

非線形材料特性の同定のためのアダプティブ領域探索法の提案

日大生産工 (院)
日大生産工
名古屋大

○中尾 美結
平山 紀夫
松原成志朗

日大生産工 (院)
サイバネットシステム(株)
東北大

染宮 聖人
山本 晃司
寺田賢二郎

1. 緒言

高分子材料は、弾性固体と粘性流体の両方の特性を持つ粘弾性体である。そのため、その材料挙動は、時間や温度によって大幅に変化することが知られている。このような高分子材料の材料挙動を事前に予測して構造部材として使用するためには、高分子材料の材料非線形性を表現できる適切な材料構成則と材料パラメータの同定が不可欠である。しかし、これらの材料構成則に含まれる材料パラメータの変数域は広範囲にわたるため、事前に材料パラメータの変数域が不明な場合にはその同定は極めて困難である。このような、大域的最適化問題において探索性能に優れた進化型アルゴリズムとしては、粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization : PSO) や差分進化法 (Differential Evolution : DE) 等の進化型アルゴリズムが挙げられる。なかでも、DEは確率的な直接探索法でありながら収束性に優れたアルゴリズムである。そのため、DEは様々な非線形問題の同定手法として用いられている。^{1),2)}

しかしながら、熱可塑性樹脂のような高分子材料の時間に依存した非線形材料パラメータは、十数桁にわたる広範囲な変数域から真値を探索しなくてはならないため、従来のDEでは正確な同定を行うことは困難である。そこで、本研究では、このような広範な探索領域を有する材料パラメータの同定問題に対して適用できるアダプティブ領域探索法 (Adaptive-DE) を提案する。Adaptive-DEは、探索毎に適応的に探索領域を縮小させるアルゴリズムを有するため、解探索を効率的に行うことができ、広範な探索領域をもつ最適化問題にも対応できる。

今回の材料パラメータの同定問題では、高分子材料としてポリアミド樹脂をとりあげ、ポリアミド樹脂の単軸負荷-除荷試験の結果から、非線形弾性構成則の材料パラメータの同定を行った。さらに、Adaptive-DEの探索個体数を変化させたときの収束性と探索可能な範囲を調

査し、従来のDEと比較することで、Adaptive-DEの有用性を評価した。

2. 材料パラメータの同定手法

2.1 DEアルゴリズム

DEのアルゴリズムは探索個体の初期化、突然変異、交叉、適者生存、最良個体情報の保存というプロセスで構成される。

Step1 疑似乱数 $[0, 1]$ を用いて、探索領域内で N_P 個の初期探索個体 x_{Pi} ($i = 1, 2, \dots, N_P$)の生成を行う。

Step2 探索個体 x_{Pi} を基本親個体として、 x_{Pi} 及び互いに異なる3つの探索個体 (x_{P1}, x_{P2}, x_{P3})をランダムに選択し、式(1)により、差分変異親個体 v_i を生成する。ここで、 F は探索個体差のスケールリングファクタであり、本研究では $F = 0.7$ とした。

$$v_i = x_{P1} + F(x_{P2} - x_{P3}) \quad (1)$$

Step3 基本親個体 x_{Pi} と差分変異親個体 v_i をすべての材料パラメータに対して、以下の手順に従って交叉させ、子個体 u_i を生成する。

(a) 交叉点となる材料パラメータをランダムに決定する。交叉点となった材料パラメータは、強制的に差分変異親個体 v_i の成分を受け継ぐ。

(b) 疑似乱数 $r \in [0, 1]$ を生成し、 $r < CR$ の場合は、差分変異親個体 v_i の材料パラメータを受け継ぐ。 $r \geq CR$ の場合は、基本親個体 x_{Pi} の材料パラメータを受け継ぐ。ここで、 CR は交叉率といい、本研究では、 $CR = 0.9$ とした。

Step4 基本親個体 x_{Pi} と子個体 u_i の材料パラメータにより、評価関数値を計算し、優れている方を次の探索個体とする。

Step5 Step2~Step4を N 回繰り返す。

Step6 試行回数 N に達したら、最良の評価関数値をその個体の材料パラメータとともに保存する。

Adaptive Range Search for Identification of Nonlinear-Material Parameters

Miyu NAKAO, Masato SOMEMIYA, Norio HIRAYAMA, Koji YAMAMOTO,
Seishiro MATSUBARA and Kenjiro TERADA

