

アントコロニー最適化手法による土木施工の効率化

Efficient Civil Construction Works by using Ant Colony Optimization Method

原田文仁	Ayato HARADA	(岡山大学大学院環境生命科学研究科)
珠玖隆行	Takayuki SHUKU	(岡山大学大学院環境生命科学研究科)
西村伸一	Shin-ichi NISHIMURA	(岡山大学大学院環境生命科学研究科)
柴田俊文	Toshifumi SHIBATA	(岡山大学大学院環境生命科学研究科)

本研究では、メタヒューリスティクスの1つであるアントコロニー最適化法(Ant Colony Optimization: ACO)の基本アルゴリズムであるAnt System (AS)を改良した効率的なアルゴリズムを新たに提案し、土木施工問題への適用性を検討した。具体的には土木施工における最適な工種の組合せを検討する「組合せ最適化問題」を設定し、本研究で提案するアルゴリズムと既存のアルゴリズムの探索性能を比較した。その結果、提案したアルゴリズムは既存のASよりも高い探索性能を示し、実際の土木施工の効率化問題に適用できる可能性を示した。

キーワード：アントコロニー最適化，ナップサック問題，組み合わせ最適化問題
(IGC : E13)

1. はじめに

土木構造物の施工において、工事に携わる作業員の人数や使用する材料・施工機械によって建設工事の効率およびコストは大きな影響を受ける。そのため、どのような組み合わせを行えば最も効率的に施工が実現できるかを施工計画段階で検討し、実施工に反映させることが実務において必要である。

種々の選択肢がある中で、どの組み合わせが最適かを求める問題は、「組合せ最適化問題」と言われるが、土木工事における最適な工種、材料の選定は組合せ最適化問題と捉えることができる。組合せ最適化は応用数学や情報工学において盛んに研究されてきたが、現在では、工学など種々の分野に適用されてきている。

組合せ最適化問題の中でも、組合せ数が非常に多く、現在の計算機を用いたとしても実務に適用しうる時間スケールで(時間内で)解けないような問題が一般的になりつつあり、そのような問題は、NP 困難問題と呼ばれる。このNP 困難な組合せ最適化問題は、一般的に最適解を求めることが難しいものの、メタヒューリスティクスと呼ばれるアプローチが有効であるとされている。メタヒューリスティクスの定義は様々であるが、特定の問題に限らずどのような問題に対しても汎用性があるアルゴリズムの基本的な枠組みのことである。メタヒューリスティクスの例として、進化的アルゴリズムや群知能といった、自然界のメカニズムを模倣しモデル化したものが多く挙げられる。群知能を用いたアルゴリズムには、アリの習性をモデル化したアントコロニー最適化法(Ant Colony Optimization : ACO)¹⁾、蜂の習性をモデル化

したArtificial Bee Colony Algorithm(ABC)²⁾、昆虫や魚の群れの習性をモデル化した粒子群最適化(Particle Swarm Optimization : PSO)³⁾などが挙げられる。

本研究では、土木施工における組合せ最適化問題を解くための新しいメタヒューリスティックアルゴリズムを提案することを目的とする。さらに、提案したアルゴリズムによって土木施工の効率化が可能かどうかを検討する。ここではメタヒューリスティックの中でもアルゴリズムが単純でアレンジが比較的容易なACOの基本アルゴリズムであるAnt System (AS)に着目し、その改良を試みた。さらに、土木施工における組合せ最適化問題の数値実験を行い、提案したアルゴリズムの適用性について検討した。

2. アントコロニー最適化法 (ACO)

2.1 ACO の概要

ACO とは、アリの群による取餌行動を模倣しモデル化したメタヒューリスティクスであり、巡回セールスマン問題などの多くの組み合わせ最適化問題でその有効性が確認されている。ACO は、アリの群に経路を探索させて、その探索情報の重みをフェロモンで表し、基本的にアリは、フェロモンの分布に従って確率的に経路を選択する。なお、このフェロモンには揮発性があり時間経過により蒸発する。最適解に近い経路を選択するほど探索情報の重みは大きくなり、より多くのフェロモンをその経路上に分泌する。結果として、最適解に近い経路に多くのアリが群がることとなり、解を導き出すことが出来る。

