

テーマパークにおける巡回戦略の比較

○柳田 靖 (公立はこだて未来大学)

鈴木 恵二 (公立はこだて未来大学, CREST, JST)

2007年2月20日

概要

テーマパーク問題とは、現実問題に即した群ユーザ支援研究を行うための一つの例題であり、大規模動的スケジューリングを単純化した問題として提案されたものである。本稿では、このテーマパーク問題に関してより現実問題に近い多種多様な環境・状況を実現するために、スモールワールド・ネットワークやスケールフリー・ネットワークを代表とする複雑ネットワークの概念を用いたテーマパークモデルを提案する。また、様々な状況に瞬時に対応できる施設利用調整のための巡回戦略を適用したマルチエージェントによって、そのモデル及び戦略の有効性と効率性を比較・検証していく。そして、提案モデルにおける大規模な個人スケジュール調整のための巡回戦略による群ユーザ支援の可能性を示していく。

Comparison of Traversal Strategies in Theme Parks

○ YASUSHI YANAGITA (Future University-Hakodate)

KELJI SUZUKI (Future University-Hakodate, CREST, JST)

abstract

The theme park problem is one of exercises to research on the Mass- User support of applying social problem and it is suggested as the problem that simplified on a large scale dynamic scheduling. In this paper, it is suggested the theme park models which used the general idea of the complicated networks such as small-world networks and scale-free networks to come true the complicated environment such as the real problems. It is compared with the effectiveness and efficiency of the models and the strategies to introduce the multi-agents which is applied the traversal strategies that can support the various situation to coordinate the institutions using instantly. In addition, It is shown that possibility of the Mass- User support by the traversal strategies for large-scale personal schedule adjustment in the suggestion model.

1 序論

1.1 背景

近年、ユビキタス社会実現に向けた研究として、単に個人の利便性や生活の支援のみに留まらず、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（以下、群ユーザ支援と呼ぶ）実現のための試みがなされている。そして、群ユーザ支援に関する研究は様々な社会問題を解決するための研究でもある。群ユーザ支援の根底は、社会全体や個人の利便性をいかに追求するのかというものであり、ゲーム理論やマルチエージェントシステムによって理論と複雑性の観点から広く多岐にわたり研究が行われている。また、現実問題に適用させるため

にはより現実に近い群ユーザ支援モデルでの研究を行う必要がある。テーマパーク問題は、そういった問題を解決するための一つの例題として提案されたものである。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から数千のオーダーの人々が訪れるときに、それぞれの人々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のかを研究する問題である。言い換えると、いか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スケジューリングを単純化した問題として捉えられるている。

1.2 目的

テーマパーク問題に関する従来研究 [1] は、来場者であるエージェントの行動を調整することで、テーマパーク全体の効率性を向上させる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ている。エージェントは各施設の混雑情報やエージェントごとに与えられた独自の嗜好や選好をもとに、一意に定められた調整アルゴリズムによって順次目的施設を決定し、テーマパーク内の各施設を巡回して行く。また調整アルゴリズムの導入によって、以下の効果が発揮されることを目的とする。

- 各エージェントが、より円滑にテーマパーク内の各施設を巡回可能となる。
- エージェントは、様々な環境・状況に対応しながらテーマパーク内の各施設を巡回して行く。
- 各施設へのエージェントの集中によって発生する待ち行列の負荷を分散させることでテーマパーク全体を調整し、エージェントが効率的に各施設を利用できるようになる。

本研究では以上に挙げた目的の達成を目指すと共に、調整アルゴリズムがより現実問題に近い多種多様なモデル設定においても、その有効性、汎用性、効率性を示せるかについて議論していく。より現実問題に近い多種多様な環境・状況を実現するために、複雑ネットワークの概念を用いてテーマパークをモデル化し、異なるネットワーク構造を内包した各テーマパークモデルにおいて、調整アルゴリズムを適用したマルチエージェントによって実験を行いその実験結果を比較・検証する。実験結果から各モデル設定が調整アルゴリズムに及ぼす影響、要因、環境を明らかにし、エージェントがより効率よくテーマパークを巡回するためには、どのようなネットワーク構造を内包するモデル設定を構築することが望ましいのかを示す。

また実験結果を分析することで、ネットワーク構造によって調整アルゴリズムに影響を与えないモデル設定条件を導き出すことで、ネットワーク構造に依存しない汎用性の高い調整アルゴリズム開発のための比較実験を行う。比較実験では、ネットワークの構造に依存しないモデル設定条件下において、従来研究の調整アルゴリズムに加えて、追試実験によって得られたデータを基に構築した提案調整アルゴリズムを適用することで、より有効性、汎用性、効率性の高い調整アルゴリズムの開発に取り組んでいく。

