

大学進学における人口移動モデルの構築

○中村和希 市川学 (芝浦工業大学)

Development of a Population Movement Model of College Enrollment

*K. Nakamura and M. Ichikawa (Shibaura Institute of Technology)

概要— 複雑系である社会システムにおいて施策の効果を評価するためには、社会システムの振る舞いを表現する必要があり、人口動態が重要な情報となっている。しかし、社会課題解決に向けた大規模な転換シナリオの表現や地域間の相互作用を考慮した人口予測が可能な環境は、まだ整っていない。そこで本研究は、地域別将来人口の動的予測への影響が大きく、ライフイベントの一つである大学進学における人口移動モデルをエージェント・ベースのアプローチによって構築する。

キーワード: エージェントベースシミュレーション, 人口予測, 大学進学

1 背景

人口動態は、地域のあらゆるサービスやシステムと密接であり、施策の効果の将来分析において重要な役割を持つ。既存の主要な将来推計人口は、コーホート要因法¹⁾で求められたものであり、過去から現在までの趨勢をいくつかの条件に従って将来へ投影したものである。しかし、投影による静的な人口推計は、災害や感染症をはじめとするイレギュラーな事象による突発的な変化を反映することができない。新たな施策の導入も同様にイレギュラーな事象であり、変化を起こすことによって問題の解決を試みる施策の効果を分析するには、静的な人口推計は適していない。

2 先行研究

人口動態を非線形的に扱う研究は、仮想的な都市から実在する都市へと研究対象が変化しており、高い解像度で社会現象を表現する動きが進んでいる。福田ら(2014)²⁾は、「出生」「死亡」「婚姻・離婚」といった人口の自然増減を表現する基本的なライフイベントに加え、進学や就職等の移動理由別の修正重力モデルを構築した。また、地域間の人口移動を表現する「転入・転出イベント」を作成することで、秋田県を対象として将来人口の推計を行った。鈴木ら(2016)³⁾は、富山市全域を対象としたアンケートから生成した個人・世帯マイクロデータを用いて、転居に伴う住宅タイプおよび転居先のゾーン選択をモデル化し、小地域の人口・世帯分布の予測を行っている。

以上のように、人口変動をより高い解像度で捉えるための研究は発展を遂げているものの、特定の地域に限定した分析に留まっている。それゆえ、全国規模での人口移動を考慮したうえで、地域別の将来人口を動的に予測する汎用的な環境は、まだ整備されていない。

3 研究目的

様々な分野で転換が求められる現代では、多様な立場の人々が合理的に社会をデザインする機会に立ち会う。このとき、あらゆる施策で用いられる指標である人口について、相互作用や新たなシナリオ導入による影響の表現を支援するための、地域別の将来人口予測モデルが重要である。本研究は、地域別将来人口の動的予測モデルの構築を将来に見据えて、都道府県間の移動率が高いライフイベントである大学進学に注目した移動モデルを構築する。

4 方法

予測にはエージェントベースモデル(以下、ABM)を用いる。ABMとは、住民や企業等の意思決定主体をエージェントとして定義し、各エージェントの行動を確率に基づいて動的に決定するモデルである。ABMは、各エージェントの相互作用によって社会現象を表現するため、非線形的な予測が可能になり、多様なシナリオを分析することができる。

また、本研究では、ABM実装JavaライブラリSOARS Toolkit⁴⁾を利用し、シミュレーションモデルを構築する。SOARS Toolkitとは、SOARS(Spot Oriented Agent Role Simulator)⁵⁾で提唱されたスポット、ロール、ステージに基づくABMの実装を容易にするためのJavaライブラリである。ロールは意思決定主体であるエージェントの行動ルールのパターンである。エージェントは、行動ルールの内容に応じた複数のロールを持ち、必要に応じてロールを変化させて、実行する行動ルールを切り替える。スポットはエージェントが互いに相互作用する局所的な場の概念であり、物理空間だけでなく、社会集団のような抽象空間を表現するためにも用いられる。SOARSでは、離散時間の基本的な時間単位をステップとして扱う。加えて、ステップは任意の複数ステージに分解され、各ステージにおいてエージェントは、最大で1つの行動ルールを実行する。そのため、エージェントは同時刻にステージ数までの行動ルールを実行することが可能である。

5 大学データベースの構築

大学進学モデルの構築にあたって、大学の募集情報やキャンパス所在地、偏差値等のデータが必要である。そこで、本研究では、まず、マナビジョン⁶⁾および2021年版全国学校データ⁷⁾から得られるデータをもとに大学データベース(以下、大学DB)を構築した。

2021年版全国学校データは、市販の日本全国のすべての教育機関を網羅した教育専門のデータベースであり、Table 1のデータを得ることができる。

Table 1: 全国学校データ 大学 収録データ

校種, 本部, 名称, キャンパス, 学部, 大学院, 運営者区分, 都道府県, 市区町村, 自治体コード, 郵便番号, 住所, 電話番号, FAX番号, Kコード, 学科, 備考, 大学人数, 学部人数, 学科人数, 緯度(10進法), 経度(10進法)
--