2.2 Ant System (AS)

ACOの基本アルゴリズムであるAnt System (AS)は、他のメタヒューリスティクスと比較して十分な結果が得られなかった。しかし、ASは、Max Min Ant System (MMAS)⁴⁾や cunning Ant System (cAS)⁵⁾といった様々なACOの開発に貢献し、組み合わせ最適化問題に対して一定の成果が確認されている。

ASにおいてアリは、蓄積されたフェロモンと先見情報により確率的に経路を選択する。更新回数 t 時点でのアリ k が、ある地点 i に存在し、 k がまだ訪問していない推移可能な集合 J^k の中から地点 j を選択する確率 $p_{ij}^k(t)$ は次式(1)に従う。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} \quad (1)$$

ここで、 τ_{ij} は経路 ij 間に蓄積されたフェロモン量、 η_{ij} はヒューリスティック情報と呼ばれる問題固有の値で、経路 ij の好ましさを定量化した先見情報である。本稿では、 η_{ij} として経路 ij 間の距離の逆数を使用している。 α 、 β は、蓄積されたフェロモン量 τ_{ij} とヒューリスティック情報 η_{ij} のどちらを優先させるかを表すパラメータである。つまり、経路 ij 間に蓄積されたフェロモン量が多ければ多いほど、距離が近ければ近いほど、アリは地点 j を選択する確率が高くなる。この選択を、 J^k が空集合になるまで行う。

全てのアリが経路を選択した後、フェロモンの更新を行う。アリは、選択した経路に揮発性のフェロモンを分泌する。分泌したフェロモンは蓄積され、経路選択の際に利用される。また、時間経過によってフェロモンが蒸発することにより、古い情報を棄却し新しい情報に対して、より重みを与えることが出来る。時点 $t+1$ における経路 ij に蓄積されたフェロモン量 $\tau_{ij}(t+1)$ は、次式(2)に従い、更新される。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \times \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t) \quad (2)$$

ここで、 ρ は範囲 $[0, 1]$ の値を持つフェロモンの蒸発係数である。 $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ は、時点 t で経路 ij を選択したアリ k が分泌するフェロモン量であり、経路 ij に分泌されたフェロモン量の総和 $\Delta \tau_{ij}(t)$ は、次式(3)に従う。

$$\Delta \tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^{N_{ant}} \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (3)$$

ここで、 N_{ant} は探索を行うアリの数を示し、アリ k の得た巡回路 $T^k(t)$ の長さを $L^k(t)$ と定義すると $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ は、次式(4)に従う。

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L^k(t) & \text{if } (i, j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 Q はフェロモン更新係数である。

まとめとして、ASのアルゴリズムを以下に示す：

- 【Step.1】全ての経路に対するフェロモン濃度を初期化する。
- 【Step.2】以下を定められた時点まで繰り返す。
 - 1) 式(1)に従い、全てのアリに経路を選択させる。
 - 2) 最も良い経路を選択したアリの $L^k(t)$ を出力する。
 - 3) 式(3)~(4)に従い、全てのアリが分泌するフェロモン量を計算する。
 - 4) 式(2)に従い、フェロモンの更新を行う。

2.3 ASからの改良手法

ACOには、ASの改良手法として多くのものが既に提案されているが、本稿では、ASを改良することで新しいアルゴリズムを提案する。

提案手法は、ASに1) ランキング方式、2) 最良の巡回路保存、および3) ランダム選択するアリ、の3つの機能を追加したアルゴリズムであり、この方法を「提案手法」と呼ぶ。以下に、それぞれの機能の詳細について説明する。

