モンテカルロ評価における危険不確定パラメータの検出法^{*1} Detection of Influential Uncertain Parameters in Monte Carlo Evaluation

元 田 敏 和^{*2}
Toshikazu MOTODA

Key Words: Simulation, Flight Testing, Monte Carlo Method, System Evaluation, Statistical Test

Abstract: In aerospace projects preflight evaluation is crucial for mission success, because flight testing in a real environment is often difficult or impossible. Monte Carlo simulation is a powerful tool for the preflight evaluation because a nonlinear system incorporating various uncertain parameters can be evaluated directly. Monte Carlo simulation has been used in various aerospace projects throughout the world as the computer power increases. After the system evaluation, it is important to detect influential uncertain parameters which cause significant performance degradation so that measures for the system improvement can be studied. However, detecting those parameters is often uneasy because various uncertain parameters are incorporated simultaneously and their magnitudes are randomly generated in Monte Carlo simulation. An interaction of more than two uncertain parameters might be affected. This paper presents a simple approach to detect influential uncertain parameters applying a statistical test to the Monte Carlo results.

記 号

E : 期待値
 M : 不確定パラメータ数
 N : 不確定パラメータ・ベクトル数
 n : システム要求を満たさないケース数
 P : ロールレート
 $P_{\min}$: 各不確定パラメータの累積確率値
 P_s : ミッション達成確率
 $P_{|z|}$: $|z|$ の累積確率
 P_{χ^2} : χ^2 の累積確率
 R : ヨーレート
 R_0 : ヨーレートの初期値
 s^2 : 標本分散
 V : 分散
 z : 標本平均の標準化変数
 α : 危険率
 δ_a : エルロン舵角
 $\dot{\delta}_e$: エレボン舵角レートリミット
 δ_r : ラダー舵角
 $\dot{\delta}_r$: ラダー舵角レートリミット
 ε : 不確定パラメータ・ベクトル
 $\varepsilon(j)$: 不確定パラメータ・ベクトルの j 番目の要素
 $\bar{\varepsilon}$: 不確定パラメータの標本平均

θ : ピッチ角
 μ : 母平均
 σ : 母分散
 χ^2 : 標本分散の χ^2 値
 ψ : 方位角

1. は じ め に

航空宇宙機の開発においては、実環境での飛行試験により、あらかじめシステム全体の動作を確認することが困難な場合も多い。よって、飛行前の事前評価が非常に重要となる。モンテカルロ・シミュレーションは様々な不確定要因を考慮した事前評価が可能なツールであり、近年の計算機能力の大幅な向上に伴い国内外のプロジェクトにおいて広く利用されるようになってきた¹⁻⁷⁾。個別のシステムにも依存するが、通常不確定要因として存在するものには、温度や風等の環境条件、慣性特性・空力モデル・アクチュエータモデル等の機体モデル誤差、センサの計測誤差、初期条件などがある。これらの存在下におけるシステムの挙動を事前に評価することが必要であり、モンテカルロ法は評価手法として次のような優れた特徴を持つ。1) 非線形システムの直接評価が可能である。2) 仮定した不確定パラメータの発生頻度に対応したミッション達成確率や被評価状態量の分布が結果として得られる。3) 複数の不確定パラメータの影響も結果に現れる。4) 標本調査であるため、実行するシミュレーション回数(計算負荷)は、不確定パラメータの数に依存しない。

ところがモンテカルロ評価の結果がミッション要求を満たさない場合、逆にシステムの性能やロバスト性に重大な

^{*1} © 2007 日本航空宇宙学会
平成 18 年 5 月 10 日原稿受理
特許出願中, 特願 2006-30256
^{*2} 宇宙航空研究開発機構

文献 [8-9] の手法

この工程が不要となる！

提案する手法

第 1 図 従来手法に対する利点

影響を及ぼす不確定パラメータを見つけ出すことは必ずしも容易ではない。モンテカルロ法では、様々な不確定パラメータを同時に、しかもそれらの大きさをランダムに加えるため、2 つ以上の不確定パラメータがシステムに複合的に作用することがあるためである。システム要求に対する影響が大きな不確定パラメータを、以下本稿では危険不確定パラメータと呼ぶことにする。

