

推薦論文

複雑ネットワークモデルにおける テーマパーク問題に関する考察 ——ネットワークモデルの比較法

柳 田 靖^{†1} 鈴 木 恵 二^{†2}

テーマパーク問題とは、現実社会問題に即した群ユーザ支援研究を行うための1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である。本論文では現実問題のような、より多様な環境を実現するために、スモールワールド・ネットワークやスケールフリー・ネットワークのような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。そして、提案する多様なテーマパークモデルにおいて、群ユーザ支援のための巡回戦略を適用したマルチエージェントの効率性を評価する。最終的に、提案モデルにおける大規模個人間スケジュールのための、巡回戦略を用いた誘導システムによる群ユーザ支援の可能性を検討する。

Evaluation of Theme Park Problem on Complex Network Models —— Comparison Methods of the Network Models

YASUSHI YANAGITA^{†1} and KEIJI SUZUKI^{†2}

The theme park problem is one of exercise to research on the mass user support in order to solve social problems. The theme park problem also can be considered as a large scale dynamic scheduling. To realize the diversified environment such as real problems, this paper proposes the theme park models which used the general idea of the complex network such as small-world networks and scale-free networks. It is evaluated on the proposed models that the efficiency of the multiagents which apply the traversal strategies in order to support the mass users. Finally, it is shown that the important properties of the proposed traversal strategies in the applied complex network models.

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とどまらず、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。群ユーザ支援に関する研究¹⁾は、様々な社会問題を解決するための研究でもある。限られた社会資源（施設利用、道路交通、移動体、エネルギー）をリアルタイムにユーザ群へ供給する際に、各ユーザの利便性・快適さを損ねることなく、社会全体の効率性を向上させるシステムを実現することが群ユーザ支援の目的である。群ユーザ支援研究の根底は、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、現実社会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によって研究を行っていかなければならない。テーマパーク問題は、そういった問題を解決するための1つの例題として、Kawamura²⁾⁻⁶⁾らによっ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の人々が訪れるときに、それぞれの人々の目的や効率を考慮しつつも、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。いい換えると、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、大規模個人間スケジュール調整を行うかといった問題である。また、テーマパーク問題は動的スケジューリング問題でもあるので、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もとらえられている。群ユーザ支援研究の例題として、テーマパーク問題を対象としたのは、

- 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～数千のオーダであり、出発点としてはほど良い規模である、

などの理由に基づいている。また、群ユーザのための誘導調整支援の効果が検証・議論しやすいことなどもその理由としてあげられる。

^{†1} 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科

Department of Systems Information Science, Future University - Hakodate.

^{†2} 北海道大学大学院情報科学研究科, CREST, JST

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University, CREST, JST

本論文の内容は2007年9月の情報処理北海道シンポジウム2007にて報告され、同特別編集委員により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

1.2 目的

先行研究²⁾⁻⁶⁾においては、それぞれテーマパークの環境をシンプルにモデル化し、来場者群の行動をマルチエージェントとして問題を定義している。そして、マルチエージェントシミュレーションによって、来場者群に対する誘導調整支援の効果を検証している。たとえば、誘導調整支援を適用した来場者エージェントと、適用していない来場者エージェントの効率性の比較や、来場者群全体に対しての誘導調整支援適用比率を変えながら様々なケースに分類して分析することによって、それぞれのケースにおける効率性向上の効果を検証している。そして先行研究では特に、来場者であるエージェント群の行動を誘導調整することで、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）の開発に最も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する。また、以下の効果が発揮されることを目的として、調整アルゴリズムを開発し導入する。第1に、調整アルゴリズムによって、各エージェントは様々な環境に対応しながら円滑にテーマパーク内の各施設を巡回することができるようになる。また、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。

本研究では以上にあげた目的の達成を目指すとともに、調整アルゴリズムの性能をいかに定性的に評価するかについて議論する。先行研究では、単一のグラフ構造を保持したテーマパークモデル上のみでしか調整アルゴリズムの効率性が比較・評価されていない。その他のグラフモデルでの検証がなされていないので、調整アルゴリズムの汎用性は十分に示されていない。またグラフ構造や環境設定（ノードの配置やノード間の枝のつながりの関係、パラメータ設定）などのような、調整アルゴリズムの性能の優劣を決定する要因が十分に分析されていない。したがって、その要因を多角的に分析・分類することによって、汎用性の高い調整アルゴリズムの開発や、グラフ構造や環境設定に適した調整アルゴリズムの開発が可能になるのではないかと考えられる。そのために多様なグラフモデルや環境設定で、各調整アルゴリズムの効率性を比較・評価・分類する必要がある。

