データ駆動科学シンポジウム「ベイズ計測の最前線」ベイズ計測の基礎から展開へ

東京大学・大学院新領域創成科学研究科
複雑理工学専攻
岡田真人

本基調講演のスライドは岡田研HPにて公開
https://mns.k.u-tokyo.ac.jp/lab.html#overview

自己紹介

- 大阪市立大学理学部物理学科 (1981 - 1985)
  - アモルファスシリンコンの成長と構造解析
- 大阪大学大学院理学研究科(金森研) (1985 – 1987)
  - 希土類元素の光励起スペクトルの理論
- 三菱電機 (1987 - 1989)
  - 化合物半導体(半導体レーザー)の結晶成長
- 大阪大学大学院基礎工学研究科生物工学(福島研) (1989 - 1996)
  - 畳み込み深層ニューラルネット
  - 情報統計力学(ベイズ推論と統計力学の数理的等価性)
- JST ERATO 川人学習動態脳プロジェクト (1996 - 2001)
  - 計算論的神経科学
- 理化学研究所 脳科学総合研究センタ 甘利T(2001 - 04/06)
  - ベイズ推論, 機械学習, データ駆動型科学
- 東京大学・大学院新領域創成科学研究科 複雑理工学専攻
  - 情報統計力学、データ駆動科学 (2004/07 –)

自己紹介のまとめ

- 大学と大学院修士課程で(物性)物理学の教育研究
- (株)三菱電機で半導体レーザーの量産スタッフ
- 大学院博士課程、助手、ERATO研究員でニューラルネット/情報統計力学/計算論的神経科学の研究
- 東大新領域複雑理工で、脳科学、化学、地球科学など多様な自然科学と出会い、それらを普遍的取り扱うデータ駆動科学を創設。

本セミナーの目的の内容

- ベイズ計測: 計測科学に必要な最小限としてのベイズ推論の紹介
  - ベイズ計測三種の神器
- ベイズ計測の基礎の紹介
  - 直線回帰$y=ax+b$のベイズ計測
- ベイズ計測の展開へ
  - ベイズ計測の普及の戦略は何か?
  - ベイズ計測の習得方法
  - ベイズ計測の多様な計測への展開
  - SPring-8全ビームラインベイズ化計画

内容

- 自己紹介
- 階層的自然観とデータ駆動科学: ベイズ推論とスパースモデリングによる自然記述の普遍的枠組み
- ベイズ計測の導入
  - 計測科学の必須条件
  - ベイズ計測三種の神器
  - : $y=ax+b$のベイズ計測の解析的取り扱い
- 非線形系にするベイズ計測
  - スペクトル分解
  - メスバウアー分光
  - 小角散乱
- ベイズ計測の啓蒙と普及の戦略
- まとめと今後の展開

内容

- 自己紹介
- 階層的自然観とデータ駆動科学: ベイズ推論とスパースモデリングによる自然記述の普遍的枠組み
- ベイズ計測の導入
  - 計測科学の必須条件
  - ベイズ計測三種の神器
  - : $y=ax+b$のベイズ計測の解析的取り扱い
- 非線形系にするベイズ計測
  - スペクトル分解
  - メスバウアー分光
  - 小角散乱
- ベイズ計測の啓蒙と普及の戦略
- まとめと今後の展開

要素還元主義と階層的自然観

- 要素還元主義
  - 物理学の法則の獲得をよりミクロな方向に進め、得られた基礎方程式からの演繹で、世界を理解する言う立場
- 階層的自然観
  - 自然を各階層に分離して、階層ごとに研究することで、世界を理解する立場
- 以下の状況から、階層的自然観が正しいと言わざるを得ない
  - 第一原理計算の実情
  - 愛情などの高度な認知機能の解明

階層的自然観と実験データ解析

- 階層的自然観の立場では、各階層の数理モデルの構築のためは、ミクロレベルからの演繹を諦めたために、その帰結として、実験データを用いる必要がある。
- 実験データの解析には、その現象を説明する数理モデルがないかあるかで、二つの戦略が必要である
- 実験データを解析するデータ駆動科学の数理情報学的枠組みは、その二つに対応して、スパースモデリング(SpM)とベイズ推論の二つが用意されている

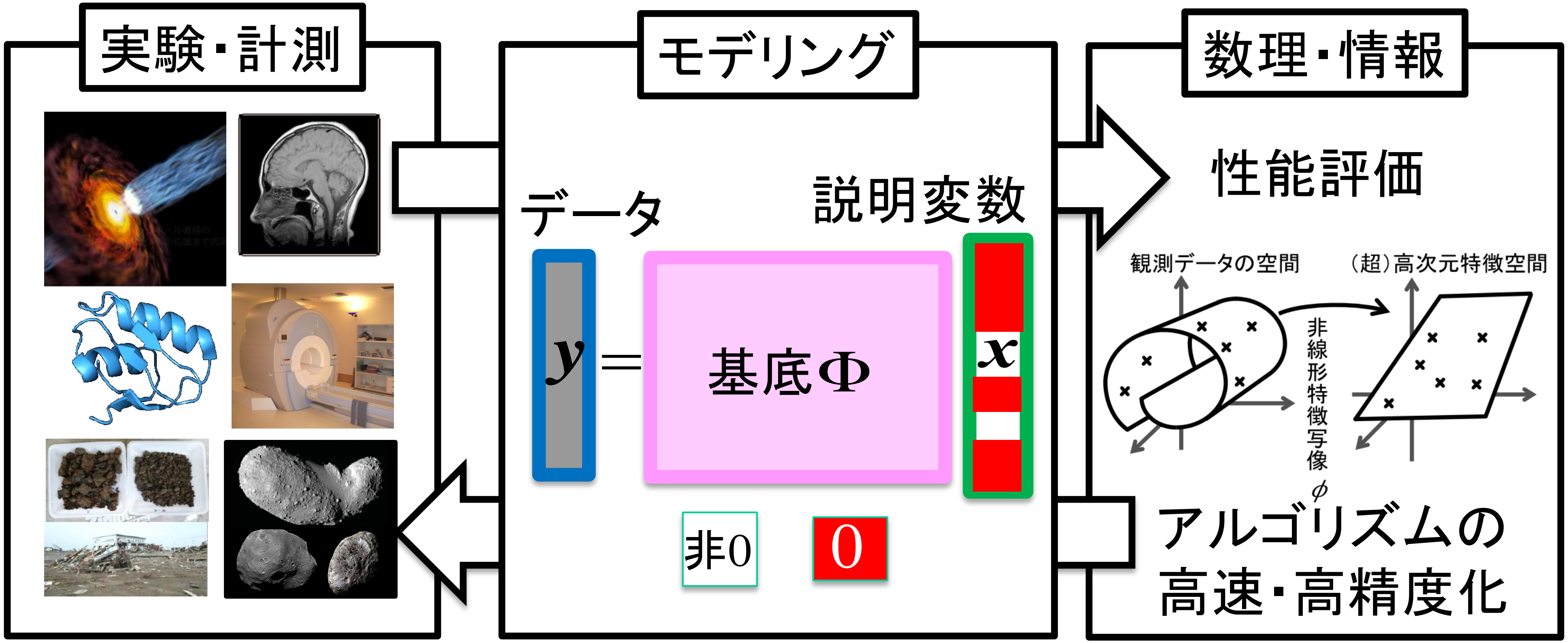
物理学とスパースモデリング(SpM)

- 古典力学や量子力学の前段階で、スパースモデリング(SpM)は活用されている歴史
- ニュートン力学に対するKeplerの法則
  - 公転周期Tと公転半径R
- 前期量子論
  - プランクの輻射の理論、アインシュタインの光量子仮説
- これらは全て、そのレベルを記述する数理モデルがない段階で、実験データから特徴量をヒトが決め、その特徴量を用いて、現象を定量的に記述する現象論である

新学術領域研究　平成25〜29年度
スパースモデリングの深化と高次元データ駆動科学の創成

領域代表岡田の個人的な狙い

世界を系統的に記述したい
その方法論と枠組みを創りたい
ヒトが世界を認識するとは?



階層的自然観での普遍的な構造
ベイズ計測の必然性

現在考察している階層

切断!!

ミクロな階層

- 数理モデルのフリーパラメータの決定精度が、そのモデルの正しさ証明つながる
- ミクロなレベルと分断されているため、一般に複数の数理モデルが存在する

ベイズ計測の必然性(パラメータ推定、モデル選択)

内容

- 自己紹介
- 階層的自然観とデータ駆動科学: ベイズ推論とスパースモデリングによる自然記述の普遍的枠組み
- ベイズ計測の導入
  - 計測科学の必須条件
  - ベイズ計測三種の神器
  - ベイス計測の習得法
  - $y=ax+b$のベイズ計測の解析的取り扱い
- 非線形系にするベイズ計測
  - スペクトル分解
  - メスバウアー分光
  - 小角散乱
- ベイズ計測の啓蒙と普及の戦略
- まとめと今後の展開

計測科学の必須条件

- 数理モデルのフリーパラメータを決める系統的枠組み
- 複数モデルをデータだけから選択する系統的枠組み
- 同一物質に対する複数の計測データを統合する系統的枠組み

ベイズ計測三種の神器

- パラメータの事後確率推定: 数理モデルのフリーパラメータを決める系統的枠組み
- ベイズ的モデル選択: 複数モデルをデータだけから選択する系統的枠組み
- ベイズ統合: 同一物質に対する複数の計測データを統合する系統的枠組み
  - ベイズ統合の説明は水牧先生@熊大の招待講演

ベイズ計測の習得法

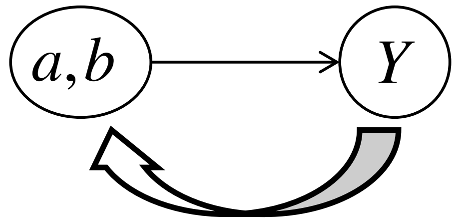
1. $y=ax+b$への解析的計算の適用
2. $y=ax+b$への数値計算の適用
3. 1.と2.の結果が一致するのを確認
4. ベイズ的スペクトル分解
5. 各課題に取り組む

ベイズ計測とは?

ベイズ推論

$$p\left(Y,a,b\right)=p\left(Y\mid a,b\right)p\left(a,b\right)=p\left(a,b\mid Y\right)p\left(Y\right)$$

生成（因果律）



＜ベイズの定理＞

$$p\left(a,b\mid Y\right)=\frac{p\left(Y\mid a,b\right)p\left(a,b\right)}{p\left(Y\right)}\propto \exp\left(-nE\left(a,b\right)\right)p\left(a,b\right)$$

$p\left(a,b\mid Y\right)$ ：事後確率。データが与えられたもとでの物理パラメータの確率.

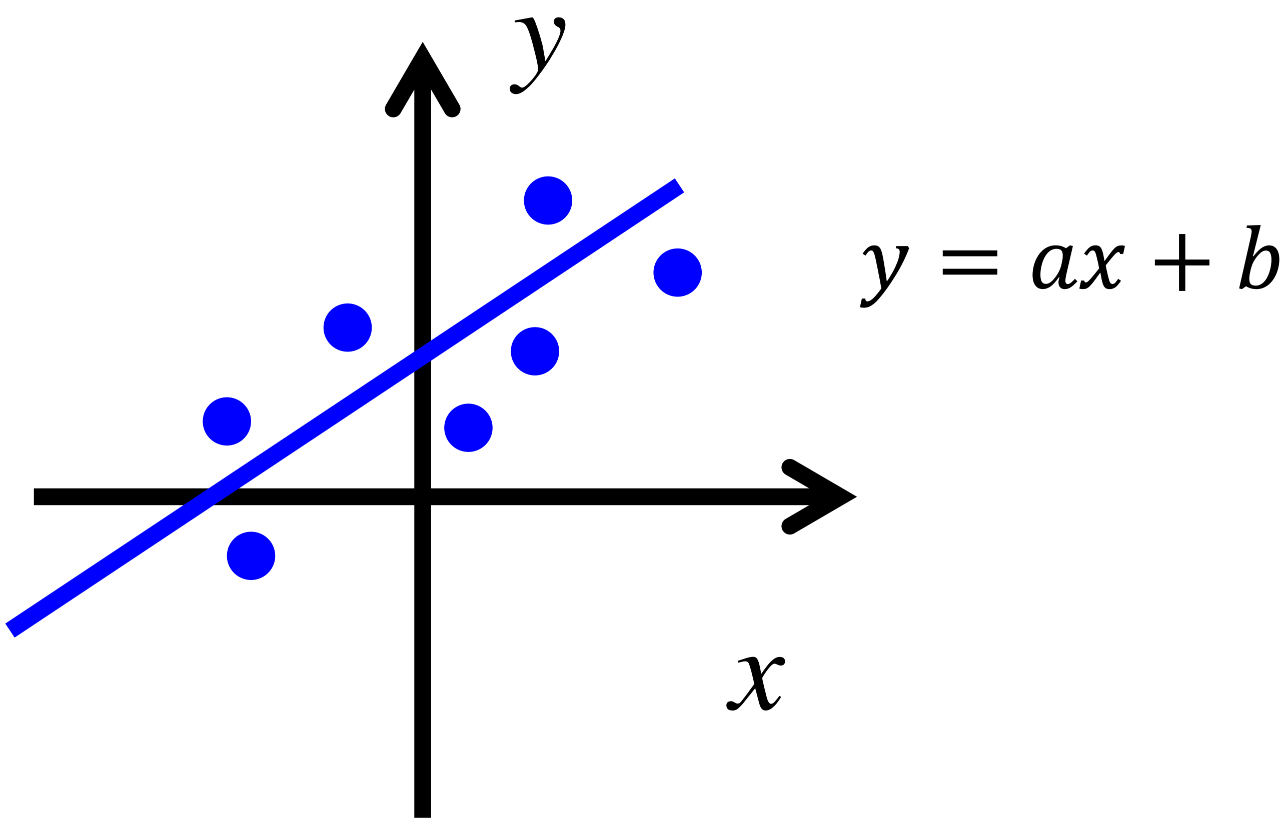
$p\left(a,b\right)$ ：事前確率。あらかじめ設定しておく必要がある。これまで蓄積されてきた科学的知見

