

群知能アルゴリズムによる交通情報補間システムの開発

須賀 聖^{1,a)} 藤森 立¹ 山田 悠司¹ 井原 史渡¹ 高村 大輝¹ 林 健¹ 栗原 聰²

概要：交通渋滞は深刻な社会問題の一つである。そのため、交通渋滞を解消するためのアプローチとして、交通信号制御の研究が行われている。交通信号制御の研究では、車両数などの交通情報を用いて交通信号のパラメータを制御する。このとき、より正確でリアルタイムに適応可能な交通信号制御を行うためには、多くのセンサーを交差点に設置する必要がある。しかし実環境において、各交差点にセンサーを設置することはコストの面で現実的ではない。そこで本研究では、群知能アプローチに基づき、センサー設置交差点からの交通情報をもとに交通量が類似する経路を創発させ、センサー未設置交差点の交通情報をリアルタイムに補間するシステムを提案する。シミュレーション実験の結果、提案手法は主要な交通流に対して優れた補間結果を示し、特に交通流が変化する状況に適応して補間できることが示された。

The Development of Swarm Intelligence-based Control Approach for Interpolating Traffic Information

1. はじめに

交通渋滞は、環境汚染やドライバーに時間的損失、経済的損失をもたらす原因になり得る深刻な社会問題の1つとして挙げられる。交通渋滞緩和のアプローチとして、信号機のパラメータの適切な制御が挙げられる。こうした背景から、近年では交通渋滞緩和に向けた信号機制御に関する研究が盛んに行われている。

近年の信号機制御に関する手法として、交差点ごとに計算機ユニットを配置し、各計算機ユニットが交差点近隣の交通情報を用いて、自律的に信号機制御パラメータを決定する自律分散制御方式が注目されている。例えば、各交差点の信号機ユニットが深層強化学習を用いて、適切な信号現示切り替えの方策を学習する手法が提案されている[1]。また実社会運用を想定した自律分散型信号機制御の手法も提案されている[2]。このとき、実環境においてこのような研究を実現するためには、車両感知センサーを交差点に設置し、交通情報を取得する必要がある。正確かつリアルタイムに適応可能な交通信号制御を行うためには、多くの交

差点において車両感知センサーが必要となる。しかし、広範囲の交差点の信号機を制御対象とする場合、実環境において全交差点に車両感知センサーを設置することはコストの面で現実的ではない。そのため、交通渋滞緩和に向けた信号機制御に関する研究を実環境で実現するためには、車両感知センサーの設置が不可能な交差点の交通情報を補間する必要がある。

2. 交通量予測

未取得のデータを補う技術として予測技術が挙げられる。交通量予測は機械学習の研究と結び付きが強く、様々な機械学習モデルを応用した交通量予測の手法が提案されている。例えば、交通状況のピーク時とオフピーク時が強い季節性パターンを示す時系列データであることにより、季節 ARIMA モデルを用いた交通量予測手法が提案されている[3]。また、ノンパラメトリックな手法に注目した予測モデルの提案もされており、例えば、サポートベクターマシン(SVM)を用いた交通量予測モデルが提案されている[4]。近年では、深層学習アプローチに基づく交通量予測モデルの提案がされており、Zhao ら[5]は LSTM モデルを用いた交通量予測モデルを提案し、ARIMA モデルや SVM モデル、RNN モデルよりも優れたパフォーマンスを示した。

一般的に事故や道路工事などにより環境に変化が生じた場合、交通流も変化する。このような交通流の変化は突発

¹ 慶應義塾大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Technology, Keio University,
Yokohama, Kanagawa 223-8522, Japan

² 慶應義塾大学理工学部
Faculty of Science and Technology, Keio University, Yokohama, Kanagawa 223-8522, Japan
ssuga@keio.jp

