

平成 26 年 6 月 12 日現在

機関番号：12102

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2011～2013

課題番号：23500169

研究課題名（和文）動的環境における大規模な多目的最適化問題を対象とした並列群知能法の高速化

研究課題名（英文）Fast Solution to Large-Scale Multiobjective Optimization Problems using Parallel Ant Colony Optimization in Dynamic Environment

## 研究代表者

狩野 均 (KANOH, Hitoshi)

筑波大学・システム情報系・教授

研究者番号：40251045

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,500,000 円、（間接経費） 750,000 円

研究成果の概要（和文）：本研究では、アントコロニー最適化法（ACO）で時間依存TSPを効率的に解く手法を開発した。この問題は旅行時間が変化するタイプのTSPであり、宅配便の配送経路探索問題に直接応用できる。渋滞が激しく変動する環境下で良い解を求めるためには、探索の高速化が必要となる。ACOのフェロモンの初期値の分布を探索における有効な知識（部分解）と見なし、これに偏りを与えることで、探索領域の削減を行った。また、予測交通量と再探索を組み合わせて性能向上を図った。TSPのベンチマーク問題、ならびに、現実の道路網と交通量データを用いた実験の結果、提案手法は解の精度を落とすことなく収束が早まっていることを確認した。

研究成果の概要（英文）：In this research, we presented a solution to real-world delivery problems for home delivery services where a large number of roads exist in cities and the traffic on the roads rapidly changes with time. The methodology for finding the shortest-travel-time tour includes a hybrid meta-heuristic that combines ant colony optimization (ACO) with Dijkstra algorithm, a search technique that uses both real-time traffic and predicted traffic, and a way to use a real-world road map and measured traffic in Japan. We proposed a hybrid ACO for RWDPs that used a MAX-MIN Ant System (MMAS) and proposed a method to improve the search rate of MMAS. Since traffic on roads changes with time, the search rate is important in RWDPs. Experimental results using a map of central Tokyo and historical traffic data indicate that the proposed method can find a better solution than conventional methods.

研究分野：進化計算

科研費の分科・細目：情報学・知能情報処理

キーワード：群知能 アントコロニー最適化法 配送問題

## 1. 研究開始当初の背景

(1) 動的環境における最適化問題とは、最適化すべき目的関数の値が問題を解いている間に変動するような問題のことである。大規模な問題の例としては、通信ネットワークのルーティング問題、電力ネットワークの負荷分配問題、道路ネットワークにおける配送計画問題などが挙げられる。一般にこれらの問題は、ネットワークの流れの効率化の他に、信頼性、安全性、経済性などの複数の目的関数を最適化する多目的最適化問題と見なされている。

(2) これらの問題の解法として、近年、アントコロニー法（ACO）に代表される群知能を利用した最適化法が注目されている。アントコロニー最適化法は、蟻が餌を集めるとの集団行動を模擬することにより、大規模でNP困難な組合せ問題の準最適解を効率的に求めることを狙ったものである。蟻の集団は、現実の動的な環境の中で、フェロモンを介して情報を交換することにより巣から餌場までの準最適な経路を獲得している。解探索を蟻の行動としてモデル化できる問題に対しては、進化計算法などの別の近似解法よりも優れていることが多い多くの実験で示されている。特に動的な問題に対しては、探索の課程で得た知識をフェロモンの分布という形で蓄積しているため、目的関数が変動した場合でも、これを利用することにより、新たな準最適解を低コストで生成できる可能性があると考えられる。

(3) 一般に、実世界の大規模な問題を対象とする場合は、実用的な時間内に満足できる近似解を得ることが目標となる。従って、このための計算速度の向上は重要な研究課題であるといえる。そこで本研究では、実世界の大規模な道路ネットワークを対象とし、最適な巡回路を実用時間内に生成するアルゴリズムの開発を目的とする。

## 2. 研究の目的

(1) 環境が激しく変動する中で大規模な多目的最適化問題のパレート最適解を高速に計算できるアルゴリズムを開発する。

(2) 群知能（Swarm intelligence）の代表であるアントコロニー最適化法に対して問題領域の知識を利用する一般的な枠組みを提案する。これにより、大規模な問題に対しても高速に解を得ることができる。

(3) 実世界における動的大規模な道路ネットワークを対象に、移動体の移動時間と安全性の2つを最適化する問題に本手法を適用し有効性を評価する。本手法は、宅配便やタクシーなどの配送計画問題に直接応用できる。本研究の成果により、輸送コストとCO<sub>2</sub>の大幅な削減が期待される。

## 3. 研究の方法

(1) ACOでは、探索領域の情報をフェロモンと見なし、複数の蟻がフェロモンに基づいて解を作成するので、フェロモンの扱い方はACOの性能に大きく影響を与える。通常のACOでは、探索前に探索領域の情報を保持していないため、均一にフェロモンの初期化を行う。これに対して、本研究ではフェロモンの偏りを探索における知識（部分解）と見なし、フェロモンの初期状態に偏りを与えて探索領域を削減する方法を検討した。これにより、探索の高速化を目指す。なお、ベースになるACOもモデルとしては、安定して性能が優れていますとされるMAX-MIN Ant System (MMAS)を用いた。対象問題としては巡回セールスマシン問題 (TSP) を用いた。

(2) 次に、目的関数に時間要素が含まれる動的な問題への適用を検討した。ここでは、時間依存TSP (TDTSP) を対象問題とし、ACOによる高速解法を提案した。TDTSPとは都市間の移動コストが変化するタイプのTSPであり、ルーティング問題やスケジューリング問題など、いくつかの現実世界の問題をモデル化することができる。TDTSPのように環境が変化する動的な問題の一般的な解法は、環境が変化することに再探索を行うものであるが、この方法で見つけた解は最良解とは限らない。そこで、TDTSPの移動コストを旅行時間と考え、予測交通量を用いて解くこととした。TDTSPは時間によって都市間の旅行時間が変化するため、ある解の部分解の旅行時間が小さかったとしても、同じ部分解が他の解でも旅行時間が小さくなるとは限らない。この場合、遺伝的アルゴリズムや焼きなまし法などの改善法に近いメタヒューリティクスよりも、構築法に近いメタヒューリティクスであるACOが適していると考えられる。

(3) 現実的な応用問題として、宅配便の配送ルート決定問題を取り上げ、実時間解法を提案した。この解法は、予測交通量に基づく探索と実時間再探索（反復）を組み合わせた方法である。

(4) 実際の地図を用いた「交通シミュレータ」を開発した。



図1 東京都中央区の表示例

広域道路網としては、カーナビに用いられているナビ研S規格地図、交通量データとしてはVICSで提供されている道路の5分間隔の平均旅行時間を利用した。日本で最も交通量が多い東京都中央区11km×9kmの地図(図1)に、2003年6月17日から19日に計測した交通量データを用いてアルゴリズムの評価を行った。

#### 4. 研究成果

(1) TSPのベンチマーク問題(eil51)に対して、本手法(KMD)と従来手法(TSAI、DAI)並びに、通常のMMASを比較した。図2に実験結果を示す。横軸はCPU時間、縦軸は、既知の最適解に対する最良解(本実験で得られた解)の誤差の割合(誤差率)である。これより次のことがわかった。比較した4つの手法は、計算時間を十分かければ同等の精度が得られるが、収束時間は、本手法が最も短いので、本手法は、実時間問題に向いているといえる。

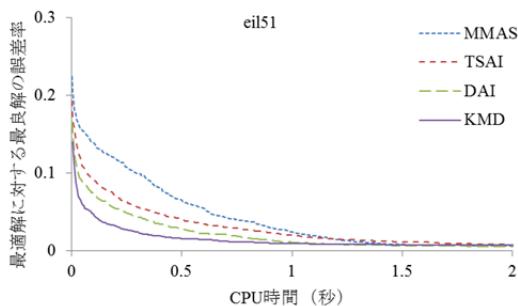


図2 誤差率と計算時間の関係

実問題への応用を考えた場合、厳密に最適解を求める必要はない場合がある。TSPの移動コストに旅行時間を用いる場合、現実の交通量データには測定誤差が10%ほど含まれているといわれている。巡回路による平均化を考慮して、ここでは、最適解に対する誤差率0.05の解が求まるCPU時間(秒)を比較した。表1は、6個のベンチマーク問題に対する実験結果である。問題の名前の中の数字(51～318)は、都市数を示している。表1より、全ての問題に対して、本手法が高速に解を発見できていることが分かる。

表1 近似解を発見するまでの時間(秒)

問題	MMAS	TSAI	DAI	KMD
eil51	0.62	0.37	0.25	<b>0.09</b>
eil76	1.47	0.60	0.21	<b>0.09</b>
eil101	7.52	3.04	4.60	<b>1.31</b>
kroA100	3.74	3.70	2.57	<b>0.19</b>
kroA200	23.29	17.19	20.62	<b>1.69</b>
lin318	109.33	104.98	82.97	<b>43.39</b>

(2) 本研究では、都市間の移動コストを旅行時間とし、時間間隔 $\Delta t$ で旅行時間が変化するものとして、TDTSPを作成した。TDTSPの解探索の概念図を図3に示す。時間tにおける都市間の旅行時間は、 $\Delta t$ 前の都市間の旅行時間に基づいて計算する。

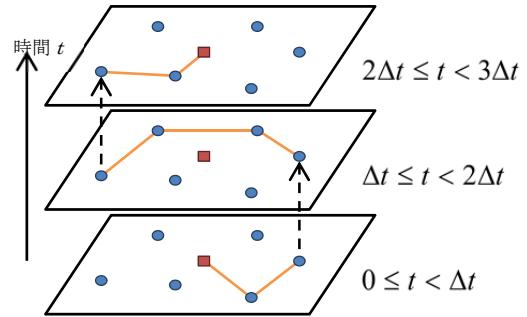


図3 TDTSPの解探索の概念図

TSPのベンチマーク問題(eil51)に対して、通常のACSとMMAS、従来手法(MMAS+mst)、並びに提案手法を比較した。図4に実験結果を示す。縦軸の $S_{gb}$ は、実験で得られた最適解を示している。この図から、本手法とMMASの性能が優れていることが分かる。

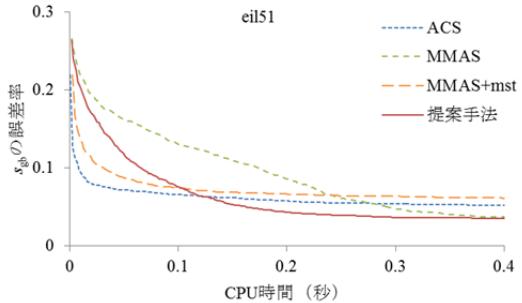


図4 誤差率と計算時間の関係(ベンチマーク問題)

表2は、9個のベンチマーク問題に対して、誤差率が0.10となるCPU時間(秒)を示している。また、表中のハイフンは探索失敗を意味している。MMASと提案手法は、すべての問題に対して近似解を求めることが出来ることがわかった。また、MMASで求められている近似解は、全て提案手法でも求められており、性能の劣化はないと言える。更に、提案手法は、MMASより収束が約2倍早くなっている。以上から、提案手法はMMASと同様に安定して精度の良い解を求めつつ、収束を早めていることが確認できた。

図5は、図1の広域道路網に対して、図4と同様の実験を行った結果である(図中の凡例も図4と同じ)。広域道路網に対してても、同様の結果が得られることが分かった。なお、CPU時間についても、表2と同様の結果が得られている。

表2 近似解を発見するまでの時間(秒)

問題	ACS	MMAS	従来	提案
eil51	<b>0.03</b>	0.17	0.11	0.07
eil76	-	0.48	-	<b>0.20</b>
eil101	<b>0.36</b>	1.82	-	1.09
kroA100	-	1.05	-	<b>0.42</b>
u159	-	3.62	-	<b>2.11</b>
d198	-	4.58	-	<b>2.49</b>
kroA200	-	6.58	-	<b>3.68</b>
pr299	-	28.27	-	<b>20.81</b>
lin318	<b>7.19</b>	24.06	-	16.35

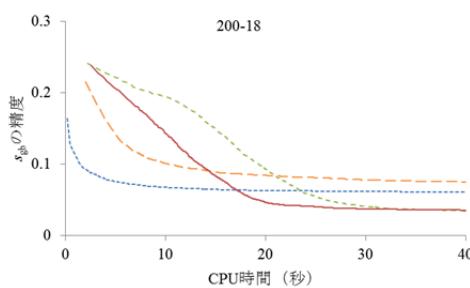


図4 誤差率と計算時間の関係(広域道路網)

(3) 表3は、予測交通量に基づく探索(予測)と実時間再探索(反復)を組み合わせた方法に対する実験結果である。表中の数字は、最適解に対する巡回路長の比率を示している(例えば1.5は最適値の1.5倍の長さ)。また、表中の20%と50%は、旅行時間の計測誤差を示す。この表より、誤差が大きくなると予測法は反復法よりも劣化することが分かる。これに対して、予測と反復を組み合わせた方法は誤差が大きいときでも劣化がほとんど見られず、本実験では最も良い性能を示している。

表3 予測と反復を組みさせた実験結果  
(ベンチマーク問題)

問題	反復	予測		予測+反復	
		20%	50%	20%	50%
eil51	1.31	1.05	1.41	1.02	1.12
eil75	1.36	1.29	1.44	1.06	1.10
kroA100	1.18	1.16	1.17	1.03	1.05
u159	1.27	1.29	1.39	1.03	1.08
d198	1.24	1.06	1.26	1.03	1.04
(Mean)	1.27	1.17	1.33	1.03	1.08

(4) 表4は、図1の広域道路網に対して、予測と反復を組み合わせたときの実験結果である。表中の数字は、巡回路の旅行時間(分)を示している。表3の結果と同様、予測と反

復を組み合わせた方法は誤差が大きいときでも劣化がほとんど見られず、本実験では最も良い性能を示している。

本手法(予測+反復)で得られた巡回路の例を図5に示す。赤と黒の丸印は、それぞれデポと顧客を示す。図より、巡回路が時間帯に依存していることがわかる。この図は2次元なので、巡回路には途切れや交差がみられるが、3次元で見ると完全なハミルトン閉路となっている。