ベイズ計測三種の神器

1.物理パラメータの事後確率分布定
2. モデル選択
3. データ統合

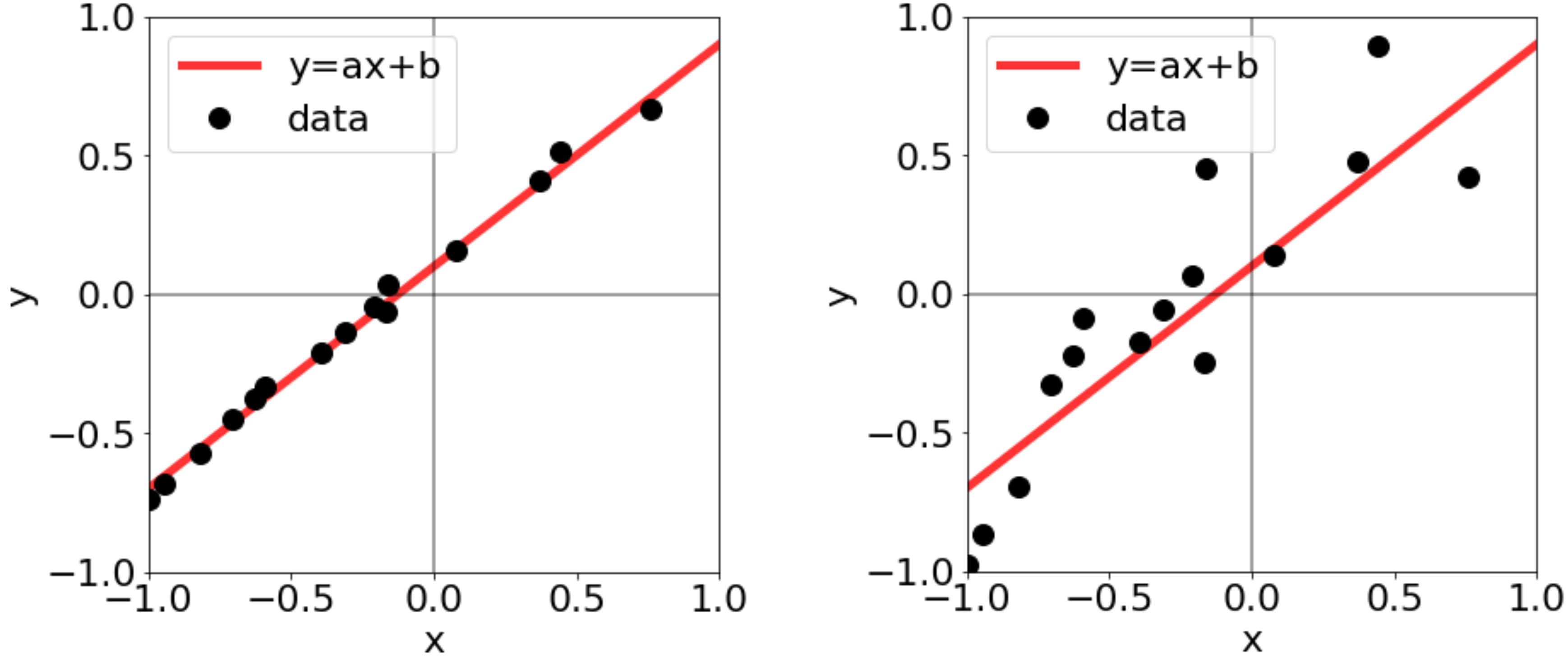
ベイズ計測の利点
$y=ax+b$の取り扱いを通じて

現状でも用いられている最も簡単な例



傾き a： 系の線形応答、バネ定数、電気伝導度、誘電率

ベイズ計測の利点
$y=ax+b$の取り扱いを通じて



この二つの推定精度の違いを数学的に表現したい
準備として従来手法の最小二乗法

$y=ax+b$の最小二乗法

$$E(a,b) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - (ax_i + b))^2$$

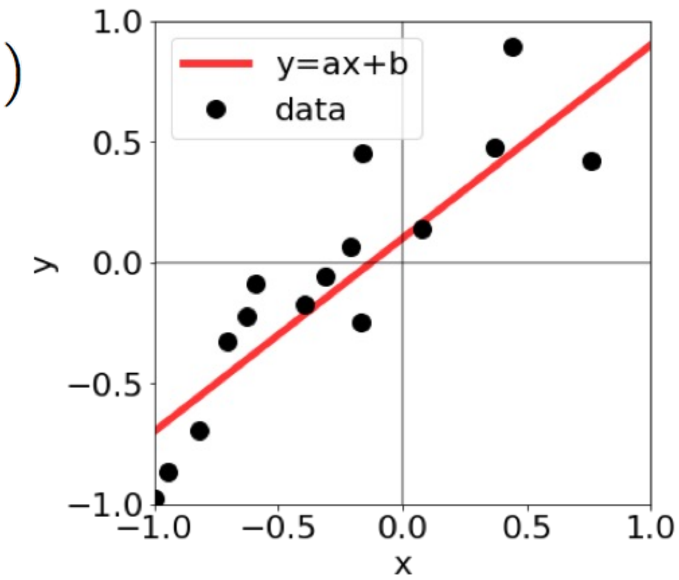
二乗誤差$E(a,b)$を最小にするようにパラメータをフィット（最小二乗法）

$$\overline{x} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i = 0$$ とする場合

$$E(a,b) = \frac{1}{2}\left(\overline{x^2}\left(a - \frac{\overline{xy}}{\overline{x^2}}\right)^2 + (b-\bar{y})^2 - \frac{\overline{xy}^2}{\overline{x^2}} - \bar{y}^2 + \overline{y^2}\right)$$

$$a_0 = \frac{\overline{xy}}{\overline{x^2}} \quad b_0 = \overline{y}$$

$$= \mathcal{E}_a(a) + \mathcal{E}_b(b) + E(a_0, b_0) \geqq E(a_0, b_0)$$



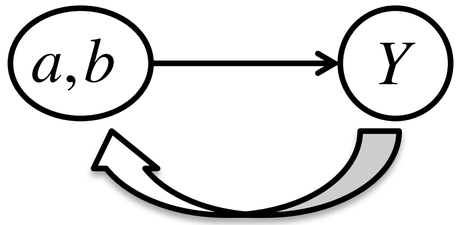
平均：$\bar{y} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i$，分散：$\overline{x^2} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2$

$$\overline{xy} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i y_i$$

ベイズの定理による
神器1: パラメータの事後確率推定 (1/4)

$$p\left(Y,a,b\right)=\underline{p\left(Y\mid a,b\right)p\left(a,b\right)=p\left(a,b\mid Y\right)p\left(Y\right)}$$

生成（因果律）



＜ベイズの定理＞

$$p\left(a,b\mid Y\right)=\frac{p\left(Y\mid a,b\right)p\left(a,b\right)}{p\left(Y\right)}\propto \exp\left(-nE\left(a,b\right)\right)p\left(a,b\right)$$

$p\left(a,b\mid Y\right)$:事後確率。データが与えられたもとでの，パラメータの確率.

$p\left(a,b\right)$:事前確率。あらかじめ設定しておく必要がある。
これまで蓄積されてきた科学的知見

神器1: パラメータの事後確率推定 (2/4)

$$y_i = ax_i + b + n_i$$

$$p(n_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{n_i^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$p(n_i) = p(y_i|a,b) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y_i - (ax_i + b))^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\begin{aligned} p(Y|a,b) &= \prod_{i=1}^{N} p(y_i|a,b) \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^N \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - (ax_i + b))^2}{2\sigma^2}\right) \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^N \exp\left(-\frac{N}{\sigma^2}E(a,b)\right) \end{aligned}$$

岡田と片上の講演の定式化の違い

$$y_i = ax_i + b + n_i \qquad p(n_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{n_i^2}{2\sigma^2}\right)$$

岡田 (基調講演): n_iを固定して計算

こちらの方が簡単

片上(招待講演2): n_iの揺らぎを考慮して計算

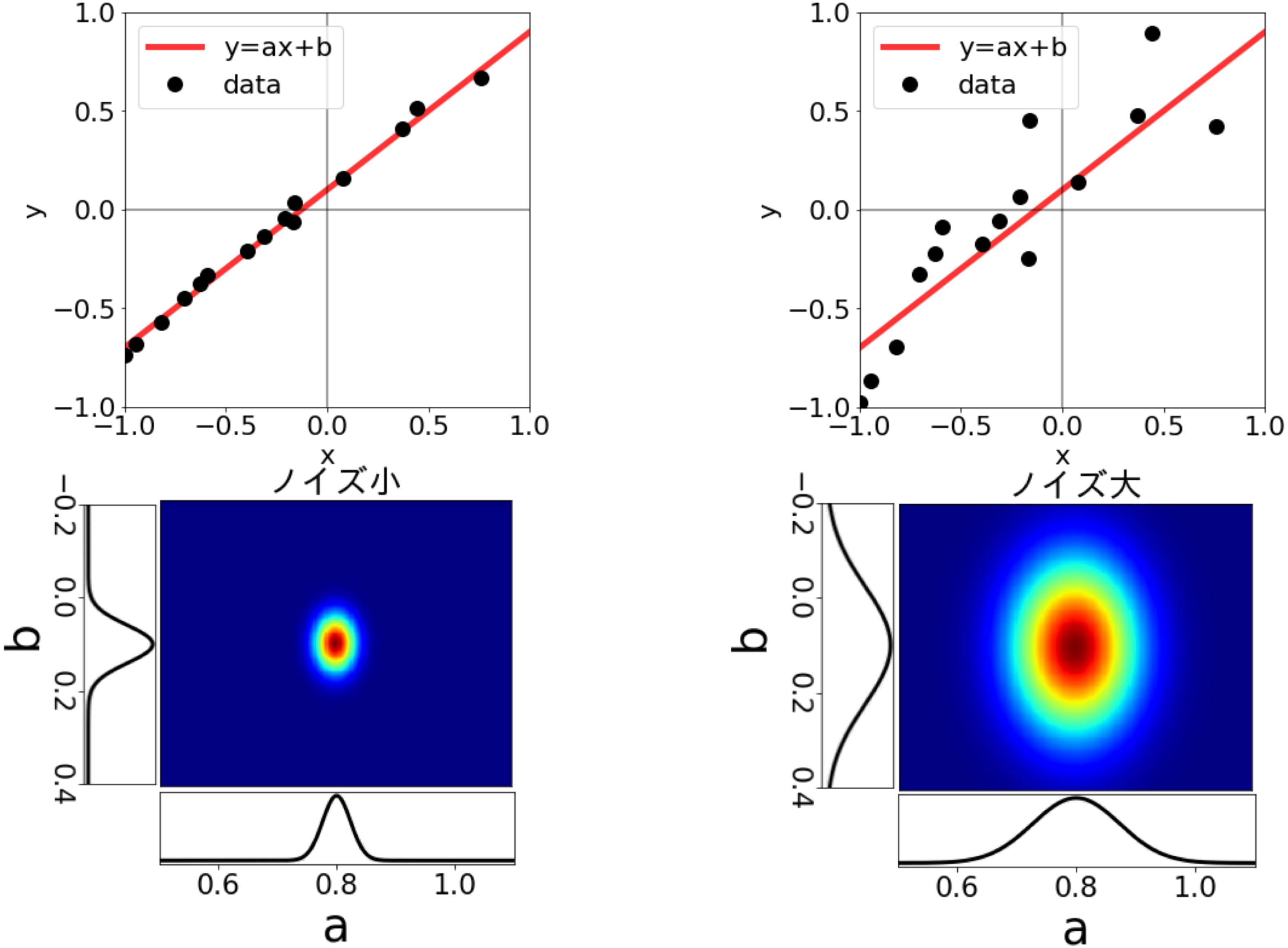
n_iの揺らぎが自由エネルギーの差に影響

こちらの方がすごく難しい

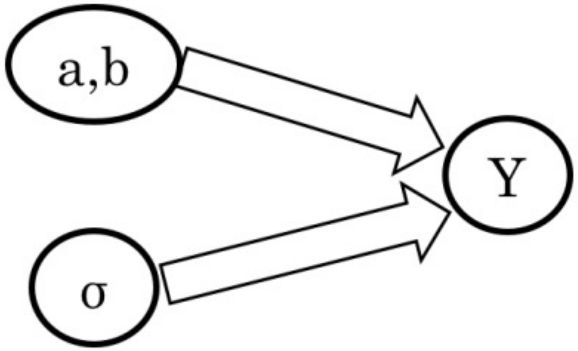
神器1: パラメータの事後確率推定 (3/4)

