学　士　学　位　論　文

題　　目

複合施設における移動経路シミュレーションに基づく訪問エリア予測

指 導 教 員

馬場口　登　教授

報　告　者

宮崎　永爾

平成 28 年 2 月 8 日

大阪大学工学部　電子情報工学科

内容梗概

本論文は，筆者が大阪大学工学部電子情報工学科在学中に行った，複合施設における移動経路シミュレーションに基づく訪問エリア予測に関する研究成果をまとめたものである．

本論文は以下の 5 章により構成される．

第 1 章は序論である．本研究の背景と概要について述べ，本研究の目的と位置づけを明らかにする．

第 2 章では，目的地推定や回遊行動に関する関連研究について述べる．

第 3 章では，本論文で提案する，移動経路シミュレーションに基づく訪問店舗予測について詳しく説明する．

第 4 章では，提案手法および従来手法を実験し，その結果を比較・検討する．

第 5 章は結論である．本研究を総括し，今後の課題について言及する．

目 次

内容梗概

第 1 章　序論 **1**

第 2 章　関連研究 **4**

2.1　緒言 4

2.2　目的地推定に関する従来研究 4

2.3　人々の回遊行動に関する従来研究 6

2.4　結言 8

第 3 章　移動経路シミュレーションに基づく訪問エリア予測手法 **9**

3.1　緒言 9

3.2　提案手法の概要 9

3.3　移動経路シミュレーションの構成 10

3.4　調査実験 11

3.4.1　調査実験の概要 11

3.4.2　アンケートの集計結果 13

3.5　訪問エリアの予測 19

3.6　結言 20

第 4 章　提案手法の検証 **21**

4.1　緒言 21

4.2　実験の設定 21

4.3　訪問店舗予測の評価と考察 22

4.4　結言 27

第 5 章　結論 **28**

謝 辞 **29**

参 考 文 献 **30**

付 録 **A** 付録（アンケート用紙） **32**

第1章 序論

近年，我々の社会ではプライバシーに対する関心が高まっており，監視カメラやモバイルカメラなどによって撮影された映像に対するプライバシー問題が取り上げられることも多くなった．防犯目的で設置されている監視カメラも，外部からのハッキングや管理者によるプライバシーの侵害の可能性といった点で，一般人に対し不安感などを与えるおそれがある．このようなプライバシー問題の解決を目的として，撮影された映像内の人物にプライバシー保護処理を施す研究が広く行われている [1, 2, 3, 4].

一方で，情報推薦やサービス提供におけるプライバシー情報の有効活用も注目を集めており，Amazon の推薦サービスに代表されるように，オンラインショッピングサイトにおいて購買履歴等に基づく推薦システムが広く利用されるようになった．しかし，Web 上では広く普及しつつあるプライバシー情報に基づく情報推薦サービスも，実世界で実現されている例はあまりない．

馬場口らは上述のようなプライバシー情報の利用と保護のバランスに注目し，実世界におけるサービス提供の場として，調和的情報フィールド（Harmonized Information FIeld : HIFI）の概念を提唱した [5]．これは，限られた数の出入口からのみ出入り可能な閉じられた空間において，その内部に滞在する利用者のプライバシー情報をカメラなどのセンサにより自動的に収集し，それを当該の空間の内部に限定して利用することにより良質なサービスを提供しようというものである．HIFI では，プライバシー情報の開示レベルを各利用者が自ら決定することにより，プライバシーの保護と活用の調和が図られる．このような空間において実際にプライバシー情報を収集するシステムの一例として，小野らは HIFI の出入口に着目し，利用者が出入口を通過する際に本人の同意の下プライバシー情報を収集する情報エントリーシステムを開発している [6].

本研究では，HIFI の適用例として，内部に多数のエリアを持つ複合施設を想定する．このような施設の出入口で収集されるプライバシー情報をサービス提供に応用するにあたっては，各利用者が施設内のどのエリアを訪問するかを事前に予測することが有用であると考えられる．利用者の訪問エリアが予測できれば，例えば，商品の推薦や混雑状況の予測・提示といったサービスを利用者に提供する

ことが可能となる．そこで本研究では，複合施設において利用者の訪問エリアを予測する手法について検討する．

複合施設における訪問エリアの予測は一種の目的地推定問題と捉えられる．その方法としては，ユーザの移動履歴から学習したマルコフモデルに基づく目的地推定などを基に，対象ドメインに関連するユーザのコンテキスト要素を考慮に入れた手法が提案されている [7, 8, 9]．これらの手法はどれも個人ごとの目的地推定を対象としており，その実現のためには個人ごとの何らかの履歴情報が必要となる．しかし，複合施設というドメインでは，各利用者は複数人からなるグループとして行動するケースが多く [10]，同伴者の存在が過去の履歴情報および将来の行動に確実に影響する．同様の考え方は，グループ推薦という用語として注目されている [11]．また，マルコフモデルの学習には十分な数の履歴情報が必要となるため，必然的に目的地推定の対象となる個人は当該の複合施設をある程度の回数以上訪れたことのある利用者に限定される．このような利用者は，施設内にどのようなエリアがあり，各エリアがどの程度混雑する傾向にあるか，といったことを熟知している可能性が高いため，サービス提供を目的として訪問エリアを予測する意義が薄い．

以上のことから本研究では，複合施設における利用者の訪問エリアをグループ単位で予測することを考える．前述のように，グループ単位で行動する利用者が今後どのエリアを訪れるかは同伴者の存在に影響を受けるため，過去の履歴情報は必ずしも有益な情報とはならない．また，利用者がグループとして次の訪問エリアを決定する際には，個々人の属性（年齢，性別等）や興味・嗜好，グループ内の誰の意見をどの程度尊重するか，といった要素が複雑に絡み合ってくるため，その意思決定過程の結果を単純なマルコフモデルで予測することは困難と考えられる．以上のことから本研究では，グループの意思決定過程を組み込んだシミュレーションモデルを設計し，それにより各グループの移動経路を疑似的に生成することでそのグループの訪問エリアを予測する手法を提案する．より具体的には，疑似移動経路をシミュレーションにより多数生成し，その疑似経路中に各エリアが含まれている割合を統計的に算出することで各グループが各エリアを訪れる確率を推定する．シミュレーションモデルの具体的な設計やパラメータの設定はアンケート調査に基づいて行う．本研究の概要を図 1.1 に示す．

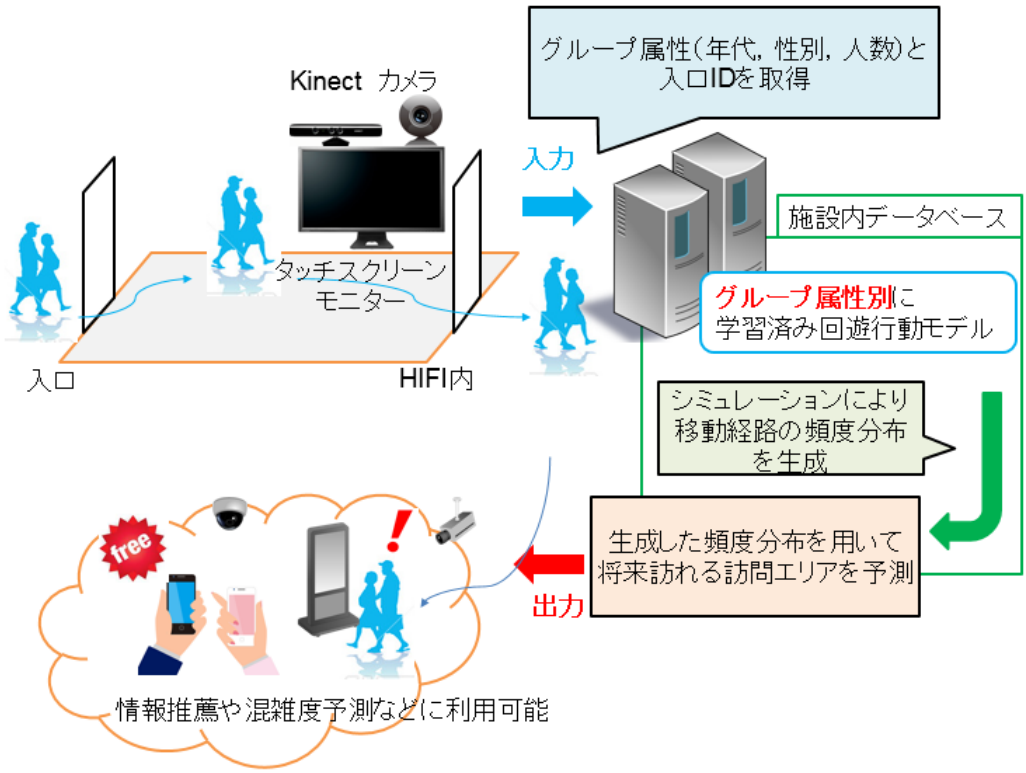

図 1.1: 研究概要

本論文の構成を以下に示す．まず，第 2 章では，目的地推定に関する従来研究を紹介し，複合施設に適用した場合の問題点を明らかにする．次に，人々の回遊行動に関する従来研究について述べ，提案手法の妥当性を確認する．そして，第 3 章では，複合施設における利用者の訪問エリアを予測するための提案手法について述べる．第 4 章では，提案手法の有意性を実験により評価する．第 5 章では，結論と今後の課題についてまとめる．

