

平成 30 年 6 月 4 日現在

機関番号：12102

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15K00296

研究課題名(和文) 複雑制約ネットワークを対象とした汎用群知能による問題解決方式

研究課題名(英文) Problem-solving strategy for complex constraint network using general swarm intelligence

研究代表者

狩野 均 (Kano, Hitoshi)

筑波大学・システム情報系・教授

研究者番号：40251045

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,200,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、代表的な4種類の群知能アルゴリズムに着目し、複雑な制約充足問題に適用する共通の方法を開発した。対象問題を制約ネットワークで表現し、ネットワークの特徴量を用いて複数のカテゴリーに分類することにより、アルゴリズムの汎用性を高めた。また、並列化により、アルゴリズムの探索性能と計算速度の両方を向上させる方法を開発した。大規模なベンチマーク問題ならびに実世界の室内レイアウト問題に対して、本手法は従来の進化計算よりも有効であることを系統的な実験で示した。

研究成果の概要(英文)：This research developed the discretization method for applying to four typical swarm-based optimization algorithms solving complex constraint satisfaction problems. The target problems are classified using an amount of characteristic in a network, in order to expand the generalization capability of the algorithms. Both the search performance and the calculation speed of the algorithms were improved by the proposed parallelization method. Systematic experiments using large scale benchmarks and facility layout problems in the real world showed that the proposed algorithms are more effective than conventional evolutionary algorithms.

研究分野：進化計算、群知能、人工知能、知識処理

キーワード：群知能

1. 研究開始当初の背景

(1) 群知能は、生物の集団行動から着想を得た問題解決方式であり、ここ 10 年間に大きな注目を集め、科学・工学の広い分野において基礎および応用に関する研究論文が多数発表されている。代表的なアルゴリズムとして、アントコロニー最適化法 (ACO)、粒子群最適化法 (PSO)、カッコー探索 (CS)、蛍アルゴリズム (FA)、人工蜂の巣アルゴリズム (ABC) などが提案されている。

(2) 群知能に関する本質的な問題点は、提唱者らの解説論文によると以下の 4 点に集約される。a) 群知能に対する収束性や安定性に関する理論解析があまり行われていない。b) 群知能の性能はパラメータの値に大きく依存している。c) 大規模な実世界の問題に適用されていない。d) 群知能は NP 困難な問題を対象としているため、対象問題を複数のカテゴリーに分類し、それぞれのカテゴリーに適した群知能アルゴリズムを検討することになる。しかし、現状ではこの分類に関して系統的な研究は行われていない。

2. 研究の目的

(1) 本研究の目的は、上記の c) と d) を解決することである。群知能アルゴリズムは、実数値を変数とする関数最適化などの非線形最適化問題の解法として提案されてきた。しかし実世界には、スケジューリング問題などのように解候補を離散値の組合せで表現した組合せ最適化問題や制約充足問題などの重要な応用問題が多く存在しており、近年、これらへの適用が重要な研究課題となっている。そこで本研究では、大規模かつ NP 困難な実世界の制約充足問題を対象として、満足できる準最適解を実用時間内に発見できる群知能アルゴリズムを開発することを目的とする。

3. 研究の方法

(1) 組合せ問題への適用方法：オリジナルの群知能では、群れの要素を解候補として探索空間上の要素の位置座標を実数値で表現している。本研究では、要素間の類似度 (距離) を表現する方法と要素が探索空間で遷移 (移動) する方法を検討する。

(2) 問題の分類方法の検討：制約充足問題を制約ネットワークで表現し、ネットワークの特徴量を用いて複数のカテゴリーに分類する方法を検討する。

(3) 汎用化の方法：一般に、群知能や進化計算などの近似解法においては、各種パラメータを調整することにより大域的探索と局所的探索の比重を問題に応じて最適化している。本研究では、対象とする群知能のそれぞれに対して、問題のカテゴリーごとに最適なパラメータを実験的に明らかにする。

(4) 高速化の方法：並列化による高速化を検討する。大域探索と局所探索の実行回数の割合を決めるパラメータに着目し、小群ごとにこのパラメータの値を最適化することにより、高速化と性能向上の両立を図る。

(5) 実世界の問題への適用：施設レイアウト問題に対して群知能を適用し、進化計算と比較検討する。

4. 研究成果

(1) 組合せ問題への適用方法：PSO、ABC、FL に対して、統一的な類似度の計算方法と探索空間の遷移方法を提案した。また、CS に対しては、主演算である Levy Flight を組合せ問題に適用する方法を提案した。個体 (解) AB 間の類似度 Θ を、 $A \Theta B = F(H(A, B))$ と定義する。ただし、 $H(A, B)$ をハミング距離とする。これにより、遷移確率は、原著論文の速度更新式の差演算を類似度で置き換えることで定式化することができる。

CS については、個体間の距離を以下のように定義する。一つの個体 A に遺伝子の交換を m 回施して生成した個体を B とし、 m を A - B 間の距離と見なす。すなわち、交換の回数を探索空間上の移動距離とする。また、探索の 1 ステップにおける解の移動距離 x を標準 Levy 分布の確率密度関数に従う乱数として生成する方法を提案した。