危険不確定パラメータを見つけることは、システムの弱点の原因を特定することであり、改善検討を行うためには必ず必要となる。具体例を挙げれば、1) 危険不確定パラメータとしてセンサ誤差やアクチュエータのレートリミットが検出された場合、対象となるハードウェアの改修が必要かもしれない。2) 空力特性が危険不確定パラメータとして検出されれば、設定した空力モデルの不確定性の範囲をより正確に知り、その範囲を限定するための地上試験が有効かもしれない。3) 風条件が問題となるなら、誘導制御ソフトの改修が必要かもしれない。以上、どのような対策が効果的であるかは個別のシステムとその時々状況に依存するが、少なくとも原因が特定されない限り、上記のような対応策の検討は不可能である。

危険不確定パラメータの検出方法はこれまでに文献 8, 9) により提案されている。しかしこれらの方法では、モンテカルロ評価後に危険不確定パラメータを検出するために再度モンテカルロ・シミュレーションが必要となるため、時間的コストが大きい。評価対象となるシステムにもよるが、モンテカルロ評価は数日～数週間を要することもありうる。そこで本稿では再度のモンテカルロ・シミュレーションを必要とせず、システム評価後直ちに危険不確定パラメータを検出可能な簡易的な手法を提案する。文献 8, 9) の手法に対する本手法のメリットを第 1 図に示す。

以下では 2 節で提案する危険不確定パラメータ検出法の原理について述べ、3 節で統計的検定を利用したパラメータ検出法の詳細を述べる。4 節で適用例を示し、最後に 5 節でまとめる。

2. モンテカルロ法とパラメータ検出の原理

はじめにモンテカルロ・シミュレーションによるシステム評価の概要を記す。次に、その評価結果を用いた危険不

第 2 図 モンテカルロ・シミュレーションによるシステム評価

確定パラメータ検出法の原理について述べる。

2.1 モンテカルロ評価 現実には、先に述べたような様々な不確定要因が存在する。モンテカルロ・シミュレーションにより、これらの想定されるすべての不確定パラメータの影響を反映した非線形システムの総合評価が可能である^{10, 11)}。

モンテカルロ・シミュレーションによるシステム評価の概念を第 2 図に示す。まず個々の不確定パラメータの確率分布を設定し、その大きさをランダムに発生させて不確定パラメータ・ベクトル ε_i を生成する。考慮する不確定パラメータ数が M 個であるとき、 ε_i は M 次元ベクトルとなる。次にシミュレーション・モデルに ε_i を組み込み、飛行シミュレーションを一度実行する。そして結果が要求を満足しているかどうかを判定する。この一連のシミュレーション評価を、 ε_i を更新しながら多数回繰返せばミッション達成確率や目的とする出力状態量の分布が推定できる。これがモンテカルロ法によるシステム評価である。

各不確定パラメータの設定は、基本的にはハードウェアの性能や試験結果などの物理現象を基に、適切な範囲と分布形を決定する。なかには物理現象に関わる情報が殆どないパラメータも存在するが、その場合でも設計の前提条件として適切であろうと考えられる値を設定する。情報がなから何も解析できないということではなく、ここで重要なのは前提条件として設定した不確定性の大きさと評価結果との関係が明確になるということである。

いま、 N 回のシミュレーションを実行するとすれば、 ε_i も N 個発生させる必要がある。この様子を第 3 図に示す。モンテカルロ評価の結果、 n 回だけ要求を満たさなかった