2.3.1 ランキング方式

ランキング方式とは、遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm : GA) で一般的に用いられる手法であり、GAにおいては、個体の適応度そのものを用いるかわりに、個体の適応度の高い順に並べてその順番をもとに選択を行う手法と定義されており⁶⁾、集団内で相対的に良い個体を次世代へと選択的に残すために考案された操作である。この手法をASに組み込むことで、群の中で最も良い経路を選択したアリの情報を増やし、最も悪い経路を選択したアリの情報を棄却する。これにより、フェロモンの分泌を集中化出来る一方、アリの群の多様性を損なうリスクを伴う。

2.3.2 最良の巡回路保存

この手法は、AS with elitist strategy and ranking⁷⁾ でも用いられたものである。フェロモン更新の際、それまでの時点における最良の巡回路 $T^k(t)$ に、式(3)、(4)に従いフェロモンを分泌する。ランキング方式と同じくフェロモンの分泌を集中化出来るが、局所解を $T^k(t)$ が局所解の場合、局所解にはまりやすくなるリスクを伴う。

2.3.3 ランダム選択するアリ

この手法は、アリの群の中に一定の割合で経路を選択する際、フェロモン情報やヒューリスティック情報を無視し、ランダム選択を行うアリを加えるというものである。これは、GAの突然変異に相当するものであり、フェロモン情報の更新方法が単純であり多様性を持たないASにおいて、多様性を生み出し、局所解から抜け出しやすい効果を生み出している。また、2.3.1、2.3.2 で示した手法により、アリの群の多様性を損なうリスクも軽減出来る。ランダム選択するアリの割合を $rdm\ ratio$ [%] と示す。また、 $rdm\ ratio$ を増加しすぎると、フェロモンの分泌効率が低下するので注意する必要がある。

3. 土木施工を対象とした数値実験

3.1 概要

土木施工における組合せ最適化問題の数値実験を実施し、提案手法の適用性について検証する。本問題では、予算を制約条件として設定し、9ステップの施工で、それぞれのステップで3つの選択肢があるナップザック問題(Knapsack Problem)を解く。よって、この組み合わせ最適化問題は、3の9乗である19683が全組み合わせ数である。そして、土木施工にかかる日数を最も短縮できる組合せを求める問題を設定する。その問題に対して、ASと提案手法を比較し、提案手法の有効性について議論する。

3.2 実験方法

本数値実験で設定した組合せ(土木施工において使用する材料や重機)、またそれらを用いた場合の所要日数を表-1にまとめる。初期条件における建設工事は、全てnormalと10peopleを選択し、所要日数は200日とする。表-1に示された条件を変更することにより、土木施工の所要日数を出来るだけ短縮することを考える。土木施工にかけられる追加予算および条件を変更することによって変動する所要日数 $d(i, j)$ 、費用 $c(i, j)$ を表-1に示し、土木施工にかけられる追加予算は100とする。また、 $d(i, j)$ 、 $c(i, j)$ は、初期条件からの変動値を示しているため、初期条件における $d(i, j)$ 、 $c(i, j)$ は0である。なお、条件を変更することによる影響は費用、所要日数のみであり、他の条件に影響は与えないものとする。

アルゴリズムの性能を評価するための基準は、プログラムを100回試行し、最適解を発見するまでにかかった平均計算コストが低ければ低いほど、性能が良いと判断した。また、実際の問題において重要となるのは、ファンクションコールの回数であり、2.3で用いた手法による計算コストは、それに比べて無視できるものとしている。よって本稿において、計算コストは、アリ k が $T^k(t)$ を作成する毎に1を加算し、計算コストの総和が全組み合わせ数である19683をオーバーするまでプログラムを更新する。なお、最も良い経路を選択したアリ k の $f(x_k)$ が最適解に収束しなかった場合、最適解を発見出来なかったものとする。比較対象となる最適解は、経路選択における全組み合わせを計算し求めた。最適解を与える組合せを表-3にまとめる。この問題においては、200日で完了する土木施工が、最適化によって54日短縮することができる。この最適な組合せが提案アルゴリズムで同定可能かを検討する。提案アルゴリズムにおけるパラメータは、問題に応じて設定する必要があるが、本稿では、事前にこれらのパラメータの感度解析を実施し、その値を決定している。具体的には、試行錯誤的にパラメータを振り、最も平均計算コストが低かったときのパラメータを適切なパラメータとして用いた。それらの値を表-3、4に