以上により、代表的な群知能である PSO、ABC、FL、および CS を組合せ最適化問題に適用できることを示した。(雑誌論文②③参照)

(2) 問題の分類方法の検討：代表的なベンチマークであるグラフ色塗り問題を制約ネットワークで表現し、制約密度 d (=リンク数/ノード数) で 3 つのカテゴリーに分類する方法を提案した。この分類に基づいて、(1) で提案した方法を進化計算の代表である遺伝的アルゴリズム (GA) と比較検討を実施した。図 1 は、ノード数 150 の問題を 50 回解いたときの CS、ABC、GA の探索成功率を示している。図 1 から、 d の 3 つの領域 (I : $d < 2$ 、II : $2 \leq d \leq 3$ 、III : $3 < d$) で、探索成功率が大きく異なることがわかる。特に、領域 II では問題の難易度が高くなるが、CS と ABC は、GA よりも効率よく問題を解くことができることがわかった。(雑誌論文②③⑤⑦、学会発表③参照)

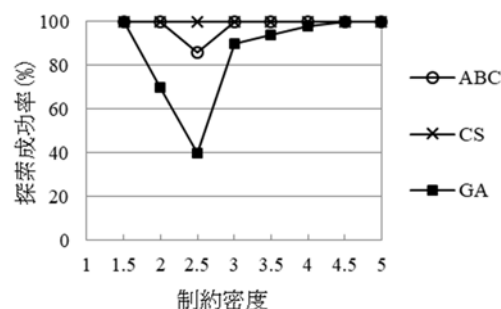


図 1 CS、ABC、GA の探索性能の比較

(3) 汎用化の方法: PSO においては、解が群全体の最良解に近づく速度を決めるパラメータ $c2$ と、その解がいままでに発見した最良解に近づく速度を決めるパラメータ $c1$ を用いて探索を効率化している。図 2 は、ノード数 90 の問題に対して、パラメータの最適値を制約密度ごとに実験で求めた結果を示している。ただし、 w は速度を維持する程度を表すパラメータである。図から以下のことがわかる。

- ・ w は全域ではほぼ一定である。
- ・ $c1$ と $c2$ は制約密度 $d=6\sim7$ の前後で相転移 (急激な変化) が生じている。これは、問題が比較的難しいときは大域的探索に重点をおき、問題が比較的簡単であるときは各個体の周辺の探索に重点を置くことを示している。(雑誌論文⑦参照)

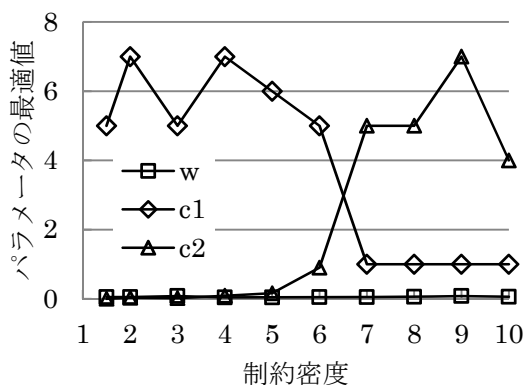


図 2 PSO におけるパラメータの最適値と制約密度の関係

(4) 進化計算による群知能パラメータの最適化: 群知能においては、問題に応じて各種パラメータを調整することが必要である。これには膨大な数の実験が必要になるので、本研究では、進化計算を用いてこの最適化問題を解くことを試みた。進化計算を用いる理由は、群知能に比べて収束性や安定性に関する理論解析が進んでおり、パラメータの値を設定するための指針も示されているからである。

PSO のパラメータ w , $c1$, $c2$ の値を進化戦略 (ES) の個体とみなした。パラメータの値を PSO で関数最小化問題として複数回解き、集団中の最良値の平均を適応度とした。代表的なベンチマーク問題: Sphere, Rastrigin, Rosenbrock, Rride, Schwefel にこの方法を適用して有効性を確認した。(学会発表④参照)

(5) 高速化の方法: CS に対して、群を複数の小群に分割し、小群ごとに (a) パラメータの値を変える、(b) プロセッサを割り当てることにより、性能向上と高速化の両方を達成できることを示した。

LF では探索空間における探索点の 1 ステップの移動距離 x は、 x の $-u$ 乗に比例することがわかっている。ここで、 u は範囲 $1 < u \leq 3$ の定数である。そこで、 u の値が小さいと大域的探索、大きいと局所的探索の割合が高くなるこ

とに着目して、各小群が異なる u の値を持つように設定した。また、移住操作により、小群の個体数を世代に応じて適用的に変更できるようにした。

図 3 は、Rastrigin 関数の最小化問題に対して、提案した方法 (proposed)、並列化して u の値を各小群で同じにした方法 (MLS-CS)、並列化しない通常の CS (CS) の適応度の世代による推移を示している。図から以下のことがわかる。