第3図 発生させる不確定パラメータ・ベクトル

とすればミッション達成確率は、

$$P_s = 1 - n/N \quad (1)$$

以上のように、モンテカルロ・シミュレーションでは様々な不確定パラメータを同時に、かつそれらの大きさをランダムに加えるため、あらゆる不確定パラメータを考慮した非線形システムの総合的な評価が可能である。多数回のシミュレーション評価の中でシステム要求を満足しないケースが現れるが、このときシステムに重大な影響を及ぼす危険不確定パラメータが必ず存在するはずである。しかし、これらを特定することは必ずしも容易ではない。この欠点を補う1つの簡便な方法として、感度解析がある。感度解析は個々の不確定パラメータを1個ずつ個別に加えてそれらの影響を調査するものであり、各不確定パラメータ単独の影響を評価できる。しかし、2個以上の不確定パラメータの複合的な影響によってシステム要求が満足できなくなるケースも現実には存在し、これらの危険不確定パラメータまで感度解析で検出することは不可能である。そこで、このような場合にも危険不確定パラメータの検出が可能な手法について検討した。本手法の原理を次に述べる。

2.2 パラメータ検出法の原理 モンテカルロ・シミュレーションでは、各不確定パラメータの大きさは設定した分布に従ってランダムに発生させる。不確定パラメータの分布形は任意に設定すればよいが、 N を大きくすれば、 j 番目の値 $(\varepsilon_i(j), i = 1, \dots, N)$ は設定した元の分布に近づく。

いま N 回のモンテカルロ評価の結果、 n 回だけシステム要求を満足できなかったとする。このとき対応する n 個の不確定パラメータ $\varepsilon_i(j)$ の分布が、仮定した元の分布（例えば正規分布）から無作為に抽出したとは考えられない程、分布形が大きく異なっていれば、この j 番目の不確定パラメータはシステム要求を満たさない原因、つまり危険不確定パラメータである可能性が高い。この性質を利用して、危険不確定パラメータを検出する。ここで「元の分布と異なる」ことを数学的に表現するため、平均及び分散についての相違を考える。 n 個の分布と元の分布でこれらの値を比較し、大きく異なるかどうかを判定する。

航空機や宇宙往還機などの場合には、発生させる不確定パラメータの分布の平均を0とすれば、正の値と負の値が

(a) 平均値の偏り

(b) 分散の偏り

第4図 n 個の不確定パラメータの分布の偏り

同程度の影響を縦運動に及ぼすとは考えにくい。つまり、縦運動に影響する危険不確定パラメータの分布は第4図(a)のように正側または負側に偏る可能性が高い。この場合、 n 個の標本の平均と元の分布の平均の偏差により危険不確定パラメータを検出できる。

一方横運動に関しては、機体形状が左右対称であるとするれば危険不確定パラメータの正側と負側で機体に及ぼす運動は逆方向にはなるが、その影響の大きさは不確定パラメータの符号に依存しない。つまり、横運動には危険不確定パラメータの絶対値の大きさが効く可能性が高い。例えば元の分布が正規分布のときには、危険不確定パラメータの分布は第4図(b)のようになると推定される。よって、この場合は元の分布との分散の違いで判定するのが合理的である。

以上より、危険不確定パラメータ検出の原理についてまとめる。まず、システム要求を満たさないケースに対応する n 個の不確定パラメータ・ベクトル ε_i を取り出す。次に M 個の各不確定パラメータ $(\varepsilon_i(j), j = 1, \dots, M)$ について、それぞれ平均と分散を計算し、母集団の平均及び分散と比較する。そして母集団との違いが顕著な不確定パラメータを、危険不確定パラメータとして検出する。

3. 統計的検定を利用したパラメータ検出法

システム要求を満足しないケースに対応する不確定パラメータ・ベクトル ε_i に含まれる各要素について、それぞれ平均と分散を母集団と比較し、その相違を調べる。この相違の大小を判定するために、仮説検定を利用する。そこで、最初に平均及び分散の仮説検定について、それぞれ述べる。次に、仮説検定を利用した危険不確定パラメータの検出手順についてまとめる。最後に、本手法の適用と利用法について考察する。

帰無仮説を「標本（要求を満足しないケース）は母集団から無作為に抽出された」とし、この帰無仮説の下で標本の発生確率を求める。求めた発生確率が著しく小さければ帰無仮説を棄却し、「標本は何らかの意図で母集団から抽出された」と考える。つまりここでは、その不確定パラメータはシステム要求に重大な影響を及ぼす危険不確定パラメータであると判定する。