$$
\begin{aligned}
p(a,b|Y) &= \frac{p(Y|a,b)p(a,b)}{p(Y)} \propto p(Y|a,b) \\
&= \exp\left\{-\frac{N}{\sigma^2}\Big(\mathcal{E}_a(a)+\mathcal{E}_b(b)+E(a_0,b_0)\Big)\right\} \\
&\propto \exp\left\{-\frac{N}{\sigma^2}\Big(\mathcal{E}_a(a)+\mathcal{E}_b(b)\Big)\right\} \\
&= \exp\left\{-\frac{N\overline{x^2}}{2\sigma^2}(a-a_0)^2+\frac{N}{2\sigma^2}(b-b_0)^2\right\}
\end{aligned}
$$

神器1: パラメータの事後確率推定 (4/4)



神器1: パラメータの事後確率推定
ノイズ分散推定



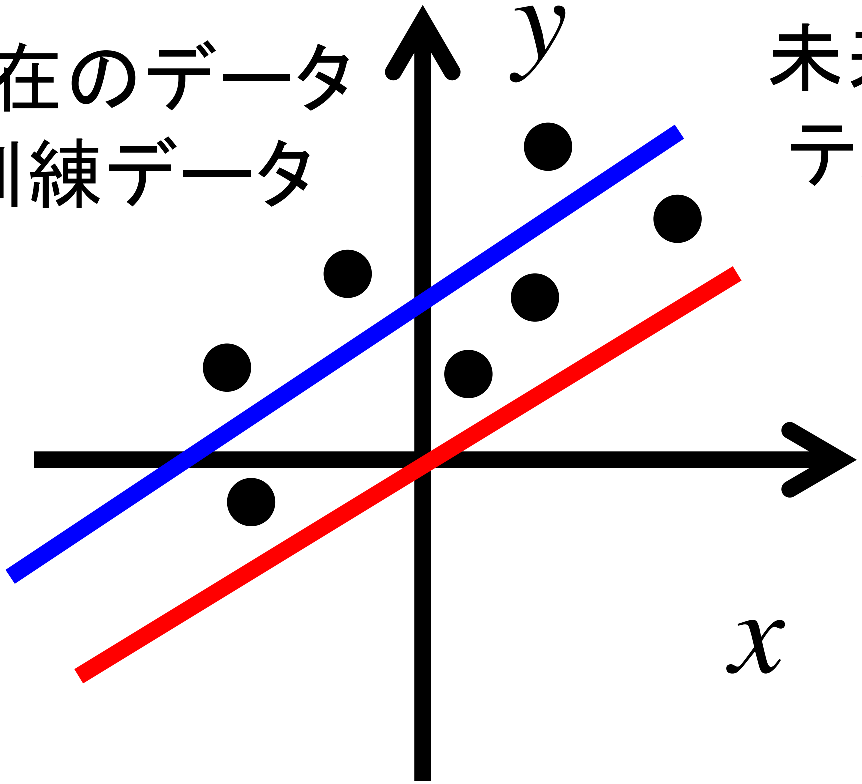
$$
\begin{aligned}
p(\sigma^2|Y) &\propto \int dadb\, p(Y|a,b,\sigma^2) \\
&= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^N \int dadb \exp\left\{-\frac{N}{\sigma^2}E(a,b)\right\} \\
&= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^N \left\{\exp\left(-\frac{N}{\sigma^2}E(a_0,b_0)\right) + \int da \exp\left(-\frac{N\overline{x^2}}{2\sigma^2}(a-a_0)^2\right) + \int db \exp\left(-\frac{N}{2\sigma^2}(b-b_0)^2\right)\right\} \\
&= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N-2}{2}}(N^2\overline{x^2})^{\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{N}{\sigma^2}E(a_0,b_0)\right) \qquad (25)
\end{aligned}
$$

$$
\sigma^2 = \frac{NE(a_0,b_0)}{N-2} = \frac{1}{N-2}\sum_{i=1}^{N}\{y_i-(a_0x_i+b_0)\}^2
$$

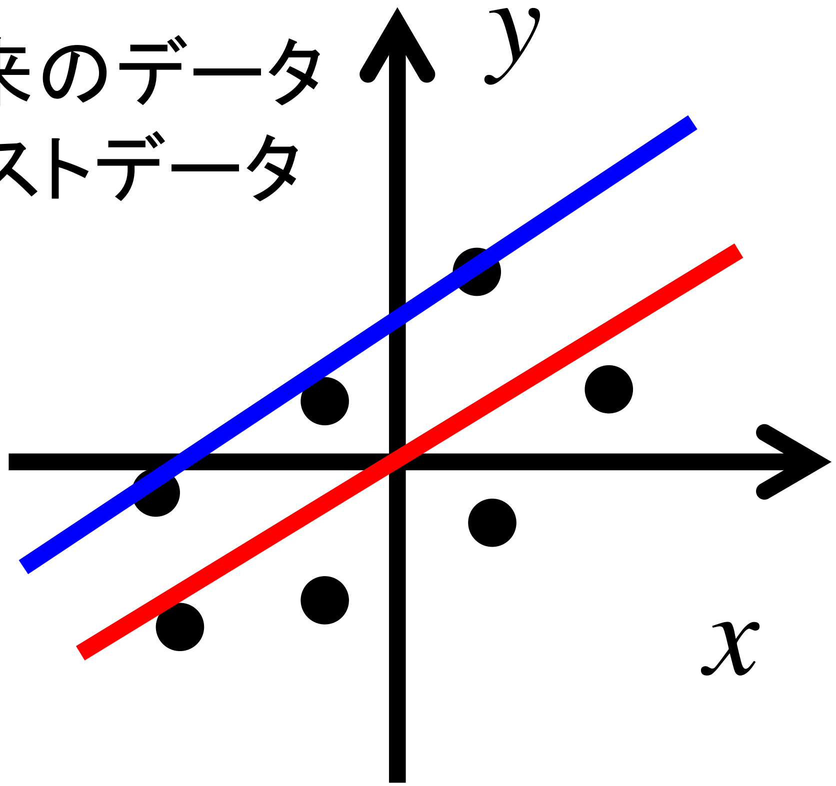
問題意識　神器2: ベイズ的モデル選択

$y=ax$か$y=ax+b$か?

現在のデータ
訓練データ



未来のデータ
テストデータ

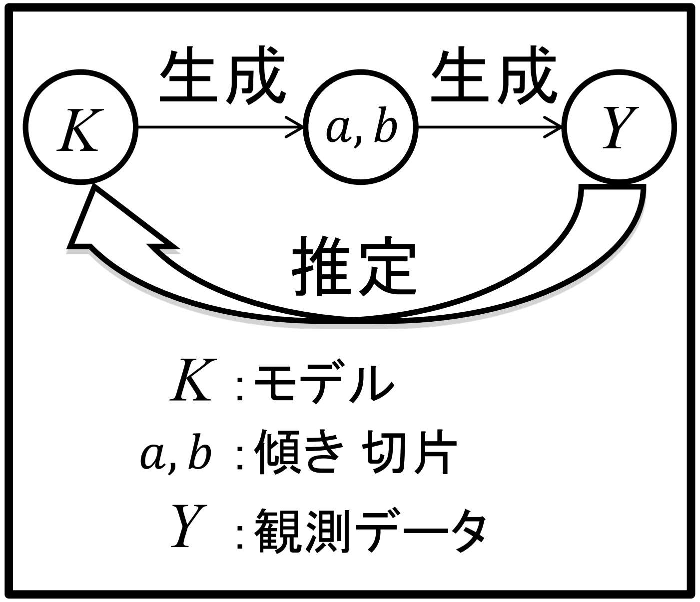


$y=ax+b$: 訓練誤差小
訓練誤差
ノイズに過学習

$y=ax$: 訓練誤差小
汎化誤差

モデル選択できる理由:汎化誤差は観測ノイズに依存する

神器2: ベイズ的モデル選択



1. 欲しいのは　$p(K\mid Y)$

2. θがないぞ

3. $p(K,\theta,Y)$ の存在を仮定

$$p(K,\theta,Y) = p(Y\mid\theta,K)p(K)$$

$$p(Y\mid\theta,K) = \prod_{i=1}^{n} p(y_i\mid\theta) \propto \exp(-nE(\theta))$$

4. 無駄な自由度の系統的消去:周辺化，分配関数

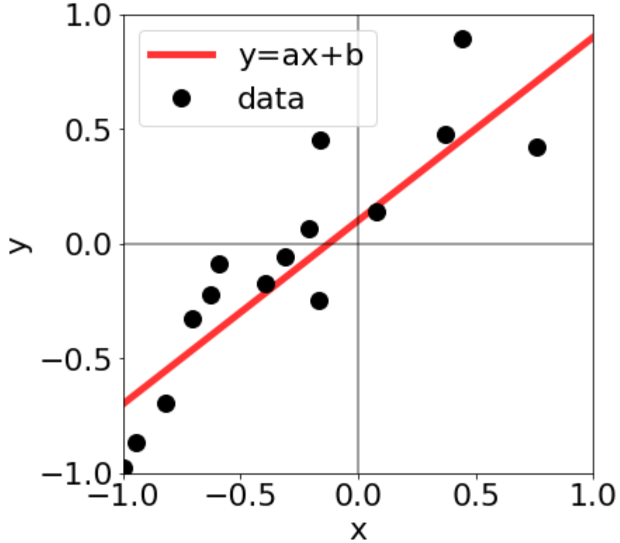
$$p(K,Y) = \int p(K,\theta,Y)\,d\theta$$

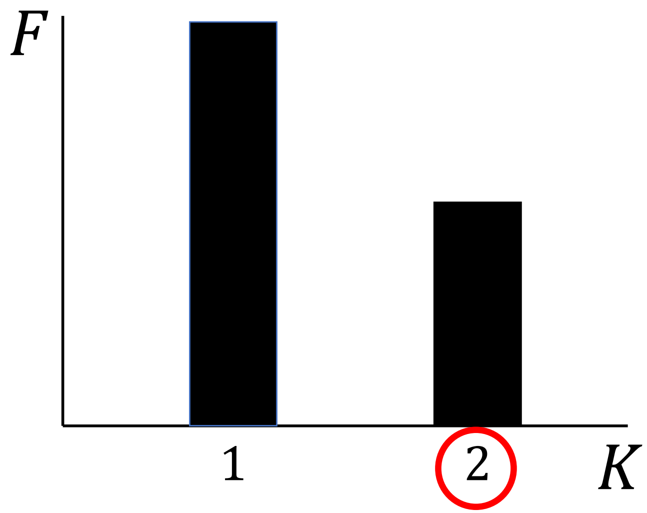
$$p(K\mid Y) = \frac{p(Y\mid K)p(K)}{p(Y)} \propto p(K)\int \exp(-nE(\theta))\,p(\theta)\,d\theta$$

$$F(K) = -\log\int \exp(-nE(\theta))\,p(\theta)\,d\theta$$

自由エネルギーを最小にするモデルKを求める.

