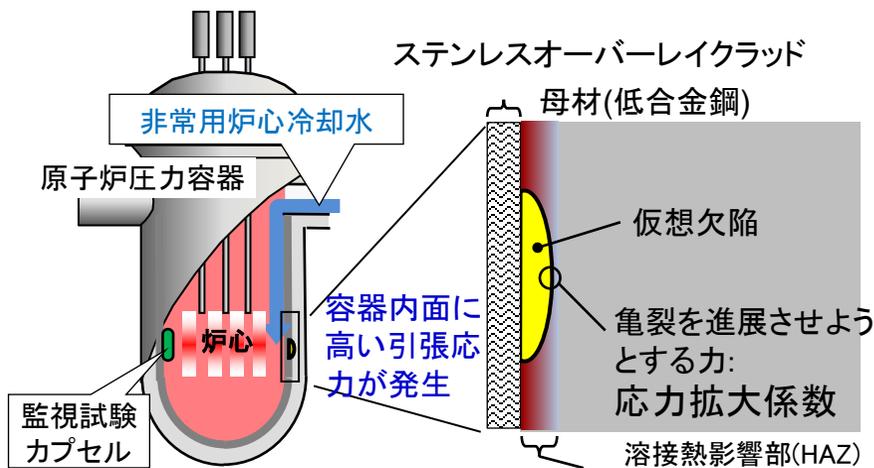


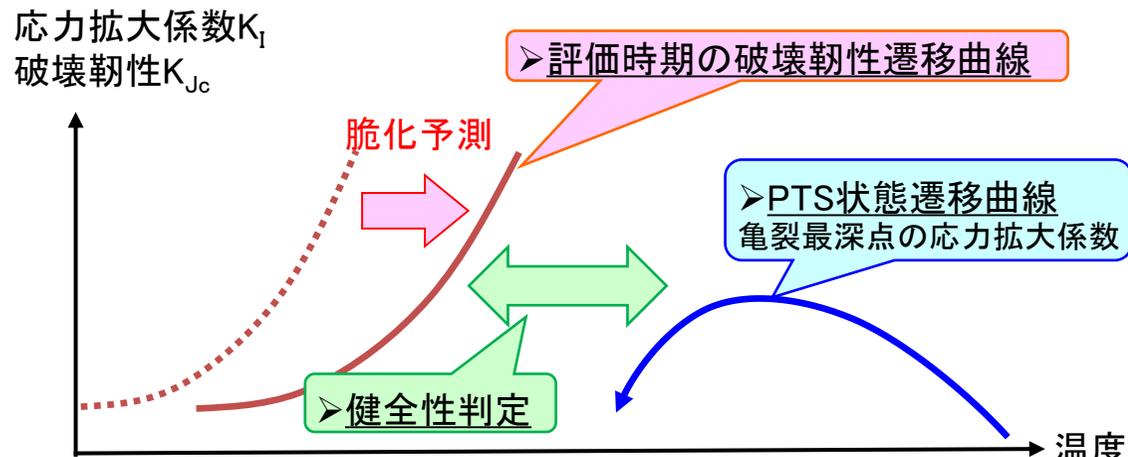
# 原子炉圧力容器鋼の照射脆化評価における最新の のベイズ統計による新たな取組

(国研)日本原子力研究開発機構 安全研究センター  
材料・構造安全研究ディビジョン 材料評価研究グループ

高見澤 悠



加圧熱衝撃(PTS)事象の模式図



JEAC 4206-2016 健全性評価法の概要

## 破壊靱性評価

- 関連温度移行量評価
- ・関連温度評価の保守性及び脆化因子の確認
- ・板厚1/4位置から採取される監視試験片の代表性

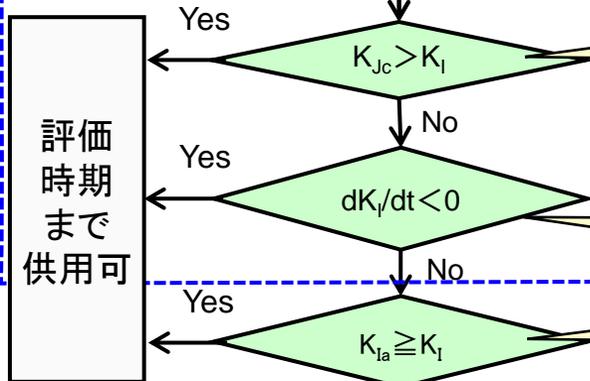
- 破壊靱性遷移曲線
- ・監視試験片を利用して破壊靱性評価を行う際に必要となるMini-C(T)試験片のマスターカーブ法への適用性
- ・シャルピー遷移温度との相関を用いた破壊靱性評価の保守性

評価時期(照射後)における破壊靱性遷移曲線( $K_{Jc}$ )の設定

## 破壊力学評価

クラッド下の母材表面に欠陥を想定し、PTS状態遷移曲線( $K_I$ )を設定

- PTS状態遷移曲線
- ・クラッド下半楕円欠陥の応力拡大係数評価式の保守性
- ・クラッド溶接残留応力評価の保守性



- 仮想欠陥の健全性判定
- ・クラッド下半楕円欠陥の破壊に及ぼす亀裂への拘束効果及び2軸荷重の影響

- 高温予荷重(WPS)効果