3.1 平均値の検定 帰無仮説に基づき、標本平均が母集団から無作為に抽出されるときに得られる平均値の発生確率を算出する。設定した不確定パラメータ ε の母集団分布の平均 μ 、分散 σ^2 とする。取り出した標本数を n 、標本平均を $\bar{\varepsilon}$ とすれば、

$$\bar{\varepsilon} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \quad (2)$$

ここで、標本平均 $\bar{\varepsilon}$ の期待値 E と分散 V は、

$$\begin{aligned} E(\bar{\varepsilon}) &= \mu \\ V(\bar{\varepsilon}) &= \sigma^2/n \end{aligned} \quad (3)$$

となる¹²⁾。第2式は、取り出した標本数 n が大きいほど標本平均のばらつきは小さくなることを表す。つまり n が大きいほど、標本平均 $\bar{\varepsilon}$ の分布は母平均 μ のまわりに集中することを表す。

母分散 σ^2 が未知である場合には、標本数 n が小さいとき標本分散 s^2 と σ^2 の乖離が大きいため、 t 検定を行う必要がある¹²⁾。しかし、モンテカルロ評価では、あらかじめ分布を設定して人工的に不確定パラメータを発生させるため、 σ^2 は既知である。よって、標本数にかかわらず正規分布を仮定した検定を用いる。標本平均を標準化すると、

$$z = \frac{\bar{\varepsilon} - \mu}{\sqrt{\sigma^2/n}} \quad (4)$$

標準化変数 z は、近似的に標準正規分布 $N(0, 1)$ に従う¹²⁾。ここで、 $|z|$ の値に対応する標準正規分布の上側累積確率 $P_{|z|}$ を求める。これは統計表や市販の統計ソフトを用いて容易に得られる。標本が母集団から無作為に取り出されるとき、現実には得られた標本平均の発生確率が $P_{|z|}$ である。危険率を α とすれば、

$$P_{|z|} \leq \alpha/2 \quad (5)$$

のとき帰無仮説を棄却する。(5)式で表される棄却域を第5図に示す。確率密度関数の裾の斜線部分の面積が上側と下側でそれぞれ $\alpha/2$ であり、(5)式を満たすとき z の値がこの領域に入る。得られた標本が無作為に取り出されたと仮

第5図 正規分布と累積確率

定すると、その標本平均は α にも満たない小さな確率でしか起こりえないことを意味する。このような小さな確率でしか起こりえないことが現実には起こっているため、標本が無作為に取り出されたとはいえにくく、このとき帰無仮説を棄却する。そして、対応する不確定パラメータは危険不確定パラメータであると判定する。

3.2 分散の検定 標本分散が母分散と乖離しているかどうかについては、 χ^2 分布を用いて検定を行う。標本分散を s^2 とすると、次式で与えられる。

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \{\varepsilon_i - \bar{\varepsilon}\}^2 \quad (6)$$

このとき χ^2 値は次式から得られる。

$$\chi^2 = (n-1)s^2/\sigma^2 \quad (7)$$

これは自由度 $(n-1)$ の χ^2 分布に従う。(7)式の χ^2 値に対応する下側累積確率を P_{χ^2} とすると、帰無仮説が棄却される条件は、

$$P_{\chi^2} \leq \alpha/2 \quad (8a)$$

または、

$$P_{\chi^2} \geq 1 - \alpha/2 \quad (8b)$$

である。(8a)式は標本分散が母分散と比べて小さすぎる場合、(8b)式は大きすぎる場合についての棄却条件であり、この棄却域を第6図に示す。(8)式の条件を満たすとき、対応する不確定パラメータは危険不確定パラメータであると判断する。

3.3 検出手順 これまでに述べた平均及び分散の仮説検定を用いた危険不確定パラメータの検出手順を述べる。統計的検定では、分布の累積確率が危険率 α を超えるかどうかで判定する。累積確率の値が小さいほど、帰無仮説との乖離が大きいかを表す。したがって、この累積確率の値を各不確定パラメータについて求め、その確率を小さい順に並べればシステム要求への影響が大きい可能性が高い順番となる。以下にパラメータ検出手順を示す。

