

経路・出発時刻同時選択を考慮した適応的エージェントによる交通システムシミュレーション

中山晶一朗¹・高山純一²・佐藤達生³・北村隆一⁴

¹正会員 金沢大学大学院助教授 自然科学研究科社会基盤工学専攻 (〒920-1192 金沢市角間町)
E-mail: snakayama@t.kanazawa-u.ac.jp

²フェロー会員 金沢大学大学院教授 自然科学研究科社会基盤工学専攻 (〒920-1192 金沢市角間町)
E-mail: takayama@t.kanazawa-u.ac.jp

³大阪府 (〒540-8570 大阪市中央区大手前2丁目)

⁴正会員 京都大学大学院教授 工学研究科都市社会工学専攻 (〒606-8501 京都市左京区吉田本町)
E-mail: rkitamura@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp

計算機の性能の向上などを背景に、ソフトコンピューティング理論・技術が急速に進歩している。ソフトコンピューティングはモデリングの自由度が高く、既存研究とは異なった視点から交通の研究を行うことが期待できる。本研究では、そのようなソフトコンピューティングの一つである「エージェント」を交通システムの day-to-day ダイナミクス等の分析に適用する。本研究では、出発時刻及び経路を同時に選択する適応的エージェントの集合として交通システムをモデル化し、そのシステム及びエージェントの day-to-day ダイナミクス等の挙動分析を行う。

Key Words: *adaptive agent, soft computing, route & departure time choice, simulation*

1. はじめに

昨今の計算機の性能の向上や複雑系研究への関心の高まりを受け、遺伝的アルゴリズム、ニューラル・ネットワーク、エージェントなどのソフトコンピューティング理論・技術の向上が進んでいる。このようなソフトコンピューティング理論・技術は、計算機科学的であり、理論的な厳密性に欠ける部分があると思われるが、モデリングの自由度は高く、これまでの均衡分析を中心とした交通に関する研究とは異なった角度から交通システムを分析することが可能であり、交通システム分析の一つのツールとなり得ると考えられる。

本研究の目的は、エージェントを用いて交通システム分析を行うことである。エージェントは、情報科学・社会科学で広く用いられている概念であり、Russell と Norvig¹⁾は「感覚器を通して環境を知覚し、効果器を通じて行動する何らかのもの」と定義している。しかし、この定義が示すように、エージェントの定義はあいまいで、必ずしも確立されたものではなく、研究者によって概念が異なる部分もある。多くの場合、エージェントは自律的な主体であると

考えられている。ここでの主体とは、人間である場合やロボットやソフトウェア等のそれ自体で1つの個体をなすものを指し、自律的であるというのは、自身の「経験」や「知識」に基づいて主体的に行動できることと考えられる。エージェントは何らかの知識や経験を持ち、環境の状態を知覚し、その知識や経験に基づいて行動を起こす主体と言えよう。さらに、行動の結果、環境に何らかの影響を与えることができるということも重要である。自律的主体の行動によって、環境に影響を与えることができない場合、その自律的主体は単に環境を観測しているに過ぎず、その主体はエージェントとは呼ばれない。エージェントは、自らの知覚と行動を介して、環境や他のエージェントと相互作用する自律的な主体と言える。

エージェントの機能を持ったもの自体は以前から人工知能等の分野で研究されてきており、エージェントという用語は用いられなくとも、上述のようなエージェントの研究は行われてきている。近年、エージェントが注目されている背景としては、複雑系研究の隆盛があると思われる。複雑系は、システムを個々の要素に還元し、その個々の要素を分析す

るだけでは、システム全体を理解できないシステムと考えられている。ここで重要であるのは非線形な相互作用である。非線形な相互作用のあるシステムは個々の要素を分析するだけでは、システム全体を理解できないとされる²⁾。複雑系をモデル化するために、非線形な相互作用を行うエージェントの集合が用いられることが多々ある。このように複雑系研究によって、非線形な相互作用を行う複数もしくは多数の主体の重要性が認識され、エージェントの概念が広まることとなった。エージェントによるシミュレーション研究は、多くの場合、複数（もしくは多数）存在するため、マルチエージェントという用語も広く用いられ、大内ら³⁾は、マルチ・エージェントを自律した個々の主体が多数集まって、相互に依存し合っているシステムと定義している。

本研究では、このエージェントを一人の交通行動を行う主体とし、交通システムをこのようなエージェントが多数集まったシステムと考える。エージェントという用語は陽には用いられていないものもあるが、これまで著者らを含めていくつかのエージェントによる交通システム分析が行われている。著者ら^{4),5)}は、遺伝的アルゴリズム^{6),7)}による学習機能を持つ経路選択モデルを構築し、そのような経路選択を行うエージェントによる交通システムシミュレーションの研究を行っている。安田・秋山⁸⁾は、ファジィを用いて経路選択を行うエージェントによるシミュレーションを行っている。Wahle et al.⁹⁾は追従挙動及び経路選択を行うエージェントによって、情報提供効果の研究を行っている。Rossetti et al.¹⁰⁾は、BDI (Beliefs, Desires & Intentions) エージェントと呼ばれるエージェントによる通勤交通のモデル化の枠組みを提案している。

以上の既存研究では、個々の交通行動主体は自律的に経路を選択するとともに、旅行時間もしくは交通状況を通じて、間接的にはあるが、相互に影響を及ぼし合っている。このような多数のエージェントにより成り立つシステムを扱う上述の既存研究は、大内ら³⁾の定義に従うと、マルチ・エージェントによる研究とみなすことができる。ただし、それらは経路選択のみを扱ったシミュレーションばかりである。実際の交通行動では経路選択のみならず出発時刻選択も重要な交通行動であり、これら両方を考慮することが必要である。

Cetin ら¹¹⁾は、経路選択及びアクティビティの一部としての出発時刻選択を考慮したマルチ・エージェント・シミュレーションを行っている。しかし、交通行動アクティビティの一部として、出発時刻が取り扱われているとともに、広域道路ネットワーク

のある種の均衡状態もしくは収束状態を求めるものであり、エージェントの学習が全く取り扱われていない。したがって、彼らの研究においては、均衡が対象ネットワークで存在するのかや収束状態が得られた場合それは均衡と一致するのか、常に計算は収束するのか、などの基礎的な問題がどのようになっているのかは不明である。

