

## テーマパーク問題のマルチエージェントによる定式化と 調整アルゴリズムに関する検討

川村 秀憲<sup>†</sup> 車谷 浩一<sup>††</sup> 大内 東<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 北海道大学大学院工学研究科

<sup>††</sup> 産業技術総合研究所

あらまし 本稿では、人々の生活を支える情報処理技術の新たなステージとしての群支援を対象とし、数百～数千のオーダーの人々のスケジューリングを扱うという観点から、テーマパーク問題を提案する。更に、テーマパーク問題に対して二つの基本的なスケジューリングアルゴリズムを適用することで問題の一側面を明らかにし、マルチエージェントシミュレーションによって大規模群ユーザ支援のための調整アルゴリズムの可能性を示す。

キーワード マルチエージェント、群ユーザ支援、スケジューリング問題

## A Study on Coordination Scheduling Algorithm for Theme Park Problem with Multiagent

Hidenori KAWAMURA<sup>†</sup>, Koichi KURUMATANI<sup>††</sup>, and Azuma OHUCHI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Hokkaido University

<sup>††</sup> National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

**Abstract** In this paper, we propose “theme park problem” as one of test bet problem with huge agents’ scheduling problem. Especially, we develop typical Mass-User support with coordination shceduling algorithm, and investigate the possibility of mass-user support based on multiagent computer simulations.

**Key words** Mutiagent, Mass-User support, Scheduling Problem

### 1. はじめに

近年の携帯型通信端末・携帯電話の発達、ならびに無線 LAN に代表される近接通信を用いたネットワーク環境の整備に伴い、多種多様な通信デバイス・センサー・プロセッサ群が社会基盤内に分散して配置され人間・社会を支援する、ユビキタス環境が重要性を増している。よりよい生活を支援するための情報処理技術とは、例えば身近なところでは旅行や移動など様々な公共交通機関を利用する際のスケジューリングに関する支援、カーナビなどの車移動支援、ホテルや各種サービス機関の予約、などが一般的である。これらの技術は、サイバーな情報空間と実在を伴った現実世界の両方に接点を持ちながら情報処理を行う必要があり [1]、エージェントテクノロジーに基づく支援システムのインフラ整備や [2]、現実世界の情報のセンシング技術などの重要な課題を多く含む。また、そのような研究の中でも、単に個人の利便性や生活の支援のみに着目するのではなく、広く社会を見据えて、個人が集まった集団を対象とした支援（ここではこれを群ユーザ支援と呼ぶ [3] [4]）を行おうという試みがなされつつあり、本稿でも群ユーザ支援をどう実現していくかに焦点を当てる。

群ユーザ支援の根底にある、社会全体や個人の利便性をどう追求するのかというテーマは、ゲーム理論によって理論的な研究が広く行われており [5]、基本的に多目的な要素を持つ解決困難な問題である。また、理論的な研究に対して、より現実的な複雑性を取り込む観点から、マルチエージェントシステムを用いて個人の合理的行為と社会性に関する研究が行われている [6] [7]。ここでは社会の利得と個人の利得の関係を理論的、かつ詳細に議論することを目指すのではなく、より現実問題に即して群ユーザ支援研究を行うための一つの例題として、テーマパーク問題を提案する。

テーマパーク問題は、複数のサービス施設からなるテーマパークに数百～数千のオーダーの人々が訪れるときに、それぞれの人の目的や選好を考慮しつつも、全体の混雑度を減少させるためにはどうしたらよいかを研究する問題である。言い換えると、如何に分散的な情報から個人・全体の利益を損じることなく、多くの個人間のスケジュール調整を行うかといった動的なスケジューリング問題の一種であり、様々な社会生活に現れる大規模動的なスケジューリングを単純化した問題であるとも捉えられる。ここでは、人々の行動をエージェントとしてモデル化し、マルチエージェントとして問題を定義する。テーマ

