

分置

ベイズ推論に基づく原子力機器の
地震時損傷度評価に関する研究

1994年2月

動力炉・核燃料開発事業団
大洗工学センター

複製又はこの資料の入手については、下記にお問い合わせください。

〒311-13 茨城県東茨城郡大洗町成田町4002

動力炉・核燃料開発事業団

大洗工学センター システム開発推進部・技術管理室

Enquires about copyright and reproduction should be addressed to: Technology Management Section O-arai Engineering Center, Power Reactor and Nuclear Fuel Development Corporation 4002 Narita-cho, O-arai-machi, Higashi-Ibaraki, Ibaraki-ken, 311-13, Japan

動力炉・核燃料開発事業団 (Power Reactor and Nuclear Fuel Development Corporation)

ベイズ推論に基づく原子力機器の地震時損傷度評価に関する研究

要旨

山口 彰⁽¹⁾

原子力プラントの地震に関する確率論的安全性評価 (P S A) においては、機器やシステムの地震時の損傷確率とその不確定性を効率よく定量化することが大切であり、利用できる様々な情報を組み合わせて損傷度評価を行うこととしている。これらの情報を損傷度評価に反映させる方法として、本研究ではベイズ推論を提案した。

ベイズ推論に利用できる追加情報は、(1)実際に発生した大地震時の機器の挙動データ、(2)機器損傷度評価の専門家の工学的判断、(3)振動台試験データである。アップデートされる事前損傷度は、過去の地震P S A研究で評価されたGenericな損傷度とした。一般に地震時の機器の挙動データや振動台試験データは機器の強度の中央値よりも小さい領域に限定されているが、損傷度曲線のテイルを改善するのに有効であり、モデル化の不確定性を大幅に低減することにより、年間損傷発生頻度の低減に寄与することが示された。ベイズ法による損傷度の改善に用いる情報の価値を定量化するためにエントロピーの考え方を導入した。ベイズ流アプローチとエントロピーを組み合わせると適用すれば、損傷度評価に有用な試験を計画することができる。

安全目標と関連させた合理的な安全設計を達成するには、地震P S Aの結果を有効に活用することが大切である。しかし、地震P S Aから得られる知見は評価の不確定性に影響されるため、炉心損傷発生頻度の観点から重要と判断される機器に関しては、機器固有の解析や試験による不確定性の低減が必要である。このような理由から、損傷度評価に関する情報の取得とベイズ推論の活用が望まれる。

(1) 大洗工学センター安全工学部原子炉工学室

Seismic Fragility Evaluation of Nuclear Power Plants Based on Bayesian Inference

Akira Yamaguchi*

Abstract

Seismic fragilities of equipment and systems are evaluated in a seismic probabilistic safety analysis (PSA). The seismic fragility is defined as the failure probability and its uncertainty at various ground acceleration levels. One evaluates the seismic fragility efficiently by making most use of available information in the seismic PSA. This study is related to a Bayesian inference method to reflect the information to the seismic fragility evaluation.

Information that can be used in the Bayesian inference is (1) seismic experience data, (2) expert judgment on the seismic fragility, (3) seismic test data. The generic fragility database was used as the prior fragility that was to be updated. The acceleration level of the seismic experience and test data is much lower than the median value of the seismic capacity level of equipment. However, it is useful to cut down the lower tail of the fragility curves thus the modeling uncertainty. As the results, it has been found that the annual frequency of failure that is calculated by the convolution of the fragility with seismic hazard curves is reduced considerably. Furthermore, the author has proposed the concept of entropy to quantify the value of the information used in the Bayesian inference. The combined use of the Bayesian inference and the entropy is a useful method to propose a cost-effective seismic test for the fragility evaluation.

Findings obtained from the seismic PSA are taken into consideration in achieving more reasonable safety design. It should be noted that the findings are strongly affected by the uncertainty. Hence the reduction is necessary of the uncertainty of the contributive equipment from the viewpoint of seismic safety. Specific analysis and test of the contributive equipment is an effective way of reducing the uncertainty.

* Reactor Engineering Section, O-arai Engineering Center

目 次

図表リスト

1. 序 論	1
2. 損傷度モデルとその不確定性	2
2. 1 損傷確率モデル	2
2. 2 ランダムな不確定性とモデル化の不確定性	4
2. 3 損傷度の改善	5
3. ベイズ推論による損傷度の改善	7
3. 1 ベイズ推論	7
3. 2 損傷度パラメータの推定	9
3. 3 情報の価値とエントロピー	9
3. 4 年間損傷発生頻度	11
4. ベイズ推論の利用	12
4. 1 損傷確率の事前分布	12
4. 2 過去の地震経験の利用	12
4. 3 専門家の判断の利用	13
4. 4 振動台試験データの利用	14
5. 損傷度改善に関する考察	15
5. 1 損傷度の改善方策	15
5. 2 固有損傷度とGeneric損傷度	16
5. 3 エントロピーの一般的性質	17
5. 4 加振試験計画への反映	18
6. 結 論	20
7. 参考文献	21
付録1 BAYESプログラム入力データマニュアル	37
付録2 VALUEプログラム入力データマニュアル	43

図 表 リ ス ト

表 1	ベイズ共役な分布と尤度関数の組み合わせ	34
表 2	過去に発生した地震情報とそのエントロピー	35
表 3	過去に発生した地震情報を用いたときの損傷確率パラメータ	35
表 4	各手法で評価された年間損傷発生頻度	35
表 5	低電圧スイッチギアの事前及び事後損傷確率パラメータ	36
表 6	低電圧スイッチギアの振動台試験結果	36
表 7	低電圧スイッチギアの事前及び事後損傷確率パラメータ	36
図 1 - 1	機器の強度の確率密度 (強度 C が確定値の場合)	22
図 1 - 2	機器の損傷確率曲線 (強度 C が確定値の場合)	22
図 2 - 1	機器の強度の確率密度関数 (強度 C が確率変数の場合)	23
図 2 - 2	機器の損傷確率曲線 (強度 C が確率変数の場合)	23
図 3	合成損傷確率曲線	24
図 4	損傷確率曲線の改善	24
図 5	ベイズ法による機器損傷度のアップデート (事前確率と事後確率の比)	25
図 6	加振試験結果により求められたリレーパネルの損傷確率曲線	26
図 7	Generic 損傷確率データによるリレーパネルの損傷確率曲線	26
図 8	試験加速度、試験機器数とエントロピー期待値の関係 ($A_m = 2 \text{ g}$)	27
図 9	試験加速度、試験機器数と対数尤度期待値の関係 ($A_m = 2 \text{ g}$)	27
図 10	試験機器数とエントロピー期待値の関係 ($A_m = 2 \text{ g}$)	28
図 11	試験加速度、試験機器数と対数尤度期待値の関係 ($A_m = 2 \text{ g}$)	28
図 12	事前損傷度曲線	29
図 13	事後損傷度曲線 (2 g で 1 機器試験、損傷なし: Case 1)	29
図 14	事後損傷度曲線 (1,282 g で 4 機器試験、損傷なし: Case 2)	30
図 15	年間損傷確率の比較	30
図 16	試験加速度、試験機器数とエントロピーの期待値 (試験荷重を規格化)	31
図 17	ベイズ推定による機器強度の確率密度関数の改善	31
図 18	ベイズ推定の事後分布と事前分布の比	32
図 19	ベイズ推定による損傷確率曲線の改善	32
図 20	エントロピーが等しい二種類の試験での事前分布と事後分布の比	33
図 21	ベイズ推論による年間損傷発生頻度の低減効果	33

1. 序論

原子力プラントの地震に関する確率論的リスク評価（地震P S A）[1-2]においては、機器やシステムの地震時の損傷確率とその不確定性が、さまざまな地震荷重レベルごとに評価される。さらに、地震時のシステムモデルを作成して機器やシステムの損傷確率と組み合わせることにより、プラントレベルでの損傷確率曲線を定量化できる。また、別途、評価されるサイト固有の地震ハザード曲線と、プラントレベルの損傷確率曲線から、プラントレベルの年間損傷発生頻度を求めることができ、これは、炉心損傷の年間発生頻度に相当する[3]。ここに述べた、各地震荷重レベルにおける損傷確率曲線は損傷度（Fragility）と定義される。損傷度を数値的に表現するために確率分布関数が用いられるので、それを損傷度モデルと呼ぶこととする。

ところで、原子力プラントは巨大システムであり、そのシステムモデルには膨大な数の機器が含まれている。そこで、地震P S Aにおいては、各機器の損傷度を効率よく定量化することが大切であり、利用できる様々な情報を組み合わせて損傷度評価を行うこととしている。そのような情報としては、これまでに実施された地震P S A研究の成果、過去に発生した大地震時の機器の挙動に関するデータ、振動台試験のデータ等がある。

これらの様々な情報を損傷度評価に反映させる方法として、本研究ではベイズ推論を提案する。ベイズ推論はベイズの定理[4]に基づいて、主観的な判断を、尤度関数の形で表現した経験的なデータと結合させて、主観的な判断を改善していく方法の定式化を与える手法である。ここでは、ベイズ流の推論手法を用いて、地震時の機器の損傷度モデルを、各種追加情報を反映させて改訂していく方法を示す。また、本手法を原子力機器に適用した具体例も併せて示す。

地震P S Aにより、システムあるいはプラントレベルの損傷の年間発生頻度が定量化され、それに対する寄与の大きい機器が同定された後に、必要に応じて、新たに振動台試験を計画することも検討すべきであろう。そのためには、いくつかの機器をどの程度の加速度で加振すればここでの目的（損傷度モデルを改善すること）を達成できるかを明らかにする必要がある。そこで、情報の価値を定量化するために、情報量統計学で使われるエントロピーの概念[5]を導入する。エントロピーをその指標として用いることによって、有益な加振試験計画を提案できることを示す。

最後に、本研究で開発した一連の手順を実施する解析コードも開発したので、その入力マニュアルを付録に添付する。

2. 損傷度モデルとその不確定性

2.1 損傷度モデル

地震 P S A において、各機器やシステムの損傷度は二重対数正規分布で表現されることが多く、それは、ある地震が発生したときの条件付き損傷確率とその不確定幅を記述する。これは二重対数正規損傷度モデルと呼ぶことができよう。損傷度モデルでは、いわゆるランダムな不確定性 β_R とモデル化の不確定性 β_U 、それに、メディアン強度 A_m を加えた三つのパラメータが用いられる[3]。 A_m は、設計情報などに基づいて耐震解析や設計手法の裕度を定量化することによって求められる機器の強度である。

ある地震の強さを記述するパラメータをピーク基盤加速度(PGA)で表すものとする。PGAレベルに換算した強度が C の機器が、PGA= a の地震時に損傷する確率密度を対数正規分布で表すことができるものと仮定する。

$$f(a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\beta_R a} \exp\left(-\left(\frac{\ln(a/C)}{\beta_R}\right)^2\right) \quad (1)$$

この場合には、地震の強さ a も機器の強度 C も与えられているからモデル化の不確定性 β_U を考慮する必要は無く、ランダムな不確定性 β_R が(1)式の対数標準偏差となる。PGA= a の地震が発生したときの条件付き損傷確率 $F(a)$ は、(1)式の累積確率で表される。

$$F(a) = \int_{-\infty}^a f(a) da = \Phi\left[\frac{\ln(a/C)}{\beta_R}\right] \quad (2)$$

このように、 C がばらつきを持たない定数であれば $F(a)$ は確定的な関数である。図1-1と図1-2にこのような状況を示す。図1-1は機器の強度 C が確定値 A_m であることを示している。図1-2はこのときの a と $F(a)$ の関係を示す。このような状況ではPGAが決れば機器の損傷確率を確定的に知ることができる。

ところが、ある機器の損傷確率が確定値として求められたとしても、PGA= a の地震時にその機器が損傷するか否かまでを確定的に予測することはできない。古典統計的な考え方では、ある加速度レベルに関して、多くの機器の試験を行えば、そのうちの破損する機器の数はポアソン分布に従い、十分に大きな数の試験を行

えばその損傷機器の割合はある一定値 $F(a)$ に近づかずである。従って、いくつかの加速度レベルで統計的に求められた機器の損傷確率 $F(a)$ から、(1)式のパラメータ C と β_R を最尤法により評価することができる。損傷確率評価の統計誤差は母集団が大きくなるにつれて小さくなる。この考え方には工学的判断の入り込む余地はなく、統計的処理により評価された損傷確率が真値であると理解する。

極端な例を考えれば、(2)式において β_R が0であれば、 $a > C$ において $F(a)=1$ 、 $a < C$ において $F(a)=0$ となる。すなわち、図1-2に示されるように、 β_R も0の場合にはその機器が損傷するか否かをも確定的に知ることができる。しかし、 $PGA=a$ の地震にも、様々な周波数成分、方向性があり、また機器の材料物性値にはランダムなばらつきがあつて、ある特定の地震時にその機器が損傷するか否かは実際に確かめてみなければ分からない。このような不確定性が β_R として分類され、これを0とすることは実際的には不可能であるとされる。

さて、一般に、我々は完全な情報を持っているわけではないので、ある加速度における損傷確率を確定的に予測することはできない。それは図1-2の損傷確率曲線がある幅をもっていることを意味する。そこで図2-1に示されるように機器の強度の確率密度関数を定義して確率変数として捉えることが必然である。機器の強度は多くの確率パラメータによって支配され、それは対数正規分布に従うと仮定する。

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

すると損傷確率は図2-2に示されるようにある不確定幅をもった損傷確率曲線群で表現される。図2-2の曲線群の傾きは β_R を、曲線群の幅が β_U を反映している。

(3)式と(2)式から損傷確率モデルは次式で表される。

$$F(a, Q) = \Phi\left[\frac{1}{\beta_R} \left\{\ln\left(\frac{a}{A_m}\right) + \beta_U \Phi^{-1}(Q)\right\}\right] \quad (4)$$