- ・応力拡大係数が減少する過程で破壊が生じないことの確認

- 亀裂伝播停止破壊靱性
- ・関連温度 $RT_{NDT}$ との相関を用いた亀裂伝播停止破壊靱性( $K_{Ia}$ )評価の保守性

## 健全性判定に関する評価

## 国内外の脆化予測法

### ○現象論的評価手法

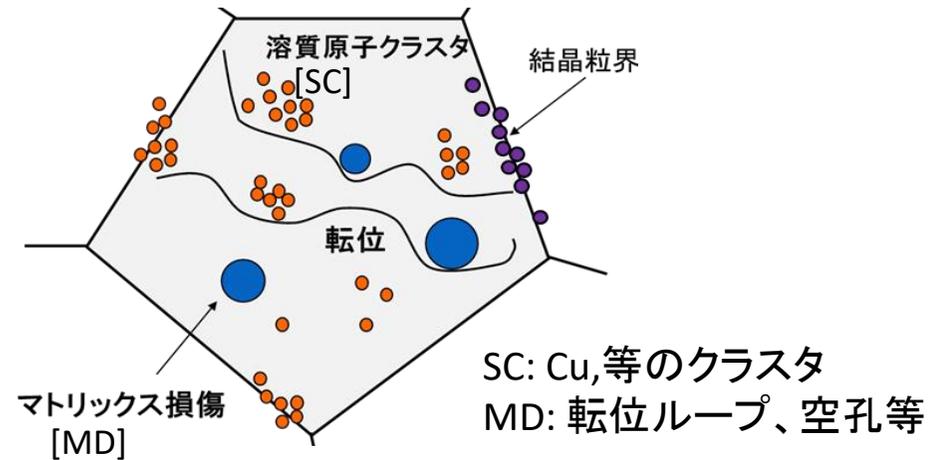
- 重回帰分析等により脆化因子を選定
- 材料の化学成分項[CF] × 中性子照射項[FF]  
(米:NRC RG1.99r2, 仏:FIS/FIM,, 米:WR-C(5)等)

### ○脆化メカニズムに基づく手法

- ミクロ組織変化と機械的特性の変化をモデル化
- 溶質原子クラスタ項[SC]+マトリックス損傷項[MD]  
(米:EONY, 日:JEAC4201-2007, 等)

## 国内外の脆化予測法で考慮されている脆化因子

	製造方法	照射量	照射速度	照射温度	Cu	Ni	P	Mn	Si
NRC R.G.1.99 R2	✓	✓			✓	✓			
ASTM E900-02	✓	✓		✓	✓	✓			
10CFR50.61a (EONY)	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
WR-C(5) Rev.1	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓	
FIS		✓			✓		✓		
JEAC4201-2007		✓	✓	✓	✓	✓			