[1] N 回のモンテカルロ・シミュレーションを実行し、

第6図 χ^2 分布と累積確率

システム要求を満たさないケースに対応する入力不確定パラメータ・ベクトル（ n 個）を取り出す。

〔2〕 M 個の各不確定パラメータについて、(4) 式より z を、(7) 式より χ^2 を計算する。この手順を第 7 図に示す。

〔3〕得られた z 、 χ^2 を累積確率に変換する。 z については、 $|z|$ に対応する分布の裾の面積で表される上側累積確率 $P_{|z|}$ を算出する。 χ^2 については下側累積確率 P_{χ^2} が 0.5 を超えるときは上側累積確率の値に変更する。つまり、

$$P_{\chi^2} > 0.5 \text{ のとき, } P_{\chi^2} = 1 - P_{\chi^2} \quad (9)$$

このように処理すれば累積確率 $P_{|z|}$ 及び P_{χ^2} が、小さい順に棄却域に近くなる。

〔4〕 M 個の各不確定パラメータについて、 $P_{|z|}$ 、 P_{χ^2} のいずれか小さい方の値を、その不確定パラメータの累積確率値 $P_{\min}(j)$ とする。つまり、

$$P_{\min}(j) = \min\{P_{|z|}(j), P_{\chi^2}(j)\} \quad (10)$$

そして、各不確定パラメータに対応する M 個の $P_{\min}(j)$ を小さい順に並べ、棄却域 $\alpha/2$ よりも小さいものをシステム要求への影響が大きいものと判定する。上記〔3〕及び〔4〕の処理手順を第 8 図に示す。

3.4 本手法の適用について 本手法の適用にあたっては留意すべき点がある。その 1 つは不確定パラメータが時系列で変化する場合であり、例えばセンサ出力のランダムノイズなどのケースである。この場合は時系列で変化する入力信号の平均と分散等の統計量が指定される。しかし、これらの統計量は毎回のシミュレーションごとに変化するわけではなく一定値であるため、本手法は適用できない。

また他のケースとしては、システム要求を満たさないケー

ス数が極端に少ない場合、つまり n が小さすぎてデータが不十分な場合には検定精度が悪化する。この場合は、危険不確定パラメータを検出できない可能性が高くなる。

以上のような場合は文献 8, 9) に示す手法により、パラメータ検出を実行すればよい。ただし、モンテカルロ・シミュレーションの実行が再度必要であることは先に述べたとおりである。本手法の利点はモンテカルロ評価終了後、直ちにその結果を用いて危険不確定パラメータの検出が可能なことである。したがって本手法が利用可能ならば、まず本手法を適用することによって、検出作業を進めるのが効率的である。

4. パラメータ検出例

オーストラリア・ウメラ飛行場において 1996 年に実施された小型自動着陸実験（ALFLEX）を例として取り上げ、そのモンテカルロ評価結果に本検出法を適用し、その有効性を示す。はじめに ALFLEX の概要とモンテカルロ評価結果例を示し、次に本パラメータ検出法を適用した結果を示す。さらに検出された危険不確定パラメータが、実際にシステムに重大な影響を及ぼしているパラメータであることを検証する。

4.1 ALFLEX の概要と評価結果 ALFLEX は、将来の宇宙往還機実現に向けて自動着陸技術を確認するために実施された¹³⁻¹⁵⁾。南オーストラリア州・ウメラ飛行場において実施され、全 13 回の着陸実験に成功した。まず、実験機はヘリコプタに吊されて飛行し、滑走路手前 2700 m、高度 1500 m において分離される。その後、実験機は各センサ情報を搭載計算機に取り込み、組み込まれた誘導制御ロジックに従って、自動飛行により滑走路に着陸する。本実験の概要を第 9 図に示す。

本実験の実施にあたっては、事前に飛行システムの挙動を確認するためにモンテカルロ・シミュレーションによるシステムの評価を行った。モンテカルロ評価において考慮した不確定パラメータの種類を第 10 図に示す。ここで考慮した不確定パラメータの数は約 100 個である。第 11 図に 5000 回のモンテカルロ評価結果例を示す。いくつかのケースで接地状態の要求値を満たしていないことがわかる。第 11 図に示す状態量の他にも接地要求はあり、1 項目でも接地要求を満たさないケースは全体の約 1.3% であった。ま