ここで Q は強度に関する確信度であり、次式により C と関係づけられる。

$$Q = \int_0^C f(C) dC = \Phi\left[\frac{\ln(C/A_m)}{\beta_U}\right] \quad (5)$$

(4)式の意味するところは、図2-2に示される損傷確率曲線群の中で、確信度 Q の曲線を用いたときの損傷確率である。

2.2 ランダムな不確定性とモデル化の不確定性

ここで、ランダムな不確定性 β_R とモデル化の不確定性 β_U の意味あいを明確にしておく。機器の強度と地震の強さが同じパラメータで決定論的に記述されれば、ある地震が発生したときに機器が損傷するか否かを確定的に予測できる。 β_R も β_U も0である場合がこれに相当する。しかし、全く同じように製作した機器であってもあるものは壊れたり、またあるものは壊れなかったりすることはしばしば観察される。このような一見ランダムと思われる損傷挙動を支配するものはランダムな不確定性 β_R である。すなわち、 β_U が0であれば、ある地震が発生したとの条件付きの機器の損傷確率の確定値を知ることができるが、その機器が損傷するか否かを予測することはできない。

一方、ある機器の強度や地震の強さを決めるときには何らかの工学的判断が導入されていることが多い。例えば保守的な解析条件や解析モデルを用いて設計を行う場合などもその一例である。その結果としての、機器の強度に関するばらつきを表現する不確定性が、モデル化の不確定性 β_U である。ここで注意すべき点は、(3)式から分かるように、 β_U は機器の強度のばらつきを表す対数標準偏差であるが、 β_U には地震の強さに関するモデル化の不確定性も含まれている点である。その理由は機器の強度と地震動の強さで同じパラメータ（ここではPGAを用いている）を使用するという手順には、地震動の強さのモデル化の不確定性が含まれているからである。

Kennedy等[6]によれば、 β_R は、さらに詳細な評価やより多くのデータ収集を行うことによっても低減できない安全係数のばらつきであり、(1)地震動の時刻歴のばらつきや構造物の応答のばらつきで、地震動がPGAという一つのパラメータのみで表現されていることによるもの、(2)強度や非弾性エネルギー吸収係数、減衰に関係する構造材料特性に関するばらつきが含まれる。一方、 β_U は(1)強度や非弾性エネルギー吸収係数、減衰に関係する構造材料特性の知識不足、(2)構造物の近似モデルを用いている事や、質量や剛性の表現の不正確さによる応答計算の誤差、(3)機器の損傷確率レベルや強度、応答に関する完全なプラント固有のデータを得る代りに工学的判断を用いることの不確定性である。従って β_U は現状の技術レベルを反映しており、解析や試験、研究の進展によって将来には低減し得るものである。しかし、ランダムな不確定性と言われているものも、技術の進歩によってそのメカニズムが解明されればモデル化の不確定性に分類される可能

性もある。従って、両者の区別は普遍的なものではない。

いくつかのランダムな不確定性の例を挙げる。ある機器が、PGAが等しい複数の地震を経験したとする。その場合にもある地震では損傷がなかったり、また、他の地震では損傷したりということがある。それは、二つの地震動の周波数成分や最大の加速度が生じる方向や継続時間などが異なっているためである。Holman等[7]はモーターコントロールセンターやリレーの振動試験を実施した。その結果、GE社のあるリレーは振動台上でのゼロ周期加速度(ZPA)が2.4g、リレー設置部の局所ZPA=5.2g、局所的なピークスペクトル加速度が15g(5Hz)での試験でチャタリングを起こさなかった。ところが、同一のリレーをより小さい荷重(ZPAが2.1g、リレー設置部の局所ZPA=4.1g、局所的なピークスペクトル加速度が15g(5Hz))で試験したところチャタリングを起こした。このことは、(1)のランダムな不確定性で説明されると考えられる。

別の例として、ある地震時に全く同じ仕様で作られた複数の機器が同じ場所に同一方向に並べて設置されていると想定する。この場合に、そのうちの一機器のみが損傷するということはしばしば起こり得る。振動台の上に同様に複数の機器をおいて同時に試験を行ってもそれらの全てが同時に損傷することは考え難い。PGA=0.55gと観測されている1985年のメキシコ地震で、ある工場の電気建屋(二階建)の二階に設置されていた同一メーカーの12台のモーターコントロールセンターのうち3台のみがアンカーボルト引き抜きにより転倒した[8]。この場合には、地震入力と設計仕様は同じであると考えられることから、明らかに(2)のランダムな不確定性の例である。

2.3 損傷度の改善

多くの工学的問題では解析者は主観的ともいえる工学的判断により注目するパラメータの確からしさに関する事前分布を持っており、それを改訂すべく新たな情報の入手を図る。しかしながら、その主観的判断の取り扱い方に関しては、古典統計的アプローチとベイズ流のアプローチは異なっている。古典統計では、主観的判断に依らずに統計データのみを用い、最尤法によりパラメータを決定する。その結果、図1-2のような損傷確率曲線を得る。しかしながら、統計データは中央曲線の周囲にばらついており、必ずしも対数正規分布曲線に適合するとは限らない。この統計データから推定されるばらつきは、モデル化の不確定性ともランダムな不確定性とも区別のつかないものである。そこで両者の自乗和の平方根を合成不確定性 β_c として次式で定義する。

$$\beta_C = \sqrt{\beta_R^2 + \beta_U^2} \quad (6)$$

β_C を用いれば(4)式に相当する損傷確率は

$$F(a) = \Phi \left[\frac{\ln(a/A_m)}{\beta_C} \right] \quad (7)$$

で与えられる。図2-2に示す損傷確率曲線に対応する合成損傷確率曲線を図3に点線で示す。統計データから求められたばらつきは、 β_C に相当するものであろうと考えられる。

ベイズ流の方法では、主観的な判断も観測データも尊重する。予測した損傷確率（主観的な判断）が、正しくないかも知れないことを観測データによって改善していく、あるいは正しいかも知れないことを観測データで補強していくので、2.2節に述べた改善する余地のないランダムな不確定性と、修正されるべきモデル化の不確定性を区別しておく必要がある。

さて、新たな情報を入手したときに損傷度をどのように改善していけば良いのであろうか。図4に損傷度を改善する方法の例を示す。機器の強度を A_m 、不確定性を β_C とすると、実線で示される損傷確率曲線となる。すると、加速度 a_0 で試験を行った場合には損傷確率は P_0 となる筈である。ところが実際に試験をしてみると、損傷確率は P_1 であったとする。このとき古典統計的アプローチに従えば、損傷確率曲線を修正するには、強度の中央値 A_m を修正するか、不確定性 β_C を修正するか（あるいはその両方）が可能である。いずれにせよ、どのような修正方法（どちらのパラメータをどれだけ修正するか）が最善かを判断することは困難である。

ベイズ流の考え方によれば、主観的な判断が修正される。定義によれば β_R は低減不可能なランダムな不確定性であるから、機器の強度の確率密度関数 $f(C)$ 、すなわち A_m と β_U が修正される。損傷確率曲線モデルでは、機器の強度の確率密度関数でモデル化の不確定性を考慮しているわけであるから、これはベイズ流の考え方と整合がとれている。すなわちベイズ流の方法では、強度の中央値 A_m も不確定性 β_C も両方とも修正される。そして、不確定性 β_C のうち、修正されるのはモデル化の不確定性 β_U に関する部分であることが明確になっている。さらにどの程度修正すべきかについてはベイズ式によって決定され、次章にて述べる。

3. ベイズ推論による損傷度の改善

3.1 ベイズ推論

ベイズの定理[4]は、主観的な判断（事前確率）と尤度関数の形で表現した経験データを結合させて、その主観的な判断を改善（事後確率）していくものである。定義により β_R は試験によって改善され得ない部分であるから、図2-1に示される強度の確率密度関数が修正される。問題はどのように修正するかであるが、ベイズ式

$$f(C|E)dC = \frac{f(C)L(E|C)dC}{\int_0^{\infty} f(C)L(E|C)dC} \quad (8)$$

によりその方法は与えられる。ここに $f(C)$ は機器強度の事前確率密度関数であり(3)式で与えられる。 E は追加情報であり、この場合には n 個の機器を加速度 a で試験をした結果 k 機器が損傷したという結果である。

$$E = (n, k, a) \quad (9)$$

L はその情報が生起する確率(尤度関数)であり、二項分布で与えられる。

$$L(E|C) = L(n, k, a|C) = \binom{n}{k} F(a)^k \{1 - F(a)\}^{n-k} \quad (10)$$

$f(C|E)$ は情報 E を得た後の機器強度の事後確率密度関数である。複数の情報があるときには、それらが互いに独立であるならば、個々の尤度関数の積で与えられる。

ここでベイズ共役な組み合わせについてふれておく。表1にはベイズ共役な確率分布の組み合わせを示す[4]。ベイズ共役な事前分布関数と尤度関数を用いれば事後分布関数も事前分布関数と同じ確率分布となる。従って、分布のパラメータを評価するなどにおいて便利である。しかしながら、ここで用いている対数正規分布はベイズ共役な尤度関数を持っていないので離散的な方法によらざるを得ない。

ベイズ共役な損傷度モデルを用いれば、ベイズ推論の結果から統計的パラメー

タを容易に求めることができる。しかし、二重対数正規分布モデルを用いた場合に、損傷度パラメータを必要とするならば何らかの方法で評価する必要がある。強度に関する確信度 Q を用いれば(5)式から

$$\Phi^{-1}(Q) = \frac{\ln(C/A_m)}{\beta_U} \quad (11)$$

となる。(11)式は確信度 Q の強度中央値は C であることを意味している。

ここで、(3)式で表される C を N 個の値に離散化して取り扱う。それぞれの C のサンプル C_i の重みを w_i とする。

$$w_i = f(C_i) dC \quad (12)$$

i 番目の強度のサンプル値 C_i に対応する確信度 Q_i は

$$Q_i = \sum_{k=1}^i w_k + \frac{w_i}{2} \quad (13)$$

である。(11)式より Q_i に対応する C_i は

$$C_i = A_m \exp(\beta_U \Phi^{-1}(Q_i)) \quad (14)$$

それぞれの C_i に対して、(2)式から $F(a)$ が計算される。その結果を用いて(10)式より尤度関数が計算される。すると(3)式と(10)式を(8)式に代入して、

$$f(C_i|E) dC = \frac{L(E|C_i) w_i}{\sum_{i=1}^N L(E|C_i) w_i} \quad (15)$$

により、強度の事後確率密度関数が評価される。事前分布においてそれぞれの C_i が同じ重み($=1/N$)を持つものとするれば

$$f(C_i) dC = 1/N \quad (16)$$

$$f(C_i|E)dC = \frac{L(E|C_i)/N}{\sum_{i=1}^N L(E|C_i)/N} \quad (17)$$

となる。

3.2 損傷確率パラメータの推定

前節で述べた手法により、離散的な事後損傷確率曲線は求められる。この離散的な事後損傷確率曲線を直接的に用いて年間損傷発生頻度を評価することも可能であるが、システムモデルに代入したりするためには二重対数正規分布モデルのパラメータを求めておくことが便利である。以下に損傷度モデルのパラメータを推定する方法を述べる。

事後確率分布(15)式はベイズ推論後の C_i の重みを与えるので、その結果を(13)式に代入すれば事後の Q_i を得る。(11)式は事後確率分布に関して成立する。(11)式を書き換えれば

$$\ln C = \beta_U \Phi^{-1}(Q) + \ln A_m \quad (18)$$

となる。 $\ln C$ と $\Phi^{-1}(Q)$ は線形関係にあるから、 i 個の組に対して最小自乗法を適用すれば β_U と A_m を求めることができる。

最小自乗法によれば、全ての加速度領域にわたって強度の分布関数を対数正規分布に適合させる。しかし、地震P S Aにおいて重要なのはHCLPF値 (High Confidence Low Probability of Failure)から A_m 周辺であることが多い。HCLPFとは破損確率が5%となるPGAの95%上限値であり、図2-2で示せば95%上限曲線上で損傷確率が0.05となる点である。そこで二点法を提案する。二点法では A_m とHCLPFの二点で損傷確率曲線と事後確率分布が一致するように β_U と A_m を求める方法である。まず、 $Q=0.5$ となる C を求め、それを A_m とする。次に $Q=0.95$ となる C を求めて、それを(18)式に代入すれば

$$\beta_U = \frac{1}{1.645} \ln(C/A_m) \quad (19)$$

により β_U が得られる。

3.3 情報の価値とエントロピー

損傷度の評価において取得する情報の価値を定量化することはきわめて興味深いことであり、かつコストのかかる詳細評価の実施を判断する上で有益な情報となる。また、加振試験を計画するためには、試験機器数 n と試験荷重 a を決定する必要がある、その根拠を与えるという意味でも有用である。

(9)式で表される情報が得られる加振試験を実施するものとする。機器の損傷確率の中央値は損傷度モデルの定義から、 $F(a)$ で与えられる。従って、ある試験結果が得られる尤度は(10)式で計算される。ここで、尤度の対数の符号を変えた次式を定義する。

$$V(n,k,a|C) \equiv -\ln(L) = -\ln\left[\binom{n}{k} F(a)^k \{1-F(a)\}^{n-k}\right] \quad (20)$$

V は尤度が1の時に0であり(高い発生頻度の事象が観測されても V は小さい)、尤度が0のときに無限大となる(低い発生頻度の事象が観察されれば V は大きい)単調関数である。すなわち、観測された事象の発生頻度に応じた情報の価値を表しており、ある試験結果の情報としての価値である。これは情報量統計学[5]の対数尤度に相当する。

情報の価値 V の期待値 H

$$H(n,a|C) = -\sum_{k=0}^n L_k \ln(L_k) \quad (21)$$

は全ての可能な試験結果に関する期待値であるから、試験を実施することの情報としての価値を表すものと言える。情報量統計学の分野ではエントロピーに相当する。ここに

$$L_k = L(n,k,a|C) \quad (22)$$

である。(20)式と(21)式の V と H は C が与えられたときの条件付きの値である。現実には、既に述べたように C は確定値ではなく、解析者の主観に基づく確率変数である。従って、解析者にとっては、 C が与えられたときの条件付きの V と H よりも、 C に関する V と H の期待値の方が意味がある。

$$\bar{H}(n,a) = \int_0^{\infty} Hf(C)dC \quad (23)$$

$$\bar{V}(n,k,a) = \int_0^{\infty} Vf(C)dC \quad (24)$$

(23)式は、機器の強度の確率密度関数が $f(C)$ であると考えている解析者にとっての、加速度 a で n 機器の試験を実施することの価値であり、エントロピーの期待値と呼ぶことにする。(24)式は、試験の結果、情報 $E(n,k,a)$ が取得されたことの価値であり、対数尤度の期待値と呼ぶことにする。

