

# 第1章

## 序論

### 1.1 研究の背景

交通需要の予測のために、近年では Activity-based Model (ABM) の研究と開発が行われている。ABM は、交通需要を集計的に、かつ複数の計算プロセスを複数のモデルに分けて交通需要を予測する四段階推定法に代わる手法であり、交通需要を活動の派生需要として捉え、個人単位の活動スケジュールの予測を一括のモデルで予測するモデルである [1]。これにより ABM は、計算プロセス間の整合性を図つつ [1]、より詳細かつ複数の単位での集計分析を可能にしている。

一方で、多数の変数を扱う ABM は、その計算を行うために複雑なモデル構造を要する。ABM では変数間の計算関係（モデル構造と呼ぶ）により各個人の行動選択構造を記述し、スケジュールの生成を行っている。ここで、ABM 内の変数は、主に各個人の属性変数に加えてスケジュールを記述するための変数を指す。ABM のモデル構造は、その精度や利用性に大きく影響を持つことが知られており [1]、数々のモデル構造が提案されている。複数のモデル構造が提案される背景には、ヒューリスティクスや統計の知識を用いることで、個人の行動選択を現実に近いものとし、活動生成の精度を向上させる目的がある [1]。加えて、目的に応じてより詳細な変数を扱う目的や [1]、モデルのデータ同化に用いるデータ種類に応じて [1]、適したモデル構造が採用されてきた。一方で、試行錯誤によりモデル構造を決定することは、低精度のモデルを採用する可能性やモデルの開発に時間がかかる、データ同化手法が確立されないといった問題が挙げられている [1]。

モデル構造をデータに応じて選択する目的で、Bayesian Networks (BN) を用いる提案が ABM の分野で行われている。BN は、変数間の依存関係を有効非循環なグラフ (DAG) の形で表現する確率モデル (グラフィカルモデル) の一種である。グラフ構造の推定を行うことで、データに応じて変数間の依存関係を表現することができ、複数の分野で、系内の変数間関係が未知の場合に用いられている [1]。ABM においても、Ma(2015)[1] により交通手段選択に影響を持つ変数の選択に用いられたことをはじめとして、近年ではスケジュール生成の記述のような多変数を含む問題に対しても適用されている [1]。BN を ABM として利用する利点は、データに応じたモデル構造の選択が可能であるという既存の ABM に対する利点に加えて、変数間の依存関係を明示的にモデル化することで、施策検証の際の説明性や利便性、モデル弾性が、近年発達する深層生成モデルに比べて高いことが挙げられる [1]。一方で、多数の変数から成るスケジュールを精度良く生成する ABM として運用する上では、問題点も指摘されている。

一つの大きな課題は、グラフ構造の推定問題である。BN モデルを利用するためには、グラフ構造の推定問題と、エッジで結ばれた変数と変数の関係を記述するパラメータの推定問題の二つを解く必要がある。グラフ構造の推定問題は、変数をノードとする全ての DAG の集合の中から、データに対して最も適

合するグラフ構造を選択する問題である。データに対する適合は、スコア関数を用いて評価することができ、BIC がスコアとして採用される [1]。これにより、グラフ構造の推定問題は、スコア関数を最大化する構造を見つける離散最適化問題として捉えられ、変数の数が増えると厳密解を得るアルゴリズムには多大な時間を要する [1]。このため、貪欲法を用いて局所解を探索するアルゴリズムの研究が進んでおり [1]、ABM として利用される際も、貪欲法により探索されたグラフ構造を採用している。しかしながら、貪欲法により得られる局所解は初期値に大きく依存しており、学習毎に異なるグラフ構造が出力されることが知られている [1]。最適でないグラフ構造を採用した場合、本来依存関係のある変数との関係を除外した、又は依存関係が逆に推定された BN モデルが採用される可能性がある。ABM の分野では、こうした BN モデルを採用した場合、スケジュール生成の精度だけでなく、施策検証時のモデル弾性がデータから外れてしまうという問題が生じる。そのため、初期値に依存せず、最適解に近いグラフ構造を高速に探索するアルゴリズムが必要である。

