

非集中型マネジメントを想定した 予見的経路情報提供手法の評価

高橋 淳^{1,a)} 金森 亮^{2,b)} 伊藤孝行^{1,c)}

概要: 本研究では、自動車交通の効率化を図る為に数分後の各車両の予測される位置情報を収集することによって得られた予見的経路探索手法を提案し、従来のプローブカーの過去の通過所要時間を活用した経路探索手法と組み合わせる。そして、より現実的な実施環境として領域限定下における動的な交通状況の収集を想定する。直近数分間の動的な交通状況及び数分後の各車両の予測される位置情報を全てのリンクで収集できる集中型マネジメント型と限られた範囲に属するリンクでのみ収集できる非集中型マネジメント型において、自動車交通の効率化について提案手法である組み合わせの有効性を考察する。

Abstract: In this paper, we propose a foresight route providing method based on anticipatory stigmergy for collecting near-future traffic position. A foresight route providing method combine the previous method that utilize past travel time of probe vehicle due to efficiency of traffic flow. In this model, all probe vehicle submit their near-future traffic position as anticipatory stigmergies and are allocated among foresight route method and previous method based on the allocation ratio. Moreover, collecting dynamic traffic conditions in distributed processing environment is introduced as implementation environment with reality. A distributed processing environment are collected links information limited by the area. This study considers the efficiency of combination with past travel time for a few minutes and near-future traffic position in both a distributed and centralized processing environment. that these information are collected in all links.

1. はじめに

1.1 背景と目的

多くの国民の日常生活に欠かせない移動手段となった自動車であるが、混雑・渋滞発生による(経済)効率性の低下、大気汚染や温暖化などの環境悪化、交通事故増加など解決すべき問題も多い。これらの諸問題を解決する方法として電気自動車など次世代自動車の普及促進に加えて、交通情報提供、ロードプライシング(課金政策)や交通状態にตอบสนองした信号制御など、ITS(Intelligent Transport Systems:高度道路交通システム)による交通運用・管理施策が注目されている。なかでも交通情報や経路情報の提供は車両感知器やナビゲーションシステムの普及に伴い、その技術も高度化している。近年ではGPS(Global Positioning System:全地球測位システム)を装備した車両をセンサーとして時々刻々と位置情報や速度等を観測でき、リアルタ

イムに交通状況の変化を捉え、過去の所要時間パターンを踏まえたプローブカー・データを利活用した経路探索・情報提供も行われている[1]。また、東日本大震災直後に民間各社が取得したプローブカーの通行実績を一元化し、地図上で情報公開・更新した事例は記憶に新しく[2]、状況変化に応じた情報収集・配信手法として、プローブカー・データは有用である。

本研究では更なるICT(Information and Communications Technology:情報通信技術)の進展を前提とし、各車両の通行実績(所要時間)や位置情報を自由にやり取りできる環境を想定し、交通情報は間接的に混雑・渋滞解消を全体目標とする協調性を促進するもの、Stigmergy[3]として扱う。そして、自動車交通の円滑化に資する経路情報として、従来の所要時間の実績データの利用だけでなく、数分後の各車両の予測位置情報を収集し、これらの見込み交通量(Anticipatory Stigmergy)を基に経路探索を行う予見的経路情報を考える。ここで所要時間の実績データに基づく経路とAnticipatory Stigmergyに基づく経路の2つの経路選択枝を持つ車両(ドライバー)に対して、交通混雑・渋滞を回避する経路割当戦略を検討する。

ただし、近年の車両の普及に伴い、広域においてGPSを装備した車両が時々刻々と位置情報や速度等をリアルタイ

¹ 名古屋工業大学大学院工学研究科産業戦略工学専攻
School of Techno-Business Administration, Nagoya Institute of Technology