的な変化であり、未知の交通流パターンを伴う可能性がある。従って、機械学習に基づく交通量予測では、交通流の突発的な変化に適応するのが難しいといった課題が挙げられる。また、機械学習に基づいた予測手法では、予測対象地点の過去の交通量データを用いて、未来の交通量を予測している。従って、予測対象地点に車両感知センサーを設置することで、交通量データを取得する必要がある。そのため、車両感知センサーを設置できない地点では、リアルタイムに過去の交通量データを取得することが難しく、時系列予測モデルを適応させることが難しい。そこで本研究では、車両感知センサーが設置されていない交差点に流入する道路を対象とした、動的な交通情報補間システムの提案を行う。

3. 群知能型交通情報補間システム

3.1 システム概要

前述したように、本研究では補間対象の交差点に車両感知センサーが設置されていないため、補間対象の交差点ではリアルタイムな交通情報を得ることができない。従って、車両感知センサーが設置されている交差点から得られる各道路リンクの交通情報をもとに車両感知センサーが設置されていない道路リンクの交通情報をリアルタイムに補間するシステムを提案する。補間方法の概要として、本提案手法は、交差点から得られる各道路リンクの交通情報をもとに、交通量が類似している道路リンク間の経路を創発させ、創発した経路に基づき、車両感知センサー未設置交差点における道路リンクの交通情報を補間するものである。交通情報とは、各道路リンクの単位時間あたりの交通量である。本研究では交通量が類似している道路リンク間の経路を、群知能アルゴリズムの一つである、Ant Colony Optimization(以下、ACO) アルゴリズム [6] に基づき創発を行う。

3.2 エージェント動作ネットワーク空間の生成

本研究では、ACO アルゴリズムに基づき類似な交通量間の経路を創発させる必要がある。そのため、まずアリエージェントが動作する空間を用意する必要がある。本研究では、道路環境をもとに、各道路リンクをノードとし、進行可能な道路リンク間をエッジとして結んだネットワーク空間を構築する。そして、交通量の類似度をフェロモン場とする空間で、アリエージェントが交通情報を運ぶことで、類似な交通量間の経路を創発させる。

3.3 交通情報補間システムの流れ

ACO アルゴリズムによる交通情報補間システムについての詳細を述べる。まず、アリエージェントは交通情報が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

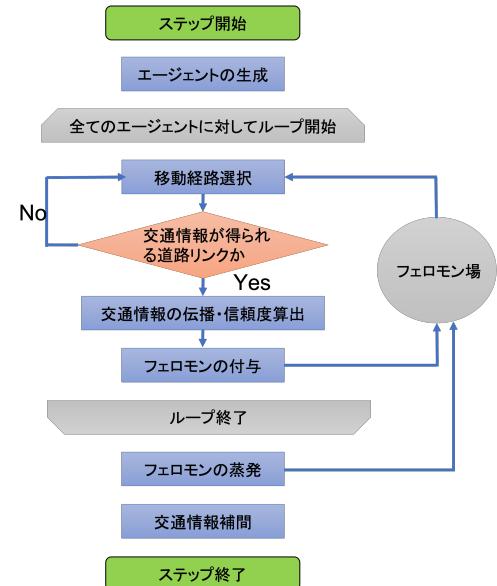


図 1 交通情報補間システムの流れ

Fig. 1 Overview of the traffic information interpolation system

ロモン量に基づいて移動経路を決定し、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。アリエージェントは、別の交通情報が得られる道路リンクにたどり着くまで、フェロモン場に基づく経路選択を行い、移動する。移動後に、自身の所持する交通情報を移動先の交通情報を比較し、移動経路の評価を行い、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。以上を繰り返すことで類似な交通流の経路を創発し、適切な交通情報の補間を達成することを試みた。また、類似な交通流は、時間帯と共に変化することが考えられるため、ACO アルゴリズムの有する柔軟性や適応性は有効な性質であるといえる。図 1 に交通情報補間システムのフローチャートを示す。