3.4 年間損傷発生頻度

損傷確率曲線と、サイトに固有の地震ハザード曲線の微分の積を積分すれば、年間損傷発生頻度を評価することができる。地震ハザード曲線は地震の強さを表すパラメータ (PGA) の関数として年間超過確率で表現される。地震ハザード曲線を $h(a)$ とすれば年間損傷確率 P_f は

$$P_f = - \int_0^{\infty} \frac{dh(a)}{da} F(a) da \quad (25)$$

で与えられ、離散確率分布法[9]により計算される。積分領域の上限値に関しては、発生しうる地震の強さには限界があるとの判断から、PGAの上限打ち切り値が設定され、それ以上の領域では超過確率を0とすることもある。その場合には、打ち切り値以上のPGAの地震による年間損傷確率に対する寄与はない。

ベイズ推論の結果の事後損傷確率曲線を用いて(25)式を計算するには、二通りの方法が可能である。一つはパラメトリックなアプローチである。ここでは、事後損傷度に対しても二重対数正規損傷度モデルが適用できると仮定する。二重対数正規分布のパラメータ (損傷度パラメータ) は最小自乗法もしくは二点法によって決定する。そのパラメータを持つ二重対数正規分布を、離散化して(25)式の数値積分を行う。他の一つはノンパラメトリックなアプローチである。ここでは、損傷確率パラメータを用いることなく、ベイズ推論の結果求められた離散的な事後確率分布を用いて数値積分を行う。

4. ベイズ推論の利用

4.1 損傷確率の事前分布

損傷確率の事前分布として利用できるものとしては、Genericな損傷度がある。これまでに20件以上の地震に関するP S A研究が実施されており、様々な機器に関して損傷確率曲線が定量化されている[10]。既往の地震P S A研究で得られた各機器カテゴリに関する損傷確率曲線の平均値や中央値をとるなどの方法によりGeneric損傷度を評価することが可能である。Generic損傷度は原子力プラントの各安全系機器カテゴリごとの相対的な強さの傾向を表すものといえる。Generic損傷度はプラントに固有の損傷度が用意されていない場合などに第一次近似として簡便にシステム解析を行うときに有用である[11]。

4.2 過去の地震経験の利用

計装ラックを例にして、過去の地震経験を利用してベイズ法を適用した例を示す。過去の地震経験を表2に示す。地震の規模が1.2gから0.6gまでの14地震、機器のインベントリは約50である。表2に示されるように全ての地震で機器の損傷（機能喪失）は見られなかった。 \bar{H} と \bar{V} も併せて示す。この場合には、 \bar{H} は地震の調査を行う価値であり、 \bar{V} は調査された損傷事例をベイズ推論で利用するに値するか否かの判断材料となる。12番目から14番目の3つの地震の \bar{V} は、全体の92%を占めている。このことは1番目から11番目の地震をベイズ推論で利用する価値はかなり小さいことを意味する。表3に事前損傷確率パラメータとベイズ推論の結果、修正された値を示す。事前パラメータは計装ラックのGenericな損傷確率である。最小自乗法の方が、損傷確率曲線全体に適合するようにパラメータを選択していることから A_m は大きく、 β も大きい結果となっている。しかしながら、HCLPFについては両手法は同じ結果を与えている。また、表3にはエントロピーの大きい三つの地震（12から14番目のデータ）のみを用いてベイズ推論を行ったから結果も示している。実際に、エントロピーの小さなデータは損傷確率の改善には寄与していないことが理解される。

図5には強度の事前確率と事後確率の比を示す。この図から $A_m(=2.74g)$ 近傍の確率分布は全く改善されていないが1g以下では大幅に改善されていることが分かる。この結果は、表2のデータからは1g以上の強度に関しては情報を得ることはできないが、比較的、強度が小さな値である（例えば1g以下）との判断は棄却されうることを示唆している。すなわち、強度の確率分布で強度が小さい側のテイルが

改善され、不確定性が小さくなっている。

表4にこの機器の年間損傷発生頻度を示す。情報として用いた地震は実際に発生したものであり、そのPGAは比較的小さい(0.2-0.6g)にもかかわらず、年間発生頻度は平均値で半分以下になっている。これは図5に示されるように強度の確率分布のテイル部が著しく改善されたことによる。また、ノンパラメトリックな方法、最小自乗法または二点法を用いたパラメトリックな方法の差は小さい。ノンパラメトリックな方法は、フィッティングの操作を行っていないだけ、真値に近い結果を与えると考えられる。

ここに述べた例で分かるとおり、希有事象の信頼性の問題では、確率分布のすその(テイル)の形状が重要である。テイルの形状は対数正規分布やワイブル分布などの損傷度の確率モデルに依存している。またテイルの部分に関してはデータを取得しにくいことから、その不確定性は大きいものと考えられている。近年、様々なタイプの機器の地震時の挙動に関するデータを収集する作業が米国の電力業界にて行われている[8]。その経験データは低加速度域に限られてはいるが、損傷度曲線のテイルの検証には利用できるものと考えられる。それらの経験を有効に活用できる手法こそベイズ推論であろう。

4.3 専門家の判断の利用

実際に機器を試験するとかによって追加情報を得ることが不可能な場合には、専門家の判断を追加情報として利用することを考える。その専門家は地震による機器の損傷に関して、十分な知識と損傷度評価の経験を持っているものとする。以下にバッテリーとラックに関してその例を示す。米国西海岸の地震多発地域のプラントの地震P S A評価において、多自由度モデルによる解析と振動台試験の結果に基づいて損傷度評価が実施した経験のある専門家が、原型炉のバッテリーとラックを現地視察して以下の判断を下した。

(1)支持構造部から判断して A_m は米国プラントの1.5倍程度以上である。

(2) β_R は米国プラント(0.30)と同程度である。

(3)主観的な判断を導入するため、 β_U は米国プラント(0.18)より大きめにとる。

事前損傷度パラメータとしてはGenericデータを用いている。表4に事前損傷度パラメータ、専門家の工学的判断、ならびに事後損傷度パラメータを示す。なおベイズ推論における追加情報としては、米国プラントの1.5倍のPGAで1機器が損傷なしとした。表5にベイズ推論の結果、得られた事前及び事後の損傷度パラメータを示す。 A_m はGeneric値の6%増、専門家判断の0.6倍、 β_U はGeneric値の16%減、専門家判断と同程度となっている。この例は、Generic損傷度しか定量的な情報がな

いが、専門家から見て明らかにそれよりも耐性が大きいと判断できるという状況に適用した例である。

4.4 振動台試験データの利用

振動台試験のデータが利用できる場合にはそれを追加情報としてベイズ推論を損傷度評価に適用できる。以下に低電圧スイッチギアの損傷確率評価例を示す。追加情報を表6に、ベイズ推定の結果を表7に示す。表7にはベイズ共役な損傷度モデルを用いた結果[12]も併せて示す。尤度関数である二項分布とベイズ共役な損傷確率モデルはベータ分布である。従って、一次モーメントと二次モーメントが等しくなるように対数標準偏差と中央値を求めている。表7から、対数正規分布で最小自乗法を用いて、パラメータ推定を行った結果と、ベイズ共役な分布を用いた結果は強度の中央値に関しては良く一致している。HCLPFが異なっていることに気がつくがこれは以下の理由による。表7のベータ分布の結果と同じパラメータを持つ対数正規分布としてHCLPFを計算すれば、0.68gとなり、両者は一致する。従ってこの差は、同じモーメントを持つ二つの確率分布形状の差に帰着できると考えられる。一方、二点法の結果は若干異なっている。これは、二点法では損傷確率分布の加速度が小さい側を重視してパラメータを用いているからである。

振動台試験データに関しては、損傷したデータが大切であることはもちろんであるが、同時に、試験の結果、機器が健全であったという情報ベイズ推論における確率分布のテイルの改善という観点から有用であることは注意すべきである。従って、損傷限界を見きわめるための試験であったとしても、損傷しなかった場合のデータを記録しておいて活用することが大切である。

5. 損傷度改善に関する考察

5.1 損傷度の改善方策

地震P S Aの目的の一つは、定量化されたプラントレベルの損傷確率を用いて、安全上重要な機器や損傷シーケンスを同定し、対策をとることにある[2]。対策をとることを念頭に置いているからには不確定性の低減に最大の努力を払わなければならない。不確定な結果に基づく（確定的な）コスト増要因は容易には受け入れがたいと考えられるからである。ここに、ベイズ推論を導入してきたことの効能の一つは、既存のデータを最大限に活用して、できるだけ合理的に不確定性を低減し、損傷確率の評価精度を向上させうることにある。

地震P S Aの結果から、炉心損傷発生頻度に寄与の大きい機器やシナリオが同定されたとする。また、不確定要因に関して感度解析を行うことにより、評価結果に及ぼす影響度の大きい解析上の仮定も同定されるであろう。対策をとるべきポイントが明らかになれば、地震に起因する炉心損傷発生頻度の低減も可能となる。炉心損傷発生頻度を低減させるためには、プラントの耐性の観点からは、設計を強化して耐震性を向上させることと強度の不確定性を低減する対策が可能である。地震荷重の側からは、地震ハザードを低減させることは困難なので、その評価の不確定性を低減させる努力が大切である。これらは、地震P S Aの手順[3]に対応させれば、以下のように整理できる。

(1) ハザード解析に関連しては、地震力の想定において、より現実的なモデルやデータの採用により地震ハザード曲線の不確定幅を低減させる。Annaka等[13]はサイトにおける入力地震動の評価に地域特性を考慮することが重要であることを指摘しており、そのためには地震加速度の距離減衰式をサイトの観測データに基づいて設定することが有力である。既存のプラントにおいて継続的な地震観測を行えば、これらの問題は解決される可能性がある。

(2) 応答解析に関連しては、精緻な解析モデルや最新の高精度解析手法を使用することにより、応答の不確定幅を低減する必要がある。これに関しては確率論的構造応答解析手法SMACSを導入し、応答評価の精度向上をはかっている[14]。

(3) 機器の損傷確率解析に関連しては、高強度材料を用いる、耐震サポートやアンカーボルト等の支持構造を強化する、機器の多重度を増す等の直接的な方法も可能である。しかし、これらの機器を強化したりシステム構成を変更する方法は、必ずしも合理的な手段とは言えないであろう。そこで、損傷モードを構造的損傷と機能的損傷とに大別して考える。機能的損傷に関しては振動試験によって機能喪失限界を確認し、機器固有の損傷曲線を評価すること（追加情報の取得）が有

効であると考えられる。構造的損傷については、その不確定性は機能的損傷に比べて小さく、応答解析手法の改善で効果があると考えられる。

(4) 事故シーケンス解析に関しては、単独の機器を強化するには限界がある場合に、システムとして強化する方法が可能である、多重機器の独立性を考慮することによりプラントシステムとしての事故進展に対する耐性を評価する。冗長な機器や安全機能が同時に損傷することのないように、物理的に分離する（建物、フロア）、異なった作動メカニズムとする、異なった周波数特性とする、異なった方向に設置する等の対策が可能である。

(1)と(2)に関しては別途、研究が進められているので、ここでは(3)に述べた機能的損傷に関して、以下で考察を加える。

5.2 固有損傷度とGeneric損傷度

機器の機能的損傷確率の評価に着目して検討を進める。機能的損傷はその損傷モードを予測することや解析的に損傷確率を定量化することは困難である場合が多い。

図6と図7にリレーパネルの損傷確率（リレーのチャタリング）を示す。リレーのチャタリングは機能的損傷の一例であり、地震がおさまれば復帰も比較的容易である点は構造破損とは本質的に異なる。ここでは、PGAを A_m で除して規格化したPGAを、機器の強度も同じく A_m で除して規格化した強度($CA_m \equiv \theta$)を用いる。従って θ の中央値 θ_m は1.0である。

図6は、過去の地震P S A評価を参考にして、いわゆるGenericな損傷度を評価した結果であり、多くのサイト条件にあるプラントの様々なリレーパネルを多様な方法で評価した結果をまとめたものである。その結果、モデル化に伴う不確定性 β_u がきわめて大きくなっている点の特筆される。それに対して、図7は、特定の数タイプのリレーパネルの振動試験を実施した結果に基づく損傷度の評価例[7]である。個別の機器の振動試験によればモデル化に伴う不確定性は大幅に低減し、図6のように β_u は大きくならない。

もしも地震P S Aによりリレーパネルが重要な機器と同定され、図6に示されるようなGenericな評価が結論に影響しているならば、その結果に基づく意志決定は適切ではないと考えられる。その場合にはGenericな損傷度ではなくて、特定の機器タイプに固有の損傷度を求めるべきである。その機器の振動試験を実施して追加情報を得るとする。その結果によれば図4に示されるように機器強度を修正することが可能である。

さて、それでは損傷確率を改善するために、どの程度の荷重で、いくつの機器を試験すればよいかを検討する。4.2節では、過去に発生した地震時の機器の挙動に関するデータの情報価値をエントロピーを用いて定量化した。本節では、情報価値が最大であり、損傷確率を効果的に改善できる試験条件を検討するためにエントロピーを用いることとする。