² 名古屋工業大学しくみ領域
Nagoya Institute of Technology

^{a)} takahashi.jun@itolab.nitech.ac.jp

^{b)} kanamori.ryo@itolab.nitech.ac.jp

^{c)} ito.takayuki@nitech.ac.jp

ムに観測し、経路探索及び情報提供を行うことは難しい。特に、間接的に混雑・渋滞解消を全体目標とする協調性を促進する Stigmergy として扱っている過去数分間の動的な所要時間及び数分後の各車両の見込み交通量を受信できる範囲の制限は現実的である。そこで、本研究では、非集中型マネジメントを実現する為に、距離における制限を設ける。具体的には、過去数分間の動的な通過所要時間を及び数分後の各車両の見込み交通量を受信できる範囲においては、本研究の提案手法に基づいて動的な交通状況からリンク評価値を計算する。しかし、これらの情報を受信できない範囲においては、予め取得しておくことで非集中型マネジメント下においても活用できるリンク通過所要時間の蓄積データをリンク評価値とする。予見的な経路情報提供手法及び従来手法の割当戦略の有用性の検証として、テストネットワークを対象に、集中型マネジメント及び非集中型マネジメントによるシミュレーションを行い、考察する。

1.2 関連研究

Chen and Cheng[4] は交通マネジメントとして Agent Technology を適用した事例を包括的にレビューしており、動的経路情報提供は重要な研究分野であることを示している。経路情報提供に関する既存研究は数多いが、その多くは過去の所要時間の実績データの利用を対象としている。Dallmeyer et al[5] は渋滞を回避に Ant Colony Optimization を導入しているが、リアルタイムの交通情報提供手法については導入していない。Narzt et al.[6] は各車両のリンク(特定の道路区間)通過所要時間を、Ando et al.[7] はリンク通過速度を Stigmergy として取り扱い、リアルタイム交通情報提供方法について検証している。Claes et al.[8] は、本研究と同じく近未来の交通状況(位置情報)を Anticipatory Stigmergy として取り扱っている。複数の経路代替案から実際に到着予定となるリンク割当に関してある種の予約制を導入しているが、変更される場合は時間経過に伴って自動的にキャンセルされるなど、交通量管理の精度が低い。また、Weerdt et al.[9] は電気自動車の普及に伴い、充電ステーションでの遅延が予測されることから、各車両の経路戦略(intentions)を用いて、最も効率的な経路情報の提供を行っているが、非集中型のマネジメントは考慮されていない。著者らは数分後の到着予定車両数を収集することで近未来の交通状況を Anticipatory Stigmergy として取り扱い、混雑・渋滞を未然に回避する予見的経路情報の有用性、割当戦略の必要性を分析している[10]。ただし、本研究で実施する非集中型マネジメント下を想定した情報取得に関しては考慮されていない。

2. 経路情報提供手法

2.1 経路上報収集・収集手法

経路情報収集・提供手法による自動車交通流の効率性の

比較評価のため、本研究ではプローブカーにより収集される過去の所要時間の蓄積データ(Long-Term Stigmergy)、現在(直近数分間)の通過状況と所要時間(Short-Term Stigmergy)、数分後の各車両の予測位置情報(Anticipatory Stigmergy)を取り上げ、以下の Case0~2 の3ケースを設定する。

【Case0: プローブ情報の利用なし】

最も単純な経路情報として、各リンクの距離と規制速度より自由走行時間を算出し(式(1)参照)、これらをリンク評価値(v_0)として(所要時間)qq 最短経路探索を行い、経路情報を提供する。経路探索は出発時のみに行い、移動途中での再探索は行わない。

$$v_0 = t_0(l) = \text{int}\left(\frac{|l|}{v_{\max}(l)}\right), \quad (1)$$

ここで、 $t_0(l)$: リンクの自由走行時間(=通過セル数)、 $|l|$: リンクの距離、 $v_{\max}(l)$: リンクの規制速度本ケースではリンク評価値は交通量の影響を受けないため、同一 OD (Origin-Destination: 出発地-目的地)であれば、全てのドライバーが同一経路を利用することとなる。

