

高い精度の解を求める蟻コロニー最適化

上四元 謙[†] トーマスオット^{††} 上手 洋子[†] 西尾 芳文[†]

[†] 徳島大学 〒770-8506 徳島県南常三島 2-1

[†] チューリッヒ応用科学大学 Einsiedlerstrasse 31a, 8820 Waedenswil, Switzerland

E-mail: [†]{kamiyotsumoto,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}thomas.ott@zhaw.ch

あらまし 近年、自然現象や生き物の習性を元にした最適化アルゴリズムが注目を集めている。その1つである蟻コロニー最適化 (ACO) は蟻の採餌行動を元に作製されている。本研究では、解の収束率の向上が望まれる新たな ACO として繰り返し回数の増加にしたがってフェロモンへの反応が強化される ACO を提案する。標準の ACO はフェロモンへの反応が常に一定であるが、提案手法ではフェロモンへの反応が変化する状態と一定の状態の2つの状態を持つ。巡回セールスマン問題を適応させ、提案手法の特性を調査し標準の ACO と比較した。その結果、提案手法が標準の ACO より得られる解の平均値が優れていることを示す。

キーワード 蟻コロニー最適化, 最適化問題, 多様性, 群知能

Ant Colony Optimization for High Accuracy of Solutions

Ken KAMIYOTSUMOTO[†], Thomas OTT^{††}, Yoko UWATE[†],

and Yoshifumi NISHIO[†]

[†] Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Tokushima University

2-1 Minami-Josanjima, Tokushima 770-8506, Japan

[†] Zurich University of Applied Sciences

Einsiedlerstrasse 31a, 8820 Waedenswil, Switzerland

E-mail: [†]{kamiyotsumoto,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}thomas.ott@zhaw.ch

Abstract Recently, nature-inspired metaheuristic optimization algorithms such as Ant Colony Optimization (ACO) is developed. ACO is based on the feeding behavior of ant herds. In this study, We propose a new ACO in which the pheromone's reaction improves on increasing at the number of repetition for Traveling Salesman Problem (TSP). The standard ACO has constant pheromone's reaction. However, the pheromone's reaction of the propose method has changing state and constant state. We compare the solution with ACO and the proposed method. We find optimal rate of repetition times of changing pheromone's reaction. Then, We investigate characteristic of algorithm according to the change in the rate of repetitions. Average of solutions that ACO has two states is smaller than average of solutions that ACO has only changing state.

Key words Ant Colony Optimization, optimization, diversity, swarm intelligence

1. ま え が き

近年、最適化問題を解くことが非常に重要になってきている。最適化とは、条件の中で最も目的に沿った解や計画を見つけることであり、高い効率で設計、計画できることが利点である。最適化問題の例としては、巡回セールスマン問題やナップサック問題などが挙げられる。確率的アルゴリズムは、最適化問題を解く上で非常に有用なアルゴリズムと考えられており、決定論的要素とランダム要素で構成される。決定論的要素しか持たな

いアルゴリズムは、ほとんどの場合、局所探索アルゴリズムであり局所解に陥る可能性がある。しかし、確率論的アルゴリズムは、ランダム要素を持つためにそのような局所解から抜け出すことができる。

確率的アルゴリズムの代表的なものとして群知能アルゴリズムが挙げられる。群知能アルゴリズムは、動物や昆虫の特徴的な行動から考えられたアルゴリズムで、蟻コロニー最適化 (ACO)、粒子群最適化 (PSO) [1]、蜂コロニー最適化 (BCO)、ホタルアルゴリズム (FA) [2] ~ [4]、カッコウ探索 (CS) [5] などが代表例

として挙げられる。群知能アルゴリズムは制御機構を小さくできることや複数の制御を単純に行えることが利点として挙げられる。

蟻はフェロモンを用いることで餌場までの最短経路を見つけることができる。ACO ではこのフェロモンの反応値が常に一定で探索を行う。私達は従来の ACO と比べて精度の高い解を求めるためにフェロモンの反応値を繰り返し回数に従って増加するアルゴリズム (ACO-CPR) を提案する。本報告では、巡回セールスマン問題を適用し、従来の ACO と比較する。シミュレーション結果より、提案する ACO-CPR が従来の ACO よりも解の平均値が良いことを確認する。

本報告は、2. で従来の蟻コロニー最適化アルゴリズムを説明した後、3. で提案する ACO-CPR について説明する。その後、4. でシミュレーション結果を示し、最後に 5. で結論を述べる。