そこで、本研究では、経路選択と出発時刻選択を同時に行うとともに日々学習する自律的なエージェントを用いて、エージェントが学習することにより、交通システムは収束するのか、どうか、収束した場合それは均衡と一致するのかなどを検討することが目的である。本研究のエージェントは、日々の学習に焦点が当てられたものであり、これまでのエージェント研究の文脈からは適応的エージェントと呼ぶこともできよう。このエージェント・シミュレーションによって、交通システムの day-to-day ダイナミクス及びエージェントの挙動を分析することが本研究の目的であり、経路選択と出発時刻選択を同時に考慮すると同時に、エージェントの学習をモデル化していることがこれまでのシミュレーション研究^{4),5),6),7),8),9),10),11)}とは異なる点である。また、解析的モデルに対しては、エージェントの個々のミクロな行動や状態を把握できることが特徴と言えよう。解析的モデルでも、ある程度エージェント（道路利用者）の異質性を考慮することが出来るが、マルチ・エージェント・シミュレーションでは、エージェントの個々の挙動を陽に独立に扱うことが可能であり、個々のエージェントの挙動とシステムの挙動の関係を捉えることが可能である。室内実験研究に対しては、実験環境を完全に統制し、エージェントの意志決定過程を明確に把握できることが本シミュレーション研究の特徴となる。

2. シミュレーションモデルの概要

本研究では、図-1 に示すシミュレーションモデルを構築する。本シミュレーションモデルはエージェントモデルと交通流モデルから構成されるが、前者はエージェントの出発時刻・経路選択、学習を再現するモデルであり、後者は出発時刻・経路選択モデルから得られる各時刻の経路交通量を動的に扱い、旅行時間を算出するものである。なお、交通流モデルでは、交通流シミュレーションで多用されているブロック密度法を用いて時々刻々の旅行時間を算出する。

本研究では、エージェントは以下で述べる if-then ルールを用いて出発時刻及び経路を毎日選択する。

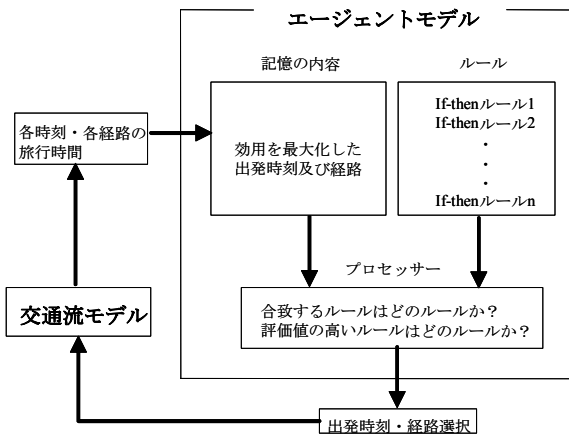


図-1 シミュレーションモデルの概要

エージェントは、基本的にはトリップ終了後、各時刻・各経路の旅行時間を知ることができることを前提とする。できるだけ if-then ルールを簡素に構成するために、最も望ましかった出発時刻・経路の組み合わせのみをエージェントは記憶し、それに基づいて出発時刻・経路を選択すると仮定する。ここで、最も望ましい出発時刻・経路とは、旅行時間、早着待ち時間及び遅刻ペナルティを合わせた一般化費用が最小となる出発時刻と経路の組み合わせである。

$$c_i(d) = T^a - T_i(d-1) + \alpha_i \cdot l_i(d-1) = t_i(d) + w_i(d) + \alpha_i \cdot l_i(d) \quad (1)$$

ここで、

- $c_i(d)$: エージェント i の d 日の一般化費用
- $T_i(d)$: エージェント i の d 日の出発時刻。
なお、60 進法の通常の時刻を用いず、7:30AM から何分後に出発したのかを出発時刻とする。
- T^a : 全エージェントの希望到着時刻 (シミュレーションの設定を出来る限り簡素にするために、本稿でのシミュレーションではエージェントは全員同じ希望到着時刻とする。)
- $l_i(d)$: d 日目にエージェント i が希望到着時刻から遅刻した時間。ただし、遅刻しなかった場合は 0 である。
- $t_i(d)$: エージェント i の d 日の旅行時間 (トリップに要した時間)
- $w_i(d)$: エージェント i の d 日の早着待ち時間
- α_i : エージェント i の遅刻ペナルティ時間換算係数

表-1 出発時刻

区分	出発時刻
時刻1 (T1)	AM 7:30-7:40
時刻2 (T2)	AM 7:40-7:50
時刻3 (T3)	AM 7:50-8:00
時刻4 (T4)	AM 8:00-8:10
時刻5 (T5)	AM 8:10-8:20
時刻6 (T6)	AM 8:20-8:30

図-1 では、エージェントの行動決定として、前日各エージェントが最も望ましい出発時刻及び経路がどれであったかを記憶し、その記憶している過去の交通状況に対応した if-then ルールが示す出発時刻及び経路を選択する。このような出発時刻・経路選択を各エージェントが並行して行う。エージェントが出発時刻・経路を選択すると、交通流モデルにおいて、ブロック密度法により時々刻々のリンク (経路) 内のブロック交通量や速度、旅行時間を算出する。トリップ終了後、その日の交通状況を各エージェントにフィードバックする。

各エージェントはトリップ終了に交通状況を知覚し、それを基に学習し、出発時刻・経路の選択を行う。この選択結果は交通状況に影響しており、交通状況を通じて間接的にエージェントは相互作用を行うことになる。

(1) エージェントの仮定

エージェントモデルでは、各エージェントの出発時刻と経路が決定される。本研究では、出発時刻選択として、表-1 に示した AM7:30 から AM8:30 を 10 分ずつで区切った時間帯である時刻 1~時刻 6 (T1~T6) のいずれかを選ぶこととする。

本研究では、対象とするネットワークは 10D2 経路の単純なネットワークとし、2つの経路のうちのいずれかの経路 (R1 もしくは R2) を選ぶとする。出発時刻選択及び経路選択はそれぞれ選択肢が 6 つと 2 つあり、同時選択として、選択肢が 12 存在する。

エージェントに関して以下の仮定を置く。

- エージェントは同一目的地に毎日トリップを行う (通勤トリップを想定)。
- エージェントには希望到着時刻があり、その時刻に遅れると遅刻ペナルティが課せられる。なお、希望到着時刻は毎日同じ時刻で全員同じとする。
- エージェントは、旅行時間、早着した場合の希望到着時刻までの待ち時間及び遅刻した

場合の遅刻ペナルティを時間換算したものの合計の一般化時間をできるだけ小さくしようとする。この一般化時間の最も小さい選択肢が効用最大の選択肢である。本研究では、出来る限りパラメータを少なくするため、エージェントが消費した時間は出発時刻と到着制約時刻の差であり、早着待ち時間と旅行時間は同等であることを前提としている。

