

リスク部会セッション

リスク評価におけるベイズ手法活用について
Basian Approach to Risk Assessment

(3) ベイズ手法を用いた機器フラジリティ評価

(3) Bayesian Approach for Fragility Estimation

*高田 孝¹¹ 東京大学

1. はじめに

定量的なリスク評価は、原子力施設の特性と脆弱性を定量的に把握する有効な方法として、事業者の自主的な安全性向上活動、及び、その評価の届出・確認、2020年度に導入を予定している新検査制度での指標などに活用されつつある。我が国では、電中研 NRRC、産業界、JAEA、大学などで鋭意、最新の手法やデータに関する調査や研究開発が継続的に実施されているが、定量的リスク評価の有用性・進展性を鑑み、その評価技術を国際的に最新、最適のものを目指して開発・整備することを継続して行っていくことが必要である。

定量的なリスク評価においては、様々なパラメータを利用するが、パラメータ算出において十分なデータを集められないケースが存在する。データ数が少ない場合のパラメータの確からしさを高める手段としてベイズ手法の適用が多様な分野で検討されている。本報では、機器フラジリティ評価におけるベイズ手法の適用について概説する。

2. 機器フラジリティ

フラジリティとは、「与えられた作用レベルに対して、建物・構築物、土木構造物及び機器・配管系が損傷する度合い」[1]であり、フラジリティ曲線は、作用レベル（応答）が損傷（耐力）を超える条件付の確率（図1）として以下の式で表される[2]。

$$F(\alpha) = \int_0^{\infty} f_s(x_R) \left(\int_{x_R}^{\infty} f_R(\alpha, x_R) dx \right) dx_R = \int_0^{\infty} f_R(\alpha, x_R) \left(\int_0^{x_R} f_s(x) dx \right) dx_R \quad (1)$$

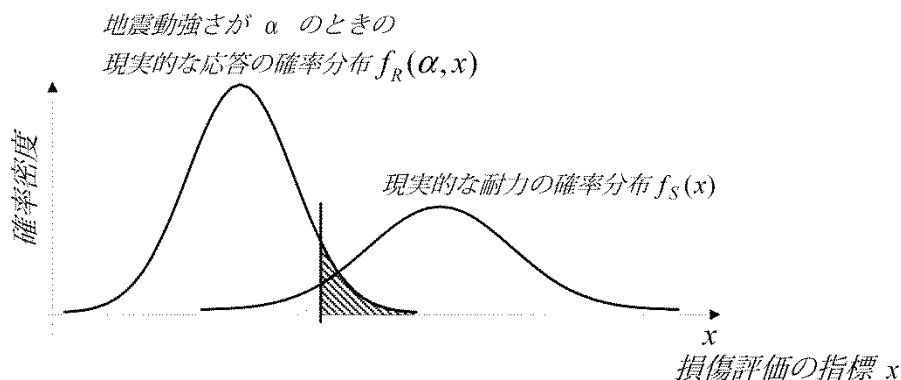


図1 フラジリティ評価イメージ[2]

ここで f_s および f_R はそれぞれ応力および耐力の確率密度関数であり、 x は評価指標（加速度等）である。具体的な算出方法としては、現実的耐力と現実的応答を用いるもの、現実的耐力と応答係数を用いるものならびに耐力係数と応答係数を用いる方法がある[2]。ここで「現実的」は確率量として表されていることを意味する。例えば、耐力係数と応答係数を用いた場合、地震（地動最大化速度, PGA）に対するフラジリティ曲線は以下となる。

$$F(\alpha) = \Phi \left[\frac{\ln(\alpha / A_m) + \Phi^{-1} \beta_U}{\beta_R} \right] \quad (2)$$

ここで Φ は標準正規確率分布関数を、 A_m は耐力の中央値を現し、 β_U, β_R はそれぞれ認識論的不確実さならびに偶然的な不確実さに対する対数標準偏差である。

3. フラジリティとベイズ手法

フラジリティ評価においては、応答および耐力それぞれに不確実さがあり、新しい情報を反映しより現実的で不確実さを低減させることが可能なベイズ手法の適用は有効となる。例えば地震フラジリティの場合、新たな地震による具体的な機器の損傷や加振実験による機器の評価など、応答が固定された条件での耐力に関するデータの蓄積が可能であり、応答に関する不確実さの低減に有効となる。一例として、(3)式に示す耐力の確率密度関数に対し、事前分布（条件）として、 $A_m=2.0g, \beta_U=0.4$ を与え、加震条件 2.0g で機器が損傷した実験結果をエビデンスとしたベイズ更新例を図 2 に示す。ここで β_U は耐力に関する不確実さである。

$$f(C) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\beta_U C} \exp\left[-\frac{1}{2}\left\{\frac{\ln(C/A_m)}{\beta_U}\right\}^2\right] \quad (3)$$

ベイズ更新では、モンテカルロ法を用いたサンプリングを用いる場合が多く、この結果事後分布は必ずしも(3)式と同様な形とならない。そこで、評価結果について A: 5%分位点および中央値、B: 5%分位点および95%分位点、C: 平均値および分散、D: 最尤法を用いた関数化を行っている。

