

テーマパーク問題における 訪問者プランのパレート効率性を考慮した負荷分散手法

Load Balancing Method Considering Pareto Efficiency of Visitor Plan in Theme Park Problem

辻 順平†
Junpei Tsuji

能登 正人†
Masato Noto

1. はじめに

公共交通機関や道路交通、テーマパークやインターネットのトラフィックといったインフラは、社会の中に多様な形で存在し、共利用され、我々の経済活動を支えている。インフラの持つ競合性の性質により、複数のユーザが同時にアクセスすることで待ち行列が発生する。待ち行列はユーザにサービスを提供できないばかりか、管理者側の立場からも機会ロスやキャパシティの非効率的利用を招き望ましくない。昨今の人口問題や環境問題といった社会情勢を踏まえ、インフラを可能な限り省資源化しつつ経済活動を最大化するための方法論が求められている。

以上の問題に対して、インフラを利用する複数のユーザの情報を収集し、時間的・空間的なインフラ資源の割り当てを考える dynamic resource allocator を用意し、全体の利用効率を最適化する枠組みが車谷 [1] によって提案されている。これを群ユーザ支援と呼び、群ユーザ支援を実現するための手法が研究されてきた。

群ユーザ支援のベンチマークとして、テーマパーク問題が川村ら [2] によって提案されている。テーマパーク問題は、複数のアトラクションからなるテーマパークに数百から数万程度の人々が訪れるときに、それぞれの訪問者の目的を達成させつつ、全体の効用を最大化させる問題である。テーマパーク問題は、群ユーザ支援に基づくインフラ資源の空間的および時間的な動的利用を考える上での一つの例題となっている。

テーマパーク問題の目的は全体の効用を最大化させることであるが、全体の効用の最大化を達成するために訪問者にとって不利になるプランを特定の個人に押し付けることは望ましくない。ゲーム理論の観点からも、個々のユーザにとって不利益をもたらすシステムにはユーザが留まるインセンティブがなく、フリーライダーを生む結果となりかえって全体の効用を低下させてしまう。

本研究の目的は、個々の訪問者にとっての個人最適性を保証しつつ、テーマパーク全体の効率的な負荷分散を実現する調整アルゴリズムを明らかにすることである。目的に対する一つのアプローチとして、訪問者にとっての個人最適性をパレート最適の意味で担保しつつ、個人にとって優劣のつけられない複数のプラン候補によって生じる冗長性をテーマパークの最適化に活用することで全体の負荷分散を実現する手法を提案する。シミュレーションに基づいて先行研究の調整アルゴリズムと比較することにより、提案手法の有効性を評価する。

2. テーマパーク問題

2.1 テーマパーク問題の定義

まず、テーマパーク問題を定式化する。テーマパークは、入口・出口・アトラクションおよび道路をノード $s_i \in Segments = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_M\}$ とし、アトラクション間の遷移関係をアークとする有向グラフとして定義される。アトラクション s_i には待ち行列が設定され、キャパシティ c_i やサービス時間 st_i により特徴づけられる。アトラクションに到着した訪問者は First-In-First-Service で待ち行列に並び、キャパシティに余裕がある場合は直ちにサービスを受けることができる。アトラクションがキャパシティ一杯にサービスを提供している場合は、先行する訪問者のサービス終了を待つことになる。各訪問者はサービス時間が経過すると、次のアトラクションに向かう。

訪問者 $a_j \in Agents = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_N\}$ はそれぞれ好みのアトラクションがあり、それらのアトラクションをすべて回ることが目的となる。目的を達成した訪問者 a_j は出口へと向かい、入口 s_1 から入場して出口 s_M で退場するまでの時間を a_j の滞在時間とする。

テーマパーク問題におけるテーマパーク全体の効用とは、訪問者の滞在時間の総和のことである。滞在時間の総和を小さくするためには、テーマパーク内に発生する待ち行列の長さを短く保つことが必要であり、個々の訪問順序を調整することでアトラクションの利用効率を最大化させて全体の負荷を分散させる手法が必要となる。このような手法を調整アルゴリズムと呼び、さまざまなアルゴリズムが研究されている。

