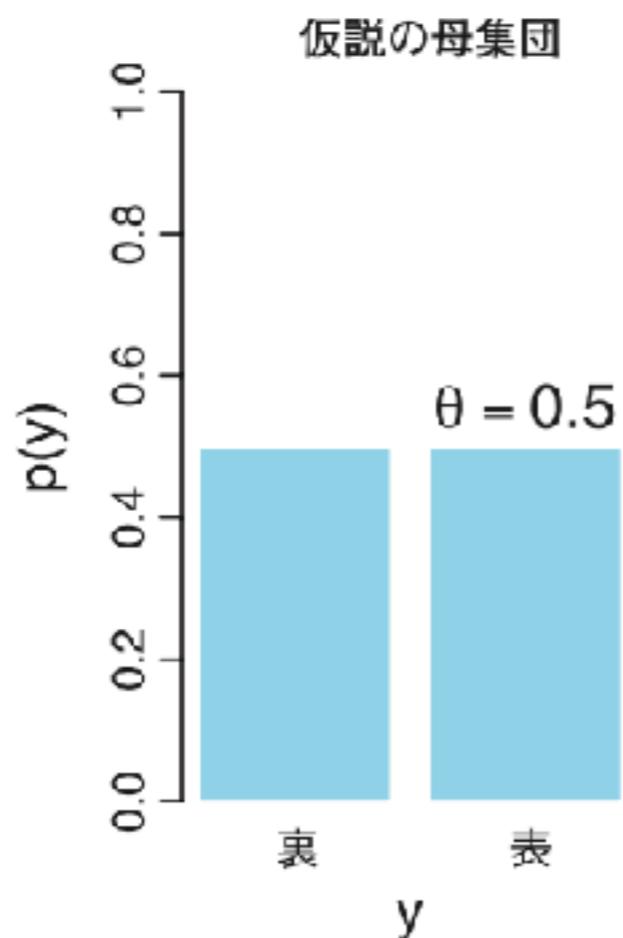
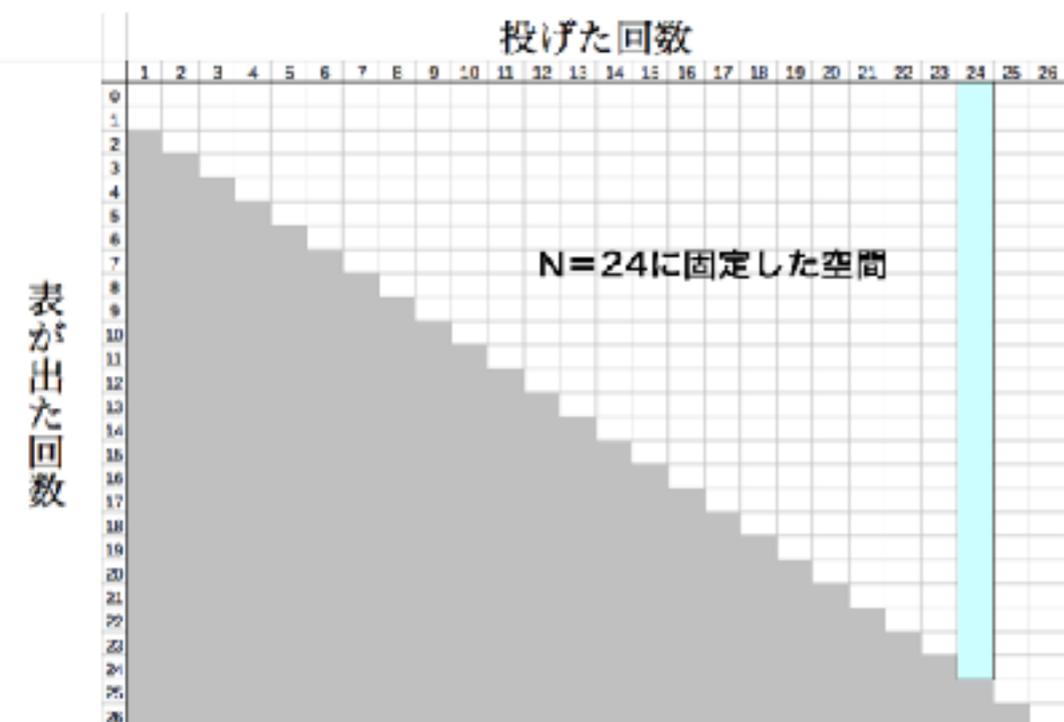


