

群知能メカニズムによる交通制御システムの提案

Proposal of traffic control system by Swarm intelligence mechanism

小川亮 坪井一晃 栗原聡
Ryo OGAWA Kazuaki TSUBOI Satoshi KURIHARA

電気通信大学

The University of Electro-Communications

Traffic congestion constantly is a serious problem in urban life causing social problems such as time loss, economical loss, and environmental pollution. Signal control is one of approaches to solve traffic congestion. Many researches on signal control have been conducted, but many are based on abundant use of information on traffic volume. However, sensors that sense traffic volume are not abundantly installed in actual road networks, so traffic can not be obtained at most intersections. Therefore, it is difficult to actually operate signal control methods that have the premise that traffic volume can be acquired. In this paper, we complement the traffic information using the pheromone communication method which is one of the swarm intelligence method, and propose a method of efficient signal control. And we evaluated the proposed system by simulation to verify the proposed system.

1. はじめに

一般道路の場合、交通渋滞が起こる原因の一つは交差点である。交差点では信号機により車両の通過を制御することで交通の安全を確保し、交通の流れを円滑にする。しかし、信号機により一定時間に交差点を通過できる車両数(交通容量)が制限されるために、渋滞を発生させるボトルネックとなる。交差点での交通流を制御するには、信号機を制御するパラメータ値を適切に操作する必要がある。一般的な交通流は、朝夕のラッシュ時と昼間では交通量が大きく異なるように、時間の経過とともに変化する。また、突発的な事故や、イベントの開催などでも、交通流に変化が生じる。そのため、信号機の制御パラメータ値を交通流の変化に応じて動的に操作することが全体的な最適化には欠かせない。しかし、多くの信号機は、平常時の交通量から算出したパラメータのパターンを複数用意し、朝夕ラッシュ時、昼間、夜間などの時間帯によってパターンを使い分ける静的な信号制御方法であるため、突発的な交通流の変化に対して対応できない。さらに、交通量の収集は車両感知器により行っているが、維持コストや初期導入コストが大きいという問題を有する。これらの高いコストに伴い、車両感知器の設置される道路が限定的されており、車両感知器が設置されていない大部分の道路の交通量が把握できていないという問題も存在する。これらの問題を解決するための研究は様々な角度から行われている。信号制御の研究では、白井らは各交差点に信号機を制御するエージェントを配し、局所的な情報のみからオフセット制御により、一定速度で走行する車両は連続する交差点を常に青信号で通過できるグリーンウェーブを形成し、有用性を示した [1]。Kurihara らは [1] の改良を行い、車の待ち時間に加えて旅行時間も短縮できることを示した [2]。Xu らはグリーンウェーブを渦状に発生させ、グリーンウェーブの渦に合わせて経路案内を行う GreenDrive と組み合わせることで旅行時間を短縮するシステムを提案した [3]。Van らは Deep Q-Network アルゴリズムを信号制御に適用し、入力としてシミュレータの画像を用いて信号制御が行えることを示した [4]。また、実際に走行している車の走行軌跡や GPS 情報を取得で

きるプローブカーから得られるデータを利用した研究がある [5]。熊谷らは、プローブカーの速度情報、旅行時間の主成分分析により生成される特徴空間の連続性と周期性から交通状況を動的に予測する手法を提案し、予測誤差の低減が可能であることを示した [5]。

このように交通渋滞緩和に関する研究は様々あるが、実際の道路や信号機においてこれらを実現することを考えると、車両感知器の設置されている道路が限定される日本では、全ての交差点の交通量を把握することが難しい。また、日本におけるプローブカーは十分に普及していないためプローブカー情報を用いた交通渋滞緩和は難しい。そこで本研究では、玉置ら [6] の研究で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により、車両感知器の設置してある道路の交通情報を伝播し、車両感知器のない道路の交通情報の補完を行う。そして、個々の信号制御方式としては、佐藤ら [7] により提案されたばねモデルを用いた信号制御手法により、提案システムの評価を行う。