調整アルゴリズムには大別すると 2 通りの方法、reactive coordination と deliberative coordination があり、[2] において議論されている。前者は現在の情報に基づいて訪問順序を決定する方法であり、自身の選好にのみ基づいて次の訪問先を決定する貪欲法や現在の混雑が最も少ない訪問先に向かう混雑回避法が考えられ、それぞれの調整アルゴリズムに基づくテーマパークの振る舞いの分析がなされている。後者の deliberative coordination は、現在の情報だけでなく、将来のテーマパークの振る舞いを予測しつつ総合的に最適な行動を決定する洗練された方法であり、本研究で取り扱いたい問題である。

2.2 Statement-based Cost Estimate 法

テーマパーク全体の効用を最大化するために、調整アルゴリズムに基づいて訪問者の訪問順序を操作することを考えるとき、必ずしも個々の訪問者にとって効用を最

†神奈川大学, Kanagawa University

大化させる訪問順序になるとは限らない。また、個人を効用を犠牲にして全体の効用を最大化することは、実際の観点から望ましいものではない。そこで、個々にとっての効用を下げることなく全体の最適化を実現する調整アルゴリズムが求められる。

川村ら [3] によって提案された Statement-based Cost Estimate 法 (以下, SCE 法) は, 上記の考えを実現する調整アルゴリズムの一つである。SCE 法は, テーマパーク訪問者の訪問順序計画 (以下, プラン) を元に生成された「各時刻にどのアトラクションにいるかどうか」の情報 (以下, statement) をシステムが収集し, 収集された statement の集計結果から将来の各アトラクションの待ち行列長を算出する方法である。訪問者は, 予測された将来の待ち行列長から算出される待ち時間をもとに, 訪問者個人にとって滞在時間が最小となるプランをローカルサーチにより決定する。決定されたプランを元に再度 statement を計算し, システムに送信する。このような訪問者とシステムとのループを繰り返すことにより, 将来の待ち行列の予測が精緻化されて, 結果的にテーマパーク全体の滞在時間の総和が短縮されるものである。訪問者は常に「現在持っている情報の範囲内で自身にとって最適なプラン」を選択しており, 全体の負荷分散のために個人にとって都合の悪いプランを押し付けられることはない。川村らの実験 [3] によると, 現在のコストを元にプランを決定するアルゴリズムと比較して, 訪問者数 3000 のテーマパークモデルにおいて全体の滞在時間を 5% 程度改善ができることが報告されている。

3. パレート効率性を考慮した拡張型 SCE 法

本研究では, SCE 法のアイデアに基づき, 全体の滞在時間をさらに改善するための方法を提案する。

SCE 法は statement によって予測されたコストに基づいて, 個々の訪問者が自身の滞在時間を最小化するようなプランを決定する手法であった。すなわち, SCE 法においては訪問者にとっての評価関数は滞在時間であった。

一方, 現実的な状況を考えたときに, 訪問者の評価関数が滞在時間だけであるとは考えにくい。たとえば, 足腰に不安があり可能な限り移動時間を短縮したい訪問者もいるかもしれないし, 可能な限り行列で待ちたくない訪問者もいるかもしれない。このように訪問者個々にとっての評価関数は一般に異なることが想像される。さらにいえば, 一人の訪問者の中でもそれぞれの評価関数に優劣がつけられない状況は想定されうる。以上のような状況を考慮することは, 単に現実の状況を反映できるだけでなく, テーマパーク全体の効用を改善する上でも有効であると考えられる。このようなアイデアに基づいて, さらに負荷分散を行う手法 Pareto efficient plans and Statement-based Cost Estimate 法 (以下, P-SCE 法) について述べる。

P-SCE 法的前提は, 訪問者は複数の異なる評価関数を同時に持っているという点である。これらの多目的な評価関数に基づいて, パレート最適なプランの集合を考えることにする。あるプラン A が他のプラン B に対してすべての評価関数に対して優位であるとき, プラン A はプラン B に対してパレート優位であるといい, パレ-