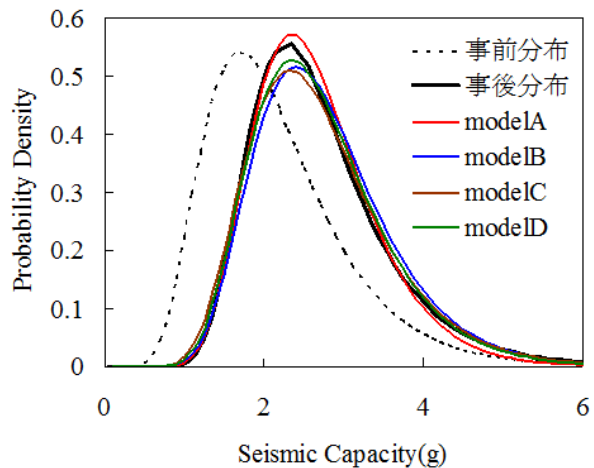


図 2 耐力のベイズ更新例

フラジリティ評価でのベイズ更新における一つの課題として、評価結果を関数等で近似する場合の最適化が挙げられる。図 2 に示すようにグラフだけでは判断が難しい。加藤等[3]はこの判断基準に対しカルバック-ライブラ (K-L) 情報量基準を元に平均対数尤度の最大化を提案した。図 2 における各モデルの平均対数尤度を示す。

表 1 各モデルの平均対数尤度

	平均対数尤度
model A	-1.197
model B	-1.193
model C	-1.192
model D	-1.190

表 1 に示すように、情報量基準としては model A が最も悪い。図 2 に示すように、model A は最大値までの傾向は他のモデルに比べ最も良いが、それ以降でのずれが大きく情報量基準としてのバランスが悪い状態となっている。今後これらの情報量基準が、どの程度の信頼性を有するか検証する必要はあるものの、近似の妥当性に関する指標はより合理的なモデルの選択に不可欠であるといえる。

4. より合理的なデータの取得について

フラジリティ評価のベイズ手法を用いた不確実さ低減において、エビデンスとなる実験量情報は重要と

なる。従来、実験における役割は機器の損傷限界の確認に主眼が置かれることが多いが、ベイズ手法への適用を前提とする場合、必ずしもこれまでの実験の考え方が最適とはならない。そこで加震条件をパラメータとし、実験を1回実施しその結果が損傷した場合と損傷しなかった場合におけるベイズ更新への影響の変化を見ることで、その加震条件での実験の重要度について検討を行った。この場合、実験時の損傷の有無による差が重要となるため、情報エントロピー（ $-1 \times$ 対数尤度の期待値）を情報量基準とし[4]、耐力の不確かさ（ β_u ）の変化幅との比較を行った（図3）。

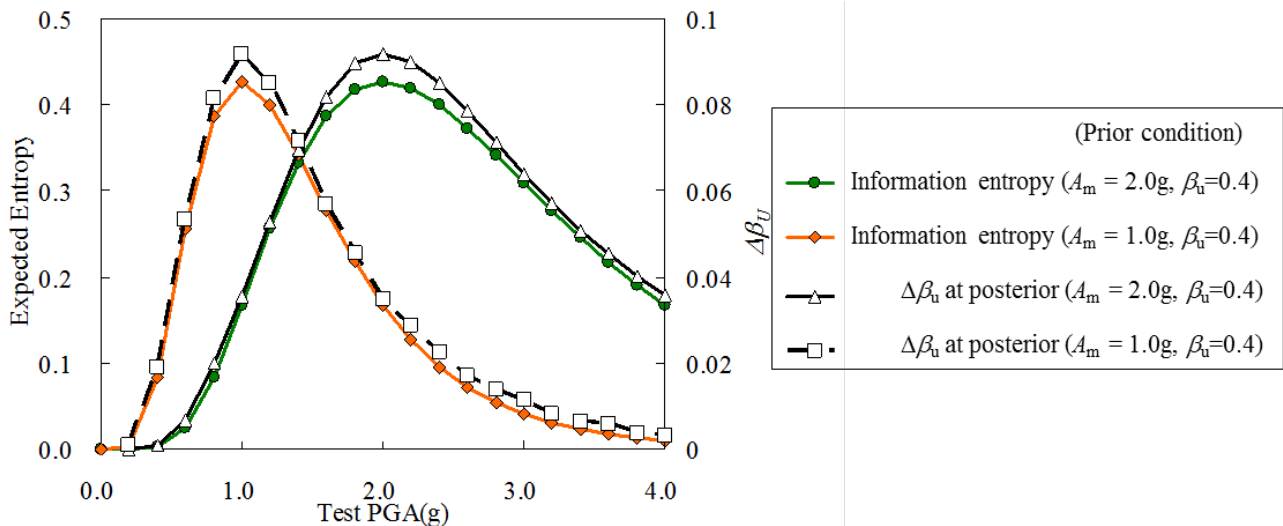


図3 情報エントロピーと不確かさ変化との関係

図3に示すように、事前条件での中央値（ A_m ）付近での実験が最も不確かさの変化幅が大きく、実施する実験としての重要度が高い。ほぼ同じ傾向が情報エントロピーで得られており、実験重要度の指標として有効であると考えられる。

5. おわりに

フラジリティ評価におけるベイズ手法の適用に関し、地震フラジリティにおける耐力の確率密度関数への適用について概説した。ベイズ手法の活用は有効であるが、更新後の確率分布を既存手法に適用するためには関数の近似が必要であり、定量的な評価基準の確立が今後の課題であると考えられる。また、ベイズ手法における新たな情報として用いられる実験研究についても、フラジリティをより現実的で不確かさを低減させる観点での条件選定が重要であり、既存の情報（確率密度関数等）をもとにより効果的な実験を選定するための情報量基準の確立が同様に今後の課題になると考えられる。

参考文献

- [1] 日本原子力学会、”断層変位に対するリスク評価と工学的な対応策”，2017.
- [2] 日本原子力学会標準委員会, AESJ-SC-P006:2015, 2015.
- [3] 加藤他, 原学会 2009 年秋の大会, E34, 2009.
- [4] M. Kato, et al., NTHAS6, N6P1036, Okinawa, Japan, Nov. 24-27, 2008.

*Takashi Takata¹

¹Univ. of Tokyo