- トリップ完了後、その日の交通状況（各時刻・各経路の旅行時間）を（完全に）知ることができる、もしくは、その日に経験した交通状況やマス・メディアその他から入手した情報を元に、その日は何時に出発し、いずれの経路を選択するのが最も望ましかったのかを知ることが出来る、もしくは、推測することが可能であり、その日は何時ごろ出発し、どの経路を走行するのが最も良かったのかを記憶する。つまり、エージェントは完全にその日の交通状況を知らないままでも、少なくともその日は何時ごろ出発し、どの経路を走行するのが最も良かったのかを推測できる程度の情報を持つことを前提とする。また、表-1 で示したように、出発時刻選択は離散的であり、その時間幅はそれほど小さくないことを想定している。なお、記憶できる日数は m 日間とする。非常に稀であるが、一般化時間が同じとなる出発時刻・経路の組み合わせが2つ以上存在する場合があります、その場合はランダムにそのうちから一つ選ぶものとする。
- 各エージェントは遅刻ペナルティの大きさを除いて同質とする（詳細に関しては後述）。また、エージェントの取得する情報、そして、それに対応する記憶内容も全員同じである。エージェント間の違いは遅刻ペナルティ、行った行動及びそれに伴う学習過程の違いとなる。
- エージェントは if-then ルールを用いて毎日出発時刻と経路を選択する。
- エージェントは 12^{m+1} 個の if-then ルールを持ち、ルール評価値等に基づいて、そのうちの一つのルールに従って、出発時刻及び経路を選択する。なお、出発時刻として6つ、経路選択として2つを同時に選択するため、後に述べるようにルール数は 12^{m+1} となっている。

(2) if-then ルール

既に述べたように、各エージェントは if-then ルールを用いて出発時刻・経路を選択する。

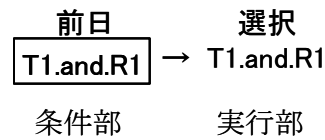


図-2 if-then ルールの一例

ルールを用いて出発時刻・経路を選択する。If-then ルールは if に対応する条件部と then に対応する実行部から構成される。条件部は、各エージェントが最も満足する出発時刻（時間帯）と経路がどれであったのかという過去の情報に対応し、実行部はその日にエージェントが選択すべき出発時刻と経路がどれかを表している。前日に時刻 1 (T1) の時間帯に経路 1 を走行することが最良の選択であった場合、その日に再び時刻 1 の時間帯に経路 1 を走行するように指示する if-then ルールが図-2 である。出発時刻・経路の組み合わせは 12 であるため、記憶日数が m である場合、条件部の組み合わせは 12^m となり、実行部の組み合わせは 12 であるため、if-then ルールの組み合わせは合計 12^{m+1} となる。各エージェントはこのような if-then ルールを 12^{m+1} 個持っている。最も簡単な $m=1$ の場合、出発時刻・経路選択で考慮する、つまり、if-then ルールの条件部が適用される交通状況の範囲は前日のみである。繰り返しになるが、エージェントが考慮するこの前日の交通状況とは、どの出発時刻・経路で出発していれば最も一般化時間が小さかったのかという（経験）情報のみとしている。このような過去の交通状況がどのようなものであったのかを考慮して、経験的にパターン分類し、エージェントは出発時刻・経路選択を行う。

考慮する日数 m が1かどうかにかかわらず、条件部が合致するルールは常に 12 個存在する。つまり、条件部が同じルールが 12 個存在する。その 12 個のルールは実行部が互いに異なる。ある日にエージェントが行動を選択する場合、過去の交通状況の記憶に合致する条件部を持つ if-then ルールが指示する出発時刻・経路を選択するが、合致するルールが常に 12 個存在する。その 12 個のうちいずれのルールを用いるのか、いずれのルールの実行部に記載された行動を選択するのかはルール評価値によって決定する。最もルール評価値の高いルールを採用し、最も評価値の高いルールが複数存在する場合はその中でランダムに選択したルールに従う。

エージェントがどのように行動を決定するのはルール及びルール評価値、そして、過去 m 日間の最良選択結果（どの経路選択・出発時刻選択が最も良かったのか）により決定される。エージェント

の行動の違いは上で述べた遅刻ペナルティがエージェント間で異なることに起因する。

初期状態が与えられれば、ルールは固定され（不変であり）、ルール評価値は決定論的に決まる。ただし、1) 複数の条件部が合致するルール評価値が偶発的に同じ値をとる場合、どのルールを選択するのはランダムに選ばれる、2) 一般化費用は連続値をとるものの、非常に稀であるが、同じ一般化費用の最良選択肢が複数存在する可能性がある。その場合、そのうちいずれの選択肢（経路・出発時刻選択肢の組み合わせ）を最良であったのかとして記憶するのはランダムに決められる。この2つのことが偶発的に起こった場合のみ、確率的な要素がシミュレーションに加わる。繰り返しになるが、このような確率的な要素が加わるのは稀に起こる偶発的な場合のみであり、シミュレーションは決定論的であると考えると差し障りはない。

本稿では、 m は全エージェントが同じ値とする。これによって、各エージェントの学習能力は同じとなる。なお、学習履歴は一般に異なる。

(3) ルール評価値

ルール評価値とは各ルールがどれほどうまく働くかを表す指標であり、式 (1) で述べたエージェントの一般化時間と対応して決定される。

エージェント i の j 番目のルールの d 日目のルール評価値 $f_{ij}(d)$ は以下のようになる。

$$f_{ij}(d) = f_{ij}(d-1) + T_i(d-1) - \bar{T}(d-1) - \alpha_i \cdot l_i(d-1)$$

ここで、

$f_{ij}(d)$: エージェント i のルール j の d 日のルール評価値

$T_i(d)$: エージェント i の d 日の出発時刻

$\bar{T}(d)$: 全エージェントの d 日の出発時刻平均

$l_i(d)$: d 日目にエージェント i が希望到着時刻から遅刻した時間

α_i : エージェント i の遅刻ペナルティ時間換算係数

エージェントは式 (2) によって、使用したルール（エージェントが指示に従ったルール）のルール評価値のみ更新する。式 (2) によるルール評価値の更新は、どのルールを用いればよいのかというエージェントの学習を表している。なお、使用しなかったルールの評価値は更新されない。

出発時刻は旅行時間及び早着待ち時間の和から決定できるため、式 (2) の中の $T_i(d) - \bar{T}(d)$ は、

前日	前々日	3日前	→ 選択経路 R1
R2	R2	R1	

図-3 経路選択のみの場合の if-then ルールの例

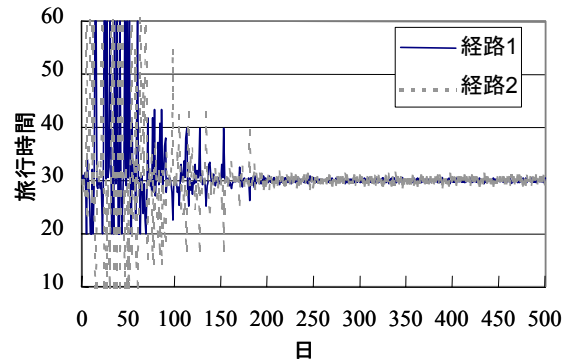


図-4 経路選択のみの場合の旅行時間の推移

旅行時間及び早着待ち時間の合計が他のエージェントより大きいほど、小さくなる。よって、式 (2) は旅行時間、早着待ち時間及び遅刻ペナルティから直接・間接的に影響される。なお、以下のシミュレーションでは、初期値である $f_{ij}(1)$ は全てのエージェント・全てのルールについて、0 としている。

3. 経路選択のみのシミュレーション

本研究は、出発時刻・経路選択の同時選択を行う適応的エージェントによるシミュレーションを行うことを目的としているが、その結果を考察するにあたり、経路選択のみを行う適応的エージェントの結果をここに記載する。

詳細な設定及び結果は著者らの論文¹²⁾に記載されているため、ここでは要点のみを記載する。基本的には 2. シミュレーションモデルの概要 で述べたシミュレーションと同じであるが、経路選択のみであるため、if-then ルールが図-3 のようになる。ここで示す結果は経路が 2 つの場合であるが、ルール総数は 2^{m+1} となる。

経路選択のみの場合の 500 日間の 2 つの経路の旅行時間は図-4 の通りである。なお、 $m=3$ である。180 日を過ぎると、両経路の旅行時間が等しい状態にほぼ収束していることが分かる。この記載の設定に限らず、収束するまでの日数に違いはあるが、全ての場合で経路旅行時間が等しくなる状態に収束する結果となった。

既存の著者らの研究^{4),5)}では、エージェントが取得する情報は走行した経路についてのみであったが、この場合必ずしも旅行時間が等しい状態に収束

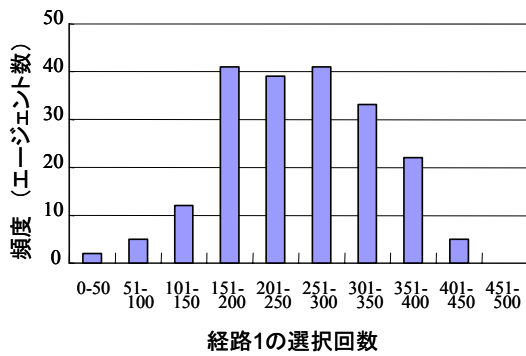


図-5 経路選択のみの場合の経路 1 の選択回数

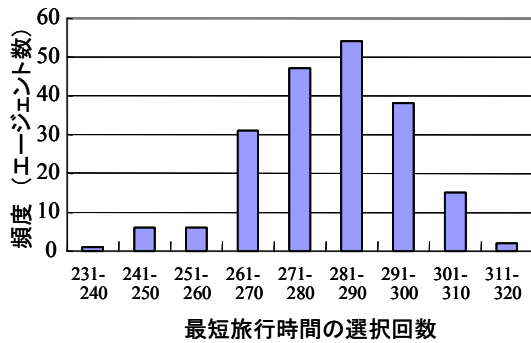


図-6 経路選択のみの場合の最短旅行時間経路の選択回数

するとは限らないという結果であった。しかし、本研究では、走行しなかった経路の情報に関する取得できることを前提としているため、エージェントは正しく交通状況を確認することが可能となり、十分に学習すると、旅行時間が等しい状態に収束することになったと考えられる。詳細な点では、異なる部分もあるが、必ずしもワードロップ均衡に収束しなかった既存の著者らの研究^{4),5)}でも、本研究でも共に if-then ルールによるエージェントであり、エージェントの行動決定プロセスには大差がない。よって、if-then ルールによる行動決定を行っていることがワードロップ均衡への収束を保障しているのではなく、選択しなかった経路の情報もエージェントが獲得できることがワードロップ均衡に収束するための重要な要件であると思われる。選択しなかった経路の情報もエージェントが獲得できることにより、エージェントは正しく交通状況を把握するようになり、等時間配分に収束したと思われる。

図-5 は 500 日間でエージェントが経路 1 を選択した回数についてのヒストグラムである。ほとんど経路 1 ばかり選択するエージェントからほとんど経路 1 を選択せず、経路 2 ばかりを選択するエージェントまで、様々なエージェントが存在しており、エージェントの行動は同質なものではなく、多様なものであることが分かる。図-6 は 500 日間で、エ

ージェントが最短旅行時間の経路を選択した回数のヒストグラムである。なお、旅行時間が等しい場合はいずれの経路を選択した場合も最短旅行時間の経路とした。最短旅行時間の経路を選択した回数が多いほど、優秀なエージェントである。最も多く最短旅行時間経路を走行したエージェントの回数が 318 回、最も少なかったものが 239 回、平均が 281.35 回最短旅行時間の経路を選択している。その最大値と最小値の差は大きく、エージェント間での成績の違いは小さくないと言える。エージェントの能力及び取得する情報は等しいにもかかわらず、エージェント間でこのように大きな成績の違いが生じる結果となった。偶発的に生じる選択経路の違いが学習履歴の違いを生み、それが成績の違いへと発展したと考えられる。

4. 出発時刻・経路同時選択シミュレーション

(1) シミュレーションの設定

1 つの OD ペアを 2 つの経路 (リンク) で結ばれる単純なネットワーク上を 2000 人のエージェントが毎日走行するシミュレーションを行った。シミュレーションで必要となるメモリーは、各エージェントが持つルールの総数 12^{m+1} 、エージェントの総数 n 及び各ルールに必要なメモリーである $\kappa (m+1)$ (κ は一つの数値を記憶するために必要なメモリー容量) を掛け合わせた $12^{m+1} \kappa n (m+1)$ となり、シミュレーションで必要となるメモリーは m に関して指数関数的に増加する。よって、コンピュータのメモリー容量の関係上、本稿では、 $m=1$ の結果のみを記載することとする。この時、各エージェントが持つ if-then ルール数は 144 である。エージェントの遅刻ペナルティに関するパラメータ α_i は 2.0 から 5.0 の範囲の一様乱数によって各エージェントに与える。このパラメータ α_i は各エージェントに固有のもので、シミュレーションの初期値として与え、シミュレーション中は変化することはない。なお、実際の遅刻ペナルティパラメータが従う確率分布形は良く分かっていないため、最も単純で扱いやすい一様分布とした。当然遅刻ペナルティパラメータはトリップ目的等によっても異なると考えられるが、今回は通勤トリップを想定しているため、各エージェントで固有のものとした。

旅行時間はブロック密度法によって算出するが、リンクの設定は表-2 及び図-7 の通りである。OD を結ぶ 2 つのリンクは、それぞれ上流側と下流側に分けられ、上流側リンクと下流側リンクの境界がボ

表-2 リンクの設定

	上流リンク	下流リンク
リンク長	8.1km	0.9km
ブロック長	100m	100m
車線数	1	1
リンク容量	1800 台/時	1200 台/時
ジャム密度	120 台/km	120 台/km
自由流速度	36 km/時	36 km/時