5.3 エントロピーの一般的性質

図8から図11には試験荷重や試験機器数を変えたときに \bar{H} や \bar{V} がどのように影響されるかを示している。図8に \bar{H} と a の関係を示す。当然ながら試験機器数 N が大きいほど試験の価値は増大する。試験荷重に関しては機器の強度 C の中央値が最適値であることがわかる。その理由は、 a を大きくしすぎると機器が損傷するという当然の結果が得られるに過ぎず、情報としての価値は小さいことを意味する。図9は試験結果の価値 \bar{V} と試験荷重の関係を示す。試験により損傷なしの結果が得られたものと想定している。損傷なしを仮定しているのが当然であるが、試験荷重が増すほど、また試験機器数が増すほど試験結果の価値は単調に増加する。ただし、試験荷重が増えたり、試験機器数が増えれば、損傷なしとの結果が得られる確率が低下するため、現実には試験荷重や試験機器数を増やせばよいというものではない。図10には、エントロピーが最大となる強度の中央値において試験を行うと仮定して、試験機器数と試験を実施する価値（エントロピーの期待値 \bar{H} ）の関係を示したものである。この図から試験機器数を増やす効果が大きいのは4機器程度までで、それ以上増やしてもエントロピーの上昇率は小さくなる。すなわち、試験機器数が増えれば中には損傷するものもでてくるので効果は頭打ちになることを示している。図11はその試験の結果、損傷なしとの結果が得られたものと仮定して、試験機器数と試験結果の価値（対数尤度の期待値 \bar{V} ）の関係を示したものである。この場合には、多くの試験を行っても損傷が無いと仮定しているので、機器数と試験結果の価値はほぼ直線関係にある。

図12に、検討した機器の事前損傷確率曲線を示す。 A_m は2g、 β_R は0.3、 β_U は0.4であり、典型的な数字である。図13にはエントロピー期待値が最大となる強度の中央値(=2g)で1機器を試験して損傷なしの結果を得た場合（Case 1）の事後損傷確率曲線である。図14は、図13のケースと試験結果の価値（対数尤度の期待値 \bar{V} ）が同じとなるように試験機器数を増やして試験荷重を減じた（試験荷重は1.282g、試験機器数は4）結果（Case 2）である。いずれも事前損傷確率曲線に比べれば事後損傷確率曲線は大幅に改善されていることは一目瞭然である。図15には(25)式を用いて年間損傷確率を計算した結果を示す。この試験によって、損傷確率は平

均値で事前損傷度の7%に低減されていることが分かる。また、二種類の試験を想定したとき、平均値に関しては両者は全く等しくなっている。

以上に述べたエントロピーの性質は、直感とも一致しており、試験の価値を定量的に議論する場合の指標として適当なものであると考えられる。

5.4 加振試験計画への反映

さて、図7に示したリレーのチャタリングを例として、ベイズ推論と情報理論に基づく振動台試験計画への反映方法について検討する。すなわち、事前損傷度としては図7を用いている。以下では、PGAを A_m で除して規格化したPGAを、機器の強度も同じく A_m で除して規格化した強度($CA_m \equiv \theta$)を用いている。図8の結果に基づけば、機器の強度の中央値において振動試験を実施するのがもっとも効果的であるから、そのような試験を計画して追加情報を得ることとする。図16に H と a の関係を示す。試験荷重に関しては機器の強度 C の中央値が最適値であり、図8と比較すれば、試験荷重を強度の中央値 A_m で規格化してもしなくとも同じ結果になることが分かる。

1 機器の試験を行って、その機器が損傷しなかった場合(Case 1)と損傷した場合(Case 2)を比較する。図17に事前分布と事後分布の確率密度関数を、図18に事前分布と事後分布の比を示す。損傷無しの場合には θ が1.0以下の領域で、損傷有りの場合には θ が1.0以上の領域で事後分布の確率密度が事前分布に比較して低下する。図19には損傷がなかった場合の損傷確率曲線を示す。図7の事前損傷確率曲線と比較すれば、大幅に不確定性は低減され、強度の中央値の評価値は向上することが理解される

次に、振動台の性能などの制限から、 θ の中央値のレベルでは試験ができない場合には、もう少し低い加速度レベルで試験機器の数を増すことによって同じ程度の効果を得ることができる。Case 1の $\theta=1$ 相当荷重で1機器を試験する場合に損傷がなかったという情報の価値 \bar{V} は5.1である。5機器を試験するならば \bar{V} が同じ値になるようにするには $\theta=0.67$ 相当荷重で試験すれば良い。 $\theta=0.67$ 相当荷重での5機器試験をCase 3とする。図20にCase 1とCase 3の事前分布と事後分布の比を示す。図21にはハザード曲線に乗じて年間損傷確率を計算し、事前分布の平均値で規格化した結果を示す。図20からCase 1とCase 3の事後分布は $\theta=0.6\sim 0.7$ と1.1~1.2で交差している。Case 3は試験荷重が小さいため強度の中央値は小さいが、試験機器数が多いことから不確定幅も小さくなっている。その結果として図21に示されるように年間損傷確率はほぼ同じレベルになっている。年間損傷確率の低

減効果は、もちろんハザード曲線に依存するが、図20からも明らかなように、特に強度が小さい領域の確率密度が大幅に低減されるので損傷頻度の低減効果も顕著である。

6. 結論

- (1) ベイズ推論を用いて原子力施設の機器・システムの損傷確率曲線を改善していく方法論を提案した。強度の確率密度関数を離散的に取り扱うことで、広く利用されている二重対数正規分布の損傷確率モデルをそのまま使用することが可能である。また、損傷度パラメータを求める方法として、最小自乗法と二点法を用意した。ベイズ推論のために利用できる追加情報は、(1)実際に発生した大地震時の機器の挙動データ、(2)機器損傷度評価の専門家の工学的判断、(3)振動台試験データである。アップデートされる事前損傷度は、過去の地震P S A研究で評価されたGenericな損傷度とした。
- (2) 一般に地震時の機器の挙動データや振動台試験データは機器の強度の中央値よりも小さいPGA領域に限定されているが、損傷度曲線のテイルを改善するのに有効であり、年間損傷発生頻度の低減に寄与することが示された。換言すれば、強度の中央値はあまり改善されないとしても、モデル化の不確定性を大幅に低減することが可能である。その結果、年間損傷頻度もテイルの改善効果により低減される。
- (3) ベイズ法による損傷度の改善に用いる情報の価値を定量化するためにエントロピーの考え方を導入した。例えば、振動台試験を実施することの効果を定量化する指標としてエントロピーが有効であり、ベイズ流アプローチとエントロピーを組み合わせて適用すれば、損傷度評価に有用な試験を計画することができる。
- (4) 安全目標と関連させて一層合理的な安全設計を達成するには、地震P S Aの結果を有効に活用することが必要である。しかし、地震P S Aから得られる知見は評価の不確定性に影響される。そこで、地震P S Aにより重要と判断された機器に関しては、機器固有の解析や試験を行って不確定性を低減したり、さらに、必要ならば配置等に工夫をして冗長機器の独立性を増すことにより、システムとして強化を図ることが耐震安全裕度を合理的に改善する方法であると考えられる。

7. 参考文献

- [1] Severe Accident Risks: An Assessment for Five U.S. Nuclear Power Plants, NUREG-1150 (1990)
- [2] USNRC, Procedural and Submittal Guidance for the Individual Plant Examination of External Events (IPEEE) for Severe Accident Vulnerabilities, NUREG-1407 (1990)
- [3] USNRC, PRA Procedures Guide, A Guide to the Performance of Probabilistic Risk Assessment for Nuclear Power Plants, NUREG/CR-2300 (1983)
- [4] A. H-S. Ang, and W.H.Tang, Probability Concepts in Engineering Planning and Design, Volume I - Basic Principle, John Wiley & Sons, 1975.
- [5] 坂本慶行他、情報量統計学、共立出版(1983)
- [6] R.P. Kennedy, C.A. Cornell, R.D. Campbell, S. Kaplan and H.F. Perla, Probabilistic Seismic Safety Study of an Existing Nuclear Power Plant, Nucl. Eng. Des., 59 (1980)
- [7] G.S. Holman, C.K.Chou, G.D. Shipway, and V. Glozman, Component Fragility Research Program, Phase I Demonstration Tests, NUREG/CR-4900 (1987)
- [8] Summary of the Seismic Adequacy of twenty Classes of Equipment Required for the Safe Shutdown of Nuclear Plants, EQE Engineering, (1987)
- [9] Campbell, R.D., Ravindra, M.K., and Murray, R.C., Compilation of Fragility Information from Available Probabilistic Risk Assessments, UCID-20571 Rev.1, September 1988.
- [10] Ravindra, M.K. and Tiong, L.W., Comparison of Methods for Seismic Risk Quantification, Proc. of SMiRT-10, Vol. P (1989).
- [11] R. Nakai, A. Yamaguchi, and M. Morishita. Seismic Systems Analysis for an LMFBR Plant, Int. Topical Meeting on Probabilistic Safety Assessment, (1993)
- [12] Ravindra, M.K., and J-H. Zhou, Bayesian Updating of Seismic Fragilities of Nuclear Power Plant Components, Proc. of 5th Conference on Probabilistic Method in Civil Engineering (1988).
- [13] 安中正、水谷守、地震ハザードデータの整備、PNC ZJ9468 93-001 (1993)
- [14] 森下、確率地震応答解析による損傷度評価PNC ZN9410 92-309 (1992)

表1 ベイズ共役な確率分布と尤度関数の組みあわせ

Basic random variable	Parameter	Prior and posterior distributions of parameter	Mean and Variance of Parameter	Posterior Statistics
Binomial $p_X(x) = \binom{n}{x} \theta^x (1-\theta)^{n-x}$	θ	Beta $f_\theta(\theta) = \frac{\Gamma(q+r)}{\Gamma(q)\Gamma(r)} \theta^{q-1} (1-\theta)^{r-1}$	$E(\theta) = \frac{q}{q+r}$ $Var(\theta) = \frac{qr}{(q+r)^2(q+r+1)}$	$q'' = q' + x$ $r'' = r' + n - x$
Exponential $f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x}$	λ	Gamma $f_\lambda(\lambda) = \frac{\nu(\nu\lambda)^{\nu-1} e^{-\nu\lambda}}{\Gamma(\nu)}$	$E(\lambda) = \frac{k}{\nu}$ $Var(\lambda) = \frac{k}{\nu^2}$	$\nu'' = \nu' + \sum_i x_i$ $k'' = k' + n$
Normal $f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right]$ (with known σ)	μ	Normal $f_\mu(\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\mu} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu-\mu_\mu}{\sigma_\mu}\right)^2\right]$	$E(\mu) = \mu_\mu$ $Var(\mu) = \sigma_\mu^2$	$\mu_\mu'' = \frac{\mu_\mu'(\sigma^2/n) + \sum x_i \sigma_\mu'^2}{\sigma^2/n + (\sigma_\mu')^2}$ $\sigma_\mu'' = \sqrt{\frac{(\sigma_\mu')^2(\sigma^2/n)}{(\sigma_\mu')^2 + \sigma^2/n}}$
Normal $f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right]$	μ, σ	Gamma-Normal $f(\mu, \sigma) = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma/n} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu-\bar{x}}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2\right] \right\} \cdot \left\{ \frac{\Gamma[(n-1)/2]^{(n+1)n}}{\Gamma[(n+1)/2]} \left(\frac{s^2}{\sigma^2}\right)^{-(n+1)/2} \cdot \exp\left(-\frac{n-1}{2} \frac{s^2}{\sigma^2}\right) \right\}$	$E(\mu) = \bar{x}$ $Var(\mu) = s^2 \left[\frac{n-1}{n(n-3)} \right]$ $E(\sigma) = s \sqrt{\frac{n-1}{2} \frac{\Gamma[(n-2)/2]}{\Gamma[(n-1)/2]}}$ $Var(\sigma) = s^2 \left(\frac{n-1}{n-3} \right) - E^2(\sigma)$	$n'' = n' + n$ $n''\bar{x}'' = n'\bar{x}'' + n\bar{x}$ $(n''-1)s''^2 + n''\bar{x}''^2 = [(n'-1)s'^2 + n'\bar{x}'^2] + [(n-1)s^2 + n\bar{x}^2]$
Poisson $p_X(x) = \frac{(\mu)^x}{x!} e^{-\mu}$	μ	Gamma $f_\mu(\mu) = \frac{\nu(\nu\mu)^{\nu-1} e^{-\nu\mu}}{\Gamma(\nu)}$	$E(\mu) = \frac{k}{\nu}$ $Var(\mu) = \frac{k}{\nu^2}$	$\nu'' = \nu' + l$ $k'' = k' + x$
Lognormal $f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}fx} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln x - \lambda}{f}\right)^2\right]$ (with known f)	λ	Normal $f_\lambda(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\lambda-\mu}{\sigma}\right)^2\right]$	$E(\lambda) = \mu$ $Var(\lambda) = \sigma^2$	$\mu'' = \frac{\mu'(f^2/n) + \sum \ln x}{f^2/n + \sigma^2}$ $\sigma'' = \sqrt{\frac{\sigma^2(f^2/n)}{\sigma^2 + f^2/n}}$

表2 過去に発生した地震情報とそのエントロピー

Event	PGA(g)	n_i	k_i	\bar{H}	(%)	\bar{V}	(%)
1	0.20	2	0	4.3E-5	(<0.1)	6.2E-6	(<0.1)
2	0.20	5	0	9.4E-5	(<0.1)	1.6E-5	(<0.1)
3	0.25	2	0	2.7E-4	(0.3)	5.4E-5	(<0.1)
4	0.25	7	0	7.4E-4	(0.7)	1.9E-4	(0.3)
5	0.30	1	0	5.6E-4	(0.6)	1.2E-4	(0.2)
6	0.30	2	0	9.6E-4	(1.0)	2.4E-4	(0.3)
7	0.30	15	0	4.0E-3	(4.0)	1.8E-3	(2.5)
8	0.32	1	0	8.4E-4	(0.8)	1.9E-4	(0.3)
9	0.37	2	0	3.2E-3	(3.3)	1.1E-3	(1.5)
10	0.40	1	0	2.9E-3	(2.9)	8.7E-4	(1.2)
11	0.42	1	0	3.7E-3	(3.7)	1.1E-3	(1.6)
12	0.42	3	0	8.2E-3	(8.2)	3.5E-3	(4.9)
13	0.45	1	0	1.1E-2	(11.3)	5.3E-3	(7.3)
14	0.60	7	0	6.3E-2	(63.1)	5.8E-2	(79.9)

