

確率的シミュレーションにおけるQoIの裾野分布評価のためのランダムパラメータ空間の分析方法

Analysis Method of Random Parameters Space
for Evaluation of Tail Distribution of QoI in stochastic simulation

鳥谷陸斗¹⁾, 高野直樹²⁾

Rikuto Karasudani and Naoki Takano

1) 慶應義塾大学大学院 理工学研究科 (〒223-8522 神奈川県横浜市港北区日吉3-14-1, E-mail: Riku0423to@keio.jp)

2) 博(工) 慶應義塾大学 理工学部機械工学科 教授 (〒223-8522 神奈川県横浜市港北区日吉3-14-1)

Monte Carlo simulation (MCS) is a convenient stochastic simulation method, but its computational cost is huge and the accuracy of the tail distribution of the quantity of interest (QoI) is not enough even with 10000 samples. Therefore, this paper proposed an efficient and detailed analysis method of the tail distribution of QoI and a visualization method of the multi-dimensional random parameter space to understand the random parameter sets leading to extreme values of QoI.

Key Words : Monte Carlo Simulation, Tail Distribution, Multi-dimensional Random Parameter Space

1. 緒言

機械部品の製造において、加工誤差が生じ、設計時の性能が発揮されないことがある。機械部品の性能予測シミュレーションの妥当性確認として、不確かさの考慮が求められる。幾何的誤差は不確かさを有するランダムパラメータとして扱うことが可能である。一様乱数を用いるモンテカルロシミュレーション (Monte Carlo simulation, 以下MCS) が一般的であるが、通常10,000サンプルを用いるため計算コストが問題である。一方、たとえ10,000サンプルを用いても、注目する物理量 (Quantity of interest, 以下QoI) の裾野分布の予測に割かれるサンプル数は少なく、リスク評価として精度と信頼性の課題が残されている。そこで、本研究ではQoIの裾野分布を詳細に、効率よく解析する手法を、python言語を用いて開発を行った。

2. QoIが裾野分布の値となるサンプル点について

MCSは高い計算コストという課題がある。機械部品においては、破壊が簡単に引き起こされるなどの不良をもたらすQoIのケースを調べることが重要である。QoIの確率分布において低確率で起こり得る極端な値の箇所が裾野分布である。Fig.1 (a)において、ある閾値以上の裾野分布がオレンジで示される。このとき、 x_i , x_j のサンプル点は多くの場合、Fig.1 (b)のようになる。裾野分布につながるパラメータのサンプルが、全体のサンプル数に比べてあまり得られていないことがわかる。

多次元ランダムパラメータに対しても同様に考えることができる。ここから、裾野分布に割かれるサンプル数は少ないことがわかる。そのため、QoIがさらに極端な値を示すケース、つまり、さらに悪いケースが存在する可能性があり、リスク評価にはそれらが使われるべきである。そこ

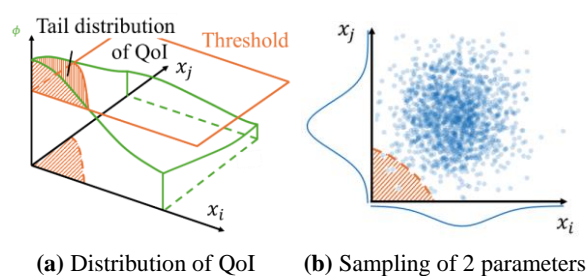


Fig.1 Tail distribution

で本研究は、信頼性の高いQoIの確率分布を得ることよりも、リスク評価に用いられる裾野分布の解析精度を得ることに重点を置き、計算コストを抑えつつ、QoIの裾野分布を効率よく詳細に解析する。裾野分布につながる十分なサンプルを得るシステムの開発を目指す。

3. アクリル多孔平板の引張時の初期破壊荷重の予測シミュレーション

Fig.2の応力分布のメッシュ図に示されるようなアクリル多孔平板の引張試験における初期破壊荷重[1]の予測を行う。特に、低い荷重で破壊した事例の予測を行うため、QoIをミーゼス応力として、応力の高い側すなわち初期破壊荷重が低い側の裾野分布を分析する。

拡大した4つの円孔において円孔の半径の誤差を δR , 円孔の中心座標の誤差を δX と δY とし、前者はNo. 1~4, 後者はNo. 1,2,4の円孔に対して定義し、計10個のランダムパラメータを用いた。