【Case1: 長期+短期 Stigmergy】

GPS等を装備した車両であるプローブカーの時刻別の車両の位置情報から、各リンクの通過所要時間を算出することができる。これらの通過所要時間の実績値を蓄積することで、該当リンクの時間帯別通過所要時間を統計的に把握することが可能となる。このプローブカーによるリンク通過所要時間の蓄積データを Long-Term Stigmergy として考える。各リンクの通過所要時間は交通状況に応じて変動するため、本研究では式(2)の通り、蓄積データの平均値(ave_l)と標準偏差(sd)の和をリンク評価値(v_l)と設定する。

$$v_l = ave_l + \rho \times sd \quad (2)$$

ここで、 ρ : 平均値に対する標準偏差のウェイト

なお、蓄積データの更新間隔は24時間(1日)とし、ウェイト ρ は0.5と設定する。

一方、より動的な交通状況下での情報提供を想定し、各プローブカーは直近数分間のリンク通過所要時間(Short-Term Stigmergy)を共有できると想定する。ただし、数分間では統計的に十分なサンプル数が得られない可能性があるため、リンク通過所要時間の平均値のみをリンク評価値とする。また、直近数分間に1台もリンクを通過しなかった(平均値が得られない)場合、リンク通過所要時間の蓄積データ(Long-Term Stigmergy)をリンク評価値とする。つまり、Short-Term Stigmergy に基づくリンク評価値(v_s)は以下の式(3)の通りとなる。

$$\begin{cases} v_s = ave_s, & \text{if リンク通過台数} > 0 \\ v_s = v_l(l), & \text{if リンク通過台数} = 0 \end{cases} \quad (3)$$

ここで, ave_s : 直近数分間のリンク通過所要時間の平均値, $t_0(l)$: リンクの自由走行時間 (式 (1))

そして, リンク評価値 (v_s) の更新間隔は 60 秒とし, 経路探索は移動途中でもデータ更新時 (60 秒間隔) で再探索を行い, 動的環境下での最短経路を利用すると仮定する.

本研究では, 非集中型マネジメントを想定しており, 非集中型マネジメント下における動的な交通状況の情報提供は限られた範囲であると想定する. Short-Term Stigmergy のリンク評価値 (v_s) を得ることができる範囲は, プローブカーが所属するノードから見て 2 リンク先までの情報とし, リンク評価値 (v_s) を得ることができないリンクはリンク通過所要時間の蓄積データ (Long-Term Stigmergy) を用いる. つまり, 非集中型マネジメント下における Short-Term Stigmergy に基づくリンク評価値 (v_s) は以下の式 (4) の通りとなる.

$$\begin{cases} v_s = ave_s, & \text{if リンク通過台数} > 0 \&\text{領域範囲内} \\ v_s = v_l(l), & \text{if リンク通過台数} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

ここで, 本ケースでは, プローブカーから得られるリンク通過所要時間を最大限に利用することを考える. つまり, Long-Term Stigmergy のリンク評価値 (v_l) と Short-Term Stigmergy のリンク評価値 (v_s) を上手く統合し, リンク通過所要時間の実績値を最大限に利用したリンク評価値 (v_{ls}) を算出する.

$$v_{ls} = \omega \times v_l + (1 - \omega) \times v_s \quad (5)$$

ここで, ω : Long-Term Stigmergy のリンク評価値に対するウェイト ($0 \leq \omega \leq 1$) の更新間隔は 24 時間 (1 日), の更新間隔は 60 秒であり, 経路探索は 60 秒間隔で行う. そのため, 各ドライバーに提供される経路情報は, 動的環境下で異なる最短経路となる. またウェイトはある程度の学習期間を経て, 感度分析を行う.