ト優位なプランが他に存在しないプランをパレート最適なプランという。訪問者にとっては, パレート最適なプラン同士の間で優劣をつけることはできない。以上の状況にあるプランをすべて考慮することで, パレート最適の意味で個人の最適性を担保しつつ, テーマパーク全体のさらなる最適化を実現することができる。これにより単一の評価関数のみを考える SCE 法と比べて全体の効用を改善できる可能性がある。

本研究における P-SCE 法では, 以下に挙げる 3 つの相異なる評価関数を用いる。1 つ目の評価関数は, SCE 法と同じ滞在時間の総和である。訪問者を a_j としたとき, statement をもとに予測される a_j のプラン $plan_j$ に対する滞在時間の総和を $f_j(plan_j)$ とする。2 つ目の評価関数は, 移動時間の総和 $g_j(plan_j)$, 3 つ目は待ち時間の総和 $h_j(plan_j)$ である。

3.1 アルゴリズム

以下に, P-SCE 法の具体的なアルゴリズムを述べる。アルゴリズムは以下の 4 ステップに分かれる。

Step 1: 訪問者 a_j が現在選択できるプランの候補 \mathcal{P}_j の中から, 以下の不等式を満たすプラン $plan_j^*$ をすべてを選択し, それらすべての集合をパレート最適解集合 $Pareto_j$ とする。

$$\begin{aligned} Pareto_j := \{ & plan_j^* \in \mathcal{P}_j \mid \forall plan_j \in \mathcal{P}_j, \\ & f_j(plan_j^*) \leq f_j(plan_j) \\ & \vee g_j(plan_j^*) \leq g_j(plan_j) \\ & \vee h_j(plan_j^*) \leq h_j(plan_j) \} \end{aligned} \quad (1)$$

前節で述べたように, $f_j(plan_j), g_j(plan_j), h_j(plan_j)$ のそれぞれの値はシステムが収集した statement の集計結果より計算される。

Step 2: パレート最適解集合 $Pareto_j$ をシステムが収集する。プランの組

$$\begin{aligned} \mathbf{p} := (& plan_1, \dots, plan_j, \dots, plan_N) \\ & \in Pareto_1 \times \dots \times Pareto_j \times \dots \times Pareto_N \end{aligned} \quad (2)$$

が与えられたときのテーマパークシミュレーションの 1 施行を実行し, 訪問者 a_j の滞在時間の予測値 $F_j(\mathbf{p})$ を算出する。これによりテーマパーク全体の滞在時間の予測値 $F(\mathbf{p})$ が以下の通り計算できる。

$$F(\mathbf{p}) := \sum_{j=1}^N F_j(\mathbf{p}) \quad (3)$$

システムは, 滞在時間の予測値 $F(\mathbf{p})$ を最小化するプランの組 \mathbf{p} を計算し, それぞれの訪問者に通知する。

Step 3: 訪問者 a_j はシステムより通知されたプラン $plan_j$ に基づいて statement を計算した後, システムに statement を通知する。

Step 4: 訪問者 a_j は訪問順序 $plan_j$ に従って行動する。

Step 1 は非同期で訪問者 a_j ごとに一定間隔で実行され, **Step 2** はシステムによって一定間隔で実行される。**Step 3, 4** において用いられる $plan_j$ は, **Step 1, 2** が

実行されないときには前回通知されたものをそのまま使い続けることにする。

以上の Step 1 から Step 4 までを繰り返し実行する。Step 1 と Step 2 における実行間隔を *intervals* とし、本研究では *intervals* = 300 とした。

上記の P-SCE 法のアルゴリズムにおいて、Step 2 の処理を除き Step 1 において単一の評価関数 $f_j(plan_j)$ のみを用いたものが SCE 法に一致する。