有限要素解析の境界条件として、領域の下辺を完全拘束し、上辺0.1 mmの強制変位を与えた。線形弾性体、ヤング率とポアソン比は3.35 MPa, 0.3とした。

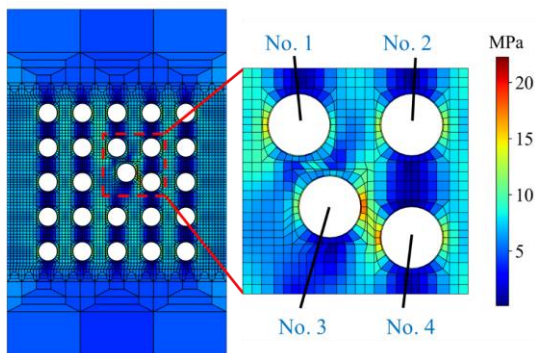


Fig.2 Distribution of von Mises stress

4. ランダムパラメータ空間の分析

QoIの期待値の収束までMCSを実行した際の解析結果を分析することにより、高いQoIに繋がるパラメータの組の存在領域を数理的に表現する。10次元ランダムパラメータ空間から、2パラメータを抽出した45の断面図をFig.3のように表示した後、上記の解析結果をQoIの値により3色で投影し、高いQoIである赤色の傾向を分析することにより、図中に黄色で示したパラメータの組の存在領域を得た。図中に典型的な断面の拡大図を示すが、Fig.4にも示す通り、種々のケースにおいて自動分析が正しく機能していることが確認できた。

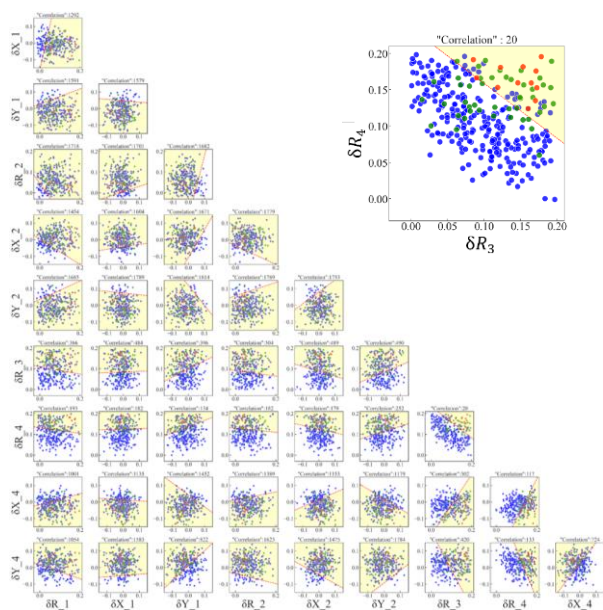


Fig.3 Visualization of random parameter space

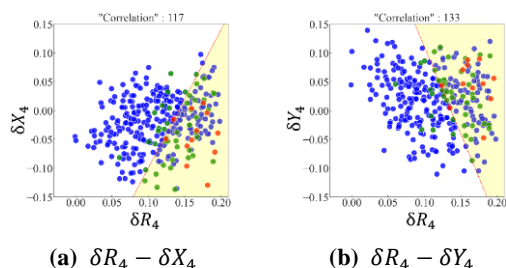


Fig.4 Typical cross-sections

5. 低い初期破壊荷重値の予測結果

破壊判定の閾値となるミーゼス応力を46 MPaとし、初期破壊荷重を予測した結果をFig.5に示す。青色が通常のMCS、赤色が本研究の裾野分布の解析結果である。青色と赤色に重複はほとんどなく、低い初期破壊荷重のみが効率的に予測できたことがわかる。Fig.6には、平均値、標準偏差、最高値と最低値を示しており、実験データとの比較も行っている。従来のMCSの平均値は実験データと一致した。本解析結果の平均値は、従来のMCSの最低値とほぼ同じであり、標準偏差は従来のMCSとほぼ同じであった。実験データの標準偏差は極めて大きく、本研究で考慮した加工誤差以外にもチャッキングの影響などが関与したのではないかと推察される。

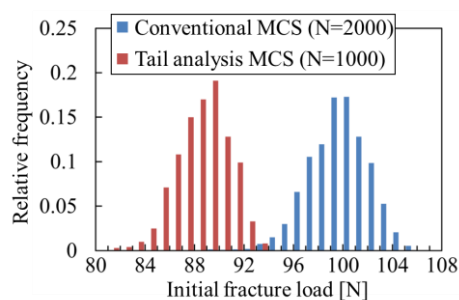


Fig.5 Predicted initial fracture load

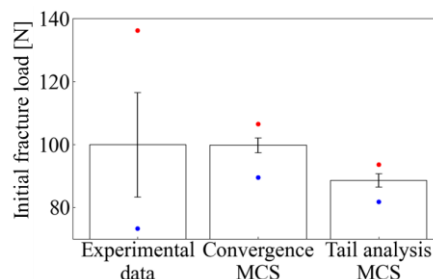


Fig.6 Statistical data of experimental and simulation

6. 結言

本研究により、多次元ランダムパラメータ空間の分析・可視化手法が自動処理で可能となった。機械部品の製造ノウハウを定量的した後、ノウハウをランダムパラメータとして考えて本システムを応用すれば、ノウハウの組み合わせによる製造の改善に寄与できるものとして期待できる。また、本研究では静的問題を扱ったが、今後は動的問題への発展が考えられる。本研究で提案した多次元ランダムパラメータ空間の可視化手法をどのように応用、発展できるのか、といった点について考えていきたい。

参考文献

- [1] S. Akimoto, N. Takano, Numerical prediction of scattered initial fracture load of perforated thin plate under tension by Monte Carlo FEM simulation with stepwise limited sampling, Mechanical Engineering Letters, Vol. 2, 16-00316, (2016).