モデル選択: 自由エネルギー差





- $K = 1 : y = ax$
- $K = 2 : y = ax + b$

$$F(K=1) = N\left\{\frac{1}{\sigma^2}E(a_0) + \frac{\log N}{2N}\right\}$$

$$F(K=2) = N\left\{\frac{1}{\sigma^2}E(a_0, b_0) + \frac{\log N}{N}\right\}$$

データのみからモデルを選択できる

まとめ: ベイズ計測三種の神器 $y=ax+b$の解析取り扱いを通じて

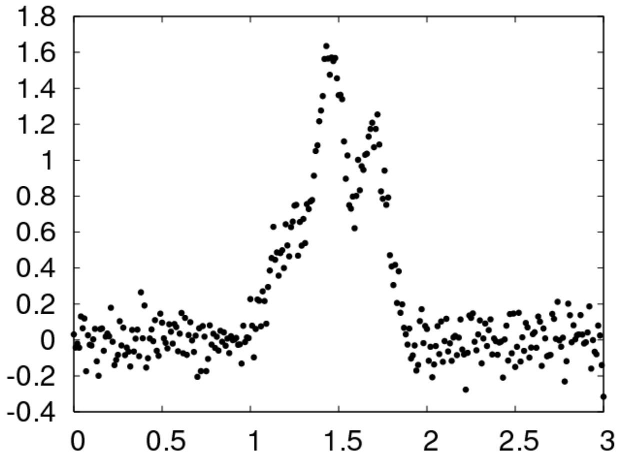
- 従来の最小二乗法
  - 1.物理パラメータの点推定
- ベイズ計測

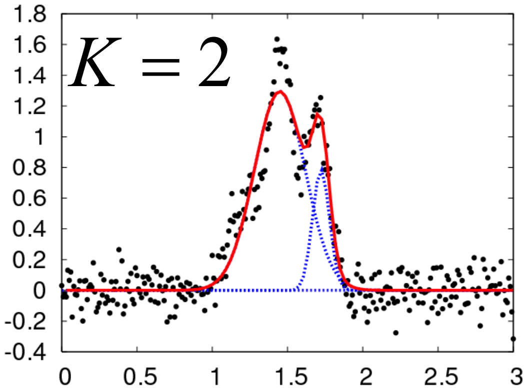
1. 物理パラメータの確率分布推定
2. データからのベイズ的モデル選択
3. ベイズ統合: 今回は説明を省略
   - 水牧先生の基調講演

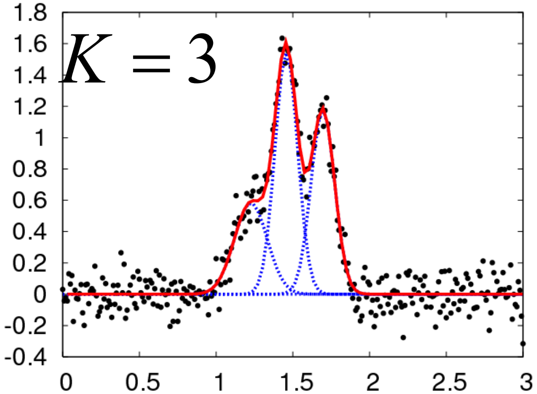
内容

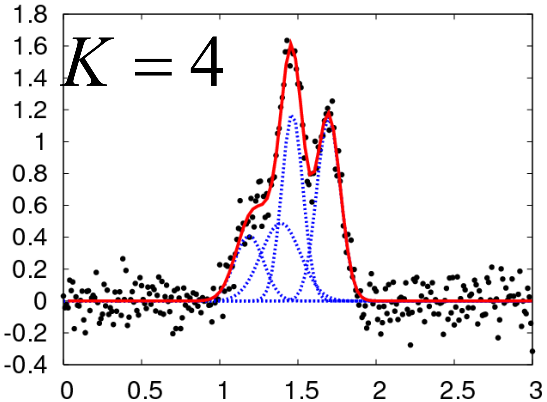
- 自己紹介
- 階層的自然観とデータ駆動科学:　ベイズ推論とスパースモデリングによる自然記述の普遍的枠組み
- ベイズ計測の導入
  - 計測科学の必須条件
  - ベイズ計測三種の神器
  - ベイス計測の習得法
  - $y=ax+b$のベイズ計測の解析的取り扱い
- 非線形系にするベイズ計測
  - スペクトル分解
  - メスバウアー分光
  - 小角散乱
- ベイズ計測の啓蒙と普及の戦略
- まとめと今後の展開

ベイズ的スペクトル分解









Nagata, Sugita and Okada, Bayesian spectral deconvolution with the exchange Monte Carlo method, *Neural Networks* 2012

スペクトル分解の定式化

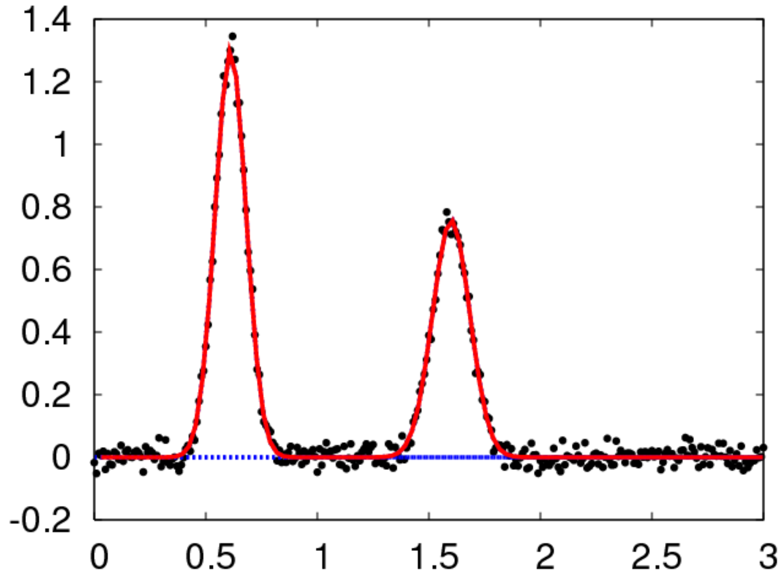
ガウス関数(基底関数)の足し合わせにより，スペクトルデータを近似

観測データ: $D = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{n}$

x_i : 入力　y_i : 出力

$$f(x;\theta) = \sum_{k=1}^{K} a_k \exp\left(-\frac{b_k (x - \mu_k)^2}{2} \right)$$

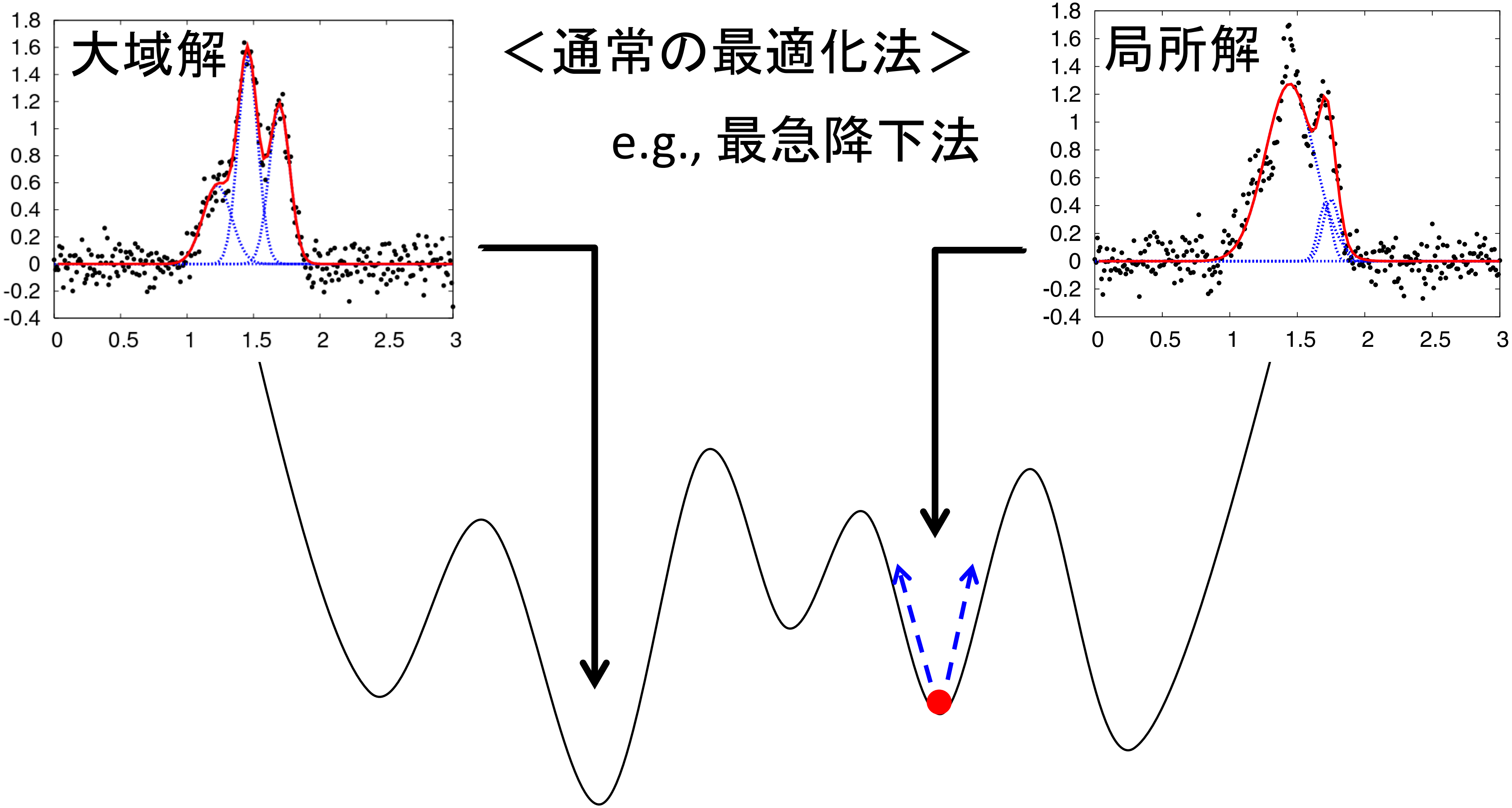
$$\theta = \{a_k, b_k, \mu_k\} \quad k = 1, \cdots, K$$



二乗誤差を最小にするようにパラメータをフィット（最小二乗法）

$$E(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - f(x_i;\theta) \right)^2$$