パークを対象としたのは、

- 個人の行動・選好がモデル化しやすく、また群ユーザ支援の効用も議論しやすい。
- 人々の行動が外界と境界を持っており、問題が閉じている。
- 扱うスケジュールが数百～数千のオーダーであり、出発点としては程良い規模である。
- 実用化の可能性があり、現実のテーマパークでの現象と比較・議論が可能である。

などの理由に基づいている。従来の様々なスケジューリング問題と違うのは、スケジューリングの単位となる各個人間に及ぶ制約条件は比較的緩いか、または無いに等しいが、扱うスケジューリングの規模が大きく、動的に状況が変化していくので、短時間にスケジュールを最適化するというよりは、様々な状況に瞬時に対応できる施設利用調整のためのヒューリスティックアルゴリズム（以下、調整アルゴリズム）の開発という側面に重点が置かれる点である。

本稿では、テーマパーク問題のモデル化と、いくつかの調整アルゴリズムの適用を通して、大規模な個人のスケジュールを調整することによる群支援の可能性を議論していく。

## 2. テーマパーク問題のモデル化

テーマパーク問題は、複数の施設やそれをつなぐ道路などで構成されるテーマパーク内に大多数のエージェントが訪れるとき、どのようにエージェントの訪問スケジュールを調整すれば全体の混雑度やエージェントの満足度が上げられるかという、動的な大規模スケジューリング問題の一つと捉えることができる。テーマパークやエージェントの規模、入場エージェントの時間変化、天候などの不確定要素によるエージェントの行動変化など、様々なバリエーションが考えられるが、ここではより不確定要素の少ない最も基礎的な設定について述べる。

テーマパーク問題は、テーマパーク上でサービスを提供する  $N$  個の空間セグメントと、テーマパークに入場する  $n$  人のエージェントから構成される。また、それぞれ問題の設定に関する静的な要素と、時刻の変化に基づいたマルチエージェントシミュレーションを行う上での動的な要素を持つ。以下に静的な要素、動的な要素の順に説明していく。

まず静的な要素として、各空間セグメント  $S_i (1 \leq i \leq N)$  は3つの属性  $T_i, c_i, st_i$  を持っている。  $T_i$  はセグメントの種類を表し、A(施設)、P(広場)、R(道路)、En(入口)、Ex(出口)のいずれかが割り当てられる。それぞれの属性を持った空間セグメントを A, P, R, En, Ex セグメントと呼ぶ。  $c_i$  は空間セグメント  $S_i$  のサービスキャパシティを表し、  $st_i$  はサービス時間を表す。具体的に、空間セグメント  $S_i$  では一度に  $c_i$  人のエージェントがサービスを受けることができ、各々サービスを受けているエージェントは、サービス開始から終了まで  $st_i$  の単位時間を消費する。

テーマパーク問題では、これらの空間セグメントをノードとした有向グラフによってテーマパークを表現する。エージェントが遷移可能なノードの関係は有向辺によって表現され、各

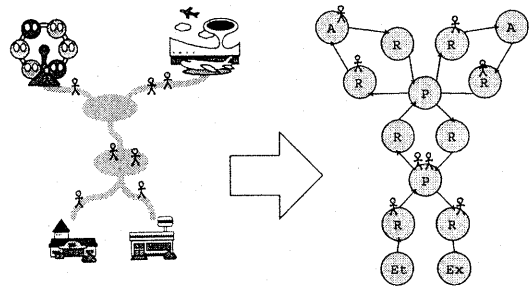


図1 テーマパークの例(左)と空間セグメントによるグラフ表現(右)。

エージェントは有向辺で接続されたセグメントを遷移しながら各セグメントでサービスを受けていく。図1は2つの施設と3つの道路、各々1つの広場・入口・出口からなるテーマパークを想定し、空間セグメントをノードとする有向グラフ表現で表した場合を示している。