2 関連研究

テーマパーク問題に関しては研究 [1] がなされており、本研究ではこの研究で提案されたモデルを拡張し研究を行った。複雑ネットワークについては、文献 [2, 3] を本研究に用いられる様々な複雑ネットワーク構造を内包したモデル設定の参考とした。また研究 [4] では、複雑ネットワーク構築モデルの提案・開発が行われており、本研究においても異なる複雑ネットワーク構造を内包したモデルにおける比較実験を行う際に、そのネットワーク構築モデルを参考にして、モデルを生成し実験を行った。

3 複雑ネットワークによるモデル化

3.1 テーマパークモデル

従来研究のテーマパークモデルの各モデル設定を変更・拡張することで、複雑ネットワークをテーマパークモデルに適用可能とさせる。従来研究のテーマパークモデルは、A(施設)、P(広場)、R(道路)、En(入口)、Ex(出口) から成る空間セグメントをノードとした有向グラフによって表現されている。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テーマパーク内を巡回していくことでシミュレーションが進行していく。ただし、本研究で用いる複雑ネットワークは無向グラフなので、テーマパークモデルも有向グラフから無向グラフに変更する。それに合わせてテーマパーク内の空間セグメントを、A セグメントと一つの En/Ex セグメントのみで表現する。図 1 が従来研究で用いられたグラフ表現に対して、図 2 が本研究で用いるテーマパークのグラフ表現である。また表 1 に各グラフの性質を記す。

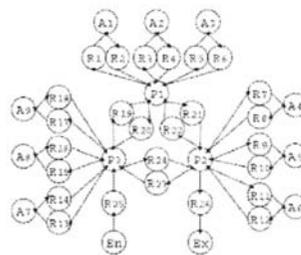


図 1 従来研究で用いられたテーマパークのグラフ表現

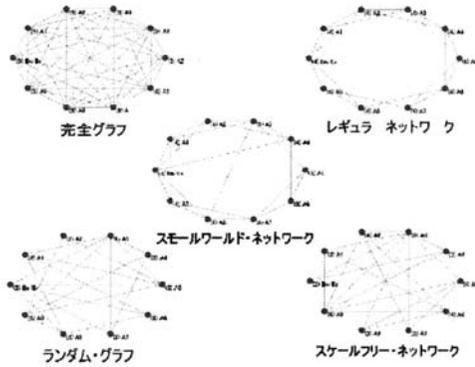


図2 本研究で用いるテーマパークのグラフ表現

表1 各グラフの性質

ネットワーク	平均距離	クラスター性	平均次数	次数分布
完全グラフ	小	大	大	なし
レギュラー	小	大	小	なし
スモールワールド	小	大	小	なし(指数則)
ランダムグラフ	小	小	小	指数則
スケールフリー (BA モデル)	小	小	小	べき乗則

本研究で扱うテーマパークモデルは、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、空間セグメント間を繋ぐ道路である M 個の枝と、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)、En/Ex(入口/出口)のいずれかが割り当てられる。 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。同様に、道路である各枝 $R_k (1 \leq k \leq M)$ も2つの属性 c_k, st_k を保持している。

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ている。ここで En/Ex セグメントは0に設定し、A セグメントには、A セグメントの要素数に応じた数値が重複を許さず各 A セグメントへの選好を順序づけるように、エージェントごとにランダムで割り当てられる。

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または枝を表し、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か枝に属する。時刻 $t=0$ においては En/Ex 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 $s_j(t)$ 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。同様に、道路である各枝 R_k も $a_k(t)$ を持っている。

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 $s_j(t)$ でのサービスが終了したとして、エージェント A_j は次の遷移先を一つ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_i を選択したとする。その時以下の条件式2、または条件式3を満たすならばエージェント A_i はセグメント S_i に遷移する。

$$|r_i(t)| = 0, \text{ かつ, } |a_i(t)| + 1 \leq c_i \quad (2)$$

$$|r_i(t)| > 0, \text{ かつ, } |a_i(t)| + 1 \leq c_i, \text{ かつ, } r_i(t) \text{ 最優先} \quad (3)$$