図11.2の一部を改訂

24回投げよう と決めていた場合



N を固定
= 24
⇒

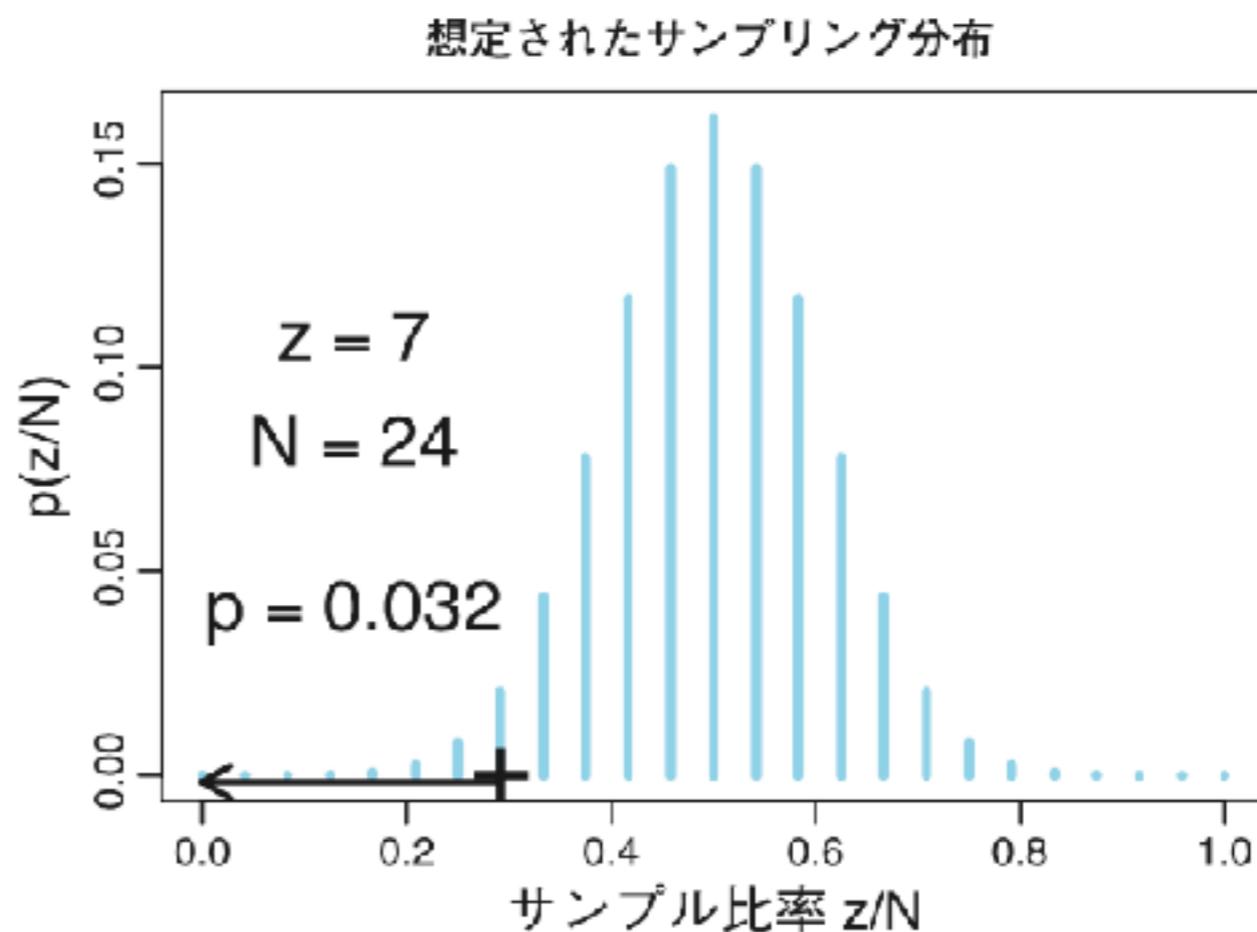
