

事例利用による任意・多目的制約充足

1 P-5

—線形制約による基本手法の考察—

佐藤 謙悟 柴田 和人 岸 義樹

茨城大学 工学部

1 はじめに

目的関数が明確でなく、幾つかの事例として解の一部が示される制約充足問題において、目標変数や決定変数を適宜に変更して多目標充足する解あるいはその近傍解を見いだすことは、実用的な方法として有効である。本研究では、この問題を解決する方法として制約論理プログラミング (CLP) と誤差逆伝播型ニューラルネットワーク (NN) [1, 2] の融合を提案し、その基本手法を線形制約を対象として考察する。

2 制約式の処理

一般の制約式は何らかの操作を加えなければ解くことはできない。本研究では、決定変数と目標変数をつなぐ決定パスを見つけ、それと並行して制約式も変形するという処理[3]をしている。この処理が完了すれば、決定変数に値を設定すると目標変数の値を求めることができる。

制約式を処理するにあたり変数は次の(1)～(3)のどれかに属する。

- (1) 決定変数…独立変数
- (2) 目標変数…値を知りたい従属変数
- (3) 中間変数…(2)以外の従属変数

以下で決定パスを求める大まかな処理法を述べる。

まず目標変数を $y = [y_1, \dots, y_n]$ とする。 y_1 を含む制約式を1つ選び exp を適当な数式として $y_1 = \text{exp}_1$ の形にする。残りの制約式に y_1 を代入する。これを基本処理[4]とする。この処理を n 個の目標変数に対して行う。処理をした制約式の右辺に存在する目標変数を消す

ために互いに代入しあい、最終的には以下のように変形する。

$$y_i = g_i(x_i) \quad \text{但し} \quad y \cap x_i = \phi$$

次に中間変数の処理については、基本処理のみでよい。変数の処理の順番はできる限り右辺に存在する変数から行う。右辺に存在しない変数を処理したとき、それが派生目標変数となる。また、最後まで右辺に残った中間変数は派生決定変数となる。

以上の処理が完了すると目標変数から決定変数へのパスができると同時に、制約式の CLP 表現ができる。この制約式を CLP 型制約と呼ぶ。

3 CLP と NN による繰り返し推定法

初期事例の生成

まず、目標/決定変数を適当に設定して決定パスを見つける。決定変数にあらかじめ定義域を設け、その範囲内でランダムに値を繰り返し設定して、初期事例を作る。

目標変数の仕様値

初期事例より目標変数に対応する値の最大、最小を求めその範囲内で仕様値を決定する。

決定変数の値の推定

初期事例より目標/決定変数に対応する値の組を抜き出し、事例データセットを生成する。NN で事例データセットを一定の条件で学習させ、目標変数から決定変数への関係を学習させる。学習が終了したら仕様値をネットワークに入力して決定変数の値を推定する。

決定変数の推定値の適応度

推定された決定変数の値を CLP 型制約によって目標変数の値を計算する。この2つの値を合わせたものを新しい事例データの候補とする。このデータは、事例データセット内のデータよりも仕様値への適応が高い場合がある。事例デ

Constraints Satisfaction for Multi Objective
problem using Case-Based Method
-Fundamental methods Based on Linear Constraints-
Kengo Sato, Kazuhito Shibata, Yoshiki Kishi
Ibaraki University, 4-12-1, Nakanarusawacho,
Hitachi, Ibaraki 316, Japan

ータセットにより適応の高いデータをいれ、適応の低いデータをはずせば更に良い決定変数の値を推定することができる可能性がある。そこで仕様値への適応の尺度（以下、適応度）を下の式で表す。

$$A = \sum_{i=1}^n \left| \frac{S_i - T_i}{S_i} \right|$$

A : 適応度

S_i : i 番目の仕様値

T_i : i 番目の目標変数の値

適応度 A の値が小さければ、適応は高くなる。

事例データの入れ替えと終了条件

全ての事例データに対して適応度を計算して最も大きな値、つまり最も適応が低いデータを捜す。新事例データの適応度とこれとを比較し推定の継続について考える。新事例データの適応度の方が良ければ、まだ改良の余地がある。そこでこの最悪な値を持つデータと入れ換えて新しく事例データセットを作り、推定を続ける。しかし、新事例データの適応度の方が悪くなる場合もある。この場合は改良が不可能なのでここで推定は終了として、最良の適応度を示すデータの決定変数の値を結果として採用する。

4 実験

図1、表1に示す条件で実験を行った結果、表2～表4及び図2が得られた。これは本手法の有効性を示すものである。

$$\begin{cases} 1.38v_{16} + 7.2v_{14} + 7.64v_{12} + 8.85v_7 + 8.34v_5 = 0 \\ 9.84v_{18} + 8.53v_{14} + 7.38v_{11} + 8.14v_2 = 0 \\ 5.96v_{17} + 7.37v_9 + 6.99v_1 = 0 \\ \dots\dots\dots \\ 9.62v_{20} + 8.16v_{15} + 1.18v_{14} + 8.03v_3 + 8.44 = 0 \end{cases}$$

図1 制約式（全15式の一部）

表1 初期条件

変 数	v1～v20（20個）				
決定変数	v19	v17	v10	v9	v2
目標変数	v1	v18	v15	v8	
仕様値	119.4	-97.8	199.2	-191.3	
初期事例	10組				

表2 決定変数の推定値

v19	v17	v10	v9	v2
274.4	50.8	21.1	-154.4	114.8

表3 仕様値とアスペクト値の比較

	v1	v18	v15	v8
仕様値	119.4	-97.8	199.2	-191.3
アスペクト値	119.4	-95.6	196.9	-190.0
相対誤差	0.0	0.022	0.012	0.007

仕様値 : 目標変数に与える値

アスペクト値 : 決定変数の推定値をCLPに用いて計算された値

表4 時間と回数

推 定 時 間	約 7 秒/回
繰り返し回数	12回

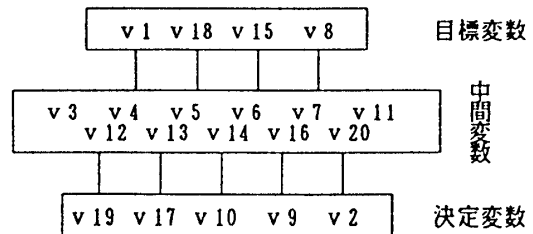


図2 生成された決定パスの概形

5 おわりに

実験における推定時間の8割は NN における学習時間である。そのため、NN の改良がスピードアップに大きく関わってくる。

本報は線形制約式を扱ったので決定パスが効率的に求められた。今後は制約式を非線形式まで範囲を広げて研究を行うが、今回用いた代入法の他に、非線形式向きの決定パス探索法の開発が課題である。

参考文献

- [1] 麻生英樹 : ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書(1988)
- [2] 矢川元基 : ニューラルネットワーク, 培風館(1992)
- [3] 岸 義樹 : 仕様充足のための初期値推定法について, prologの産業応用シンポジウム'92 論文集(1992) 85～93
- [4] 淵一博ら : 制約論理プログラミング, 共立出版(1989)