ミクロ組織変化の模式図

目的: 照射脆化予測の精度(信頼性)向上のため継続的に実施すべき項目

- 監視試験等の測定誤差等の不確かさを考慮し、**過剰適合を回避して評価**
- 予測精度の向上のために**考慮すべき因子の解明**
- 予測精度の定量的把握

- データの測定誤差等の不確かさを考慮可能な**ベイズ統計**
- 過剰適合を避けた上で、既存の知見に依らずにデータの統計的特徴を分析可能な**機械学習**

➡ **ノンパラメトリックベイズ(BNP)法を用いた解析**

- 脆化に寄与する因子(中性子照射条件、化学成分等)を評価



マイクロ組織変化に及ぼす影響を分析  
(三次元アトムプローブを用いた溶質原子クラスタ観察)

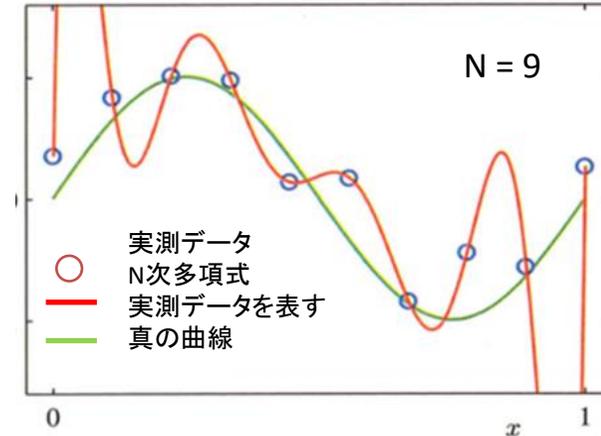
- 予測値の不確かさの定量評価

## ノンパラメトリックベイズ\*(BNP : Bayesian non-parametric)法

\*ノンパラメトリックとはパラメータが無いということではなく、予めパラメータを決めないという意

### 特徴

- 実測データ全体の確率分布を推定
  - ✓ 確率分布の重ね合わせで表現
  - ✓ 複数の因子が影響し合う実測データの複雑さを自動的に学習して確率分布の数と形状を推定
  - ✓ 学習する過程で過剰適合\*\*を回避可能
  - ✓ 事前にモデル式を決定しないため、入力変数の変更が比較的容易
  
- 確率分布を用いて、特定の条件に対応する計算値(最確値)と確信区間を定量的に推定



過剰適合の模式図\*\*

\*\*C. M. ビショップ、“パターン認識と機械学習 上 ベイズ理論による統計予測”、シュプリンガー・ジャパン(株)、(2007)

## 実測データ全体の確率分布を正規分布の和で表現

$p(\mathbf{D}|\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}) = \sum_{k=1}^{\infty} \pi_k N_k(\mathbf{D}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\sigma}_k)$

実測データ全体の確率分布

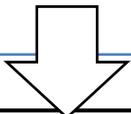
多変量正規分布 (中性子照射条件、化学成分、脆化量)

$\left( \sum_{k=1}^{\infty} \pi_k = 1, \int N_k(\mathbf{D}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\sigma}_k) d\mathbf{D} = 1 \right)$