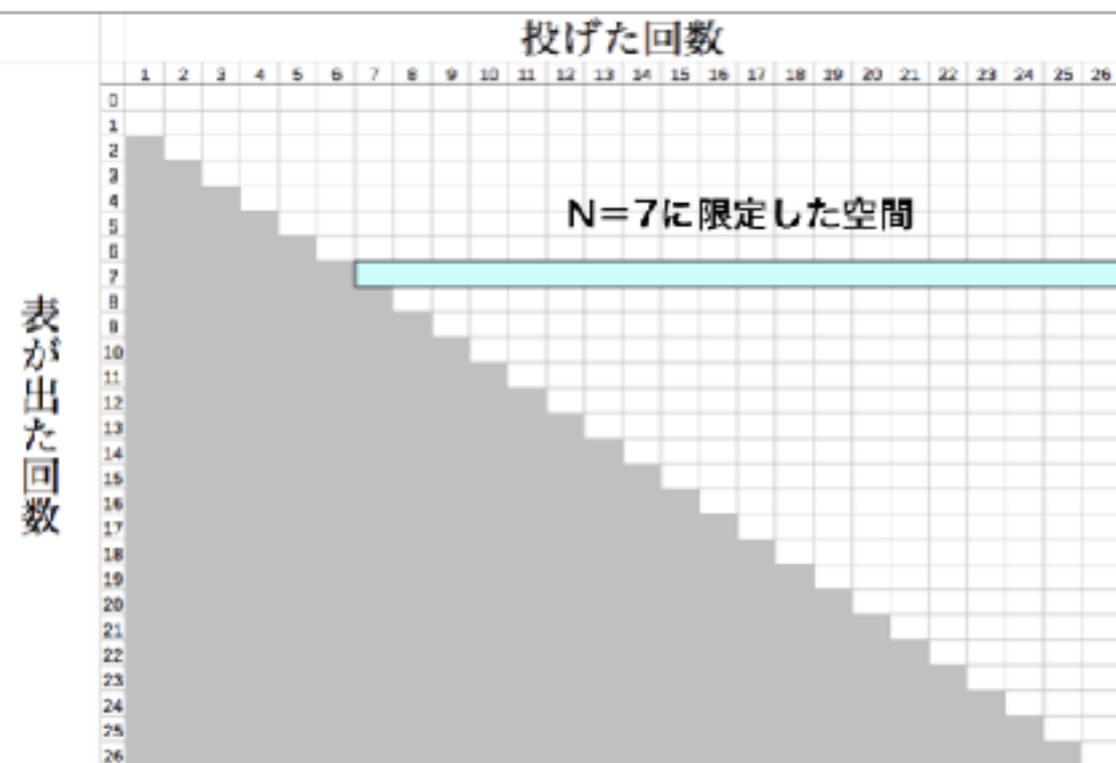
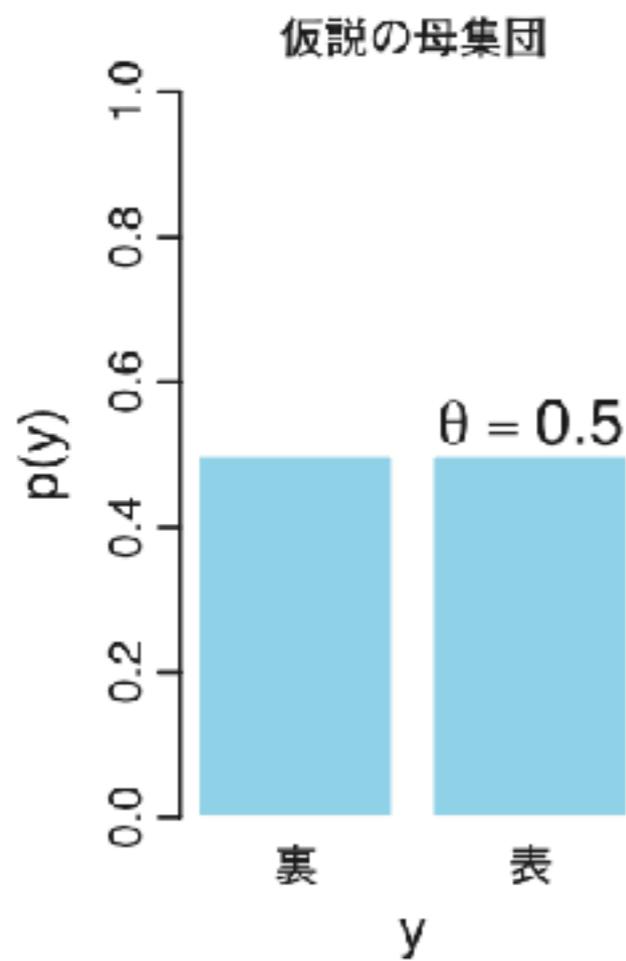