【Case2: Anticipatory Stigmergy】

これまではプローブカーによるリンク通過所要時間の実績値を利用した情報提供手法を考えたが, 本ケースではさらに数分後に存在すると予測される位置情報を共有できると想定し, 数分後のリンク交通量から混雑・渋滞発生箇所を推計し, これらの回避経路探索とドライバーの経路割当を行う. ここで, 数分後の収集されたリンク交通量を Anticipatory Stigmergy と定義する. Anticipatory Stigmergy を利用した経路探索手順は次の通りである.

- 各ドライバーは Case1 で説明した通り, リンク通過所要時間の実績値に基づく経路情報が提供される
- ここで, 経路情報に従い数分後に存在 (到着) するであろうリンクの位置情報が自動的に送信され, 数分後の

リンク交通量, Anticipatory Stigmergy が集計される

- 集計された見込み交通量からリンク通過所要時間を以下のリンクパフォーマンス関数, 式 (6) にて推計する

$$v_a = t_0(l)(1.0 + \alpha(\frac{vol(l)}{\gamma \times Cap(l)})^\beta) \quad (6)$$

ここで, v_a : 見込み交通量から推計されたリンク通過時間 (リンク評価値), $t_0(l)$: 自由走行時間, $Vol(l)$: 数分後のリンクの見込み交通量, $Cap(l)$: リンクの交通容量, α, β : パラメータ (BPR 関数 [11] を参考にし, $\alpha = 0.48, \beta = 2.82$ [12]), γ : 交通容量補正パラメータ (物理的制約や交通流シミュレータの計算条件などに応じて設定, 本研究では $\gamma = 0.4$ と設定). なお, 数分後のリンク交通量が 0 台の場合, 式 (6) からリンク評価値は自由走行時間となる. ただし, 本研究で扱っている非集中型マネジメント下における動的な交通状況の提供の場合, Anticipatory Stigmergy の情報を得ることが出来る範囲も Short-Term Stigmergy と同様に, プローブカーが所属するノードから見て 2 リンク先までの情報とし, Anticipatory Stigmergy の情報を得ることが出来ないリンクは, リンク通過所要時間の蓄積データ (Long-Term Stigmergy) を用いる. つまり, 非集中型マネジメント下におけるリンク通過所要時間は式 (7) となる.

$$\begin{cases} v_a = t_0(l)(1.0 + \alpha(\frac{vol(l)}{\gamma \times Cap(l)})^\beta), & \text{if 領域範囲内} \\ v_s = v_l(l), & \text{if 領域範囲外} \end{cases} \quad (7)$$

- リンク評価値 (v_a) に基づき, (所要時間) 最短経路探索を行い, 数分後の推計された交通状況下における最短経路情報を取得する

Anticipatory Stigmergy に基づく具体的な経路探索計算手順は以上の通りであるが, 全てのドライバーが新たな代替最短経路を選択すると別リンクで混雑・渋滞が新たに発生する可能性がある (ハンチング現象). 従って Case1 の Combined Long- and Short-Term Stigmergy における最短経路と本ケースの Anticipatory Stigmergy における最短経路とにドライバーを上手く割当てて必要がある.

本研究では, プローブカーより発信される数分後のリンク交通量が閾値を超える場合, 何らかの割当戦略が必要であるとし, 閾値を超えたリンクを通過予定のプローブカーを割当比率に応じて各経路に分散させることにする.