2. 蟻コロニー最適化アルゴリズム (ACO)

蟻コロニー最適化アルゴリズム (ACO) は、蟻の採餌行動を元に 1992 年に Marco Dorigo によって作製されたアルゴリズムである。蟻は、以下の 2 つの規則に従って大域的な解を探索する。

- 餌を探している間フェロモンという揮発性のある物質を通った道筋に残していく。

- 蟻はフェロモンの濃度が濃い道筋を選択しやすい。

フェロモンは時間と共に蒸発していく、それに対して経路が短いと行進がより進むことでフェロモンが補強される。最短経路に近いほどフェロモンは蒸発するよりも早く補強されるため濃度の濃い経路が形成される。そのため、フェロモンの濃度は次式で定義される。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (1)$$

ここで、 τ_{ij} は都市 i から都市 j までの道筋に残るフェロモン、 ρ はフェロモンの蒸発率、 m は探索を行うアリの数を表している。フェロモンの更新式 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ は次式で計算する。

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = 1/L_k(t) \text{ (if } i, j \in L_k) \quad (2)$$

蟻が採餌行動を行う過程を図 1 に示す。

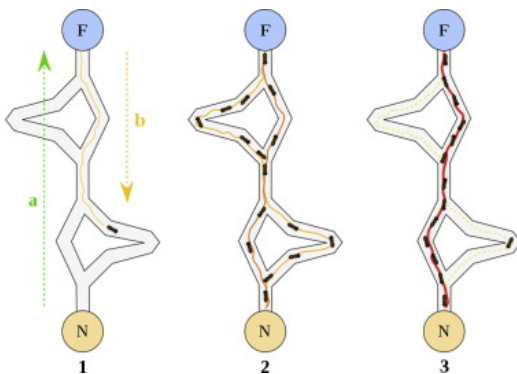


図 1 蟻の採餌行動。

3. 提案手法

従来の ACO においてフェロモンの反応は常に一定である。しかし、現実において多様性を持つことは生存する上で非常に重要である。生物は多様性を持つことにより多様な環境に対応することができ、予想外の事態が起きても生存することができる。最適化問題を解く上でも多様な解を生み出し、局所解に陥ることを防ぐ効果があると考えた。そこで私達は、繰り返し回数に応じてフェロモンの反応が良くなる蟻コロニー最適化アルゴリズム (ACO-CPR) を提案する。提案した ACO-CPR は繰り返し回数が増える程に蟻がフェロモンの影響に大きく依存される。したがって、フェロモンの反応に関するパラメータ α も変化させる。加えて、フェロモンの反応 α は 1.0 をよく使用することから最大値は 1.0 としそれ以上大きくならないように設定する。変化させたフェロモンの反応式は次のように定義する。

$$\alpha = \frac{1}{h}t \quad (3)$$

繰り返し回数のパラメータ t が増加すると α が増加し、フェロモンに引き寄せられやすくなる。パラメータ h はフェロモンの反応の変化の勾配を表し、今回のシミュレーションでは 6 通り ($h=1000, 1500, 2000, 2500, 3000, 3500$) を考慮する。図 2~4 は $h=1500$ の時と $h=2500$ の時と $h=3500$ の時繰り返し回数によるフェロモンの変化を表す。最大繰り返し回数を 2 つの状態を持つという条件で数種類シミュレーションを行うことで変化状態の繰り返し回数と一定状態の繰り返し回数の比率を変化させる。この比率の違いによる提案手法の効果を確認する。

