

学習に基づく活性制約条件の推定メカニズムを持つ資源追加削減法

DORAR method with the mechanism of presuming the active constraint based on learning

小林 繁

Shigeru KOBAYASHI

Abstract: The DORAR method is a new parallel and distributed algorithm for optimum design of discrete systems, and has been found to be effective for the optimization of electrical circuits and discrete structures so far. This optimization algorithm consists of two processes, namely the resource reduction process and the resource addition process. In this paper, a new rule with the mechanism of presuming the active constraint based on learning is introduced.

1 はじめに

離散構造物の最適設計に対して提案された局所ルールに基づく分散最適化の手法である資源追加削減法¹⁾(以下 DORAR 法)は、複数の制約条件の中で最も厳しいものを基準として全体資源の最小化を目指す。しかしこのメカニズムでは局所解に陥る場合がある。本研究では、このような問題を克服するために、学習に基づき、活性となる制約条件を選択するという新たなアルゴリズムの改良を提案し、電気回路最適化問題に適用し、その効果を検証する。

2 資源追加削減法 (DORAR 法) の概略

DORAR 法は、システムを構成する離散的な各要素が、要素に関する情報を頼りに、要素の持つ知識のみで自律的に挙動し、その結果としてシステム全体がより最適な方向へ近づくという考えである。アルゴリズムを以下に示す。

- (1) 局所制約条件に関する資源余裕を評価する。
- (2) 全体制約条件に関する資源余裕を評価する。
- (3) 上の資源余裕の最小値を各要素の臨界資源余裕とし、これを削減する。(資源削減処理)
- (4) 各要素に一定の微少な資源を追加する。(資源追加処理)
- (5) 上記を繰り返すことにより最適解を得る。

3 学習による活性制約条件の推定メカニズムを持ったアルゴリズムの提案

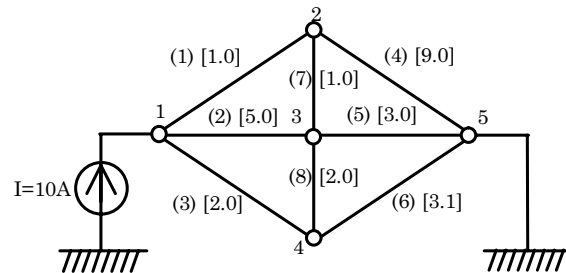
従来のアルゴリズムでは、各要素は与えられた複数の制約条件の中で最も厳しいものを基準として挙動するため、局所解に陥る場合がある。そこでこのような問題を解決するために、学習によって活性な制約条件を選択するアルゴリズムの改良を提案する。ここで提案するアルゴリズムは、離散的な各要素が自律分散的に挙動可能なものである。そして各要素が学習を経て活性な制約条件

を選択することにより、局所解からの脱出が期待できる。アルゴリズムを以下に示す。

- (1) 基準とする制約条件を確率的に選択する(初期選択確率を $1/(\text{制約条件の数})$)
- (2) 選択された制約条件を基準としてランダムな区間挙動する。その際、各要素は選択されなかった制約条件との距離を記憶する。
- (3) 上記が終了後、記憶した制約条件との距離の履歴をもとに評価を行う。もし、その大きさが減少した場合、選択確率を 10% 増加させる。逆に増加した場合、10% 減少させる。そして (1) にもどる。
- (4) 上記を繰り返す。

4 適用問題

対象問題として、Fig. 1 に示した節点と導体のみで構成された非常に単純な電気回路を考える。目的は、回路全体の体積の最小化である。制約条件は、全体制約条件として節点 1 と節点 5 の間の電位差が 5.0[V] 以下とし、局所制約条件として各導体の電流密度が $1.0[\text{A}/\text{cm}^2]$ 以下であるとした。また各導体の抵抗率は $1.0 \times 10^{-8} [\text{m}]$ である。



i : node index, (i) : member index, $[i]$: member length[m]

Fig. 1 Electric circuit

5 実験結果

3章で提案したアルゴリズムの有効性を検証するために、4章で説明した最適化問題を解いた。Fig. 2 に乱数によって得られた5種類の初期値のうちの2例を示す。

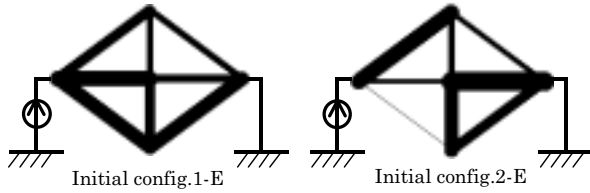


Fig. 2 Initial configuration

そして、これらの初期値を、従来のDORAR法および3章で提案した学習に基づく活性制約条件の推定メカニズムを持つアルゴリズムを適用し、繰り返し数を1000回として最適化を行った。得られた収束解をFig. 3に示す。

