ニューラルネットワークの集団を用いた制約充足問題の解法

1W－4

岸　功　水野　一徳　狩野　均　西原　清一
筑波大学　電子・情報工学系

1. はじめに

近年、大規模な制約充足問題(CSP)に対して、反復改良型の確率的探索手法における、局所最適解からの脱出のためのメタ戦略に関する研究が注目されている。代表的なメタ戦略として、Simulated Annealing(SA)[1]が挙げられるが、パラメータ(温度)のスケジュール管理が難しいという問題がある。このため著者らは、このスケジュールを問題に応じて自動的に決定するメタ戦略を提案し、山登り法に対してその有効性を示した[2]。本稿では、NP完全問題の代表例である和積標準形論理式の充足可能性問題(CNF-3SAT)[3]を対象とし、この戦略がニューラルネットワーク(NN)に対して有効であることを示す。

2. 研究分野の概要

2.1 対象問題

本研究ではCNF-3SATを対象とする。SATとは、与えられた論理式を充足させる変数の値が存在するか否かを決定する問題である。特にCNF-3SATは、各節が3個のリテラルの和で表され、論理式がそれらの節の積の形式で与えられたものである。ここでリテラルとは変数xに対し、xまたはその否定$\bar{x}$をいう。ここではCNF-3SATを、与論理式を充足させる変数の値を発見する問題として扱う。そのため、解が存在するCNF-3SATのみを扱う。

またSATにおける節密度dを次式で定義する。

$d = m/n$ (ただし、m:節の数、n:変数の数)

本研究では、大規模で節密度が低い問題を対象とする。この問題は、局所最適解が多数存在し、難問とされている。

2.2 従来手法とその問題点

SAのアルゴリズムを図1に示す。SAは、状態遷移確率を決めるパラメータを変化させることにより、大域的探索から徐々に局所的探索に移行させ、大域的最適解を求める探索手法として、広く用いられている。Spears[4]は、CNF-3SATを対象とし、NNにメタ戦略としてSAを用いたNN-SATを提案している。しかし、SAはTの値を変化させるスケジュール(図1のR, T_max, T_min)が問題に依存しているため、問題ごとのチューニングが必要である。

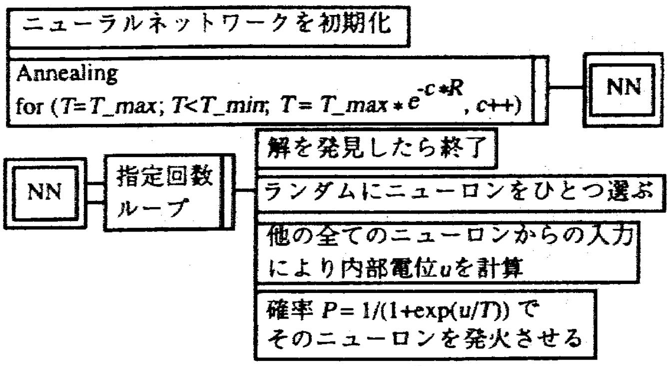

図1　SAのアルゴリズム

3. 提案する手法

3.1 本手法の基本方針

本手法の基本方針は次の3項目である。

(i) 解候補の集団を複数個生成し、集団ごとに異なる温度を割当てる。

(ii) 全ての解候補に対して、Hopfield型ニューラルネットワークによる探索を行う。

(iii) 探索の途中で各集団の評価値を求め、この評価値が低い集団から高い集団へ解候補を移動する処理を行う。

これらにより、与えられた問題に対して適切と思われる温度を持つ集団に、常に多くの解候補を集めながら探索できると考えられる。

3.2 本手法のアルゴリズム

本手法のアルゴリズムを図2に示す。以下、図2の(1)～(3)について説明する。

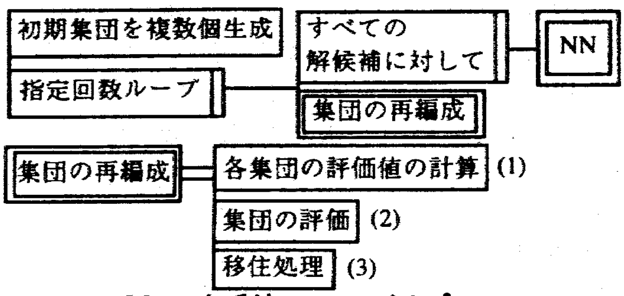

図2　本手法のアルゴリズム

Solving Constraint Satisfaction Problems
by using Populations of Neural Networks
Isao Kishi, Kazunori Mizuno, Hitoshi Kanoh, Seiichi Nishihara
Institute of Information Sciences and Electronics,
University of Tsukuba

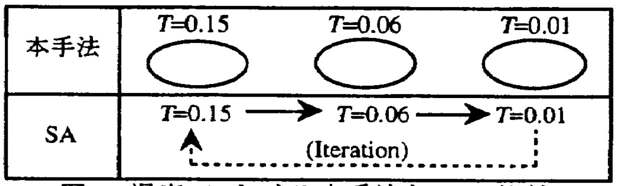

図3　温度Tにおける本手法とSAの比較

(1) 各集団の評価値の計算

集団の評価値$= a\times$集団の平均充足度

$+ b\times$集団の平均充足度の変化量　(3.1)