混合比の和      各正規分布の確率密度の和

**D**: データ  
**N**: 確率分布  
**k**: 正規分布の数  
**μ**: 平均値,  
**σ**: 標準偏差 (分散共分散行列)  
**π**: 混合比

実測データを良く表すように、  
**μ, σ, k, π** を推定する。



## ベイズの定理を用いて推定

ベイズの定理では「結果の確率(分布)」から「原因の確率(分布)」を求めることができる

$$P(\theta|D) \propto P(D|\theta)P(\theta)$$

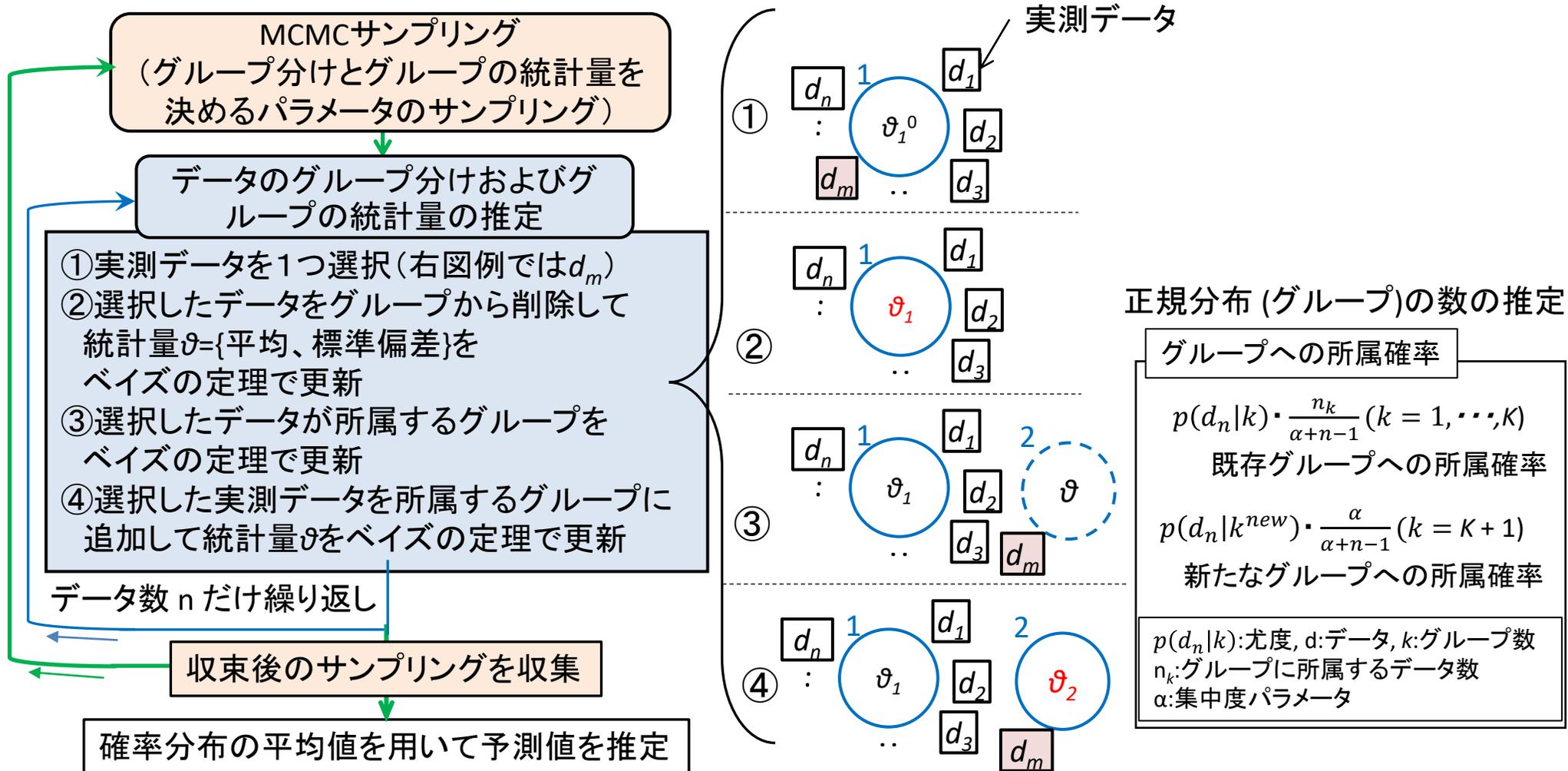
$P(\theta|D)$ : 答えとして求めたい確率分布 (事後分布)

$P(\theta)$ : 主観的に与える確率分布 (事前分布)

