

D-8-23 適応的学習を用いたSAの提案(D-8. 人工知能と知識処理)

長谷川, 倫康 / 李, 磊 / HASEGAWA, Noriyasu / LI, Lei

(出版者 / Publisher)

電子情報通信学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

電子情報通信学会総合大会講演論文集 / 電子情報通信学会総合大会講演論文集

(号 / Number)

1

(開始ページ / Start Page)

110

(終了ページ / End Page)

110

(発行年 / Year)

2004-03-08

D-8-23

適応的学習を用いた SA の提案

The proposal of SA using Adaptive Learning

長谷川 倫康*

Noriyasu HASEGAWA

*法政大学大学院 工学研究科

*Graduate School of Engineering, Hosei University

李 磊**

Lei LI

**法政大学 工学部

**Faculty of Engineering, Hosei University

1. はじめに

NP 完全問題を解くための近似解法の 1 つに Simulated Annealing(SA)がある。SA は、様々な問題に対して有効な方法であるがその性能は初期解に依存する傾向がある。そこで本稿では、解を構成する要素がどの程度良い解を算出するのに貢献しているかを学習することによって、各温度における探索開始時の解を調整する新たな手法 Adaptive Learning Simulated Annealing(ALSA)を提案する。そしてこれを巡回セールスマン問題に適用し計算機実験を通してその性能を評価する。

2. ALSA

2.1 概要

ALSA の特徴として各温度で多数の学習主体(エージェント)が 2 都市間を結ぶ経路(これを枝という)が探索時にどの程度貢献するかを評価して解を構成し、その中の最良解を初期解として SA を行う点である。さらに SA の探索時に出力された解に従って枝情報の更新を行う。枝情報を参照することで安定した解探索を行っていくアルゴリズムである。

2.2 アルゴリズム

以下に ALSA の具体的な流れを説明する。

- ① n 体のエージェントにランダムに初期解を与え、式(1)に従って枝の評価値 AQ の初期値を決定する。

$$AQ = \frac{1}{d_{ave} \times C \times 2} \quad (1)$$

d_{ave} はすべての枝の距離の平均値、 C は都市数である。エージェント数 n は都市数と同数である。

- ② 各エージェントは枝情報の評価を行い、解を探索し求めたら過去の自分の解と比較し、SA の解受理判定を行う。受理された解の経路の全ての枝に報酬を与え、 AQ 値を更新する。報酬の計算式を式(2)、更新式を式(3)に示す。 $\cos t$ は受理されたエージェントのコスト、 W は定数、 $\alpha(0 < \alpha < 1)$ は学習率、 $\gamma(0 < \gamma < 1)$ は割引率である。

$$r = \frac{W}{\cos t} \quad (2)$$

$$AQ_{i,j} = (1 - \alpha)AQ_{i,j} + \alpha(r + \gamma \max AQ_{i,j}) \quad (3)$$

- ③ エージェントの最良解を初期解とし、2-opt 近傍により探索を行う。そして近傍解のコストを求め、それが受理された場合、式(3)の $\max AQ_{i,j} = 0$ として交換した枝の AQ 値のみ更新する報酬は式(2)より求める。これを規定回数繰り返す。

- ④ ②, ③を終了温度になるまで行う。

3. 実験

3.1 実験仕様

ALSA の有効性を示すべく計算機実験を行った。対象問題は TSPLIB より最適解既知の kroA100, a280, lin318 を取り上げた。比較対象として最近近傍法によって求めた最良解を初期解とする SA(以下 NNSA と呼ぶ)を用い、各モデルで計算時間が同じになるよう NNSA の温度減少率を調整した。各モデルで各々 20 回の実験を行った(パラメータ等は OHP で表示)。

3.2 実験結果

各手法の最適解からの誤差率を表 1 に示す。ALSA は best, average, worst の差が小さく安定した解探索が行われていることがわかる。NNSA は best に関しては、良い値を算出しているが average, worst の値が大きくなっており ALSA に比べ不安定な探索が行われていることが伺える。

表 1: 実験結果

問題	手法	誤差率[%]			時間 [sec]
		best	average	worst	
kroA100	ALSA	0.12	0.81	2.37	9.40
	NNSA	0.35	0.83	2.72	9.59
a280	ALSA	0.68	2.12	5.04	131.79
	NNSA	0.43	3.06	7.49	132.73
lin318	ALSA	1.26	2.45	3.17	148.10
	NNSA	1.07	3.47	7.00	151.93

4. まとめ

本稿では、解を構成する要素が解に対してどの程度影響を与えるのかを学習し各温度で探索開始時の解を調整する ALSA を提案し、NNSA と比較を行い、その性能を検証した。枝情報を評価、参照して探索を行うことにより初期解の影響を受けにくくなり平均的に安定した解探索が行えることを示すことができた。

5. 参考文献

- [1] Luca M. Gambardella, Marco Dorigo, "A STUDY OF SOME PROPERTIES OF ANT-Q", Proceeding of PPSN IV-Fourth International Conference on Parallel Problem Solving From Nature, pp 656-665, 1996
- [2] 小西健三, 瀧和男, 木村宏, "温度並列シミュレーテッド・アニーリング法とその評価", 情報処理学会論文誌, vol 36, No. 4, 1995