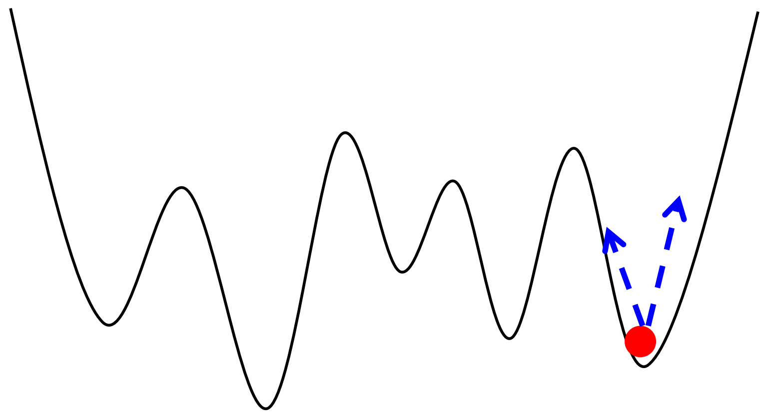
スペクトル分解従来法: 最急降下法
誤差関数は局所解を持つ



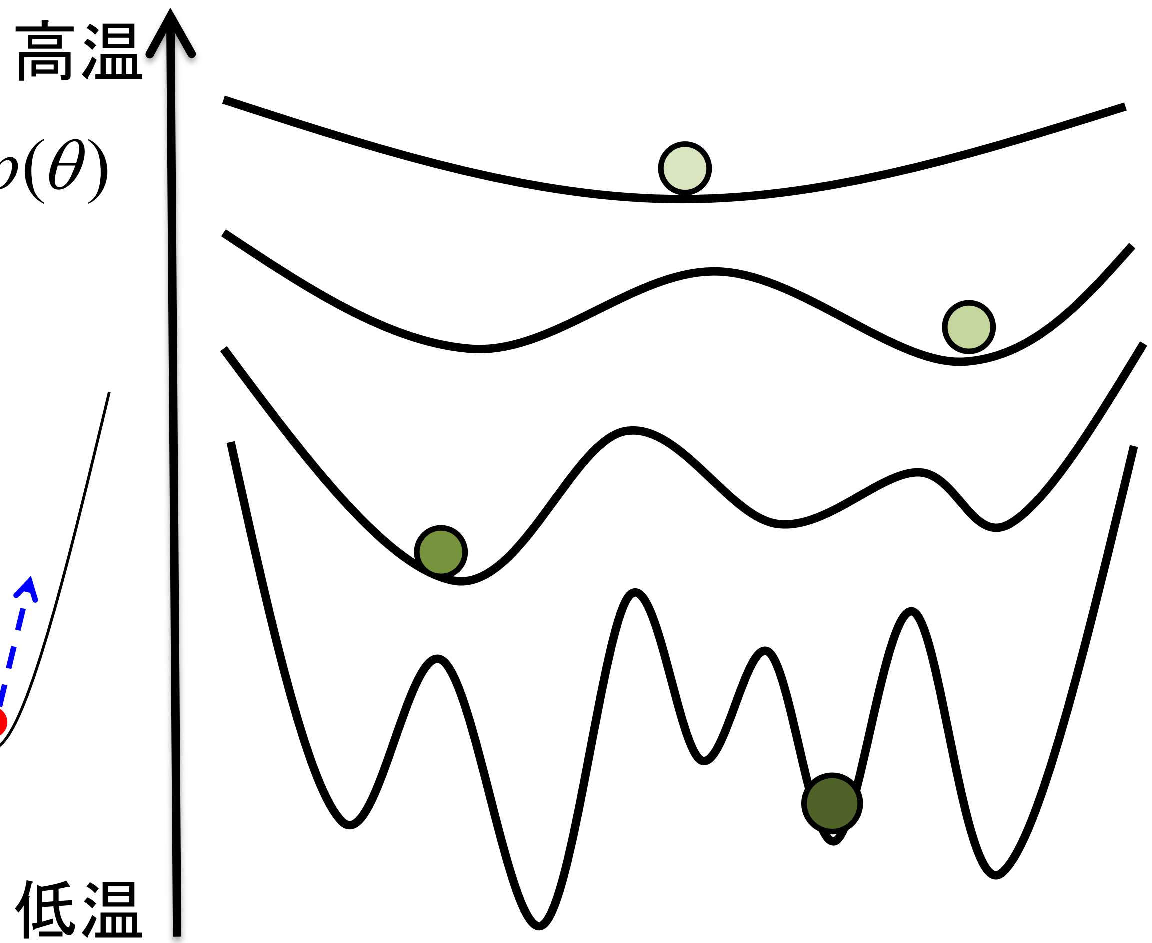
モンテカルロ法の適用
レプリカ交換モンテカルロ法

メトロポリス法

$$p_\beta(\theta) \propto \exp\left(-\frac{n}{\sigma^2}\beta E(\theta)\right)p(\theta)$$

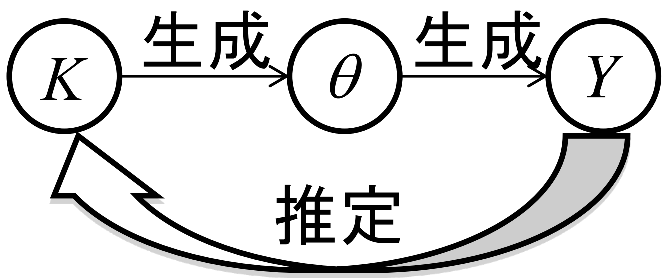


レプリカ交換モンテカルロ法



K. Hukushima, K. Nemoto, *J. Phys. Soc. Jpn.* **65** (1996).

モデル選択: 自由エネルギーの導入



K:ピーク個数
θ:ピーク位置など
Y:観測スペクトル

1. 欲しいのは　$p(K \mid Y)$

2. θがないぞ

3. $p(K,\theta,Y)$ の存在を仮定

$$p(K,\theta,Y) = p(Y \mid \theta,K)p(K)$$

$$p(Y \mid \theta,K) = \prod_{i=1}^{n} p(y_i \mid \theta) \propto \exp(-nE(\theta))$$

4. **無駄な自由度の系統的消去**:周辺化，分配関数

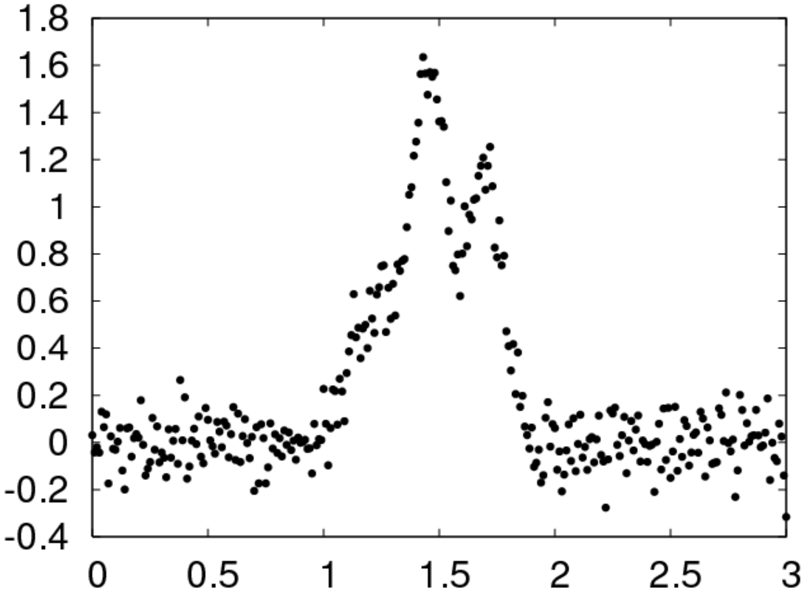
$$p(K,Y) = \int p(K,\theta,Y)\,d\theta$$

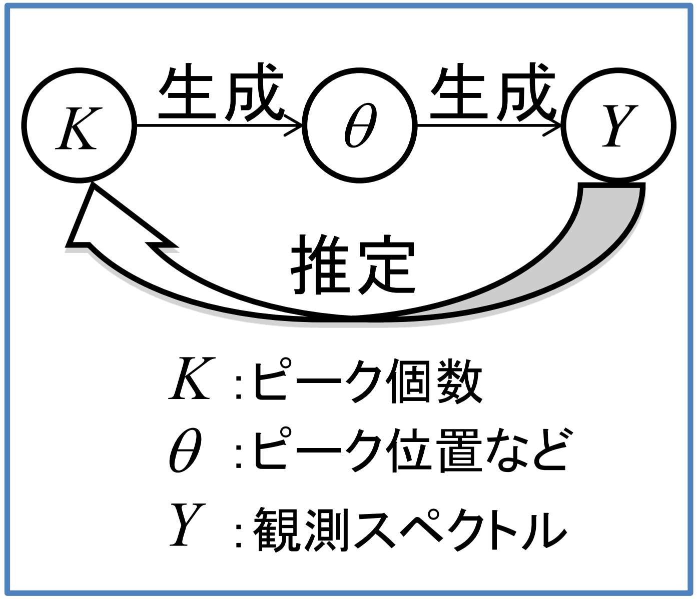
$$p(K \mid Y) = \frac{p(Y \mid K)p(K)}{p(Y)} \propto p(K)\int \exp(-nE(\theta))p(\theta)\,d\theta$$

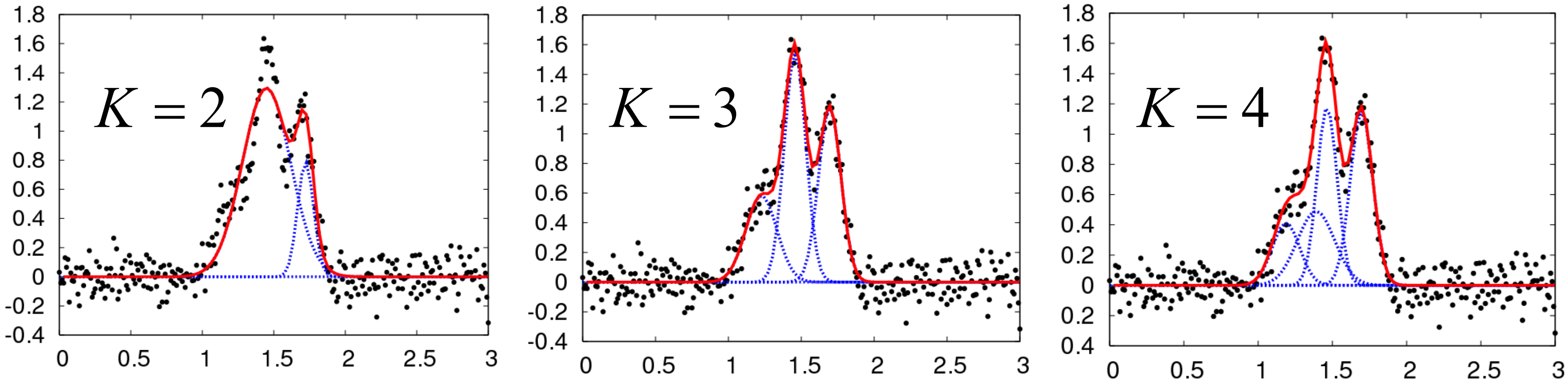
$$F(K) = -\log\int \exp(-nE(\theta))p(\theta)\,d\theta = \boxed{E-TS}$$

自由エネルギーを最小にする個数　Kを求める.

モデル選択: Kをどう選ぶか



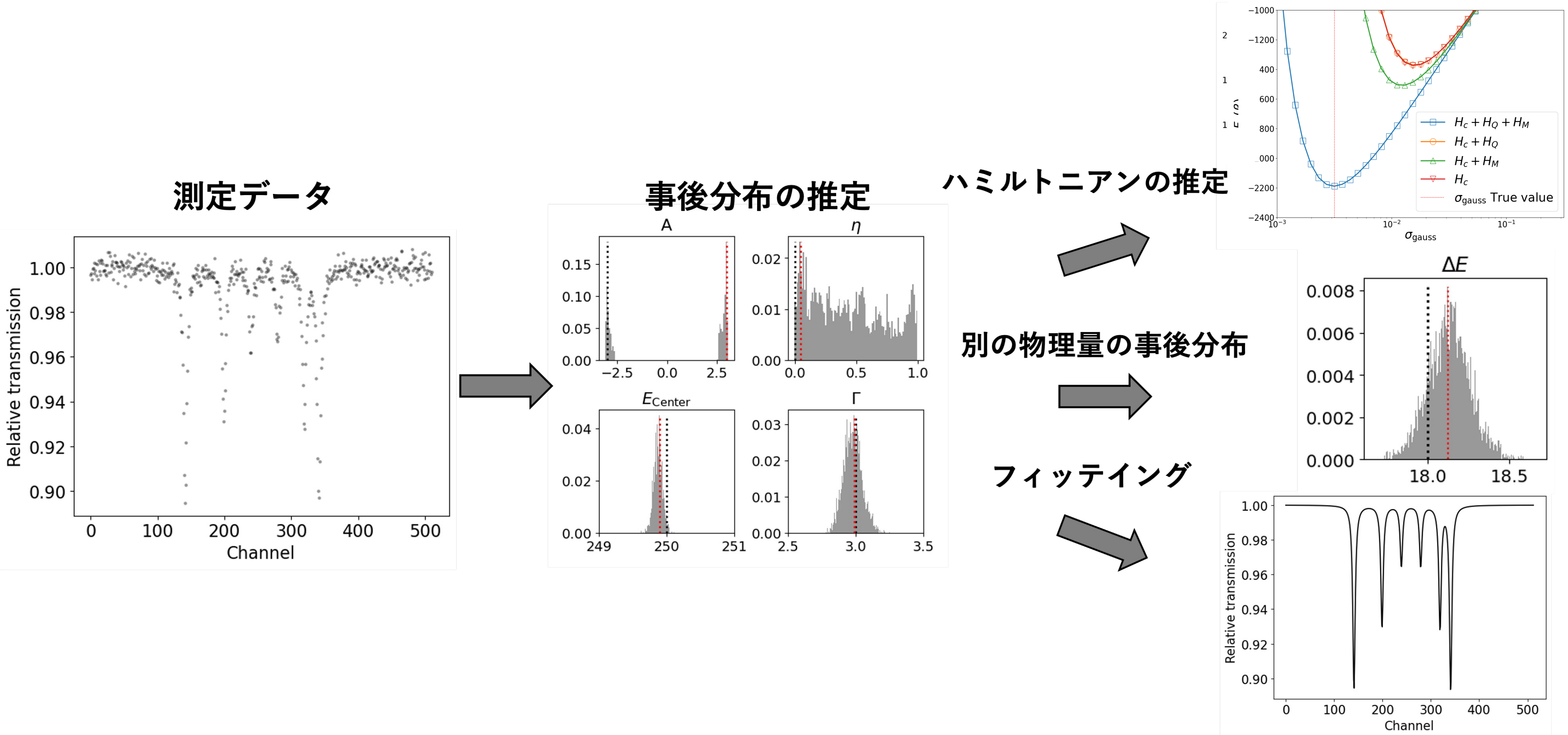




Nagata, Sugita and Okada, Bayesian spectral deconvolution with the exchange Monte Carlo method, *Neural Networks* 2012

メスバウアー分光 (1/3)