2.2 Adaptive-DEアルゴリズム

Adaptive-DEのフローチャートをFig.1に示す。Fig.1からわかるように、Adaptive-DEは初期探索個体の生成毎に、個体を持つ材料パラメータの探索領域を適応的に縮小させるアルゴリズムとDEを組み合わせた手法である。Adaptive-DEは実行回数 T に達するまで、Fig.1の手順を繰り返す。

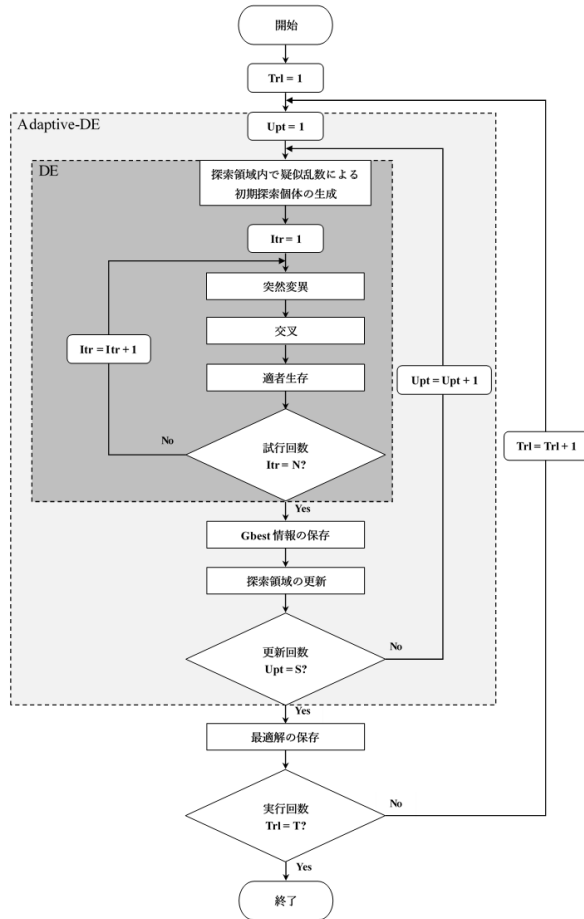


Fig.1 Adaptive-DE Flowchart

本研究では、探索個体数 N_p を25, 50, 75個の3ケース、探索領域の更新回数 S は20回、試行回数 M は500回、実行回数 T は20回とした。さらに、従来のDEとAdaptive-DEの探索可能な範囲を調査するために、探索領域 $10^{-n} \sim 10^n$ は、それぞれ $n = 4, 7, 10, 13$ とした。

2.3 探索領域の更新方法

Adaptive-DEではDEによる最適化の終了毎に、Gbest取得時の材料パラメータから基準値を設定し、その基準値を用いて現探索領域を上限值側と下限値側に分類する。次に、logスケールに変換し、分類した各領域を n^1 倍する。そして、その領域を実スケールに戻した時の範囲を新探索領域とする。ここで n は初期探索領域において設定した指数 n と同じものである。

以下に詳しい手順を説明する。また、探索領域の更新方法を視覚化したものをFig.2に示す。

Step1 更新回数 S に応じて、以下の方法で、現探索領域において基準値を設ける。

- $S = 1$ の場合 Gbestを得る材料パラメータを基準値として設定する。
- $S > 1$ の場合 直近のGbestを得る材料パラメータと全試行における最良のGbestを得る材料パラメータの間を $\alpha : 1 - \alpha$ で分割し、その内分点を基準値とする。

