

鍛造シミュレーションに必要な材料特性データの数式化

— 進化的計算手法と機械学習の活用 —

沼津工業技術支援センター

機械電子科 松下五樹 是永宗祐 竹居 翼* 本多正計

Formulation of material property data for forging simulation

— Applying evolutionary computation and machine learning —

MATSUSHITA Itsuki, KORENAGA Sosuke, TAKEI Tasuku and HONDA Masakazu

Keywords : forging simulation, evolutionary computation, genetic programming, bayesian optimization, machine learning

キーワード：鍛造シミュレーション、進化的計算、遺伝的プログラミング、ベイズ最適化、機械学習

1 はじめに

シミュレーションを活用した効率的な製品の設計・開発手法が注目されている。シミュレーションで使用するデータを実験等により取得した場合、データは離散的であるため、近似式等によりデータ間を補間して使用する必要がある。

近似式を求める際、3変数以上の場合には結果をグラフにして人間が数式を推定するのは困難である。そこで、生物の進化過程を模した「進化的計算手法」の1つである遺伝的プログラミング (Genetic Programming、以下 GP)¹⁾ によって、データを数式に近似する方法を検討した。GP は処理対象を木構造で表現することで、数式や画像処理等の最適化が可能な手法である。数式はノードと呼ばれる要素の組み合わせで表現される

(図1)。木構造に対して、交叉や突然変異といった構造操作を行うことで (図2)、目的に合った構造を探索する。

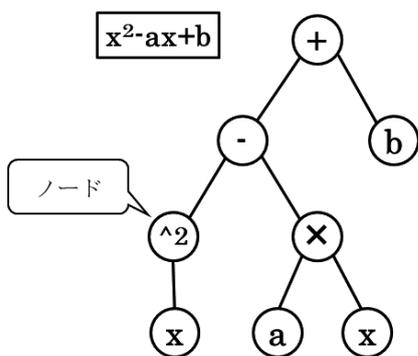


図1 木構造による数式の表現例

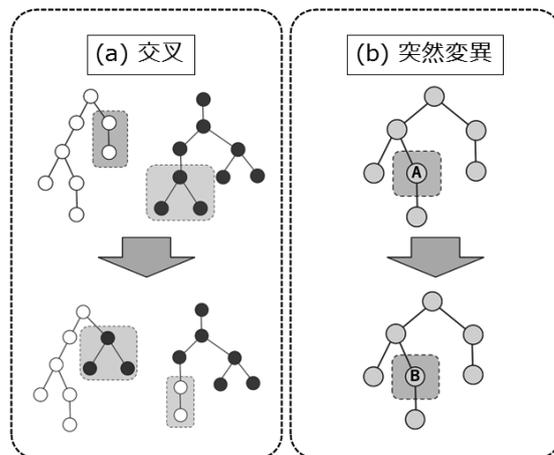


図2 遺伝的プログラミングにおける構造操作 (a) 交叉および (b) 突然変異

GP では式構造の探索は出来るが、式中の定数の値は調整出来ない。そこで定数の最適化手法として、ベイズ最適化 (Bayesian Optimization、以下 BO) に着目した。BO は関数の最大値あるいは最小値を効率的に求めるアルゴリズムである。今回は GP による数式の構造最適化と BO による定数最適化を併用することで、多次元データの近似式生成を試みた。

*現 工業技術研究所 機械電子科

2 方法

鍛造工程のシミュレーション用に取得したひずみ、ひずみ速度および温度と材料特性データを学習データとして GP + BO により近似式を生成した (図3)。評価式としては学習データとの平均二乗誤差 (Mean Square Error、以下 MSE) を用いた。ノード数増加を抑制するため、ノード数が 10 以上の場合、ノード数1につき MSE が 10%加算されるように設定した。