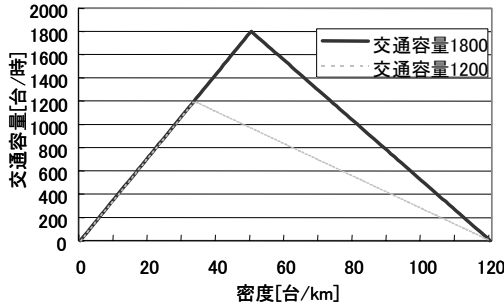


図-7 リンクの Q-K 関係

トルネックとなって渋滞が発生する構造となっている。なお、OD を結ぶ 2 つのリンク（経路）は同質である。つまり、上流及び下流とも表-2 が示す全く同じブロックにより 2 つのリンクは構成される。ブロック間の交通量の移動は 10 秒ごとに行う。つまり、交通流シミュレーションのスキャン時間は 10 秒である。

エージェントは、出発時刻として、表-1 に示した 10 分間の時間帯を選択する。一方、交通流モデルが 10 秒ごとに更新されるため、より自然な交通状況としてシミュレートするために、エージェントの実際の出発時刻は、表-1 の各時間帯を出発時刻として選んだエージェントをその時間帯内で一様に分散させて出発させる。つまり、時刻 k を選択したエージェント数を n_k とすると、 $10/n_k$ 分ごとにエージェントを出発させる。

以下で希望到着時刻が 8:40AM と 8:55AM の場合のシミュレーション結果を示す。いずれの場合もシミュレーション開始時刻は 7:30AM である。これは、出発時刻を早めるには限界があることを想定し、それは 7:30 であると仮定するためである。

(2) 交通システムの挙動

図-8 及び図-9 は希望到着時刻が 8:55AM の場合の各出発時刻を選択したエージェントの 500 日分の平均旅行時間である。図-8 が前半の 30 分間の T1 から T3 に出発したエージェントのそれぞれの旅行時間の平均であり、図-9 が後半の 30 分間の T4 から T6 に出発したエージェントの平均旅行時

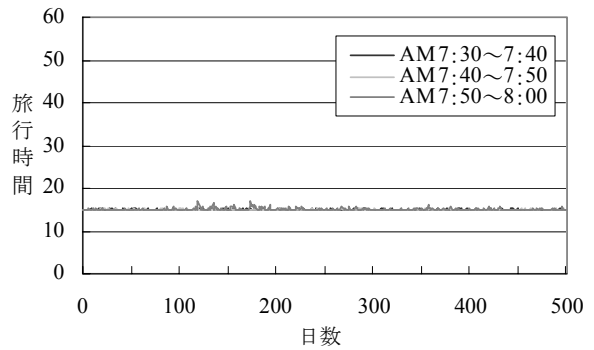


図-8 希望到着が 8:55 の場合の旅行時間 (T1, T2, T3 出発)

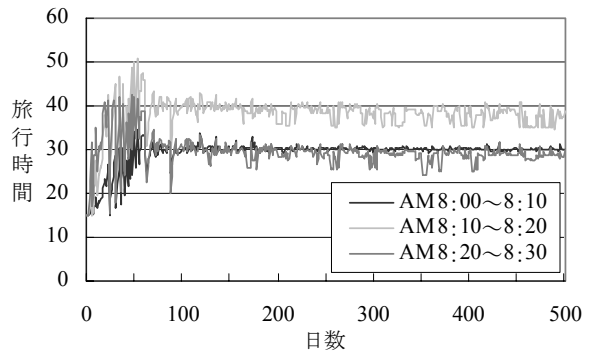


図-9 希望到着が 8:55 の場合の旅行時間 (T4, T5, T6 出発)

間である。図-8 から 8:00 までに出発したエージェントは渋滞にあうことなく、ほぼ自由走行時間でトリップを行っていることが分かる。図-9 から 8:00 以降に出発したエージェントは渋滞に遭遇していることが分かり、特に 8:10~8:20 の間 (T5) に出発したエージェントの旅行時間が他と比べて著しく大きい。これらの図からは、100 日目以降は定常状態に収束しているように見える。定常状態では、5 分程度の旅行時間の変動が見られる。

図-10 及び図-11 は希望到着時刻が 8:40AM の場合の各出発時刻を選択したエージェントの平均旅行時間である。これらの図より、7:30~7:40 に出発したエージェントは渋滞には遭遇せず、ほぼ自由走行時間で走行しているが、7:40 以降に出発したエージェントは渋滞に遭遇していることが分かる。表-3 は、定常状態に収束してしばらくした 251 日から 500 日までの希望到着時刻が 8:55 と 8:40 の両方の旅行時間の平均と分散である。希望到着時刻が早い 8:40 の時の方が混雑のピークが早くなっていることが分かる。また、旅行時間の分散に関しては、全ての時刻について、希望到着が 8:40 の方が大きくなっている。このように希望到着時刻が 8:40 の場合の方が旅行時間の変動が大きくなった原因としては、希望到着時刻が 8:55 の場合は実質的に選べる出発時刻は 8:00 以降の 30 分であるのに比べて、希望到着時刻が 8:40 の場合は 7:40 以降の 50 分であ

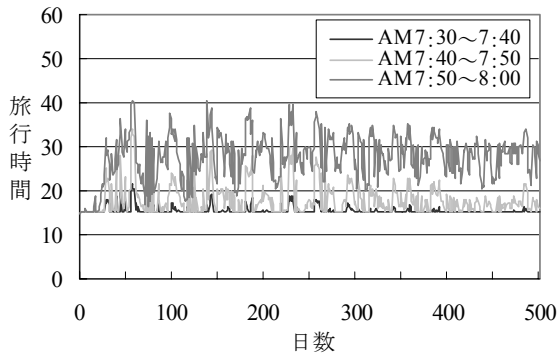


図-10 希望到着が8:40の場合の旅行時間(T1, T2, T3 出発)

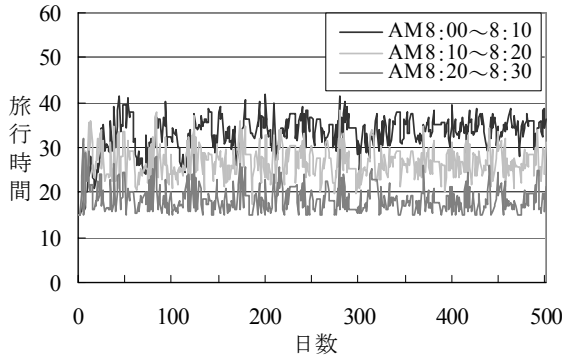


図-11 希望到着が8:40の場合の旅行時間(T4, T5, T6 出発)

表-3 各出発時刻での旅行時間の平均及び分散

	T1	T2	T3	T4	T5	T6
8:55	平均 15.10	15.09	15.14	30.16	37.83	28.68
	分散 0.00	0.00	0.02	0.11	3.27	2.08
8:40	平均 15.30	17.64	28.37	34.07	26.65	18.14
	分散 0.29	6.80	16.22	6.61	9.63	6.86

T1; 7:30-7:40, T2; 7:40-7:50, T3; 7:50-8:00, T4; 8:00-8:10, T5; 8:10-8:20, T6; 8:20-8:30

り、選択の自由度が高いため、行動変更が起りやすくなったためであると考えられる。

(3) 経路選択行動

図-12は、希望到着が8:55の場合の500日間のシミュレーションにおける経路1の選択回数のヒストグラムである。横軸は経路1の選択回数で、50回の間隔で取っており、縦軸が人数(頻度)である。

図-13は前日と同じ経路選択した回数のヒストグラムである。つまり、各エージェントについて、前日と同じ経路を走行した回数を数え、500日間で何回前日と同じ経路を走行したかを表した図である。例えば、前日と同じ経路を走行した回数が500回なら500日間同じ経路を走行し続けたことを表しており、0回なら500日間経路1と経路2を交互に走行し続けたことを意味している。図-14及び図-15

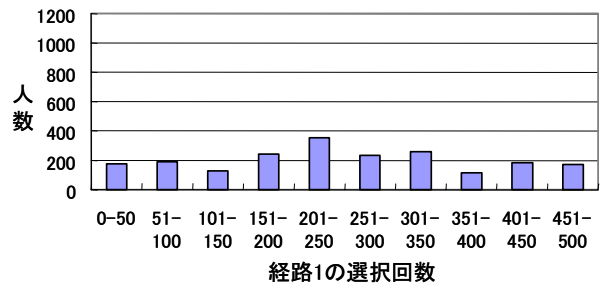


図-12 希望到着が8:55の場合の経路1の選択回数

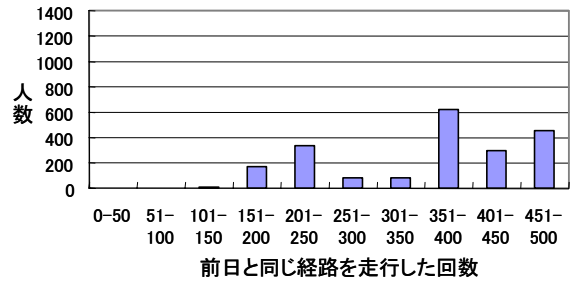


図-13 希望到着が8:55の場合の前日と同経路の選択回数

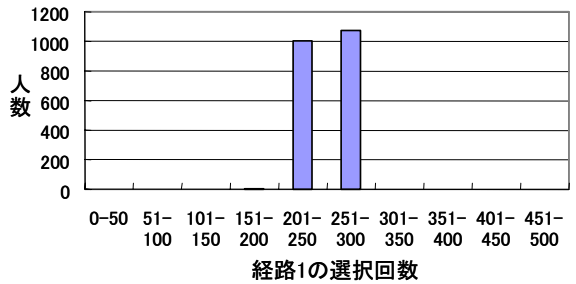


図-14 希望到着が8:40の場合の経路1の選択回数

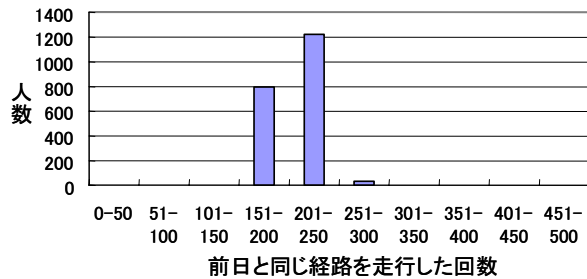


図-15 希望到着が8:40の場合の前日と同経路の選択回数

は、希望到着が8:40の場合の経路1の選択回数及び前日と同じ経路の選択回数のヒストグラムである。

希望到着時刻がAM8:55の場合では、図-12より、経路1を選択した回数が201-250回のエージェントが最も多いものの、全体として、選択回数の偏りはそれほど大きくはなく、経路1または経路2ばかり走行するエージェントから、経路1と経路2を同程度回数走行するエージェントまで色々なエ

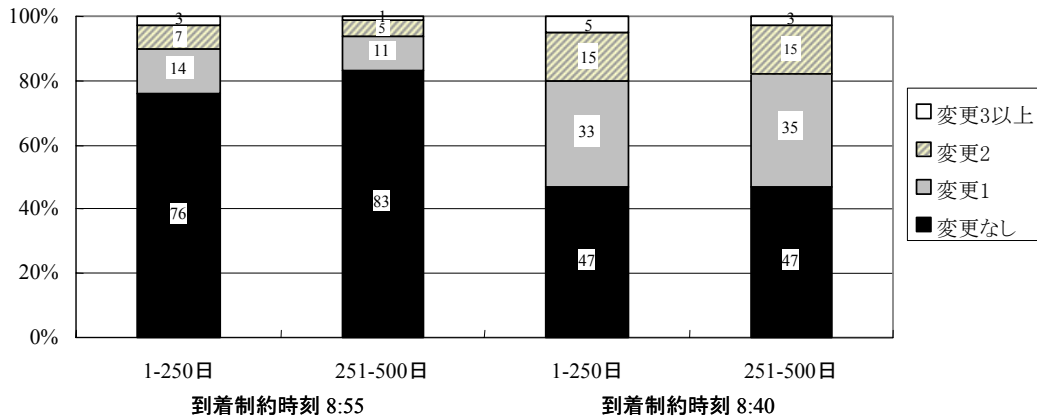


図-16 出発時刻の変更

エージェントが存在し、経路選択の仕方はエージェントによって様々であることが分かる。図-13 では、前日と同じ経路を走行した回数が 100 回以下のエージェントは存在しておらず、経路を毎日変更するような極端に経路変更を行うエージェントは存在していないことが分かる。逆に、前日と同じ経路を選択する回数が 351 回以上のエージェントが多数存在しているため、ある程度連続して同じ経路を走行するエージェントが多いことが分かる。一方、希望到着時刻が AM8:40 の場合の図-14 では、経路 1 の選択人数が 201-250, 251-300 回のみになっており、ほとんどのエージェントが経路 1 及び経路 2 を同程度回数選択している。これは図-12 の希望到着時刻が 8:55 の場合と大きく異なっている。また、図-15 の前日と同じ経路を選択した回数についても、全てのエージェントが 151 回から 300 回までのみとなり、希望到着時刻が 8:55 の場合と大きく異なっている。希望到着時刻が 8:55 の場合と比べると、経路変更を積極的に行うエージェントが多く存在していることが分かる。図-12 から図-15 は一回のシミュレーションによる結果であるが、初期値を変更した場合でも同様の結果が得られた。希望到着時刻が 8:55 と 8:40 とで大きく異なっている原因としては、図-8 から図-11 が示すように、希望到着時刻が 8:40 の場合は旅行時間の変動が大きく、そのためエージェントが頻繁に経路を変更するためであると考えられる。逆に、旅行時間の変動が大きいと、エージェントは経路変更しやすくなり、旅行時間が安定しなくなるとも考えられる。一方、希望到着時刻が 8:55 の場合は、旅行時間の変動が小さく、交通状況が変化していないとエージェントが認識し、経路変更など行動を変更しないエージェントも多数存在することができたのであったと思われる。経路選択のみのシミュレーションの場合は図-4 のように旅行時間が収束する結果ばかりであった。出

発時刻・経路同時選択の場合、収束しない結果も得られた原因については、まだ明確にはわかってはおらず、今後の研究が必要ではある。ただし、出発時刻選択を考慮する場合は time-to-time の意味での動的なシミュレーションであり、早い時刻の混雑や交通状況は後の時刻に伝播・影響するため、出発時刻の変更は後の時刻への影響が特に大きくなるという非対称の干渉が存在すること、また、出発時刻・経路の同時選択の場合はエージェントの行動の自由度が大きくなることなどが考えられる。この点に関しては、更なる研究が必要である。

(4) 出発時刻選択行動

図-16 は、希望到着時刻別のエージェントの出発時刻の変更行動を表した図である。この図では、エージェントの時刻選択行動について、前日出発した時刻と同じ時刻に出発した場合は「変更なし」、時間帯を 1 つ変更して出発した場合は「変更 1」、時間帯を 2 つ変更して出発した場合は「変更 2」、3 つ以上変更した場合（変更が 30 分よりも大きい場合は「変更 3 以上」として、全エージェントについて 500 日間いずれの変更であったのかを記録し、それらをシミュレーション前半の 1 日から 250 日までと後半の 251 日から 500 日までについて、「変更なし」から「変更 3 以上」の 4 つの割合を表したものである。

希望到着時刻が AM8:55 及び 8:40 とともに、走行 250 日目までの時刻変更と、251~500 日目までの時刻変更とを比較すると、後半の方が出発時刻の変更は少ない傾向があり、エージェントが経験を積むにしたがって出発時刻をあまり変更しない、もしくは、変更しても時間のシフトが小さくなる傾向があることが分かる。また、希望到着時刻が AM8:55 の場合では、時刻変更なしの割合が非常に大き

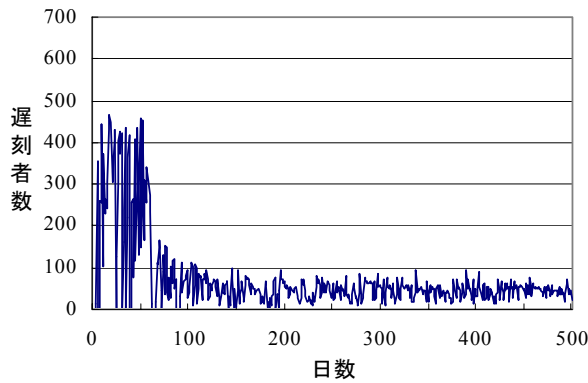


図-17 希望到着が 8:55 の場合の遅刻者数

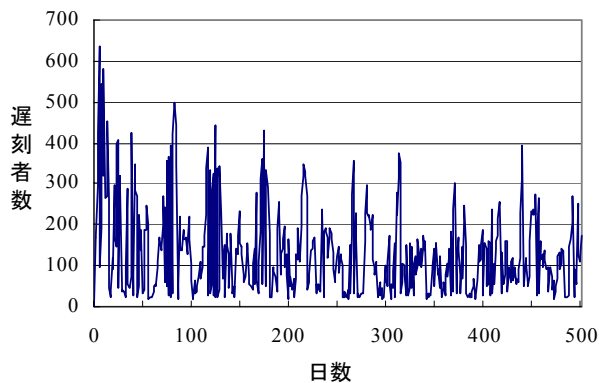


図-18 希望到着が 8:40 の場合の遅刻者数

く、変更 2 及び 3 以上の割合は非常に少ない。希望到着時刻が 8:40 の場合は 8:55 に比べて変更なしの割合が減少し、変更 1、変更 2 及び 3 以上の割合が相対的に大きいことが分かる。

(5) 遅刻者数

図-17 及び図-18 は、希望到着時刻が 8:55 及び 8:40 の場合の 500 日間の遅刻者数を表している。希望到着時刻が AM8:55 の場合は、走行初期に遅刻回数が多いものの、次第に遅刻回数が減少し、150 日目以降は 50 人前後で定常状態になっていると見られる。251 日から 500 日までの遅刻者数の平均と標準偏差はそれぞれ 44.4 と 17.2 である。希望到着時刻が AM8:40 の場合も走行初期に遅刻者数が多く、次第に遅刻者数が減少していくが、希望到着時刻が 8:55 の場合ほど顕著ではない。251 日から 500 日までの遅刻者数の平均は 108.6 で、標準偏差は 78.9 であり、8:55 の場合よりも両方とも非常に大きくなっている。これは、8:40 の方が旅行時間の変動が大きく、遅刻することが多くなるとともに、その人数のばらつきも大きくなったと考えられる。

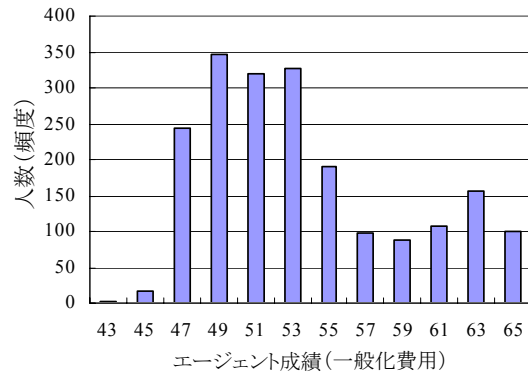


図-19 希望到着が 8:55 の場合のエージェントの成績

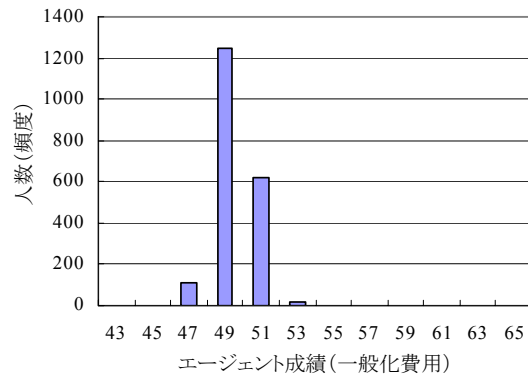


図-20 希望到着が 8:40 の場合のエージェントの成績

(6) エージェントの成績

図-19 及び図-20 は希望到着時刻がそれぞれ 8:55 と 8:40 の場合のエージェントの 500 日間の平均の一般化費用 (式 (1) で述べた一般化費用を時間換算したもの) に関するヒストグラムである。この一般化費用が小さいエージェントほど優秀であるとみなせる。

