

感知器交通量データに基づく信号制御エージェントモデルの研究 (第1報：交通流シミュレータの評価)

村木 雄二 狩野 均

筑波大学大学院 システム情報工学研究科

著者らは、現実の感知器交通量データに基づいて信号制御を行うエージェントモデルの研究を行っている。従来は、エージェントの知覚情報として現実に測定できないデータを仮定したり、仮想的な道路ネットワーク・交通流でのシミュレーションにより手法の評価を行っている研究が多い。本研究では、道路地図、計測データの得られるリンク、計測されるデータについて現実と同じものを用いている。本稿では、信号制御方式の評価に使用するシミュレータを交通量予測に適用し、実測交通量データの再現性について評価を行った。実験結果から、最近隣法に比べ、本シミュレータによる渋滞発生時の予測精度が高くなることを確認した。

Agent Model for Traffic Signal Control Based on Detected Traffic (The First Report : Evaluation of Traffic Simulator)

Yuji Muraki Hitoshi Kanoh

Graduate School of System and Information Engineering, University of Tsukuba

We study an agent model for traffic signal control based on traffic measured by vehicle detectors. In conventional studies, signal control methods are usually evaluated by applying simulations based on hypothetical road networks and traffic volume, and agents perceive data that cannot be actually measured. In this study, we use a simulator based on actual road maps and measured traffic data. This simulator was found to be superior to the nearest neighborhood method for traffic prediction at times of congestion outbreak.

1. はじめに

近年、交通渋滞による経済損失や環境への負荷が深刻化している。その対策の一つとして交通信号制御の高度化による渋滞緩和が期待されており、自律分散型の制御を目的としたマルチエージェントシステムによる信号制御方式の研究も行われている[1,2]。

マルチエージェントによる信号制御の従来研究の多くは、シミュレーションにより手法の評価を行っている。これらの研究では、現実の道路ネットワークや交通流に基づいたものは少なく、現実に測定できない計測データがエージェントへの入力として用いられることも多い。しかし、実環境に近いシミュレーションでの評価を行うことは重要であると考えられる。

本研究では、現実に扱われている形式の感知器交通量データを利用した信号制御エージェントモデルの構築を目的とする。また、実道路ネットワークと実測感知器データに基づいたシミュレーションにより、信号制御モデルの評価を行う。

本稿では、まず使用する交通流シミュレータに

ついて説明し、交通量予測実験によるシミュレータの評価について述べる。最後に、信号制御エージェントの評価への応用について説明する。

2. 研究分野の概要

2.1 基礎事項

(1) 信号制御のパラメータ[3]

信号制御の最も基本的な要素に「現示」がある。現示とは、同時に通行権を得る交通流の組み合わせである。信号制御に関わるパラメータには、おもに信号表示が一巡する時間を指定する「サイクル長」、各現示に割り当てられる時間の割合を指定する「スプリット」、隣接交差点との連動制御のためにサイクル開始時間のずれを指定する「オフセット」の3つがある。

(2) 交通流シミュレーション

交通流モデルは、多数の車両の流れを流体としてとらえるマクロモデルと、個々の車両の挙動を扱うミクロモデルに分けられる。信号制御方式の評価では、道路や車両の細部の解析を行うことができる後者のモデルが用いられる場合が多い。

また、交通流モデルは、進行方向への車両移動

について、車両の位置、速度、相対速度などから加速度を求めて車両位置と速度を更新していく「追従型」と、交通量(Q)－密度(K)関係のような交通流特性に従うように車両を移動させる Q - K 型に分けられる。 Q - K 関係と等価な車頭間隔(S)－速度(V)関係を車両ごとに与え、擬似的に追従走行させるモデル[4]も後者に含まれる。

2.2 先行研究と本研究の方針

Srinivasan らは、シンガポールの中央商業地区を対象に、25 の信号機をエージェントとしてリアルタイム信号制御の研究を行った[1]。この研究では、エージェントのもつファジィニューラルネットの重みと結合をオンライン学習させる手法により、既存手法に比べ遅れ時間や停止時間の削減に成功している。熊谷らは、遺伝的プログラミング (GP) を用いてエージェントの制御規則を学習させる研究を行った[2]。この研究では、協調相手を動的に選択するプログラムも GP で獲得できるという特徴がある。

