

メタヒューリスティック手法の材料パラメータ同定性能に関する基礎的研究

○東北大学工学部

東北大学災害科学国際研究所

東北大学災害科学国際研究所

東北大学災害科学国際研究所

東北大学大学院工学研究科

学生員 太田 勇真

正会員 高瀬 慎介

正会員 加藤 準治

正会員 寺田 賢二郎

正会員 京谷 孝史

1. はじめに

一般に個々の材料パラメータは、規格に従った材料実験によって決定される。しかし、材料によっては実験が困難な場合が多いため、近年ではコンピュータ上の仮想数値実験を行った上で、最適化アルゴリズムを活用し、その材料パラメータを同定する、いわゆる‘数値材料試験’によるパラメータ同定を行う試みが増えている。しかし、複合材料でしかも材料の非線形性を考慮するような場合には、計算コストの増加のみならず、同定すべきパラメータの数が増加し、それに起因して同定精度の悪化を招くことが問題視されている。そのため、本研究では、収束速度と解の精度に関して優れた性能を示す、Particle Swarm Optimization¹⁾ および Differential Evolution²⁾ (以下、PSO と DE に略) と呼ばれる最適化アルゴリズムを個別に実装し、両者の比較検証を実施するとともに、数値材料試験への適応性に関する検討を行う。

2. メタヒューリスティックに基づく材料パラメータ手法

本研究で用いた最適化アルゴリズムは、メタヒューリスティックの考えに基づいている。メタヒューリスティックとは、最適化問題を解くための経験的手法（ヒューリスティクス）を有機的に結合させたものである。本研究では材料パラメータ同定手法として PSO と DE に着目する。PSO 及び DE は最適化問題における最適解の探索アルゴリズムであり、例えば最近では構造工学分野の離散的な最適設計法や経済分析などに応用される研究もされており、その適用範囲は幅広い。この2つの探索アルゴリズムは両者ともに逆解析を基にした順序を経て設計変数の値を決定する。2つのアルゴリズムのフローチャートを図-1 に示した。

2.1 PSO

PSO は粒子群最適化と呼ばれ、「生物が群れを成して行動（探索）する方が一個体で行動するよりも高い知能を発揮する」という生物学的見解を行動理論として工学的にモデル化したアルゴリズムである。各粒子はパラメータ空間内の位置ベクトルとして表され、スカラー量である評価値がそれに対応する。各粒子は群の全粒子中で最小誤差関数値を持った位置（最良位置）と自分自身の中で最小の誤差関数値を持った位置に引き寄せられるようにパラメータ空

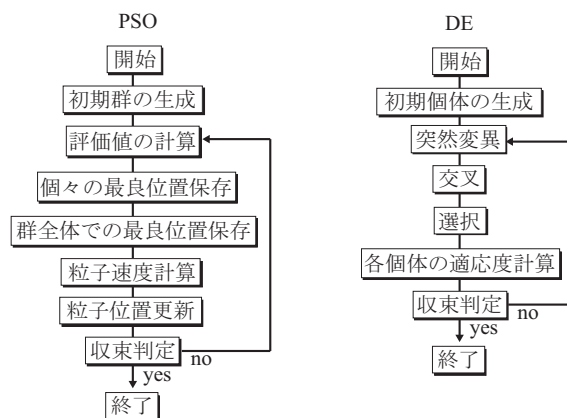


図-1 PSO と DE のフローチャート

間内を探索する。その結果、パラメータが最適値に収束していく。

2.2 DE

DE は集団を形成した各個体から突然変異（Mutation）、交叉（Crossover）、そして選択（Selection）を経て、新しい粒子を生成し、新しい粒子と現世代の評価の良い方を次世代に残していく進化的戦略手法である。突然変異や交叉など、同じ進化的戦略手法の GA（Genetic Algorithm・遺伝的アルゴリズム）に類似した部分もあるが、DE は GA と比べてシンプルなアルゴリズムであり、かつ高性能であると言われている。突然変異を生成するための突然変異係数と差分ベクトルによって、設定範囲を幅広く探索でき、PSO などに比べ局所解に陥りにくいという特徴を持つ。

3. 材料パラメータ同定

3.1 問題設定

本研究では、マイクロ-マクロ分離型解析手法におけるマクロ材料パラメータの同定で PSO 及び DE の性能を比較する。対象とする材料モデルは、Hill 異方性弾塑性モデルである。同定対象のパラメータは、異方性 Hill テンソルにおけるそれぞれの方向の初期降伏応力 $\sigma_{xx}^Y, \sigma_{yy}^Y, \dots, \tau_{zx}^Y$ および式 (1) にある降伏関数 $\sigma_y(\alpha)$ (Voce 硬化則) 内の H, α, R_0, β の合計 10 個である。ここで、 α は蓄積塑性ひずみである。

$$\sigma_y(\alpha) = \sigma_{y0} + H\alpha + R_0(1 - \exp(-\beta\alpha)) \quad (1)$$