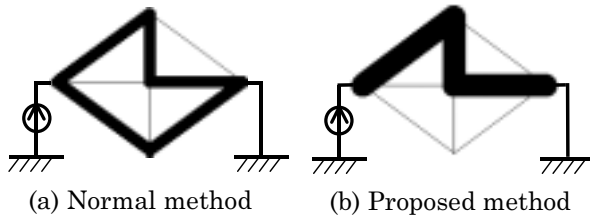


Fig. 3 Converged solutions

Fig. 3をみると、従来のアルゴリズムを適用した結果、不必要である要素の資源が残り局所解に陥っていることがわかる。しかし、提案手法を適用した結果、前述した本来不必要な要素の資源が減少し非常に良好な収束解を得た。これは、各要素が学習により自律的に活性な制約条件を選択したからである。従って、局所解からの脱出が可能となった。また、Fig. 4に導体番号1および3の活性な制約条件を選択するまでの学習の過程を示す。

Fig. 4に示したグラフは導体番号1および3におけるそれぞれの全体制約条件および局所制約条件、そしてこれら二つの制約条件の選択確率の履歴を示している。またグラフの横軸に繰り返し数、縦軸主軸に制約条件の大きさ、そして縦軸第2軸に選択確率を表している。

導体番号1および3では、繰り返し数の初期から中盤の段階にかけて制約条件の履歴を基に学習し、各々の制約条件の選択確率が変化していることがわかる。その後いずれの導体においても局所制約条件が選択される確率が100%に到達し、活性な制約条件として選択されていることがわかる。また、他の導体においても同様なことが確認できた。

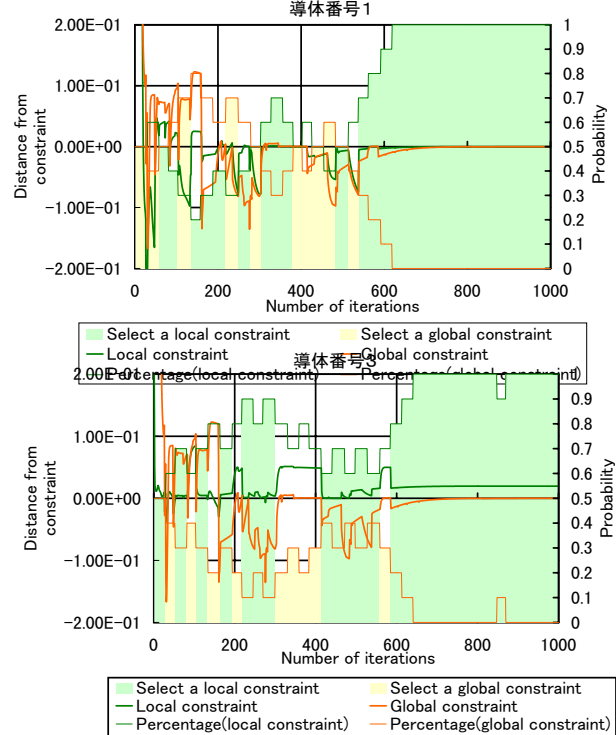


Fig. 4 History of the global and local constraint and probability of selected a global or a local constraint

6 結論

本研究では、学習によって活性な制約条件を選択するという新たなアルゴリズムを提案した。そして、電気回路最適化問題に適用した結果、従来法では、最適解を得るのが困難な場合においても良好な収束解を得ることが可能となった。

今後の課題として以下のことを列挙する。

- ・今回提案した改良アルゴリズムをトラス構造物最適化問題に適用しその効果を検証する。
- ・選択確率の増減の変化、あるいは一回の学習に用いる繰り返し数の変化の収束解に及ぼす影響などを考察する。

参考文献

- 1) M.Miki, M.Furuichi, Y.Watanabe, "Smart Distributed Minimization of the Volume of Discrete Structure", Proc, AIAA, SDM Conference, pp.2344-2352, 1996
- 2) Mitsunori Miki, Tomoyuki Hiroyasu, Taiju Ikeda, "Parallel Distributed Optimization by Resource Addition and Reduction", Lecture Notes in Computer Science 1615, Springer, pp.194-205, 1999