図11.3(P.310)



7回表を見よう
と決めていた場合



z を固定
= 7
⇒

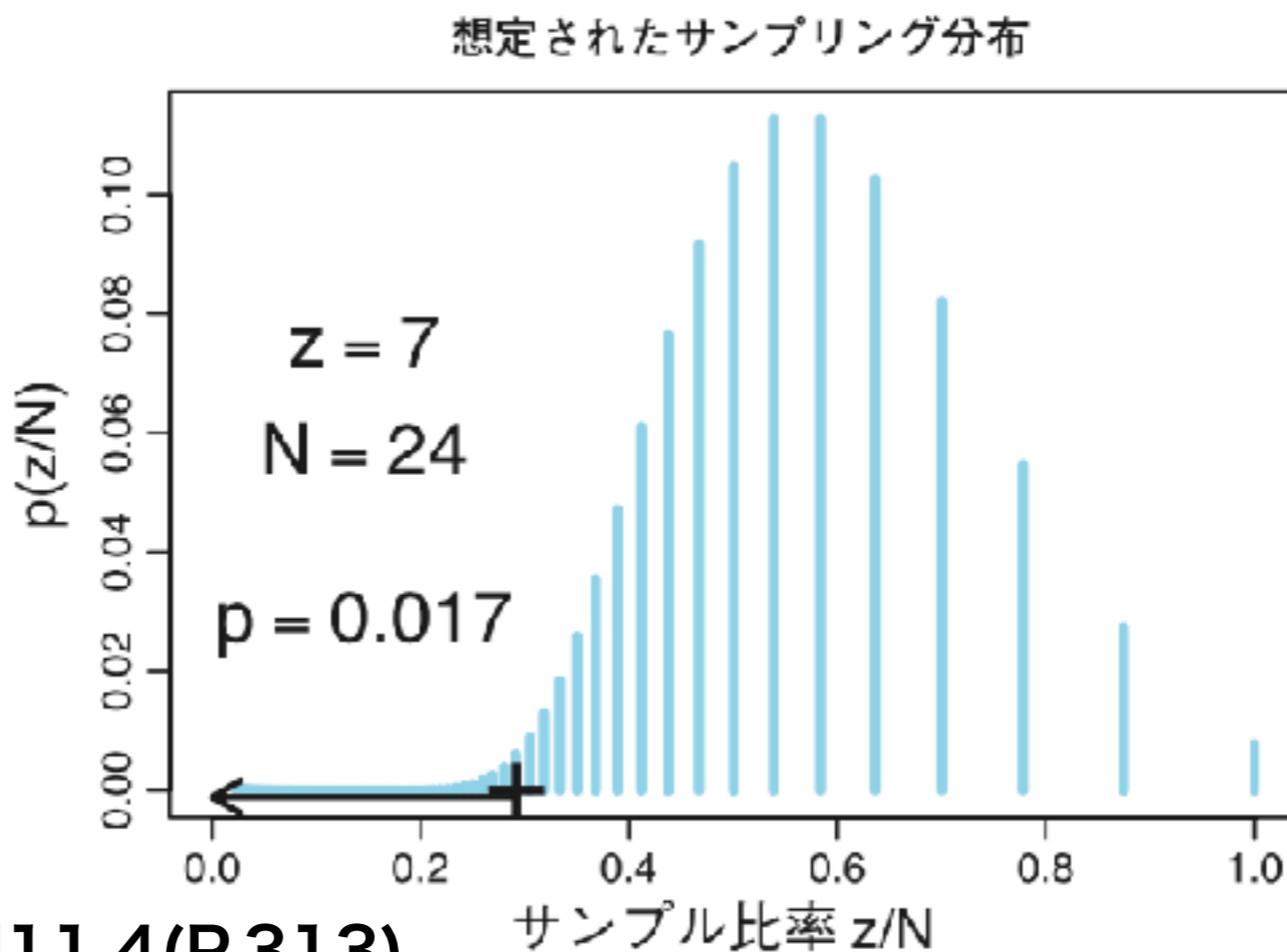
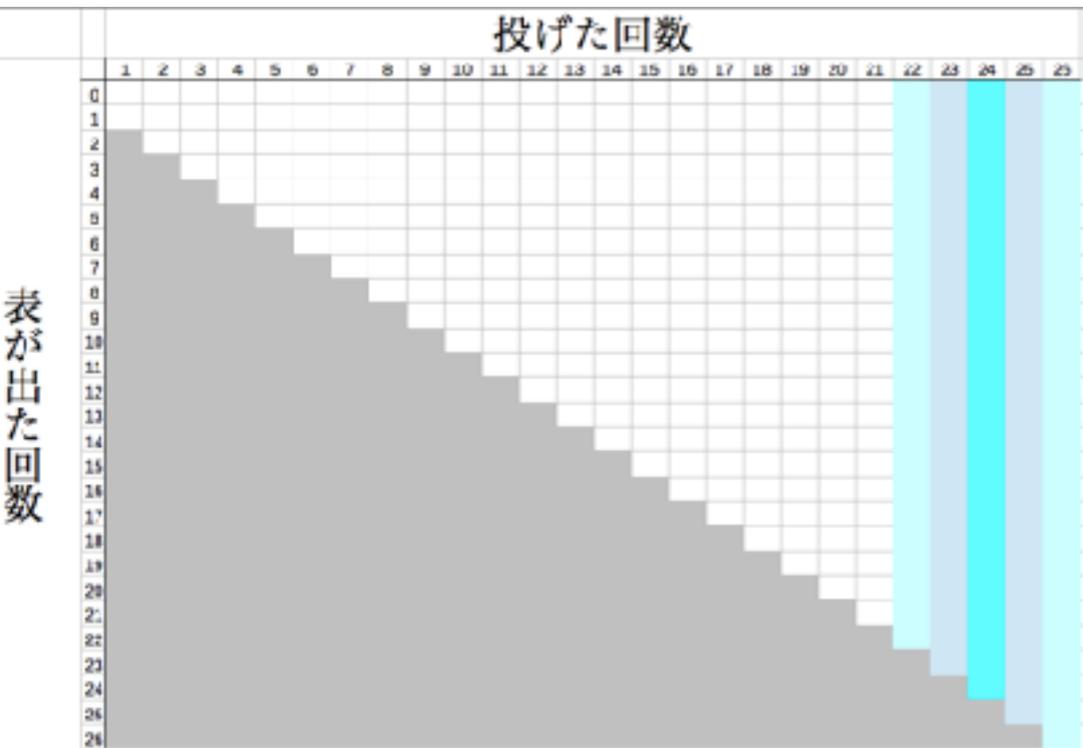