2. フェロモンコミュニケーション法を用いた交通制御システムの提案

本節では、フェロモンコミュニケーション法による交通情報の補完と、ばねモデルを用いた信号制御を統合した提案システムについて述べる。

2.1 アルゴリズムの概要

本研究では、車両感知器から得た交通情報^{*1}を基に、全ての道路リンク^{*2}の交通情報を補完し、保管された交通情報を基に各信号機の制御をする。提案システムでは、入力された交通情報から各道路リンク毎の交通情報を生成し、生成された各道路リンクの交通情報を基に各信号機の制御パラメータを算出する。

2.2 フェロモンコミュニケーション法による交通情報の補完

車両感知器から得られた各道路リンク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

連絡先: 小川 亮, 電気通信大学, 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1, 042-443-5664, rogawa@ni.is.uec.ac.jp

*1 各道路の単位時間あたりの車の台数

*2 交差点によって区切られる片方向道路

情報が入力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。交通情報の伝播でもっとも重要なのは、どうやって正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法 [6] を用いて解決を図る。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法の有する柔軟性・適応性は有効な性質であるといえる。

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。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 $RV_i(t)$ *³ と表される。

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 $Hmax$ ホップ以内の道路リンクがある。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 τ_{max} 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 τ_{ini} 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 へのフェロモン値を $\tau_{i,j}(t)$ 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。

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

また、アリ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。

移動経路決定後、各アリ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。

このアリエージェントの移動ホップ数を $h_{i,j}$ とした場合、アリエージェント k が所持する交通情報 $AV_j^k(t)$ *⁴、信頼度 $AR_j^k(t)$ *⁵ を以下の様に計算する。

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

$$AR_j^k(t) = (1 - Hreduce)^{h_{i,j}} \times \frac{\tau_{i,j}(t)}{\tau_{max}} \quad (3)$$

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。移動を終えた各アリエージェントは、自身の所持する予測交通情報 $AV_j^k(t)$ 、 $AR_j^k(t)$ 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 j 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 $AV_j^1(t), AV_j^2(t), \dots, AV_j^o(t)$ および $AR_j^1(t), AR_j^2(t), \dots, AR_j^o(t)$ であった場合、伝播予測値 $PV_j(t)$ *⁶ および伝播信頼度 $PR_j(t)$ *⁷ は以下ようになる。

$$PV_j(t) = AV_j^l(t) (l = \arg \max AR_j^k(t)) \quad (4)$$

$$PR_j(t) = AR_j^l(t) (l = \arg \max AR_j^k(t)) \quad (5)$$

ただし、いずれも ($k = 1, 2, \dots, o$) とする最後に、アリ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、交通情報が似ている道路間では、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 から道路リンク j へのフェロモン増加量 $\Delta\tau_{i,j}(t)$ は、該当リンク間の移動アリエージェント数を $n_{i,j}(t)$ とし、以下のように計算する。

$$\Delta\tau'_{i,j}(t) = s_{i,j}(t) \times RV_i(t) \times n_{i,t}(t) \quad (6)$$

$$\Delta\tau_{i,j}(t) = (\tau_{max} - \tau_{i,j}(t)) \times \Delta\tau'_{i,j}(t) \quad (7)$$

ここで、 $s_{i,j}(t)$ 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、また、移動先の道路において交通情報が生成されていない場合は、フェロモンの増加はせず、交通情報が存在する時のみフェロモンの増加を行う。アリ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。さらに、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。

$$p_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \times (1 - e) \quad (8)$$

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、解析を経るごとに正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。

なお、本研究においては $N_i(t) = 5$ 、 $Hmax = 4$ 、 $\tau_{max} = 100$ 、 $\tau_{ini} = 30$ 、 $\tau_{stay} = 10$ 、 $Arandom = 0.1$ 、 $Hreduce = 0.05$ 、 $e = 0.05$ とする。

2.3 ばねモデルを用いた信号制御

本研究では、2.2 節で生成された交通情報を基に、ばねモデルを用いた信号制御 [7] を用いて各信号機のスプリット*⁸ の算出し、信号制御をする。これにより、リアルタイムな交通情報を十分に生かし、交通流の変化に対して即応性の高い信号制御が可能となる。2 現示 (赤信号と青信号) の信号機が十字路の交差点に設置している場合のスプリット制御について考える。この時、2 現示のうち、第 1 現示 $phase_1$ のスプリットが $split[0]$ と定義され、第 2 現示 $phase_2$ のスプリットが $split[1] = 1 - split[0]$ と定義される。交通流は力であると考