3.3.1 エージェントの生成

まず、交通情報が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。時刻 t 、道路リンク i におけるアリエージェントの生成数を $N_i(t)$ 、アリエージェントの生成元の交通情報を $RV_i(t)$ と表す。生成されたアリエージェントは生成元の交通情報の移動平均値 ($\overline{RV_i(t)}$) 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。各道路リンクにおいて生成されるアリエージェント数 $N_i(t)$ は生成元の交通情報の移動平均値 $\overline{RV_i(t)}$ に基づき決定される。

$$N_i(t) = \overline{RV_i(t)} \quad (1)$$

3.3.2 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は、自身の道路リンクの進行方向に接続している道路リンクである。従って、例えばアリエージェントが 4 差路の交差点に接続する道路リンクに存在している場合、直進先の道路リンク、右

折先の道路リンク、左折先の道路リンクの3つの道路リンクが移動先の選択肢となる。

アリエージェントが進行するエッジは、出発地と各移動対象道路リンクに対する交通情報の類似度を示すフェロモン値を有する。このフェロモン値はアリエージェントのフェロモンの付与により増加し、またフェロモンの蒸発によって減少する。また、 $t = 0$ におけるシステム開始時に、全てのエッジに対してフェロモン値の初期値を設定する。

各アリエージェントはフェロモン値が高い経路を好んで選択するように設定されている。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 $\tau_{i,j}(t)$ とすると、道路リンク i から j へのアリ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。

$$p_{i,j}(t) = \frac{\tau_{i,j}(t)}{\sum_{j \in J} \tau_{i,j}(t)} \quad (2)$$

J は道路リンク i から移動可能な道路リンクの集合を示している。このとき、アリエージェントは一定の確率で式(2)による経路選択によらず、ランダムに移動対象道路リンクの中から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、他の類似度の高い道路リンクへの経路が発見されなくなってしまう事態を防止するためのものである。以上の手法に従って、別の交通情報を得ることができる道路リンクに到達するまで経路選択と移動を実行していく。

3.3.3 交通情報の伝播と信頼度算出

交通情報補間を行う際に、アリエージェントによって伝播された交通情報に対する信頼度をもとに補間を行う（補間の詳細は3.3.6項で述べる）。本項では、信頼度の算出方法について説明する。各アリエージェントは移動経路決定後、決定した対象道路リンクへ移動を行い、通過絶路上の補間対象の道路リンクに対して、自身の所持する交通情報を伝播する。また、交通情報の伝播と同時に、通過した経路情報によって自身の所持する交通情報の信頼度を算出する。一般的に補間対象道路リンクから近い道路リンクで生成されたアリエージェントの所持する交通情報は、補間対象道路リンクの交通情報と類似であるという信頼度は高く、補間対象道路リンクの交通情報と類似度が高いと判断されている道路リンクから生成されたアリエージェントの所持する交通情報は、当然のことながら補間対象道路リンクの交通情報と類似であるという信頼度が高いと考えられる。従って、信頼度に関わる要素は、移動距離と移動経路のフェロモン値とした。

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距離を $h_{i,m}$ とした場合、エージェント k が所持する補間交通情報 $AV_m^k(t)$ 、信頼度 $AR_m^k(t)$ を以下の様に計算する。

$$AV_m^k(t) = \overline{RV_i(t)} \quad (3)$$

$$AR_m^k(t) = (1 - Hreduce)^{h_{i,m}} \times \frac{\sum_m \tau_j(t)}{h_{i,m}} \quad (4)$$

このとき、 $Hreduce$ はエージェントの移動距離に対する信頼度の減少率を示すパラメータであり、 $Hreduce \in (0, 1]$ である。本研究では $Hreduce = 0.05$ とした。

3.3.4 フェロモンの付与

各アリエージェントは、フェロモンを付与しながら移動してきた経路を辿り、生成元の道路リンクまで戻る。付与されるフェロモン量はエージェントの生成元の交通情報と移動先の交通情報の類似度で決定される。すなわち、交通情報が類似な道路間では、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ジェントが類似な道路リンクへの経路を選択し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ジェントが道路リンク p へ移動したとき、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。

$$d = |RV_i(t) - RV_p(t)| \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{i,p}(t) = \frac{1}{1+d} \quad (6)$$