エージェント  $A_j (1 \leq j \leq n)$  は事前に設定される静的な要素として、各セグメント  $S_i$  に関する選好値  $p_{ji}$  を持っている。この値が大きいほどエージェント  $A_j$  はセグメント  $S_i$  を訪れることを望んでいることを表し、0から1の間の実数が割り当てられる。ここでは A セグメント以外は0に設定する。

次に、動的な属性の説明を行う。シミュレーション時刻を  $t$  とする時、時刻  $t$  において、エージェント  $A_j$  は5つの属性  $s_j(t), pt_j(t), vs_{ji}(t), wt_j(t), mt_j(t)$  を持っている。  $s_j(t)$  はエージェント  $A_j$  が時刻  $t$  において所属する空間セグメントを表し、エージェントはシミュレーション中、必ず唯一つの空間セグメントに属する。時刻  $t=0$  においてはいずれかの  $En$  セグメントに所属するものとする。  $pt_j(t)$  は、エージェント  $A_j$  が現在所属するセグメントで経過した時間を表している。  $pt_j(t)$  は、エージェント  $i$  の行動ターンがやってくるごとに1加えられる。  $vs_{ji}(t)$  は、時刻  $t$  までにエージェント  $A_j$  がセグメント  $S_i$  に一度以上訪れているときは1、まだ未訪問である場合は0が割り当てられる。  $wt_j(t), mt_j(t)$  はそれぞれ時刻  $t$  までの総待ち時間と、総移動時間である。

空間セグメント  $S_i$  は動的な要素として、時刻  $t$  における所属エージェント集合  $a_i(t)$  と予約リスト  $r_i(t)$  を持っている。予約リストには、セグメントのサービスキャパシティを越えてエージェントがセグメントに遷移しようとしている時に、そのエージェントが加えられる。予約リストでは、FIFOによってエージェントに優先順位がつけられ、エージェントがセグメント  $S_i$  に遷移してきた場合、そのエージェントは予約リストより削除される。

ある時刻  $t$  において、エージェントの添え字に従って順に行動ターンが与えられる。その時、以下の条件が調べられ、条件を満たすときには現在所属するセグメント  $s_j(t)$  でのサービスが終了したとして、エージェント  $A_j$  は遷移先として有向辺でつながれた空間セグメントの一つを選択する行動を行うことができる。

$$pt_j(t) \geq st_{s_j}(t) \quad (1)$$

ここで仮に、エージェント  $A_j$  が上記の条件を満たし、次の遷移先にセグメント  $S_k$  を選択したとする。その時、以下の条件を満たすならばエージェント  $A_i$  はセグメント  $S_k$  に遷移する。

$$|r_k(t)| = 0, \text{ かつ, } |a_k(t)| + 1 \leq c_k \quad (2)$$

または、

$$|r_k(t)| > 0, \text{ かつ, } |a_k(t)| + 1 \leq c_k, \text{ かつ, } r_k(t) \text{ において一番優先順位が高い} \quad (3)$$

なお、 $|\cdot|$  はそれぞれの要素数を表す。

ここで、遷移に伴ってエージェントの総待ち時間  $wt_j(t)$  が以下の式によって更新される。

$$wt_j(t) = wt_j(t) + (pt_j(t) - st_{s_j}(t)) \quad (4)$$

また、 $s_j(t)$  が R セグメントだった場合は、総移動時間  $mt_j$  が以下のように更新される。

$$mt_j(t) = mt_j(t) + st_{s_j}(t) \quad (5)$$

次のセグメントに遷移した後、 $pt_j(t)$  は 0 にリセットされ、 $s_j(t)$  は  $S_k$  に設定される。先に説明したとおり、セグメント  $k$  の予約リストに登録されていた場合は、 $r_k(t)$  より削除される。また、条件 1 を満たしているにも関わらず、条件 2, 3 を満たさなかった場合は、エージェント  $A_i$  はセグメント  $S_k$  の予約リスト  $r_k(t)$  に登録し、このターンの行動を終える。