多様なグラフモデルで検証するために、本研究では複雑ネットワークの概念⁷⁾⁻⁸⁾を用いてテーマパークをモデル化する。複雑ネットワークモデルを取り上げる理由は、現実のテーマパークにおける経路モクラスタ性やアトラクション間の経路長がスモールワールド性を感じさせるものが多々あることである。また複雑ネットワークについて得られているグラフ構

造などの性質と、調整アルゴリズムの性質との関係を導き出すことができれば、誘導アルゴリズムの改善の端緒を見いだせるものと期待される。

本研究では、スモールワールド・ネットワークやスケールフリー・ネットワークなどの様々なグラフ構造を内包したテーマパークモデルにおいて、調整アルゴリズムの効率性や汎用性を比較・検証する。そして、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、依存関係を分析する。またエージェント群がより効率良くテーマパークを巡回するためには、どのようなグラフ構造を内包するグラフモデルを構築することが望ましいのかを検証する。最終的に、定性的に調整アルゴリズムの効率性を評価するための評価基盤となるグラフモデルを導き出す。

また実験結果を分析し、グラフの構造によって調整アルゴリズムの性能に影響を与えないモデル設定条件を導き出すことで、グラフ構造に依存しない汎用性の高い調整アルゴリズム開発に向けた比較実験を行う。比較実験では、グラフ構造に依存しないモデル設定条件下において、先行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アルゴリズムを適用し、実験を重ねることで、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を目指す。

2. 複雑ネットワークによるモデル化

2.1 テーマパークモデル

本研究では、先行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導入する。先行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）からな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することで、シミュレーションが進行する。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は、1つのEn/Exセグメントと、それ以外の空間セグメントをAセグメントのみで表現する。また、各セグメント間をつなぐ枝をRセグメントの代替となる道路として表現する。図1が先行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。先行研究のような、道路や広場などの複数のノードの属性や有向辺によるグラフの表現では、ノード数が多い場合ではグラフ構造が特定しにくく、グラフとしての構造が複雑化してしまうと考えら

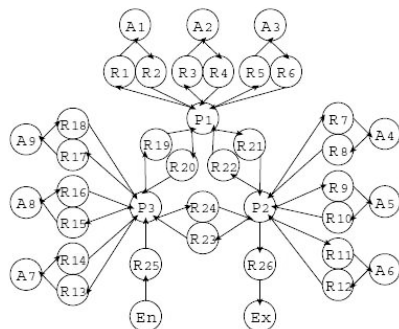


図 1 先行研究²⁾⁻⁶⁾ で用いられたテーマパークのグラフ表現
Fig. 1 A graph representing the themapark²⁾⁻⁶⁾.

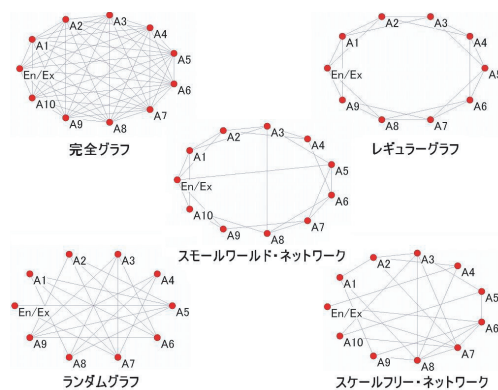


図 2 本研究で用いるテーマパークのグラフ表現
Fig. 2 This research's graph representation of the theme park.

れる．そのため，A セグメント，En/Ex セグメント，ノード間をつなぐ無向辺の枝のみでグラフモデルを表現することによって，ノード数や枝の数を減らしシンプルなグラフモデルとして表現することが可能である．

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つなぐ道路である M 本の枝と，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うえでの動的な要素を保持する．以下に静的な要素，動的な要素の順に説明する．

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 つの要素 T_i , c_i , st_i を保持している． 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 1 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 つの要素 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 に対する選好値 p_{ji} ($p_{ji} = 1, 2, \dots, N$) を保持している．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 を優先的に訪れる．ただし，En/Ex セグメントに対する選好はないものとする．また，選好値が重複して割り当てられることはない．各エージェントの選好は異なり，シミュレーションの初期設定として，エージェントごとにランダムで各 A セグメントに対する選好値が割り当てられる．