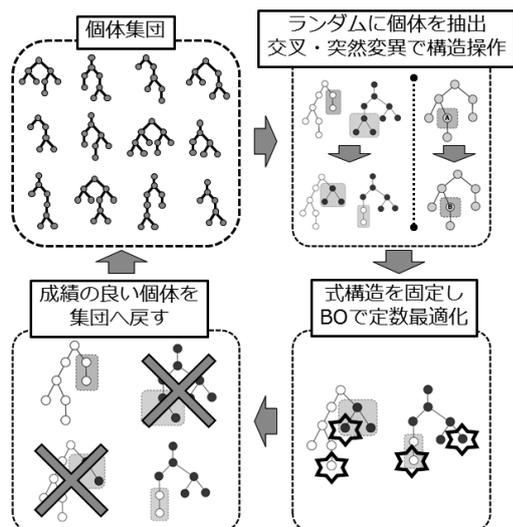


図3 近似式生成フロー

3 結果および考察

図4に、GP+BO により数式最適化を行った際の、最小 MSE の推移を示す。適応処理 (世代交代) を繰り返すごとに MSE が減少し、学習データに適応した式が生成されていることが分かる。世代交代を 10,000 回行った結果、最も MSE が小さくなったのは下記のような数式となった。

$$y = x_2 + \sin(\sin(x_1) - a_0 \cdot x_2) + a_1 \cdot x_0$$

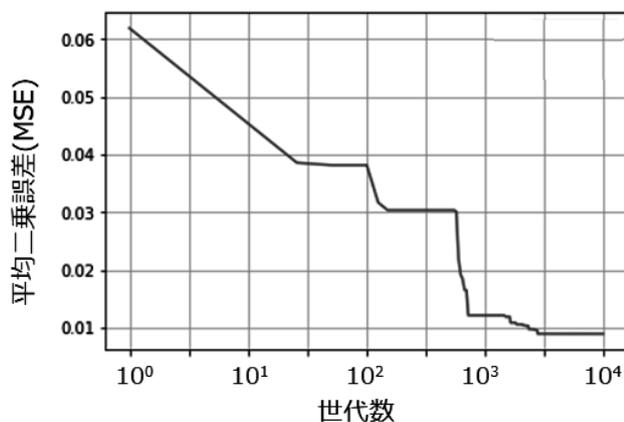


図4 MSEの推移

x_0, x_1, x_2 は入力変数をそれぞれ0~1の値に正規化したものである。 a_0, a_1 は定数項であり、BO により最適化した結果 $a_0=1.45, a_1=-0.064$ となった。生成式と学習データの比較を図5に示す。生成式は概ね学習データを近似出来ていることが分かる。

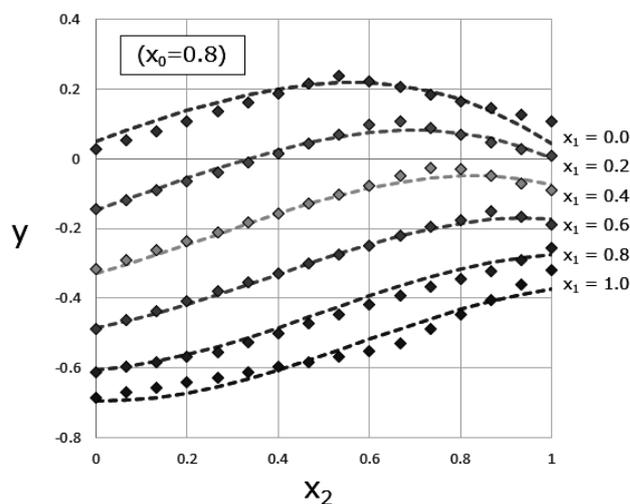


図5 学習データと生成式の比較

◆ : 学習データ、---- : 生成式の計算値

4 まとめ

遺伝的プログラミングおよびベイズ最適化を用いて近似式生成を行った結果、学習データによく一致した数式を得ることが出来た。

参考文献

- 1) John Koza : Non-Linear Genetic Algorithms for Solving Problems, United States Patent US4935877 (1990.6.19).