図-19 より、希望到着時刻が 8:55 の場合は、エージェントの成績に大きなばらつきがあることが分かる。一方、図-20 から希望到着時刻が 8:40 の場合はエージェントの成績のばらつきは非常に小さい。これは、希望到着時刻が 8:55 の場合は旅行時間の変動が小さく、経路や出発時刻をほとんど変更しないエージェントも多数存在し、それに伴い成績の悪いままのエージェントも発生する一方、希望到着時刻が 8:40 の場合は旅行時間の変動が大きいため、図-14 及び図-15 が示すようにエージェントが経路選択をある一定回数行うなどエージェントが行動変更を行うことが多く、成績の悪いままのエージェントが発生しにくかったと考えられる。この結果は、交通状況が安定すると、行動を変更することが少ないエージェントなどが発生し、エージェントの行動に多様性が生まれる一方、エージェントの成績

のばらつきも大きくなり、客観的にはコストの大きい行動を選択することが多いエージェントも発生することがあることを示していると考えられる。これは、経路選択のみのシミュレーション結果にも該当し、旅行時間が収束したため、図-6のようにエージェント間の成績のばらつきは大きくなったと考えられる。

5. おわりに

本研究では、ソフトコンピューティング理論・技術の一つであるエージェントを用いて、出発時刻と経路の同時選択を考慮した交通システムシミュレーションを行った。本研究でのエージェントは学習に焦点を当てたものであり、適応的エージェントと呼ばれている。

一つのODを2つの経路で結ぶ単純なネットワークに対して、出発時刻・経路選択を行うエージェントシミュレーションを行ったが、シミュレーションの結果、エージェントが実質的にとることのできる行動の自由度の違いなどのために、希望到着時刻によって旅行時間の変動に大きな違いが見られた。旅行時間の変動が小さい場合、ほとんど行動を変更することないエージェントがいる一方、頻繁に行動を変更するエージェントも存在し、エージェントの行動は多様なものとなった。この場合、エージェントの能力や取得する情報がエージェント間でまったく同じであるにもかかわらず、エージェントの成績（平均一般化時間）のばらつきも大きく、成績のよいエージェントと悪いエージェントの違いが大きくなった。この結果は同じ性能の学習機能を持つナビゲーションシステムを導入したとしても、必ずしも同じように旅行時間を短縮できるとは限らず、性能が全く同じであっても学習履歴等が異なることによって、うまく旅行時間を減らすことができる場合とできない場合が生じることがあることを示唆していると考えられる。これはナビゲーションシステム導入に限ったことではなく、様々な考え方で出発時刻・経路選択を行う実際の交通行動では、さらに成績の違いが大きいことを推測させるものである。一方、旅行時間の変動が大きい場合は、エージェントの行動変更は頻繁になり、それほどエージェントの成績の違いは多くはならない結果となった。以上のエージェント間の相違に関する知見は、マルチエージェント・シミュレーションによって、個々のエージェントの挙動や行動決定過程を独立に取り扱うことが可能であったために得られた重要な

知見であり、従前の経路・出発時刻選択の研究からは得られにくいものであると思われる。

本研究では、計算機のメモリの制約などのため、限られたシミュレーション結果しか行うことができなかった。特に、 m が大きな数の場合のシミュレーションを行うことは重要である。そのためには、 12^{m+1} ある全てのルールを各エージェントが持つのではなく、ある一定数のルールのみを持ち、そのルールを遺伝的アルゴリズムなどによって更新することなどが必要と思われるが、これに関しては今後の課題としたい。

謝辞：本研究は、文部科学省科学研究費補助金15760393（若手研究B，研究代表・中山晶一郎）の援助により行われているものである。ここに記し、感謝いたします。

参考文献

- 1) Russell, S.J. and Norvig, P.: *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 2nd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J., 2003. (古川康一監訳：エージェント・アプローチ，共立出版，東京，1997.)
- 2) von Bertalanffy, L.: *General System Theory: Foundation Development Applications*, Allen Lane Penguin Press, London, 1971. (長野敬，太田邦昌訳：一般システム理論：その基礎・発展・応用，みみず書房，東京，1973.)
- 3) 大内東，山本雅人，川村秀憲：マルチエージェントシステムの基礎と応用，コロナ社，東京，2002.
- 4) Nakayama, S., Kitamura, R., and Fujii, S.: Drivers' Learning and Network Behavior: A Dynamic Analysis of the Driver-Network System as a Complex System, *Transportation Research Record*, No.1676, pp.30-36, 1999.
- 5) Nakayama, S. and Kitamura, R.: A Route Choice Model with Inductive Learning, *Transportation Research Record*, No. 1725, pp. 63-70, 2000.
- 6) Goldberg, D.G.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Pub. Co., Reading, Massachusetts, 1989.
- 7) Holland, J.H.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975. (嘉数侑昇監訳：遺伝アルゴリズムの理論：自然・人工システムにおける適応，森北出版，東京，1999.)
- 8) 安田浩明，秋山孝正：運転者の学習過程を考慮したファジィ経路選択モデルによる交通流解析，土木計画学研究・論文集，Vol. 18, pp. 537-544, 2001.
- 9) Wahle, J., Bazzan, A., Klugl, F. and Schreckenberg, M.: The Impact of Real-Time Information in a Two-Route Scenario Using Agent-Based Simulation, *Transportation Research*, Vol. 10C, pp. 399-417, 2002.

- 10) Rossetti, R., Bordini, R., Bazzan, A., Bampi, S., Liu, R. and Van Vliet, D.: Using BDI agents to Improve Driver Modelling in a Commuter Scenario, *Transportation Research*, Vol. 10C, pp. 373-398, 2002.
- 11) Cetin, N., Nagel, K., Raney, B. and Voellmy, A.: Large-Scale Multi-Agent Transportation Simulations, *Computer Physics Communications*, Vol. 147, pp. 559-564, 2002.
- 12) Nakayama, S., Takayama, J. and Sato, T.: An Adaptive-Agent Simulation Analysis of a Simple Transportation Network, *Proceedings of the Joint 2nd International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 5th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, CD-ROM, 2004.

(2005. 4. 27 受付)

AN ADAPTIVE AGENT SIMULATION OF TRANSPORTATION SYSTEM CONSIDERING BOTH DEPARTURE TIME AND ROUTE CHOICE

Shoichiro NAKAYAMA, Jun-ichi TAKAYAMA, Tatsuo SATO, Ryuichi KITAMURA

Theories and technique of “soft computing” have been progressing rapidly partially because of high computing ability. In the soft computing, modeling is flexible, and we can promisingly carry out transportation research from a different standpoint from the previous ones. We apply “agent technique,” which is one of soft computing, to analyze behavior of a transportation system. We make a transportation system model as an aggregate of adaptive agents, who choose departure time and route simultaneously, and make an analysis of the day-to-day dynamics and behavior of agents.