3T-1

ACO への認知バイアスの付加による非定常問題への対応

野口　直人†　　高橋　達二‡
東京電機大学†　　東京電機大学‡

1. はじめに

蟻コロニー最適化(Ant Colony Optimization:以下 ACO)[1]という蟻の給餌行動を基に作られた組み合わせ最適化手法がある.この手法は組み合わせ最適化問題,特に巡回セールスマン問題(Traveling Salesman Problem:TSP)において非常に優秀な成績を示すことが知られている.組み合わせ最適化問題とは条件が制約されている下で,順序や割当のように条件を満たした解を組み合わせる問題である.この組み合わせ最適化問題は,多岐にわたる分野で研究されているが,問題の規模が大きくなると解の組み合わせ数が膨大になり,計算量が増大しやすく,現実的な時間で最適解求めることが困難になる.しかし,ACO などのメタヒューリスティクス手法を用いることで,最適解を求めることを諦める代わりに,現実的な時間で最適解に比較的近い準最適解を求めることができる.

組み合わせ最適化問題の例として TSP やナップサック問題などがあげられるが,現実世界の問題への拡張を考えた場合,非定常な問題になる場合がある.非定常な環境での探索では,環境の変化に対応するために,解の多様性を保つ必要があると考えられる.

本研究では柔軟な意思決定構造を持つ,認知バイアスの一種である相対評価を ACO に付加することにより非定常な環境への適応を行った.

2. ACO

ACO とは,揮発性物質であるフェロモンによる蟻の給餌行動を基に作られた最適化手法の一種である.このアルゴリズムはフェロモンとヒューリスティック情報を基に確率的に解を生成,生成した解からフェロモンの更新のサイクルを繰り返し行う.これにより組み合わせ最適化問題の探索空間をコンパクトに限定しながら効率よく探索を行うことができる.この基本原理を具体化したアルゴリズムに AS がある[2].

2.1. AS

以下に AS のアルゴリズムを記す.

① 人口アリエージェントとフェロモン情報を初期化する
② 以下を終了ステップまで繰り返す
- 各エージェントに対して,フェロモンと都市間のコスト情報を基にルーレット選択を行い,巡回路を生成する
- 各エージェントが分泌するフェロモン情報を計算する
- フェロモン情報を更新する

③ 最も良い成績のエージェントの解を出力する

AS でのフェロモン更新は人口アリエージェントが通った経路にしかフェロモンを撒かない.従ってエージェントが通らない経路はフェロモンの揮発により,ほとんど確率選択されないという問題点がある.

2.2. MMAS

MMAS は AS を改良したアルゴリズムである.各経路に置けるフェロモン量の最大値と最小値を区間[τmax, τmin]で限定する手法である.このときのフェロモン更新には,そのステップで最も成績の良かったエージェントの成績のみを用いる.これにより優れた経路へのフェロモンの集中によって経路の収束ができる.また τmax, τmin の導入によりフェロモンの過度な集中を抑えることと,あまり通らない経路であっても一定の確率を保つことができ,解の多様性を得ることができる.しかし,ある程度探索が進むとフェロモンの集中により経路が安定してしまう.なので τmin で最低限の選択確率を持たせていても解の再探索が行われにくくなる.そのため局所解に陥りやすいという問題点がある.

3. 提案手法

非定常環境を考えた場合,従来の手法での問題点は,フェロモン更新がエージェントの通った経路にしかフェロモンを撒かない手法だからだと考える.そこでフェロモン更新を,ある経路の評価が下がった,あるいは急激に上昇した場合,その周辺の経路に対しても価値を伝播させる.この解の再探索を促すことを考慮したアルゴリズム Ant System Relative Evaluation (AS-RE) を提案する.このような評価方法は認知バイアスの一種である相対評価と呼ばれ,N 本腕バンディット問題などの単純な意思決定課題において有効であることが示されている[4].提案手法は非定常ではない通常の問題に対しても,フェロモンの集中による経路の収束が起こった後でもそこから積極的に解の再探索が行われ,局所解から脱することができるのではないかと考えた.

Ant colony optimization with cognitive biases and its efficacy in non-stationary problems
† Naoto Noguchi, Tokyo Denki University
‡ Tatsuji Takahashi, Tokyo Denki University

Copyright ©2014 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

4. 実験

AS-RE での性能の評価として定常環境と非定常環境の TSP を用いた. 定常環境では AS と MMAS と AS-RE を, 非定常環境では MMAS と AS-RE について実験を行い比較および考察をした. それぞれの実験概要と実験結果を以下に示す.

4.1. 定常問題における実験の概要

TSPLIB[5] によって最適解がわかっている eil51, koroA100, a280 の 3 つの問題に対してそれぞれの手法がどの程度最適解に近づいているか検証する. なお, 各課題に含まれている数字は都市数を表している.

