

予測市場を用いた経路選択行動による混雑への影響分析

○大内惇平 高橋真吾（早稲田大学）

Analysis of Congestion due to Route Selection Behavior by Prediction Market

* J. Ouchi and S. Takahashi (University of Waseda)

概要— ドライバーがそれぞれの認知に基づき意思決定を行うという状態下で、行動の不確実性が混雑に与える影響を分析する。本研究では「予測市場」を用いてドライバー各々が認知する情報と、その認知を集約しドライバーへフィードバックを行うことでカーナビのように予測情報を提示するモデルを作成し、ドライバーの認知情報によるドライバーの行動変化を表現する。そして、情報精度や混雑情報に対する行動に差のあるエージェントが存在する交通状態を表すシミュレーションを作成し分析を行うことで混雑につながる行動とその行動の原因を判明させる。

キーワード: 交通シミュレーション, 予測市場, 経路選択, エージェントベースモデル

1 研究背景

交通渋滞が社会問題となっている現代において、ITS (Intelligent Transport Systems) を通してその対策が進められている。ITS とは、交通の安全性や快適性を目的として最先端の技術を活用して、人・道路・車を一体として構築する交通システムのことである。これまで VICS (Vehicle Information and Communication System) や ETC などのサービスが実現されている。また、交通を快適なものとするツールとして挙げられるカーナビは、今では事故や渋滞などの交通情報だけでなく、区間ごとの所要時間や、目的地までの最速ルートをドライバーに提示し、それらの情報を定期的に最新のものに更新する機能を有している。

近年、ビッグデータ技術を活用した交通情報精度の高度化や、最新の ICT 技術を活用した交通の全体最適の実用化などが取り組まれている。しかし、高い精度の情報を活用した全体最適には、すべての車を制御できるように同様の情報を受け取りそれに従う必要がある。そのため、このような理想状態に至るまでには、各ドライバーがそれぞれ違う情報を受け取り、それぞれで意思決定を行うという状態を経る必要がある。現在では、カーナビから最速で目的地に到着できると提示された経路であっても、従わずに自らで経路を選択するドライバーも一定数存在する。ドライバーへ与える情報の与え方や、情報を認知したドライバーの行動についての研究、また、全体最適に至るまでの過渡期における分析は不十分という課題があるといえる。

2 先行研究

交通渋滞を分析するにあたり、マルチエージェントシミュレーションなどを活用した交通シミュレーションによる分析がなされている。例としては、日本IBMが開発した大規模なマルチエージェント交通シミュレーションである「IBM Mega Traffic Simulator」¹⁾が挙げられる。これは、仮想世界を作成し人間をエージェントとして現実の人間社会をシミュレートする、広域をカバーしたマイクロシミュレーションであり、これにより交通渋滞といった課題だけでなく、高齢者が増加し

た場合など歩行者の属性や環境が変化した社会における交通状況のシミュレーションといった、従来はシミュレーションが困難であった課題にも対応できる。しかし、リアルな人間の行動をモデル化することに課題を残しており、ドライバーごとの行動の差異を表現することはできていない。また、ドライバーの行動モデルに関する研究も数多くなされている。また藤井ら²⁾は不確実性に対する態度の個人間の差異をパラメータによって考慮した経路選択行動モデルの提案している。服部ら³⁾は被験者実験によるドライビングシミュレーションのログデータ分析とインタビューにより行動モデルを作成する手法を提案している。しかし、データの収集には被験者に大きな負担がかかる上に、多様な被験者のデータが必要のため、十分なデータの取得は難しいという課題がある。

今までの交通シミュレーションに関する研究では、大規模な交通を再現はできるが、混雑状態や道路環境などのドライバーが認知する情報に対する経路選択行動の差異を表現できていない。また、アンケートによるドライバーの行動モデル作成は多様で大量のデータを必要とするため困難である。加えて、行動モデルを提案している研究では、カーナビの情報に従う・従わないなどの認知情報に応じて生じるドライバーの行動の違いを再現するものはない。本研究では、このドライバーの認知や、その認知からくる行動の差異をモデル化する。そのうえでドライバーの行動がどのように混雑に影響を与えるかを考える。