以上の設定に従ってシミュレーションが進行していき、終了時刻  $t_{MAX}$  に達したらシミュレーションが終了する。シミュレーションが終了した際、以下の評価値が計算される。

$$E = P + \kappa / (WT + MT) \quad (6)$$

ただし、

$$P = \frac{1}{n} \sum_j \sum_i p_{ji} \cdot vs_{j_i}(t_{MAX}) \quad (7)$$

$$WT = \frac{1}{n} \sum_j wt_j(t_{MAX}) \quad (8)$$

$$MT = \frac{1}{n} \sum_j mt_j(t_{MAX}) \quad (9)$$

である。 $P$  はエージェントが訪れたセグメントの選好値の合計の平均であり、 $vs_{j_i}(t)$  は一度以上訪れたセグメントはすべて 1 であるので、同じ A セグメントに重複して訪れても意味がない。

以上の設定より、テーマパーク問題の自由度は、エージェントがあるセグメントでサービスを終了した際に、有向辺で接続されたいくつかの遷移可能なセグメントの中からどのセグメントを選択するかを提示することであり、最終的にエージェント集団のマクロな統計指標に基づいて計算される評価値を最大化するための提示アルゴリズムが一つの解となる。

ここでは、問題の評価値はマクロな統計指標のみに基づいて

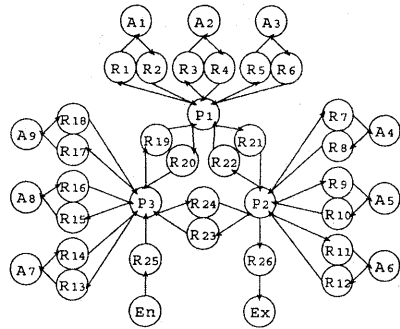


図 2 実験で使用する空間セグメントの有向グラフ表現。

定義されており、各エージェント単体の効用の大小やエージェント毎の分散など、個に基づいた評価値は考慮していない。勿論、各エージェント間の不公平をなくしつつ全体としてどのようなアルゴリズムでスケジュールの動的調整を行えばよりよい調整ができるかといった多目的な要素を含む問題は重要であり、今後取り扱っていく必要がある。しかし、現実への適用を考慮した場合、各個人の詳細な効用や待ち時間、移動時間等を調べて調整アルゴリズムの評価を行うのは困難であり、ある種のマクロな統計指標から計算される評価値を採用するほうがより現実的であるという点を考慮して、問題の出発点としてマクロな統計指標に基づく評価値とした。

### 3. 問題設定

ここでは実験に用いた問題設定について述べる。実験に用いた設定では、各 1 個の En・Ex セグメント、9 個の A セグメントと 3 個の P セグメント、そしてそれらを結ぶ計 26 個の R セグメントを図 2 のように配置した。この配置では、三角形の各頂点に広場があり、各広場の周辺に 9 つの施設があることになり、更に底辺の両端の頂点に入口と出口が接続されている。

また、各セグメントの設定については表 1, 2 に示した。特に表 2 で示されるように、A セグメントについてはサービス時間に偏りがある場合と偏りがない場合の 2 種類の設定を用意した。これは、サービス時間の偏りによって施設の待ち時間発生傾向が異なり、問題の性質が変わってくるのが予想されるので、その違いを調べるためである。

各エージェントについては、 $n = 200, 400, 600$  の 3 つの設定を用意した。各エージェントのセグメントに対する選好値  $p_{ij}$  については、各 A セグメントについては  $\{1.0, 0.9, 0.8, \dots, 0.2\}$  の値が重複しないようにランダムに割り当て、A セグメント以外の選好値はすべて 0 とした。すべてのエージェントについてランダムに割り当てるので、今回の設定では A セグメントの人気・不人気のような偏りはないが、選好値の偏りによっても全体の性質が変化することが予想されるため、今後調べていく必要がある。

更に、実験に当たり、テーマパーク問題において最も典型的と思われる以下の 2 種類の調整アルゴリズムを用意した。それぞれのアルゴリズムはエージェントがあるセグメントでサービ

表 1 実験における R, P, En, Ex セグメントの設定.