第 7 図 統計量 (z, χ^2) の算出

第 8 図 統計量の処理手順

第 9 図 小型自動着陸実験（ALFLEX）

第 1 表 パラメータ検出結果

No.	$P_{\min}$	不確定パラメータ	$P_{ z }$	P_{χ^2}
[1]	6.25×10^{-11}	エレボンレートリミッタ $\dot{\delta}_e$	6.25×10^{-11}	7.64×10^{-4}
[2]	6.93×10^{-10}	ラダーレートリミッタ $\dot{\delta}_r$	6.93×10^{-10}	1.67×10^{-3}
[3]	5.16×10^{-5}	分離時ヨーレート R_0	5.94×10^{-2}	5.16×10^{-5}

第 10 図 不確定パラメータの種類

第 12 図 検出された不確定パラメータの度数分布

第 11 図 モンテカルロ評価結果例 (5000 回試行)

た、この他に飛行中に運動が不安定となって接地に至らず、着陸できないケースが 17 回 (0.34%) 発生した。

接地時状態量に影響する不確定パラメータについては、個々の不確定パラメータの影響を調べる感度解析により、ノミナルケースとの差が明らかになる。例えば接地時沈下率であれば、ノミナルケースでの沈下率、不確定パラメータを含む場合の沈下率はそれぞれ数値的に表され、ノミナルケースとの差は数値的に表現できる。このためノミナル状態との差の大きさにより、危険不確定パラメータはある程度は特定可能である。これに対して飛行中に不安定となる場合は、例えば“不安定度”のようなものを数値的に表すことはできないため、得られる結果は安定か不安定 (途中で飛行不能) の 2 通りの情報しか得られない。つまり、ノミナルケースとの数値的な差の情報は得られない。

実際に不確定パラメータを個別に加える感度解析では不安定となるケースは 1 ケースも現れなかった。このため、モンテカルロ評価結果で不安定となる 17 回のケースでは 2 個以上の不確定パラメータの複合的な効果により、不安定現象が発生しているものと考えられる。

以上より、本パラメータ検出法の有効性を示すため、感

度解析では解析不可能である機体運動が不安定となるケースを取り上げて本手法を適用し、危険不確定パラメータの検出を試みた。

4.2 パラメータの検出結果 機体運動が不安定となった 17 回のケースについて、それに対応する入力不確定パラメータ・ベクトル ε_i ($i = 1, \dots, 17$) を取り出し、不安定現象に影響する危険不確定パラメータを検出する。3.3 項の手順に従って、 ε_i の要素である各不確定パラメータ $\varepsilon(j)$ について、(4)、(7) 式を用いてそれぞれ $z(j)$ 、 $\chi^2(j)$ を求める。次に、これらに対応する下側累積確率 $P_{|z|}$ 、 P_{χ^2} を求めて、(10) 式より $P_{\min}(j)$ を求める。この $P_{\min}(j)$ が $\alpha/2$ よりも小さいときに、不確定パラメータ j は不安定ケースに大きく影響していると判断する。

次に危険率 α の設定方法についての 1 つの考え方を記す。この例では不確定パラメータの数は約 100 であるため、各パラメータに対応する $P_{\min}$ も 100 個程度算出されることになる。これは、各パラメータについて 1 回ずつ、合計 100 回の検定を実行していることに相当する。つまり、全く危険不確定パラメータが存在しないとしても、偶然に 1 個程度は、いずれかの $P_{\min}$ 値が $1/100$ 程度の小さな値をとることが容易に起こりうる。したがって棄却域を定めるための危険率 α の値として、この例では $1/100$ よりもさらに 1 桁小さい $\alpha = 1/1000$ と設定して仮説検定を行った。