- 生成モデルがハミルトニアンで記述される例

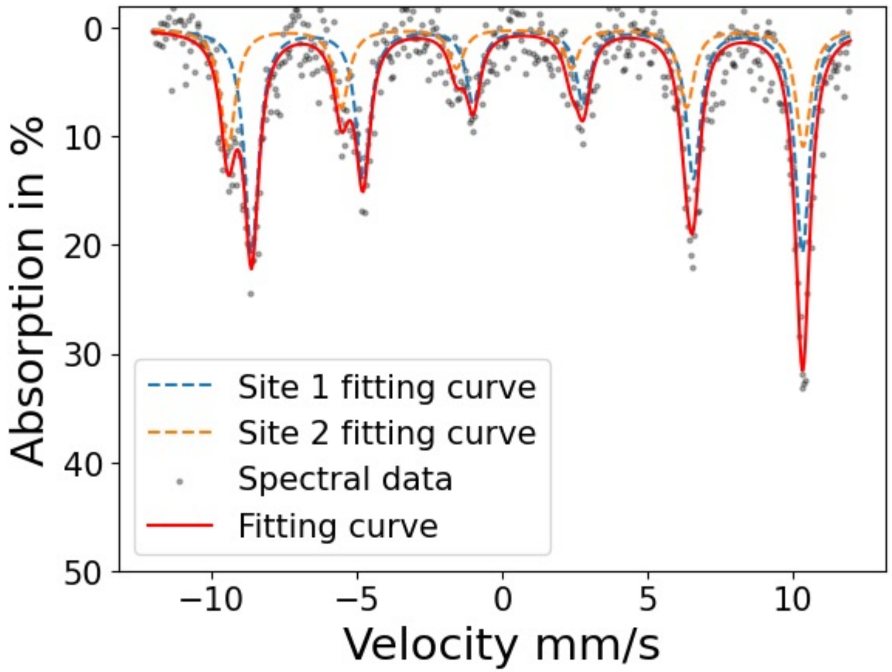


Moriguchi, Tsutsui, Katakami, Nagata, Mizumaki and Okada, *JPSJ*, 91,W104002 (2022)

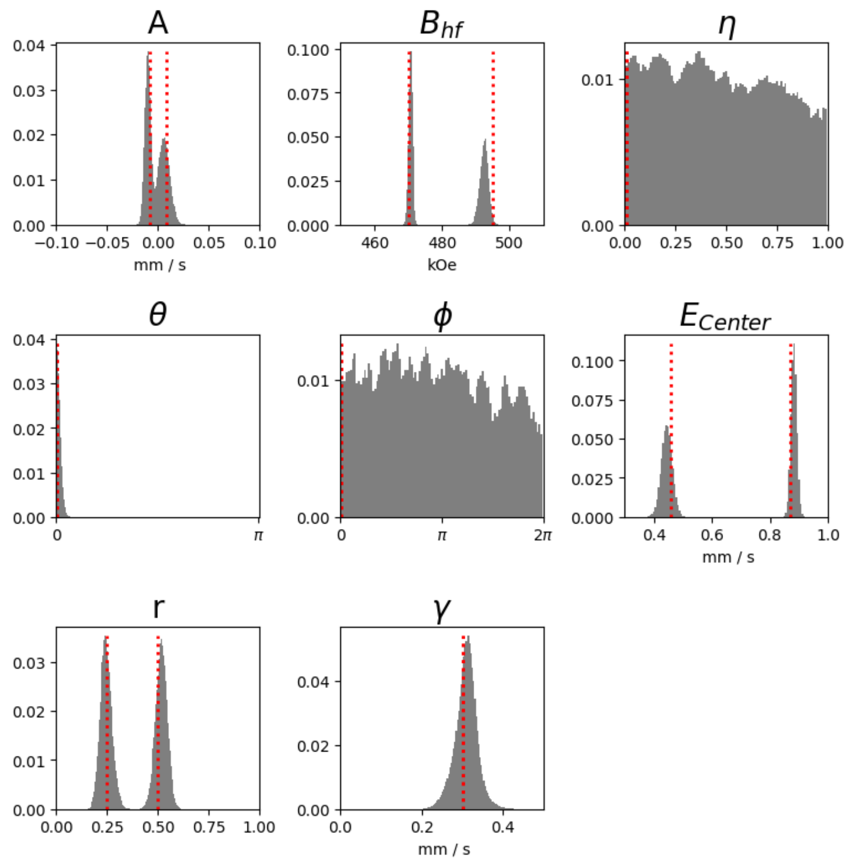
メスバウアー分光 (2/3)

- 神器1: パラメータの事後分布推定

フィッティング結果

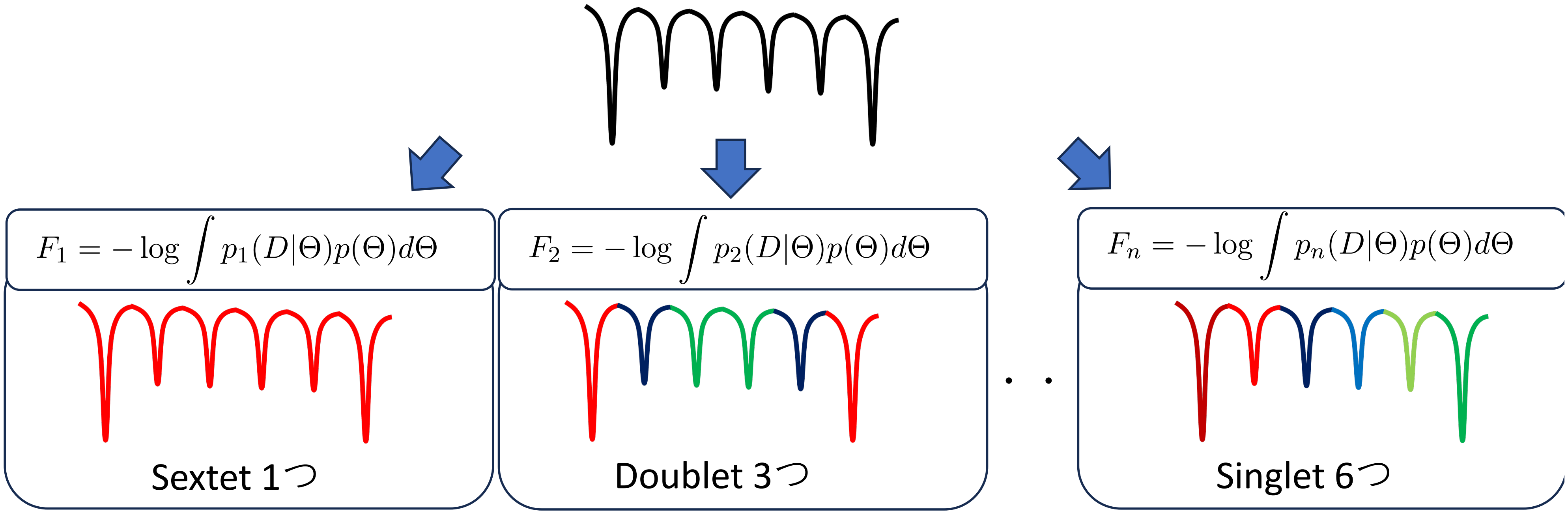


事後分布（赤い点線が実験値）



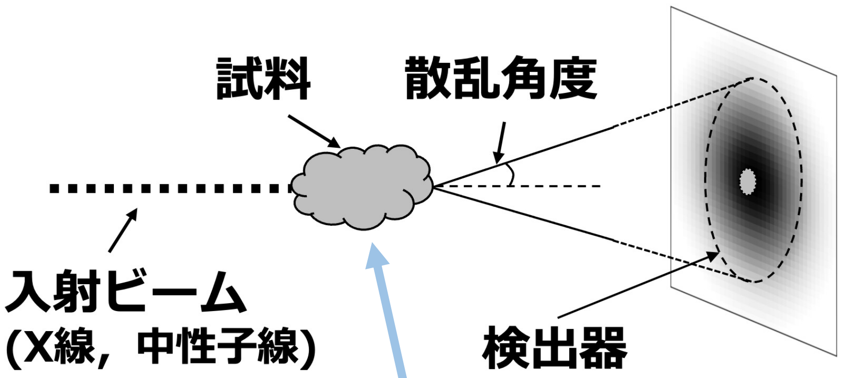
メスバウアー分光 (3/3)

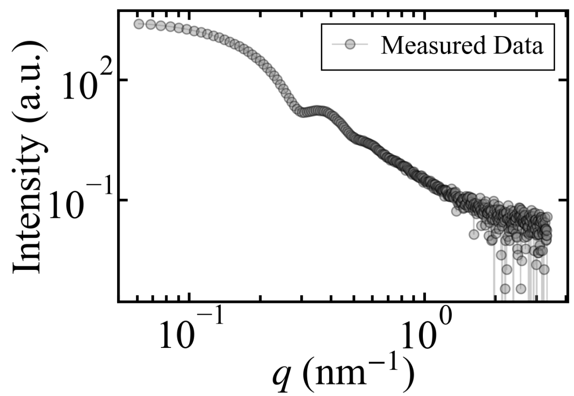
- 神器2: モデル選択: ハミルトニアン推定



最もベイズ自由エネルギーの小さいモデルを選ぶ

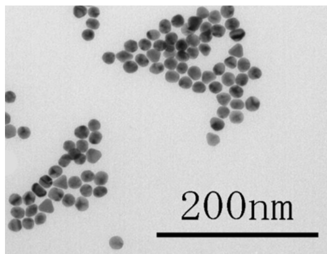
小角散乱 (1/5)





不均一系試料

- 高分子溶液
- タンパク質
- コロイド粒子
- 金属，セラミック
- 繊維 …



出典: [1]

データ解析

1. 散乱強度モデルを設定

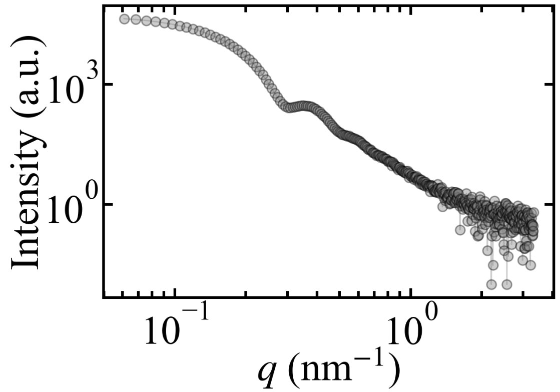
   球粒子: $I(q,\Theta) = \left(\frac{\phi}{V}F(q,R_M)^2 + b\right) \times t$

2. モデルパラメータ推定

   粒径$R_M \rightarrow$10 nm

小角散乱 (2/5)

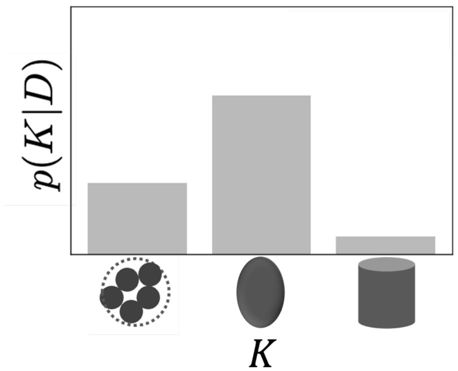
散乱強度−散乱ベクトル：D



モデル選択

$$p(K|\mathcal{D}) = \frac{\int p(\mathcal{D},\Theta,K)d\Theta}{\sum_K \int p(\mathcal{D},\Theta,K)d\Theta}$$

<u>試料構造</u>を表す散乱強度モデルの選択

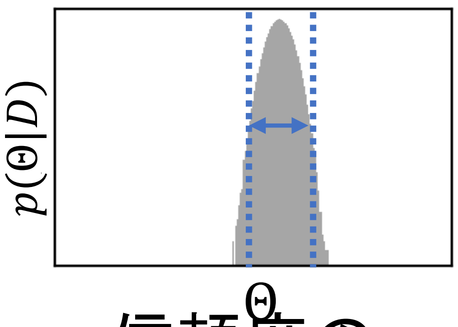


モデルの選択

パラメータ推定

$$p(\Theta|\mathcal{D}) = \frac{p(\mathcal{D}|\Theta)p(\Theta)}{\int p(\mathcal{D},\Theta)d\Theta}$$