セグメント名	$st_i$	$c_i$
R <sub>1~6</sub>	60	∞
R <sub>7~12</sub>	50	∞
R <sub>13~18</sub>	40	∞
R <sub>19~24</sub>	300	∞
R <sub>25~26</sub>	40	∞
P <sub>1~3</sub>	0	∞
En	0	∞
Ex	0	∞

表 2 実験における A セグメントの設定.

設定 1			設定 2		
セグメント名	$st_i$	$c_i$	セグメント名	$st_i$	$c_i$
A <sub>1,4,7</sub>	30	1	A <sub>1,4,7</sub>	10	1
A <sub>2,5,8</sub>	30	1	A <sub>2,5,8</sub>	30	1
A <sub>3,6,9</sub>	30	1	A <sub>3,6,9</sub>	50	1

スを受けた後、どのセグメントに遷移すればよいかを提示する。そして、各エージェントは必ずこれらのアルゴリズムに従うものとした。

アルゴリズム 1: エージェントが各 A セグメントでサービスを受けた後、各未訪問の A セグメントにおける (予約リストの人数) × (そのセグメントのサービス時間) を計算し、その値が最も小さい A セグメントを目的地に設定する。もし同じ最小値を持つセグメントがある場合には選好値の高いものを目的地に設定する。そして、その A セグメントまで最短経由時間でたどり着ける経路を選択していくよう R, P セグメントを提示していく。また、全ての A セグメントを訪問した際には最短経由時間で Ex セグメントまでたどり着けるような経路を提示する。

アルゴリズム 2: エージェントが各 A セグメントでサービスを受けた後、未訪問の A セグメントの中で最も選好値が高いものを選択し、目的地に設定する。それ以外はアルゴリズム 1 と同じである。

そのほかの設定として、 $t_{MAX} = 7200, \kappa = 40000$  とした。各実験は乱数のシードを変更して 100 回行い、その平均によって評価するものとした。

## 4. 実験結果

### 4.1 結果 1

それぞれの設定におけるアルゴリズム 1 とアルゴリズム 2 の結果を図 3 から図 10 に示す。それぞれの図において、黒い矩形はアルゴリズム 1、白い矩形はアルゴリズム 2 での結果を示し、横軸はエージェント数を示す。また、図 3, 7 は総待ち時間の平均値  $WT$ 、図 4, 8 は総移動時間の平均値  $MT$ 、図 5, 9 は訪問したセグメントの選好値の平均値  $P$ 、そして図 6, 10 は評価値を表す。

結果をみてみると、まず  $WT$  に関しては、エージェント数に関わらず、設定 1 ではアルゴリズム 1 よりも 2 のほうが待ち時間を少なくすることが出来ている。アルゴリズム 2 は予想待ち時間を考慮せず、単に選好に基づいて経路を提示するだけだが

結果的にアルゴリズム 1 よりもよい結果になっているのは興味深い。サービス時間に偏りのある設定 2 では逆にアルゴリズム 1 の方が待ち時間を少なくすることができる。このことについては、結果 2 を踏まえて後ほど考察する。また、設定 1, 2 ともに人数の増加に応じて待ち時間が増加しているが、待ち時間の増加率は減少している。ここでは示していないが、更に人数を増加させると増加率は更に減少し、 $n = 800$  までで 6000 程度に近づく。一般的に待ち行列理論が示すのは、混雑度の増加にあわせて待ち時間は双曲線に従って増加するはずであるが、ここではシミュレーションの終了時刻が決まっていることが原因で増加率が減少していると思われる。