次に動的な要素の説明をする．シミュレーション時刻を t とし，時刻 t においてエージェント A_j は 5 つの要素 $s_j(t)$, $pt_j(t)$, $vs_{ji}(t)$, $wt_j(t)$, $mt_j(t)$ を保持している． $s_j(t)$ 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に必ず唯一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 1 度以上訪れているときは 1，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 $r_i(t)$ を保持している．予約リストは，セグメントのサービスキャパシティを超えてエージェントがそのセグメントに遷移する場合，そのエージェントが予約リストに追加される．予約リストでは，FIFO によってエージェントに優先順位が決定される．エージェントがセグメント S_i に遷移可能になった時点で，そのエージェントは予約リストから削除され，セグメント S_i に遷移する．同様に道路である各枝 R_k も動的な要素として，時刻 t における所属エージェント集合 $a_k(t)$ を保持している．

ある時刻 t において、エージェントは与えられた添え字に従って順に行動ターンが与えられる。そのとき以下の条件 (1) が調べられる。条件 (1) が満たされた場合、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 は目的地に到達するまでの経路を順次選択し、テーマパーク内を遷移する。

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

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_l を選択したとする。そのとき以下の条件式 (2)、または条件式 (3) を満たすならば、エージェント A_j はセグメント S_l に遷移可能となる。

$$|r_l(t)| = 0 \text{ かつ } |a_l(t)| + 1 \leq c_l \quad (2)$$

$$|r_l(t)| > 0 \text{ かつ } |a_l(t)| + 1 \leq c_l \text{ かつ } r_l(t) \text{ の先頭} \quad (3)$$

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_l 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_l においてそのサービスタイム st_l を費やしたり、予約リスト $r_l(t)$ に追加したりせずに、目的地へとつながる次の枝に遷移する。 S_l 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_l のサービス時間 st_l 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_{jl} を更新する。

そして、遷移にともな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。

$$wt_j(t+1) = wt_j(t) + (pt_j(t) - st_{s_j(t)}) \quad (4)$$

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。

$$mt_j(t+1) = mt_j(t) + st_{s_j(t)} \quad (5)$$

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_l に設定される。先に説明したとおり、セグメント S_l の予約リストに登録されていた場合は、 $r_l(t)$ より削除される。また、条件 (1) を満たしているにもかかわらず、条件 (2)、(3) を満たさなかった場合は、エージェント A_j はセグメント S_l の予約リスト $r_l(t)$ 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。

以上のテーマパークモデルに従ってコンピュータシミュレーションを実行する。エージェントは、En/Ex セグメントからスタートし、すべてのアトラクションを訪問し、En/Ex セグメントに到達することでテーマパークから除外される。全エージェントがテーマパークから除外された時点で、シミュレーションが終了する。

2.2 評価法

あらかじめ終了時刻 t_{MAX} を定め、 $t = 0$ からシミュレーションを開始する。終了時刻 t_{MAX} に達した時点でシミュレーションを中断させる。シミュレーションが中断された時点で、以下の評価値を算出する。

$$WT = \frac{1}{n} \sum_j wt_j(t_{MAX}) \quad (6)$$

$$MT = \frac{1}{n} \sum_j mt_j(t_{MAX}) \quad (7)$$

$$S = \frac{1}{n} \sum_j \sum_i p_{ji} \cdot vs_{ji}(t_{MAX}) \quad (8)$$

評価値 WT, MT はそれぞれエージェントの総待ち時間、総移動時間の平均を表している。評価値 S はエージェントの満足度であり、規定時間内にエージェントにとって選好の高い A セグメントをどれだけ多く回れたのかを示す指標である。満足度 S は、エージェントが規定時間内に訪れた A セグメントに対する選好値 p_{ji} の合計の平均であり、 $vs_{ji}(t)$ は 1 度以上訪れたセグメントはすべて 1 として設定されるので、同じ A セグメントに重複して訪れてもエージェントの満足度は向上しない設定となっている。

また、終了時刻 t_{MAX} を定めず、全エージェントがテーマパークから除外され、シミュレーションが完全に終了するまでの試行を繰返し行う。そして、以下の評価値 AFT (エージェント終了時間) を算出する。評価値 AFT は、各エージェントがテーマパークから除外されるまでの平均時間を算出したものである。

$$AFT = \frac{1}{n} \sum_j t \text{ when } A_j \text{ has finished the simulation} \quad (9)$$

2.3 モデル設定

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、容易に実験結果の比較・検証が可能なモデル設定を施す。そのため、実験においてはノード数 N を一定とし、完全グラフ以外のグラフの枝総数 M の設定は、 $M = 2N$ とする。つまり、ノード数 N の 2 倍の本数の枝がノード間につながっている設定となっている。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。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

表 1 実験に用いる各要素設定
Table 1 Each element setting applied the experiment.