*3 Real time Value

*4 Ant Predict Value

*5 Ant Predict Reliability

*6 Propagation Predict Value

*7 Propagation Predict Reliability

*8 信号 1 周期中の青時間の比率

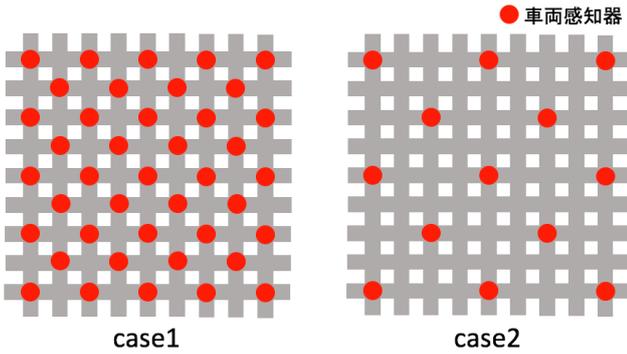


図 1: 車両感知器の設置条件

え, ばねを押すように力が加わる. ばねモデルの式は以下の式 (9) として定義される.

$$K(C - C_{split}[0]) + D = K(C - C_{split}[1]) \quad (9)$$

C はサイクル長^{*9}であり, D は, $phase_1$ と $phase_2$ の間の交通流の差であり, K はばね定数である. しかし, $split[0] \geq 1$ もしくは $split[1] \geq 1$ となる場合があり, $split \geq 1$ では 1 サイクルよりも大きくなるため, 信号を変更することができない. 従ってスプリットの最大値を 0.8, 最小値を 0.2 とする.

3. 評価実験

提案システムの検証を行うために, 交通シミュレータ SUMO(Simulation of Urban MObility)[8] を用いてシミュレーションによる評価実験を行った.

3.1 実験環境

シミュレーション環境として, 9×9 の格子状の道路ネットワークを用い, 車両感知器の設置条件が異なる case1(設置率: 約 50%), case2(設置率: 約 16%) の 2 パターンの道路網を用意した (図 1). 車両感知器が設置してある交差点では交差点へ流入する車の台数を取得できるとする.

3.2 比較対象手法

提案システムの有用性を検証するために, 提案システムを用いた場合と, 交通情報の予測をせず, ばねモデルを用いた信号制御を行う既存システムの場合の 2 つの手法について比較した. 以下にそれぞれの概要を述べる.

提案システム

提案システムを用いた手法. 車両感知器から得た交通情報を基に, 全ての道路リンクの交通情報を予測し, その情報を基にばねモデルを用いた信号制御を行う.

既存システム

車両感知器が設置してある交差点のみ, ばねモデルを用いた信号制御を行う. なお, 車両感知器が設置されていない交差点では, 信号機のスプリットを 0.5(赤:青=1:1) に固定する.

3.3 実験 1

車の流入率を 1~5000step まで西→東: 70%, 東→西: 10%, 北→南: 10%, 南→北: 10%, 5000step~10000step は西→東: 10%, 東→西: 10%, 北→南: 70%, 南→北: 10%