表3 過去に発生した地震情報を用いたときの損傷確率パラメータ

	Prior	Posterior			
		2-point Method		LS Method	
		All data	3 data	All data	3 data
A_m (g)	2.740	2.790	2.790	2.843	2.841
β_R	0.310	0.310	0.310	0.310	0.310
β_U	0.530	0.477	0.477	0.487	0.488

表4 各手法で評価された年間損傷発生頻度

Prior		Mean	95% CB	Median
		2.95E-5	5.89E-5	1.00E-8
Posterior	Non-Parametric	1.38E-5	3.19E-5	8.14E-9
	2-point Method	1.66E-5	3.19E-5	8.33E-9
	LS Method	1.67E-5	3.06E-5	6.38E-9

表5 低電圧スイッチギアの事前及び事後損傷確率パラメータ

MPGA (g)	事前分布	専門家の判断	事後分布
		2.23	3.85
β_R	0.32	0.30	0.32
β_U	0.43	0.35	0.36

表6 低電圧スイッチギアの振動台試験結果

試験荷重(g)	試験機器	故障数
0.50	37	0
0.40	81	0
0.30	144	0
0.20	46	0

表7 低電圧スイッチギアの事前及び事後損傷確率パラメータ

	事前分布	事後分布		
		ベイズ共役分布	対数正規分布	
			二点法	最小自乗法
A_m (g)	1.64	1.84	1.78	1.85
β_R	0.35	0.30	0.35	0.35
β_U	0.38	0.30	0.27	0.26
β_C	0.517	0.424	0.436	0.436