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

いるはずである．よって，道路である枝の c_k を無制限にするのは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の環境を想定し，正規分布に従って各値が割り振られる． μ を平均， σ^2 を分散とし，正規分布を $N(\mu, \sigma^2)$ として表す．各枝の st_i は $N(\mu, \sigma^2) = (50, 20)$ 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サービスタイムとして与えられる．各 A セグメントの st_i は $N(\mu, \sigma^2) = (30, 10)$ 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．先行研究におけるサービスタイムの要素設定は，すべてのアトラクションを均一に 10 と割り当てたり，10, 30, 50 というように意図的にサービスタイムの偏りを持たせたりするような割当てがなされている．現実のテーマパークのアトラクションにおけるサービスタイムの分布は，正規分布に従っていることが予想される．よって，本モデル設定では正規分布に従うサービスタイムの割当てを施す．平均，分散などの値設定は本実験において暫定的に割り当てた値設定である．各要素設定をまとめたものを表 1 に記す．

その他の設定として，エージェント数 $n = 400$ ， $t_{MAX} = 10000$ ，として各実験を行う．また実験における各グラフモデルのノード数 N は， $N = \{10, 20, \dots, 60, 70\}$ の各設定で行う．ノード数が 10~70 という設定は，大小合わせた実世界のテーマパークにおける施設数を想定したものである．またグラフ構造や実験結果に差が生じるのかを確認するために，実験で用いるノードの範囲を十分に広く設定した．エージェント数 n ， t_{MAX} の値は，先行研究においても本研究と同等な値設定でシミュレーション実験を行っていたので，先行研究の実験結果などとの比較を容易に行えるように設定を施した．

3. 調整アルゴリズム

調整アルゴリズムは，実世界に応用することを想定して開発される．調整アルゴリズムは，動的で複雑なスケジュール問題を単純化するために，状況に応じて目的地を提示するシ

ンプルなアルゴリズムである．また，以下にあげるテーマパークシステムを前提とした，調整アルゴリズムによる誘導を想定している．各アトラクションのサービスタイム，キャパシティ，現在の待ち行列による混雑状況などを，テーマーク内の各センサから観測し，現在のテーマパーク情報として活用する．来場者の現在地，スケジュール，選好などは来場者の携帯電話や PDA 端末から獲得する．来場者が次の目的地を決定する際に，現在のテーマパーク情報と来場者情報を基に，来場者に適切な目的地を提示し誘導することでテーマパーク全体の混雑度を調整する．

本研究では，先行研究で用いられたアルゴリズム（選好優先，混雑回避）と，本研究で新たに提案するアルゴリズム（優先度重視，コスト重視）を用いて，その性能を比較・検証・評価する．エージェントは必ず，調整アルゴリズムによって提示された情報に従って行動するものとする．以下に，本研究に用いた調整アルゴリズムを掲載する．

選好優先アルゴリズム (G)

エージェントの目的地が未決定である場合や，エージェントがすでに目的地に到達してしまった場合に，未訪問のアトラクションの中から最も選好値の高いアトラクションを目的地とする．未訪問のアトラクションが存在しない場合，En/Ex セグメントを目的地とする．現在地から目的地までは，最短経路である経路を提示する．エージェントは提示された最短経路に従って，テーマパーク内を順次遷移する．アルゴリズムの特徴として，エージェントは単に選好の高いアトラクションを優先的に目的地として巡回する．また，他のエージェントの動向やテーマパーク内の情報を考慮しない．誘導調整を行うというよりも，エージェントが自律的に選好値の高いアトラクションに行動するアルゴリズムである．その他の誘導調整を用いたアルゴリズムの比較基準として用いられる．

混雑回避アルゴリズム (CA)

このアルゴリズムは，未訪問のアトラクションの中から予想待ち時間 w_i が最も低いアトラクションを目的地とする．現在のテーマパーク情報から，予想待ち時間 w_i が以下の式によって算出される．

$$w_i = |r_i| \times st_i / c_i \quad (10)$$

目的地選択のタイミングや目的地までの経路選択は，選好優先アルゴリズムと同様である．アルゴリズムの特徴として，現時点で最も混雑度の低いアトラクションが目的地として提示され，エージェントは提示された情報に従って目的地まで移動する．混雑度を考慮した誘導調整アルゴリズムである．

優先度重視アルゴリズム (PE)