このようにして危険不確定パラメータを検出したところ、第 1 表のようにエレボンのレートリミッタ $\dot{\delta}_e$ 、ラダーのレートリミッタ $\dot{\delta}_r$ 、実験機分離時のヨーレート R_0 が検出された。 $P_{\min}$ の値も $\alpha/2$ よりもかなり小さく、帰無仮説の下では殆ど起こりえないような小さな確率となっていることがわかる。また、 $\dot{\delta}_e$ 及び $\dot{\delta}_r$ については平均値のずれを表す $P_{|z|}$ 、一方 R_0 については分散のばらつきを表す P_{χ^2} が、それぞれ $P_{\min}$ の値となっていることがわかる。検出され

第2表 モンテカルロ評価結果 (5000 回試行)

ケース番号	除いた不確定パラメータ	不安定回数
1-1	なし	17
1-2	$\dot{\delta}_e, \dot{\delta}_r, R_0$	0
2-1	$\dot{\delta}_e$	7
2-2	$\dot{\delta}_r$	10
2-3	R_0	3

た不確定パラメータを標準化した z について, 17 ケースの度数分布を第 12 図に示すが, 確かに $\dot{\delta}_e$ 及び $\dot{\delta}_r$ の値は負側に偏っている. これはアクチュエータのレートリミッタ値がノミナル状態よりも小さくなって舵角レートの制限が強くなっていることを表す. 一方, R_0 については, 正側・負側共にばらつきが大きく, 分散が大きくなっていることがわかる. このことから, 分離時のヨーレートが正・負を問わず大きくなるときにシステムに重大な影響を及ぼしていると推測できる.

4.3 検出結果の検証 次に検出された 3 つの不確定パラメータが, 実際に不安定現象の原因となっていることを確認する. 検出された 3 つの不確定パラメータの全部または一部を除き, 他の条件は全く変えずに再度モンテカルロ評価を行い確認した. 5000 回の評価の結果, 不安定現象が発生した回数を第 2 表に示す.

すべての不確定パラメータを組み込んだケースが第 2 表の (1-1) のケースであり, 不安定現象は 17 回発生している. これに対し, 前節で検出された 3 つの不確定パラメータ $\dot{\delta}_e, \dot{\delta}_r, R_0$ を除いたものが (1-2) のケースであるが, この場合不安定現象は一度も発生していない. したがって, 検出された 3 つのパラメータが不安定現象に関与していることが確認できる. 次に, 検出された 3 つの各パラメータがそれぞれ不安定現象に寄与していることを確認するため, 各パラメータを 1 つずつ除いて結果を調べたのが, (2-1)~(2-3) のケースである. すべてのケースにおいて失敗数は 17 よりも減少しており, 検出された 3 つの各不確定パラメータは, それぞれ不安定現象に影響していることが確認できる.

検出された不確定パラメータの内容から, 舵角のレートが小さく制限され, かつ, 分離時のヨー運動が励起されているときに, 機体運動を安定化するための制御コマンドに舵面アクチュエータが追従できなくなり, 不安定現象が発生しているものと考えられる. これらの組み合わせの影響を確認するために, ノミナル状態にこれら 2 つの不確定パラメータのみを同時に加えたシミュレーションを実施し確認した. 加えた不確定パラメータの大きさは第 12 図の分布を考慮し, R_0 のみ $z = -2$ 相当とし, $\dot{\delta}_e$ と $\dot{\delta}_r$ については $z = -3$ とした. 第 13 図にシミュレーションで得られた時間履歴を示す. 上から横運動の状態量 Φ, Ψ, P, R を示し, 下 2 段にエルロン舵角 δ_a 及びラダー舵角 δ_r とそれらのコマンドを破線で示す. (a) 図に $(\dot{\delta}_e, R_0)$ の組合せを加えた結果を示すが, エレボン・アクチュエータのレートリミッタが小さく制限されているため, エルロン舵角がコマンドに追従できず, ロール運動が発散していることがわ

第13図 検出された不確定パラメータの影響

かる. また右側の (b) 図は $(\dot{\delta}_r, R_0)$ を加えた結果であるが, この場合はラダー舵角がコマンドに追従できず横運動が発散していることがわかる.