第2章 関連研究

2.1 緒言

第1章で述べたとおり，訪問エリアの予測は一種の目的地推定問題と捉えられる．本章では，まず2.2節で目的地推定に関する従来研究の内容について，それらの手法を複合施設へ適用した場合における問題点とともに議論する．次に，それらの問題点に対処する上で重要となる人々の回遊行動に関する従来研究について2.3節で述べる．

2.2 目的地推定に関する従来研究

目的地推定に関する研究は様々なドメインを対象に行われているが，それらの研究で提案されている手法の多くは，マルコフモデルをベースとして，そこに何らかの情報を組み合わせたものとなっている．ここで，マルコフモデルとは，次の訪問エリアが現在のエリアのみに基づいて確率的に決まるとするモデルであり，エリア対ごとのエリア間遷移確率により表現される．具体的な目的地推定手法の例としては次のものが挙げられる．

- 条件に応じて適用するマルコフモデルを切り替える手法 [12]
- マルコフモデルによる推定結果を協調フィルタリングによる推定結果と統合する手法 [7]
- マルコフモデルによる推定結果をコンテキスト情報（周囲の環境や状態）により補正する手法 [8, 9]

一つ目の例であるKostvらの研究では，自動車を用いて移動している旅行者の目的地を推定の対象としている [12]．自動車による移動において，どのエリアからどのエリアに移動する傾向が強いかは曜日・時間に大きく依存すると考えられる．そのような仮定から，Kostvらの研究 では曜日・時間ごとに異なるマルコフモデルを用意し，そのうちのどれを適用するかを推定対象の旅行者の現在までの

移動履歴から決定すること で，高精度に目的地を推定することを試みている．この手法は，人々の移動傾向がいくつかのパターンに類型化できることを前提とするものであり，自動車による旅行者など，その前提が成り立つドメインでは有効である．本研究の対象である複合施設というドメインでも,「12 時ごろになると飲食店に向かいやすい」などの傾向が全くないわけではない．しかし，本研究の場合，グループとして行動する利用者が対象であり，グループの意思決定過程の複雑さを考慮すると，その移動傾向を単純なマルコフモデルとして類型化するためには膨大な数のパターンが必要になる可能性が高い．このため，Kostv らの手法は複合施設というドメインには適さないものと考えられる．

二つ目の例である Bohnert らの手法は，博物館を訪れた人々を対象に，各訪問者がどの展示物を鑑賞するかを推定するものである [7]．この手法では，興味モデルと遷移モデルという二つのモデルが提案されており，このうち遷移モデルは展示物間の遷移確率として定義されるマルコフ モデルに他ならない．一方の興味モデルは，訪問者が各展示物に対しどの程度興味を持っているかを定量的に表現したもので，各展示物の鑑賞時間から算出される．興味モデルに基づく推定は協調フィルタリングにより実現される．すなわち，推定対象の訪問者と類似した興味モデルを持つ他の訪問者の鑑賞履歴を参照し，その履歴に記録されている頻度の高い展示物を，推定対象の訪問者が次に鑑賞する展示物として推定する．Bohnert らの手法では，遷移モデルに基づく推定の結果と興味モデルに基づく推定の結果を最終的に統合することで推定精度の向上を図る．この方法を複合施設というドメインに適用する際の問題点は，興味モデルの構築の困難さにある．複合施設においては，エリア（店舗）ごとに その規模やカテゴリが全く異なり，平均滞在時間や利用金額帯なども大きく異なることから，滞在時間や利用金額といった単純な指標で各グループの興味をモデル化することは難しい．

三つ目の例としては，小田原らの研究 [8] や山出らの研究 [9] が挙げられる．これらの研究では，学校から帰宅する際の子供を対象にその目的地の推定を試みている．この研究では，目的地推定の対象とする子供の周囲にどのような施設（書店，飲食店など）があるか，どのようなイベント（セールなど）が生じているか，といったコンテキスト情報を単純なマルコフモデルによる推定と組み合わせることで推定精度の向上を図っている．具体的には，子供がどのような施設・イベントを好む傾向にあるかを施設訪問回数やイベント参加回数に基づいて推定し，嗜好に適合した施設 やイベントのある地点が目的地推定の結果として選択されやす

くなるようにする．複合施設というドメインにおけるコンテキスト情報としては各エリアの混雑具合やセール情報，あるいはグループ内の同伴者などがあり，これらの情報を考慮することは利用者の訪問エリアの予測においても有効であると考えられる．しかし，同じコンテキストに対し利用者グループがどのような意思決定を行うかは，通学時の子供の行動と比較すると複雑である．例えば，あるエリアが混雑しているというコンテキスト情報が得られたとき，混雑エリアを避けようとするグループもあれば，人だかりができるほどの人気エリアと判断して逆にそこに向かうグループもあると考えられる．また，同伴者というコンテキスト情報が意思決定に与える影響は混雑状況よりもさらに複雑と考えられる．従って，グループを対象とする場合，上述の研究のように比較的単純な方法でコンテキスト情報を導入することは適切とは言えない．

以上の議論から，複合施設というドメインでグループの訪問エリアを予測する場合，従来手法をそのまま適用することは問題があると言える．特に，グループの意思決定過程の複雑さを考慮していない点が問題となる．この点に対処するため，本研究ではグループのエリア間移動をその意思決定過程まで考慮してシミュレーションし，その結果に基づいて訪問エリアを予測することを考える．このようなシミュレーションを実現するにあたっては，複合施設内における利用者の回遊行動を分析する必要がある．次節ではこのような分析を試みた従来研究について述べる．

2.3 人々の回遊行動に関する従来研究

回遊行動とは，人々のエリア間の渡り歩きのことを指し，その分析およびモデル構築の研究は主に観光・交通の分野で行われている．

兼田らは大規模な回遊行動調査の結果を踏まえ，人々の回遊行動を計画行動と即応行動の 2 種類に大別し，さらに，そのうちの即応行動を代替行動，随時行動，即応歩行の 3 種類に分類した [14, 15]．各々の行動の意味とその動機を表 2.1 に示す．表 2.1 と同様の分類は複合施設内における利用者の行動にも適用可能と考えられる．このうち代替行動によるエリア訪問を推定するためには各利用者グループの用事が何であるかをプライバシー情報として収集する必要があるが，これは内面的な情報であるため，その収集は困難である．また，即応歩行の結果としてのエリア訪問は，現実的には随時行動によるエリア訪問と区別がつかない可能性

が高い．以上の理由から，本研究では，人々の回遊行動として計画行動と随時行動の 2 種類に焦点を当てる．複合施設においては，計画行動は利用者が施設に来場する前から訪問を予定していたエリアを実際に訪問することと捉えられるため，以降ではこれを計画訪問と呼ぶ．また，随時行動とは施設内での思い付きにより予定外の エリアを訪問することと捉えられるため，以降ではこれを随時訪問と呼ぶ．

表 2.1: 地区内回遊行動のレイヤー分解 [14, 15]

行動の分類		意味	行動の動機
計画行動		地区来訪前に計画された行動	スケジュールで与えられる
即応行動	代替行動	用事失敗時の代替店舗の立ち寄り行動	予定した用事の達成
	随時行動	上述以外の思いつきの店舗立ち寄り行動	通り（店舗）の選好・探索
	即応歩行	上述以外の思いつきの経路選択	経路（通り）の選好・探索

複合施設における回遊行動は，個々の利用者の属性とも大きく関係することが予想される．このような関係を取り扱った研究として，ある人物の移動履歴に基づいてその人物の属性を推定する研究が複数行われている [18, 19]．また，長山らは，ショッピングモールを訪れた一般消費者 128 グループに対し追跡調査を行い，個々人の属性と行動様式の間にどのような関係があるかを分析している [17]．分析の結果，長山らは以下のような傾向があることを報告している．

- 短距離移動率が高く，1 階フロア内の回遊率が高い．
- 平均滞在時間･平均立ち寄り店舗数はグループの規模には大きく関係しない．
- 年代が 30 代から上になるにつれ平均回遊時間は短くなる．
- 立ち寄り店舗数は他の年代に比べ 10 代，20 代の方が多い．
- 男性のみのグループでは長距離移動率が比較的高く，回遊時間が短く，立ち寄り店舗数は少ない．
- 女性のみのグループでは短距離移動率が特に高く，回遊時間が長く，立ち寄り店舗数も多い．

- 男性と女性が混在するグループは女性のみのグループと似た行動様式を持つ．

以上の傾向から，複合施設内における人々の回遊行動には年代と性別が大きく影響することが分かる．そこで本研究では，複合施設内における利用者のエリア訪問行動をシミュレーションするにあたり，特に年代と性別に焦点を当てる．