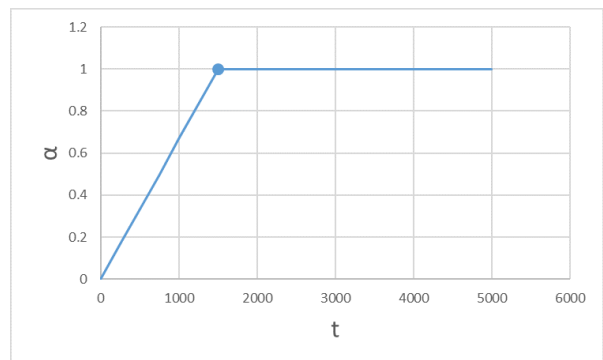


図 2 $h=1500$ の時の繰り返し回数によるフェロモンの反応の変化。

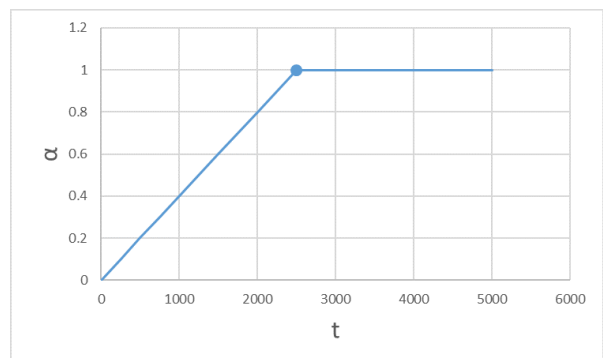


図 3 $h=2500$ の時の繰り返し回数によるフェロモンの反応の変化。

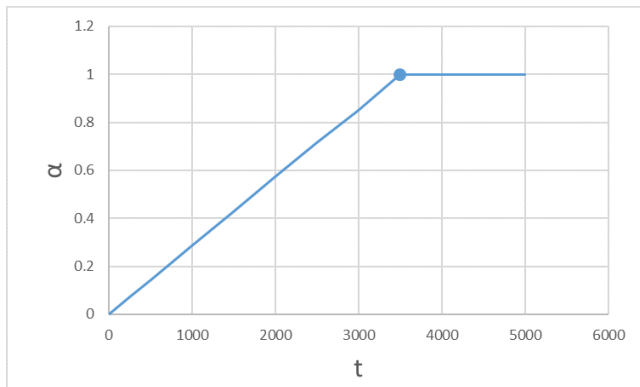


図 4 $h=3500$ の時の繰り返し回数によるフェロモンの反応の変化.

4. シミュレーション

私達は, ACO-CPR と ACO に対して巡回セールスマン問題を適用し, その解の平均値を比較する. 最初に ACO-CPR の傾き 6 種類を比較を行い, その後最も良い結果の ACO-CPR と従来の ACO を比較する. 巡回セールスマン問題は用意した都市を一度ずつ通りながらすべての都市を通る最短経路を見つける問題であり, ACO においてよく使用される問題である. 今回使用した eil51 は 51 都市の巡回セールスマン問題であり最短経路は 426 である. フェロモンの蒸発率 ρ は 0.2 であり, 距離に対する反応 β は 2.0, 蟻の総数は 51 と設定した. 各シミュレーションは 25 回行い, その平均値を比較する.

4.1 シミュレーション 1

まず, 変化状態のみを持つ ACO-CPR についてシミュレーションを行う. 表 1 に 6 種類の h の変化状態のみを持つ ACO-CPR の最高値, 最低値, 平均値を示す.

表 1 α が変化状態のみを持つ解.

h	best	worst	average
1000	435	463	444.5
1500	448	474	462.9
2000	453	489	468.3
2500	435	494	443.1
3000	435	463	442.9
3500	435	462	444.7

表 1 より, $h = 3000$ のときに, 平均値, 最高値がもっとも良いことがわかる. 次に変化状態と一定状態の 2 つの状態を持つ ACO-CPR を調査する. 表 2 に 2 つの状態を持つ ACO-CPR の結果を示す. また, 太字で示している値はそれぞれの h でもっとも良い平均値である.

表 2 2 つの状態を持つ ACO-CPR.

h	t_{max}	rate	best	worst	average
1000	2000	1:1	435	463	440.9
	1666	3:2	435	462	439.2
	1500	2:1	435	448	438.5
	1400	5:2	435	456	442.4
	1333	3:1	434	458	440.7
	1285	7:2	426	471	441.7
	1250	4:1	431	478	441.7
	1222	9:2	431	457	441.7
	1200	5:1	426	461	440.6
	1500	3000	1:1	435	463
2500		3:2	435	463	440.9
2250		2:1	435	463	442.3
2100		5:2	431	452	438.1
2000		3:1	426	450	439.3
1928		7:2	435	456	438.9
1875		4:1	435	463	442.1
1833		9:2	435	463	441.6
1800		5:1	426	466	448.0
2000		4000	1:1	435	461
	3333	3:2	435	467	445.7
	3000	2:1	435	463	441.2
	2800	5:2	435	458	439.2
	2666	3:1	434	463	439.2
	2570	7:2	435	465	441.7
	2500	4:1	435	449	439.5
	2444	9:2	435	465	439.5
	2400	5:1	435	463	441.4
	2500	5000	1:1	435	467
4166		3:2	435	467	445.7
3750		2:1	435	467	449.9
3500		5:2	435	467	445.8
3333		3:1	435	464	443.6
3215		7:2	435	465	441.7
3125		4:1	435	464	445.0
3055		9:2	435	464	443.2
3000		5:1	435	467	443.5
3000		6000	1:1	435	469
	5000	3:2	436	467	459.9
	4500	2:1	435	467	452.9
	4200	5:2	435	467	455.1
	4000	3:1	435	467	450.3
	3856	7:2	435	467	450.9
	3750	4:1	435	467	447.7
	3666	9:2	435	467	447.8
	3600	5:1	435	464	445.2
	3500	7000	1:1	435	479
5832		3:2	436	479	461.5
5250		2:1	435	470	460.1
4900		5:2	435	467	453.6
4666		3:1	435	467	449.5
4500		7:2	435	479	450.5
4375		4:1	436	467	455.0
4276		9:2	435	467	449.9
4200		5:1	435	467	448.9