(2) 集団の評価

各集団の評価値と全集団の平均評価値$\bar{f}$を比較し、平均評価値より高い集団と低い集団に分ける。

(3) 移住処理

STEP1,STEP2をN'回繰り返す。

[STEP1]:評価値の低い集団iに対して、移住させる解候補数B_iを次式により計算する。

$$B_i = \frac{\bar{f} - f_i}{\sum_{j=1}^{N'}(\bar{f} - f_j)} \times 集団 i の解候補数 \qquad (3.2)$$

[STEP2]:集団iの解候補を評価値の高い集団kに次式によって求められる確率で移住させる。

$$P_k = \frac{f_k - \bar{f}}{\sum_{j=1}^{N}(f_j - \bar{f})} \qquad (3.3)$$

ただし、$\bar{f}$：全集団の平均評価値

f, f'：評価値の高い,低い,集団の評価値

N, N'：評価値の高い,低い,集団の数

3.3 本手法の位置付け

図3は本手法とSAにおいて温度Tを比較したものである。SAでは、温度Tの値を大きい値から徐々に小さい値に変化させている。これに対して、本手法では、SAにおけるTの値に対応する集団をそれぞれ生成している。すなわち、SAにおけるTの時間的な推移を、空間的な分布に置き換えたものである。したがって、本手法はSAでは実現できない、多様なスケジューリングを行うことができると考えられる。

4. 評価実験

4.1 実験方法

変数の数n=150、節密度d=2〜6の問題を計900問ランダムに発生させた。SAでは解が発見できない場合は別の初期値から探索をやり直すもの(反復SA)とする。また、$0.01 \leq T \leq 0.15$, R=1/(反復回数*ニューロン数)とした。本手法では集団数=4とし、各集団はそれぞれT=0.15, 0.076, 0.038, 0.01とした。

4.2 実験結果と考察

図4は、探索回数の上限=10,000のときdを変えた場合の探索成功率である。ここで探索回数とは、NNを動作させた回数のことである。SAはd=3.5で大きく悪化しているが、本手法では全範囲で高い成功率を示している。また図4の実験において、d=3.5に対して探索回数の上限を変えた場合の探索成功率を図5に示す。探索回数の上限が1,500以下では本手法はSAに劣っているが、2,500以上では本手法の方がSAより優れている。

5. おわりに

状態遷移確率を決めるパラメータのスケジューリングを、与えられた問題に応じて自動的に決定できるNNによるCSPの解法を提案した。本手法を大規模かつ節密度の低い問題に適用し、SAよりも有効であることを実験により確認した。今後は、本手法の適用範囲をより明確にすることが重要であると考える。

最後に、SATについて貴重なご意見をいただいた、京都大学岩間一雄教授に感謝の意を表します。

参考文献

[1]Varanelli,J.M.,Cohoon,J.P.:Population-Oriented Simulated Annealing:A Genetic/Thermodynamic Hybrid Approach to Optimization,ICGA'95,pp.174-181(1995).

[2]水野一徳,狩野均,西原清一:適応型確率探索による制約充足問題の解法,情報処理学会研究報告,Vol.97,No.51,97-ICS-108,pp.1-6(1997).

[3]Michell,D. et al.:Hard and Easy Distributions of SAT Problem,AAAI'92,pp.459-465(1992).

[4]Spears,W.:A NN Algorithm for Boolean Satisfiability Problems:ICNN'96,pp.1121-1126(1996).

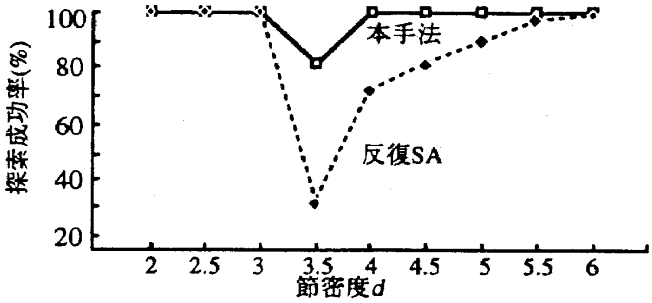

図4　節密度に対する探索成功率

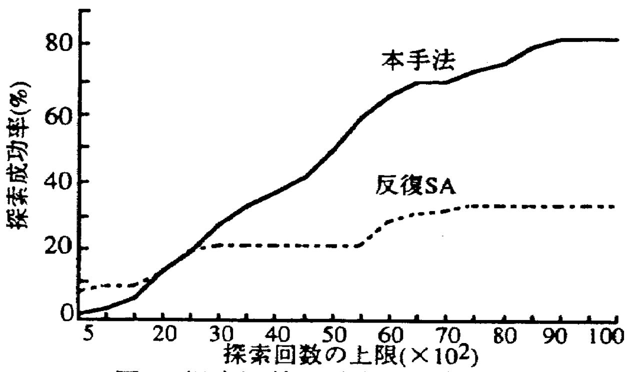

図5　探索回数に対する探索成功率