異方性弾塑性モデルでは、同定対象のパラメータが多く局所解が多数存在し、局所解に陥りやすい。また、同定対象のパラメータが未知であり、探索範囲を設定することが難しい。これらの課題を解決するため、同定手法には大きな探索範囲が設定可能であり、かつ局所解に陥らないという性能が求められる。

3.2 性能の比較・検証

異方性弾塑性モデルにおいて、PSO 及び DE での探索粒子数を 30、反復計算回数を 1000 として材料パラメータ同定を行った。また、探索範囲を大きく設定し、局所解に陥りやすい条件にした。以下、図 2 と図 3 に同定曲線の応力 - ひずみ関係を示す。

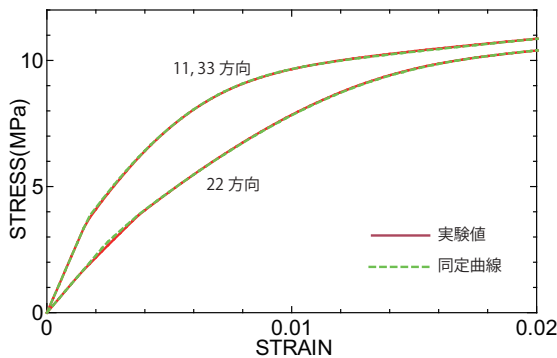


図-2 実験値と同定曲線の応力 - ひずみ関係（主応力方向）

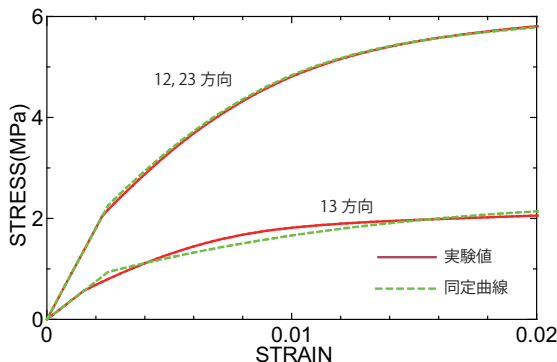


図-3 実験値と同定曲線の応力 - ひずみ関係（せん断方向）

図-4 は最良近似関数値の推移である。最良近似関数値とは、大まかに言うと真値に対する誤差であり、ゼロに近ければ同定精度がよいことを意味している。この図から、反復計算回数を増すごとにその同定において収束していることがわかる。DE の方が少ない反復回数で最適解を求めることができ、それに対して PSO は最適解へ到達できていないことがわかる。

図-5 は、同定回数と最良近似関数値の散点図である。こ

の結果により、同定回数 100 回における PSO および DE の最適解への到達率を見ることができる。結果を見ると、PSO に比べ DE の方が最適解への到達率が高いことがわかる。PSO の結果のほとんどが最適解に到達できず、最良評価関数値 5.5 付近の局所解から脱出できなかった。一方、DE はほとんどの結果が最適解まで探索することができた。ただし、同定ごとに変化する乱数の影響により、最適解まで探索できなかった結果もある。

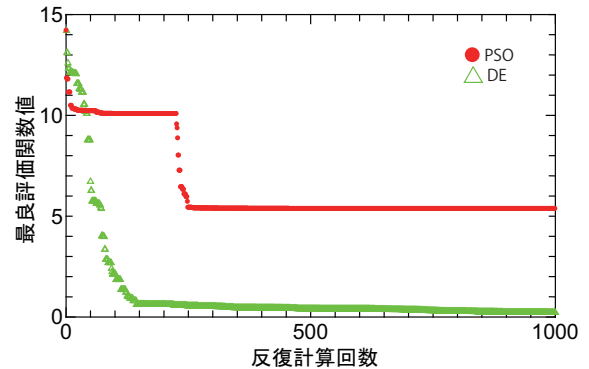


図-4 反復回数 1000 回における最良近似関数値の推移

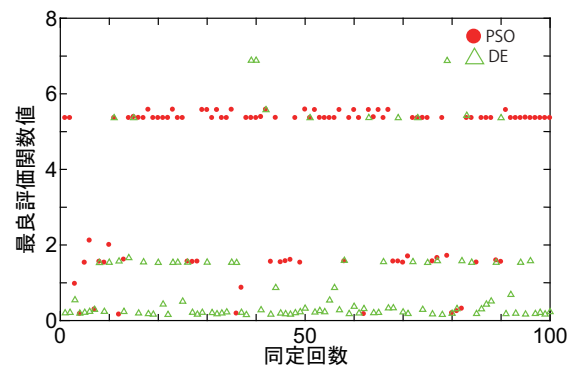


図-5 反復回数 1000 回における同定回数と最良近似関数値の関係

4. 結論

本研究では、材料パラメータ同定のために PSO と DE の最適化アルゴリズムを比較・検証した。その結果、探索範囲を大きくした場合、PSO よりも DE の方が局所解に陥ることなく、少ない反復回数でパラメータを同定できることがわかった。

参考文献

- 1) J. Kennedy and R. Eberhart: "Particle swarm optimization", Proc. IEEE International Conf. on Neural Networks (Perth, Australia), IEEE Service Center, Piscataway, NJ, 1995 (in press)
- 2) R.Storn and K.Price: Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces