

# 群知能アルゴリズムによる交通情報補間システムの提案

神崎 陽平<sup>†1,a)</sup> 大野 啓介<sup>†1</sup> 栗原 聡<sup>†2</sup>

**概要:** 近年, 都市部では交通渋滞による時間的・経済的損失が深刻化しており, 生活に多大な影響を及ぼしている. 国内の産業活動の物流において自動車輸送は大きな割合を占めており, 道路交通に発生している渋滞は国内の産業活動に悪影響を与えている. また, 渋滞による交通事故の増加も問題である. 幹線道路の渋滞により自動車が生活道路に流入し, 沿線での環境の悪化など良好な生活空間の形成を妨げている. こういった交通渋滞の原因として, こと一般道路においては信号の適切でない切り替わりが挙げられる. 信号の適切な操作を目的とした技術・研究は多く存在し, その多くが車両の通過台数等の何かしらの交通情報を取得し, それを用いて信号操作を行っている. 交通情報を用いた信号処理を行うためには, センサ等を用いて交通情報を取得する必要があるが, 現実にはセンサの設置されていない交差点も多く存在するため, そのような交差点において交通情報を補間する必要がある. しかしプローブカーは日本での普及率が低いことに加えて, データ情報提供事業者ごとにプローブデータの管理を行っている点から事業者の枠を超えた一括したデータ取得が難しい. また道路交通センサス [17] によって得られたデータは, 必要とする交通状況の把握や動的変化に対して対応しづらい. そこで本研究では, センサによって得た交通情報からセンサの設置されていない道路への情報補間において, 群知能のアルゴリズムの一つである ACO(Ant Colony Optimization) を用いることで動的な変化に対応するシステムを提案する. 広範囲な道路環境における実験の結果, 従来の手法よりも補間交通情報と実情報との誤差を小さくし, 交通情報を補間することが示された.

キーワード: 群知能, ACO, ITS

## Proposal of traffic information interpolation mechanism based on swarm intelligence

YOHEI KANZAKI<sup>†1,a)</sup> KEISUKE OHNO<sup>†1</sup> SATOSHI KURIHARA<sup>†2</sup>

**Keywords:** Swarm Intelligence, ACO, ITS

### 1. 研究背景・目的

戦後, 高度経済成長を迎えた日本では人々の生活水準が急激に高まっていった. それにつれて自動車の需要が増え, 自動車の保有台数は大きく上昇していった. 現在, 日本の自動車の保有率は 70 % を超え, 移動手段としての自

動車の需要は高まっている. しかしながら, 自動車の保有台数の上昇は渋滞や環境の悪化につながっている. 特に都市部では交通渋滞による時間的・経済的損失は大きな問題となっている. 産業活動における物流において自動車は大きな割合を占めており, 道路交通に発生している渋滞は産業活動に悪影響を与えている. 経済的損失として年に約 12 兆円, 時間的損失として年に約 38.1 億時間と言われている. また, 幹線道路の交通渋滞による自動車の生活道路への流入は, 環境への悪影響や沿線環境の悪化などに繋がっている. 交通渋滞による運転者の注意欠如や車間距離が詰

<sup>†1</sup> 慶應義塾大学大学院理工学研究科  
Graduate School of Science and Technology, Keio University

<sup>†2</sup> 慶應義塾大学理工学部  
Faculty of Science and Technology, Keio University

a) 0wrkan@keio.jp

まることによる追突事故の発生も懸念される。

このような交通渋滞の対策としては都市交通の強化が挙げられる。都市交通の強化は交通量を減らすだけでなく、交通安全上の危険性や旅行にかかる時間を減らし、都市の大気汚染や人々の旅行費用を減らすことができる。都市交通の強化には3つの方策がある。

(1) 道路網上の車両数を制限する国家や都市による政策。特に需要量の時間的、季節的なピークに特別な課金を課すことをピークロードプライシングと言う。たとえば、ストックホルムで2006年に試験的に導入されたストックホルム渋滞税計画は混雑する時間帯に幹線道路などを通る市民に課税する計画で、一ヶ月で交通量の25%削減に成功した。

(2) 道路網容量を増やすために新たに高架橋や地下道などを構築する。しかしこの方法はコストがかかり過ぎ、ピーク時とそうでないときの交通量の差によっては結果的に費用対効果が見込めないこともある。

(3) 既存のインフラに基づいて、道路網の運用効率と道路網管理能力を向上させる。所与の交通量のもとで交通渋滞を解消するには大きく2つのアプローチが考えられる。ひとつは適切なナビゲーションによって交通量の分散を図るアプローチであり、もうひとつは信号制御によりスムーズな交通流を生み出そうとするアプローチである。

本論文では(3)の解決策に注視し、その中でも特に信号制御によるスムーズな交通流を生み出すアプローチに焦点をあてる。

一般道路においては交通渋滞が起こる原因のひとつが交差点である。交差点では信号機により車両の通行を制御することで安全を確保し、交通の流れを円滑にする。しかし信号の適切でない切り替わりによって渋滞が発生する原因にもなる。信号の適切でない切り替わりとは、交差点を通過しようとする車の台数に見合う青信号の時間が確保されていない、また逆に信号の切り替わりが遅いため右折する車待ちで渋滞が発生するといったことである。そのため信号機のパラメータを適切に制御し、交通行動を効率化することは交通渋滞を解消する方法の一つになる。

信号機のパラメータを制御するうえで、車両の通過台数等の何かしらの交通情報を取得し、それをを用いて信号操作を行う方法が多く存在する。そのためには、センサ等を用いて交通情報を取得する必要があるが、現実にはセンサの設置されていない交差点も多く存在するため、そのような交差点において交通情報を補間する必要がある。

本研究では、車両感知センサが設置されていない道路の交通情報の補完に焦点を当てた交通情報補完システムの提案を行う。関連研究として、玉置らはフェロモンシステムや蓄積データベースなど複数の情報源を活用して、情報未提供区間の補完を行うとともに、それらの各情報源の予測値に情報の確からしさを表す信頼度を設定することによ

て、各道路リンクが最適な情報源の選択を行うシステムを構築した[2]。このシステムでは、VICSとプローブ情報から得られた情報を基にリアルタイム交通情報、蓄積交通情報、伝播予測交通情報、継続交通情報の4つの交通情報を生成することで高エリアカバー率・高精度の交通情報の提供を可能としているが、複数の情報源を扱うことによる計算コストの増加は考慮していない。また実際の道路環境において、プローブ情報はデータ情報提供事業者ごとに管理を行っており、事業者の枠を超えた一括したデータ管理が難しいという課題がある。小川らは、群知能手法の一種であるフェロモンコミュニケーション法を用い、取得できない情報を補完し、効果的に信号機制御を行う手法を提案した[1]。しかし、小川らの提案したフェロモンコミュニケーション法は車線数や右左折が考慮されておらず、またセンサ設置交差点の位置関係を把握していなければ交通情報が伝播しきれないため、現実的な交通環境においては適用することが出来ない。そこで本研究では、小川らの提案したフェロモンコミュニケーション法をもとに、より現実的な交通環境においても、センサの設置してある道路の交通情報から交通情報の得られない道路への情報補完を行うシステムを提案する。そして、補間した交通情報を基に、現在用いられている交通情報補完システムと比較し、提案システムの有用性の検証をする。

## 2. 提案手法

本研究では、小川ら[1]が提案しているフェロモンコミュニケーション法を用いた交通情報伝播手法をもとに、センサから得た交通情報からセンサの設置されていない道路リンクの交通情報を補間する。ここで述べている道路リンクとは、交差点によって区切られる片方向道路のことである。また、交通情報とは、各道路リンクの単位時間当たりの交通量である。小川らのフェロモンコミュニケーション手法では複数車線や右左折交差点を考慮しておらず、エージェントの伝播距離が固定されていたためセンサ設置交差点の位置関係が把握できていない道路環境には適用できなかった。また道路リンクごとに固有のフェロモンを設定しているため、道路リンク数が増えると計算量が膨大になり動的に制御するという強みが失われてしまう。そこで本研究では、これらの点を踏まえて小川らのフェロモンコミュニケーション法をもとにシステムを改変し、より現実的な道路環境においても適用できるシステムを提案する。

本研究におけるフェロモンコミュニケーション法は、群知能(Swarm Intelligence)の一種であるAnt Colony Optimization(以下、ACO)アルゴリズムを基にしている。

### 2.1 提案システムの流れ

本研究では入力された交通情報から各道路リンク毎の交通量を算出し、交通情報を生成する。各道路リンクの交通

情報の補間は信号機の1サイクル長ごとに行われる。以後、この時間間隔をタイムスパンと呼ぶ。このタイムスパンを短く設定すればよりリアルタイムに交通情報の予測値が得られるが、反面一回の解析に用いる入力交通情報が少なくなり、精度が落ちる欠点がある。また、タイムスパンを長くすることで入力交通情報を多く確保できるため予測精度の向上が期待できるが、交通情報予測のリアルタイム性に乏しくなる。これらはトレードオフの関係にあり、適切なタイムスパンを設定する必要がある。図1に提案システム全体の大きな流れを示す。

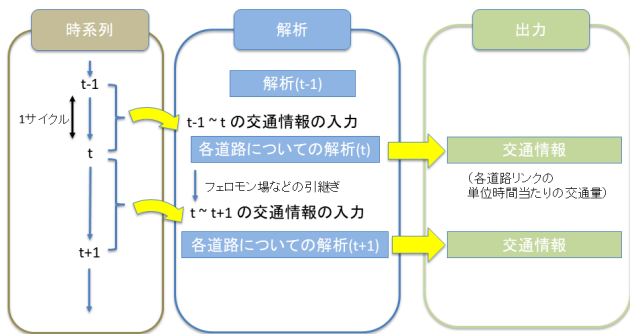


図1 提案システムの流れ

フェロモンコミュニケーションシステムによる交通情報伝播処理について詳細に述べる。この処理では、車両感知器から得られた各道路リンクの交通情報を周囲の道路へ適切に伝播させる。これにより、信頼できる情報源の交通情報が入力交通情報のない道路リンクに広まり、適切な交通情報の伝播がなされる。

この処理で最も重要なのは、どうやって望ましい伝播経路を発見するかという問題であり、本研究ではフェロモンコミュニケーションシステムを用いて解決を図る。すなわち、伝播経路の正しさを示す場としてフェロモン場を全道路リンクで共有する仮想空間上に用意し、各道路リンクの交通情報をアリエージェントに運んでもらう方式を提案する。

まず、このアリエージェントは交通情報を得られる道路リンク上にその道路リンクの交通情報を所持した状態で生成される。その後、フェロモン場上のフェロモン量によって移動経路(=伝播経路)を決定し、移動先の道路リンクへ所持している交通情報を伝播させる。また、移動後に自身の所持する交通情報と移動先の交通情報を比較し、移動経路の良し悪しの評価を行い、その評価値として移動経路上のフェロモン値を更新する。これを繰り返すことで望ましい伝播経路を獲得し、適切な予測情報の補間を達成することを試みた。

正しい伝播経路を獲得することは、相関性の高い道路リンク関係を発見することになる。この相関性は時間帯と共に変化することも考えられるため、フェロモンコミュニ

ケーションシステムの有する柔軟性・適応性は有効な性質であるといえる。図2に交通情報伝播処理のフローチャートを示す。

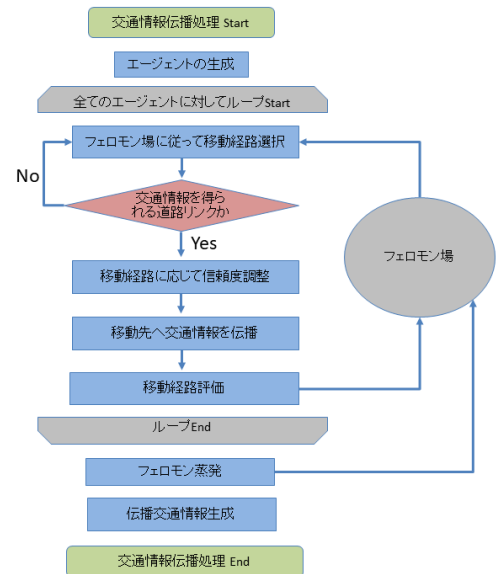


図2 交通情報伝播処理

## 2.2 アリエージェントの生成

まず、交通情報を得られる各道路リンク上にアリエージェントを生成する。このアリエージェントは生成元の交通情報を所持しており、他の道路リンクへこの情報を広める役割を持っている。そのため、交通情報を得られる道路リンクでは、アリエージェントが生成される。解析( $t$ )、道路リンク $i$ におけるアリエージェント生成数は $N_i(t)$ 、アリエージェントの生成元の交通情報は $RV_i(t)$ と表される。交通情報を得られない全ての道路リンクにおいてアリエージェントが網羅し通過されるよう $N_i(t)$ は十分な数とする。

## 2.3 アリエージェントの移動経路選択

次に、各アリエージェントの移動経路を決定する。各アリエージェントの移動先道路リンクの選択肢としては、自身の道路リンクの進行方向の道路リンクがある。この際道路リンクの進行方向とは車両の進行方向とする。よって各道路リンクに存在するアリエージェントは4差路である限り直進、右折、左折の3方向へと移動することになる。

各道路リンクは、それぞれの各移動対象道路リンクに対して交通情報の相関性の高さを示すフェロモン値を有する。このフェロモン値は1以上 $rmax$ 以下の値をとり、アリエージェントの評価による増加もしくは蒸発による減少がなされる。また、 $t=0$ の解析開始時には全ての移動対象道路リンクに一律に初期値として $rini$ が与えられる。

各アリエージェントはこのフェロモン値が高い対象道路リンクへ好んで移動するように設定しており、これは道路

リンク同士の相関性の高い道路リンクへ交通情報を伝播させる仕組みとして働いている。道路リンク  $i$  から移動対象道路リンク  $j$  を考えたとき、移動対象道路リンクのフェロモン値を  $\tau_j(t)$  とすると、道路リンク  $i$  から  $j$  へのアリエーエージェントの移動確率  $p_{i,j}(t)$  は以下のように定義される。

$$p_{i,j}(t) = \frac{\tau_j(t)}{\sum_j \tau_j(t)} \quad (1)$$

アリエーエージェントは一定の確率  $Arandom$  でフェロモン値によらずランダムに移動対象道路の中から1つの道路リンクを選ぶように設定されている。これは、過度なフェロモン場の収束が発生し実際には相関が強い道路への経路が発見されなくなってしまうという事態を防止するためのものである。

またアリエーエージェントは交通情報を得られる各道路リンク上で生成され、別の交通情報を得ることが出来る道路リンクまでフェロモンに従ってランダムウォークする。

## 2.4 移動経路に応じた信頼度調整

移動経路決定後、各アリエーエージェントは決定した対象道路リンクへ移動を行い、通過した経路情報によって自身の所持する信頼度を調整する。調整に関わる要因としては移動ホップ数および移動経路のフェロモン値であり、これらはそれぞれ近い道路リンクの方が関連性が高い可能性があること、関連性が高いと判断されている道路リンクへの伝播のほうがより信頼できる情報となることにつながっている。

道路リンク  $i$  から発生したエージェント  $k$  が道路リンク  $m$  を通過していた時、エージェントの移動ホップ数を  $h_{i,m}$  とした場合、アリエーエージェント  $k$  が所持する予測交通情報  $AV_m^k(t)$ <sup>\*1</sup>、信頼度  $AR_m^k(t)$ <sup>\*2</sup> を以下の様に計算する。

$$AV_m^k(t) = RV_i(t) \quad (2)$$

$$AR_m^k(t) = (1 - Hreduce)^{h_{i,m}} \times \frac{\sum_m \tau_j(t)}{\tau_{max} \times h_{i,m}} \quad (3)$$

ここで、 $Hreduce$  はエージェントが1ホップ移動するごとに減少する信頼度の割合を示すパラメータであり、 $Hreduce \in (0, 1]$  となっている。本研究においては  $Hreduce = 0.05$  とした。

## 2.5 交通情報伝播

移動を終えた各アリエーエージェントは、自身の所持する予測交通情報予測交通情報  $AV_j^k(t)$ 、信頼度  $AR_j^k(t)$  を移動先の道路リンクへ伝播させる。全ての道路リンク上に生成されたアリエーエージェントが伝播を終えると、各道路リンクは自身に伝播された予測交通情報の中から、最も信頼度の高いものを伝播予測交通情報として採用する。道路リンク  $m$  において、伝播された予測交通情報が  $o$  個であ

り、それらの内容が  $AV_m^1(t), AV_m^2(t), \dots, AV_m^o(t)$  および  $AR_m^1(t), AR_m^2(t), \dots, AR_m^o(t)$  であった場合、伝播予測値  $PV_m^k(t)$ <sup>\*1</sup> および伝播信頼度  $PR_m^k(t)$ <sup>\*2</sup> は以下のようになる。

$$PV_m(t) = AV_m^l(t) (l = \operatorname{argmax} AR_m^k(t)) (k = 1, 2, \dots, o) \quad (4)$$

$$PR_m(t) = AR_m^l(t) (l = \operatorname{argmax} AR_m^k(t)) (k = 1, 2, \dots, o) \quad (5)$$

## 2.6 移動経路評価

最後に、アリエーエージェントは自身が通過した移動経路の正しさを評価し、その評価値に見合った量のフェロモンを経路に付加する。この評価はエージェントの生成元の交通情報と最終移動先の交通情報の相関度で決定される。すなわち、交通情報に相関関係がある道路間では、相関性が高いと判断されフェロモンが多く付加され、その結果より多くのアリエーエージェントを招きやすくなるといった正のフィードバックループが働く。

道路リンク  $i$  で生成されたアリエーエージェントが道路リンク  $p$  へ到着し移動を完了したとき、このエージェントの通過した経路におけるフェロモン増加量  $\Delta\tau_{i,p}(t)$  は、以下のように計算する。

$$s_{i,p}(t) = \left(\frac{1}{\beta}\right) \frac{|RV_i(t) - RV_p(t)|}{RV_i(t)} \quad (6)$$

$$\Delta\tau'_{i,p}(t) = s_{i,p}(t) \times RV_i(t) \quad (7)$$

$$\Delta\tau_{i,p}(t) = (\tau_{max} - \left(\frac{\sum_m \tau_p(t)}{\tau_{max} \times h_{i,p}}\right)) \times \Delta\tau'_{i,p}(t) \quad (8)$$

ここで、 $s_{i,p}(t)$  は二つの道路リンクの伝播予測交通情報の類似度を表す値であり、 $\beta$  は類似度算出の際に用いられるパラメータである。本研究においては  $\beta = 100$  とした。アリエーエージェントの寿命は1回の解析内のみであり、経路評価を終えると消滅する。

## 2.7 フェロモンの蒸発

フェロモンは一回の解析ごとに一定割合  $e (e \in (0, 1])$  だけ蒸発し、減少する。この蒸発によって、相関性の低い道路間のフェロモン値が下がり、無駄な伝播経路を淘汰することができる。本研究においては  $e = 0.05$  とした。

$$p_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \times (1 - e) \quad (9)$$

以上の手順を経て、各道路リンクの伝播予測交通情報が算出される。また、上記で説明したフェロモン場は1回の解析を終えても引き継がれるため、解析を経るごとに望ましい道路間の相関関係として学習されていくことになる。また、蒸発作用およびアリエーエージェントのランダムな移動により、過度の収束を回避し、集中化と分散化の両立が可能であることも本手法の特徴である。

### 3. 実験

提案手法によって得られた交通量補間データおよび比較手法による交通量補間データを、シミュレータで取得した正解データとの誤差二乗和によって手法同士の比較を行った。実験においては交通量データを取得することのできるセンサが設置されている交差点の数を変えることで、提案手法が交通量データの観測できない交差点へ交通量データが補間出来ているかを示す。

#### 3.1 比較手法

道路交通センサス [17][16] における一般交通量調査によって得られた交通量データを用いた交通状況把握手法を比較手法とする。実験シミュレータによって得た12時間(シミュレータにおける43200step)分の交通量データを道路交通センサスによって得られた交通量データとし、その平均値を比較手法による交通量として扱う。この際12時間(シミュレータにおける43200step)分の交通量データを取得するために設定したシミュレータの各数値の設定を表1に示す。

表1 比較手法の環境設定

シミュレーション期間	43200 step
車両の流入間隔	1台 / 1 step

#### 3.2 実験1

センサが存在する交差点の数を17とし43200step実験を行った。車両の流入間隔は43200step間一定とする。センサは交差点4方向からの交通情報を取得しているため、センサが存在する交差点1つにつき4つの交通情報を取得できる道路リンクが存在する。この実験についての設定を以下の表2に示す。

表2 実験1の環境設定

シミュレーション期間	43200 step
車両の流入間隔	1台 / 1 step
センサ観測領域	150 m
交通流取得可能道路リンク数	68

実験1の結果を図3に示す。横軸はサイクル数、縦軸は正解データとの誤差二乗和である。なおグラフはそれぞれ比較手法が“12 hour traffic average”，提案手法が“ACO with 68 sensors”である。これによるとACOを用いた提案手法は観測データによる比較手法よりも誤差を小さくできていることが分かる。

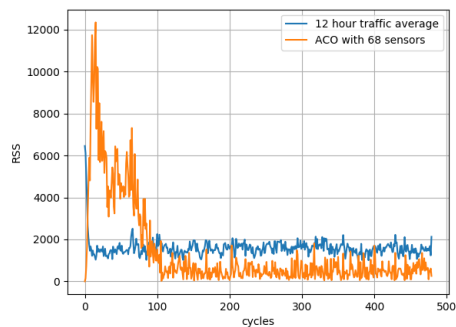


図3 実験1結果

#### 3.3 実験2

センサが存在する交差点の数を9とし43200step実験を行った。車両の流入間隔は43200step間一定とする。センサは交差点4方向からの交通情報を取得しているため、センサが存在する交差点1つにつき4つの交通情報を取得できる道路リンクが存在する。この実験についての設定を以下の表に示す。

表3 実験2の環境設定

シミュレーション期間	43200 step
車両の流入間隔	1台 / 1 step
センサ観測領域	150 m
交通流取得可能道路リンク数	36

実験2の結果を図4に示す。横軸はサイクル数、縦軸は正解データとの誤差二乗和である。なおグラフはそれぞれ比較手法が“12 hour traffic average”，提案手法が“ACO with 36 sensors”である。これによるとACOを用いた提案手法は観測データによる比較手法には及ばないものの、最適化を試み初期よりも誤差を小さくできていることが分かる。

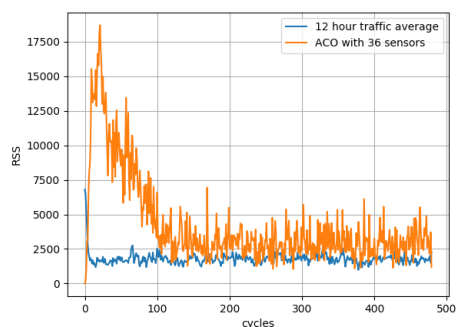


図4 実験2結果



### 3.4 実験 3

センサが存在する交差点の数を 17 とし 43200step 実験を行った。実験中に車両の流入間隔を変更した。センサは交差点 4 方向からの交通情報を取得しているため、センサが存在する交差点 1 つにつき 4 つの交通情報を取得できる道路リンクが存在する。この実験についての設定を以下の表に示す。

表 4 実験 3 の環境設定

シミュレーション期間	43200 step
車両の流入間隔 (0 ~ 21600 step)	1 台 / 1 step
車両の流入間隔 (21601 ~ 43200 step)	2 台 / 1 step
センサ観測領域	150 m
交通流取得可能道路リンク数	68

実験 3 の結果を図 5 に示す。横軸はサイクル数、縦軸は正解データとの誤差二乗和である。なおグラフはそれぞれ比較手法が “12 hour traffic average”，提案手法が “ACO with 64 sensors” である。これによると ACO を用いた提案手法は観測データによる比較手法よりも誤差を小さくできており、車両の流入間隔が変わった後も誤差を小さく出来ていることが分かる。

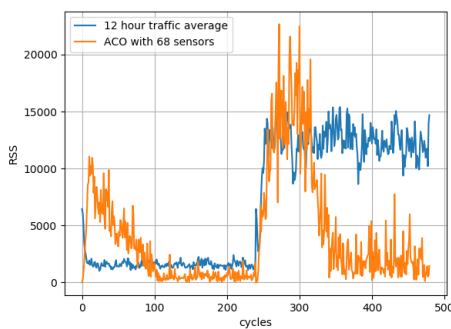


図 5 実験 3 結果

### 3.5 実験 4

センサが存在する交差点の数を 17 とし 43200step 実験を行った。実験中に車両の流入間隔を変更した。センサは交差点 4 方向からの交通情報を取得しているため、センサが存在する交差点 1 つにつき 4 つの交通情報を取得できる道路リンクが存在する。この実験についての設定を以下の表に示す。

表 5 実験 4 の環境設定

シミュレーション期間	43200 step
車両の流入間隔 (0 ~ 21600 step)	1 台 / 1 step
車両の流入間隔 (21601 ~ 43200 step)	2 台 / 1 step
センサ観測領域	150 m
交通流取得可能道路リンク数	36

実験 4 の結果を図 6 に示す。横軸はサイクル数、縦軸は正解データとの誤差二乗和である。なおグラフはそれぞれ比較手法が “12 hour traffic average”，提案手法が “ACO with 36 sensors” である。これによると ACO を用いた提案手法は初期は観測データによる比較手法に及ばないものの、車両の流入間隔が変わった後は比較手法よりも誤差を小さく出来ていることが分かる。

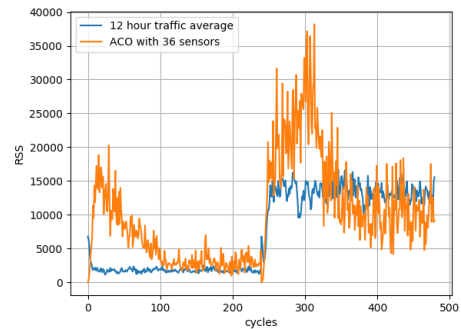


図 6 実験 4 結果

## 4. 考察

実験 1 においては、交通情報を取得できる交差点の数が 17 個あり、最高でも 3 ホップ以内には近隣のセンサ設置交差点にたどり着けるようになっている。そのためセンサあり交差点が比較的多い道路環境においては交通情報補間手法として比較手法よりも有意であることが示された。

実験 2 においては、交通情報を取得できる交差点の数が 9 個あり、最低でも 3 ホップ以上近隣のセンサ設置交差点との距離がある。実験 2 の結果によれば提案手法に比べて、静的な道路流入量でセンサあり交差点が比較的少ない道路環境においては交通情報補間手法としては誤差が大きい。これは交通情報を取得できる道路リンク数が少なかったため、強い相関関係を持つ道路リンクが形成されにくかったためと考えられる。

実験 3 においては実験 1 と同様に交通情報を取得できる交差点の数が 17 個あり、最高でも 3 ホップ以内には近隣のセンサ設置交差点にたどり着けるようになっている。また動的に車両流入台数が変化したとしても、それに動的に対応している。これはセンサ設置交差点間の距離が短く、これによって道路リンク間の相関関係を結びやすいためであると考えられる。その結果、交通情報補間手法として有効である。

実験 4 においては実験 2 と同様に交通情報を取得できる交差点の数が 9 個あり、最低でも 3 ホップ以上近隣のセンサ設置交差点との距離がある。また動的に車両流入台数が変化したとしても、それに動的に対応しており、車両流入台数が変化したとしても比較手法である静的な手法よりも

交通情報補間の誤差を抑えるために有効であることが示された。ただし実験4は実験3に比べて正解データとの誤差が大きい。これはセンサの設定された道路リンク数が実験3よりも少ないため、実験2と同様強い相関関係を持つ道路リンクが形成されにくかったためと考えられる。

実験3, 4より動的に車両の流入量に変化しようとも、変化に合わせて動的に交通情報補間が行われていることが示された。

## 5. まとめ

本研究では、交通情報を取得するためのセンサ等が設置されていない交差点において、交通情報を取得することの出来る近隣の交差点からの情報を用いて、動的に交通情報を補間するシステムを提案した。各実験では従来手法との比較によって提案手法の評価を行った。その結果提案手法では、ACOを用いて各道路リンク間の相関関係の強さを計り、交通情報を伝播させることで交通情報の補間を行うことが出来ることが示された。また、動的に交通流が変化したとしても、それに動的に対応した交通情報補間を行うことが出来ることが示された。

今後の課題として、車両だけでなく歩行者も考慮したシミュレータ設計など、現実に即した道路環境での実験を行う必要がある。また、より細やかに変化する現実的な交通流に対しても、動的に対応し交通情報伝播を行うことが出来るか実験を行ってきたい。

## 6. 参考文献

### 参考文献

- [1] 小川亮, 坪井一晃, 栗原聡. “群知能メカニズムによる交通制御システムの提案.” 人工知能学会全国大会論文集 第31回全国大会 (2017).
- [2] 玉置洋, 矢野純史, 香川浩司, 森田哲郎, 沼尾正行, 栗原聡. “複数の交通情報を効率的に利用する最適な交通情報提供手法の構築.” 人工知能学会全国大会論文集 第23回全国大会 (2009): 394-399.
- [3] 白井嵩土, 矢野純史, 西村茂樹, 香川浩司, 森田哲郎, 沼尾正行, 栗原聡. “マルチエージェントモデルによる信号機オフセット制御法の提案”. 人工知能学会 論文誌, 26(2), 324-329.(2011): 324-329.
- [4] 高橋光紀, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡. “マルチエージェントモデルによる信号制御シミュレーションの考察.” 研究報告知能システム (ICS) 2014.7 (2014): 1-6.
- [5] 西原稔貴, I Gede Pasek Suta Wijaya, 松元駿太, 上瀧剛, 内村圭一, 杉谷浩, 石垣信一, “マルチエレメントGAによる道路交通信号パラメータの最適化と実環境における検証”, 電子情報通信学会, (2012): 263-268.
- [6] Xu, Jiaying, et al. “GreenSwirl: Combining traffic signal control and route guidance for reducing traffic congestion.” 2014 IEEE Vehicular Networking Conference (VNC). IEEE, (2014).
- [7] 熊谷正俊, 蛭田智昭, 奥出真理子, 横田孝義. “特徴空間軌跡の追跡による動的な交通状況予測.” 情報処理学会論文誌 53.1 (2012): 243-250.
- [8] 丹下智之, 廣森聡仁, 梅津高朗, 山口弘純, 東野輝夫. “車両プローブ情報に基づく信号待ち車列長変動の分析モデル.” マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集 2014 (2014): 1751-1759.

- [9] Li, Li, Yisheng Lv, and Fei-Yue Wang. “Traffic signal timing via deep reinforcement learning.” IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica 3.3 (2016): 247-254.
- [10] Liu, Weirong, et al. “Cooperative multi-agent traffic signal control system using fast gradient-descent function approximation for V2I networks.” 2014 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, (2014).
- [11] ELISE VAN DER POL, “Deep Reinforcement Learning for Coordination in Traffic Light Control”, Diss. Master’s Thesis. University of Amsterdam, (2016)
- [12] Yohei Kanzaki, Keisuke Ohno, Eichi Takaya, Satoshi Kurihara. “Multi-Agent Traffic Signal Control System Using Deep Q-Network” The 33rd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, (2019)
- [13] 織田利彦. “交通信号制御の発展的経緯と今後の展望.” システム/制御/情報 45.5 (2001): 240-247.
- [14] Martens, David, et al. “Classification with ant colony optimization.” IEEE Transactions on Evolutionary Computation 11.5 (2007): 651-665.
- [15] Behrisch, Michael, et al. “SUMO—simulation of urban mobility: an overview.” Proceedings of SIMUL 2011, The Third International Conference on Advances in System Simulation. ThinkMind, 2011.
- [16] 河野友彦, et al. “交通量常時観測データを用いた隣接区間の交通量推定方法に関する研究.” 土木計画学 研究・講演集 41 (2010).
- [17] 国土交通省. “平成 22 年度全国道路 街路交通情勢調査 (道路交通センサ) 一般交通量調査集計表.” (2010).