まとめる。

多くの大域的最適化アルゴリズムと同様に、ACOにおいても問題に応じて設定すべきパラメータがあり、それらの値を適切に決めることは難しい。本研究では新しいアルゴリズムの提案が主目的であるため、これらのパラメータの合理的な設定方法については、本稿では議論しない。また、本研究で対象とした問題は、それぞれの工期を対応するコストで割り算し、1コストあたりの工期短縮効果の高いものからコストの上限まで選択する手順を踏むことで最適解に辿り着くことができる。しかし、これはあくまでも検証用の問題であり、解いている問題は大域的最適化問題である。また、最適解が分かっている問題をベンチマーク問題としなければならないため、簡単に最適解が求められることは、ここでは問題にしていない。

3.3 実験結果

ASと提案手法による最適解の探索結果を図-1に示す。図の縦軸は施工の短縮日数、横軸は計算の試行回数(計算回数)を表している。先述したように、短縮日数の最適解が54日であったことから、各アルゴリズムの計算結果が54日に収束しているかどうかを確認し、最適解を発見するまでにかかった平均コストの値から、それらの性能を評価することができる。ASに着目すると、計算の繰返しによって推定値が変動しているもの、およそ100回以降では一定の値に収束している。しかしながら、最適解である54日と比較すると、僅かに短い短縮日数に収束しており、精度良く解が推定できていないことがわかる。この結果は、今回対象とした問題は、局所解を多数含んだ問題となっている可能性があることを示している。さらに、ASでは、局所解に収束した場合にその解をうまく抜け出すことができないことが明らかとなった。なおACOは、(1)式に示す通り、各経路に蓄積されたフェロモン量に従って確率的に、アリは経路を選択する。よって、計算の試行回数が少ない場合、各経路にフェロモンが集中できていないため、最適経路を一度見つけてもその最適経路を選択し続けるとは限らない。そのため、これまでに見つかった最短経路が必ず最適解にはならないことに注意したい。

一方、本研究の提案手法では、推定結果が大きく変動する箇所も認められるが、計算の進行に伴って真値に収束していることがわかる。ASでは局所解から抜け出すことができていないが、提案手法では、ランダム選択するアリの効果によって、局所解に収束し続けることが回避されていると考えられる。また、本稿には示していないが、ランダム選択するアリのみを追加し、ランキング方式と最良巡回回路保存の手法を追加しなかった場合、アリは最適解に収束しなかった。これは、ランダム選択するアリを追加することによりフェロモン分泌効率が低下したためだと考えられる。

表-1 組合せの条件

i	j			Duration $d(i, j)[days]$	Cost $c(i, j)$
1	1	セメント	Normal	0	0
	2		Ultra-Early-strength	-28	+55
	3		Early-strength	-16	+32
2	1	バックホー	Normal	0	0
	2		Big	-10	+22
	3		Small	+10	-11
3	1	ブルドーザー	Normal	0	0
	2		Big	-15	+27
	3		Small	+8	-15
4	1	ポンプ車	Normal	0	0
	2		Big	-5	+13
	3		Small	+2	-6
5	1	ロードローラー	Normal	0	0
	2		Big	-8	+14
	3		Small	+6	-8
6	1	足場工	10 people	0	0
	2		20 people	-11	+22
	3		5 people	+6	-12
7	1	型枠工	10 people	0	0
	2		20 people	-13	+26
	3		5 people	+7	-14
8	1	鉄筋工	10 people	0	0
	2		20 people	-15	+30
	3		5 people	+8	-16
9	1	コンクリート工	10 people	0	0
	2		20 people	-17	+34
	3		5 people	+9	-18