以上より, 前節で検出された 3 つの不確定パラメータは, 不安定現象に対する危険不確定パラメータであることが確認できた.

5. ま と め

モンテカルロ評価結果に重大な影響を及ぼす危険不確定パラメータの検出方法を提案した. 本手法の適用にあたっては, ある程度の失敗ケースの標本数が必要である等の留意すべき点はあるが, 文献 8, 9) の手法と異なり再度のモンテカルロ評価を必要としないため, 時間的コストが大幅に軽減され効率的に検出作業を進めることができる. 特に設計の初期段階においては失敗ケース数も少ないため, 本手法の利便性は高い. 危険不確定パラメータの検出法を用いてシステム改善のための情報が効率的に得られることにより, 評価ツールとしてのモンテカルロ法の利便性はさらに向上することが期待される.

参 考 文 献

- 1) Shakarian, A.: Application of Monte-Carlo Techniques to the 757/767 Autoland Dispersion Analysis by Simulation, AIAA Paper 83-2193, 1983.
- 2) Ray, L. R. and Stengel, R. F.: Application of Stochastic Robustness to Aircraft Control Systems, J. Guid. Control Dynam., **14** (1991), pp. 1251-1259.
- 3) Desai, P. N., Schofield, J. T. and Lisano, M. E.: Flight Reconstruction of the Mars Pathfinder Disk-Gap-Band Parachute Drag Coefficients, J. Spacecraft Rockets, **42** (2005), pp. 672-676.
- 4) Mase, R. A., Antreasian, P. G., Bell, J. L., Martin-Mur, T. J.

- and Smith Jr., J. C.: Mars Odyssey Navigation Experience, J. Spacecraft Rockets, **42** (2005), pp. 386–393.
- 5) Motoda, T., Miyazawa, Y., Ishikawa, K. and Izumi, T.: Automatic Landing Flight Experiment Flight Simulation Analysis and Flight Testing, J. Spacecraft Rockets, **36** (1999), pp. 554–560.
 - 6) 二宮哲次郎, 鈴木広一, 塚本太郎: 高速飛行実証機フェーズ II の誘導制御系評価, JAXA RR-04-002, 2004.
 - 7) Hamada, Y., Ninomiya, T., Katayama, Y., Shinomiya, Y., Matsumoto, K., Yamamoto, M., Sawai, S., Ueno, S. and Hayashi, K.: Feasibility Study for Precise Lunar Landing Using SELENE-B Lander Configuration, JAXA-RR-05-013E, 2005.
 - 8) Motoda, T. and Miyazawa, Y.: Identification of Influential Uncertainties in Monte Carlo Analysis, J. Spacecraft Rockets, **39** (2002), pp. 615–623.
 - 9) Motoda, T.: Simplified Approach to Identifying Influential Uncertainties in Monte Carlo Analysis, J. Spacecraft Rockets, **41** (2004), pp. 1071–1075.
 - 10) Stengel, R. F.: Flight Dynamics, Princeton University Press, Princeton, 2004, pp. 375–385.
 - 11) Mooney, C. Z.: Monte Carlo Simulation, 1st ed., Sage Publications Inc., Thousand Oaks, CA, 1997, pp. 1–65.
 - 12) 東京大学教養学部統計学教室編: 統計学入門, 東京大学出版会, 東京, 1997, pp. 94–99, 148–149, 191–204.
 - 13) Miyazawa, Y., Ishikawa, K., Motoda, T., Izumi, T., Sagisaka, M., Hata, T. and Onuma, H.: Flight Control System for the Automatic Landing Flight Experiment, AIAA Paper 96-3782, 1996.
 - 14) Miyazawa, Y., Nagayasu, M. and Nakayasu, H.: Flight Testing of ALFLEX Guidance, Navigation and Control System, ICAS-98-1.1.3, Proceedings of the 21st Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences, Melbourne, Australia, 1998.
 - 15) Miyazawa, Y., Motoda, T., Izumi, T. and Hata, T.: Longitudinal Landing Control Law for an Autonomous Reentry Vehicle, J. Guid. Control Dynam., **22** (1999), pp. 791–800.