本研究では次章で説明する通り, セルラ・オートマタに基づく交通流シミュレータを用いており, 自由走行時間にて混雑なくリンクを通過するには等間隔で車両が存在することが必要となる. 従って本研究では混雑を判断する基準である閾値として交通量容量の半分 (= セル数 × 車線数 × 0.5) とする. 本ケースの閾値を超えた場合の割当戦略では, 該当するドライバーは Case1 の Combined Long- and Short-Term Stigmergy に基づく最短経路と本ケースの

Anticipatory Stigmergy に基づく最短経路の2経路を選択肢として持ち、それぞれの予想所要時間を把握できると仮定する。ここで、経路が異なるとは、現在地又は出発地点から目的地まで、1つでも通過リンクが異なることを指し、順序が異なる場合も同様に異なる経路としてみなす。そして、プローブカーより発信される数分後にリンク交通量が混雑している(交通容量の半分)と判断されたリンクに対して、リンクの交通容量に割当比率を乗算した車両数を上限としてランダムに Anticipatory Stigmergy に基づく最短経路に割当る。経路が異なる車両がリンクの交通容量に割当比率を乗算した車両数に満たなかった場合は、経路が異なる車両は全て Anticipatory Stigmergy の経路に割り当てている。今回、割当比率は10%区切りで実行している。ここで本ケースの情報収集・提供手法を整理する。各プローブカーは Case1 の Combined Long- and Short-Term Stigmergy のリンク評価値に基づいて探索された最短経路の数分後に到着するリンクを共有し、その集計値である見込み交通量(Anticipatory Stigmergy)が閾値(交通容量の半分)以上であれば、代替経路として Anticipatory Stigmergy のリンク評価値(v_a)による最短経路探索が実行される。その後、割当比率に応じて、ランダムに選定された車両は Anticipatory Stigmergy による代替経路の情報提供を行い、残りの車両には Combined Long- and Short-Term Stigmergy のリンク評価値に基づく最短経路が情報提供される。

本研究では60秒後の交通状況を共有するものとし、60秒間隔で予見的経路情報提供を行う。従って、移動途中も含めて60秒間隔で Combined Long- and Short-Term Stigmergy による経路探索結果を用い、Anticipatory Stigmergy による経路探索・割当が実行される。

3. 交通流シミュレータ

3.1 セルラ・オートマタ・モデル

自動車交通流シミュレータには、広域な地域の交通流を再現するために流体近似して計算効率を優先したメソシミュレーションや、車両の追従や車線変更など細かな走行挙動を再現できるマイクロシミュレーションがあるが、本研究では、個々の車両の走行挙動や他との相互関係を簡単に再現できるセルラ・オートマタ(CA: Cellular Automata)に基づいて構築する。具体的な車両の挙動規則はルール184と同様に設定する。本研究の交通流シミュレータは混雑・渋滞を回避するための経路情報提供下の総所要時間など指標の比較を主目的としており、実際の車両挙動や所要時間の再現は目的としていないため、非常に単純な規則を設定している。交通シミュレータの精緻化は今後の課題である。

3.2 ネットワーク

評価実験で用いる道路ネットワークは図1の通り、ノード数:49個、上下別リンク数:168本のグリッド・ネットワークである。リンク長は一律200mとし、車線数は中央環状部(16 17 18, 16 23 30, 18 25 32, 30 31 32)は2車線、その他は1車線とする。また、各リンクの規制速度は1車線区間:10~25km/h, 2車線区間:20~30km/hでランダムに設定しており、セル数は式(1)に従い算出される。なお、本研究で適用するセルラ・オートマタに基づく交通流シミュレータでは、今回は1タイムステップを1秒とし、所要時間等を算出している。

3.3 リアルタイムデータ取得範囲

リアルタイムの情報を各車両が受信できる範囲は車両が所属しているノードから2リンク先までである。ここで、リアルタイムデータとは直近数分間のリンク通過所要時間(Short-Term Stigmergy)及び、数分後の収集されたリンク交通量である Anticipatory Stigmergy を指す。また、車両が所属しているノードは車両が通過しているリンクの進行方向側のノードのことである。

3.4 O-D 交通量

経路選択の多様性と混雑・渋滞の発生を考慮し、本研究のOD交通量はそれぞれ0 48:200台, 2 45:200台, 4 45:200台, 6 42:200台を設定した。