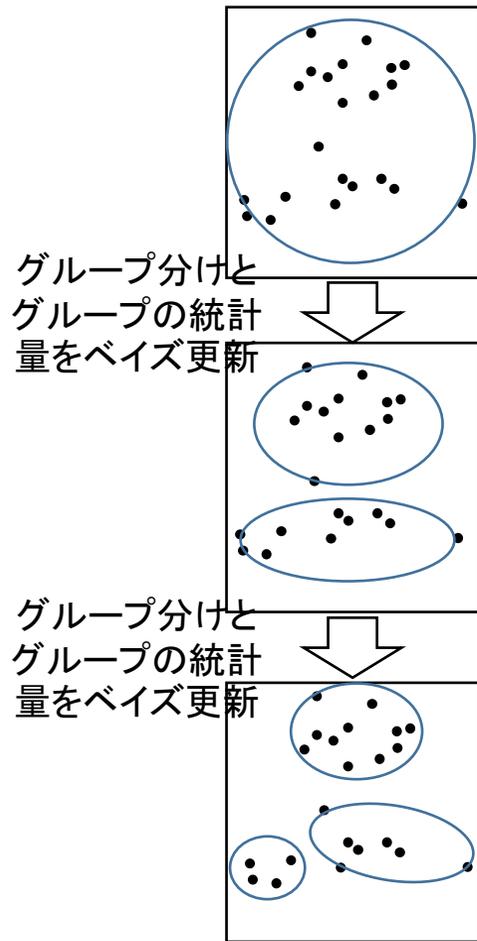
$P(D|\theta)$ : 尤度 (与えた確率分布からデータが得られる確率)

- 確率分布は複雑で直接は計算できないため、モンテカルロ(MC)法を用いて推定

- 実測データ全体の確率分布を良く表すように、各実測データを統計的に似ている幾つかのグループに分け、各グループの統計量(平均、標準偏差)を推定する。
- グループ分けおよびグループの統計量を決定するパラメータは、マルコフ連鎖モンテカルロ(MCMC)サンプリングにより逐次更新し、収束するまで繰り返し、収束後のサンプリングを予測値の推定に用いる。

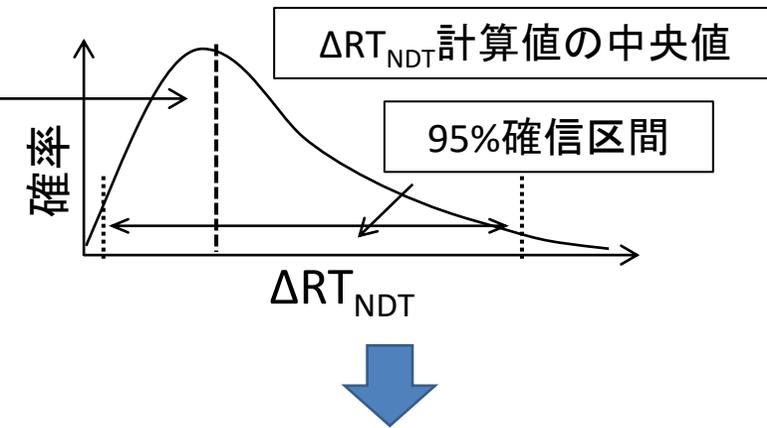
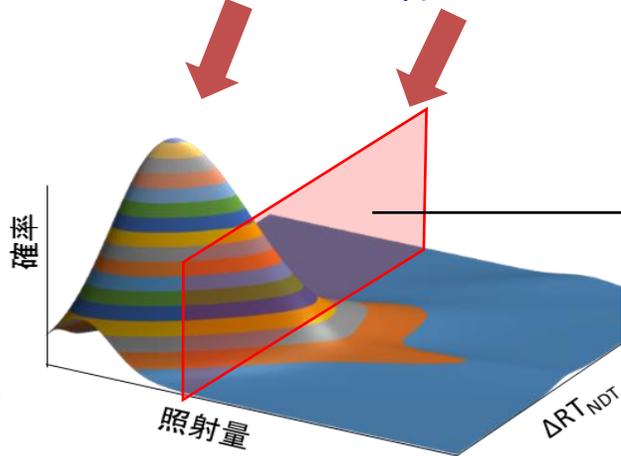
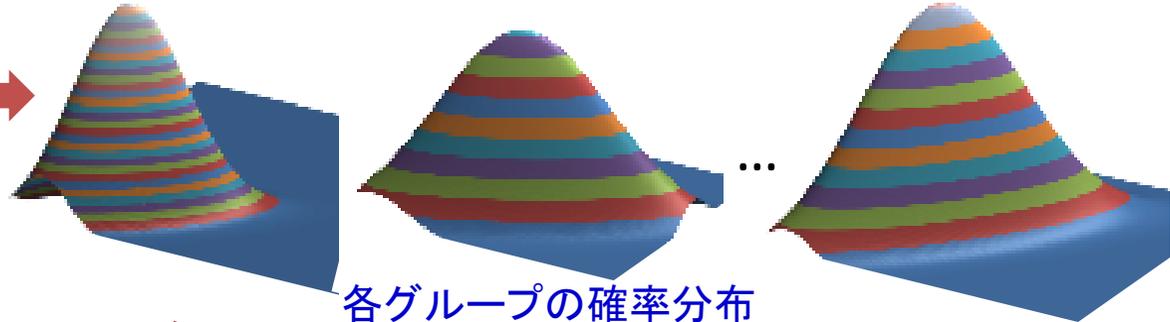