表 2 から h が増えるにつれて繰り返し回数が小さい方が良い結果が出ることが分かる。またほとんどの h において繰り返し回数が 2000 ~ 3000 回の時が最も良い解が求められることが分かる。この 2 つの状態でも最も良かった結果と変化状態のみの結果を比較したものを表 3 に示す。

表 3 2 つの状態と変化状態のみの比較。

h		best	worst	average
1000	only change	435	463	444.5
	two states	435	448	438.5
1500	only change	448	474	462.9
	two states	431	452	438.1
2000	only change	453	489	468.3
	two states	434	463	439.2
2500	only change	435	494	443.1
	two states	435	465	441.7
3000	only change	435	463	442.9
	two states	435	469	440.3
3500	only change	435	462	444.7
	two states	435	467	449.5

表 3 から 2 つの状態の持つ方が変化状態のみを持つものより良い平均値であることが分かる。加えて、 $h=1500$, $t_{max}=2100$ の時最も良い結果であることが分かる。

4.2 シミュレーション 2

シミュレーション 1 より、2 つの状態を持つなかでも $h=1500$, $t_{max}=2100$ の時が最も良い結果であることを示した。最後にこの最も良かった ACO-CPR と従来の ACO の解の平均値を比較する。比較した結果を表 4 に示す。表 4 では先ほど使用した eil51 の他に eil76, eil101 による 3 つの巡回セールスマン問題を適用した。eil76 は 76 都市で最短経路 538, eil101 は 101 都市で最短経路 629 である。表 4 から ACO-CPR の方

表 4 ACO-CPR と ACO の比較

	ACO		ACO-CPR	
	best	average	best	average
eil51(428)	435	444.5	431	438.1
eil76(538)	544	584.8	553	580.6
eil101 (629)	678	722.5	685	722.2

が従来の ACO より平均値が良くなっていることが分かる。しかし、都市が大きくなるほど局所解に陥りやすくなってしまっている。また、ACO-CPR の効果も弱まっていることが分かる。これは eil51 に対して最も良いパラメータであった ACO-CPR であるからである。したがって都市数に合わせてパラメータを変えれば更に良くなると考える。

5. 結 論

私達は、フェロモンの反応が繰り返し回数に応じて増加する蟻コロニー最適化アルゴリズム (ACO-CPR) を提案した。この ACO-CPR ではフェロモンの反応が一定状態と変化状態の 2 つの状態になっている。ACO-CPR と従来の ACO を巡回セールスマン問題において解の平均値で比較した。平均値は従来の ACO を上回り提案手法の優位性を示した。

今後の研究は、ACO-CPR の詳細の調査が考えられる。また、フェロモンの反応を非線形に変化させる改良も挙げられる。

文 献

- [1] J. Kennedy, and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proceedings of the IEEE international conference on neural networks, pp. 1942-1948, 1995.
- [2] X.S. Yang, "Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms Second Edition", Luniver Press, 2010.
- [3] H. Matsushita, "Firefly Algorithm with Dynamically Changing Connections", Proceedings of International Symposium on Nonlinear Theory and its Application, pp.906-909, 2014.
- [4] S. Lukasik, and S. Zak, "Firefly Algorithm for Continuous Constrained Optimization Tasks", Computational Collective Intelligence. Semantic Web, Social Networks and Multiagent Systems, Vol. 5796 of the series Lecture Notes in Computer Science, pp.97-106, 2009.
- [5] X.S. Yang, and S. Deb, "Cuckoo search via Levy flights", Proceedings of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009, India), pp.210-214, 2009.