図11.4(P.313)



5分間実験しよう
と決めていた場合

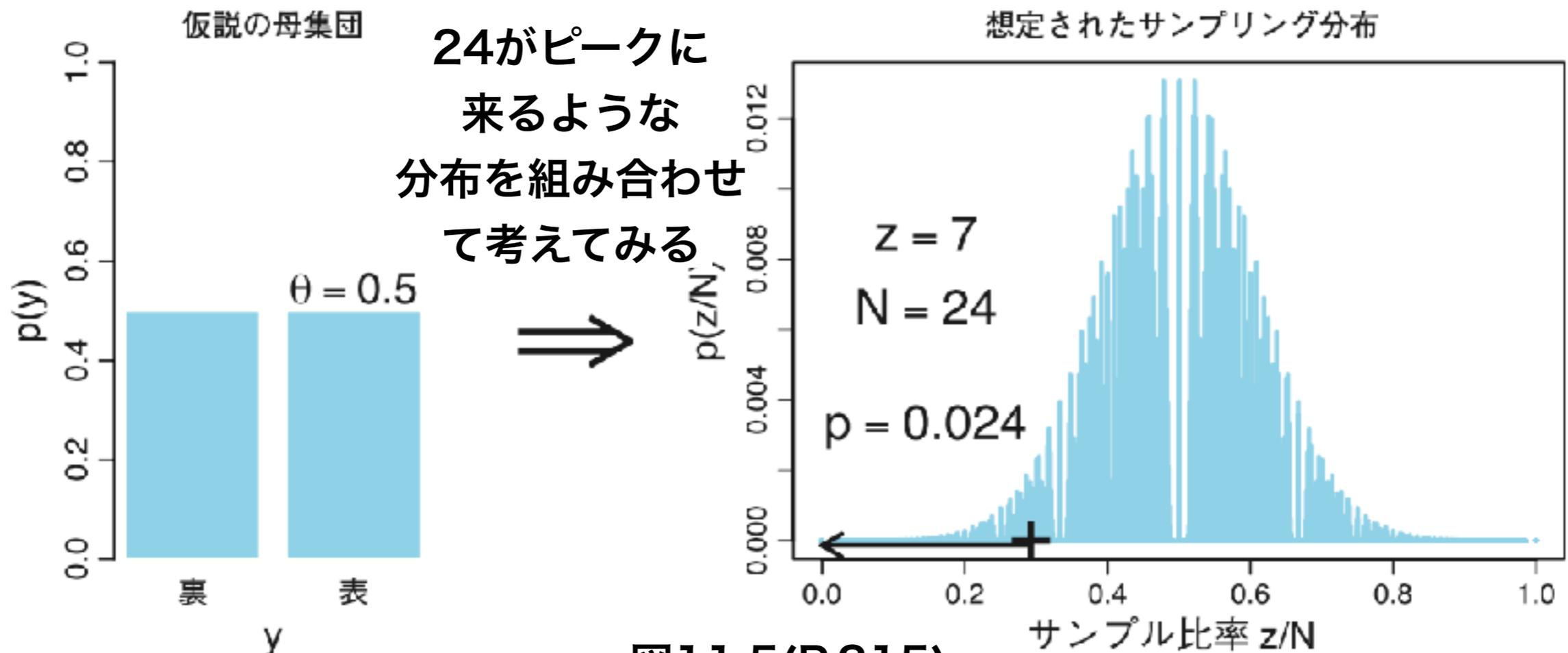


図11.5(P.315)

データは常にひとつ！

- データが同じなのに結果が違う，というのは直感的におかしいと思いませんか？
- **サンプルサイズの決め方（例数設計），分析計画の設計（どことどこの差を見るか，一実験あたりの危険率補正）が重要な理由！**
 - 「取れるだけ取ってごらん」「有意差が出るまで頑張ってみよう」「実験なら10人，調査なら100人かな」…

事後分布は常にひとつ！

- ベイジアンにとって $N=24$ で $z=7$ から得られるパラメータの取りうる範囲，は常に一つ。
- 複雑な実験計画でもこれは同じ。ある群，あるセルから得られるパラメータの事後分布は常に一つ。
- ベイジアンにとって，色々な**群の比較は事後分布の異なる読み方に過ぎない**。分析計画を先に考える必要がない
- ベイジアンにとって，例数設計は効果量に基づいて考えればよく，極端に言えば設計しなくても問題にはならない。

効果量は「勝ち目のある勝負をしよう」という意味もあったが，どんな勝負からも逃げずにデータだけで勝負すると言うのであればそれでもよい。

従来型手法は現実的でない

- 決まり切った手続きに正しく乗せるためには、たくさんの仮定を満たしている必要があり、それからちょっとでもはみ出すと本当は意味がないことにある。
 - （自戒を込めて）どこかで諦めていた
- 細心の注意を払って答えにたどり着いても、言えることは「ないない」であって、当たらずも真実に想いを馳せるだけ

もう一つの心配事

--事前分布--

事前分布と事後分布

- 事後分布には尤度と事前分布が含まれている
- 事前分布 = 主観確率 = 思い込みはダメ！という心理学教育
- ではこんなことを考えてみましょう。



釘でコイントス？をした。

釘の頭でバランスをとって上を向いたら「表」

転がってしまったら「裏」

24回投げる計画で、7回表が出た。

事前分布は適切に

- 帰無仮説検定は（釘であれなんであれ）「表と裏が出る確率に差はない」と仮定し，それを棄却できない。

おや？ 私たちが話しているのは釘のことである。どうして帰無仮説を棄却できないのか。

P.321

- 帰無仮説検定は，手続きの厳格化によってあらゆる対象に対応できる。釘であれ，コインであれ。
- しかし，釘が「50/50の確率で表が出る」という帰無仮説は「適切」ではない。