もう一つの課題は、ABM に採用されている既存の BN では、変数間の関係にはシンプルな線形関係しか表現できない点である [1]。ABM では、個人がスケジュールを構築する際のヒューリスティクスに準ずる、ルールベースの計算により、より現実に即したスケジュールの生成を行なっている。時空間制約や、それに基づく活動のリサンプリングは、スケジュール生成の精度を向上させる主要な手法であり、多くの ABM で採用されている [1]。こうした既存知識が導入されていない BN では、生成されたスケジュールに実行不可能、又は最後の活動目的地が自宅以外になるといった非現実的な活動が含まれる可能性がある。BN を ABM として利用する際には、既存知識の活用を組み込むような構造を導入することは、精度向上や活動分析の上で重要であることが考えられる。

## 1.2 研究の目的

本研究の目的は、BN を ABM として利用する際の課題を解決することである。

はじめに、BN のグラフ構造推定を高速に、かつ安定して行う手法を提案する。提案手法では、Object の上位概念に変数を格納することで、解空間を削減し、計算時間を短縮する。また、局所解の初期値依存問題を解決するため、モデル平均化の手法を提案する。パラメータ等の連続値に対して大きく発展しているモデル平均化であるが [1]、離散問題であるグラフ構造推定では、性能の良いモデル平均化の手法が確立されていない [1]。提案するモデル平均化手法では、グラフの部分構造とそのスコアを考慮して、高スコアな部分構造を採用することで、グラフの全体構造を選択する。

次に、ヒューリスティクスを導入できる ABM として BN を構築し、実データを用いた実証を行う。線形の確率関係に加えて、ヒューリスティクスに基づく操作を導入することで、生成される個々のスケジュールをより現実に即したものとする。実データを用いた既存 BN、既存 ABM との比較を通して、提案する BN の ABM としての有効性を検証する。

## 1.3 構成

本論文の構成を、以下に示す。図にフレームワークを示した。

本章では、本研究の背景を述べ、それを踏まえた上で目的を示した。

第2章では、既往研究の整理と本研究の位置付けを行う。はじめに、既存の ABM について整理し、BN を ABM として用いる際の利点と課題を示す。既存の ABM については、主に採用されているモデル構造と事前知識の活用について整理する。その上で、BN を ABM として利用している研究を挙げ、その

利点と課題を整理する。次に、BN のグラフ構造推定問題と推定手法について整理する。特に貪欲法による推定手法について、本研究で使用する、変数順序配列に基づき構造を探索する手法について整理し、それら手法の初期値依存性を触れる。また、グラフ構造推定問題における、モデル平均化の手法とその問題点について整理する。

第3章では、本研究で提案するグラフ構造推定手法について述べる。本研究では、Object の概念を導入した BN の拡張である、Object-oriented Bayesian Networks (OOBN) [1] を用いる。Object に変数を格納した BN において、変数順序配列に基づくグラフ構造推定手法 [1] を採用し、解空間を大幅に削減する手法を提案する。本提案手法は、初期値に依存する貪欲法解法である。そのため、複数の推定結果を統合するモデル平均化手法を次に提案する。提案手法では、グラフの部分構造を隣接行列の形式で入力し、その部分構造のスコアで条件付けたグラフ構造を出力する深層生成モデル [1] を用いて、高スコアな構造を生成する。その後、提案手法の有効性を、既存の BN のグラフ構造推定手法との比較を通して検証する。検証では、グラフ推定の正確性と計算時間といった BN 分野の指標に加えて、変数感度をはじめとする ABM 分野の指標を用いて、提案手法により得られたグラフ構造の有効性を検証する。

第4章では、ヒューリスティクスを導入した BN を構築し、ABM としての検証を、実データを用いて行う。Object 内に格納した変数を用いて、ルールベースの計算を BN による活動生成に導入する ABM を提案する。その後、既存の ABM との性能比較を通して、提案する ABM の有効性を検証する。性能比較では、東京 PT の実データを用い、これまで他の BN では行われていない詳細なスケジュール予測設定の元、スケジュール生成の精度を比較する。

最後に第5章では、BN の ABM としての表現力や計算性能についてまとめ、今後の課題を示す。