本研究ではGPS等を装備したプローブカーが様々な Stigmergy に基づく経路情報を享受できることを想定している。そのため、プローブカーの混入率は結果に影響を及ぼすことが予想されるが、今回は混入率75%とし、情報提供通りに統制された状態とドライバーの経路選択行動を考慮した状態で交通マネジメントとしての情報提供効果を分析していく。

4. 評価実験

Case0~Case2の経路情報収集・提供手法による自動車交通流の効率性、割当戦略の必要性と有用性について考察

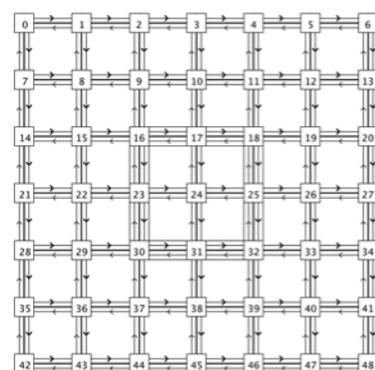


図1 ネットワーク図

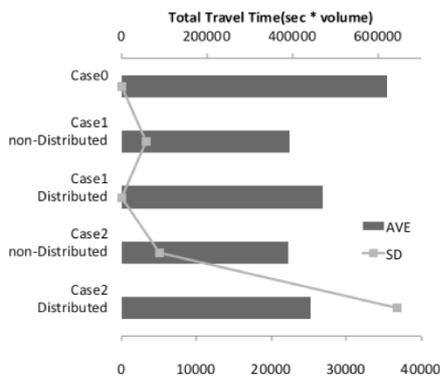


図 2 総所要時間の比較

	非集中型マネジメント	t 値
Case1-Case2 (総所要時間)	×	4.842 5.378
Case1-Case2 (渋滞損失時間)	×	6.778 1.050

図 3 Anticipatory Stigmergy の有意差検定

する。各ケースの特徴は以下の通りである。

- Case0: プローブ情報なし
- Case1: 長期 + 短期 Stigmergy
- Case2: Anticipatory Stigmergy

非集中型マネジメント下では、限られたリンクのリアルタイムの情報を得ることが出来、集中管理環境下では、全てのリンクのリアルタイムの情報を得ることが出来る。また、Case1 の Combined Long- and Short- Term Stigmergy における Short- Term Stigmergy と、Case2 の Anticipatory Stigmergy における Short- Term Stigmergy 及び Anticipatory Stigmergy で、情報提供範囲が異なる集中及び非集中マネジメント下の比較評価を行っている。ここで、シミュレーションの回数は 200 日分を行っている。今回の比較分析では、200 日の出力結果のうち最後の 100 回分の平均を用いている。

4.1 総所要時間の比較

自動車交通流の効率性の代表的な指標として総所要時間があり、Case0 ~ Case2 の結果を整理したものが図 2 である。交通量の影響を受けずに自由走行時間をリンク評価値とする Case0 は予想通り、プローブカー・データを活用する Case1, 2 の集中型及び非集中型マネジメント下よりも総所要時間が大きく、悪い結果となった。非集中型マネジメント及び集中型マネジメントにおける総所要時間及び後に詳細を述べる渋滞損失時間の有意差検定を行ったものをまとめたものが図 3 である。また、Anticipatory Stigmergy を活用し、集中型マネジメント下である Case2 が最も良い結果となり、今回の評価実験では、集中型及び非集中型マネジメント下のどちらにおいても、現在のナビゲーションシステムのサービスレベルである蓄積データなど実績データを最大限利用した Case1 よりも効率性が高く、t 検定に



図 4 集中型における Case1 の感度分析 (100iteration)

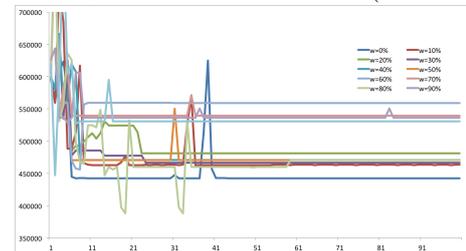


図 5 非集中型における Case1 の感度分析 (100iteration)

