7Q-03

Lévy Flight を用いた ACO アルゴリズムによる制約充足問題の解法

小椰　拓真 †　　水野　一徳 †　　鈴木　陽介 ‡
† 拓殖大学工学部情報工学科　　‡ 拓殖大学大学院工学研究科

1　はじめに

制約充足問題 (CSP)[1] とは，すべての制約を満たす変数の値の組合せ（解）を探索によって発見する問題である．近年，大規模な CSP の解を効率的に発見するための手法や，解の発見が困難な CSP を高い成功率で解決するための手法が盛んに研究されている．その一つとして，蟻コロニー最適化 (ACO)[1, 2, 3] というメタヒューリスティックスがよく知られている．ACO とは，蟻のフェロモンを用いた集団行動からヒントを得た群知能であり，ACO の仕組みを実現した探索アルゴリズムが Ant System(AS) である [2]．AS は，CSP に対しての有効性が実験的に示されているが，探索空間の規模が大きい問題では，解の発見が困難になる場合がある [1]．その原因として，大規模な組合せ問題において，局所最適解に陥ってしまうことが考えられる. 先行研究 [3] では，局所最適解を回避するために Lévy Flight を用いた AS が提案されており，巡回セールスマン問題に対して有効性が示されている．本研究では，CSP の代表的な問題の一つであるグラフ彩色問題 [1] を対象とし，先行研究の手法の改良を試みる．

2　研究分野の概要

2.1　グラフ彩色問題（COL）

グラフ彩色問題 (COL) は，無向グラフの隣接する頂点が同じ色にならないように各頂点を彩色する問題である [1]．本研究では，3 色に塗分ける COL(3COL) を対象とする．問題の辺の数を m，頂点の数を n とし，3COL の制約密度 d を $d = m / n$ によって定義する．制約密度 2.3 から 2.4 は，解の発見にコストがかかる難しい問題が集中していることが知られている [1].

2.2　Ant System（AS）

Ant System(AS)[2] は，現実の蟻のフェロモンを用いた経路の共有と，それを用いた巣から餌場までの経路の生成過程を参考にした探索アルゴリズムである．AS は，未割当の変数に対して，割り当て可能な値を確率的に割り当てる処理を，すべての変数に値が割当てられるまで繰り返し，その後フェロモングラフの各辺にフェロモンの堆積を行なう．また，これらの処理を 1 世代分の処理とし，フェロモン堆積は，各世代において，最も評価の高かった蟻の解候補を用いて行われる. フェロモングラフは，変数に対する値の割り当ての組を頂点としたグラフ構造であり，各頂点を結ぶ辺上にフェロモン蓄積量が定義されている．

2.3　Lévy Flight（LF）

LF は，裾の重い非ガウス分布である Lévy 分布に準拠した Random Walk(RW) の一種である [3]．これまで Lévy 分布は，物理学，生物学，金融，統計，経済の分野の最適化問題に応用されており，動物の採餌行動に類似した LF に基づく探索方法は，RW に基づく探索よりも効率的な場合が多い [3].

An ACO Algorithm Using Lévy Flight for Constraint Satisfaction Problems
†Takuma ONAGI　†Kazunori MIZUNO　‡Yousuke SUZUKI
†Department of Computer Science, Takushoku University
‡Graduate School of Engineering, Takushoku University

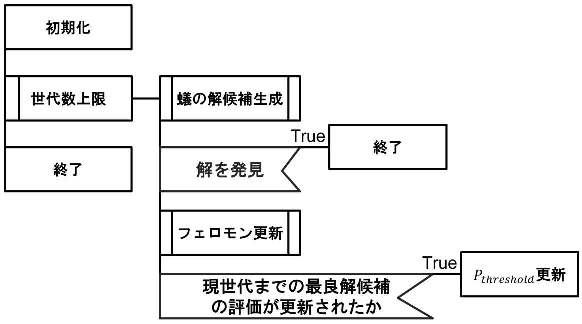

図 1: 提案手法のアルゴリズム

3　提案手法

3.1　提案手法の概要

先行研究 [3] にて提案された手法（LFAS）は，AS に LF を適用したことで，多様的な探索が可能になった. しかし，LF の使用頻度を決定するパラメータ $P_{threshold}$ が固定化されており，探索終盤にも LF による多様的な探索を行う可能性があるため，探索効率を下げてしまう場合がある．そのため，探索の進度に応じて，LF の使用頻度を調整する必要がある．本研究では，LFAS に用いられているパラメータの一つ，$P_{threshold}$ を動的に変更する手法を提案する.

3.2　提案手法のアルゴリズム

図 1 に，提案手法のアルゴリズムを示す．本手法では，蟻が LF を用いて解候補を生成，その後フェロモングラフのフェロモンを更新，という 2 つの処理を 1 世代分の処理とする．そして，世代数が上限に達する，もしくは解が発見されるまで処理を繰り返す．また，$P_{threshold}$ の更新処理は，探索を行った世代までの最良解候補の評価に応じて行う.

3.3　LF を用いた解候補生成

提案手法での解候補生成の手順を下記に示す.