一方、未来の事象について予測を行う手法として、「予測市場」という手法について研究が進められている。予測市場とは、将来の事象に関する群衆の知識・意見を市場のメカニズムを用いて集約して集合知化させ、その数字を「予測値」とする手法である。予測したい物事の未来の状態に応じて価値が定まる「予測証券」と呼ばれる仮定の証券を発行し、複数の市場参加者に仮定の市場で証券を売買してもらう。その過程における証券価格の推移に基づいて未来事象の予測を行う。ChenとPlot⁴⁾は製品の販売量予測に予測市場の適用を試みている。この研究では対象製品の販売量を、[0~100],[100~200]といったように、複数の区間に分割し、それらの区間に対応した証券を用いた予測市場を構築している。結果として、この予測市場の結果が、企業のオフィシャルな予測値よりも精度が高いという結果が得られたとしている。これに対し、水山ら⁵⁾は、

製品の需要量の点推定値が得られるだけでは必ずしも十分でないという課題を挙げ、連続的な予測分布を得ることを目的として「可変区間型証券」という予測証券を用いた予測市場システムの提案をしている。「可変区間型証券」とは、実際の需要量の値が予測区間[a,b]に当てはまった場合にリターンが得られる証券であり、市場参加者は予測区間[a,b]を自由に指定することができる。水山ら⁹⁾は、製品の需要予測に予測市場を適用し、人工的に作成した市場を用いてシミュレーションを行い、数値予測に対する予測市場の有効性を示している。

3 研究目的とアプローチ

3.1 研究目的

ドライバーがそれぞれ違う情報を受け取りそれぞれで意思決定を行うという状態で、カーナビから与えられる経路情報や予想所要時間といった混雑情報に対するドライバーの行動の不確実性が混雑に与える影響を分析する。そのために、ドライバーごとに混雑状態や道路環境に対する行動の差異を再現できるような行動モデルを作成する。そして、ドライバーがカーナビから受け取る推奨経路や所要時間といった情報や、ドライバーがもともと持っている認知情報によってドライバーの行動が変化することを表現するための認知モデルが必要である。そこで「予測市場」を用いてドライバー各々が認知する情報と、その認知を集約しドライバーへフィードバックを行うことでカーナビのように混雑予想情報を提示するモデルを作成する。そして、情報精度や混雑情報に対する行動に差のあるエージェントが存在する交通状態を表すシミュレーションを作成し、ミクロ・マクロ分析を行う。これによりドライバーのどのような行動が混雑につながるのか、そしてその行動の原因がどこにあるのかを判明させる。

3.2 アプローチ

ドライバーがカーナビから受け取る推奨経路や所要時間といった情報や、ドライバーがもともと持っている認知情報によってドライバーの行動が変化することを表現し、その変化が混雑に与える影響を分析するためにモデルを作成する。

そこで、この予測市場と呼ばれる集合知を利用した数値予測手法を用いて、人工的に作成した予測市場を所要時間予想システムに利用し、ドライバーの認知する情報とカーナビから提示される情報を表現する。そこでドライバーの持っている認知情報を予測証券として表現して、この予測証券をやり取りすることで情報を集約化させ、全体の予測としてドライバー側にフィードバックを行う。本研究では水山らの提案する可変区間型予測証券を導入し、その予測区間は市場に参加する各ドライバーの認知する所要時間によって決定される。そのため、予測証券は、ドライバー各々が持つ、認知を表したものとなる。

実際の交通は、予測証券というものは存在しないが、ドライバーが道路を走行した後に VICS に集積される交通ログデータと、ドライバー自身が考える所要時間の認知をカーナビに入力させることで、ドライバーの知識を集約化させ、予測を行うことができる。

4 モデル説明

本モデルは、車両が走行する交通モデルと、予測市場を用いたドライバーの認知情報を集約化させ、それを予想所要時間としてフィードバックを行う所要時間予想システム（カーナビ）が存在し、この二つのモデル上でエージェントが行動モデルに従い意思決定を行う。全体のフローを以下に示す。