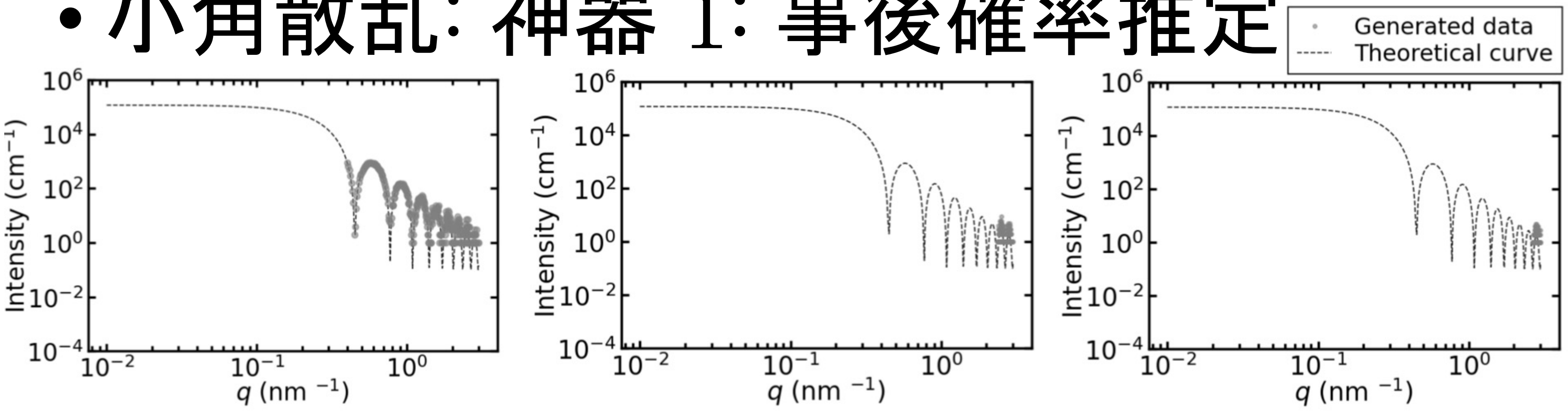
試料の<u>大きさ</u>や<u>密度</u>のパラメータを推定



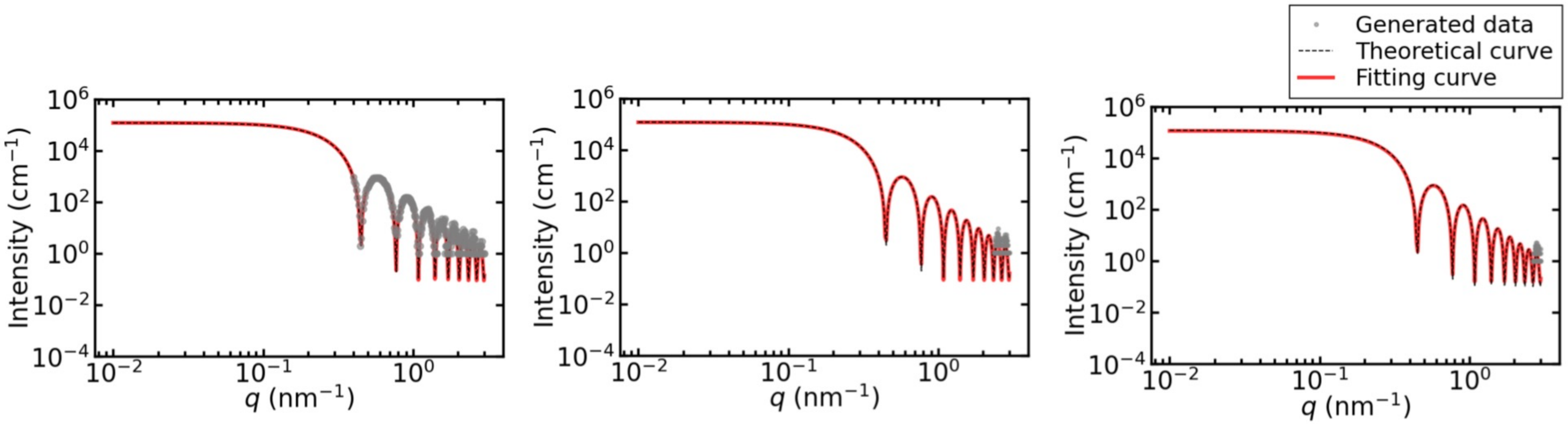
信頼度の定量評価が可能

小角散乱 (3/5)

- 小角散乱: 神器 1: 事後確率推定



(a) $q_{\min}$ = 0.4 nm^{-1} (b) $q_{\min}$ = 2.35 nm^{-1} (c) $q_{\min}$ = 2.65 nm^{-1}

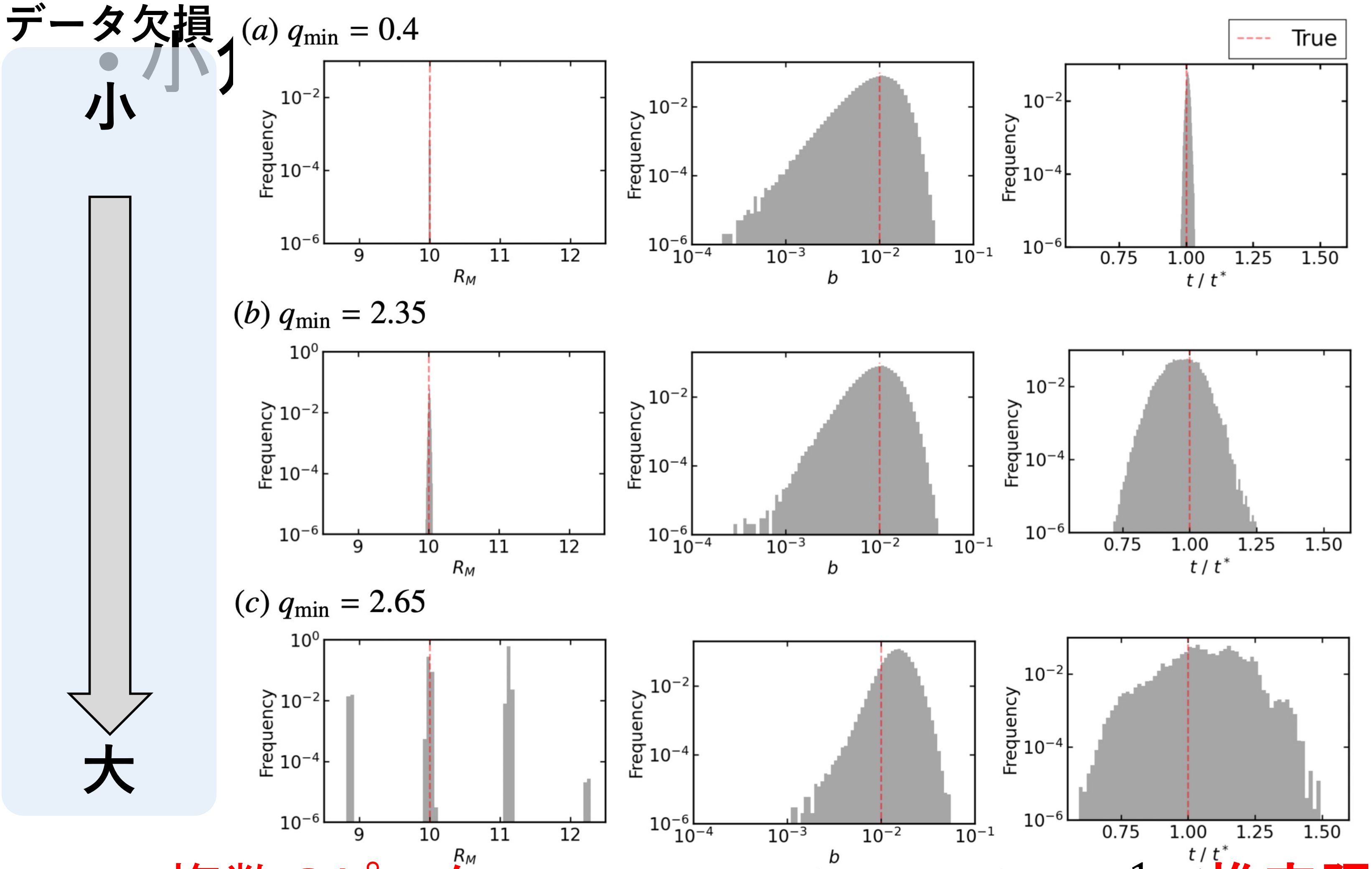


(a) $q_{\min}$ = 0.4 nm^{-1} (b) $q_{\min}$ = 2.35 nm^{-1} (c) $q_{\min}$ = 2.65 nm^{-1}

Hayashi, Katakami, Kuwamoto, Nagata, Mizumaki, and Okada, *J P S J.* 92, 094002 (2023),

小角散乱 (4/5)

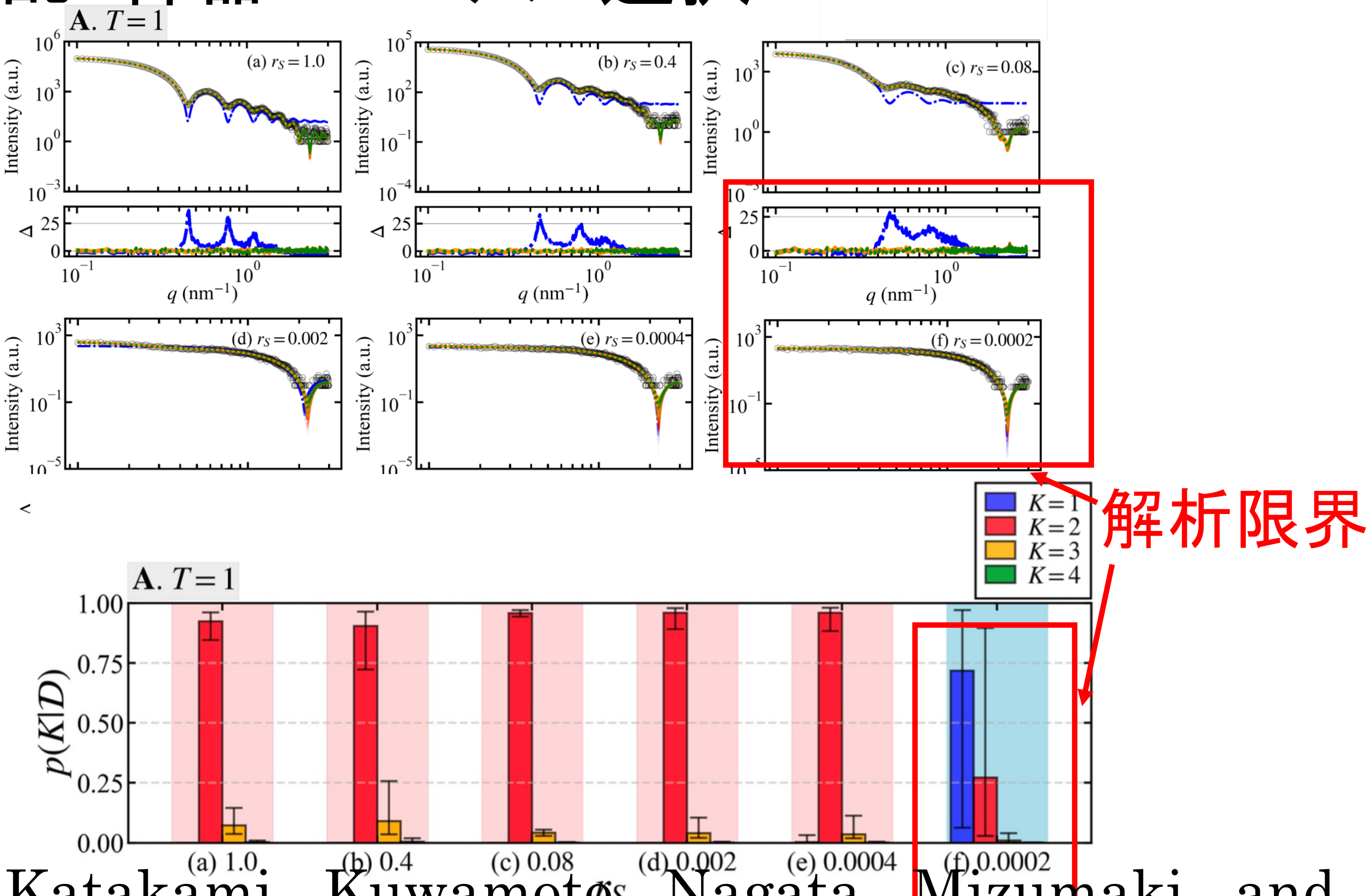
- 小角散乱: 神器 1: 事後確率推定　計測限界の導出



(c) に複数のピーク→$q_{\min} = 2.35 - 2.65\ \mathrm{nm}^{-1}$で推定限界

小角散乱 (5/5)

- 小角散乱: 神器 2: モデル選択



Hayashi, Katakami, Kuwamoto, Nagata, Mizumaki, and Okada, *J P S J.* 92, 094002 (2023),

内容

- 自己紹介
- 階層的自然観とデータ駆動科学: ベイズ推論とスパースモデリングによる自然記述の普遍的枠組み
- ベイズ計測の導入
  - 計測科学の必須条件
  - ベイズ計測三種の神器
  - ベイス計測の習得法
  - $y=ax+b$のベイズ計測の解析的取り扱い
- 非線形系にするベイズ計測
  - スペクトル分解
  - メスバウアー分光
  - 小角散乱
- ベイズ計測の啓蒙と普及の戦略
- まとめと今後の展開