- ・単に並列化しただけでは、通常の CS と性能はあまり変わらない。
- ・提案手法は、他の方法に比べて、高速化と高性能化の両方を達成できていることがわかる。これは、大域的探索と局所的探索の比率を適応的に変更することにより、大きな改善が見られたものと考えられる。(学会発表①参照)

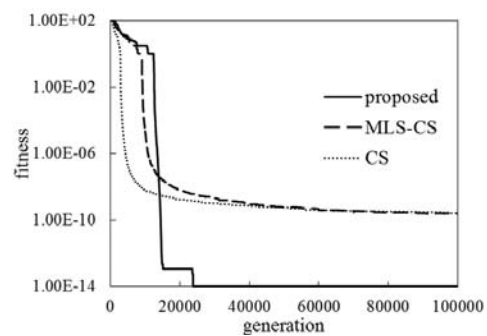


図 3 並列化した CS の性能評価

(6) 実世界の問題への適用: CS と ABC を室内レイアウト問題 (ここでは FLP と称す) に適用し、従来の GA、進化戦略 (ES) と探索性能を比較検討した。FLP とは、テーブル、ダンス、テレビ、ベッドなどの家具一式を、制約を満たすように室内に配置する制約充足問題である。制約の例としては、(a) 家具は室内に配置する、(b) ドアの周辺にスペースをあける、(c) 家具は配置図上で重複してはならない、(e) 出入口と各家具を結ぶ通路が存在する、(f) 家具の機能を妨げないように配置する、などが挙げられる。

部屋の数 2、家具・スペースの数 37 の問題に対する実験結果を表 1 に示す。

表 1 CS、ABC、GA、ES で得られた最良解の制約違反数 (30 回試行)

	CS	ABC	GA	ES
平均値	1.6	3.8	20.0	13.4
最小値	1.0	3.7	6.5	4.8

表 1 から次のことがわかる。進化計算 (GA、ES) に比べて、群知能 (CS、ABC) の方が制約違反の少ない解を選ぶことができる。群知能は、大域的探索と局所的探索のバランスを考慮していることがこの結果に繋がったと考える。(雑誌論文④、学会発表①参照)

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 10 件)

- ① 趙冬青, アランニャ・クラウス, 狩野均, Levy Flight を用いた EA による施設レイアウト問題の解法, 査読有, 進化計算学会論文誌 9 巻 1 号, 2018 年, pp.1-9. DOI:10.11394/tjpnsec.9.1
- ② Claus Aranha, Kenta Toda, Hitoshi Kanoh, Solving the Graph Coloring Problem using Cuckoo Search, 査読有, Lecture Notes in Computer Science 10385, 2017, pp. 552-560.
- ③ Kui Chen and Hitoshi Kanoh, A Discrete Firefly Algorithm Based on Similarity for Graph Coloring Problems, 査読有, Proc. of International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing, 2017, pp. 65-70.
- ④ Dongqing Zhao, Claus Aranha, Hitoshi Kanoh, Solving Real-World Facility Layout Problems Using GA with Levy Flights and Multi-Decoding, 査読有, Proc. of International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing, 2017, pp. 333-338.
- ⑤ Kui Chen and Hitoshi Kanoh, A Discrete Artificial Bee Colony Algorithm Based on Similality for Graph Coloring Problems, 査読有, Lecture Notes in Computer Science 10071, 2016, pp. 73-84. DOI: 10.1007/978-3-319-49001-4
- ⑥ Dongqing Zhao, Claus Aranha, Hitoshi Kanoh, Solving Facility Layout Problems Using Evolutionary Strategy Based on Levy Flight, 査読有, Proc. of IEEE 9th International Workshop on Computational Intelligence and Applications, 2016, pp.39-44.
- ⑦ Takuya Aoki, Claus Aranha, Hitoshi Kanoh, PSO Algorithm with Transition Probability Based on Hamming Distance for Graph Coloring Problem, 査読有, Proc. of IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, 2015, pp.1956-1961. DOI:10.1109/SMC.2015.341.

[学会発表] (計 14 件)

- ① 澤田 和磨, 西尾 祐紀, アランニャ クラウス, 狩野均, Cuckoo Search を用いた室内レイアウト問題の解法, 情報処理学会 第 80 回全国大会 7M-06, 2018.
- ② 河面 知定, アランニャ クラウス, 狩野均,

複数の群れを有する並列 Cuckoo Search による連続値最適化, 情報処理学会 第 80 回全国大会 7M-08, 2018.

- ③ 富樫 勇哉, アランニャ・クラウス, 狩野均, Artificial Bee Colony 法を用いたグラフ色塗り問題の解法, 情報処理学会 第 79 回全国大会 1R-05, 2017.
- ④ 佐久間 司, Claus Aranha, 狩野均, ES を用いた PSO のパラメータの最適化とその分析情報処理学会 第 78 回全国大会 7P-07, 2016.

[その他]

ホームページ等

<http://www.cs.tsukuba.ac.jp/~kanoh/kslab/paper.html>

6. 研究組織

(1) 研究代表者

狩野均 (KANOH, Hitoshi)

筑波大学・システム情報系・教授

研究者番号：40251045