

Binary Ant Colony における 女王蟻戦略の集中化の抑制

日大生産工(学部) ○蒔田 浩貴 日大生産工 山内 ゆかり

1 まえがき

近年 0-1 整数計画問題 (0-1 Integer Programming problem : 0-1IP) にアントコロニー最適化法 (Ant Colony Optimization) を適用する試みが提案されている. 1,2,3) 本論文では 0-1IP を対象とした ACO アルゴリズムを Binary Ant Colony Optimization (BACO) と呼ぶ. ACO は蟻の軍による採餌行動を模したメタヒューリスティックであり, 巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem : TSP), スケジューリング問題など多くの組合せ最適化問題で有効性が確認されている. Xiong らは, 0-1IP をグラフ探索問題へと置き換え, 0-1 ナップザック問題 (0-1 Knapsack Problems : 0-1KP) を解く Binary Ant Colony Evolutionary Algorithm (BACEA) を提案している. 1)

Fernandes らは動的 0-1IP を対象とした Binary Ant Algorithm (BAA) を, Kong らは複数制約の 0-1IP を対象とした Binary Ant System (BAS_K) を提案し, その有効性を示している. 2) BACEA や, BAA, BAS_K は, 0-1IP を最短経路へ定式化することで ACO の適用を可能にしているものの, フェロモン情報の更新の方式が単純であり, 多様化を促す仕組みを持たないことから局所解に陥るなどの問題がある. 0-1IP を対象とした BACO に, ACO の探索領域の集中化, 多様化を調整する方式を採り入れることで探索性能の改善が期待できる. 池水 らは AS_{queen} を従来の BACO に組み入れた BAS_{queen} を提案している. 4)

2 研究背景および従来手法

本研究の実験は, 0-1KP 問題を制約条件 $\sum_{j=1}^n w_j x_j \leq b$ を満たしつつ, 品物の価値の総和 $\sum_{j=1}^n c_j x_j$ を最大にする品物の組み合わせ $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ を決定する問題と定義する. ただし $x_j \in \{1, 0\}$ であり, 品物の数を N とする. また荷物 j の価値 c_j , 重量 w_j というように表す. b はナップザックの容量を表す. 3 種類の問題インスタンスを対象に, 最適解発見率, 最良解の誤差率及び最良解を発見した時の反復回数の平均から評価する.

3 種類の問題を以下に記す. 荷物の重量と価値の相関に着目した. なお, r 及び v 荷物の重量と価値を調整する問題パラメータである. **Uncorrelated (Cu)**: 荷物 j の価値 c_j 及び重量 w_j を, 区間 $[1, v]$ の一様分布に従う乱数で決定する. **Weakly correlated (Cw)**: 重量 w_j を, 区間 $[1, v]$ の一様分布に従う乱数で決定し, 価値 c_j を区間 $[\max(w-r, 1), w+r]$ の一様分布に従う乱数で決定する. **Strongly correlated (Cs)**: 重量 w_j を, 区間 $[1, v]$ の一様分布に従う乱数で決定し, 価値 $c_j = w + r$ とする. 荷物, 重量は自然数とし, $r = 100$, $v = 1000$ とした. また全荷物の合計重量の 50% をナップザックの容量とした. また最適解を求めるために動的計画法を使用する. 0-1IP のなかでも最も広く研究が行われている

ACO は, 実際の蟻の採餌行動の際の経路生成過程ヒントを得た探索手法であり, 巡回セールスマン問題など多くの組み合わせ最適化問題に適用され, 有効な結果が得られている. 蟻は一律のフェロモンを分泌しながら帰巢し, フェロモンにより確率的に選択する. これにより単位時間あたりに通過した蟻が多い経路に, より多くの蟻が選択するようになる. 図 1 に ACO のフローチャートを示す.

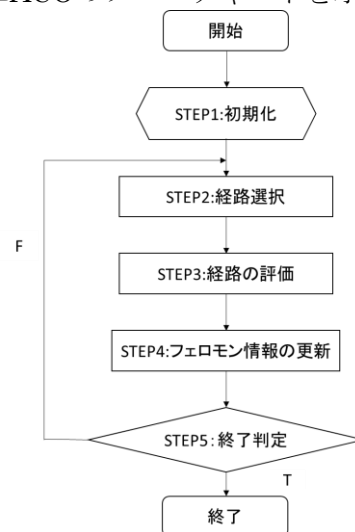


図1 ACO アルゴリズムのフローチャート

Suppression of Centralization of Queen Ant Strategy
Kouki MAKITA and Yukari YAMAUCHI

3 提案手法

4 実験結果および検討

大規模な最適化問題の求解に、このようにして問題を再定式化する。以下にその結果を示す。

END	
Init	1 1 1 1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0
1step	1 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 0 0 1 0 1 0 0
3000step	1 ● ○ ○ ○ ○ ● ○ ○ ○ ○ ● ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ ○ ● ○ ○
20000step	0 ○ ● ● ● ● ○ ● ● ● ● ○ ● ● ● ● ● ● ● ● ● ● ○ ● ●

DP最適解：202090
最大評価値：182189

Step数：20000
Maxstep数：0
ナップザックの耐久：125587
DP重量：213
最良解の誤差：0.098

5回探索をした結果,最良解の平均誤差は0.1164であった.従来の研究データと比べると精度がとても悪く,また最大反復回数を超えても最適解が出ないことが圧倒的に多い.

従来手法の実装ができたとは言い難くいまだ精度が悪い、従来研究の実装が終わり次第、提案手法の実装及び比較に入れるようしっかり設計していきたい.

4) 池水孝幸,小野智司,森重綾太,中山茂,飯村伊智朗, Binary Ant Colony Optimization における女王蟻戦略.知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会) Vol.22.No.6,pp.804-817(2010)