3.2 パレート解候補の探索空間と探索手法

上記のアルゴリズムにおいて、Step 1 は計算コストが SCE 法と同等であり Step 3,4 は SCE 法と同じ処理であるから、計算コストの面で SCE 法と本質的に異なるのは Step 2 である。パレート効率的なプランの組 $\mathbf{p} \in \prod_{j=1}^N Pareto_j$ に対して $\arg \min F(\mathbf{p})$ を計算する箇所において、最も計算に時間がかかる。 $F(\mathbf{p})$ はテーマパーク問題の 1 施行を計算することに他ならないが、この計算時間を $\mathcal{O}(1)$ として計算コストを見積もり、探索手法について検討したい。

ブルートフォース法に基づいて $\arg \min F(\mathbf{p})$ を探索する場合、計算コストのオーダーはパレート解の個数の平均を P とすると $\mathcal{O}(P^N)$ 程度になる。オーダーは N に対する指数関数となり、訪問者数 N が十分大きい場合には、このような方法は現実的ではない。したがって、より効率的に探索するアルゴリズムが必要となる。

本研究では、探索効率と実装の容易さを考慮に入れて山登り法を採用することにする。山登り法においては一般に解の近傍を適切に定義することが重要であるが、今回の問題においては特に注意が必要である。SCE によるコスト評価が正しいと仮定すると、プランの組 $\mathbf{p} := (plan_1, \dots, plan_j, \dots, plan_N)$ によって生成される statement を $s(\mathbf{p})$ とし、 $s(\mathbf{p})$ によって予測される訪問者 a_j の滞在時間 $f_j(plan_j; s(\mathbf{p}))$ に対して

$$f_j(plan_j; s(\mathbf{p})) = F_j(plan_1, \dots, plan_j, \dots, plan_N) \quad (4)$$

が一般に成り立つ。ここで、 $f_j(plan_j; s(\mathbf{p}))$ を最小化する $plan_j$ を $\overline{plan_j}$ と表し、対応するプランの組を $\overline{\mathbf{p}} := (plan_1, \dots, plan_j, \dots, plan_N)$ と定義する。このとき、

$$f_j(\overline{plan_j}; s(\overline{\mathbf{p}})) = F_j(\overline{plan_1}, \dots, \overline{plan_j}, \dots, \overline{plan_N}) \quad (5)$$

が成り立つが、ここで j 番目の訪問者のプランを変数とみたときの右辺の最小解は明らかに $\overline{plan_j}$ である。これは式 (5) より SCE 法における訪問者個人のローカルサーチによる結果そのものである。したがって、山登り法における近傍の定義を「訪問者一人のプランの入れ替えのみ」に限定してしまうと、探索によって得られる解が SCE 法によるものと変わらないことがわかる。

以上の考察から、少なくとも 2 名以上の訪問者のプランを入れ替えることを近傍の定義に含める必要がある。本研究では、確率 γ で訪問者 a_j のプランが変更されるとし、変更先のプランとして $Pareto_j$ のいずれか 1 つが一様乱数によって選択される。 \mathbf{p} に対して、以上の操作をすべての訪問者に対して行い得られる解を、 \mathbf{p} の近傍解と定義する。

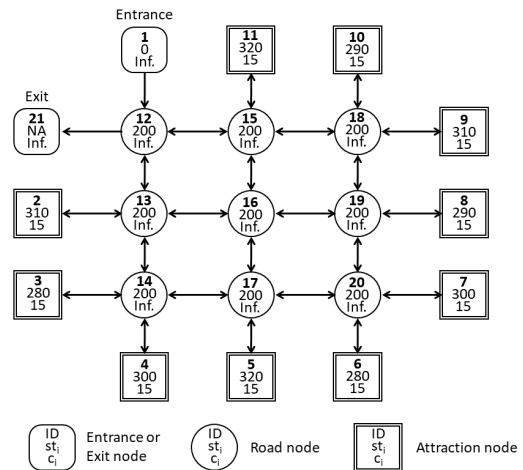


図 1: 本研究で用いるテーマパークのモデル (アトラクション 10・道路 9・入口 1・出口 1)