1. 値が未割当の変数をランダムに一つ選択
2. 選択した変数に割り当て可能な各値の選択確率を，フェロモングラフ上のフェロモン蓄積量と値を割り当てた場合の制約違反数から求める
3. 各値を，選択確率に従って降順ソート
4. 式 (1) で得られる P_{new} に従い，選択した変数に値を確率的に割り当てる

本研究では，Lévy 乱数を「LF のステップ長に基づいて，0 から 1 までの範囲で生成した偏りのある乱数」と定義する．Lévy 乱数の振る舞いとしては，LF のステップ長が大きいほど，大きい値が出やすい．つまり，値の割り当てに Lévy 乱数を使用する場合，選択されにくい値を変数に割り当てる確率が，一様乱数を使用した時よりも高くなることがある.

$$P_{new} = \begin{cases} P_{levyrand}, & (P_{levy} \geq P_{threshold} \text{のとき}) \\ P_{now}, & (P_{levy} < P_{threshold} \text{のとき}) \end{cases} \quad (1)$$

$$P_{levyrand} = 1 - \frac{1}{S_{new}} \times (1 - P_{now}) \quad (2)$$

$$S_{new} = \begin{cases} S, & (S \geq 1 \text{ のとき}) \\ 1, & (S < 1 \text{ のとき}) \end{cases} \quad (3)$$

$$S = \frac{1}{A} \times \frac{1 - P_{threshold}}{1 - P_{levy}} \quad (4)$$

式 (1)〜(4) で用いる用語は，以下のように定義する．

- P_{new}: 最終的に値の選択で使用する乱数，$0 < P_{new} < 1$
- $P_{levyrand}$: Lévy 乱数，$0 < P_{levyrand} < 1$
- P_{now}: 値の選択に使用する一様乱数，$0 < P_{now} < 1$
- P_{levy}: LF の使用を決める一様乱数，$0 < P_{levy} < 1$
- $P_{threshold}$: LF の使用頻度を決めるパラメータ，$0 \leq P_{threshold} \leq 1$
- S_{new}: LF のステップ長，$S_{new} \geq 1$
- S: LF のステップ長の計算に用いる変数，$S > 0$
- A: LF のステップ長の調整パラメータ，$A > 0$

3.4 $P_{threshold}$ の更新

LF の使用頻度 $P_{threshold}$ は，式 (5) に基づいて，動的に更新される．$Conf(bestA)$ は，現世代までの最良解候補の制約違反数である．現世代までの最良解候補の制約違反数が減る度に，$P_{threshold}$ の値が小さくなる．つまり，探索が進むにつれ，LF の使用頻度が減っていき，$Conf(bestA)$ が 1 になった際，AS と同様の解候補生成を行うようになる．探索序盤は LF を利用して広い探索空間を探索し，状態空間内の有望に思える部分集合にフェロモンの堆積で重み付けを行う．そして，探索終盤は AS 中心の探索に切り替え，重み付けに基づいた局所的探索を行う．

$$P_{threshold} = \left(\frac{1}{Conf(bestA) + 1}\right) + 0.5 \quad (5)$$

4 実験

4.1 実験条件

本手法の有効性を検証するために，3COL を問題対象とし，提案手法 (LFDAS) と AS, 先行研究にて提案された LFAS での比較を行う．また，比較項目は，探索成功率である．探索成功率は，全ての試行のうち，解を発見することができた試行の割合 (%) とする．3COL の頂点数は，それぞれ 100，150，200，制約密度は 2.0 から 3.0 までの問題を用いる．問題数は，制約密度ごとに 100 問とし，試行回数は 1 問ごとに 10 回試行とする．アルゴリズムに用いるパラメータ設定は，表 1 に示す．

表 1: パラメータ設定

パラメータ	値
世代数	2000
蟻の数	51
LF の使用頻度 $P_{threshold}$ の初期値	0.8
LF のステップ長の調整パラメータ A	9.5

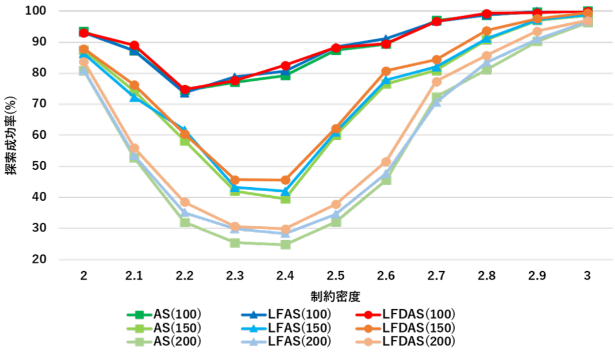

図 2: 各手法の探索成功率 (頂点数 100，150，200)

4.2 実験結果

各手法の探索成功率を図 2 に示す．図 2 より，探索空間の規模が大きい頂点数 150，200 の難解な問題である制約密度 2.3，2.4 において，LFDAS が最も高い探索成功率を示していることがわかる．よって，評価実験では，LFDAS が他手法よりも，有効性の高い手法であることがわかる．また，LFDAS と AS の成功率を比較すると，LFDAS の成功率の向上幅は，頂点数 100 の問題よりも頂点数 150，200 の問題の方が大きい．このことから，LFDAS は，探索空間の規模が大きい問題に対して，特に有効的であることが考えられる．また，LFDAS，LFAS 共に多様的探索を行うことが特徴であり，AS からの探索コスト増加が予想される．結果からは，約 27%のコスト増加を確認した．

5 おわりに

本研究では，LFAS に用いられているパラメータの一つ，$P_{threshold}$ を動的に変更する手法を提案し，CSP への有効性を検証するために 3COL を用いた実験を行った．結果として，探索空間の規模が大きい問題で提案手法の有効性を確認した．今後は，3COL 以外の CSP に対する本手法の有効性を検証することを検討している．

参考文献

[1] Takaaki Toya, Kazunori Mizuno, Shotaro Koike. : ”Adaptive Ant Colony Optimization with Several Pheromone Updates for Constraint Satisfaction Problems”. The 26th International Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (2021).

[2] 筒井茂義. : ACO:”アントコロニー最適化”. システム/制御/情報, Vol. 52, No.10, pp. 390-398 (2008).

[3] Yahui Liu, Buyang Cao. : ”A Novel Ant Colony Optimization Algorithm With Lévy Flight”. IEEE Access, Vol.8, pp.67205-67213 (2020).