4.2. 定常問題における実験の結果

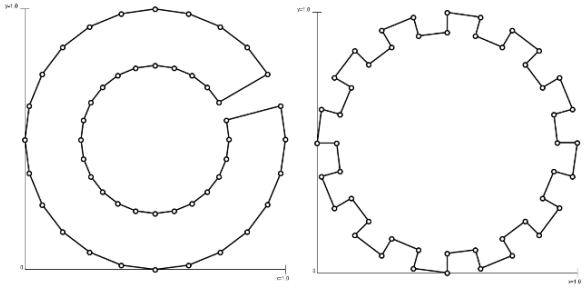
人口アリエージェントの数 50 匹, 各都市配置について 1000 ステップを 100 回試行行った. 表 1 はそれぞれの手法の結果と最適解との誤差を百分率でまとめたものである. ここで改善した誤差とは MMAS と AS-RE との誤差の差であり, 既存手法と今回の提案した手法でどの程度改良できたかを表している. 実験の結果, どの都市数においても MMAS よりも良い解を得ることが確認できた.

表 1： 各実験の最適解との誤差

	AS	MMAS	AS-RE	改善した誤差
eil51	13.1	0.8	0.2	0.6
koroA100	14.6	2.6	1.2	1.2
A280	25.2	5.0	4.9	0.1

4.3. 非定常環境における実験の概要

実験に選んだ都市配置は図 1 に示すような 2 重の同心円状に同数の都市が均等に並んだものである. この都市配置は, 内側の円を内円と, 外側の円を外円と呼び. 内円と外円の半径比に従って, C 型, O 型の 2 通りの大きく異なる最適解, 局所解を持つ. 外円の半径を固定したとき C 型と O 型の最適解と局所解が入れ替わる境界線の半径を R としたとき, 内円の半径が R より大きいとき最適解は O 型となり, R より小さいとき最適解は C 型となる. 本実験では境界線半径 R から r だけ小さい半径に内円を設置し探索を始め, C 型の最適解を求める. その後フェロモンの集中を行うために 100 ステップ待った後に内円の半径を境界線半径 R から r だけ大きい半径に内円を再設置する. その状態から O 型の最適解が得られるまでのステップ数にて評価を行う. なお今回都市の再配置が行われてから 5000 ステップを超えた場合, 探索が局所解に陥り最適解を発見できなかったものとみなし探索を終了した.



C型　　O型

図 1：2 重円都市配置の最適解と局所解

4.4. 非定常環境における実験の結果

r の初期値を 0.1 とし同じ r で 100 試行を行い r から 0.001 ずつ減らしていき, r=0.017 まで試行を行ったものを図 2 に示す. 結果から r=0.081 までは MMAS と AS-RE との差は見られないが, r がそれより小さな場所では MMAS より AS-RE のほうが良い結果を出していることが確認できた.

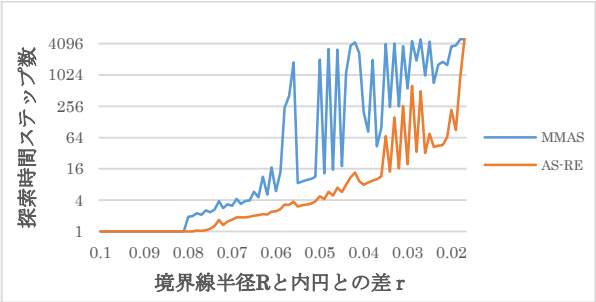


図 2：動的環境の実験結果

5. まとめと今後の予定

今回の研究では MMAS のフェロモン更新を, ある経路の価値の変動を他の経路に伝播させる, 相対評価を組み込むことによって非定常環境への適応を行った. その結果, 解の再探索が促され非定常環境においては MMAS より良い結果が得られたと. また定常環境では, 3 つの問題で MMAS より良い結果を得ることができた.

今後の課題として, 2 重円だけでなく様々な都市配置での非定常環境の問題を用いてさらなる検証が必要であると考えられる.

参考文献

[1] M.Dorigo, V.Maniezzo and A.Coloni : The Ant System:Optimization by a Colony of Cooperating Agents, IEEE Trans. on SMC-Part B, Vol26, No1, pp.29-41(1996)
[2] 原元司, 梶野大輔, 堀内匡:ACO による分割統治型 TSP 近似解法, 知能と情報（日本知能情報ファジィ学会誌）Vol.24, No.6, pp.1101-1105(2012)
[3] 久保幹雄, J.P. ペドロソ: メタヒューリスティクスの数理, 共立出版, 2009
[4] Tversky, A., Kahneman, D. (1974). “Judgment under uncertainty: Heuristics and biases”. Science 185 (4157), 1124?1131.
[5] http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95
[6]丸山大地, 山口里奈, 野口直人, 甲野佑, 高橋達二:蟻コロニー最適化への社会認知的特性の付加, 人工知能学会全国大会論文集, 27th, ROMBUNNO.1L4-OS-24B-2IN

Copyright ©2014 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.