目的地を決定する際に、このアルゴリズムは以下の評価値 pe_{ji} を未訪問のアトラクションに対して算出する。未訪問のアトラクションの中から pe_{ji} が最も高いアトラクションを目的地とする。

$$pe_{ji} = \frac{st_i/c_i \times p_{ji}}{|r_i| + 1} \quad (11)$$

追試実験によって、混雑度の指標である st_i/c_i が高いアトラクションは、サービスタイムが大きくアトラクションの回転率も悪いので、シミュレーション中に混雑しやすい傾向となることが確認された。特に混雑回避アルゴリズムを適用した場合における各エージェントは、混雑を回避するため st_i/c_i が高いアトラクションの巡回を後回しにする傾向が見られた。そのためシミュレーションが後半になるほど、 st_i/c_i が高いアトラクションには、非常に大きな待ち行列の負荷が発生してしまい非効率な状態に陥ってしまう。そのような状態を回避するために、あえて st_i/c_i が高い値アトラクションを優先的に選ばせることによって、後半に発生する待ち行列の負荷を緩和させることが、このアルゴリズムの狙いである。さらに、選好値や現在の各アトラクションの予約リスト長 r_i も考慮しながら、目的アトラクションを決定するアルゴリズムでもある。目的地選択のタイミングや目的地までの経路選択は、選好優先アルゴリズムと同様である。

コスト重視アルゴリズム (CE)

目的地を決定する際に、このアルゴリズムは以下の評価値 ce_{ji} を未訪問のアトラクションに対して算出する。未訪問のアトラクションの中から ce_{ji} が最も高いアトラクションを目的地とする。

$$ce_{ji} = \frac{p_{ji}}{|r_i| \times st_i/c_i + mc_i} \quad (12)$$

このアルゴリズムは選好値が高く、なおかつ待ち時間コストである $|r_i| \times st_i/c_i$ と移動時間コスト mc_i が低いアトラクションを優先的に目的地とする。移動コスト mc_i は、現在地から目的地の対象となるアトラクションまでの最短移動時間である。アルゴリズムの特徴として、現時点で最も待ち時間コストと移動時間コストが低いアトラクションが目的地として提示され、エージェントは提示された情報に従って目的地まで移動する。目的地選択のタイミングや目的地までの経路選択は、選好優先アルゴリズムと同様である。

4. シミュレーション実験

4.1 複雑ネットワークモデルにおける比較実験

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比較実験を行う。実験には、完全グラフ (CG)、レギュラーグラフ (RG)、スモールワールド・ネットワーク (SWN)、ランダムグラフ (Random)、スケールフリー・ネットワーク (SFN) 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、依存関係を分析する。そして、調整アルゴリズムによる効率的な誘導法を確立するための基盤となる適切なグラフモデルを、5 つのネットワークモデルから評価する。調整アルゴリズムを導入し、多様なグラフモデルやノード設定の組合せのケースを比較する本実験において、単純に選好のみで意思決定を行うアルゴリズムよりも、混雑情報を基に意思決定を行うアルゴリズムを適用した方が、誘導調整支援の結果を比較・検証しやすいのではないかと考えられる。また実験結果に関しても、各ケースにおいて様々な結果が得られるのではないかと考えたので、本比較実験では混雑回避アルゴリズム (CA) を適用する。テーマパークの詳細な要素設定は、2.3 節のモデル設定に従いシミュレーション実験を行う。

4.2 調整アルゴリズムの比較実験

複雑ネットワークモデルにおける比較実験における実験結果の分析によって得られた、グラフ構造に依存しないモデル設定条件下において、先行研究で用いられた調整アルゴリズム (G, CA)、および提案アルゴリズム (PE, CE) 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。テーマパークの詳細な要素設定は、2.3 節のモデル設定に従いシミュレーション実験を行う。

4.3 考察 1

図 3 の複雑ネットワークモデルにおける比較実験結果を分析する。まず図 (a), (b) より、各複雑ネットワークモデルにかかわらず、ノード数の増加にともない WT が減少し MT が増加するという対照的な結果が見てとれる。これは、エージェント数が $n = 400$ と一定なので、ノード数の増加にともない、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やすくなる。各 A セグメントの待ち行列も分散しやすくなるので、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ため、WT が減少する。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、