このとき、 d は二つの道路リンクの交通情報のユーリッド距離を表す値である。

3.3.5 フェロモンの蒸発

フェロモンは一回の創発フェイズごとに一定割合 e ($e \in (0, 1]$) だけ蒸発する。この蒸発作用により、類似度の低い道路リンク間のフェロモン値が下がり、類似度の高い道路リンク間に對して効率的に交通情報を伝播させることができる。本研究では $e = 0.05$ とした。

$$\tau_{i,j}(t+1) = \tau_{i,j}(t) \times (1 - e) \quad (7)$$

3.3.6 交通情報補間

全てのアリエージェントが移動を終えると、各道路リンクは自身に伝播された補間交通情報候補の中から、最も信頼度の高いものを伝播補間交通情報として採用する。道路リンク m において、伝播された補間交通情報候補が o 個であり、それらの内容が $AV_m^1(t)$ 、 $AV_m^2(t)$ 、…、 $AV_m^o(t)$ および $AR_m^1(t)$ 、 $AR_m^2(t)$ 、…、 $AR_m^o(t)$ であった場合、伝播補間値 $PV_m(t)$ および伝播信頼度 $PR_m(t)$ は以下のようになる。

$$PV_m(t) = AV_m^l(t) (l = argmax AR_m^k(t)) (k = 1, 2, \dots, o) \quad (8)$$

$$PR_m(t) = AR_m^l(t) (l = argmax AR_m^k(t)) (k = 1, 2, \dots, o) \quad (9)$$

以上の手順を経て、センサー未設置の交差点における道路リンクの交通情報が補間される。

3.4 交通情報データフロー

自律分散型制御方式における交通信号制御では、信号制御 1 サイクル長あたりの交通量情報が計算に使用される。従って本提案手法では、1 サイクルあたりの交通量情報の補間を行う。センサーが設置された道路リンクにおける交通情報 $RV_i(t)$ は信号制御 1 サイクル終了時に交通情報補間システムに送信される。交通情報補間システムは信号制御 1 サイクル中に繰り返し実行される。そのため、交通情報 RV_i が更新されない時刻 t では、直近に情報更新された時刻の交通情報を $RV_i(t)$ とする。

4. 評価実験

4.1 評価方法

提案システムの有効性を評価するため、本研究では交通シミュレータ SUMO(Simulation of Urban MObility)[7] を用いて、シミュレーションによる評価実験を行った。交通量の多い主要な交通流を形成する道路リンクを対象に、センサー未設置交差点に流入する道路リンクの交通情報補間の精度を評価する。精度の評価方法として、シミュレーターで取得した真値に対する二乗平均平方根誤差 (RMSE) を算出する。評価対象の範囲は、図 2 のエージェントの行動範囲内とする。

4.2 比較手法

4.2.1 道路交通センサス

道路交通センサス [8] は、概ね 5 年に 1 度行われる道路交通量調査である。特定の 1 日における 1 時間あたりの道路リンクの交通量を取得している。本研究では、比較手法として平時交通流における実験設定のパラメータと同様のパラメータにおいて、類似な交通状況をシミュレーションし、全道路リンクにおける 3600step の交通量データを取得することで、道路交通センサスによる交通量データを再現する。道路交通センサス手法における、補間実験での補間値は、対象地点における同時間帯の 1 時間交通量を 1 時間あたりのサイクル数で割ることで、信号機 1 サイクル分の交通量の平均値を算出し、これを道路交通センサス交通量データの補間値として採用する。

4.2.2 クラスタリング

道路交通センサスデータをもとに、補間対象の道路リンクにおける交通流パターンと類似なパターンの交通流を持つセンサー設置道路リンクを算出し、補間実験において、類似パターンをもつ道路リンクから得られる交通量を補間値とする手法を比較手法に用いる。類似な交通流パターンをもつ道路リンクはクラスタリングにより算出する。補間実験では、補間対象道路リンクと同じクラスターに存在する