*9 信号 1 周期の長さ

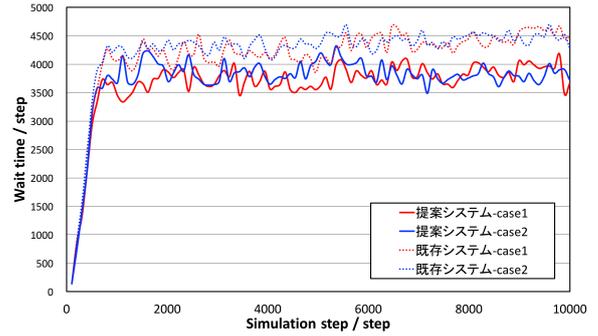


図 2: 実験 1: 車の待ち時間の合計

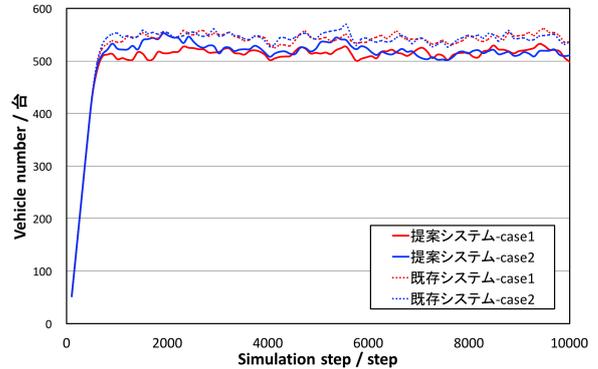


図 3: 実験 1: シミュレーション内の車の台数

%と設定し, 時間経過とともに交通の流れが変化したときの提案システムの頑健性の評価を行う. 提案システムを用いた場合と既存システムを用いた場合の車の待ち時間, 車の台数を比較する.

3.4 実験 2

車の流入率を実験 1 と同様, 車の台数を実験 1 の 2 倍に設定し, 過度な渋滞状態における提案システムの耐久性の評価を行う. 提案システムを用いた場合と既存システムを用いた場合の車の待ち時間, 車の台数を比較する.

4. 実験結果

実験 1 の 1step から 10000step までのシミュレーション領域全体における車の待ち時間を図 2, シミュレータ内の車の台数の合計を図 3 に示す. 実験 2 の結果を図 4, 図 5 に示す. それぞれのグラフにおいて, 提案システムを用いた結果は case1 を赤の実線, case2 を青の実線で示した. 既存手法を用いた結果は case1 を赤の点線, case2 の結果を青の点線で示した.

実験 1 では, 車の流入率が 1~5000step までは西→東: 70%, 東→西: 10%, 北→南: 10%, 南→北: 10%, 5000~10000step は西→東: 10%, 東→西: 10%, 北→南: 10%, 南→北: 70%としている. この条件より, 各信号機は, 5000step まで東西方向の車を優先的に流しているスプリットを, 5000step からは南北方向の車を優先的に流すスプリットに変更しなければ待ち時間が増えるため, 交通の流れの変化を柔軟に対応することが求められる. 図 2 から, どの時間の case1, case2 においても既存システムに比べて, 提案システムの合計待ち時間は