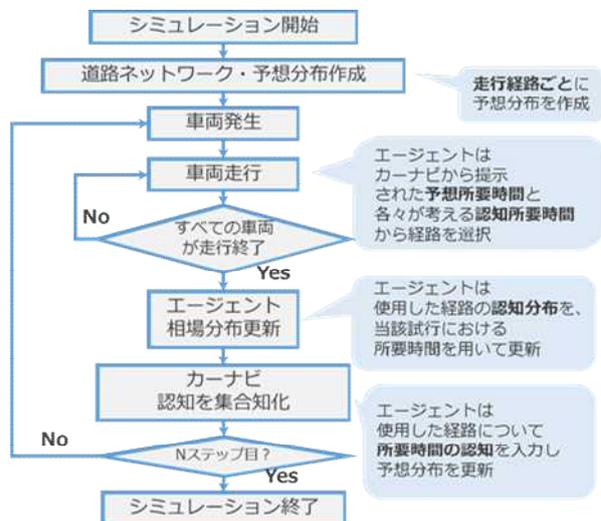


Fig. 1: シミュレーションフロー概要

以降、エージェントが認知する所要時間の分布を「認知分布」、所要時間予想システムが保有する予想所要時間を表す分布（市場における価格分布）を「予想分布」と表現する。交通シミュレーションは全エージェントが目的地到達するまで実行し、その後エージェントの認知情報を集合知化し予想分布を更新することを1ステップとする。つまり、シミュレーションをNステップ行う場合、エージェントは出発地から目的地へN回分繰り返すことになる。

4.1 ドライバーが認知情報を用いて経路選択を行う車両交通モデル

4.1.1 交通環境モデル

交通シミュレーションは、全エージェントが出発地点を発ち、すべてのエージェントが目的地に着くまでを1回とし、本研究におけるシミュレーションの1ステップで1回の交通シミュレーションを行う。

交差点をノード、交差点間の道路をリンクとして、リンクをいくつかのブロックに分割する。

エージェントが発生および到着する地点（ノード）は全エージェント共通とし、エージェントはその2点間を結ぶ複数の経路から一つを選択し走行する。

ブロックごとの車両速度 V_i を下式で算出し、ネットワーク上のエージェントを走行させる。このとき、現実的には渋滞が発生しても車両はわずかながら前進しているため、最小移動速度を V_{min} とする。

$$V_i = \max\left(V_f \left(1 - \frac{S \cdot R_i}{R_{jmax}}\right), V_{min}\right) \quad (1)$$

車両密度: K_i (=車両数/ブロックの長さ), 飽和密度: K_{jam} , s :定数

4.1.2 エージェントの経路選択モデル

ドライバーは、経路ごとの効用値を計算し、ロジットモデルを用いて確率的に経路選択を行う。経路 k の効用値を計算する関数を以下に示す。

$$U_k = w_{time} \times V(x) + w_{distance} \times (\text{距離}) \quad (2)$$

$V(x)$ は所要時間に対する損得の効用を表している。提示された経路を信じるかどうかドライバーの差を再現するためカーナビに提示されている経路に納得がいらず、従わないこともあるのではないかとという仮説より、プロスペクト理論⁶⁾を用いて所要時間に対する損得を導入する。本研究では「カーナビから提示される予想所要時間」が、「ドライバーが思う認知所要時間」より小さい場合を得、大きい場合を損であるとみなす。この効用値の計算は以下の式に従う。

$$V(x) = \begin{cases} \lambda_p \times x^\alpha & (x \geq 0 \text{ のとき}) \\ -\lambda_n \times (-x)^\beta & (x < 0 \text{ のとき}) \end{cases} \quad (3)$$

$$x = (\text{エージェントの認知所要時間}) -$$

$$(\text{カーナビからの予想所要時間}) \quad (4)$$

上記の効用関数に用いるパラメータによって、エージェントの特性に変化をつけることができる。 $\lambda_n > \lambda_p$ のとき、提案される経路の所要時間が短い場合にはそこまで魅力を感じないが、所要時間が長い場合には避けようとする気持ちが大きくなる。このときエージェントはカーナビの予想所要時間の短い推奨経路を従いにくく、自身の認知に従いやすいという特性を持つといえる。