Step2 現探索領域をlogスケールに変換し、基準値から上限値及び下限値までの幅をそれぞれ n^1 倍する。

Step3 実スケールに戻し、Step2で計算した領域を新しい探索領域として設定する。

Step4 DEによる最適化とStep1～Step3を繰り返す。

Step5 更新回数 S に達したら、終了とし、最良のGbest情報を最適解として保存する。

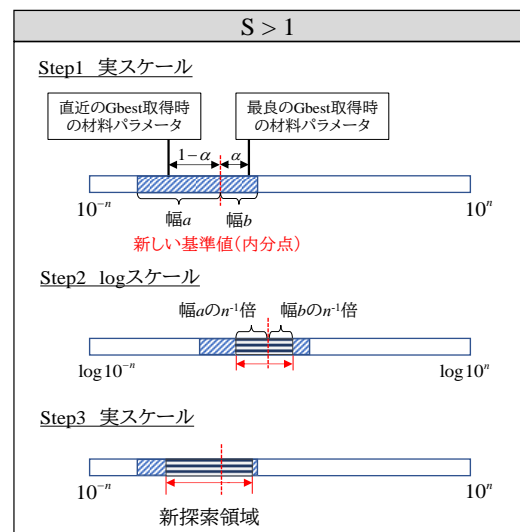
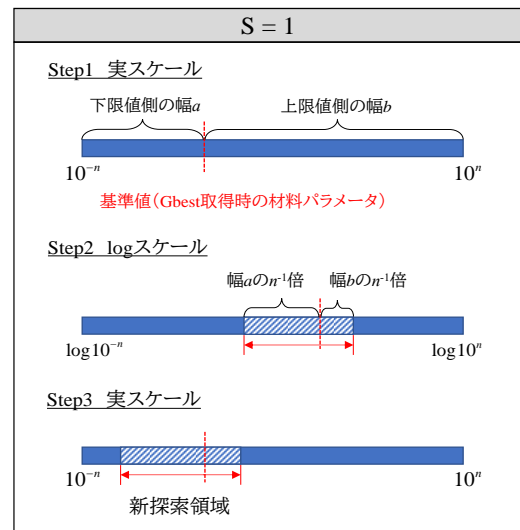


Fig.2 Method of Range Update

3. 材料パラメータの同定

材料パラメータの同定は、室温 (20°C) においてひずみ速度3水準 (0.01/s, 0.001/s, 及び 0.0001/s) におけるポリアミド樹脂の単軸負荷-除荷試験の結果を用いて行った。試験結果を Fig.3に示す。また、材料構成則は、等方性弾塑性・クリープ・損傷複合モデル^{3),4)}を使用し、各水準の応力値 $\sigma^{[i,\alpha]}$ を計算する。そして、評価関数として、同定対象の実験値 $\hat{\sigma}^{[i,\alpha]}$ を用いた以下の誤差関数 g を使用した。

$$g = \sum_{\alpha=1}^{n_{test}} \frac{1}{n_{step}^{[\alpha]}} \left(\sum_{i=1}^{n_{step}^{[\alpha]}} (\sigma^{[i,\alpha]} - \hat{\sigma}^{[i,\alpha]})^2 \right) \quad (2)$$

ここで、 n_{test} は材料試験のひずみ速度水準数、 $n_{step}^{[\alpha]}$ はひずみ速度水準 α における抽出した実験データの数である。

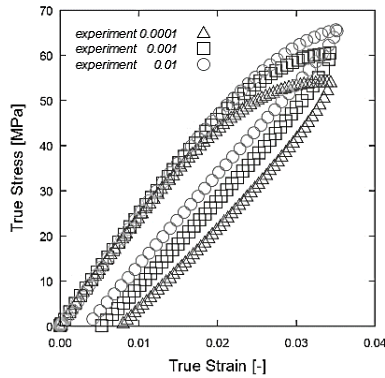


Fig.3 Experiment Result

4. 同定結果

はじめに、各探索領域における Adaptive-DE 及び DE での Gbest の平均的な収束過程を Fig.4 と Fig.5 に示す。Fig.4 と Fig.5 において、横軸は全試行回数 (探索領域の更新回数 $20 \times$ 試行回数 500) とし、縦軸は試行ごとの Gbest の平均値とした。また、Adaptive-DE は探索領域の更新毎に乱数を用いて探索個体群を初期化するが、その際に Gbest は更新後も引き継がれる。そのため、Fig.5 に示す DE の収束過程では、更新回数毎の Gbest の初期化を行わずに、Gbest を次の更新ステップに引継ぎ、各試行における Gbest を選択して描いたグラフである。また、DE の $10^{-10} \sim 10^{10}$ と $10^{-13} \sim 10^{13}$ の探索領域では、Gbest が更新されず、200 以下にならなかったため、図示していない。