おいて、5%の有意水準で有意差が確認された。

また、総所要時間の指標において、集中型と非集中型マネジメントを比較したものが図 4 と図 5 である。図より、集中型、非集中型のどちらにおいても、シミュレーション回数を繰り返すことによって収束していることが確認できる。また、集中型における Case1 の総所要時間において、非集中型よりもハンチング現象が見られるのは、非集中型では把握できなかった直近数分間において車両があまり通過していないリンクの評価値が小さく評価されたため、経路として選択された為である。総所要時間の他の指標として、渋滞損失時間を調べる。渋滞損失時間は具体的には 60 秒間毎に各プローブカーの出発時刻から現在までのリンク通過所要時間の合計値と自由走行時間の合計値から、式 (8) の通り、渋滞損失時間を算出する。

$$t_{congestion} = \sum(t_{travel}(l) - t_0(l)) \quad (8)$$

ここで、 $t_{congestion}$: 渋滞損失時間、 $t_{travel}(l)$: 各リンクの通過所要時間、 $t_0(l)$: 自由走行時間とする。

渋滞損失時間の現象は所要時間の短縮に加え、心理的負荷軽減効果も期待され、交通事故の削減効果にもつながるといえ、重要な評価指標の 1 つである。今回は比較のため、Combined Long- and Short-Term Stigmergy のウェイトを 50%とし、車両割当比率も同様に 50%として感度分析を行っている。

また、ドライバーの渋滞損失時間の平均値、標準偏差、変動係数を図 6 に整理した。各ドライバーの渋滞損失時間の平均値を見ると、非集中型マネジメント下を想定していない集中型マネジメントの Anticipatory Stigmergy を活用する Case2 が最も小さく、交通量の情報を反映していない Case0 は最も渋滞時間が大きくなっている。また、集中型マネジメントの Case1 と Case2 の渋滞損失時間の平均値では、Case2 が小さく、図 3 から、t 値も 6.778 であり、統計

	Time Loss in Congestion		
	Average [sec]	Standard Deviation [sec]	Coefficient of Variation
Case0	309.4	188.7	0.61
Case1	89.4	47.8	0.54
Case1(Distributed)	83.1	45.8	0.55
Case2	39.9	19.3	0.48
Case2(Distributed)	92.8	47.3	0.51

図 6 ドライバーの渋滞損失時間の比較

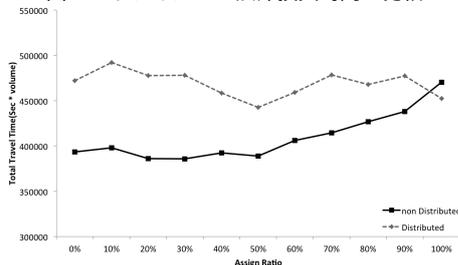


図 7 車両割当比率の感度分析

的有意差も確認できた。このことから、渋滞損失時間はドライバーの出発時からの交通状況に依存し、割当に関して適切な調整を行うことで質的なサービスレベルが向上することを意味することがわかる。しかし、非集中型マネジメント下における Case1 と Case2 の渋滞損失時間の平均値は Case1 が小さかった。図 3 のように、 t 値は 1.050 であり、統計的有意差は確認できなかった。このことから、総所要時間の指標においては、効率化が確認されたが、渋滞損失時間においては広い範囲の交通状況の把握が必要である。

4.2 車両割当比率の感度分析

さらに、Anticipatory Stigmergy を活用した Case2 における混雑リンクに対する車両の割当比率の感度分析を整理したものが図 7 である。今回は割当比率を 50%、つまり Anticipatory Stigmergy を活用した経路に対してリンクの交通容量の 50% を上限として割り当てると設定した場合が集中型及び非集中型マネジメントの両方において最も効率性が高くなったことが確認できた。そこで、本研究で導入している車両の経路割当が必要である。