計算した効用値に対してロジットモデルを適用し、確率的に経路を選択する。経路 k が選択される確率を式(5)で算出する。

$$P_k = \frac{\exp(U_k)}{\sum_{i=1}^n \exp(U_i)} \quad (5)$$

4.2 ドライバーの認知を集合知化させた所要時間予想システム

4.2.1 所要時間予想システム

本研究では、ドライバーそれぞれが持つ経路の認知所要時間を、予測市場を通して集合知化させる。経路ごとに予想分布を作成し、エージェントはそれぞれがもつ認知分布を用いて所要時間予想システムに入力する。それを予測証券の売買として表現し、その結果市場に生成された価格分布をその経路の予想分布として、エージェントに予想所要時間を提示する

モデル化するにあたり、所要時間予想システムの役割をこなす予測市場に関して以下の仮定をおく。

◇ 経路ごとに対応する予測市場が存在する。エージェントは選択した経路の IID と同様の番号を持つ予測市場に参加することとなる。また、それぞれの予測市場は価格分布を表す密度関数 $g(x)$ を備えており、この分布が予想分布にあたる。

◇ エージェントは予測区間 $[a, b]$ を自由に指定することができる。任意の予測区間 $[a, b]$ の証券 1 単位あたりの価格 $p(a, b)$ は価格分布 $g(x)$ を用いて次式で算出する。

$$p(a, b) = \int_a^b g(x) dx \quad (6)$$

4.2.2 エージェントの証券売買行動モデル

エージェントは利用した経路について認知している認知分布を用いて、その経路に対応する予測市場に参加し予測証券を売買する。この行動結果をポジション (a, b, v) として表現し、 a は予測区間の下限、 b は予測区間の上限、 v は証券の数を表す。このときエージェントの総資産 w は $p(a, b) \cdot v + u$ で表すことができる。

このポジションのもとで次の試行の所要時間が実際に予測区間 $[a, b]$ に収まった場合、結果として $2v$ のリターンが得られる。この結果が得られる主観的な確率 $q(a, b)$ は、当該市場参加エージェントの認知分布 $f(x)$ を用いて次式で与えられる。

$$q(a, b) = \int_a^b f(x) dx \quad (7)$$

逆に所要時間が予測区間 $[a, b]$ に収まらなかった場合は、リターンは得られない。エージェントの主観的な期待効用 EU は以下のように表すことができ、エージェントはこの EU を最大化するように予測区間 $[a, b]$ を指定する。

$$EU = q(a, b) \cdot \log\{w + q(a, b)\} \cdot v +$$

$$q(a, b) \cdot \log\{w - p(a, b) \cdot v\} \quad (8)$$

5 シミュレーション実験

ドライバーエージェント数を 100 とする。そして交通シミュレーションを全エージェントが出発して全エージェントが目的地に到着するまで行い、その後全エージェントが所要時間予想システムへ認知情報を入力しの予想分布の修正を 1 回ずつ行るところまでを 1 ステップとする。この 20 ステップを 5 試行分 (交通シミュレーションを 100 回分) 行い、分析を行う。

5.1 妥当性評価

以下に示す二つのスタイライズドファクトと呼ばれる、問題領域における一般的に受け入れられる事実と、モデルが生成する結果を比較し、妥当性を検証する。

(1) 渋滞を道路上で車両の交通が滞り、走行速度が一般道路においては 20km/h 以下の状態と定義した場合、道路の全長に対し、5%~10%の長さの渋滞が起きている。⁷⁾