SPring-8全ビームライン ベイズ化計画

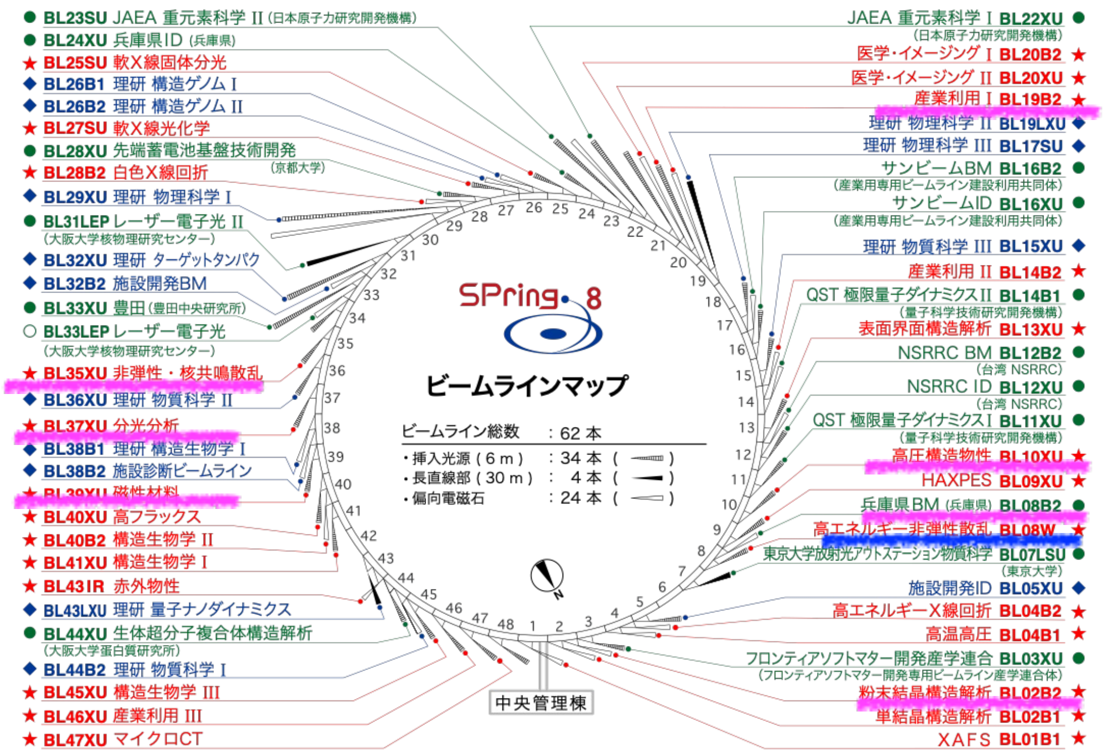
- ベイズ計測を啓蒙普及するのは、数理的ミニマムな研究だけでは不十分である
- 多種多様な複雑な計測に対しても、ベイズ計測三種の神器は通用するかを実証的に調べる
- 力強い実証方法は、SPring-8の全てのビームラインにベイズ計測を導入
- フラッグシップ計測施設のSpring-8を起爆点に、てかベイズ計測を世界展開
- SPring-8全ビームラインベイズ化計画の意図である

SPring-8全ビームライン ベイズ化計画

- ベイズ計測を、SPring-8に導入するメリットはあるのだろうか?
- ベイズ計測は、日々行われているデータ解析のうち、ヒトにより恣意的に行われてきた、モデル選択とデータ統合を、パラメーターフィットと同じ枠組みで取り扱える
- ベイズ系をSPring-8に導入することで、これまでのデータ解析とは質的に異なるメリットを得られる

SPring-8全ビームラインベイズ化計画

敬称略



情報と放射光研究者のマッチング

メスバウアー
BL35XU　岡田研学生+筒井

小角散乱
BL08B2　岡田研学生+桑本
BL19B2

XAS測定
BL37XU　岡田研学生+水牧
BL39XU

放射光ユーザーへの展開

時分割XRD
BL02B2　横山優一+河口彰吾、沙織
BL10XU　ユーザー：公立大、東工大

赤色BLが共用BL(JASRI担当): 計26本

全BL本数：62本

年度	2021	2022	2023
導入	2	8	14
全BL	26	26	26

内容

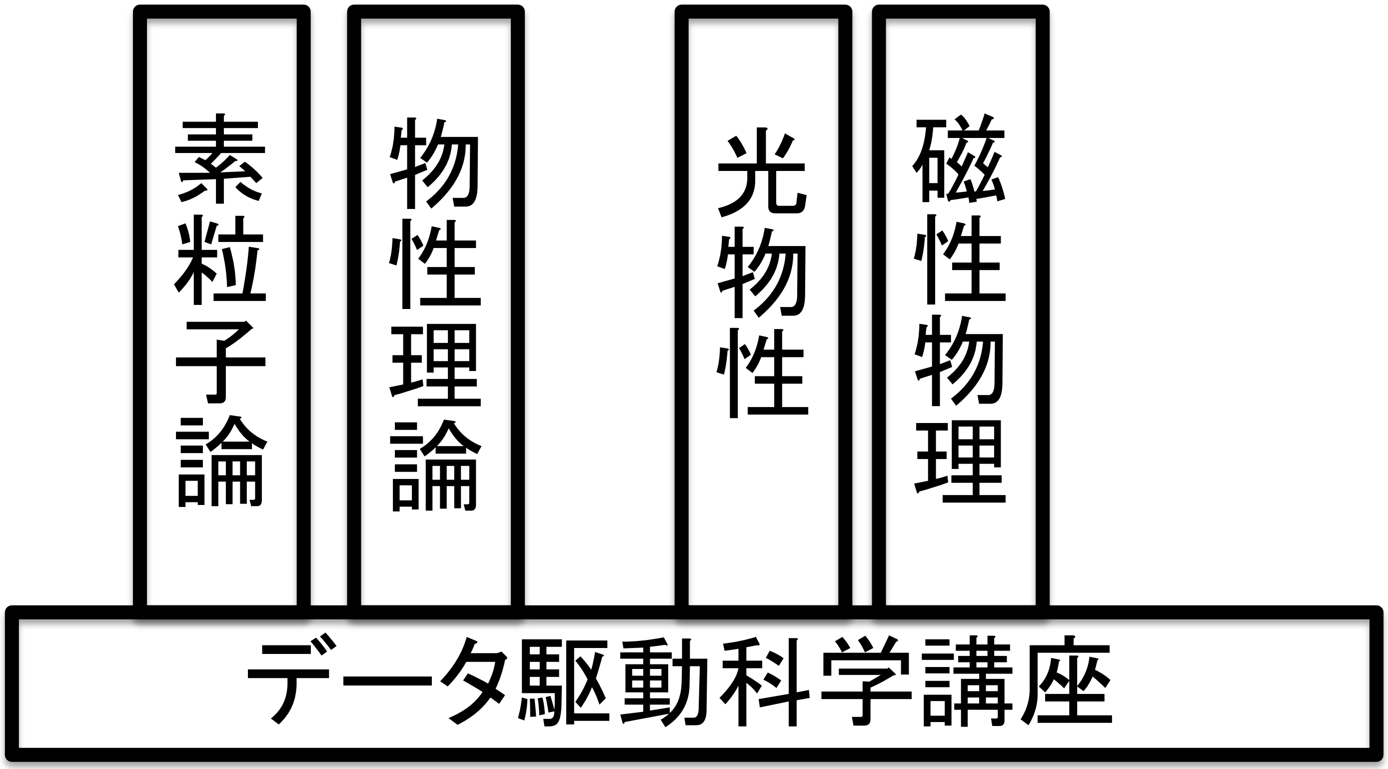
- 自己紹介
- 階層的自然観とデータ駆動科学: ベイズ推論とスパースモデリングによる自然記述の普遍的枠組み
- ベイズ計測の導入
  - 計測科学の必須条件
  - ベイズ計測三種の神器
  - ベイス計測の習得法
  - $y=ax+b$のベイズ計測の解析的取り扱い
- 非線形系にするベイズ計測
  - スペクトル分解
  - メスバウアー分光
  - 小角散乱
- ベイズ計測の啓蒙と普及の戦略
- まとめと今後の展開

まとめと今後の展望

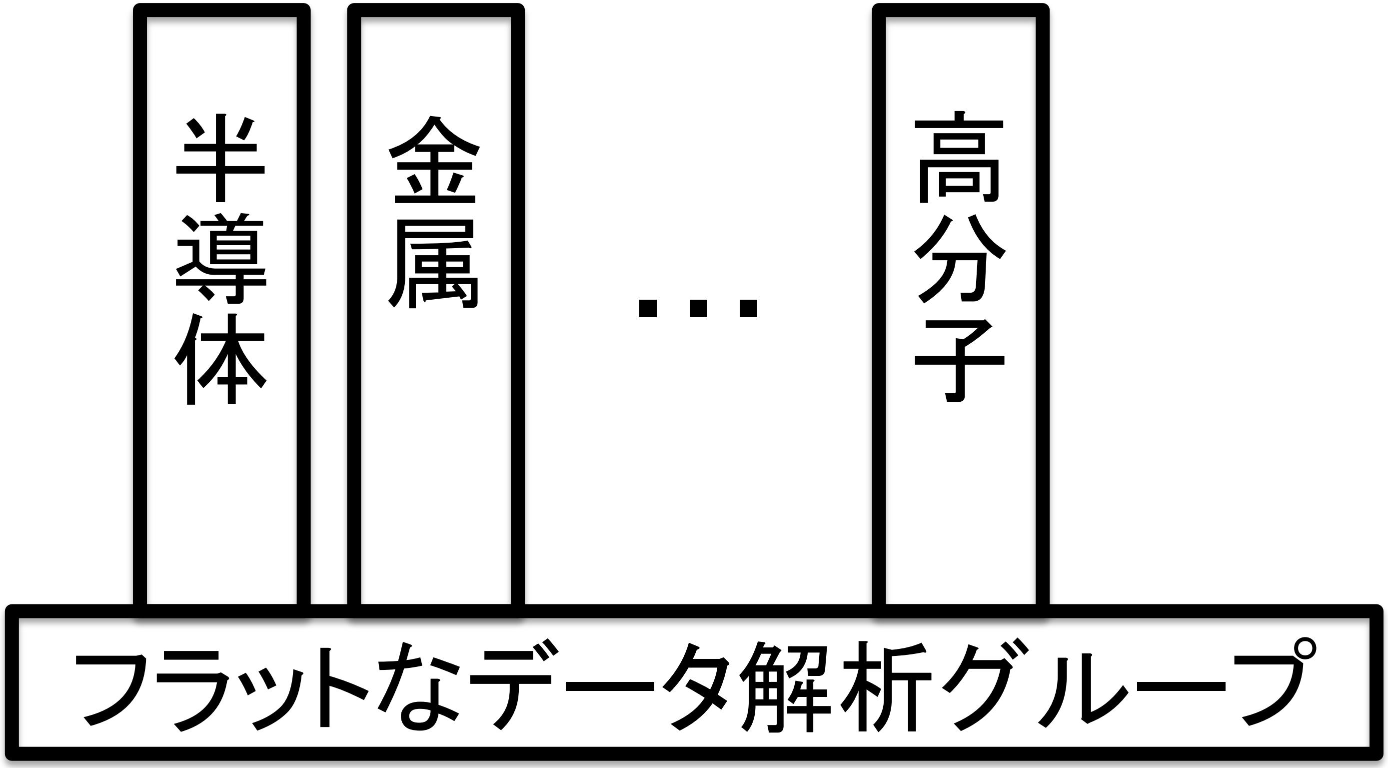
- $y=ax+b$を例にベイズ計測とベイズ計測三種の神器を解説。一般的な非線形の計測に導入可能
- ベイズ計測の物性物理学への導入が大きなビジネスチャンス。ベイズ計測の導入による計測科学のゲームチェンジング
- ベイズ計測の普及戦略としてのSPring-8全ビームラインベイズ化計画
- 物理学全般を取り扱うことができるデータ駆動科学の枠組みの紹介
- 物理学科/各学科にデータ駆動科学一講座導入
- 民間企業のR&D組織の新陳代謝を加速

物理学科/各学科に
データ駆動科学一講座導入

理論物理　実験物理



データ駆動科学による
Ｒ＆Ｄ組織のフラット化と人材の流動化



ある縦組織がリストラされても、フラットなデータ解析グループに沿って、他の縦組織にソフトランディングでき、人材の流動化が加速される。