探索空間においては $\overline{\mathbf{p}} = (\overline{plan_1}, \dots, \overline{plan_N})$ の周辺に $F(\mathbf{p})$ の最適解があることが期待できるため、初期解として $\overline{\mathbf{p}}$ を選択する。 $\mathbf{p} = \overline{\mathbf{p}}$ を初期解とし、上記の方法に基づいて \mathbf{p} の近傍解 \mathbf{p}' を生成する。得られた解 \mathbf{p}' が

$$F(\mathbf{p}') < F(\mathbf{p}) \quad (6)$$

を満たす場合に、 $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{p}'$ として解を更新する。新しい \mathbf{p} に対して、近傍解の生成と比較を繰り返す。これを T 回繰り返し、最終的に得られた解を出力する。

山登り法の計算コストは、 $F(\mathbf{p})$ の計算を $\mathcal{O}(1)$ としたとき探索回数 T に対して $\mathcal{O}(T)$ となる。 $T = 1$ としたとき SCE 法と一致する。 T を増やすことで $F(\mathbf{p})$ の評価値がよくなることが期待できる。

なお、今回の実験においては、 γ を 0.01 と設定し、探索回数 T は以下の実験において適切な値を決定する。

4. シミュレーションによる評価実験

前節で述べた P-SCE 法の性能を評価するために、テーマパークモデルに基づくシミュレーション実験を行う。

テーマパークのモデルとしては、先行研究 [3] と同様のもを用いる。アトラクション数は 10 とし、テーマパークのレイアウトおよびサービス時間、キャパシティの設定は図 1 に記載の通りのものとした。入口から入場した訪問者は 10 のアトラクションのうち 4 つのアトラクションを回るものとする。4 つのアトラクションを回り終わったら出口に向かい、出口に到達すると退場する。訪問すべきアトラクションは、シミュレーション開始直後に乱数により決定される。アトラクションに人気・不人気はなく、一様な確率によって選択される。訪問者はパラメータ λ のポアソン分布に基づく確率で各ステップに入場し、入場者数が N に到達すると入場が完了する。

テーマパークの規模に応じて適切な訪問者数の設定が異なる。先行研究の結果をふまえて、待ち行列が発生しかつ調整アルゴリズムによって負荷分散が可能な程度の規模である訪問者数として、本研究では $N = 3000$ に絞って実験を行った。訪問者数に呼応して、ポアソン分布のパラメータも先行研究と同様 $\lambda = 0.3$ とした。

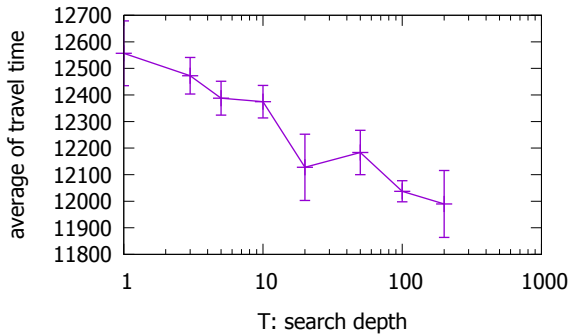


図 2: P-SCE の山登り法における探索回数: T (横軸) と対応するテーマパーク全体の滞在時間の平均 (縦軸) の関係 (5 施行における平均と標準偏差)

提案手法の P-SCE 法を導入したテーマパークシミュレーションを異なる T に対してそれぞれ 5 回ずつ実行し、先行研究の SCE 法と比較を行った。パラメータの組としては $T \in \{1, 3, 5, 10, 20, 50, 100, 200, 1000\}$ の 9 通り行った。山登り法の探索回数 T に対する P-SCE 法の性能について評価するために、横軸に探索回数 T 、縦軸にテーマパーク全体の滞在時間の平均をとったものを図 2 に示す。全体的には、探索回数 T を大きくすると全体の滞在時間は改善する傾向にある。