(2) 経路選択をカーナビに頼っている人の 6~8 割が、実際に推奨された経路を走行している。⁸⁾

都市計画型都市(5.2 節で説明)⁹⁾ を表現したネットワークにおいて、所要時間予想システムから提示される推奨経路に従いやすいエージェントが全体の 5 割を

占める場合に、上記のスタイライズドファクトを満たす結果を確認した。

5.2 シナリオ

混雑の特徴について、道路環境ごと、およびエージェント特性やその構成割合ごとに分析を行う。

a. 道路環境

都市構造は媒介中心性によって分類することができる。⁹⁾ 媒介中心性とは、頂点間の最短経路の中であるノードが、その最短経路上にある割合を全部の最短経路間数で標準化したものである。Paolp Crucciti ら⁹⁾によると、都市構造は媒介中心性の分布によって、自然発生型都市と都市計画型都市に分類できるとしている。本研究では、この2種類の構造を表現した道路ネットワークについて混雑の分析を行う。構造の違いによる混雑の特徴を分析するため、それぞれのネットワークにおける最短経路の走行距離が同程度になるようにネットワークを作成する。また、出発ノードと到着ノードは固定し、エージェントはその2つのノード間をつなぐ経路を選択し走行する。

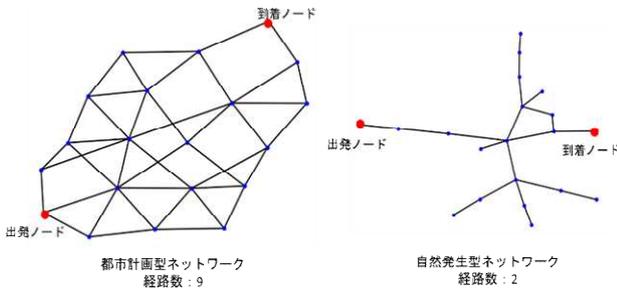


Fig. 2: ネットワーク構造

b. エージェント特性

エージェントが経路を選択する際の効用関数（式(3)）におけるパラメータに差異をつけることにより、カーナビから提示される予想所要時間が短く推奨される経路に従いやすいエージェントと従いにくいエージェントを表現する。

効用計算に用いるパラメータはスタイライズドファクトを満たすように設定する。

Table 1: 効用計算のパラメータ

| | 従いやすい エージェント | 従いにくい エージェント |
|-----------|-----------------|-----------------|
| λ | 1.5 | 0.1 |
| λ | 0.1 | 1.5 |
| α | 0.88 | 0.88 |
| β | 0.88 | 0.88 |

Table 2: シナリオ一覧

| シナリオ | ネットワーク | エージェント構成割合 推奨経路に 従いやすい：従いにくい | |
|-------|--------|------------------------------------|-------|
| | | 従いやすい | 従いにくい |
| シナリオ1 | 計画都市型 | 1 | 9 |
| シナリオ2 | 計画都市型 | 5 | 5 |
| シナリオ3 | 計画都市型 | 9 | 1 |
| シナリオ4 | 自然発生型 | 1 | 9 |
| シナリオ5 | 自然発生型 | 5 | 5 |
| シナリオ6 | 自然発生型 | 9 | 1 |

6 実験結果

シナリオごとにおける、全エージェントが出発ノードから到着ノードまでの所要時間の平均をランドスケープ図として示す。シナリオごとに、20ステップを5試行、つまり計100回分の交通シミュレーションを行った。

6.1 道路構造による混雑特性の違い

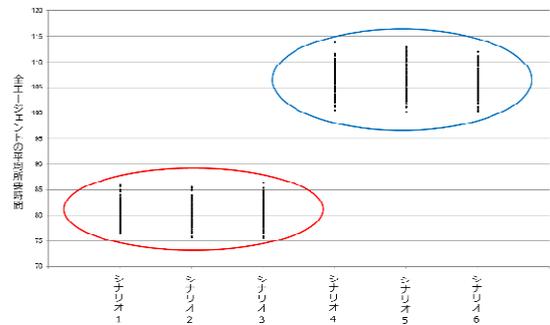


Fig. 3: シナリオごとの全エージェントの平均所要時間

自然発生型ネットワークの方が、大幅に所要時間がかかる。エージェントの構成割合が全体の所要時間に与える影響は少なく、推奨経路に従いやすいエージェントが多くなったとしても、全体の所要時間には大きな影響は与えない。