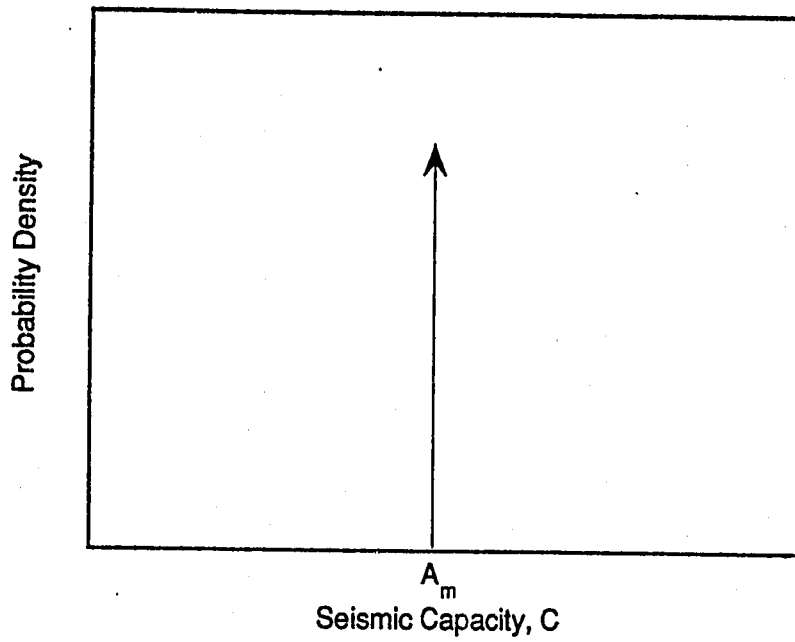


図1-1 機器の強度の確率密度（強度Cが確定値の場合）

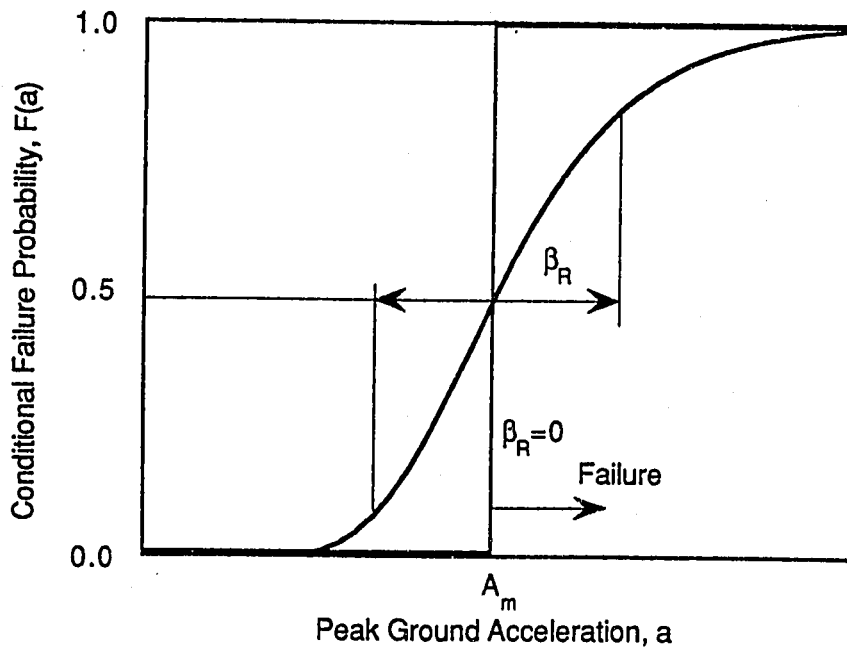


図1-2 機器の損傷確率曲線（強度Cが確定値の場合）

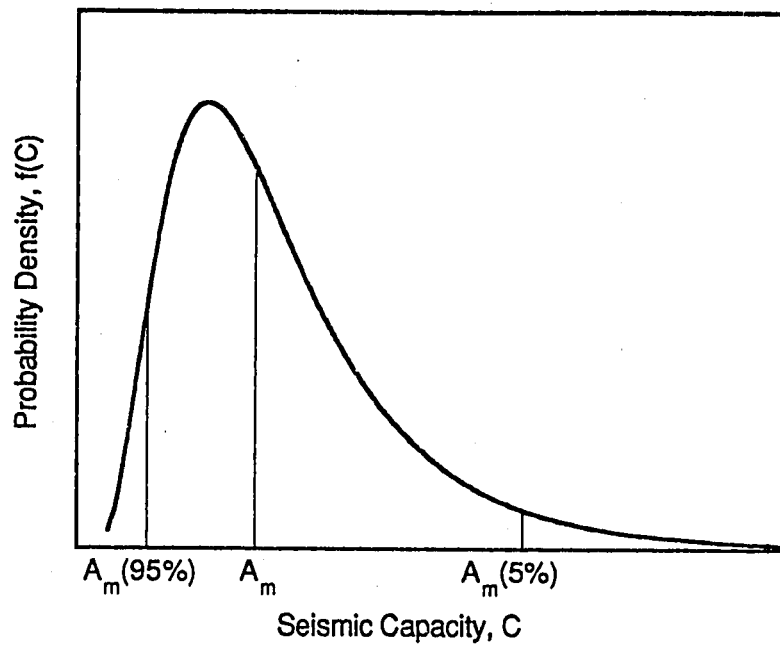


図2-1 機器の強度の確率密度関数（強度Cが確率変数の場合）

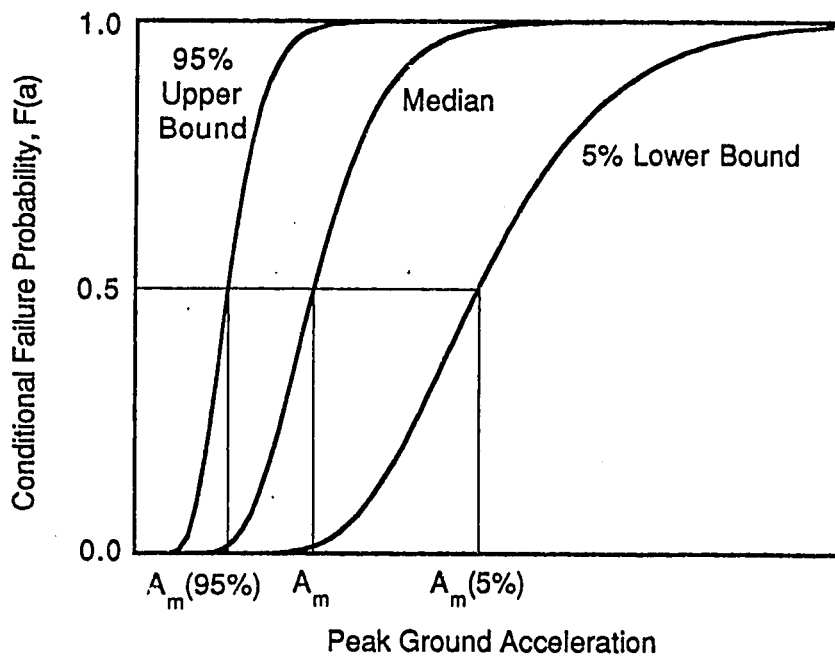


図2-2 機器の損傷確率曲線（強度Cが確率変数の場合）

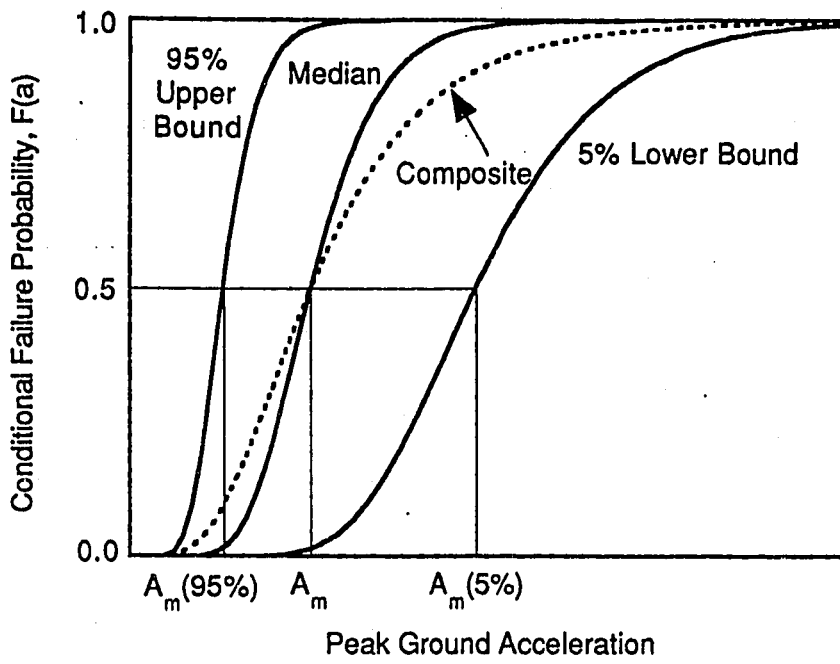


図3 合成損傷確率曲線

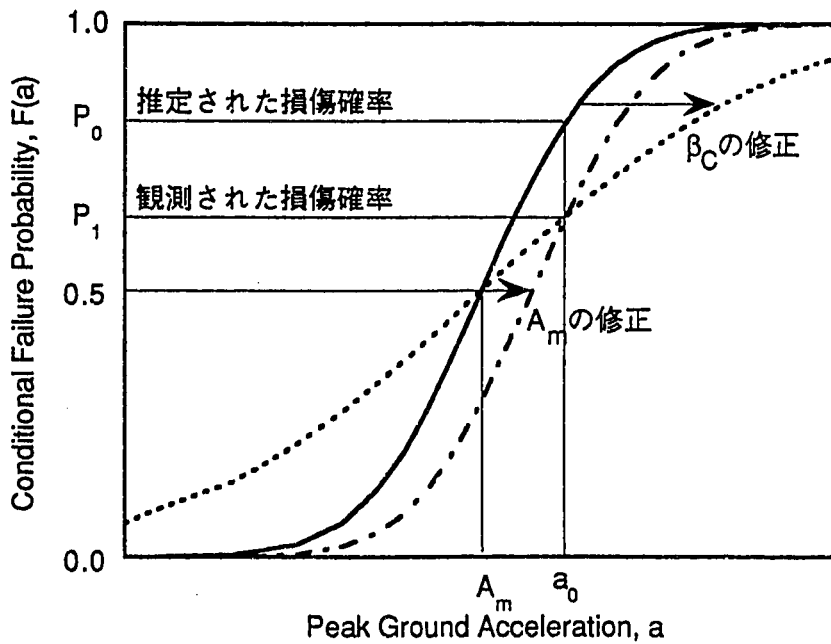


図4 損傷確率曲線の改善

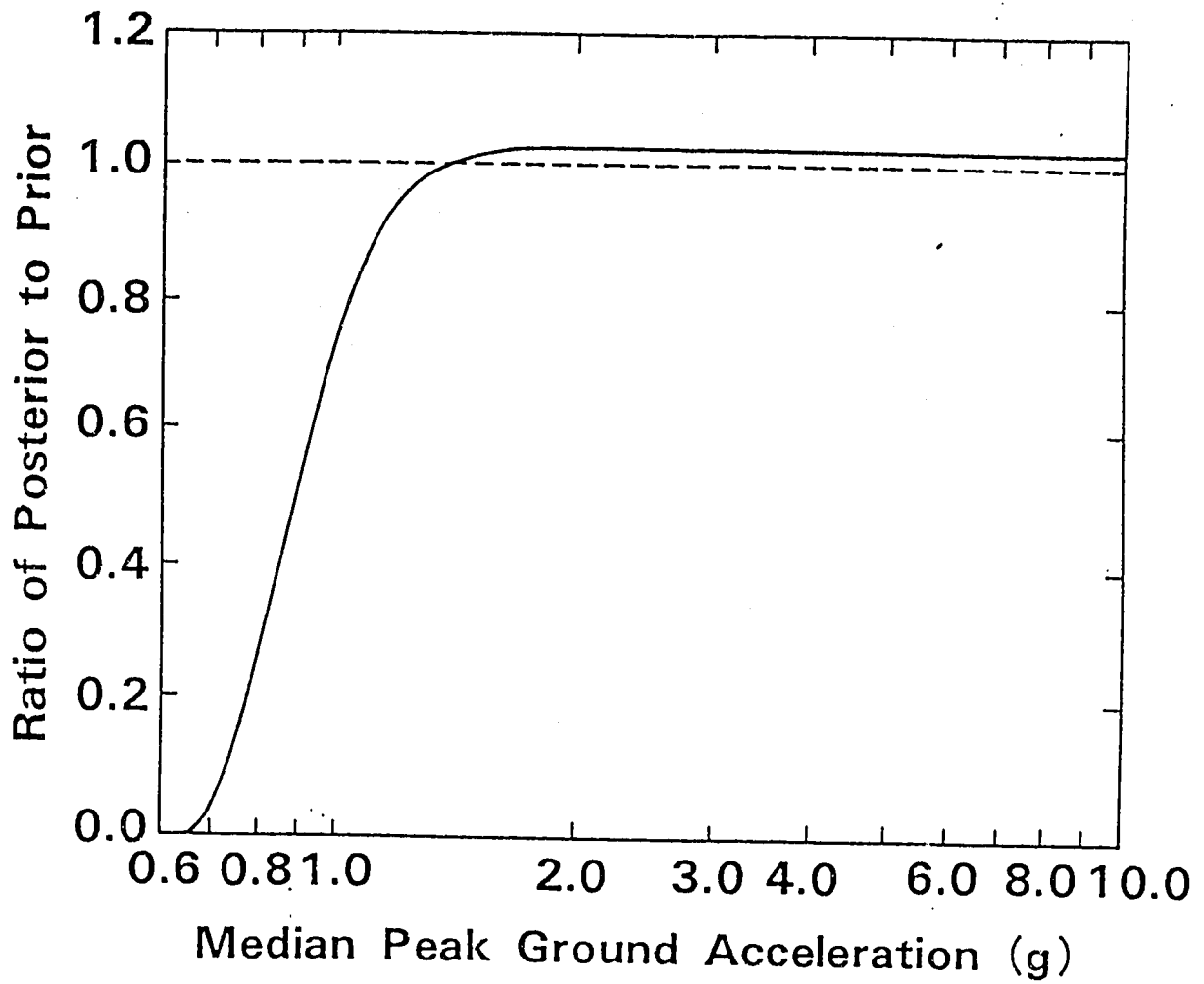


図5 ベイズ法による機器損傷度のアップデート（事前確率と事後確率の比）

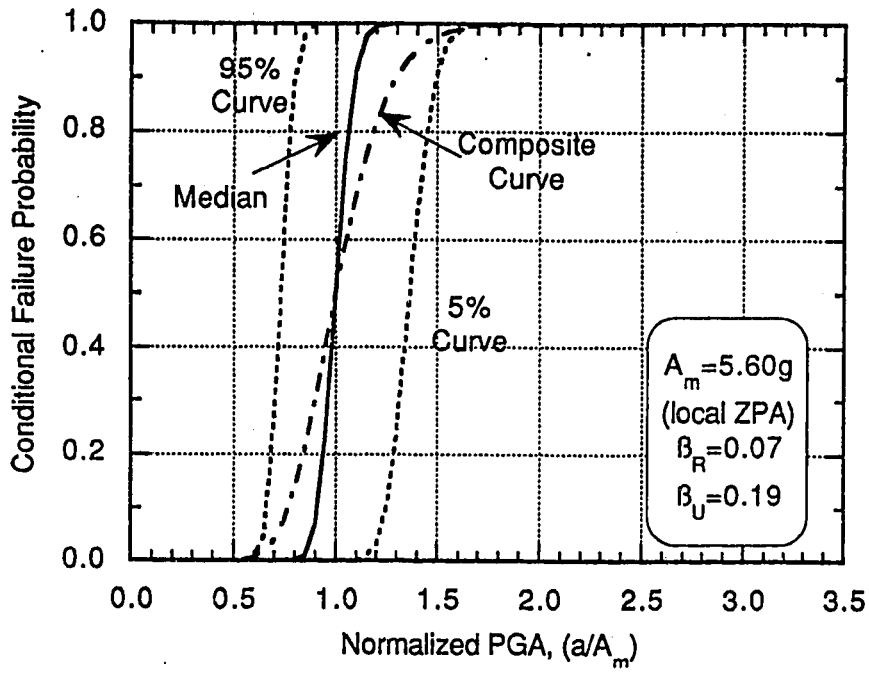


図6 加振試験結果により求められたリレーパネルの損傷確率曲線

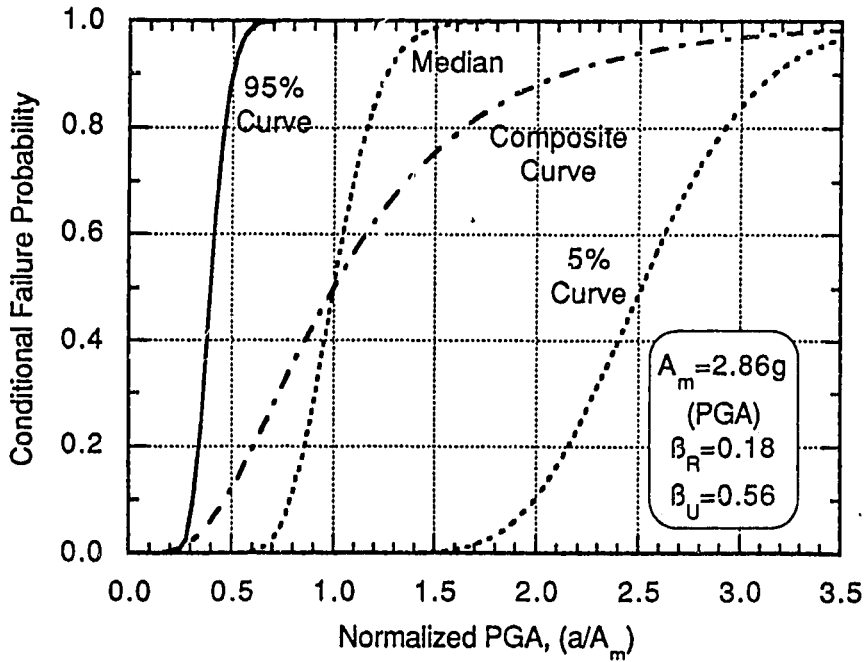


図7 Generic損傷確率データによるリレーパネルの損傷確率曲線

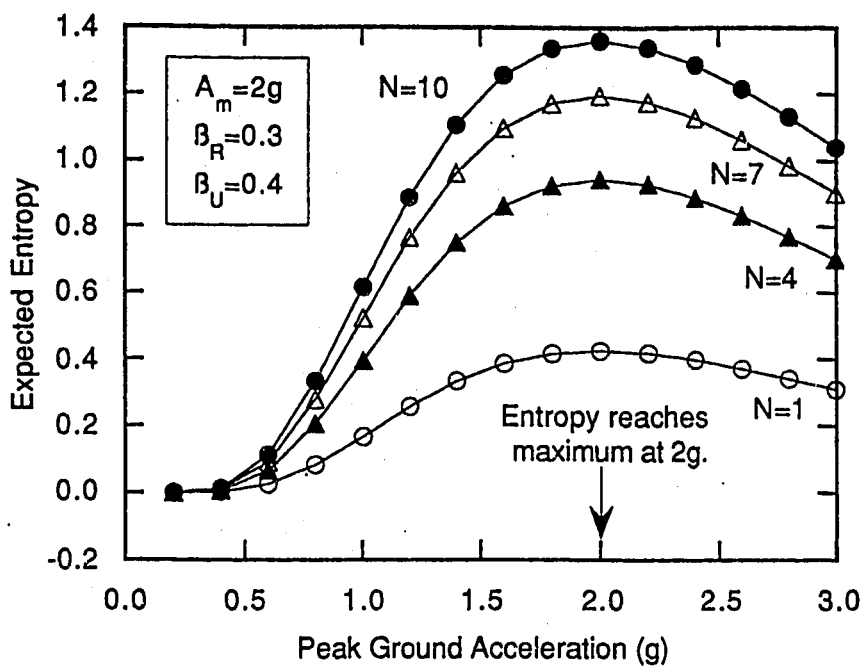


図8 試験加速度、試験機器数とエントロピー期待値 \bar{H} の関係 ($A_m=2g$)

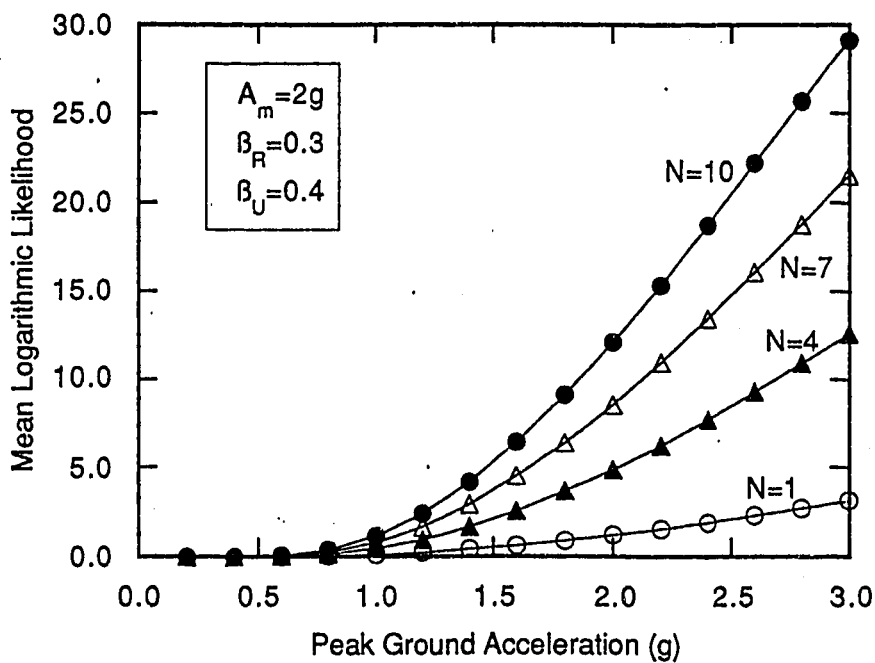


図9 試験加速度、試験機器数と対数尤度期待値 \bar{V} の関係 ($A_m=2g$)

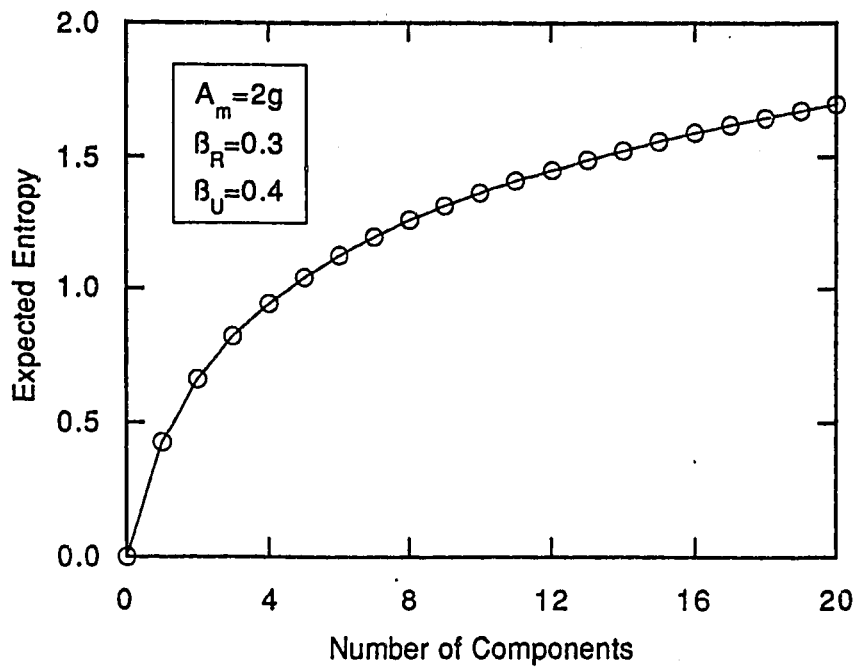


図10 試験機器数とエントロピー期待値 \bar{H} の関係 ($A_m=2g$)

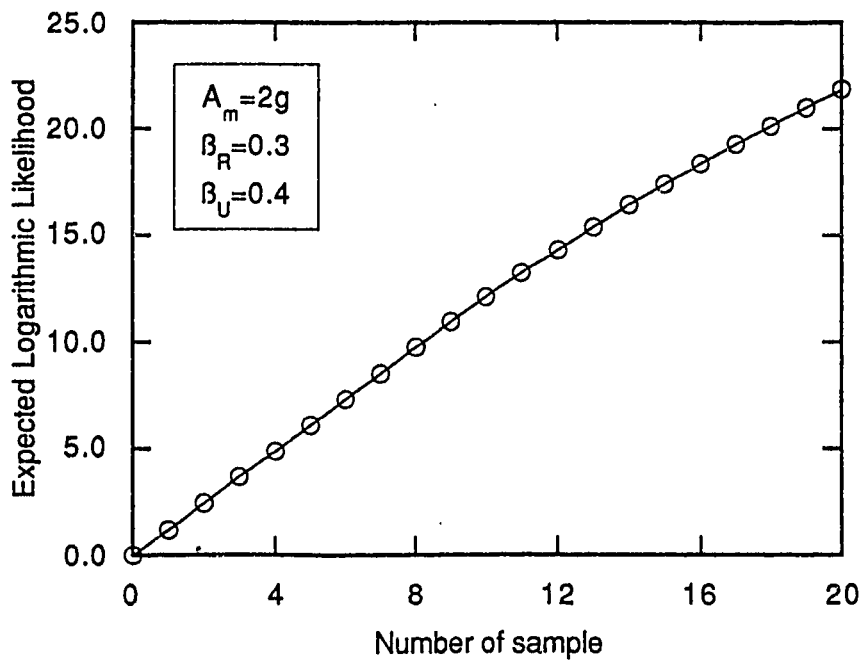


図11 試験加速度、試験機器数と対数尤度期待値 \bar{V} の関係 ($A_m=2g$)