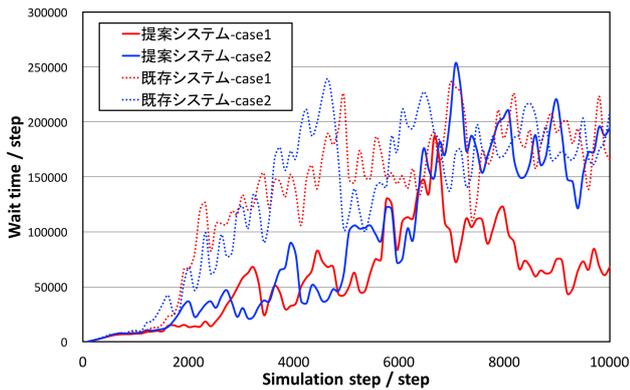


図 4: 実験 2 : 車の待ち時間の合計

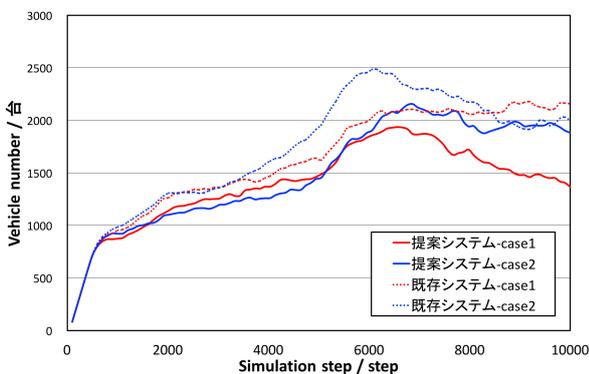


図 5: 実験 2 : シミュレーション内の車の台数

少なく、1~10000stepの待ち時間の合計は、case1, case2 いずれも約 14%の待ち時間の短縮になっている。さらに、図 3 より、実験開始時から終了時までの 1step 当たりの車の台数の平均値を比較すると、提案手法を用いなかった場合は、case1 のとき 528 台/step, case2 のとき 529 台/step に対して、提案手法を用いた場合では、case1 のとき 501 台/step, case2 のとき 507 台/step となった。実験 1 の待ち時間、車の台数の結果から、どちらの評価においても提案システムを用いた場合において、効率的な制御ができている。以上より、提案システムでは、交通の流れの変化に対して柔軟に交通情報を補完し、効率の良い信号制御ができていると言える。

実験 2 では、実験 1 の流入率は変えずに、車の台数を実験 1 の 2 倍に設定した。この条件により過度な渋滞状態を発生させ、提案システムの耐久性の評価を行った。図 4 から、case1 では、どの時間においても既存システムに比べて、提案システムの待ち時間は少なくなっている。しかし、case2 に関しては、1~6000step あたりまでは提案システムの待ち時間が少なくなっているが、6000step 以降は既存手法の待ち時間とおおよそ等しくなっている。また、図 5 においては、5000step あたりから急に車の台数が増加していることがわかる。そこで、5000step 以降のシミュレータを確認した。提案システムの case1 を除く 3 つで、グリッドロック状態になっていた。グリッドロックとは、交差点への進入する車が極度に増えた際に、隣接する交差点まで車の列が伸びて青信号になっても進めない状態である。グリッドロックになった step 数は、既存システムの case1, case2 ともに 4000step 付近、提案システムを用いた case2 では 5000step 付近であった。どれほど効率のよ

い信号制御を行っても交差点に許容範囲を超える交通量が進入するとグリッドロック状態になる。そのため、グリッドロックになるまで既存システムと提案システムの間で 1000step の差があったのは、提案システムにより効率的な信号制御ができ、グリッドロックになる前に車を分散させることができたからであると言える。以上より、提案システムでは、過度な渋滞が発生する交通の流れの場合においても、適切に交通情報を補完し、効率的な信号制御ができると言える。

5. おわりに

本研究では、現在の交通制御システムの課題である車両感知器が設置されていない道路の交通情報の補完および交通流の変化に対して即応性の高い信号制御システムを提案、評価を行った。提案システムでは交通情報の補完にフェロモンコミュニケーション法による交通情報の伝播、信号制御では、ばねモデルを用いたスプリット制御により解決を図った。さらに、提案システムを用いた 3 つの評価実験により提案システムの有用性を検証した。

現在、日本では個々の車両をセンサーとして走行速度情報・位置情報等を収集できるプローブ情報システムの普及が期待されている。しかし、プローブ情報システムの導入から 10 年以上経過した現在でも、プローブカーの普及率は十分に達しておらず、プローブカーの普及率が十分に達するには時間を要する。そのため、しばらくは車両感知器から取得した情報を中心に交通情報が生成されると考える。よって、車両感知器の設置がされていない道路の交通情報の補完を行うことのできる提案システムは今後も有効であると結論づける。

参考文献

- [1] 白井嵩士, 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
- [2] S.Kurihara, R.Ogawa, K.Shinoda and H.Suwa, ”Proposed Traffic Light Control Mechanism Based on Multi-Agent Coordination.” JACIII, 2016, 803-812
- [3] Xu.J, Sun.W, Shibata.N and Ito.M, ”GreenSwirl: Combining traffic signal control and route guidance for reducing traffic congestion.” In Vehicular Networking Conference (VNC), 2014 IEEE.
- [4] van der Pol, Elise. Deep Reinforcement Learning for Coordination in Traffic Light Control. Diss. Master’s Thesis. University of Amsterdam, 2016.
- [5] 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交通状況予測.” 情報処理学会, 2012.
- [6] 玉置洋, “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”, 2009.
- [7] 佐藤和宏, 長岡諒, 安場直史, 矢野純史, 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自律的信号制御システムの構築”, 第 22 回人工知能学会全国大会, 2008.
- [8] SUMO <http://www.dlr.de/ts/en/desktopdefault.aspx/tabid-1213/>