従って、総所要時間の比較評価結果から、数分後の位置情報を共有できると想定した Anticipatory Stigmergy による予見的経路情報提供手法は、従来の経路情報提供手法より効率的であるといえる。

5. まとめ

本研究では、より現実的な非集中型マネジメント下における動的な交通状況の送受信による経路情報の提供手法について分析を行った。評価実験から、数分後の車両の予測位置である Anticipatory Stigmergy による渋滞箇所を回避する経路と現在のナビゲーションのサービスレベルである過去の蓄積データ及び直近数分間の交通状況から得られた経路への割当は集中型、非集中型ともに統計的有意差があ

り効率的であることを確認した。また、総所要時間の指標において、車両の割当比率に関しても同様に、集中型、非集中型の両方にリンクの交通量の半分である 50% の割当を行った際に自動車交通流の効率化が確認され、車両の経路割当は必要であることがわかった。

今後は、現況再現を目指した交通流シミュレータの精緻化、及び非集中型マネジメントをより反映した評価実験のネットワークの大規模化などにおける有用性の確認を行うこと。そして、評価実験のネットワークの大規模化に伴って、本実験では確認できなかった渋滞損失時間の指標における Anticipatory Stigmergy による経路情報提供手法の有意性を確認していくことが課題となる。

参考文献

- [1] 森川高行, 山本俊行, 三輪富生, 王立暁: 動的経路案内システム「PRONAVI」の開発と性能評価実験, Vol. 42, No. 3, 交通工学 (2007).
- [2] Japan, I.: 通行実績・通行止情報.
- [3] Dorigo, M. and Gambardella, L. M.: *Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem*, IEEE Transactions on Evolutionary Computation (1997).
- [4] Chen, B. and Cheng, H. H.: A Review of the Applications of Agent Technology in Traffic and Transportation Systems, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (2010).
- [5] Dallmeyer, J., Schumann, R., Lattner, A. D. and Timm, I. J.: Don't Go with the Ant Flow: Ant-inspired Traffic Routing in Urban Environments, *In the Proceedings of the 8th Workshop on Agents in Traffic and Transportation (ATT2012)* (2012).
- [6] Narzt, W., Wilflingseder, U., Pomberger, G., Kolb, D. and Hortner, H.: Self-organising congestion evasion strategies using ant-based pheromones, *Intelligent Transport Systems, IET*, Vol. 4, No. 1, pp. 93-102 (2010).
- [7] Ando, Y., Fukazawa, Y., Masutani, O., Iwasaki, H. and Honiden, S.: Performance of pheromone model for predicting traffic congestion, *Proceedings of the Fifth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)* (2006).
- [8] Claes, R. and Holvoet, T.: Weighing communication overhead against travel time reduction in advanced traffic information systems, *Progress in Artificial Intelligence*, Vol. 1, No. 2, pp. 165-172 (online), DOI: 10.1007/s13748-012-0014-x (2012).
- [9] de Weerd, M. M., Gerding, E., Stein, S., Robu, V. and Jennings, N. R.: Intention-aware routing to minimise delays at electric vehicle charging stations, *Proc. 23rd Int. Joint Conf. on AI (IJCAI)*, pp. 83-89 (2013).
- [10] 金森 亮, 高橋 淳, 伊藤孝行: 予見的情報に基づく経路割当戦略に関する研究, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 133, No. 9, pp. 1645-1651 (2013).
- [11] Sheffi, Y.: *Urban Transportation Networks: Equilibrium Analysis with Mathematical Programming Methods*, Vol. 1, No. 1, Prentice-Hall.
- [12] 土木計画学研究委員会交通需要予測技術検討小委員会: 道路交通需要予測の理論と適用 第 1 編 利用者均衡配分の適用に向けて, 土木学会 (2003).