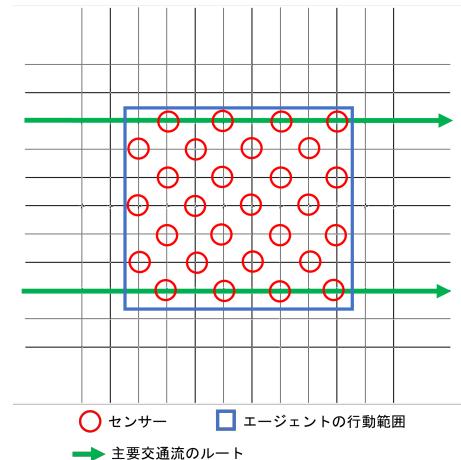


図 2 平時の交通流のシミュレーション内容

Fig. 2 Simulation explanation of traffic flow in normal times

センサー設置道路リンクから実験時に得られる交通量データの平均値を補間値として採用する。

5. 実験結果

5.1 平時交通流における実験

平時交通流における補間実験のシミュレーション内容について説明する。主要な交通流を形成する車両は、図 2 に示した定められた経路を進行する。シミュレーション全期間において、主要な交通流経路は変化しない。シミュレーション期間に混雑時間帯を設定し、混雑時と非混雑時の車両流入量比を 2 : 1 とした。また、シミュレーションでは、主要な交通流を形成する車両以外に、各交差点で確率的に進路を選択する車両も混在している。これらの車両は、主要な車両との流入量比が 1 : 6 になるように流入口から流入するよう設定した。また、センサー設置交差点は図 2 に示したとおりである。

5.2 平時交通流における補間結果

交通情報補間の結果を図 3 と表 1 に示す。横軸はサイクル数、縦軸は RMSE 値を表している。図 3 の緑線が道路交通センサスによる補間、青線がクラスタリングを用いた補間、赤線が提案手法の補間結果を示している。道路交通センサスにおける補間において、交通流入量切り替え時に RMSE 値が高くなっているのに対して、クラスタリング補間と提案手法はリアルタイムの交通量から補間を行っているため、周期的な変化に適応して補間することができている。特に提案手法は、補間対象と類似な交通量の経路上に存在する道路リンクのみから補間を行っているため、クラスタリングと比較して、より精度の高い補間ができたと考えられる。

5.3 変化を伴う交通流における実験

続いて、交通流が突発的に変化することを想定したシミュ

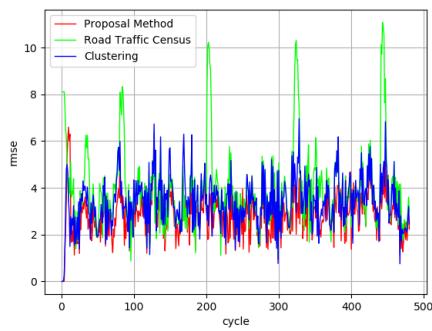


図 3 交通情報補間の結果(平時)

Fig. 3 Result of traffic information interpolation in usual traffic flow

表 1 交通情報補間値の RMSE 平均(平時)

Table 1 RMSE average of interpolated traffic information values in usual traffic flow

手法	RMSE 平均
道路交通センサス	3.91
クラスタリング	3.39
提案手法	2.88

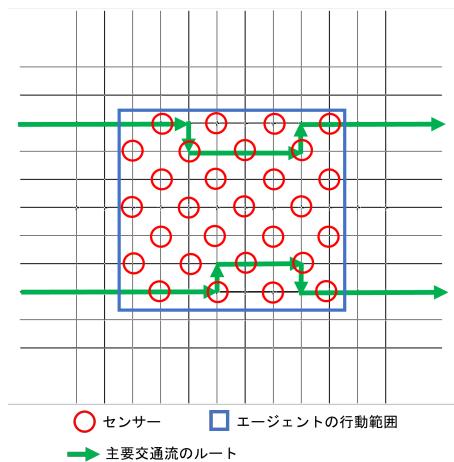


図 4 交通流変化後のシミュレーション内容

Fig. 4 Explanation of the simulation after the change in traffic flow

レーションを行う。シミュレーションの前半は、5.1節と同様の主要な交通流(図2)とパラメータによるシミュレーションを設計し、平時交通流を再現している。一方で、シミュレーション後半では、主要な交通流経路を図2の経路から図4の経路へと変化させている。センサー設置箇所は図4のとおりである。