なお、 $|\cdot|$ はそれぞれの要素数を表す。ただし、エージェントの次の遷移先のセグメント S_i が目的地ではなく、目的地に到達するために通過点であった場合、エージェントは、 S_i においてそのサービスタイム st_i を費やしたり、予約リスト $r_i(t)$ に追加したりせず、目的地へと繋がる次の枝に遷移する。 S_i がエージェントの目的

地である場合は、式 2, 3 の条件に従って遷移する。そして、 S_i のサービス時間 st_i を費やすことによって、初めてそのアトラクションを満喫したとしてエージェントの動的要素である vs_{ji} を更新していく。

そして、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、 $s_j(t)$ が枝である場合は、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。また遷移先が R_l であっても、同様の処理を行う。

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、

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

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

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

である。P はエージェントが訪れたセグメントの嗜好値の合計の平均であり、 $vs_{ji}(t)$ 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。

また、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、無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道路である枝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。

3.2 実験に用いる環境設定

実験に用いる設定としてテーマパークモデルは、不確定要素の少ない共通な設定状況下を前提とした、容易に実験結果の比較・検証が可能な要素設定を施していく。そのため、実験においてはノード数 M を一定とし、完全グラフ以外のグラフの枝総数 $M = 2N$ とする。また、En/Ex セグメントと各枝のキャパシティ $c_k = \infty$ とし、全 A セグメントの $c_i = 1$ と統一する。これは現実のテーマパークを想定しても、来場者が各アトラクション間を移動できなくなるほど混雑するという状況は起こりにくい。それに一般的なテーマパークであれば、来場者に円滑にテーマパーク内を巡回してもらうために、十分な区画整理が施されているはずである。よって、道路である枝の c_k を無制限にするの妥当な設定だと考えられる。En セグメントと Ex セグメントを同一のセグメントとしたのも、現実のテーマパークでは入口と出口が共通なテーマパークのほうがより一般的であるためである。また、各枝の st_k と各 A セグメントの st_i は現実のテーマパークに近づけるため、正規分布に従って各値が割り振られる。正規分布は式 10 で表される確率密度関数を保持する。ここで、 μ は平均、 σ^2 を分散とし、正規分布を $N(\mu, \sigma^2)$ と表す。

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

各枝の st_i は $N(\mu, \sigma^2) = (50, 2.0)$ とし、中央値・最頻値を 50 とし、約 10~90 の値が各枝に移動時間の大きさとして与えられる。各 A セグメントの st_i は $N(\mu, \sigma^2) = (30, 1.0)$ とし、中央値・最頻値を 30 とし、約 10~50 の値が各 A セグメントにサービスタイムとして与えられる。各要素設定をまとめたものを表 2 に記す。

表 2 実験に用いる各要素設定

セグメント名	st_i	c_i
En/Ex	0	∞
枝(道路)	10~90	∞
A	10~50	1

その他の設定として、エージェント数 $n = 400$ 、 $t_{MAX} = 10000$ 、式 6 の評価係数 $\kappa = 40000$ とし、各実験を行っていく。

4 提案アルゴリズム

従来研究で用いられたアルゴリズム 1,2 に加えて、より高い有効性、汎用性、効率性を実現することを目的として開発した提案アルゴリズムによって実験を行っていく。

提案アルゴリズムの開発にあたって、従来研究の研究結果及び独自に行った追試実験結果から、アルゴリズムの性能に関わらずサービス時間の大きいアトラクションは、大きな待ち行列が発生しやすいことが分かった。逆にサービス時間の小さいアトラクションは待ち行列が発生しにくく、特にシミュレーション後半では待ち行列がほとんど発生していない。サービス時間が小さいので、効率よくサイクルすることが可能であるためである。以上の結果から、サービス時間の大きいアトラクションをいかに効率よく巡回するかが、調整アルゴリズムの性能を左右する要点であると考えられる。シミュレーションが後半になるほど待ち行列の大きさが増加していくので、シミュレーション前半の内にそういったアトラクションを巡回して行くことが望ましい。また、シミュレーション中にエージェントに課せられた時間は有限なので、エージェントにとって選好値が高いアトラクションを優先的に巡回して行ったほうが、高い満足度を得られる。そして、そういったアトラクションを円滑に巡回して行く上で、待ち行列の大きいアトラクションは、サービスを受けるのに大きな待ち時間を費やしてしまうので出来るだけ避けるべきである。

まとめると、エージェントにとって効率よくテーマパークを巡回するためには、サービス時間が大きく、選好値が高く、待ち行列が小さいアトラクションの優先度が高い。以上の点を踏まえて、提案アルゴリズムでは各アトラクションの時刻 t における優先度 $I_i(t)$ を式 11 で定義し、 $I_i(t)$ を次の目的地を決定する際の判断基準とする。

$$I_i(t) = \frac{st_i * p_{ji}}{r_i(t) + 1} \quad (11)$$

以下に本研究に用いた調整アルゴリズムを記載する。

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) \times (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アトラクション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行くように最短経路を提示してい

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 E_n/E_x 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。

提案アルゴリズム : 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 $I_i(t)$ 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。

5 実験

本研究では以下の 2 つの実験を行いその結果を比較・分析することで新たな知見を得ることを目的とする。また実験を行うにあたって、従来研究のモデル設定を拡張した新たなテーマパークモデル設定を提案する。

5.1 実験 1

各ノード数 10~70 における各複雑ネットワークモデルによる実験を行う。実験には、完全グラフ、レギュラーネットワーク、スモールワールド・ネットワーク、ランダムグラフ、スケールフリー・ネットワークなどの複雑ネットワークにおける代表的な 5 つのネットワークモデル適用した。この実験によって、各複雑ネットワークモデルが調整アルゴリズムに及ぼす影響、要因、環境を明らかにし、エージェントがより効率良くテーマパークを巡回するためには、どのようなネットワーク構造を内包するモデル設定を構築することが望ましいのかを示す。また実験 2 で用いる、ネットワーク構造によって調整アルゴリズムに影響を与えないモデル設定条件を導き出す。なお実験には、従来研究で用いられた調整アルゴリズムを適用した。

5.2 実験 2

実験 1 における実験結果の分析によって得られたネットワークの構造に依存しないモデル設定条件下において、従来研究で用いられた調整アルゴリズム、及び提案アルゴリズムをそれぞれ適用し実験を行う。そして、各アルゴリズムの有効性、汎用性、効率性を比較・検証する。

5.3 実験 1 における実験結果

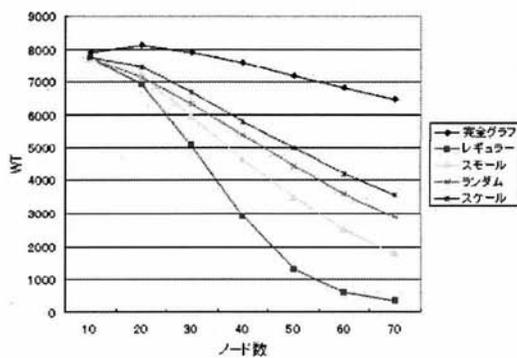


図 3 ノード数の増加における各複雑ネットワークモデルによる WT の推移

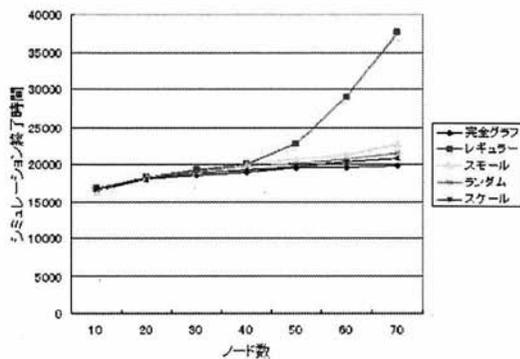


図 5 ノード数の増加における各複雑ネットワークモデルによるシミュレーション終了時間の推移

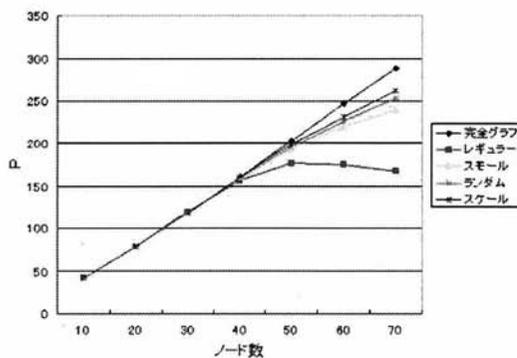


図 4 ノード数の増加における各複雑ネットワークモデルによる E の推移

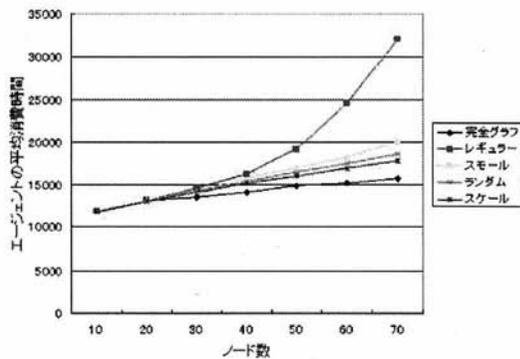


図 6 ノード数の増加における各複雑ネットワークモデルによるエージェント消費時間の推移

5.4 実験2における実験結果

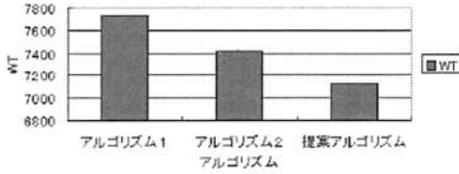


図7 各アルゴリズムにおけるWT

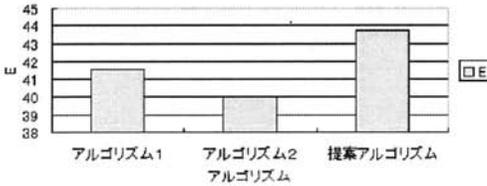


図8 各アルゴリズムにおけるE

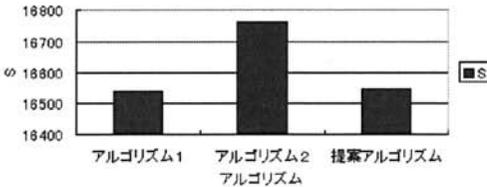


図9 各アルゴリズムにおけるシミュレーション終了時間

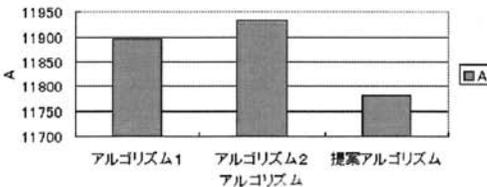


図10 各アルゴリズムにおけるエージェント消費時間

6 考察

6.1 実験1に関する考察

始めに実験1における実験結果を分析する。まず図3より、各複雑ネットワークモデルに関わらず、ノード数の増加に伴いWTが減少しMTが増加するという対照的な結果が得られた。これは、エージェント数が $n=400$ と一定なので、ノード数の増加に伴い、各エージェントにとっての訪問すべきAセグメント数が増加することを意味する。そのため、より各Aセグメントにエージェントが分散し易くなる。各Aセグメントの待ち行列も分散し易くなるので、時間をかけずに各Aセグメントを巡回することが可能になるのため、WTが減少していく。そしてより多くのAセグメントを巡回するために、WTが減少することによって発生する時間がMTとして費やされ、MTが増加していく。以上がノード数の増加に伴い、WTが減少しMTが増加する原因であると考えられる。次に、各複雑ネットワークモデルにおけるWTの減少率に注目する。減少率が低い複雑ネットワークモデルほど、ノード数の設定によらず、調整アルゴリズムの結果に影響を及ぼしにくいモデル設定であり、モデル設定に依存しないネットワークモデルである。

続いて図4より、各複雑ネットワークモデルに関わらず、ノード数の増加に伴いP、Eが増加している結果が得られた。これはAセグメントの増加と、上記のWTの減少とMTの増加によって、より多くのAセグメントを訪問することが可能となるためである。ただし、レギュラーネットワークに限ってはノード数40を境に、その増加率が減少し、さらにノード数50を境に減少している様子が分かる。ノード数が増加するとレギュラーネットワークは、その平均距離も非常に大きくなってしまいう性質がある。それはエージェントにとって、目的Aセグメントに到達するために多大な移動コストを費やさなければならないことを意味する。なので、制限時間内に多くのAセグメントを満喫することが出来なくなる。以上のことから、ノード数が40以下の場合、各複雑ネットワークモデルの平均距離に差が生じていないということが考察される。それは全複雑ネットワークモデル共に、ノード数40までは全く同じ増加率を示していることから裏づけされる。そして、ノード数が40以上になっても、その安定した増加率から、レギュラーネットワーク以外の複雑ネットワークモデルは小さい平均距離を持続することが可能であることも考察できる。

また上記の理由で、図5の結果も説明することが出来る。図5の全エージェントが全てのAセグメントを満喫し、En/Exセグメントに到達することでシミュ

レーションが完全に終了するまでの時間(以降、シミュレーション終了時間)と、図8の各エージェントにおける、全てのAセグメントを満喫しEn/Exセグメントに到達するまでに消費した時間の平均(以降、エージェント消費時間)は同様な結果を示している。平均距離に差が生じることで、ノード数40以上においてそれぞれの差が発生する。レギュラーネットワークはその結果が顕著に表れていることが分かる。

以上4つの実験結果から完全グラフ、スケールフリー・ネットワーク、ランダム・グラフ、スモールワールド・ネットワークの順にその有効性が期待できることが確認できた。

6.2 実験2に関する考察

実験1の実験結果から、ノード数が40以下であれば各複雑ネットワークモデルの平均距離に差が発生しないので、各複雑ネットワークモデル間における各実験結果に明確な差が発生しない。特に、図3, 4, 5, 6から見られるように、ノード数 $n=10$ の場合は、各複雑ネットワークモデル間における各実験結果の差が最小である。よってノード数 $n=10$ を、ネットワークの構造に依存しないモデル設定条件として、アルゴリズム1・2及び提案アルゴリズムを適用して行った実験結果が、図7, 8, 9, 10である。各実験結果は、ノード数 $n=10$ とした5つの複雑ネットワークモデルで行った実験結果を平均したものである。

各実験結果から、従来研究のアルゴリズムと比較して提案アルゴリズムの有効性が数多く示されている。図7から比較的少ないWTが確認でき、図8から最大のEが得られている様子が分かる。さらに、図9, 10によって比較的少ないシミュレーション終了時間・エージェント消費時間が示されている。以上から、提案アルゴリズムの有効性が示唆された。またこの実験結果は、最もネットワークの構造に依存しないモデル設定による実験結果なので、その他の各複雑ネットワークモデルにおいても提案アルゴリズムの汎用性は十分に期待できる。

7 結論

7.1 まとめ

本研究によって、実験1よりレギュラーネットワーク以外の複雑ネットワークモデルの有効性が示唆された。特に完全グラフがあらゆる実験において最も優秀な結果を残した。しかし、完全グラフは次数が大きすぎるという問題がある。目的のアトラクションに到達するために、どのアトラクションも経由せず常に最短平均距離1で到達してしまう。これは、あまり現実的ではない。よって、完全グラフの次に優秀な結果を残したスケール

フリー・ネットワークが、このテーマパーク問題に適していると考えられる。ただし、本研究ではBAモデルによってスケールフリー・ネットワークを生成しているため、ネットワークのクラスター性は低い。現実のテーマパークを考慮すれば、高いクラスター性が要求される。そしてクラスター性は高いものの、レギュラーネットワークのようにノード数の増加に伴い平均距離が大きくなるのは、テーマパークモデルにとって相応しくない。よって、ネットワークのスモールワールド性がテーマパークモデルを構築する上で重要になってくる。近年、他の複雑ネットワークの研究[4]において、BAモデルを拡張し、クラスター性を向上させることでスモールワールド性をもたせるモデルも複数考案されている。そういったモデルを、本研究のテーマパーク問題のような、待ち行列が発生するネットワークモデルに適用させれば、より現実的で有効性が高いネットワークモデルが生成可能であると考えられる。また現実のテーマパークにおいても、スケールフリー性とスモールワールド性を考慮したテーマパークの設計、及び各アトラクションへの交通網の整備を充実させれば、その効率性は十分に期待できると考えられる。

また、実験2より提案アルゴリズムの有用性、汎用性が示唆された。この提案アルゴリズムは、現実問題に近い多種多様な環境・状況においても、十分にその有効性が期待できる。

7.2 今後の展望

今後の課題として、各複雑ネットワークモデルにおけるクラスター係数や平均距離、次数分布を算出し、より厳密に比較・検証することで、理想的なネットワークモデルの構築を目指していく。また、来場者であるエージェントに応じてより様々な選好を付加させた調整アルゴリズムを適用させていくことも重要な課題である。

参考文献

- [1] 川村 秀憲, 車谷 浩一, 大内 東, 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, 情報処理学会研究報告, Vol.2003 No.8, pp. 25-30, 2003
- [2] 増田 直紀, 今野 紀雄, 「複雑ネットワーク」とは何かー複雑な関係を読み解く新しいアプローチ, 講談社, 2006年2月20日, B-1511
- [3] 増田 直紀, 今野 紀雄, 複雑ネットワークの科学, 産業図書株式会社, 2005年2月25日, 初版
- [4] 河内 祐美, 吉井 伸一郎, 包括ネットワーク生成における構造遷移, 情報処理学会研究報告, Vol.47 No.3, pp. 813-820, 2006