次に、探索空間の大きさについて議論する。P-SCE 法においては、 $O(P^N)$ 程度の探索空間において効率的に探索を行うことが肝要であるが、本手法によって実際に十分な探索が行われているかは明らかではない。探索の精度を評価するため、各タイムステップにおけるパレート最適解の個数の平均と山登り法によって探索結果が更新された回数 (各ステップにおいて式 (6) が満たされた回数) を調査した。 $T = 100$ における 1 施行の例を図 3 に示す。パレート最適解の個数は、 $t = 0$ のときには 24 個 ($4! = 24$ よりすべてのプランがパレート最適解) だったものが、タイムステップの増加に伴って減少している。一方で探索結果が更新された回数については、タイムステップの増加に伴って増加する傾向にある。これは、パレート最適解の個数の減少に伴って解空間が狭くなり、山登り法による探索の効率が良くなるためと考えられる。前半については探索結果の更新がほとんど行われていないことから、解空間のサイズに合わせて動的に探索のパラメータを変更させる必要性が示唆される。

5. 考察

互いにトレードオフの関係にある性能と計算時間の 2 つの観点から提案手法の有効性について議論する。

まず性能について述べる。実験結果より **Step 2** における探索回数 T を増やすことでテーマパーク全体の滞在時間の総和を改善できることがわかる。 $T = 1$ のケースが先行研究の SCE 法に相当すると考えると、 $T = 100$ における P-SCE 法は先行研究と比較して 4.2% 程度の滞在時間の改善ができたことになる。探索手法としては実装の簡便さにより山登り法を用いたが、手法を工夫することでさらなる改善が見込める。たとえば、山登り法

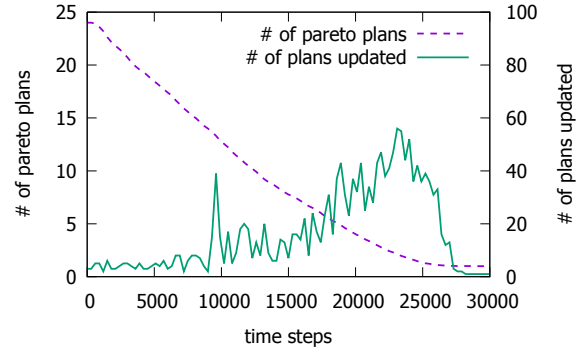


図 3: P-SCE におけるパレート最適解の個数の平均 (破線) と探索結果が更新された回数 (実線) の推移。横軸はタイムステップ ($T = 100$ の場合における 1 施行)

の代わりに遺伝的アルゴリズムといったメタヒューリスティクスを用いる方法が考えられる。

次に計算時間について述べる。容易に分かるように P-SCE 法は計算時間のかかる手法である。SCE 法における 1 ステップの計算時間のオーダーは 1 施行のタイムステップを t_{\max} として $O(MNt_{\max})$ であるのに対し、P-SCE 法の計算時間のオーダーは $O(MNt_{\max}T)$ である。テーマパークのノード数 M の増加、すなわちテーマパークの規模拡大に伴って訪問者数 N も増えることを考えると、計算時間は N の 2 乗のオーダーになるため、SCE 法も P-SCE 法も訪問者数 N に対する計算時間について課題があるといえる。一方、探索回数 T に対しては、計算時間が線形の関係にあるため、計算機の性能向上によって将来的に現実的な時間で計算できるようになると期待できる。

6. おわりに

本研究では、テーマパーク訪問者のプラン計画におけるパレート効率性をもとに、テーマパーク全体の負荷分散をはかる P-SCE 法を提案した。テーマパークモデルにおける比較実験を行い、先行研究の SCE 法と比べて、テーマパーク全体の滞在時間を 4.2% 程度改善できることが明らかになった。

参考文献

- [1] Kurumatani, K.: Mass User Support by Social Coordination among Citizens in a Real Environment, *Lecture Notes on Artificial Intelligence*, Vol. 3012, pp. 1–17 (2004).
- [2] Kawamura, H., Kurumatani, K. and Ohuchi, A.: Modeling of Theme Park Problem with Multiagent for Mass User Support, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 3012, pp. 48–69 (2004).
- [3] Kawamura, H., Ono, R. and Suzuki, K.: Statement-based Cost Estimate for Co-utilization of Service Facilities, *Journal of Information Processing*, Vol. 22, No. 2, pp. 270–278 (2014).