表-2 最適な組合せ

i	j			Duration $d(i, j)[days]$	Cost $c(i, j)$
1	2	セメント	Ultra-Early-strength	-28	+55
2	1	バックホー	Normal	0	0
3	2	ブルドーザー	Big	-15	+27
4	3	ポンプ車	Small	+2	-6
5	2	ロードローラー	Big	-8	+14
6	1	足場工	10 people	0	0
7	2	型枠工	20 people	-13	+26
8	3	鉄筋工	5 people	+8	-16
9	1	コンクリート工	10 people	0	0
Optimal solution				54	100

つまり、ランダム選択するアリを追加するには、フェロモンの分泌を集中化できる手法も追加する必要があることがわかる。なお、提案手法は AS と比較して、推定解のばらつき（変動）が大きいですが、これは、ランダム

選択するアリの効果によるものと考えられる。そして、平均コストは AS の約 6% に抑えられており、このことから提案手法が AS よりも探索性能が優れていると考えられ、土木施工の効率化が期待できる。

表-3 ASのパラメータおよびコスト

パラメータ	設定値
N_{ant}	200
ρ	0.7
Q	100
α	1.0
β	4.0
rdm ratio[%]	
平均コスト	11897

表-4 提案手法のパラメータおよびコスト

パラメータ	設定値
N_{ant}	50
ρ	0.7
Q	100
α	1.0
β	4.0
rdm ratio[%]	30
平均コスト	765

4. まとめ

本研究では、ACOの基本アルゴリズムであるASを改良し、土木施工組み合わせ最適化問題を解くことにより土木施工問題への適用性について検討した。得られた結論を以下に列挙する。

- (1) ASにランキング方式、最良の巡回路保存、ランダム選択するアリ、の機能を追加した、新しいアルゴリズムを新たに提案した。
- (2) 土木施工における組合せ最適化問題に提案手法を適用した結果、本研究で扱ったような土木施工を対象としたナップサック問題では、ASと比較して精度良く最適解を探索できることを示した。
- (3) 土木施工における組合せ最適化問題は局所解を多数含むような問題である可能性があり、このような問題には、提案した方法のような大域的最適化法を用いる必要がある。

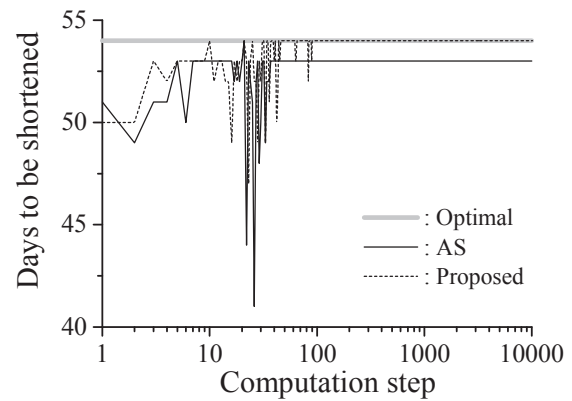


図-1 解の探索過程

参考文献

- (1) Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colomi, A.: The Ant System: An autocatalytic optimizing process, *Technical report*, pp.91-016, 1991.
- (2) Karaboga, D. and Basturk, B.: On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm, *Applied Soft Computing*, Vol.8, No.1, pp.687-697,2008.
- (3) Kennedy, J. and Eberhart, R.: Particle swarm optimization, *Proc. Int. Conf. on Newral Netw.*, pp.1942-1948, 1995.
- (4) Stützle, T. and Hoos, H, H: MAX-MIN Ant System, *Future Generation Computer System*, Vol.16, No.8, pp.889-914, 2000.
- (5) 筒井茂義 : cAS : カニングアントを用いた aco の提案, *人工知能学会論文誌*, Vol.22, No.1, pp.29-36, 2007.
- (6) 棟朝雅晴 : 遺伝的アルゴリズム—その理論と先端的手法—, 森北出版株式会社, 2008.
- (7) Bullnheimer, B., Hartl, R. and Strauss, C.: A New Rank Based Version of the Ant System : A computational Study, *Central European Journal for Operarions Research and Economics*, Vol.7, No.1, pp.25-38, 1999.

(2017年6月19日 受付)