2.4 結言

本章では，まず目的地推定に関する従来手法について紹介し，その手法を複合施設内の利用者グループに対し適用する際の問題点を明らかにした．次に，その問題点に対処するための方策として利用者グループの行動をシミュレーションするという案を提示し，その際に重要となる人々の回遊行動に関する従来研究について述べた．その内容から，複合施設内における人々の回遊行動としては計画訪問と随時訪問に焦点を当てることが妥当であり，それらの行動に大きく影響を与える要因として年代と性別が特に重要であることを確認した．

第3章 移動経路シミュレーションに基づく訪問エリア予測手法

3.1 緒言

本章では，移動経路シミュレーションに基づく訪問エリア予測手法について説明する．まず，提案手法の概要について述べる．次に，移動経路シミュレーションの構成を示し，その後，シミュレーションのパラメータ等を決定するための調査実験とその分析結果について述べる．最後に，シミュレーション結果に基づいて訪問エリアを予測する手法について記述する．

3.2 提案手法の概要

本研究では，複合施設における利用者の訪問エリアをグループ単位で予測することを目的としている．具体的には，過去にその複合施設を利用した他の利用者グループの履歴情報や個人の嗜好情報を活用し，移動経路のシミュレーションを行うことで利用者の訪問エリアを予測する．本手法の特徴は，複合施設内における人々の回遊行動とその際の意思決定過程を考慮することで，目的地推定に関する従来手法では困難であった利用者グループに対する訪問エリア予測を可能とする．

本手法では，第2章の議論をふまえ，複合施設内における人々の回遊行動の基本となるモデルを「目的エリア決定の後，その目的エリアを順にたどる形で回遊し（計画訪問），その途中で予定外のエリア訪問をすることがある（随時訪問）」と定めた（図3.1参照）．

ここで，目的エリアへの訪問の仕方はグループごとに異なることが予想される．本研究では，これを以下の3パターンに大別できると考えた．

- 最初に目的エリアを訪れようとする．
- 目的エリアを訪れようとするが，その過程で興味のあるエリアには立ち寄る．

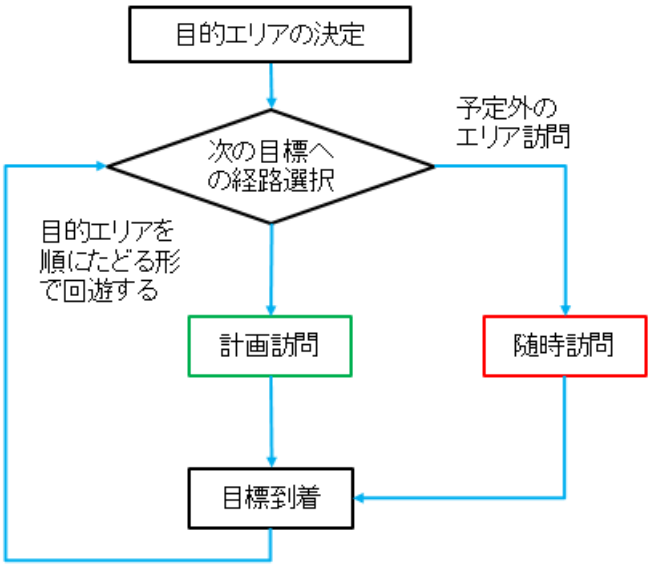

図 3.1: 複合施設内における人々の回遊行動の基本モデル

- 目的エリアへの訪問を優先することは無く，興味のあるエリアに立ち寄る．

そして，これらの行動に影響を与えるパラメータのうち，観測できるものとして以下のものを考えた．

- 目的エリア数
- 訪問エリア数
- エリア種別に関する嗜好情報

これらのパラメータの値や，上述の 3 つの回遊パターンのうちどのパターンが選ばれやすいかは，各グループを構成する個人の年代・性別によって異なると考えられる．従って，パラメータの値および回遊パターンの選択確率は年代・性別ごとに異なるものを適切に設定する．

3.3 移動経路シミュレーションの構成

対象とする複合施設をシミュレーション上に構築し，その中に各種エリアと利用者エージェントを生成する．複合施設は，シミュレーション上ではグラフ構造を

持つマップとして表現されている．そのノードは店舗や通路，エレベータなどの各エリアであり，エリア間の隣接関係をエッジで表現する．利用者エージェントには，グループ属性や個人属性に応じて回遊行動のルールを与えておく．シミュレーションを開始する前に，グループ属性（性別，年代，人数）と入口 ID を変数として入力する．その後シミュレーションを開始すると，指定されたグループ属性を持つ利用者エージェントがグループとして多数生成され，指定された入口から回遊行動を開始する．この回遊行動は各グループごとに独立に実行される．利用者エージェントは退場時に，その訪問エリア履歴を出力する．

回遊行動のルールは，前節で述べた基本モデルと仮説を基に，以下の 3 つの回遊パターンにモデル化した．各パターンの詳細なルールを図 3.3, 図 3.4, 図 3.5 に示す．

目的優先型：

目的エリアがあれば計画訪問を優先的に行い，目的達成率に従って随時訪問を行う確率も上がる．

両立型：

目的エリアがあれば計画訪問を行うが，常に一定の確率で随時訪問する．

興味優先型：

常に随時訪問を行う．

利用者は，入力に従ったグループ属性と入口 ID が与えられ，アンケート調査によって得られた確率パラメータによって各個人の嗜好情報やグループの訪問エリア数，上記の回遊パターンが決められる（図 3.2 参照）．

3.4 調査実験

3.4.1 調査実験の概要

本調査実験は，個人属性による嗜好情報，グループ属性による回遊パターン，訪問エリア数などの確率パラメータを得ることを目的とする．しかし，プライバシー保護の観点から実際に複合施設に訪れる一般の利用者からデータを収集することは困難である．このため，本調査では実験協力者を募集し，アンケートによって

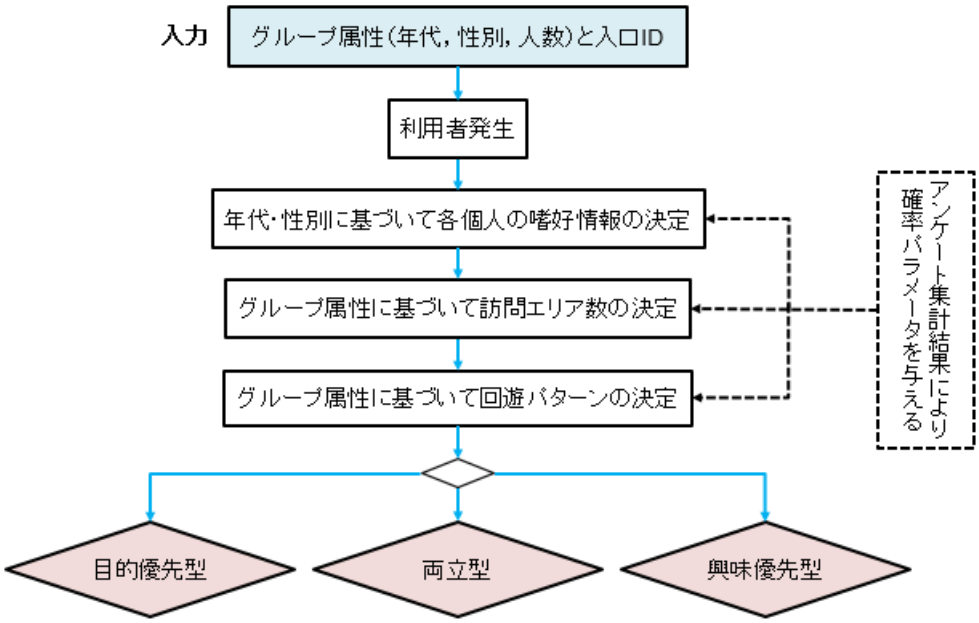

図 3.2: 来場者発生から回遊パターン決定までのフロー図.