5.4 変化を伴う交通流における補間結果

変化を伴う交通流における交通情報補間の結果を図5と表2に示す。主要交通流は240cycleより流入する車両から変化する。結果から、交通流が変化するシミュレーション後半において、道路交通センサスとクラスタリングによ

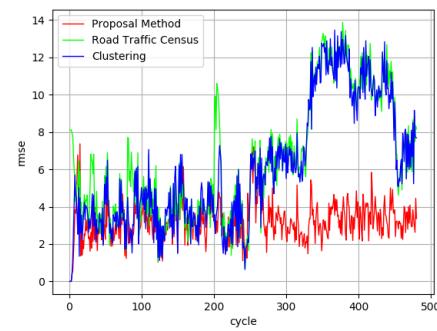


図 5 交通情報補間の結果(交通流変化)

Fig. 5 Result of traffic information interpolation in a changing traffic flow

表 2 交通情報補間値の RMSE 平均(交通流変化)

Table 2 RMSE average of interpolated traffic information values in a changing traffic flow

手法	交通流	RMSE 平均
道路交通センサス	変化前	4.23
	変化後	8.77
クラスタリング	変化前	3.60
	変化後	8.54
提案手法	変化前	3.05
	変化後	3.40

る補間結果は RMSE 値が大きく上昇しているのに対して、提案手法は僅かに上昇した結果となっている。道路交通センサスとクラスタリングでは、突発的な交通流の変化に対するデータが存在しないため、交通流変化に適応できていない。一方で、提案手法での上昇は、交通流変化直後におけるフェロモン場の適応がまだ行われていない期間における RMSE 値による影響であると考えられる。以上より、提案手法は交通流の変化に適応した交通情報補間が可能であることが示された。

6. 実環境地図におけるシミュレーション

6.1 実験環境

現在、自律分散型信号機制御手法と本提案手法を組み合わせた実証実験の実施を計画している。そこで、本提案手法の実社会運用を念頭に、図6におけるシミュレーションマップを用いたシミュレーション実験を行った。シミュレーションマップと交通量取得のためのセンサー設置交差点箇所は図6の通りである。本実験では、シミュレーション時間の前後半で、主要な交通流が変化するシミュレーションで実験を行う。シミュレーション期間は43200step(12時間)で実験を行い、混雑時間帯に合わせて、車両流入量比が混雑:非混雑 = 2:1となるように流入口から車両を流入させた。また、主要な交通流を形成する車両以外に、ランダムに進行する車両も存在し、これらの車両は全流入口を対象にランダムに流入し、ランダムに形成された経路を進行

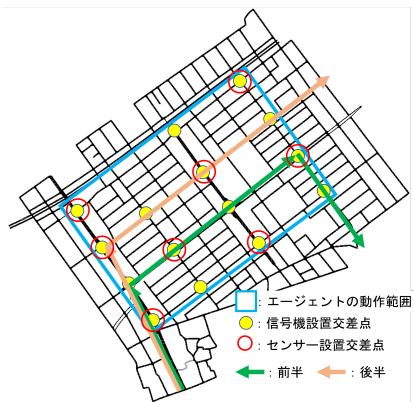


図 6 実環境マップシミュレーション内容

Fig. 6 Explanation of real environment map simulation

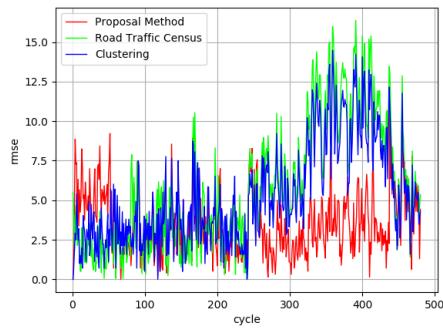


図 7 実環境マップにおける補間結果

Fig. 7 Interpolation result on real environment map

表 3 交通情報補間値の RMSE 平均 (実環境マップ)