総移動時間  $MT$  と選好値の値  $P$  はともに同じ傾向を示しており、アルゴリズムの違い・エージェント数の増加に関して  $WT$  とほぼ逆の変化を示している。これは、待ち時間が減少すると、時間的余裕から訪れることのできる A セグメントが多くなるので、それに伴って  $MT, P$  が増加すると考えられる。

評価値  $E$  に関しては、人数の違いにも関わらず、設定 1 ではアルゴリズム 2、設定 2 ではアルゴリズム 1 が優れている。つまり、A セグメントのサービス時間の偏りが無い場合は選好度に応じたアルゴリズム、偏りが無い場合は待ち時間を考慮したアルゴリズムのほうが優れていることになる。特に、設定 1 に関しては、アルゴリズム 2 のほうが平均待ち時間が少なく、かつ選好度の平均も高いので、評価関数の定義に関わらず優れていると言え、設定 2 に関してはアルゴリズム 1 の方が平均待ち時間・選好度ともにアルゴリズム 2 より優れていると言える。つまり、A セグメントのサービス時間の設定の違いによって、よいアルゴリズムというもの異なってくるのがわかる。このことは、問題の状況にあわせてより適応的なアルゴリズムによって、より適切にスケジューリングが行える可能性を示唆する。

### 4.2 結果 2

設定 1, 2 において、アルゴリズムの違いがどのように平均待ち時間の値に影響を与えているのかを調べるために、それぞれある 1 試行を取り出し、シミュレーション時刻と A セグメントの予約リストのエージェント数の変化をグラフにした。図 11, 12 はそれぞれ設定 1 におけるアルゴリズム 1, 2 の予約リストのエージェント数の変化、図 11, 12 はそれぞれ設定 2 の場合の変化を、横軸を時刻として示している。

まず、図 11, 12 を見てみると、アルゴリズム 1 では時間の経過とともに幾つかの A セグメントにエージェントが集中していることがわかる。これは、待ち時間が発生し始めた初期の瞬間における僅かな混雑の違いが、その後のエージェントの行動に大きく影響を与え、僅かに空いていたセグメントに複数のエージェントが殺到してしまうという現象が起こっていることを示している。それにひきかえ、アルゴリズム 2 はランダムに設定されるエージェント毎の選好度に基づいて目的地が分散されるため、各 A セグメントに平均的にエージェントが訪れることになり、結果として効率的な負荷分散が行えていることがわかる。図からわかるとおり、同じ問題設定にも関わらずアルゴリズム 2 ではシミュレーションの最後までエージェントの予約

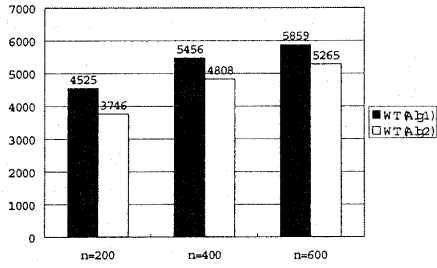


図3 設定1におけるアルゴリズム1・2のWTの値.

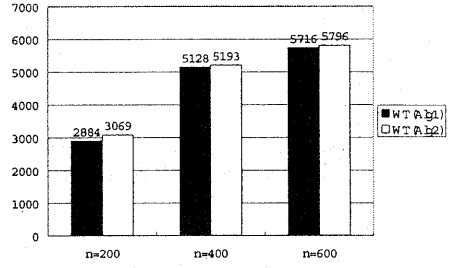


図7 設定2におけるアルゴリズム1・2のWTの値.

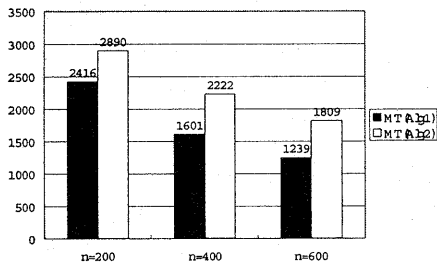


図4 設定1におけるアルゴリズム1・2のMTの値.