本研究では、感知器交通量データに基づく信号制御エージェントモデルの構築を目的としている。道路ネットワークデータ、計測データの得られるリンク、計測されるデータについて、現実と同様のものを利用し、実環境に近いシミュレーションによる手法の評価を行う。

3 交通流シミュレータ

3.1 シミュレータの概要

本シミュレータは、個々の車両の挙動を個別に扱うミクロモデルを用いている。道路ネットワークの情報には、カーナビ用に用いられるナビ研 S 規格の地図データを利用している[5]。車両のリンク上での位置は 1m 単位で表され、シミュレーションの 1 秒を 1 ステップとして実行する。

3.2 道路モデル

本シミュレータの道路モデルは、交差点を表す「ノード」、交差点間の道路区間を表す「リンク」、 「信号」の 3 つの要素から構成され、有向グラフで道路ネットワークが表現される。ノード、リンクは対象地域の道路地図データを元に、属性が設定される。シミュレーションの対象となる道路ネットワークの例を図 1 に示す。

リンクのもつ主要な情報に、「始点・終点ノード」、「リンク長」、「道路種別」、「車線数」、「制限速度」、「方位」、「信号の有無」がある。信号の表示は、0～31 の値で表されるリンクの方位から、以下のアルゴリズムにより決定する。

i) 3 叉路の場合

- step1: 2 本のリンクの方位の差をそれぞれ計算する。
- step2: その差の絶対値が 16 に最も近いものを選択し、その 2 本を 1 つの組とする。
- step3: 残りの 1 本をもう 1 つの組とする。

ii) 4 叉路の場合

- step1: リンクを方位の小さい順にソートする。
- step2: 1 番目と 3 番目を 1 つの組とする。
- step3: 2 番目と 4 番目を 1 つの組とする。

標準的な 2 車線の道路の交差点における信号のパラメータは、スプリットは 1 現示 45 秒 (青 40 秒, 黄 3 秒, 全赤 2 秒) とし、主要道 (国道, 主要地方道) や 3 車線以上の道路の場合はそれぞれ青時間を 10 秒, 黄時間を 1 秒加算する。信号のない交差点における道路の優先度は、道路種別から決定し、道路種別が同じである場合、車線数の多い道路を優先道路とする。

3.3 車両挙動モデル

(1) 速度決定

本モデルでは、車両は S - V 関係に基づく速度に従って移動を行う。リンク上の各車両について、前車との車頭距離 S から得られる局所的な車両密度 K から、式(1)に示す Greenshields の K - V 関係式に従って理論速度 V を計算する。ここで、 V_f は車両密度が 0 のときの自由流速度、 K_f は速度が 0 のときの飽和密度である。現在の速度が V よりも小さい場合、前方車に追突しない範囲で、 V を上限として一定加速度 a_1 (m/s²) で加速を行う。本研究では、 a_1 を 2.0 と設定した。

$$V = V_f(1 - K / K_f) \quad (1)$$

(2) 交差点挙動

本モデルでは、車両は信号、道路の優先度、次の交差点での進行方向に従って、表 1 に示す 4 種類のいずれかの走行状態をとる。ここで、信号が黄色表示の場合、黄色表示の時間内に交差点を通過可能な場合は青表示、それ以外の場合は赤表示とみなし、走行状態を決定する。各走行状態での交差点付近での挙動の概要を表 2 に示す。「通



図1 対象道路ネットワークの例

過」以外の3つの走行状態の場合、交差点手前で停止可能速度以下に減速を行う。ここで、停止可能速度は、一定の減速度 $a_2(m/s^2)$ で減速した場合の制動距離から事前に算出したものである。本シミュレータでは、 a_2 を3.0と設定した。

本シミュレータでは、個々の車両の経路選択モデルを内包しないため、車両は各交差点において設定された分岐率に従って進行方向を選択する。今回は、選択候補リンクに主要道が含まれる場合、30%の確率で主要道のみから選択し、複数候補がある場合、85%の確率で直進、それ以外はランダムに進行方向を選択する固定分岐率を用いた。

3.4 交通流の生成

本シミュレータでは、実測データを利用して車両を分布させ、交通流の生成を行う。利用するデータは、感知器の設置されている各リンク（計測リンク）について、5分毎のリンク旅行時間を記録したデータである。本研究では、リンク長の情報を用いてこのデータをリンク通過速度のデータへ変換して使用する。

ある時刻 t でのリンク通過速度 V_i が与えられると、式(1)から、そのリンクの車両密度 K_i が求められる。本研究では、式(1)を経験的に修正した式(2)から時刻 t での車両密度を求める。ここで、 r は広域道路網でのシミュレーションを行うために飽和密度を調整する係数である。本シミュレータでは、 r の値を首都高では0.7、一般道では0.5と設定した。

$$K_i = K_j \cdot r \cdot (1 - V_i / V_j) \quad (2)$$

本研究では、式(2)で算出した車両密度とリンク長からその時刻の車両台数を推定する。シミュレーションの開始時、各リンクについて推定台数に従った車両の初期配置を行う。感知器交通量データは計測リンクのみの情報しか得られないが、

表1 交差点進入時の走行状態

走行状態	リンクに関する条件	進行方向
通過	信号が青 or 優先道路	直進
減速	信号が青 or 優先道路	左折
他車判断	信号が青 or 優先道路	右折
	非優先道路	すべて
停止	信号が赤	すべて

表2 各走行状態での挙動

走行状態	交差点付近での挙動概要
通過	通過
減速	減速して通過
他車判断	減速後、交差点に他車の進入があるか判断し、通過または停止
停止	停止

交通流の分布を再現するためには、計測リンク以外のリンクのデータも必要となる。本研究では、古川らが提案したファジィ c-means (FCM) 法による交通量データの補間[6]を行うことで、感知器のないリンクについても車両台数を推定する。

本研究では、以下のアルゴリズムにより、シミュレーションでの車両の分布を調整する。予備実験により、step7では40分間（8個）のデータを利用して車両の分布の調整を行う。

- step1: 対象道路網の地図データ、対象日の感知器交通量データを入力
- step2: 感知器のないリンクのデータをFCM法で補間
- step3: 全リンクの通過速度を計算
- step4: 全リンクの車両密度を計算し、車両台数を推定
- step5: 全リンクに車両を初期配置
- step6: シミュレーション開始
- step7: 5分ごとに実測データから車両密度を計算し、車両の追加・削除
- step8: 対象時刻までstep7を繰り返し実行

3.5 シミュレータの評価

(1) 実験方法

シミュレータの評価を行うため、渋滞発生時の交通量予測実験を行った。おもな実験条件を以下に示す。対象ネットワークは、東京都墨田区周辺、新宿区周辺、目黒区周辺、三鷹市周辺の4地域で、それぞれ約11km×9kmの範囲である。最も道路ネットワークが密である墨田区周辺の地図には、3,871個のノード、11,440本のリンク、2924本の計測リンクが含まれる。

予測対象データは、2003年6月第2週の実測データのうち、自由流速度が30km/h以上のリンクで、20分以上連続で渋滞しているリンクを自動抽出し、図2のように渋滞発生・解消時刻が明確な場合を一般道、首都高でそれぞれ100ケースずつ手作業で抽出したデータである。渋滞の定義は一般道で10km/h以下、首都高では20km/h以下である。比較手法として、類似度が上位 k 個の過去データを利用する最近隣法 (k-NN) を用い

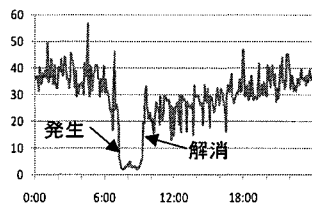


図2 渋滞発生・解消の例

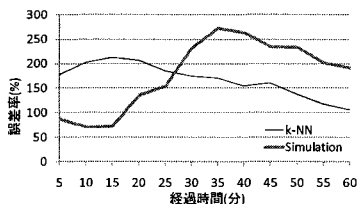


図3 誤差率の推移 (一般道)

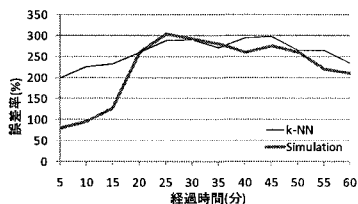


図4 誤差率の推移 (首都高)

た予測を行う。k-NNのパラメータの値は予備実験により決定し、予測対象日直前までの6ヶ月分の過去データを利用した。実験結果は、式(3)で求められる速度データの誤差率により評価する。

$$\text{誤差率(\%)} = \frac{|\text{実測データ} - \text{予測データ}|}{\text{実測データ}} \times 100 \quad (3)$$

(2) 実験結果

実験の結果を図3, 4に示す。図3, 4は、それぞれ一般道と首都高を対象に渋滞発生5分前のデータまで用いて交通量予測を行った場合の、誤差率の推移を示している。縦軸が誤差率、横軸は経過時間である。このグラフから、渋滞の発生時刻である5分後において、一般道、首都高ともに最近隣法に比べ、シミュレーションによる予測結果の誤差率が低いことがわかる。しかし、一般道の場合では30分後、首都高の場合では20分後以降、シミュレーションによる予測結果が最近隣法と同じか低い精度となっていることがわかる。これは、シミュレータが固定分岐率を利用しているため、車両が渋滞しているはずのリンクにうまく集中せず、ネットワーク全体に分散してしまうためであると考えられる。

4 信号制御エージェントの評価への応用

本シミュレータを信号制御エージェントモデルの評価へ適用する場合、3.5節で述べたように、時間の経過とともに車両の分散が起これ、長時間の信号制御の評価を行う場合に問題となる。著者らは以前、実測データを利用した分岐率の設定により、固定分岐率に比べ、実測データの渋滞の分布に近い渋滞の分布となる交通流をシミュレータ上に再現する研究を行った[7]。この手法は、シミュレーションでのリンク通過時間が実測データに近づくよう動的に分岐率を変化させる手法である。この手法を応用することで、より長い時間、シミュレーション上で現実に近い車両の分

布を保持できるのではないかと考えている。また、渋滞の多い時間帯では、ネットワーク内での車両の発生も多いと考えられる。本シミュレータでは、内部発生車両を考慮していないため、時間帯によっては、車両を内部発生させることも現実に近い交通状況の再現に有効であると考えられる。

5 おわりに

感知器交通量データに基づく信号制御エージェントの評価に用いる交通流シミュレータについて、実測交通量データの再現性を確認するための交通量予測実験を行った。実験の結果、渋滞発生時について、最近隣法と比較し、本シミュレータによる予測精度が高くなることを確認した。

今後は、実際にシミュレータ上で信号制御エージェントの評価を行っていく予定である。また、シミュレータ上で現実に近い交通流を長時間保持することが課題となる。

参考文献

- [1]Srinivasan, et al: Neural Networks for Real-Time Traffic Signal Control, IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, Vol.7, No.3, pp.261-272 (2006).
- [2]熊谷, 他: 頻出部分木発見手法を用いた遺伝的プログラミングの交通信号制御問題への適用, 人工知能学会論文誌, Vol.22, No.2, pp.127-139 (2007).
- [3]社団法人 交通工学研究会編: 改訂 交通信号の手引, (2006).
- [4]馬場, 他: 交通流シミュレータ NETSTREAM, 情報処理学会論文誌, Vol.46, No.1, pp.226-235 (2005).
- [5]IT ナビゲーションシステム研究会: Format Guide Book S 規格(Ver2.2), (1997).
- [6]古川, 他: ファジィクラスタリングに基づく道路交通量の予測方式に関する研究, 情報処理学会高度交通システム研究会, ITS-20-9, pp.59-66 (2005).
- [7]村木, 狩野: 感知器交通量データに基づく分岐率を用いた交通流シミュレーション, 情報処理学会高度交通システム研究会, ITS-28-1, pp.1-6 (2007).