6.2 エージェントの構成割合による混雑特性の違い

6.2.1 都市計画型ネットワーク

推奨経路に従いにくいエージェントが大部分を占めるシナリオ1において、従いやすいエージェントはばらつきが大きいのが所要時間が大幅に抑えられている試行も存在する。それに対し、従いやすいエージェントが5割以上のシナリオ2,3では、推奨経路を信じやすいエージェントの所要時間が、従いにくいエージェント以上の値をとっており、推奨経路に従いやすいことで逆に所要時間が増加してしまっている。以降は、所要時間のばらつきが大きく出ているシナリオ1,3について、混雑特性に影響を与える要素を分析する。

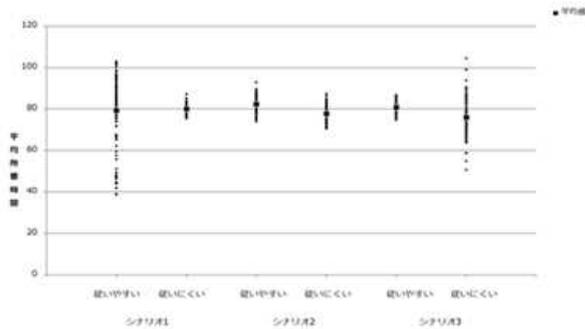


Fig. 4: エージェント特性ごとの平均所要時間



Fig. 5: シナリオ1における平均所要時間の変動

Table 3: 試行ごとの所要時間の分散

| | 試行1 | 試行2 | 試行3 | 試行4 | 試行5 |
|----|------|------|------|------|------|
| 分散 | 2.08 | 3.09 | 6.71 | 3.56 | 4.47 |

試行3においてシナリオ1における所要時間の最大値をとっており、もっとも変動が激しい。それに対し、試行1ではもっとも変動が小さく、平均所要時間が小さい値で安定して推移している。これらの試行に注目する。

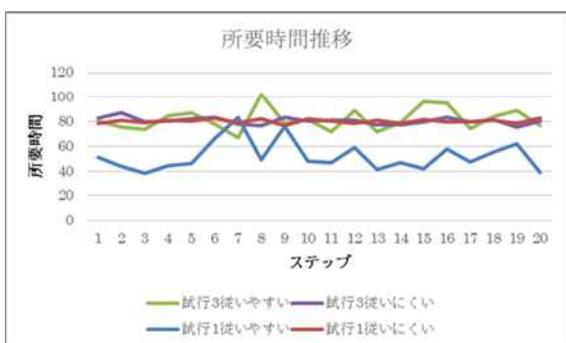


Fig. 6: シナリオ1の特徴的な試行における平均所要時間推移

エージェント特別に所要時間を比較すると、従いにくいエージェントに関しては注目した試行の間に大きな違いは見受けられなかった。しかし、従いやすいエージェントに関しては大きな違いがあり、混雑がより小さく安定している試行では所要時間が大幅に小さい値をとっている。従いやすいエージェントについて、

推奨経路を選択した確率を Fig. 7 に示す。

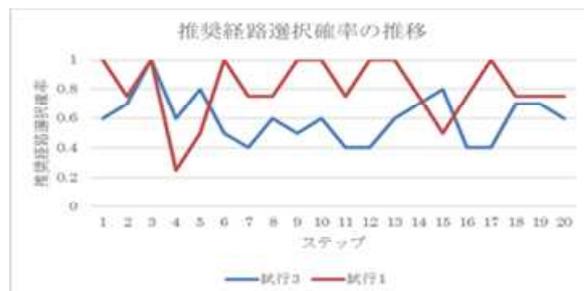


Fig. 7: シナリオ1の特徴的な試行における推奨経路選択確率の推移

混雑が抑えられた試行1では従いやすいエージェントの多くは推奨経路を選択している。それに対し、混雑が大きい値をとってしまう試行3では推奨経路を選択しないエージェントが存在している。これらのエージェントが所要時間が長いとされる経路を選んでしまっている。認知分布が安定している終盤ステップにおいて、施行3の従いやすいエージェントの選択経路の一覧を以下に示す。終盤6ステップのうち3回以上同じ経路を選択している部分をハイライトしている。