Fig.4 からわかるように、個体数が増えるにつれて収束が速く、収束時の Gbest の平均値も小さくなる傾向があり、個体数が同定精度に影響していることがわかった。また、全ての探索で個体数 $N_p = 75$ のときに Gbest の最良値を得るこ

とができた。そこで、Adaptive-DE と DE の個体数 $N_p = 75$ における同定曲線を Fig.6 と Fig.7 に比較して示す。Fig.6 からわかるように、Adaptive-DE では $10^{-4} \sim 10^4$ から $10^{-13} \sim 10^{13}$ までのすべての探索領域で収束値が 2 以下となり、実験結果に対して良好なフィッティングができており、 $10^{-13} \sim 10^{13}$ の非常に広範囲な探索領域に対しても、精度の高い同定が可能であることが分かった。その一方で、従来の DE では探索領域が $10^7 \sim 10^7$ 以上の場合において、収束値が 46 以上となり、Fig.7 からわかるように、ポリアミド樹脂の非線形力学挙動を表現することはできなかった。

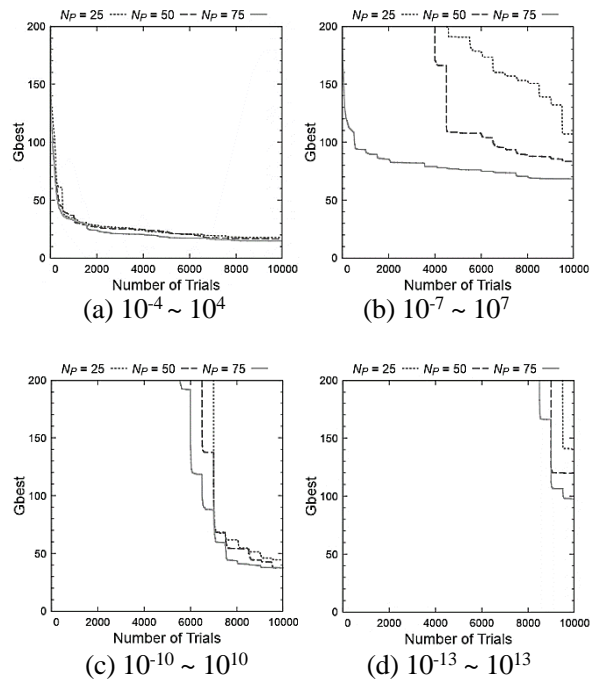


Fig.4 Convergence Processes (Adaptive-DE)

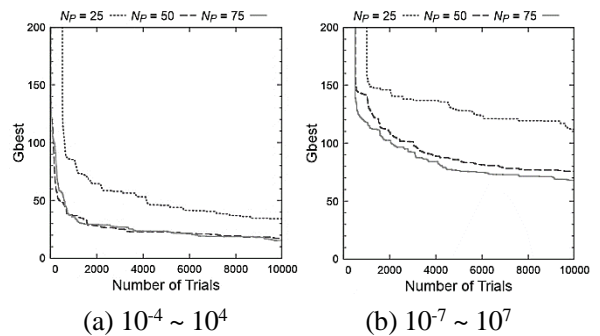


Fig.5 Convergence Processes (DE)