確かに事前分布は事後分布に影響する

- 曖昧な事前分布であればデータの特徴が事後分布に。
- 強烈な事前分布を覆すには，大量のデータがいる。

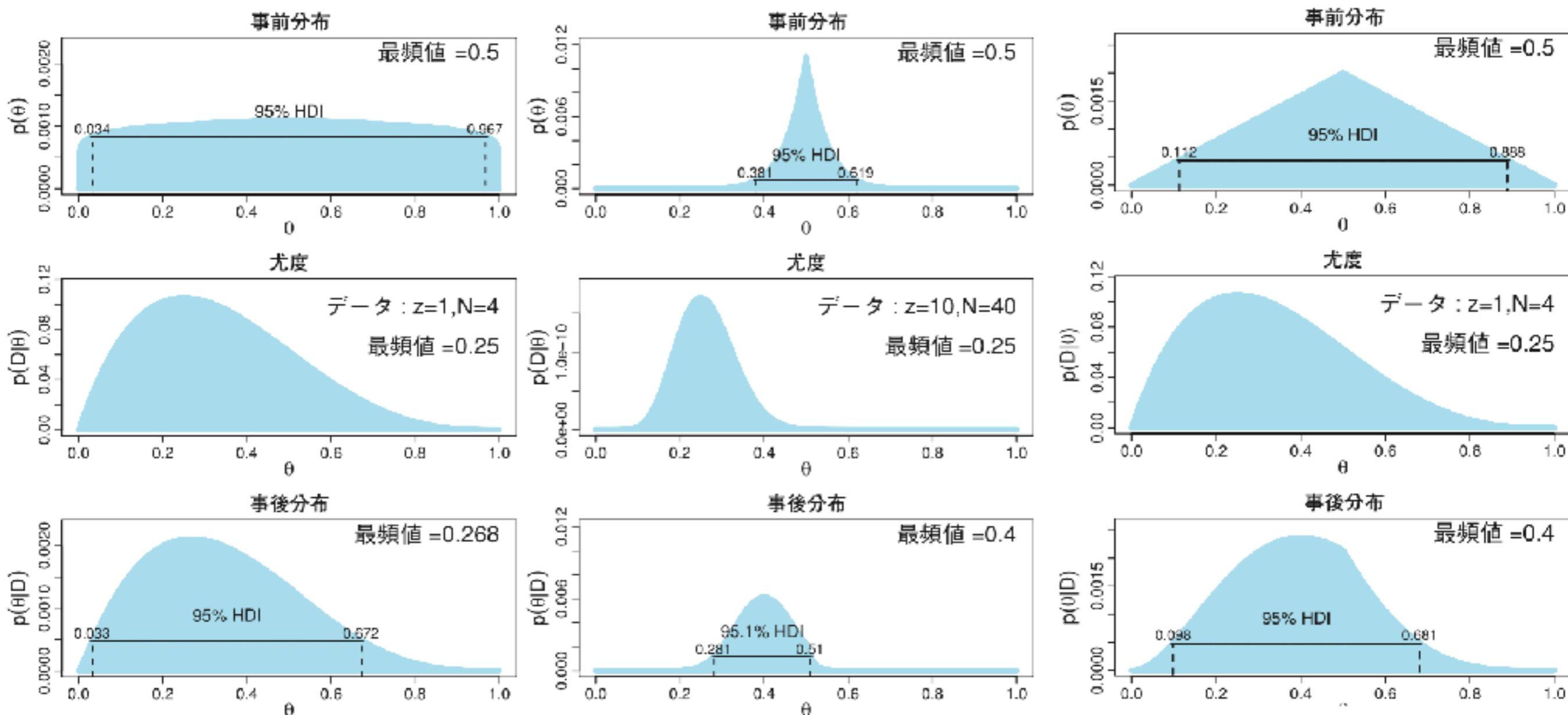


図5.2と5.3より (P.116, P.117)