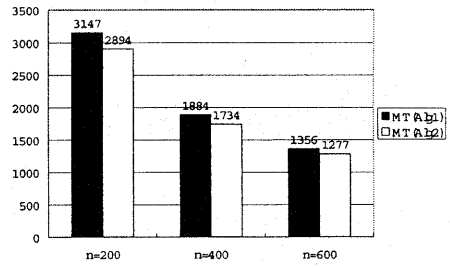


図8 設定2におけるアルゴリズム1・2のMTの値.

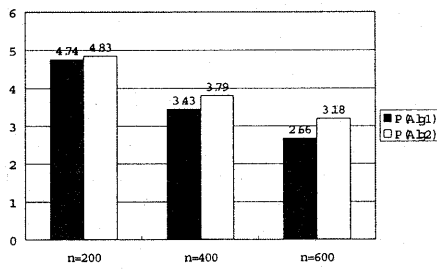


図5 設定1におけるアルゴリズム1・2のPの値.

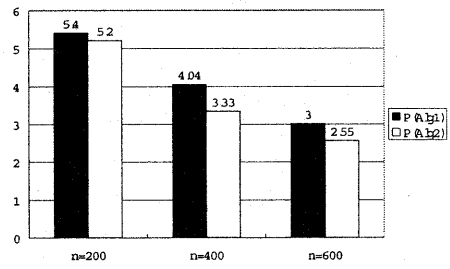


図9 設定2におけるアルゴリズム1・2のPの値.

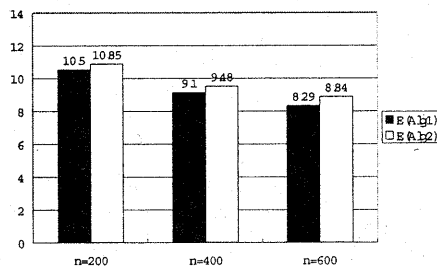


図6 設定1におけるアルゴリズム1・2のEの値.

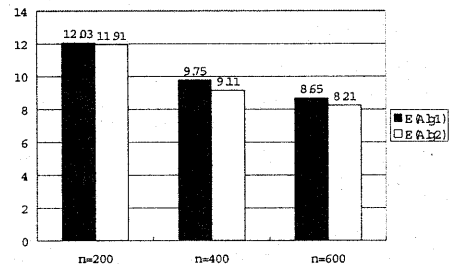


図10 設定2におけるアルゴリズム1・2のEの値.

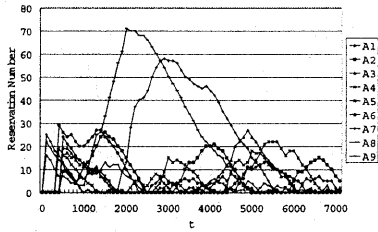


図 11 設定 1, アルゴリズム 1 の組み合わせにおける各 A セグメントの予約リストのエージェント数.

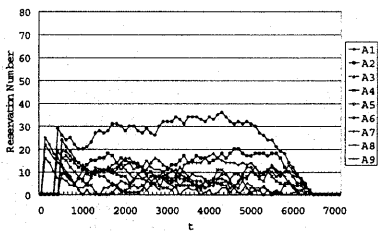


図 12 設定 1, アルゴリズム 2 の組み合わせにおける各 A セグメントの予約リストのエージェント数.

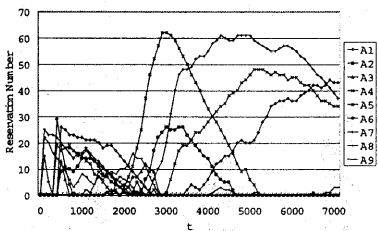


図 13 設定 2, アルゴリズム 1 の組み合わせにおける各 A セグメントの予約リストのエージェント数.