Table 4: シナリオ1の試行3（混雑が大きい試行）における従いやすいエージェントの選択経路 ID

| | 従いやすいエージェント10人 | | | | | | | | | |
|--------|----------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ステップ15 | 7 | 6 | 3 | 7 | 7 | 5 | 3 | 7 | 7 | 6 |
| ステップ16 | 7 | 6 | 3 | 6 | 6 | 6 | 3 | 6 | 6 | 7 |
| ステップ17 | 2 | 6 | 3 | 0 | 6 | 5 | 3 | 6 | 6 | 7 |
| ステップ18 | 0 | 7 | 3 | 5 | 7 | 7 | 3 | 6 | 5 | 6 |
| ステップ19 | 7 | 6 | 3 | 7 | 7 | 6 | 3 | 3 | 6 | 7 |
| ステップ20 | 6 | 6 | 3 | 7 | 7 | 6 | 3 | 6 | 7 | 3 |

同じ経路を選択し続けるエージェントが多数存在している。本当はもっと早く到着する経路があるにもかかわらず、その経路の正しい所要時間を認知することなく自分が知っている経路を選択してしまっている。このことから、同じ経路を選択し続けるドライバーに対してカーナビから普段通らない経路を推奨してみると、認知分布が正しいものに近づき結果的に混雑が安定するといえる。

6.2.2 自然発生型ネットワーク

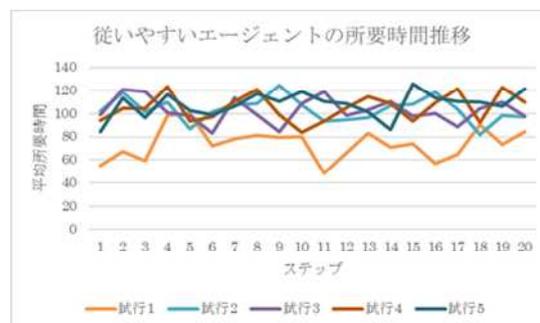


Fig. 8: 自然発生型ネットワークにおけるエージェント特性ごとの平均所要時間

所要時間のばらつきの大きいシナリオ 4, 6 において、混雑の大きさを左右する要素は何かを分析する。

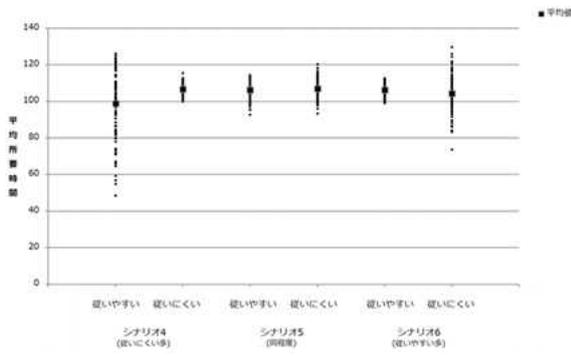


Fig. 9: シナリオ 4 における所要時間推移

試行 5 にはシナリオ 4 の全試行の中で所要時間が最長のステップが存在し、加えて常に高い値を推移している。つまり、カーナビシステムがうまく機能せず、混雑が大きい状態となっている。それに対し試行 1 では低い値を安定して推移しており、カーナビシステムの効果がうまく作用して混雑が抑えられているといえる。この二つの試行について内部データの比較を行い、混雑に影響を与えた要素を分析する。



Fig. 10: シナリオ 4 における予想分布平均の推移

混雑が大きい状態が続く試行 5 では二つの経路の予想分布の差が小さい。2 つの経路の予想所要時間が近い値をとってしまうと、エージェントは自らの認知所要時間のみが経路選択に影響を与え、混雑に偏りが出してしまう。それに対し、混雑が抑えられた試行 1 では、予想所要時間に大きな差があり、この値に応じてエージェントがばらついているといえる。