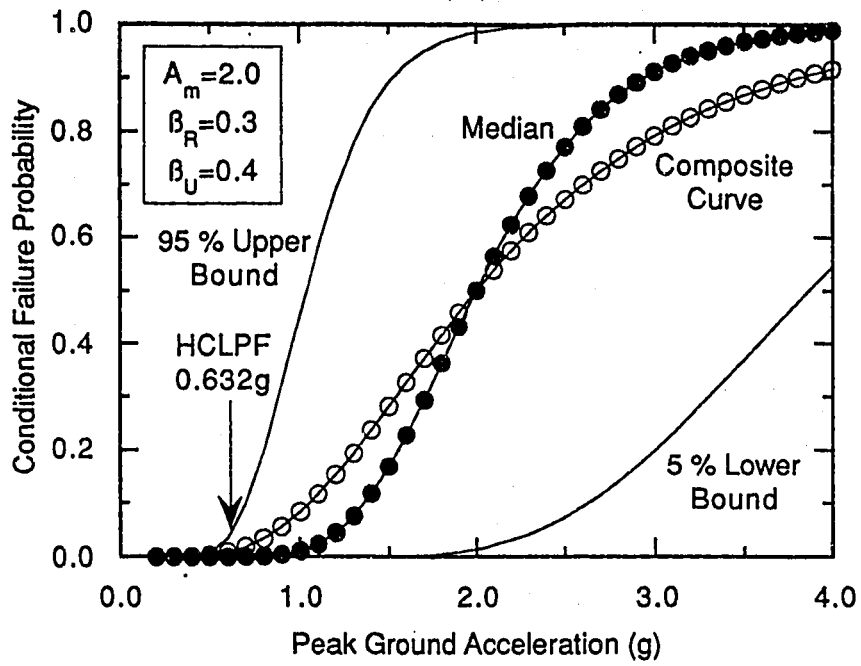


図12 事前損傷度曲線

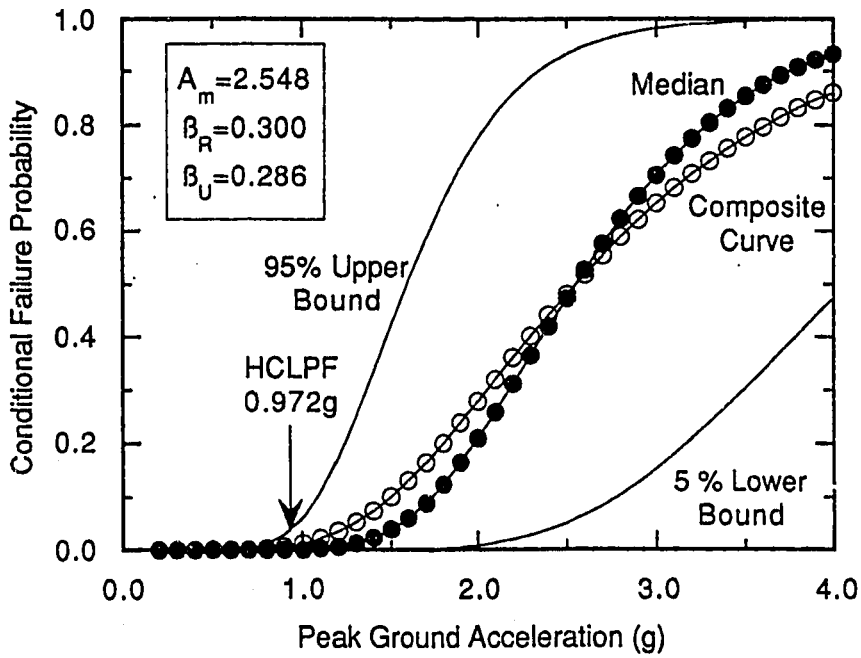


図13 事後損傷度曲線 (2gで1機器試験、損傷なし: Case 1)

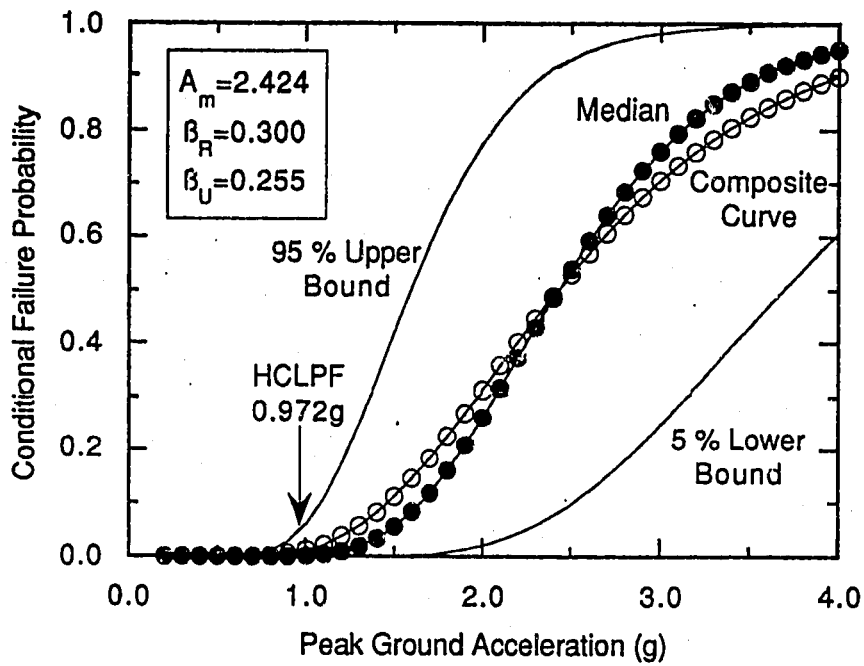


図14 事後損傷度曲線 (1.282gで4機器試験、損傷なし: Case 2)

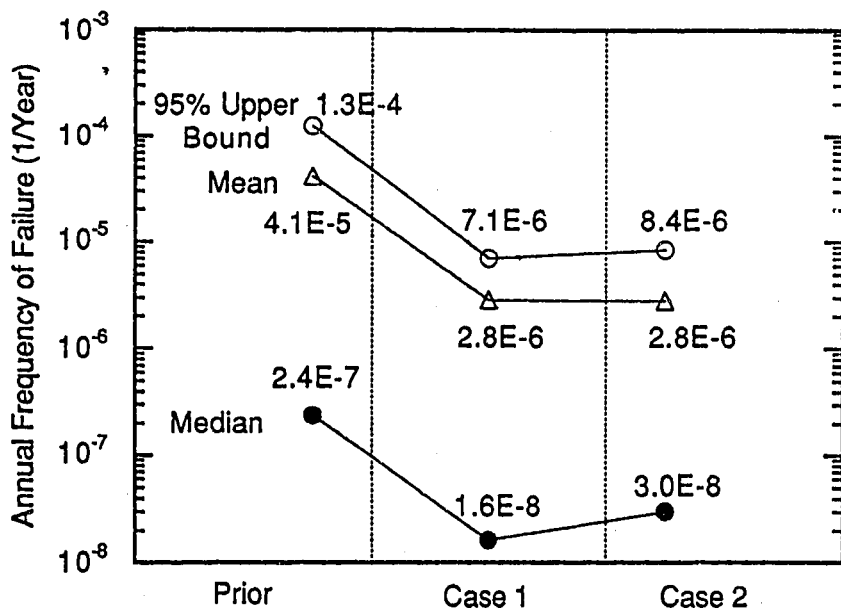


図15 年間損傷確率の比較

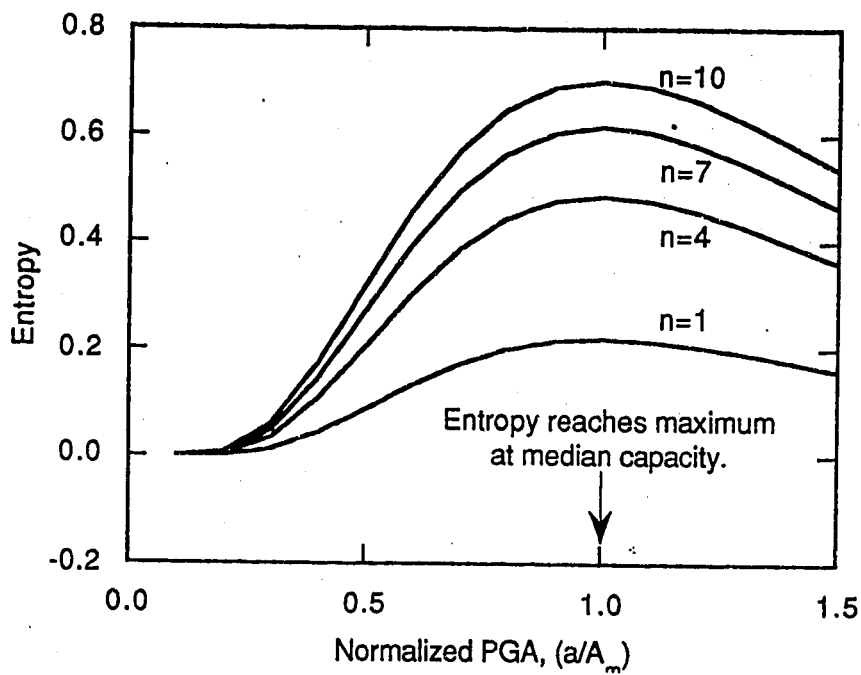


図16 試験加速度、試験機器数とエントロピーの期待値 \bar{H} (試験荷重を規格化)