履歴情報（訪問エリア履歴，回遊調査データ）と個人の嗜好情報を収集したのち，その分析を行った．

本調査は，多様なカテゴリのエリアを内包しており，個人の嗜好ごとに多様な選択肢が存在する事を考慮し，大阪府吹田市にある大型複合施設 EXPOCITY（エキスポシティ）を対象に行った．この複合施設は 2015 年 11 月 19 日に開業したばかりであり利用者の多くが来場経験に乏しく，施設に対する個々人の知識量の差が少なくなるため，調査に適していると考えた．なお，実際のアンケート結果では平均来場回数 1.79 回であった．調査方法は次の通りである．まず，実験協力者に EXPOCITY 内部を 2 名以上 4 名以下のグループで普段と同様に回遊してもらい，その後アンケートに回答してもらった．アンケートでは回遊中に訪れたエリアの訪問順序のほか，回遊行動と個人属性に関して質問した．アンケート調査の実施期間は，2016 年 1 月 23 日から 2016 年 1 月 31 日とした．

なお，今回の調査では，対象施設である EXPOCITY のうち，「三井ショッピングパークららぽーと EXPOCITY」をメインの施設として考慮し，他のいくつかの施設はシミュレーション及び調査方法の関係上，統合または除外した．その詳しい理由は第 4 章で述べる．また，嗜好情報としては表 3.2 に示すものを取り上げ

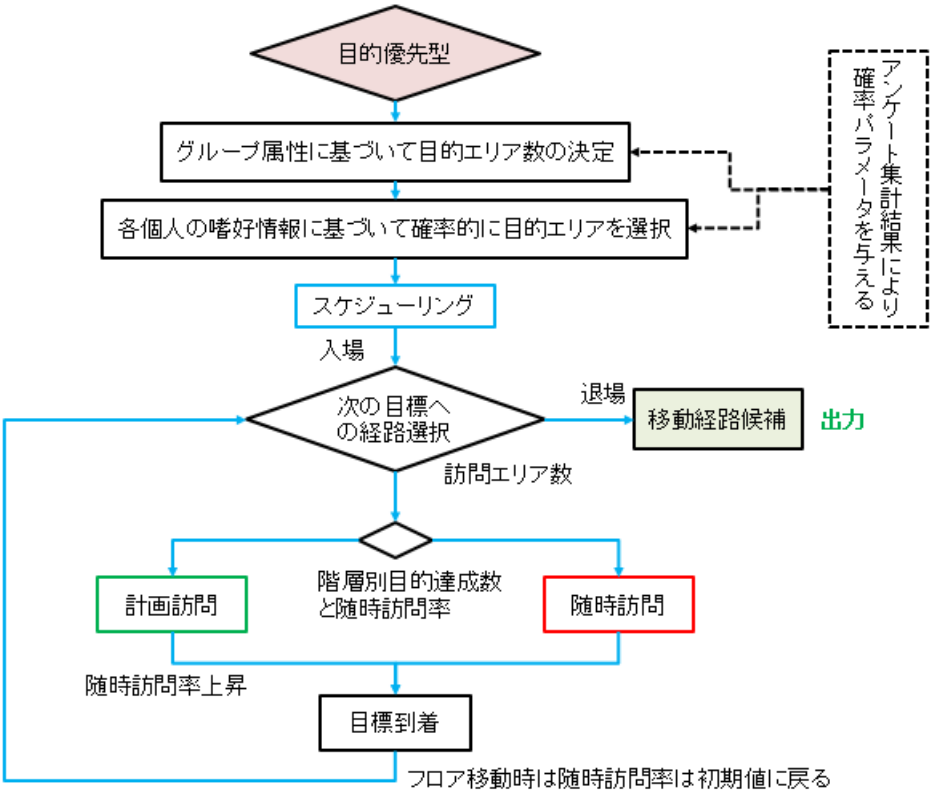

図 3.3: 目的優先型のフロー図

た．これは EXPOCITY のホームページに掲載されているエリアのカテゴリ分けと同一のものである．

アンケートの結果として得られる項目は，個人属性ごとの各嗜好情報の割合，グループ属性ごとの基本的な意思決定方針，基本的な回遊方針の割合である．また，訪問エリア履歴とグループ属性を紐付けして集計することで，実際の回遊行動の分析も行った．アンケート調査の詳しい内容は付録に記載した．

3.4.2 アンケートの集計結果

回答結果を集計したところ，計 48 グループ（139 人）の利用者のデータが得られた．訪問エリアの総数は 837 で，それらの平均訪問エリア数は 17.4 エリアであった．最小訪問エリア数と最大訪問エリア数はそれぞれ 7 および 33 であった．個人を対象とした嗜好調査の回答のうち，5 名の回答が白紙であったため，回答結果に

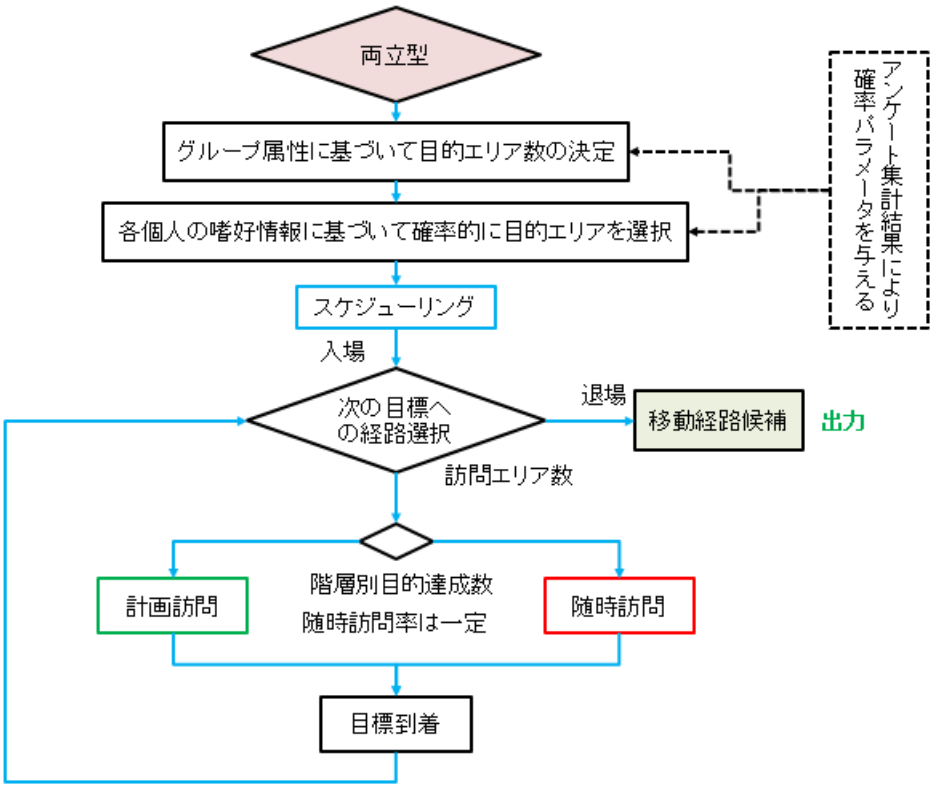

図 3.4: 両立型のフロー図

信頼性が低いと判断して省き，嗜好カテゴリの分析では有効回答者 134 名分の回答結果を用いた．表 3.1 に被験者の性別と年代のクロス集計を，表 3.2 に被験者の性別・年代と嗜好カテゴリのクロス集計を示す．

表 3.1: 性別と年代のクロス集計（度数）

	20 歳未満	20 代	30 代	40 代	50 歳以上	総計
女性	5	31	8	7	13	64
男性	5	61	3	2	4	75
総計	10	92	11	9	17	139

内訳として，調査実験の方法の関係上，大学生の「20 代」が大半を占めた．サンプル間の偏りを減らし，より多くのサンプル数を確保するため，表 3.3 のようなグループ分けを行った．表 3.3 に最終的な被験者の性年代と嗜好カテゴリのクロス集計を示す．

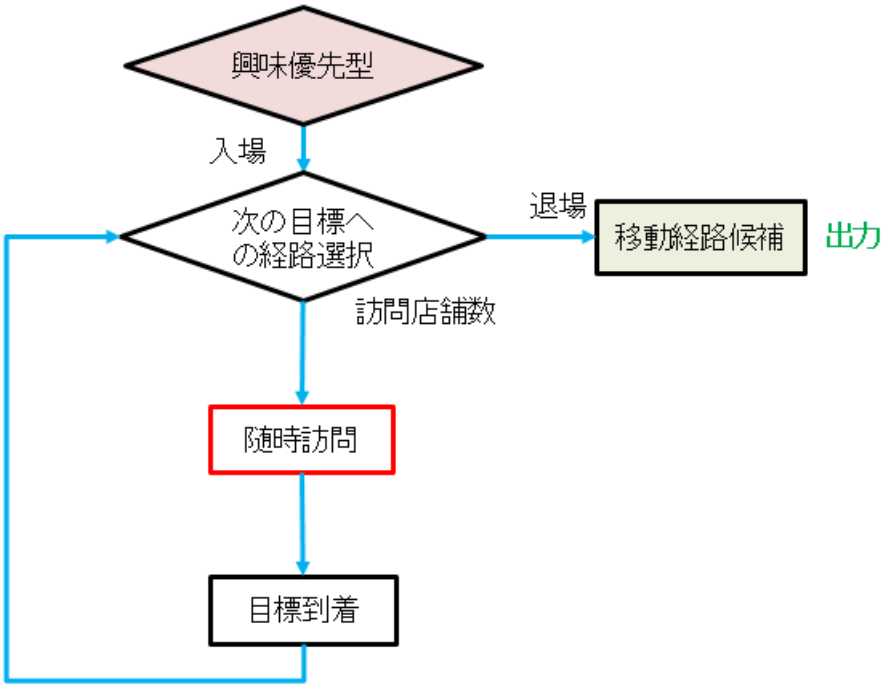

図 3.5: 興味優先型のフロー図

表 3.4 に示されている通り，女性は「メンズ」の回答がほとんど無く，反対に男性は「レディス」,「ファッション雑貨」,「コスメ」の回答がほとんど無かった．また，30 代以上になると「ベビー・キッズ・ティーンズ」や「スポーツアウトドア」の割合が高くなった．また，全性別・年代を通して,「レディス・メンズ」の割合がそれほど高くないが，実際の訪問エリア履歴を見ると比較的高い頻度で「レディス・メンズ」カテゴリのショップが利用されていた．これは「レディス・メンズ」という呼び方があまり浸透していないなどの要因が考えられたため，シミュレーションに学習させる個人属性別嗜好情報確率としては表 3.4 の値をこのまま用いたが，実際にシミュレーションを行う際には,「レディス・メンズ」に分類されているエリアは「レディス」および「メンズ」にも分類されているものとして扱うことにした．