だからこそベイジアン

- ・ ベイジアンモデリングとは「○○分析」という、極めて一般化された手続きに還元されない分析をすることを意味する＝**明確なモデリングの意図**が必要
- ・ ○×分析のフォーマットに合わせてデータの性質を見るという視点をやめて、データを生成する仕組みをモデリングする
- ・ 平均値などのパラメータに**構造をもたせることをモデリング（する）**と言います。

2017.09.22

日本心理学会第81回大会TWS

ベイズアンになる 何がどう変わるのか

ベイズアンデータ解析入門

話す人：小杉考司（山口大学教育学部）

付録

t検定のと看きに気になること

- ・ 群のサイズがアンバランスだと計算が面倒に
 - ・ このモデルなら簡単に対応できます
- ・ 分散の等質性で補正しなくていいの？
 - ・ 分散を個別に推定する = 違うものと仮定するだけで対応できるようになる。

異なる分散のコード

JAGSのばあい

```
1 model{
2   # likelihood
3   for(i in 1:N){
4     X1[i] ~ dnorm(muA,sig)
5     X2[i] ~ dnorm(muB,sig)
6   }
7   # prior
8   muA ~ dunif(-100,100)
9   muB ~ dunif(-100,100)
10  sig <- pow(sigma,-2)
11  sigma ~ dt(0,1,1)T(0,)
12 }
13
```

example1_jags.txt

```
1 model{
2   # likelihood
3   for(i in 1:N){
4     X1[i] ~ dnorm(muA,sig1)
5     X2[i] ~ dnorm(muB,sig2)
6   }
7   # prior
8   muA ~ dunif(-100,100)
9   muB ~ dunif(-100,100)
10  sig1 <- pow(sigma1,-2)
11  sigma1 ~ dt(0,1,1)T(0,)
12  sig2 <- pow(sigma2,-2)
13  sigma2 ~ dt(0,1,1)T(0,)
14 }
15
```

example2_jags.txt

異なる分散のコード

Stanのばあい

```
1 data{
2   int<lower=0> N;
3   real X1[N];
4   real X2[N];
5 }
6
7 parameters{
8   real muA;
9   real muB;
10  real<lower=0> sig;
11 }
12
13 model{
14   // likelihood
15   for(i in 1:N){
16     X1[i] ~ normal(muA,sig);
17     X2[i] ~ normal(muB,sig);
18   }
19   // prior
20   sig ~ student_t(4,0,5);
21   muA ~ uniform(-100,100);
22   muB ~ uniform(-100,100);
23 }
24
```

example1.stan

```
1 data{
2   int<lower=0> N;
3   real X1[N];
4   real X2[N];
5 }
6
7 parameters{
8   real muA;
9   real muB;
10  real<lower=0> sig1;
11  real<lower=0> sig2;
12 }
13
14 model{
15   // likelihood
16   for(i in 1:N){
17     X1[i] ~ normal(muA,sig1);
18     X2[i] ~ normal(muB,sig2);
19   }
20   // prior
21   sig1 ~ student_t(4,0,5);
22   sig2 ~ student_t(4,0,5);
23   muA ~ uniform(-100,100);
24   muB ~ uniform(-100,100);
25 }
26
```

example2.stan

異なる分散の結果

```
> stanModelFit2
```

```
Inference for Stan model: example2.
```

```
4 chains, each with iter=10000; warmup=1000; thin=1;
```

```
post-warmup draws per chain=9000, total post-warmup draws=36000.
```

	mean	se_mean	sd	2.5%	25%	50%	75%	97.5%	n_eff	Rhat
muA	52.75	0.02	2.70	47.37	51.04	52.76	54.47	58.12	30337	1
muB	66.69	0.01	1.37	63.95	65.84	66.69	67.54	69.40	28564	1
sig1	8.30	0.01	1.94	5.48	6.93	7.99	9.31	12.94	27171	1
sig2	4.22	0.01	1.09	2.68	3.47	4.03	4.75	6.87	24795	1
lp__	-43.65	0.01	1.54	-47.48	-44.40	-43.29	-42.52	-41.75	13166	1

- 違うものとして推定しているだけで、解釈に違いがない