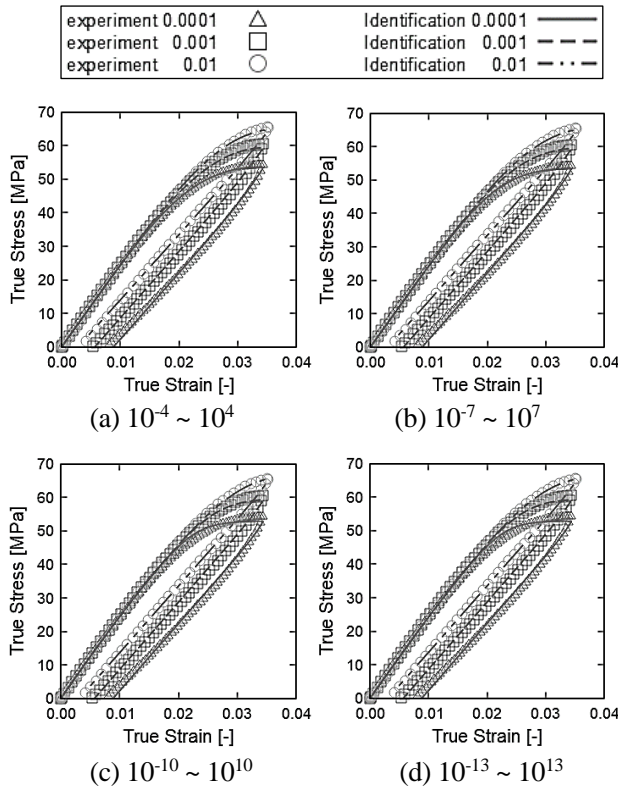


Fig.6 Identification Results (Adaptive-DE)

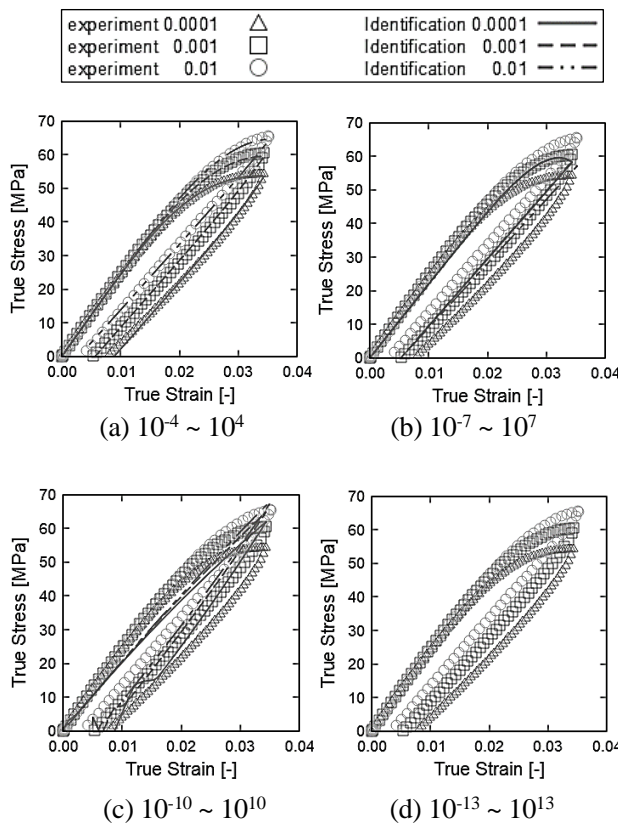


Fig.7 Identification Results (DE)

5. 結言

Adaptive-DEは、従来のDEと比較してその探索性能に優位性があり、DEでは探索ができなかった $10^{-7} \sim 10^7$ から $10^{-13} \sim 10^{13}$ という広範囲な探索領域を有する熱可塑性樹脂の非線形材料パラメータの同定問題に対して適用できることがわかった。また、Adaptive-DEの探索個体数は最適解の探索精度と収束性に影響があることが確認できた。

参考文献

- 1) A.kyprianou, K.Worden, M.Panet: "IDENTIFICATION OF HYSTERETIC SYSTEMS USING THE DIFFERENTIAL EVOLUTION ALGORITHM", Journal of Sound and Vibration, 2001, pp.289-314
- 2) M.Toman, G.Stumberger, D.Dolinar: "Parameter Identification of the Jiles–Atherton Hysteresis Model Using Differential Evolution", IEEE Transactions on Magnetics Vol.44, 2008, pp.1098-1101
- 3) 松原 成志朗, 荒川 裕介, 加藤 準治, 寺田 賢二郎, 京谷 孝史, 上野 雄太, 宮永 直弘, 平山 紀夫, 山本 晃司, "弾塑性・クリープ・損傷複合モデルによる繊維強化プラスチックの分離型マルチスケール解析", 計算工学会論文集, Vol. 2014, 2014, 論文番号 20120014
- 4) K. Terada, N. Hirayama, K. Yamamoto, J. Kato, T. Kyoya, S. Matsubara, Y. Arakawa, Y. Ueno and N. Miyanaga, "Applicability of micro-macro decoupling scheme to two-scale analysis of fiber-reinforced plastics", Advanced Composite Materials, Published Online, 2014