次に，グループを対象としたアンケート調査による結果を示していく．まず，上記のグループ分けを反映した被験者のグループ属性の集計結果を表 3.5 を示す．

サンプル数の少ない男性全年代のグループ，女性全年代のグループはエリア間

表 3.2: 性別・年代と嗜好カテゴリのクロス集計（度数）

	レディス	メンズ	レディス・メンズ	ベビー・キッズ・ティーンズ	ファッション雑貨	レストラン	カフェ&スイーツ	フードコート	食料品&食物販	ライフスタイル雑貨	コスメ	スポーツ・アウトドア	サービス・アミューズメント	有効回答者数
女性														
20 歳未満	2	0	0	3	4	1	3	2	0	1	2	0	1	4
20 代	29	0	8	0	21	14	25	11	13	27	19	6	6	31
30 代	7	0	2	4	4	4	6	4	4	6	4	3	1	8
40 代	5	0	2	1	6	4	5	3	3	3	3	1	2	6
50 歳以上	12	2	2	3	7	10	9	3	7	10	1	5	4	12
男性														
20 歳未満	0	3	1	0	1	2	3	3	1	2	0	1	4	4
20 代	0	44	3	0	15	28	29	31	22	31	1	35	36	61
30 代	0	3	0	1	0	1	2	0	0	1	0	2	0	3
40 代	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1
50 歳以上	0	4	0	1	0	2	1	2	2	1	0	4	1	4
総計	55	56	18	13	58	66	83	59	53	83	30	58	55	134

表 3.3: 性別と年代のクロス集計（度数）

	30 歳未満	30 歳以上	総計
女性	36	28	64
男性	66	9	75
総計	102	37	139

遷移確率や個人属性別嗜好情報の学習には利用したが，それ以外の学習や検証の際には除外することとした．従って，ここでは残る 6 種のグループ属性に対して訪問エリア履歴および回遊行動に関する質問の集計結果を分析する．表 3.6 は，グループ内における意思決定方針のクロス集計を示したものである．混性 30 歳未満のグループ，混性全年代のグループは「一人以上が行きたいと思ったとき，反対意見があっても訪問する」の割合が半分程度見られたが，他のグループ属性はほとんど「一人以上が行きたいと思ったとき，特に反対意見がなければ訪問する」を

表 3.4: 性年代と嗜好カテゴリのクロス集計（割合）

	レディス	メンズ	レディス・メンズ	ベビー・キッズ・ティーンズ	ファッション雑貨	レストラン	カフェ&スイーツ	フードコート	食料品&食物販	ライフスタイル雑貨	コスメ	スポーツ・アウトドア	サービス・アミューズメント
女性													
30 歳未満	0.89	0	0.23	0.09	0.71	0.43	0.80	0.37	0.37	0.80	0.60	0.17	0.20
30 歳以上	0.92	0.08	0.23	0.31	0.65	0.69	0.77	0.38	0.54	0.73	0.31	0.35	0.27
男性													
30 歳未満	0	0.72	0.06	0	0.25	0.46	0.49	0.52	0.35	0.51	0.02	0.55	0.62
30 歳以上	0	0.88	0	0.25	0	0.38	0.38	0.25	0.38	0.38	0	0.88	0.13

表 3.5: グループ属性の集計表

グループ属性	総計
男性 30 歳未満	14
男性全年代	1
男性 30 歳以上	0
混性 30 歳未満	12
混性全年代	4
混性 30 歳以上	5
女性 30 歳未満	5
女性全年代	1
女性 30 歳以上	6
総計	48

選んだ．グループの関係性の観点から考察すると，同性の友人のグループは嗜好が似ているため，そもそも反対意見が出にくく，反対に，異性や年の離れた人がいるグループは趣味・嗜好が異なるため反対意見が出やすいと考えられる．つまり，どちらにしても各個人の意見が尊重されやすいということが読み取れる．

次に，グループとしての回遊方針のクロス集計（度数）を表 3.7 に示す．選択肢としては，目的地への訪れ方と目的地訪問後の行動に分けて回答してもらったが，目的地訪問後の行動については，全グループが同じ選択肢（「継続して回遊する」）を選択したため割愛した．選択肢が 3.2 節で示した回遊方針の定義と若干

表 3.6: グループ内における意思決定方針のクロス集計（度数）

	男性30未満	混性30歳未満	混性全年代	混性30歳以上	女性30歳未満	女性30歳以上
全員がその場所に行きたいと思ったときのみ訪問する	0	0	0	0	0	1
一人以上が行きたいと思ったとき 特に反対意見がなければ訪問する	14	12	2	3	5	4
一人以上が行きたいと思ったとき 反対意見があっても訪問する	0	0	2	2	0	1
その他	0	0	0	0	0	0

変動しているが，概ね同様の回答になると考えられる．サンプル数が少ないため，グループ属性ごとの回遊方針のパターンの偏りは読み取ることは難しいが,「その他」に回答が無かったことと，3 つの選択肢それぞれに一定数の回答があったことから，提案した回遊方針のパターン分けは概ね妥当であると考えられる．

表 3.7: グループとしての回遊方針のクロス集計（度数）

	男性30歳未満	混性30歳未満	混性全年代	混性30歳以上	女性30歳未満	女性30歳以上	総計
最初に目的地を訪れる	2	1	0	3	1	3	10
興味のある場所を訪れつつ その過程で目的地に立ち寄る	6	6	3	2	2	1	20
各フロアを一通り見て回りながら その過程で目的地に立ち寄る	6	5	1	0	2	2	16
その他	0	0	0	0	0	0	0

次に，グループの目的エリア数（実際に立ち寄ったもののみとする）を訪問エリア数から引いたものを随時訪問エリア数として，それらの平均と標準偏差を求めたものを表 3.8 に示す．兼田らは平均立ち寄り店舗数はポアソン分布になると

仮定しており [14]，結果を見ると，随時訪問エリア数は概ね平均が分散（標準偏差の 2 乗）と等しく，ポアソン分布の条件を満たしており，グループ属性別に異なっていることが読み取れた．一方，目的エリアの数については，グループ属性ごとに大きな方よりは見られなかった．この要因のひとつとして，回答結果を集計した際，目的エリアをあまりにもたくさん書いている回答（ただし訪問していないためカウントしていない）や目的エリアしか訪問していない回答が複数あったことから，被験者の目的エリアの定義の捉え方に差が出ている可能性が考えられた．

表 3.8: グループの訪問エリア数の平均と標準偏差

グループ属性		目的エリア数	随時訪問エリア数	訪問エリア数
男性 30 歳未満	平均	6.00	3.07	9.07
	標準偏差	3.34	1.91	3.55
混性 30 歳未満	平均	5.83	6.58	12.42
	標準偏差	5.21	2.56	6.20
混性 全年代	平均	7.00	6.70	13.75
	標準偏差	2.45	2.86	3.49
混性 30 歳以上	平均	5.60	8.80	14.40
	標準偏差	3.14	2.48	4.13
女性 30 歳未満	平均	4.60	6.00	16.20
	標準偏差	1.50	3.35	6.24
女性 30 歳以上	平均	6.00	3.83	9.83
	標準偏差	2.00	1.67	3.02

以上より，3.2 節のパラメータは目的エリア数を除きグループ属性や個人の性別，年代によって異なることが確かめられた．

3.5 訪問エリアの予測

本節では，移動経路シミュレーションの結果から利用者グループの訪問エリアを実際に予測する方法について述べる．訪問エリアを予測したいグループと同じ属性，同じ入口を条件としてシミュレーションを行い，多量の疑似経路を得る．対象グループの現在までのエリア移動履歴を A とする．また，A の長さを L_A とす

る．生成した疑似経路のうち，最初の L_A 個のエリアが A と一致するものの集合を S_A とする．S_A に属する経路 $r \in S_A$ のうち，$L_A + 1$ 番目がエリア a となっているものの集合を $S_A(a)$ とする．そのとき，予測対象グループが a を訪問する確率は $\frac{|S_A(a)|}{|S_A|}$ であるとみなせる．よってその確率の高い順に K 個出力することで利用者の訪問エリアを予測する．

3.6 結言

本章では，移動経路シミュレーションに基づく訪問エリア予測手法について説明し，調査実験によって提案手法のパラメータの学習を行った．次章では，本章において説明した予測手法の性能を評価し，本手法の有用性について検証する．