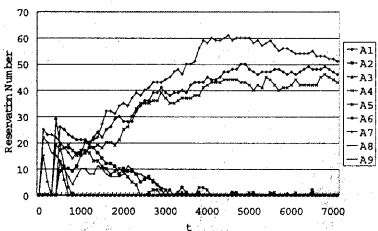


図 14 設定 2, アルゴリズム 2 の組み合わせにおける各 A セグメントの予約リストのエージェント数.

が残っているのに対し, アルゴリズム 2 では全てのエージェントが全ての A セグメントを訪れ終わっている.

次に, 設定 2 の場合の図 13, 14 を見てみる. アルゴリズム 2 は単に選好度に基づいて目的地を設定するため, サービス時

間の長い  $A_{1,4,7}$  セグメントに負荷が集中してしまい, 他の A セグメントに空きがあるにもかかわらず多くのエージェントが待ち行列に並んでいる. しかし, アルゴリズム 1 では混雑しているセグメントを回避するように目的地を設定するので, 特に  $A_{1,4,7}$  の混雑度に時間的なずれを生じさせ, 結果として多くのエージェントが混雑度の高いところにトラップされてしまうのを回避している. 以上がサービス時間の設定によってアルゴリズムの優劣が逆転する理由であり, これらを考慮して選好度・待ち時間に基づいてバランスよくエージェントにスケジュールを提示できればよりよい調整が実現できることが示唆される.

## 5. 終わりに

本研究ではテーマパーク問題を提案し, 幾つかのアルゴリズムを用いて調整アルゴリズムによる群ユーザ支援の可能性について検討した. テーマパークという限られた問題設定ではあるが, アルゴリズムの工夫次第で平均待ち時間・選好度の平均を改善できることが確かめられた. 現在, 他に幾つかのアルゴリズムの適用を検討しており, ある程度設定が変わってもよい結果が出せるアルゴリズムもあることがわかっている. 実際の状況を考慮すれば, このような設定変更は日常的に起こることであり, より幅広い設定においてよい評価が出せるアルゴリズムが必要である. ここでの結論がすぐに現実の問題に適用できるわけではないが, 数百~数千のオーダーのエージェントに対して群ユーザ支援という観点からスケジューリングを行うことの有用性は示唆できたと考えられる. 今後, 分散強調スケジューリング [8] やマクロな情報に基づくマーケットメカニズム [9] [10] 等を導入しつつ, より効率的なアルゴリズムの開発を行っていく予定である.

## 文 献

- [1] 中島秀之, 橋本政明: 日常生活のための知的都市情報基盤. 情報処理, Vol. 43, No. 5, pp. 573-578 (2002).
- [2] A. Sashima, K. Kurumatani, and N. Izumi: Physically-Grounding Agents in Ubiquitous Computing, Proceedings of Joint Agent Workshop, JAWS2002, pp. 196-203 (2002).
- [3] K. Kurumatani: Social Coordination with Architecture for Ubiquitous Agents: CONSORTS, Proceedings of IAWTIC2003, in printing (2003).
- [4] 車谷浩一: ユビキタスエージェントのためのアーキテクチャ CONSORTS ~群ユーザ支援に向けて, 人工知能学会知識ベースシステム研究会予稿集, in printing (SIG-KBS) (2003).
- [5] 鈴木光男: 新ゲーム理論, 勁草書房 (1999).
- [6] 生日目章: マルチエージェントと複雑性, 森北出版 (1998).
- [7] 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 (2002).
- [8] 宮下和雄: 分散強調スケジューリング, システム/制御/情報, Vol. 42, No. 2, pp. 74-79 (1998).
- [9] M. P. Wellman, and W. E. Walsh: Auction Protocols for Decentralized Scheduling, Games and Economic Behavior 35, pp. 271-303 (2001).
- [10] K. Kurumatani: User Intention Market for Multi-Agent Navigation - An Artificial Intelligent Problem in Engineering and Economic Context, Proceedings of the AAAI-02 Workshop on MAMSES-02, Technical Report WS-02-10, pp. 1-4, AAAI Press (2002).