## グループ分けの模式図(2次元)



確率分布の模式図(2次元:照射量- $\Delta RT_{NDT}$ )

グループ1      グループ2      ...      グループk



評価したい条件に対応する関連温度移行量( $\Delta RT_{NDT}$ )の中央値と95%確信区間を推定

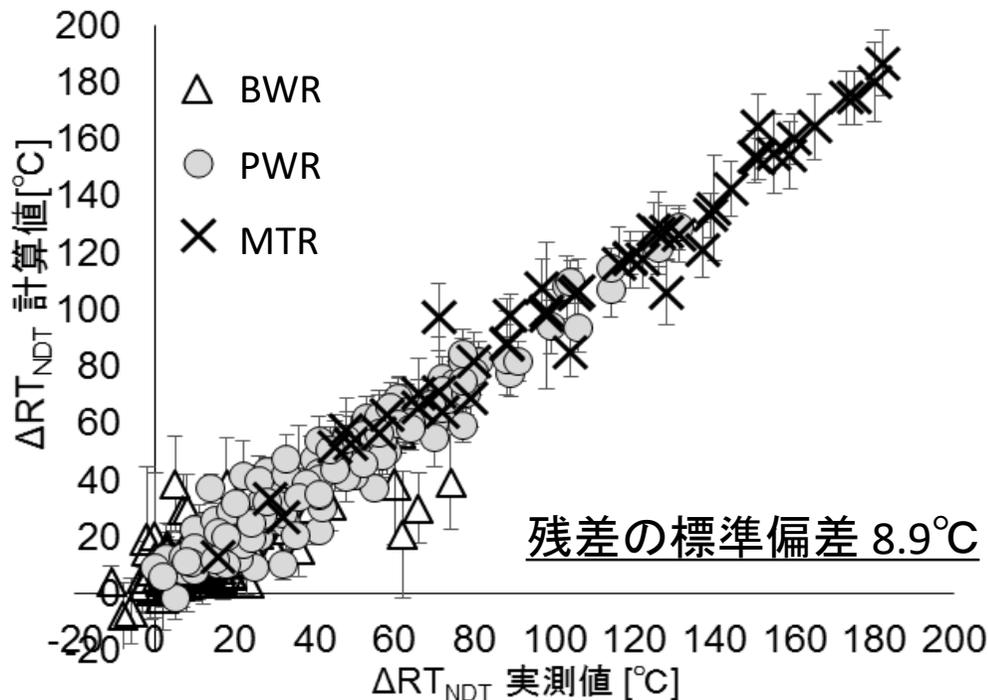
## 解析対象データ BWR + PWR + 国内材料の試験炉(MTR)照射(公開データ)