第 4 章 提案手法の検証

4.1 緒言

本章では，提案手法による訪問エリア予測の性能評価のための実験について説明する．まず 4.2 節で実験の設定について述べた後，4.3 節で結果を示し，考察を加える．

4.2 実験の設定

第 3 章で述べたシミュレーションを構築するにあたり，そのためのツールとして artisoc[13, 14] を使用した．artisoc は，(株) 構造計画研究所が製作したマルチエージェント・シミュレーションのプラットフォームで，VisualBasic の文法に準拠している．

対象とする複合施設は調査実験を行った EXPOCITY とし，この施設を表現するマップを artisoc 上にグラフ構造として構築した (図 4.1, 図 4.2, 図 4.3 参照)．

3.3.1 節で述べた通り，対象の施設のうち,「三井ショッピングパークららぽーと EXPOCITY」をメインの施設として考慮し，他のいくつかの施設は統合または除外した．この理由としては，レストランやフードコートなどは狭い範囲に多数の店舗が位置しており，グラフ構造を作ることが困難なことに加えて，レストラン，フードコートというカテゴリ以上の細分化をすることが本研究の目的と離れるため，レストランおよびフードコートとして統合した．また,「三井ショッピングパークららぽーと EXPOCITY」以外の施設のうち 3 つのアミューズメント施設を除外したのは，artisoc に 3 階層からなるマップを構築する際，マップの大きさを統一する必要があるためである．また，これらのアミューズメント施設は今回対象とした EXPOCITY に固有の施設であり，一般的な複合施設においても良く見られるようなものではないことから，提案手法の一般的な性能を評価するという実験目的に照らして，除外しても大きな問題はないとした．以上の処理の結果，本実験ではこの複合施設を全 3 階層，計 304 のエリア（店舗は 255）を持つグラフとして表現した．

グループ分けの結果より，利用者エージェントの個人属性（性別，年代）の組み合わせは，図 4.4 の設定画面に示す 4 種類とした．利用者エージェントの回遊行動ルールは第 3 章で説明した通りである．調査実験の結果から確率的パラメータとして利用したものを以下に示す．

- グループ属性別回遊パターン選択確率
- グループ属性別訪問エリア数ポアソン分布
- グループ属性別随時訪問エリア数ポアソン分布
- エリア間遷移確率
- 個人属性別嗜好情報確率

他に設定したパラメータに随時訪問確率がある．これは調査実験の回遊履歴からは有意なデータが手に入らなかったが，仮定した回遊方針のパターン分けが妥当であったことから，第 3 章で示した回遊パターンのうち，目的優先型には初期値として 30%を与え，目的を達成するたびに 5%上昇させるよう設定した (ただし上限は 50%でフロア移動時にリセットされる)．両立型には一定の 50%を設定した．

以上の設定の下，調査実験で収集した各訪問エリア履歴を単一のデータとして，図 4.4 のコンソールにグループ情報と入口 ID を入力し疑似経路を生成した．予測精度の比較のため，エリア間遷移確率の未からなるマルコフモデルによるシミュレーションも同様に実装し，3.5 節で述べたものと同様の手順で訪問エリア推定を行った．全 48 の訪問エリア履歴データのうち，他に同じグループ属性を持つデータが存在しなかったものを除外した．

4.3 訪問店舗予測の評価と考察

予測精度の評価指標として Bohnert らが用いた分類精度 ($ClassificationAccuracy$) を用いた [7]．次に訪れると予測された上位 K 個の予測エリアの集合 S_K と，実際の利用者が次以降に訪れた M 個の実訪問エリアの集合 $\hat{S}_M$ が与えられたとき，分類精度は次式で計算される．

$$CA(K, M) = \frac{|S_K \cap \hat{S}_M|}{min\{K, M\}} \tag{4.3.1}$$

図 4.1: 対象施設の 1 F を表現するマップ

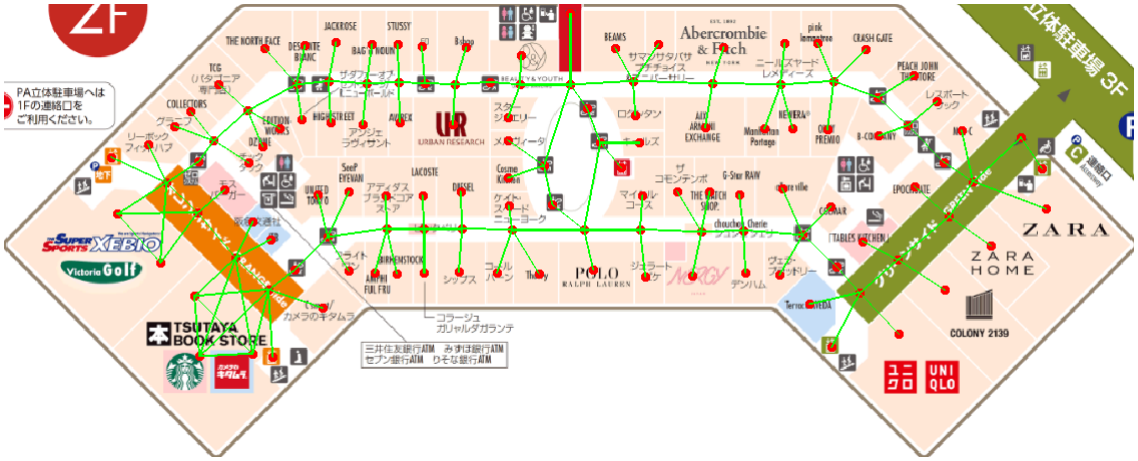

図 4.2: 対象施設の 2F を表現するマップ

分類精度 (CA) の特徴として，K を基準に考えると，$K \leq M$ の場合，分子が K となるため，その値は情報検索で使用される適合率 (precision) と等価となる．従って，K が増えるにつれ一般に評価値は下がっていく，$K > M$ の場合，分子が M となるため，その値は再現率 (recall) と等価となり，K が増えるにつれ大きくなっていく．つまり，横軸に K をとったグラフとして CA を表現すると，$K = M$ を最小値とする曲線が描かれる．

この CA を提案手法と比較手法の双方について計算した結果を図 4.5, 図 4.6 に示す．

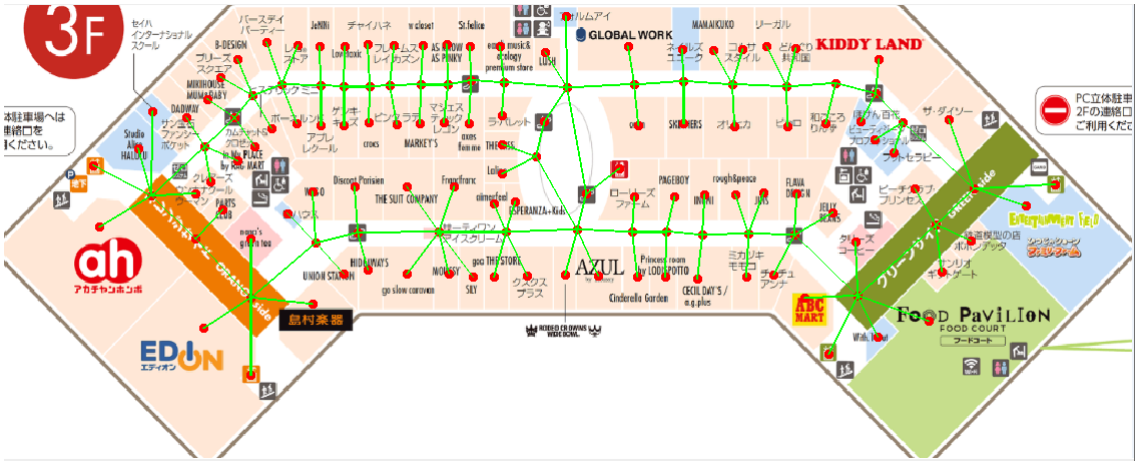

図 4.3: 対象施設の 3F を表現するマップ

図 4.4: グループ属性と入り口 ID の設定

提案手法は比較手法に比べ，分類精度の $K \leq M$ のとき，つまり適合率が上昇していることが分かった．ところが，$K > M$ になると，従来手法とほとんど変わらないため，再現率が同じであるといえる．これにより，再現率を下げることなく適合率を上げることができているといえる．この結果は提案手法の有意性を示している．一方で $K = M$ の予測はある意味で利用者が今後訪れるであろう M 個のエリアを推定していることに相当する．そのときの精度は M が小さいほど，