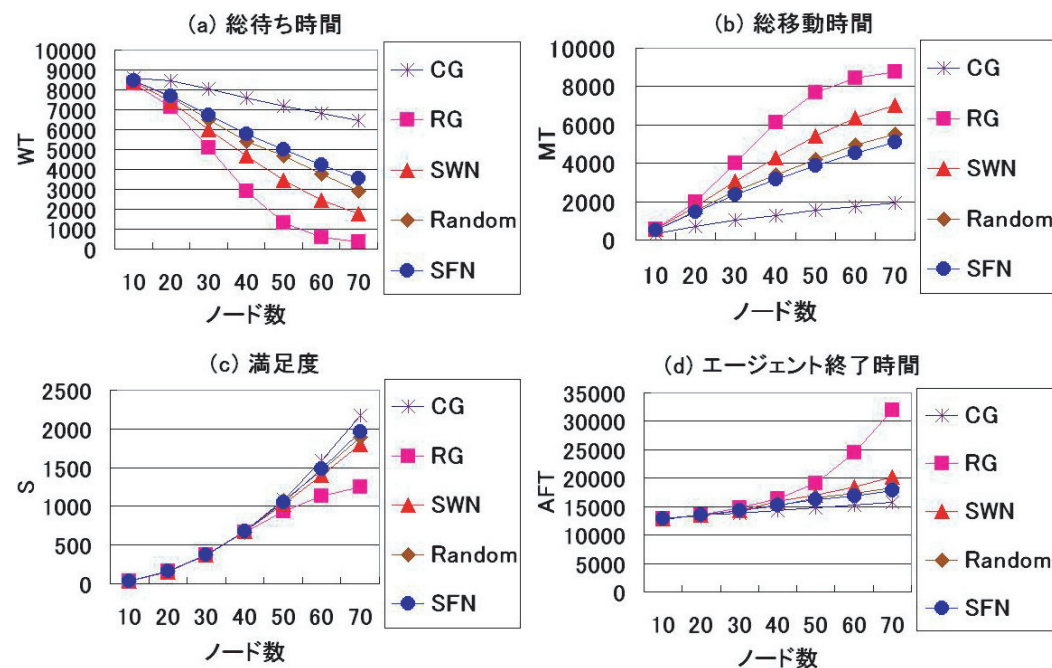


図 3 複雑ネットワークモデルにおける比較実験結果

Fig. 3 The comparison experiment result in the complicated network models.

MTが増加する．以上がノード数の増加にともない，WTが減少しMTが増加する原因であると予想される．次に，各複雑ネットワークモデルにおけるWT，MTそれぞれの減少率，増加率に注目する．減少率，増加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る．図(a)，(b)より，CG，SFN，Random，SWN，RGの順にその減少率・増加率が低い様子が見てとれる．特に完全グラフのWT，MTの減少率と増加率は最も低いので，モデル設定に依存しないネットワークモデルである．逆にレギュラーグラフは，最もモデル設定に依存しやすいネットワークモデルである．

続いて図(c)より，各複雑ネットワークモデルにかかわらず，ノード数の増加にともないSが増加している結果が見てとれる．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，レギュラーグラフに限ってはノード数40を境に，その増加率が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グラフは，その平均最短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．よって，制限時間内に多くのAセグメントを満喫することができなくなる．以上のことから，ノード数が40以下の設定である場合は，各複雑ネットワークモデルの平均最短距離に差が生じていないということが考えられる．それは全複雑ネットワークモデルともに，ノード数40まではまった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，レギュラーグラフ以外の複雑ネットワークモデルは低い平均最短距離を持続することが可能であることも考察できる．以上のことから，ノード数10～70の範囲ならば平均最短距離の差にかかわらず，CG，SFN，Random，SWNの順に，グラフモデ