Table 3 RMSE of interpolated traffic information values in real environment map

手法	交通流	RMSE 平均
道路交通センサス	変化前	2.93
	変化後	8.56
クラスタリング	変化前	3.20
	変化後	7.42
提案手法	変化前	3.29
	変化後	3.59

する。

6.2 実験結果

交通量の多い主要な交通流を形成する道路リンクを対象に、センサー未設置の交差点に流入する道路リンクの交通情報補間の精度評価を行った。評価指標は RMSE を用いた。実環境マップでのシミュレーションにおける、補間の結果を図 7 と表 3 に示す。結果から、シミュレーション前半の平時交通流においては、道路センサスの補間が最も評価が高く、次いでクラスタリングと提案手法という結果となった。実環境マップでは隣接交差点間の距離が均一でないため、補間対象の道路リンクの交通量と創発経路上にあ

る道路リンクの交通量との誤差が大きくなりやすいため、周辺の道路リンクからの交通量で値を補間するクラスタリングと提案手法は道路交通センサスと比較して RMSE 値が僅かに高くなったと考えられる。一方で、交通流変化後における補間結果において、道路交通センサスとクラスタリング手法と比較して提案手法は優れた結果を示した。道路交通センサスやクラスタリング手法は、突発的な変化に適応できないが、実環境マップにおいても提案手法は突発的な変化に適応した補間が可能であることが示された。

7. まとめ

本研究では、センサー未設置の交差点における交通情報を群知能アルゴリズムに基づきリアルタイムに補間するシステムを開発した。実験の結果、提案手法は交通量の多い主要な交通流に対して、類似な交通量間の経路を創発することができ、特に突発的な変化に対する適応性を示すことができた。

今後の課題として、車両感知センサー、信号機制御ユニット、交通信号制御研究、そして提案システム組み合わせた実社会実装および実証実験による効果検証が挙げられる。

謝辞 本研究は、NEDO・人工知能技術適用によるスマート社会の実現事業「人工知能を活用した交通信号制御の高度化に関する研究開発」の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] van der Pol, E and Oliehoek, F. A: Coordinated Deep Reinforcement Learners for Traffic Light Control, *30th Conference on Neural Information Processing Systems(NIPS 2016)* (2016).
- [2] Kurihara, S., Ogawa, R., Shinoda, K. and Suwa, H.: Proposed Traffic Light Control Mechanism Based on Multi-Agent Coordination, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol. 20, No. 5, pp. 803–812 (2016).
- [3] Kumar, S. V. and Vanajakshi, L.: Short-Term Traffic Flow Prediction Using Seasonal ARIMA Model with Limited Input Data, *European Transport Research Review*, Vol. 7, No. 3, pp. 1–9 (2015).
- [4] Zhang, Y. and Liu, Y.: Traffic Forecasting Using Least Squares Support Vector Machines, *Transportmetrica*, Vol. 5, No. 3, pp. 193–213 (2009).
- [5] Zhao, Z., Chen, W., Wu, X., Chen, P. C. Y. and Liu, J.: LSTM Network: A Deep Learning Approach for Short-Term Traffic Forecast, *IET Intelligent Transport Systems*, Vol. 11, No. 2, pp. 68–75 (2017).
- [6] Dorigo, M., Birattari, M. and Stutzle, T.: Ant Colony Optimization, *IEEE Computational Intelligence Magazine*, Vol. 1, No. 4, pp. 28–39 (2006).
- [7] Behrisch, M., Bieker-Walz, L., Erdmann, J. and Krajzewicz, D.: SUMO – Simulation of Urban MObility: An Overview, *Proceedings of SIMUL*, Vol. 2011 (2011).
- [8] 松本 俊輔, 上坂 克巳, 大脇 鉄也, 古川 誠, 門間 俊幸, 橋本 浩良, 水木智英: 交通調査基本区間標準及び基本交差点標準の開発と道路交通センサスへの適用, 土木学会論文集 d3 (土木計画学), Vol. 68, No. 5, pp. I-291–I-303 (2012).