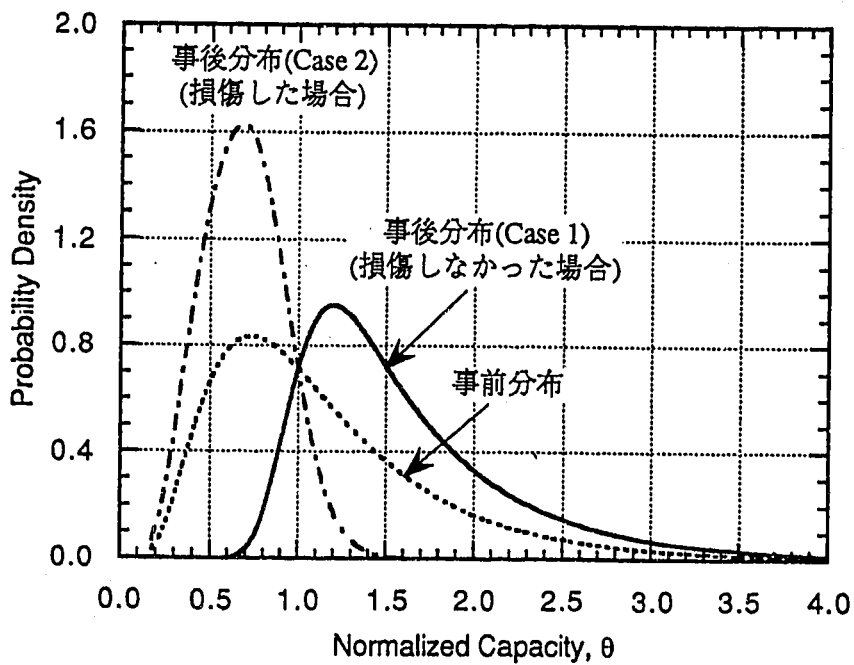


図17 ベイズ推定による機器強度の確率密度関数の改善

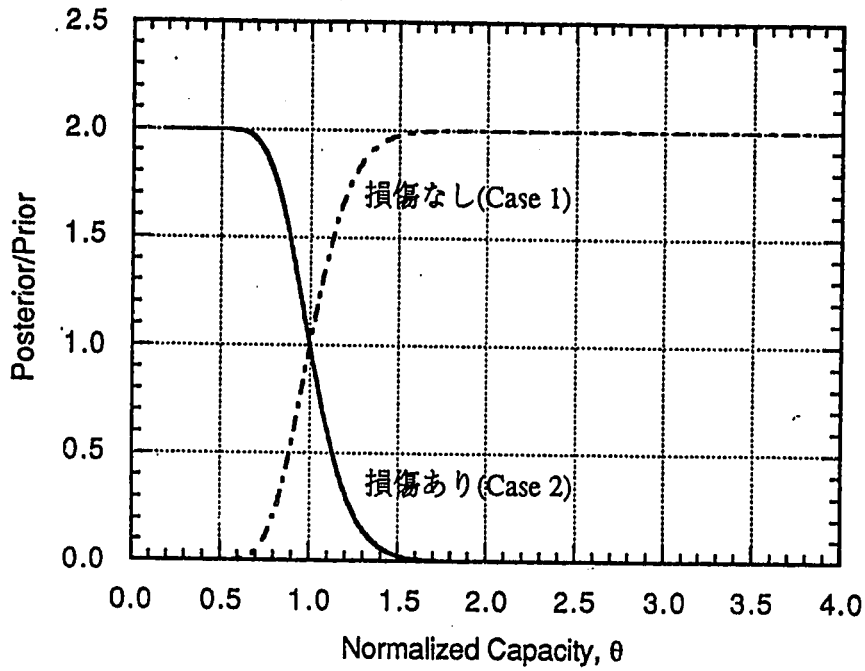


図18 ベイズ推定の事後分布と事前分布の比

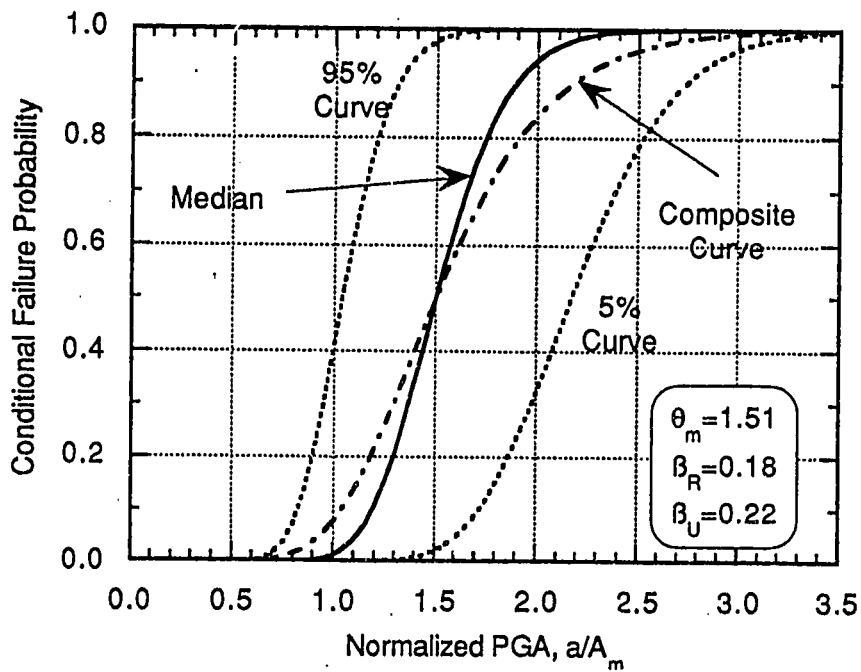


図19 ベイズ推定による損傷確率曲線の改善

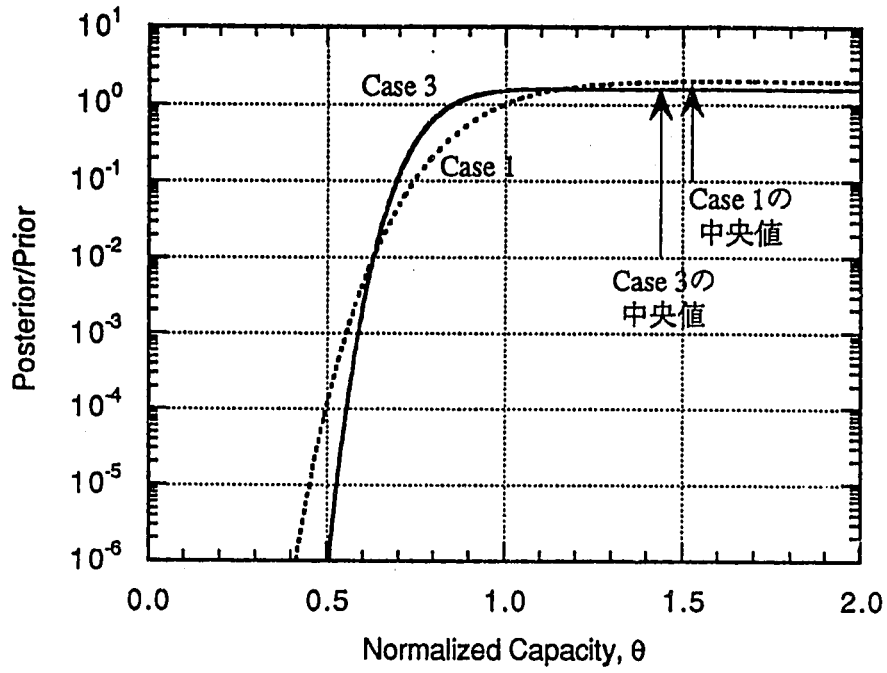


図20 エントロピーが等しい二種類の試験での事前分布と事後分布の比

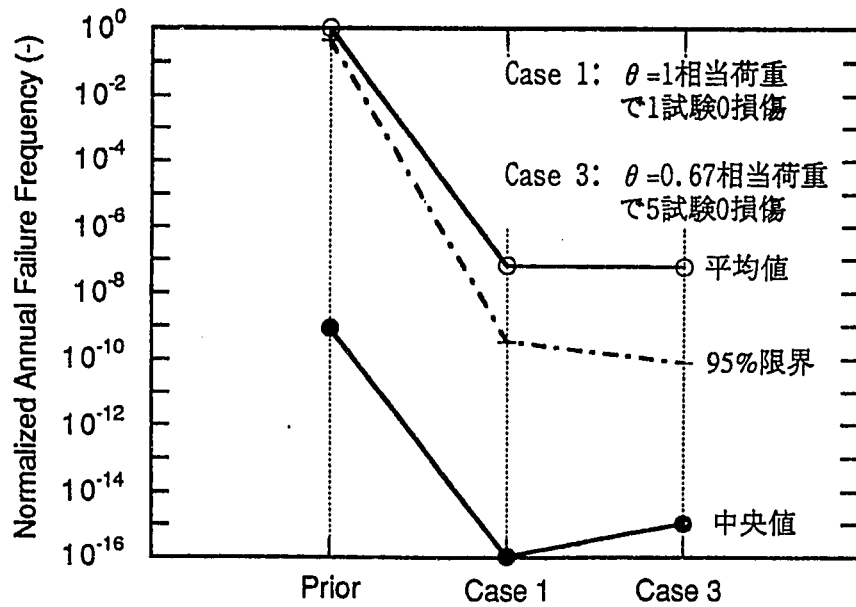


図21 ベイズ推論による年間損傷発生頻度の低減効果

付録 1

BAYESコード入力データマニュアル

USER INPUT MANUAL FOR BAYES PROGRAM VER. 1.3

1. Title (A80)

Column	Variable	Description
1-80	TITLE	Title

2. Control Card (1015)

Column	Variable	Description
1-5	N1TYPE	Discretization method and prior distribution shape. N1TYPE ≠1 is recommended. =1 : Equal weight =2 : Constant increment of logarithmic PGA >0 : Use lognormal prior distribution. In this case, the prior information is A1MPGA and B1UNCR. <0 : Use uniform prior distribution. In this case, the prior information is V5MINI and V5MAXI.
6-10	N2EVDC	Number of evidences
11-15	N3SIML	Number of discretization of PGA
16-20	N4CONF	Number of confidence levels of median capacity
21-25	N3DEBG	Debug output option =0 : Standard output =1 : Print sample MPGA and its prior weight for the posterior in addition to the standard output =2 : Print hazard curves in addition to the standard output =3 : Print all the doublets of annual frequency of failure and its probability in addition to the standard output =9 : Print all the output
26-30	N1PLOT	Line printer plotter control. Prior and posterior PDFs, CDFs, and the ratio of posterior PDF to prior PDF are plotted. =0 : No plot. OUT.PLT is generated. =1 : BAYES execution and graph plot. OUT.PLT is generated.

=2: Graph plot only. OUT.PLT is used.

3. COMPONENT DATA (A20,6F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-20	C1NAME	Component name
21-30	A1MPGA	Prior MPGA of the component. If N1TYPE<0, this value is meaningless.
31-40	B1RNDM	Randomness B_R of the component
41-50	B1UNCR	Uncertainty B_U of the component. If N1TYPE<0, this value is meaningless.

4. EVIDENCE DATA (N2EVDC CARDS) (2I5,F10.0,2A30)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-5	N2TOTL(I)	Inventory of the component for evidence I
6-10	N2FAIL(I)	Number of failure of the component for evidence I
11-20	A2PGAC(I)	PGA of earthquake for evidence I
21-50	E2NAME(I)	Earthquake name for evidence I
51-80	F2NAME(I)	Facility Name for evidence I

5. LOWER CONFIDENCE VALUE DATA (F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10	P3CUBD	Confidence level for which B_U is evaluated Default value is 0.05

6. CONFIDENCE LEVEL DATA (Include if N4CONF>0) (N4CONF DATA) (8F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10	P4CONF(I)	Confidence level for which MPGA is calculated
:		
:		
		If N4CONF=0, skip this data. In this case, N4CONF=7 and 5%, 10%, 16%, 50%, 84%, 90% and 95% levels are assumed.

7. INTEGRATION DATA (2I5,3F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
---------------	-----------------	--------------------

1-5	N5MINP	Minimum integration points
6-10	N5MAXP	Maximum integration points
11-20	V5MINI	Lower bound of integration. If N1TYPE<0, V5MINI gives the minimum MPGA.
21-30	V5MAXI	Upper bound of integration in terms of the standard deviation. If N1TYPE<0, V5MAXI gives the maximum MPGA.
31-40	V5TORL	Accuracy of integration

8. HAZARD CONVOLUTION DATA (3F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10	A4MINM	Minimum PGA for fragility and hazard convolution
11-20	A4DELT	PGA Increment
21-30	A4MAXM	Maximum PGA for fragility and hazard convolution

9. HAZARD CONTROL DATA (2I5)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-5	N5HCRV	Number of hazard curves
6-10	N5DPNT	Number of points per hazard curve

N5HCRV=0 terminates execution and annual frequency of failure is not calculated. In this case, skip the following data.

10. HAZARD CURVES DISCRETE PROBABILITIES (Include if N5HCRV>0) (N5HCRV DATA) (8F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10	P5HCRV(I)	Probability level associated with each hazard curve.
:		
:		

11. HAZARD ACCELERATION LEVELS (Include if N5HCRV>0) (N5DPNT DATA) (8F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10	A5HCRV(I)	PGA levels corresponding to each frequency of exceedence in hazard curves
:		
:		

12. HAZARD CURVES (Include if N5HCRV>0) (N5HCRV SETS of N5DPNT DATA)

(8F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10 : :	F5EXED(I,J)	Frequency of exceedence associated with input load levels for each hazard curve Each hazard curve starts on a new card

13. PLOT DATA (3 sets of data) (3F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1- 5	NOPT	Plot axes options =0: Automatic grid generation =1 : X-Linear vs Y-Linear axes =2 : X-log vs Y-Linear axes =3 : X-linear vs Y-log axes =4 : X-log vs Y-log axes
6-15	XMIN	Minimum value on X-axis for the prior and posterior PDFs plot
16-25	XMAX	Maximum value on X-axis for the prior and posterior PDFs plot
26-35	GRIDX	X-axis tic mark interval.
36-45	YMIN	Minimum value on X-axis for the prior and posterior PDFs plot
46-55	YMAX	Maximum value on X-axis for the prior and posterior PDFs plot
56-65	GRIDY	Y-axis tic mark interval

Note:

- | | |
|---|----------------|
| (1) Maximum of 100 evidences are permitted | (N2EVDC<=100) |
| (2) Maximum of 10 confidence bounds are permitted | (N4CONF<=10) |
| (3) Maximum of 1000 MPGA points are permitted | (N3SIML<=1000) |

FILE INFORMATION

<u>File Unit Number</u>	<u>Description</u>
5	Input data file. The file name is user-input. Type "BAYES file name" to execute the program.
6	Output file. The file name is "BAYES.OUT"
7	Plot file. The prior PDF, posterior PDF, and the ratio of the prior and posterior are plotted as function of PGA.

付録 2

VALUEコード入力データマニュアル

USER INPUT MANUAL FOR VALUE PROGRAM VER. 1.3

1. Title (A80)

Column	Variable	Description
1-80	T0ITLE	Title

2. Control Card (10I5)

Column	Variable	Description
1-5	N1TYPE	Discretization method and prior distribution shape. N1TYPE =1 is recommended. =1 : Equal weight =2 : Constant increment of logarithmic PGA >0 : Use lognormal prior distribution. In this case, the prior information is A1MPGA and B1UNCR. <0 : Use uniform prior distribution. In this case, the prior information is V5MINI and V5MAXI.
6-10	N2EVDC	Number of evidences
11-15	N3SIML	Number of discretization of PGA
16-20	N4CONF	Number of confidence levels of median capacity
21-25	N3DEBG	Debug output option =0 : Standard output =1 : Print sample MPGA and its prior weight for the posterior in addition to the standard output =2 : Print hazard curves in addition to the standard output =3 : Print all the doublets of annual frequency of failure and its probability in addition to the standard output =9 : Print all the output
26-30	N1PLOT	Line printer plotter control. Prior and posterior PDFs, CDFs, and the ratio of posterior PDF to prior PDF are plotted. =0 : No plot. OUT.PLT is generated. =1 : BAYES execution and graph plot. OUT.PLT is generated. =2 : Graph plot only. OUT.PLT is used.

3. COMPONENT DATA (A20,6F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-20	C1NAME	Component name
21-30	A1MPGA	Prior MPGA of the component. If N1TYPE<0, this value is meaningless.
31-40	B1RNDM	Randomness B_R of the component
41-50	B1UNCR	Uncertainty B_U of the component. If N1TYPE<0, this value is meaningless.

4. EVIDENCE DATA (N2EVDC CARDS) (2I5,F10.0,2A30)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1- 5	N2TOTL(I)	Inventory of the component for evidence I
6-10	N2FAIL(I)	Number of failure of the component for evidence I
11-20	A2PGAC(I)	PGA of earthquake for evidence I
21-50	E2NAME(I)	Earthquake name for evidence I
51-80	F2NAME(I)	Facility Name for evidence I

5. LOWER CONFIDENCE VALUE DATA (F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10	P3CUBD	Confidence level for which B_U is evaluated Default value is 0.05

6. CONFIDENCE LEVEL DATA (Include if N4CONF>0) (N4CONF DATA) (8F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1-10	P4CONF(I)	Confidence level for which MPGA is calculated
:		
:		
		If N4CONF=0, skip this data. In this case, N4CONF=7 and 5%, 10%, 16%, 50%, 84%, 90% and 95% levels are assumed.

7. INTEGRATION DATA (2I5,3F10.0)

<u>Column</u>	<u>Variable</u>	<u>Description</u>
1- 5	N5MINP	Minimum integration points
6-10	N5MAXP	Maximum integration points
11-20	V5MINI	Lower bound of integration. If N1TYPE<0, V5MINI gives the minimum MPGA.

21-30	V5MAXI	Upper bound of integration in terms of the standard deviation. If N1TYPE<0, V5MAXI gives the maximum MPGA.
31-40	V5TORL	Accuracy of integration

Note:

- (1) *The input file for BAYES program can be used without any change.*
 (2) Maximum of 100 evidences are permitted (N2EVDC<=100)
 (3) Maximum of 10 confidence bounds are permitted (N4CONF<=10)
 (4) Maximum of 1000 MPGA points are permitted (N3SIML<=1000)

FILE INFORMATION

<u>File Unit Number</u>	<u>Description</u>
5	Input data file. The file name is user-input. Type "VALUE file name" to execute the program.
6	Output file. The file name is "VALUE.OUT"