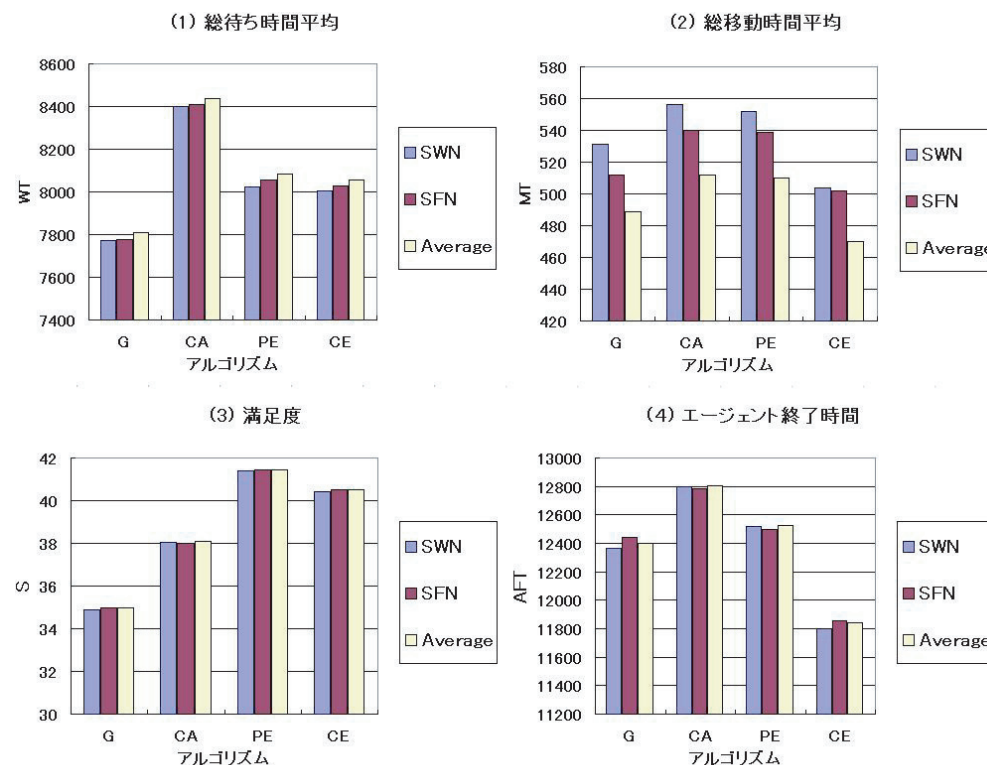


図 4 調整アルゴリズムの比較実験結果

Fig. 4 The comparison experiment result of the coordination algorithms.

ルの妥当性が期待できる。

また上記の理由で、図 (d) の結果も説明することができる。ノード数の増加にともない AFT (エージェント終了時間) が増加している結果が見てとれる。平均最短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実験結果に差が生じる。レギュラーグラフはその結果が顕著に表れていることが分かる。AFT は、上記の実験結果と同様に、CG, SFN, Random, SWN の順にグラフモデルの妥当性が期待できる結果となった。

4.4 考察 2

図 4 の調整アルゴリズムの比較実験結果を分析する。複雑ネットワークモデルにおける

比較実験結果から、ノード数が 40 以下の設定であれば、各複雑ネットワークモデルの平均最短距離に差が発生しないことが確認された。またそれが原因で、各複雑ネットワークモデル間における各実験結果も、ノード数が 40 以下の設定であれば、明確な差が見られないことも確認された。特に、図 3 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ほとんど表れていない。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、先行研究のアルゴリズム (G, CA), および提案アルゴリズム (PE, CE) を適用した比較実験結果が図 4 である。図 4 に記載されているのは、スモールワールド・ネットワーク、スケールフリーネット

ワーク, 5つの複雑ネットワークモデルの平均における実験結果である。

図4の各実験結果から, 先行研究のアルゴリズム(G, CA)と比較して, 提案アルゴリズム(PE, CE)の有効性が確認された。特に満足度に関しては, 提案アルゴリズムの有効性が顕著に示されている。この結果は, 提案アルゴリズムを採用したエージェント群が, 規定時間内に選好の高いAセグメントを数多く巡回していることを示している。またエージェント終了時間に関しても, 提案アルゴリズムCEが最も低い値を示している。提案アルゴリズムCEを採用したエージェント群は, 滞在時間が短くなるよう効率的にテーマパーク内の各アトラクションを巡回していることが確認できる。これらの実験結果は, 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, 完全グラフ, レギュラーグラフ, ランダムグラフなどの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。

5. 結 論

本研究では, 群ユーザ支援研究の例題としてテーマパーク問題を取り上げ, 複雑ネットワークを適用した異なるグラフ構造を保持した多様なテーマパークモデルにおいて, 来場者の輻輳を回避するための誘導調整アルゴリズムの効率性・汎用性の評価を行った。結果として, 各グラフモデルの構造が調整アルゴリズムに及ぼす影響, 効果など, そのいくつかの要因が確認された。たとえば, レギュラーグラフを採用したテーマパークモデルであれば, 移動コストを考慮し, 同一経路の重複を避けるような調整アルゴリズムを構築する必要がある。また, 完全グラフに近いテーマパークモデルであれば, 各要素設定やノード数に依存せず, より定性的な評価が行えるのではないかと考えられる。ただし, 現実のテーマパークを想定した場合, 各アトラクション間をつなげる経路が十分に整備されているとは限らない。よって, 完全グラフの次に安定した結果を残したスケールフリー・ネットワークが, テーマパーク問題におけるグラフモデルの評価基盤として適切ではないかと考えられる。同様に現実のテーマパークを想定した場合, アトラクション間の道路のつながりはランダムグラフのように無規則ではなく, 高いクラスタ性が存在していることが予想される。またアトラクション間の平均最短距離も, 比較的低いことが予想されるので, ネットワークのsmall-world性も十分に考慮した, グラフモデルを適用することが望ましいと思われる。またグラフモデルのノード数の設定においては, 40以下であればグラフ構造における明確な差が実験結果には見られなかった。よって, 本研究で提案するグラフモデルは現実のテーマパークのアトラクション数に対して十分に対応できるとともに, 上記のスケールフリー性や

small-world性を満たせば, よりテーマパーク問題に適したグラフモデルであることが確認された。今後の展望としては, 現実世界のテーマパークを分析し, その分析結果を上記の性質を満たすグラフモデルに対応, 反映させることで, より現実的なモデルに改善する予定である。

また調整アルゴリズムの比較実験によって, 提案アルゴリズムの有用性, 汎用性が示唆された。今回提案したアルゴリズムのように, より様々なテーマパーク情報と来場者情報を統合し, 来場者群の誘導調整支援を行うことによって, 効率的かつ満足度の高い来場者誘導調整が可能になるのではないかと考えられる。今後の展望としては, 現実テーマパークの来場者の行動モデルを抽出し, シミュレーション上で調整アルゴリズムと比較することで, 調整アルゴリズムの効果を検証する予定である。

参 考 文 献

- 1) Kurumatani, K.: Mass User Support by Social Coordination among Citizens in a Real Environment, *Multi-Agent for Mass User Support, International Workshop, MAMUS Acapulco, Mexico, August 2003, LNAI 3012, Revised and Invited Papers*, pp.1-17 (2003).
- 2) Kawamura, H., Kurumatani, K. and Ohuchi, A.: Modeling of Theme Park Problem with Multiagent for Mass User Support, *Multi-Agent for Mass User Support, International Workshop, MAMUS Acapulco, Mexico, August 2003, LNAI 3012, Revised and Invited Papers*, pp.48-69 (2003).
- 3) Kawamura, H., Kataoka, T., Kurumatani, K. and Ohuchi, A.: Investigation of Global Performance Affected by Congestion Avoiding Behavior in Theme Park Problem, *IEEJ Trans. Electronics, Information and Systems*, Vol.10, No.124, pp.1922-1929 (2004).
- 4) Kataoka, T., Kawamura, H., Kurumatani, K. and Ohuchi, A.: Distributed Visitors Coordination System in Theme Park, *1st International Workshop, MMAS 2004, Kyoto Japan, Revised Selected and Invited Papers*, pp.335-349 (2004).
- 5) Kataoka, T., Kawamura, H., Kurumatani, K. and Ohuchi, A.: Effect of Congestion Reduction with Agent's Coordination in Theme Park Problem, *Proc. 4th IEEE International Workshop WSTST's '05 (Soft Computing as Transdisciplinary Science and Technology)*, pp.245-254 (2005).
- 6) 今川孝博, 川村秀憲, 車谷浩一, 大内 東: テーマパーク問題における予定情報共有システムの提案と有効性の検証, 情報処理学会研究報告, 2007-ICS-147 [知能と複雑系], pp.1-6 (2007).
- 7) Watts, D.J. and Strogatz, S.H.: Collective dynamics of 'small-world' networks,

Nature, Vol.393, pp.440–442 (1998).

8) Barabási, A.-L. and Albert, R.: Emergence of Scaling in Random Networks, *Science*, Vol.286, pp.509–512 (1999).

(平成 20 年 3 月 19 日受付)

(平成 20 年 10 月 7 日採録)

推 薦 文

本研究の目的とされているシステムの開発は、限られた各社会資源を有効に活用可能とするものであり、有用性が高く、またその将来性が期待できる。

(情報処理北海道シンポジウム 2007 特別編集委員 三田村保)



柳田 靖 (学生会員)

1984 年生。2007 年公立はこだて未来大学システム情報科学部情報アーキテクチャ学科卒業。現在、公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科 (博士前期課程) 在学中。マルチエージェントシステムに関する研究を行う。



鈴木 恵二 (正会員)

1965 年生。1993 年北海道大学大学院工学研究科精密工学専攻博士後期課程修了。同年北海道大学助手。1995 年同大学助教授。2000 年公立はこだて未来大学助教授。2004 年同大学教授。2008 年北海道大学教授。現在に至る。複雑系工学、マルチエージェントシステム等の研究に従事。工学博士。人工知能学会、IEEE 等各会員。