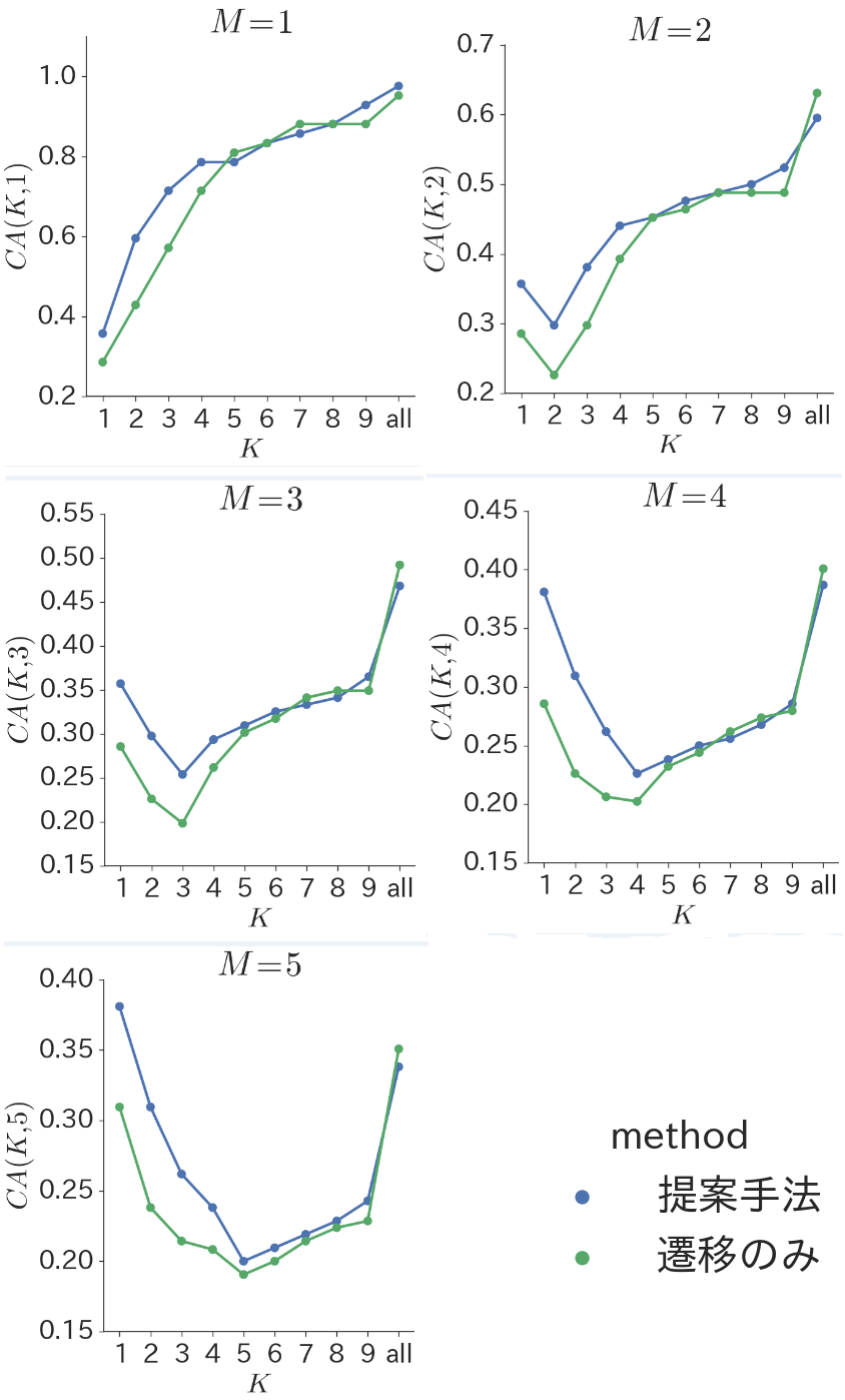

図 4.5: エリア間遷移確率のみに基づく手法と提案手法の精度比較（$M = 1 \sim 5$）

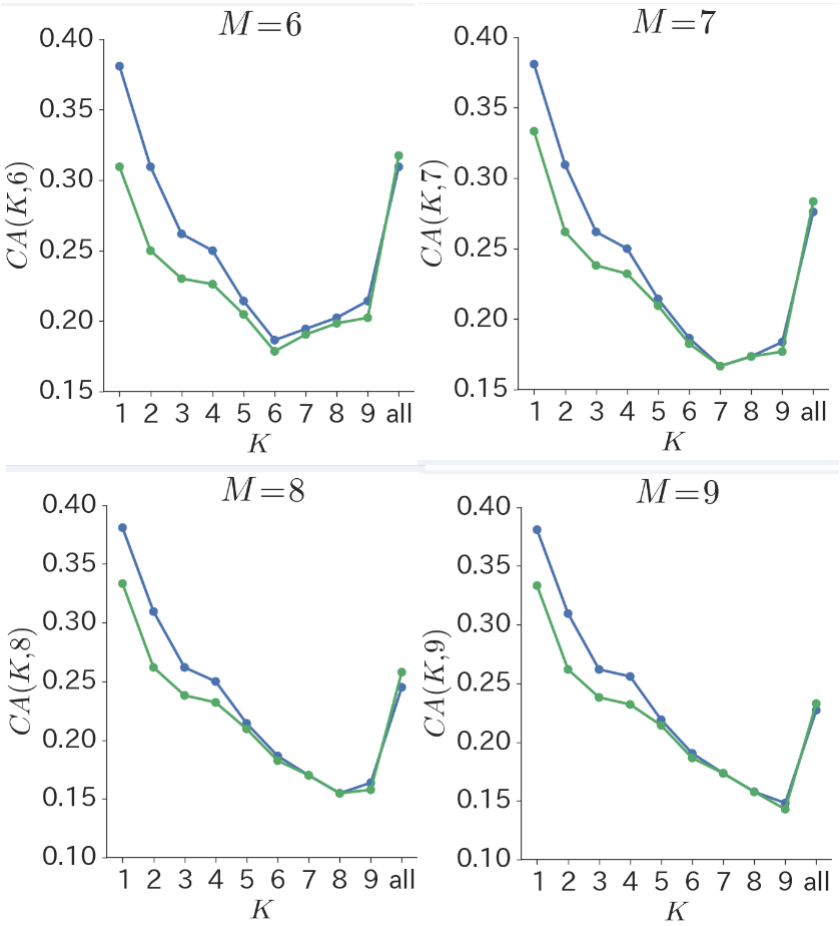

図 4.6: エリア間遷移確率のみに基づく手法と提案手法の精度比較（$M = 6 \sim 9$）

提案手法と従来手法の差が大きくなっている．これは，比較的短期間の予測を行う上では，提案手法のほうが従来手法より有効であるが，長期的な予測を行う場合には，それほど精度の向上に寄与しないということを意味している．その原因としては，提案手法のアルゴリズムがどの回遊パターンを選択しても，目的エリアを全て回遊した後は与えられた訪問エリア数に達成するまで，随時訪問を行うように設計しているためだと考えられる．その解決策としては，本論文で随時訪問と定義した行動を実装するに当たって，マルコフモデルによる遷移確率を用いているが，実際はその個人またはグループの嗜好情報が影響するはずであり，その関係性を調査し，改良することなどが考えられる．

4.4 結言

本章では，提案手法の有意性を実験により検証した．その結果，複合施設における利用者グループの訪問エリアを短期的に予測する場合には，提案手法のほうがマルコフモデルのみに基づく手法よりも高い精度を実現できることが確認できた．一方，長期的な予測においては，提案手法とマルコフモデルによる予測で有意な差異は見られなかった．この点については，随時訪問に関する意思決定過程ををより現実的にモデル化することで改善できると考えられる．

第5章 結論

本論文では，グループの意思決定過程を組み込んだシミュレーションモデルを設計し，それにより各グループの移動経路を疑似的に生成することでそのグループの訪問エリアを予測する手法を提案した．

実験の結果，複合施設における利用者グループの訪問エリアを短期的に予測する場合には，提案手法のほうがマルコフモデルのみに基づく手法よりも高い精度を実現できることが確認できた．

今後の課題としては，長期的な予測においては，提案手法とマルコフモデルによる予測で有意な差異は見られなかった点に対して，随時訪問に関する意思決定過程をより現実的にモデル化することがあげられる．

謝 辞

本研究の全過程を通して懇切丁寧な御指導，御教授を頂きました大阪大学大学院工学研究科馬場口登教授に厚く御礼申し上げます．本研究を進める上で度重なる御助言を頂き，直接の御指導を頂きました大阪大学大学院工学研究科中村和晃助教に深く感謝致します．本研究に対し，鋭い御意見，御指摘を頂きました大阪大学大学院工学研究科新田直子講師に深く感謝致します．本研究を進める上で度重なる御助言を頂きました大阪電気通信大学工学部電気電子工学科伊藤義道准教授に深く感謝致します．本研究に対し，的を射た御意見，御助言を頂きました関西大学社会安全学部安全マネジメント学科河野和宏准教授に深く感謝致します．プログラミングや研究に関して，度重なる御助言を頂きました小野司氏に深く感謝致します．最後になりましたが，日ごろからお世話になりました馬場口研究室の皆様に心から感謝致します．

参 考 文 献

[1] K. Chinomi, N. Nitta, Y. Ito, and N. Babaguchi, “PriSurv: privacy protected video surveillance system using adaptive visual abstraction,” *Proc. of the 14th International MultiMedia Modeling Conference*, pp. 144-154, 2008.

[2] 福岡直也, 伊藤義道, 馬場口登, “観察者に応じたプライバシー保護映像を生成可能な映像配信手法,” 第 10 回情報科学技術フォーラム (FIT2011), RK-006, pp. 97-100, 2011.