入力変数の候補

中性子照射条件: Fluence, Flux, (温度)\*

化学成分: Cu, Ni, P, Mn, Si

\*試解析の結果、照射温度は解析が収束し難いため、  
入力変数としていない



ΔRT<sub>NDT</sub> 計算値と実測値の関係\*

- 実測データの数やばらつきに応じた確信区間を評価可能
- 予測精度(計算値と実測値の差の標準偏差)は国内予測法と同等かそれ以上

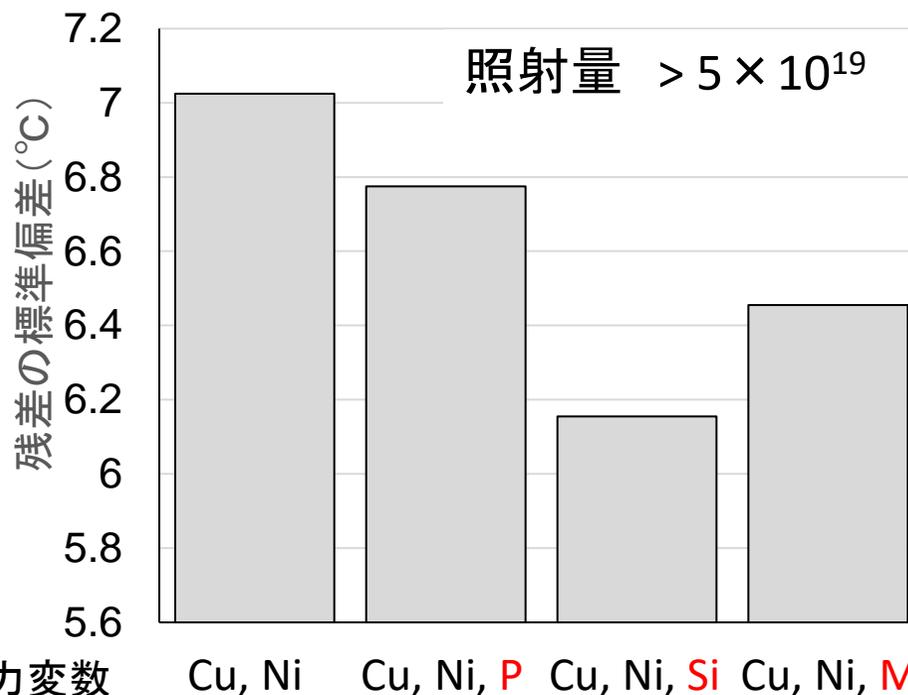
\* H. Takamizawa, et al., Journal of Nuclear Materials, 479, pp. 533-541, 2016

## 高照射量領域の脆化に寄与する化学成分の評価\*

(Cu, Ni以外の元素の影響を評価)

解析対象: 公開されているPWR監視試験データ

入力変数として、Fluence, Cu, Ni にP、Si、Mnのいずれかを加えて解析



各入力変数の組み合わせにおける残差の標準偏差

(高照射量領域(> 5 × 10<sup>19</sup> n/cm<sup>2</sup>))

Siを入力変数に加えることで高照射量領域の予測性が向上

\*H. Takamizawa et al., 2016 ASME PVP Conference, Vancouver, Canada, PVP2016-63822, 2016

- データの測定誤差等の不確かさを考慮可能な**ベイズ統計**と、過剰適合を避けた上で既存の知見に依らずにデータの統計的特徴を分析可能な**機械学習**を組合せたノンパラメトリックベイズ法を**材料劣化評価に初めて適用**
- 実測データの数やばらつきに従って $\Delta RT_{NDT}$  および確信区間を推定可能
- 国内の脆化予測法と同等の予測精度を有することを確認
- **脆化予測精度向上に寄与する可能性のある因子(Si含有量)を解明**