表4 予測と反復を組合せた実験結果  
(広域道路網)

時間帯	反復	予測		予測+反復	
		20%	50%	20%	50%
朝	336	308	323	294	294
昼	341	327	336	316	320
晩	266	266	280	265	269

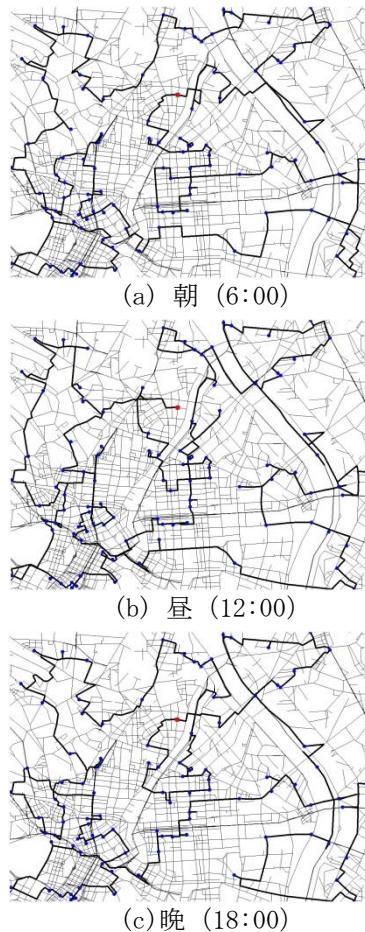


図5 本手法によって得られた巡回路の例

## 5. 主な発表論文等

### [雑誌論文] (計6件)

- ① Junichi Ochiai, Hitoshi Kanoh, Solving Real-World Delivery Problem Using Improved Max-Min Ant System with Local

- Optimal Solutions in Wide Area Road Network, International Journal of Artificial Intelligence & Applications, Vol. 5, No. 3, 2014, pp. 21-36, ISSN=0976-2191(Print), URL=<http://www.airccse.org/journal/ijaia/current2014.html> (査読あり)
- ② Hitoshi Kanoh, Junichi Ochiai, Yosuke Kameda, Pheromone Trail Initialization with Local Optimal Solutions in Ant Colony Optimization, International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems, Vol. 18, No.1, 2014, pp.11-21, DOI=10.3233/KES-130282. (査読あり)
- ③ Junichi Ochiai, Hitoshi Kanoh, Hybrid Ant Colony Optimization for Real-World Delivery Problems Based on Real Time and Predicted Traffic in Wide Area Road Network, Proceeding of Fourth International Conference on Artificial Intelligence, Soft Computing, 2014, pp.379-389, DOI=10.5121/csit.2014.4232. (査読あり)
- ④ 落合純一, 狩野均, 予測交通量に基づくアントコロニー最適化法による時間依存TSPの解法と広域道路網への適用, 情報処理学会論文誌:数理モデル化と応用 Vol.7, No.1, 2014, pp.94-105. (査読あり)
- ⑤ Hitoshi Kanoh, Satoshi Chen, Particle Swarm Optimization with Transition Probability for Timetabling Problems, Lecture Note in Computer Science 7824, 2013, pp. 256-265, DOI=10.1007/978-3-642-37213-1\_27. (査読あり)
- ⑥ Hitoshi Kanoh, Junichi Ochiai, Solving Time-Dependent Traveling Salesman Problems using Ant Colony Optimization Based on Predicted Traffic, Advances in Intelligent and Soft Computing 151, 2012, pp. 25-32, DOI=10.1007/978-3-642-28765-7\_4. (査読あり)

[学会発表] (計3件)

- ① Hitoshi Kanoh, Hybrid Ant Colony Optimization for Real-World Delivery Problems Based on Real Time and Predicted Traffic in Wide Area Road Network, International Conference on Artificial Intelligence, Soft Computing, 2014年2月22日, Pullman Sydney Hyde Park (豪州).
- ② Hitoshi Kanoh, Particle Swarm Optimization with Transition Probability for Timetabling Problems, International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms, 2013年4月6日, Lausanne 大学 (スイ

ス) .

- ③ Hitoshi Kanoh, Solving Time-Dependent Traveling Salesman Problems using Ant Colony Optimization Based on Predicted Traffic, International Symposium on Distributed Computing and Artificial Intelligence, 2012年3月28日, Salamanca 大学 (スペイン) .

[その他]

研究論文の PDF ファイル公開 (<http://www.kslab.cs.tsukuba.ac.jp/paper.html>)

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

狩野 均 (KANOH, Hitoshi)  
筑波大学・システム情報系・教授  
研究者番号 : 40251045