7 結論

本研究では、認知情報によって経路選択行動が変化するドライバーの経路選択行動モデルと、ドライバーの認知する情報と、それを集合知化させフィードバックを行う認知モデルを構築し、道路構造や異なる特性のドライバーの構成割合による混雑への影響を分析した。全体の混雑の大きさは道路構造による影響が大きいが、エージェントの特性による影響は大きくはなかったが、推奨経路に従いやすいエージェントが増えると、同エージェントは全エージェントの情報を集約した予想所要時間に従いやすいことで逆に所要時間が伸びてしまうことが分かった。また、所要時間予想システムが混雑に良い効果をもたらすのは、エージェントが経

路の所要時間に対して正しい認知をしている場合であることが分かった。認知が実際の混雑と乖離しているドライバーが多く存在すると混雑が大きくなる。そのため、システム側が、同じ経路をリピートし続けているエージェントに対して全く違う経路を情報を補正して提案してみることで同エージェントが自らの認知を見直し、混雑状態が安定すると考えられる。

課題としては、旅行者などにより新たなドライバーが参入する場合や、途中から情報に対する行動が変化する場合など、エージェントの構成が変動するような場合の混雑の分析やドライバーの出発地と目的地を固定せず、様々な走行ルートが存在する場合の分析が考えられる。また、情報の与え方を補正することで認知に影響を与え、混雑を間接制御する手法の考案も今後の展開として考えられる。

予測市場を用いた所要時間予想システムの実用化する場合の課題としては、市場参加者に対する報酬によって正確性を担保するという予測市場の性質上、システムへの参加者に対する見返りを必要とするという点が挙げられる。

参考文献

- 1) T. Osogami, T. Imamichi, H. Mizuta, T. Morimura, R. Raymond, T. Suzumura, R. Takahashi, T. Idé : Research Report —IBM Mega Traffic Simulator, RT0896 Operations Research 17 pages, December 29, (2012)
- 2) 藤井聡, 守田武史, 北村隆一, 杉山守久 : 不確実性に対する態度の差異を考慮した交通需要予測のための経路選択モデル, 土木計画学研究・論文集 No.16, 1999
- 3) 服部宏充, 中島悠, 石田亨 : 参加型モデリングに基づく運転行動モデル構築手法, 電子情報通信学会論文誌, **J92-D-11**, 1927/1934 (2009)
- 4) Chen, K. and Plott, C.R. : Information Aggregation Mechanisms Concept, Design and Implementation for a Sales Forecasting Problem, Caltech Social Science Working Paper #1131 (2002)
- 5) 水山元 : 予測市場とその周辺, 『人工知能』, **29-1**, 34/40 (2014)
- 6) Amos Tversky, Daniel Kahneman : Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty, *Journal of Risk and Uncertainty*, **5**, 297/323 (1992)
- 7) 警視庁 HP : 平成 30 年中の都内の交通渋滞統計(一般道路, 首都高速道路), https://www.keishicho.metro.tokyo.jp/about_mpd/jokyo_tokei/tokei_jokyo/ippan.files/tokei.pdf, 最終アクセス日 2020/10/01
- 8) (株) ナビタイムジャパン 太田恒平・渡部啓太・小竹輝幸・梶原康至 : カーナビが経路選択を左右する, 第 53 回土木計画学研究発表会 (2016)
- 9) Paolo Crucitti, Vito Latora, and Sergio Porta : Centrality in networks of urban streets, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* **16**, 015113-1/015113-9 (2006)

- 10) 大内惇平, 高橋真吾 : 予測市場を用いた経路選択行動による混雑への影響分析, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2020, オンライン (2020)
- 11) 大月 誠 : 交通社会におけるコネクティビティ技術の動向, 国際交通安全学会誌, **43-3**, 128/138 (2019)
- 12) Kahneman, D. & Tversky, A. : Prospect theory: An analysis of decision under risk., *Econometrica*, **47**, 263/291 (1979)