[3] 福岡直也, 伊藤義道, 馬場口登, “結託耐性を有する観察者の権限に応じたプライバシー保護映像の配信手法,” 電子情報通信学会技術研究報告 EMM2011-68, vol. 111, no. 496, pp. 25-30, 2012.

[4] T. Koyama, Y. Nakashima, N. Babaguchi, “Markov random field-based real-time detection of intentionally-captured persons,” *Proc. of International Conference on Image Processing*, pp. 1377-1380, 2012.

[5] N. Babaguchi, Y. Nakashima, “ “ Protection and Utilization of Privacy Information via Sensing,” Invited Paper, IEICE Transactions on Information and Systems, vol. E98-D, no. 1, pp. 2-9, January 2015.

[6] 小野士, 中村和晃, 馬場口登 “実空間における適応型サービスのための情報エントリーシステム,” 2014 年映像情報メディア学会年次大会, 2014.

[7] F. Bohnert, I.Zukerman, S. Berkovsky, T. Baldwin, and L. Sonenberg “Using interest and transition models to predict visitor locations in museums,” AI Communications, vol.21 no.2-3, pp.195-202, 2008.

[8] 小田原亨, 今野将, 藤田茂, 菅沼拓夫, 白鳥則郎 “周辺状況と行動履歴を用いた通学時の子供の目的地推定機能,” 情報処理学会東北支部平成 20 年度第 5 回研究会 2008.

[9] 山出智也, 今野将 “児童見守り支援システムのための目的地推定機能の試作,” 情報処理学会第 73 回全国大会 2011.

[10] 遠藤隆介 “複合商業施設における行動計画を支援するデジタルサイネージシステムに関する研究,” 博士学位論文, 大阪大学, 2014.

[11] S. Amer-Yahia, S. B. Roy, A. Chawla, G. Das, and C. Yu “Group recommendation: Semantics and efficiency,” Proceedings of the VLDB Endowment, 2(1), 754-765. 2009.

[12] V. Kostv, J. Ozawa, M. Yoshioka, T. Kudoh “Travel destination prediction using frequent crossing pattern from driving history,” in Proceedings of IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, pp. 343-350, 2005.

[13] 山影進 “人工社会構築指南: artisoc によるマルチエージェントシミュレーション入門,” 書籍工房早山, 2007

[14] 兼田敏之 “artisoc で始める歩行者エージェントシミュレーション: 原理・方法論から安全・賑わい空間のデザイン・マネジメントまで,” 構造計画研究所, 2010

[15] T. Yoshida, T. Kaneda “Policy Simulation Trials of an Intelligent Shop-Around Agent Model,” CUPUM 2013 conference papers. 2013.

[16] 小倉正考 “マルチエージェント・シミュレーションを用いた公共施設のアセットマネジメント手法に関する研究,” 修士学位論文, 大阪大学, 2011

[17] 長山徳男 “個人属性が屋内環境における 回遊行動へ与える影響に関する研究,” 修士学位論文, 東京大学, 2013

[18] 松尾豊, 岡崎直観, 中村嘉志, 西村拓一, 箸だ浩一, 中島秀之 “位置履歴からのユーザ属性の推定,” 情報処理学会論文誌 48(6), 2106-2117, 2007

[19] 西野至, 藤井聡, 北村隆一 “観光周遊行動の分析を目的とした目的地・出発時刻同時選択モデルの構築,” 土木計画学研究・論文集 16,681-687, 1997

付 録A　付録（アンケート用紙）

複合商業施設利用時の回遊行動に関するアンケート
（ 本用紙はグループごとに回答して下さい）

回答日： 2016 年　　月　　日

現地訪問の際に実際に行った回遊行動に関して，以下の項目にご回答ください．必要に応じて，記入済みのフロアマップを参考にして頂いて構いません．

■ グループ構成

グループ内の各メンバの氏名· 性別· 年齢などを以下の表に記入して下さい．2 列目の「記号」とは，フロアマップに初期目的地を記入した際に用いた「○」「□」「△」「◎」などのマークのことを指します．また，性別· 年齢については，表内の選択肢に○を付ける形でご回答下さい．

氏名	マップ内の記号	性別	年代
		男· 女	20 未満· 20 代· 30 代· 40 代· 50 代以上
		男· 女	20 未満· 20 代· 30 代· 40 代· 50 代以上
		男· 女	20 未満· 20 代· 30 代· 40 代· 50 代以上
		男· 女	20 未満· 20 代· 30 代· 40 代· 50 代以上

■ グループ内における基本的な意思決定方針

グループ内で「ある場所に行きたい」という意見が出た際，実際に訪問するか否かをどのような基準で決めたかについて，以下の選択肢のいずれかに○を付けて下さい.「4. その他」を選択した場合は，( )の中に具体的な内容を記述して下さい．なお，この質問には，訪問店舗ごとの個別の方針ではなく，回遊行動全体を通しての基本的な方針についてご回答頂けますと幸いです．

1. 全員がその場所に行きたいと思ったときのみ訪問する
2. 一人以上が行きたいと思ったとき，特に反対意見がなければ訪問する
3. 一人以上が行きたいと思ったときは，反対意見があっても訪問する
4. その他（　　）

図 A.1:

■グループとしての基本的な回遊方針

グループとしての基本的な回遊方針を,「目的地への訪れ方」および「目的地訪問後の行動」の2つの観点からご回答頂きます.以下の表の該当する欄に○を記入して下さい.目的地への訪れ方がいずれにも該当しない場合は,「その他」の欄に具体的な訪れ方をご記入ください.

		目的地訪問後の行動	
		特に回遊せず帰宅する	継続して回遊する
目的地への訪れ方	最初に目的地を訪れる		
	興味のある場所を訪れつつ,その過程で目的地に立ち寄る		
	各フロアを一通り見て回りながら,その過程で目的地に立ち寄る		
	その他（　　）		

■店舗ごとの訪問理由

現地訪問の際に実際に訪れた各店舗について,その訪問理由を以下の中から選択し,次項の表に記入して下さい.また,エスカレータ・エレベータ・階段・出入口を経由したフロア移動についても同様に,その行動を行った理由を以下の中から選択し,次項の表に記入して下さい.

店舗訪問時	フロア移動時
1. 目的（買う・見る・利用する）があったから	7. 目的地に向かうため
2. 前から興味があったから	8. そのフロアを満喫できた（十分に回遊し終わった）から
3. よく利用するタイプの店舗だから	9. 帰宅するため
4. 突発的に興味を引かれたから	10. その他
5. 空いていたから	
6. その他	

注）

※ 4列目にある「提案者」の欄には,その場所に行きたいと提案した方のマーク(「○」「□」「△」「◎」など)を記入して下さい.

※ 灰色の箇所は記入例です.

図 A.2:

¥訪問順序	訪問店舗名 または フロア移動の内容	訪問理由	提案者 （複数回答可）	理由の詳細 （その他の場合のみ記入して下さい）
1	入口(連絡口 A) → 1F			
2	Loft	1	○	
3	ミスタードーナツ	5	△,□	
4	1F → 2F	10	△	案内板を見ていて他フロアの店舗に興味をひかれた
5	カメラのキタムラ	4	△	
6	2F → 出口(連絡口 B)	9	○,△,□	
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				
8				
9				
10				
11				
12				

図 A.3:

複合商業施設利用時の回遊行動に関するアンケート
（本用紙は個人ごとに回答して下さい）

回答日: 2016 年　　月　　日

今回の現地訪問に関連する内容として,以下の項目にご回答ください.必要に応じて,記入済みのフロアマップを参考にして頂いて構いません.

■氏名

以下の表に,氏名および記号をご記入下さい.ここで,記号とは,フロアマップに初期目的地を記入した際に用いた「○」「□」「△」「◎」などのマークのことを指します.

氏名	マップ内の記号

■来場回数

今回訪れた複合商業施設について,過去に何回来場したことがあるか,あてはまるものにチェックを入れ下さい.「それ以上」を選択した場合は,これまでの来場回数も併せてご記入ください.

□ 今回が初めて　　□ 1 回　　□ 2 回　　□ それ以上(　　回)

図 A.4:

■ **興味・嗜好**

ご自身の興味・嗜好に関して，以下の項目の中で興味があるものに全てチェックを入れて下さい．

ファッション
- ⌴ レディス
- ⌴ メンズ
- ⌴ レディス・メンズ
- ⌴ ベビー・キッズ・ティーンズ
- ⌴ ファッション雑貨

グルメ＆フーズ
- ⌴ レストラン
- ⌴ カフェ＆スイーツ
- ⌴ フードコート
- ⌴ 食料品＆食物販

インテリア・生活雑貨
- ⌴ ライフスタイル雑貨
- ⌴ コスメ
- ⌴ スポーツ・アウトドア

サービス・カルチャー・その他
- ⌴ サービス・アミューズメント
- ⌴ ATM

アンケート項目は以上です．ご協力頂きありがとうございました．

図 A.5: