

感度係数による不確かさ評価結果を類似対称に用いた、 より効果的な MCCV 法の提案

Proposal of efficient MCCV method using sensitivity evaluation result

*二平 舜介¹, 千葉 豪¹

¹北海道大学大学院工学院

ランダムサンプリング法(RS 法)に対する分散低減手法の一つである MCCV 法において用いられる類似対象に感度係数を用いた不確かさ伝播計算を適用することを提案し、その有効性を評価した。

キーワード: ランダムサンプリング法, 不確かさ評価, 核データ, MCCV 法

1. 結言 確率論的な不確かさ評価手法である RS 法は、入出力の関係に抛らず複雑な体系に対しても容易に導入可能であるという利点を持つが、精度の高い評価を行うためには多くの標本を必要とし、それに伴って計算コストも高くなる傾向にある。そこで、今回 MCCV 法[1]と呼ばれる分散低減手法に着目し、用いられる類似対象として比較的簡便に求めることができる感度係数を用いた結果を適用することを提案する。

2. MCCV 法と類似対象 RS 法では通常、入力の不確かさに従って標本を複数作成し(入力 $a_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iJ}\}$) これを用いて標本の数だけ対象とする計算を行う。MCCV 法ではこの際、分散や期待値が既知である類似対象に対しても同様の乱数列を用いてサンプリングを行い、その結果を用いて対象の分散の低減を図る。ここで、期待値の推定を行う際の MCCV 法の式を(1)に示す。下式において、X は RS 法によって不確かさを推定したい評価対象、Y は分散や期待値が既知である類似対象を示す。

$$E[X] = \frac{1}{N} \sum (X_i - \alpha Y_i) + \alpha \mu_y \quad (\mu_y \text{ は } Y \text{ の期待値}) \cdots (1)$$

このとき、式中の α を指定する必要があるが、これはすなわち $(X - \alpha Y)$ の分散を最小化するような値が最適であり、 $\alpha = C_{XY} / \sigma_y^2$ となるときに最も分散低減効果が大きい (C_{XY} は XY の共分散)。また同様の条件で分散 $V[X]$ を求めると最適値は $V[X] = V[X - \alpha Y] - \alpha^2 V[Y]$ と表せるが、この α は $(X - \alpha Y)$ の分散を最小化する条件であり、 $V[X]$ の推定精度を最大化する条件と一致しておらず、実際に分散推定へ MCCV 法を適用する際の係数は α^2 ではなく α の方が効果は大きくなる。

3. 評価の結果と今後の展望 ここで、評価対象を一次の微係数 S1、二次の微係数 S2 とした二次関数、類似対象を一次の微係数 S1 のみに依存する一次関数として簡易モデルを作成し MCCV 法を適用した。結果は Fig.1 の通りである。なお、誤差棒は同サンプル数で 100 回統計量を算出し、得られた 2σ 信頼区間を用いている。また、Fig.1 は入力分布が平均 5、分散 3 の正規分布を $S1=2, S2=2$ の伝播式に通した結果である。MCCV 法の誤差棒が通常の RS 法に比べ大きく低減されていることが分かる。また、このとき α は 10 サンプルごとに相関を求め更新しており、この α の設定も分散低減効果に大きく影響を与える。すでに分散、歪度に関しても評価済みであり、燃焼計算に適用した場合でも効果が見込まれている。

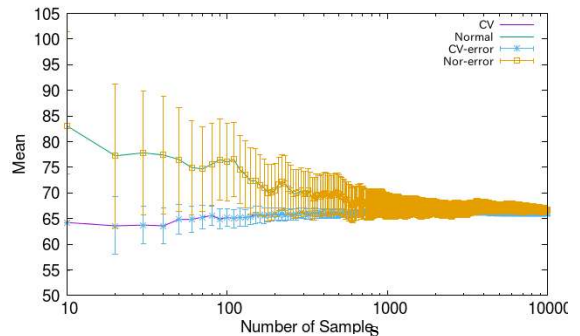


Fig.1 標本数に伴う期待値の収束

参考文献 [1]Jonathan Goodman, Chp.3 Variance Reduction, Lecture Notes on Monte Carlo Methods Fall Semester(2005).

[2] 柴、他、日本原子力学会 2018 春の年会予稿集、1F17

*Shunsuke Nihira¹, Go Chiba¹

¹Hokkaido Univ.