マナビジョンは、進路・進学応援サービスであり、毎年、受験生に向けた最新の大学情報を参照することができる Web サイトである。このサイトに対して、Python ライブラリの selenium (Version4.7.2) および beautifulsoup (Version4.9.1) を用いてスクレイピングを実施し、2021 年版全国学校データにはない学科別偏差値 (合格率 80% ボーダー) および修了年限情報を取得して結合した。このとき、マナビジョンのスクレイピング時に欠損値となったデータについては、インターネットアーカイブ⁸⁾による Web サイトのバックアップや大学公式サイト、その他の進路・進学応援サービスを参照して可能な限り人力で補完した。また、2021 年版全国学校データのうち、学科人数情報が存在しないデータについては、学部内の一部の学科のみ人数情報が存在し、学部人数よりも学科人数合計の方が多くなるケースが確認できたため、学部内の学科が全て不明の場合に限り、学部人数を学科数で分配した。

次に、各学科の卒業までにかかる費用について、学費ナビ⁹⁾からマナビジョンと同様にスクレイピングを実施してデータを取得した。前述の結合済データへの学費データの追加については、大学名・学部・学科名から成る文字列の類似度を計算してマッチング処理を施した。このとき、完全一致ではないマッチングについては全て人力で確認し、誤ったデータについては、大学公式サイトから学費を算出して補完した。

その他、ナレッジステーション¹⁰⁾から各大学学科の学問系統 (全 89 種類) をスクレイピングして、データ結合・補完の結果、761 大学・5,189 学科が利用可能な大学データベースとなった。構築した大学 DB の都道府県別入学定員推計と実測値の比較を可視化したものを Fig. 1 に示す。

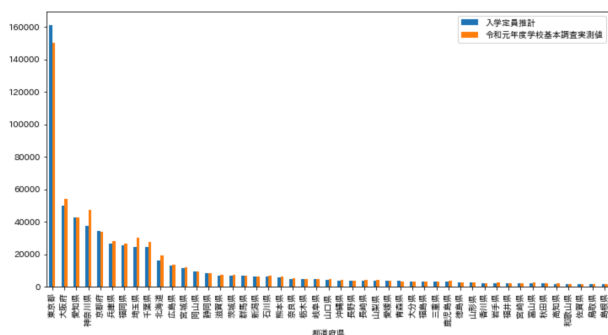


Fig. 1: 大学データベース入学定員と実測値の比較

6 大学進学モデル

大学進学における移動に影響を与える要因としては、親の所得や移動経験、高校・大学間の推薦状況、学力、学部・学科、居住地と大学との距離、性別等が考えられる。本稿では、自宅と大学キャンパス間の距離、学力、世帯所得、学問を取り扱ったモデルについて述べる。

大学進学モデルでは、主な受験者となる高校 3 年生を対象として、進学に伴う人口移動を表現する。このモデルには、高校生と大学の意思決定主体者が存在する。高校生は、「進路決定」「受験大学選択」および合格大学の中から「進学大学の決定」の 3 つの意思決定を行う。各大学は、各高校生の受験に対して、「合格者選択」の意思決定を行う。大学については、本来、意思決定者としての経営者エージェントと人を受け入れる

空間としての大学スポットに分かれるが、経営者エージェントを省略して、大学スポットが意思決定を行う設計になっている。

6.1 エージェント

2015 年度版模擬個票¹¹⁾の 15 歳人口をもとに、世帯所得や自宅座標情報を持つエージェントを生成した。模擬個票とは、複数の統計表を用いて世帯構成の合成を行なった個票データのことである。模擬個票を用いることで、シミュレーション上での世帯の表現が容易になり、エージェントの所属する世帯の構成員と年齢性別等の基本情報、各構成員の月収、世帯の存在する住所・建物座標を利用することが可能になる。

また、エージェントは、高校進学率 96.6% に従った確率で高校生ロールを取得する。

6.1.1 加齢ルール

加齢ルールにより、エージェントは 1 年に 1 度年齢が 1 つ加算される。本研究では 2015 年度の人口データを起点にシミュレーションを開始して、まず、15 歳時に高校進学判定があり、3 年後に大学受験イベントが発生するといった流れになっている。

6.2 高校生ロール

高校生の意思決定を表現する「進路決定」「受験大学選択」「進学大学の決定」の 3 種類の行動ルールを実行する。

6.2.1 進路決定ルール

進路決定では、エージェントが一定の確率で大学への進学意思を獲得して受験者となる。確率は、文部科学省¹²⁾より、各年度の高校卒業者のうち大学等入学志願者が占めていた割合を都道府県別に用意したものを大学進学希望率として用いた。ただし、この入学志願者は、過年度卒業生も含む値である。

また、受験者エージェントは、平均 50、標準偏差 10 かつ下限 37、上限 82 の切断正規分布に従う偏差値の中からランダムに偏差値を取得する。

さらに、各受験者エージェントが学びたい学問を考慮するために、学校基本調査¹²⁾の関係学科別大学入学状況より学科 (中分類 76 種類) 志望率を求め、受験者となったエージェントに確率で 1 つの学問を割り当てた。このとき、大学データベースで扱っている学問が 89 系統であるため、文部科学省¹³⁾の小分類を参考に、志願者が存在した項目を対応させた。89 学問系統のうち、学校基本調査の 76 分類が重複した項目については、同分類内で志望率を均等に分配した。

6.2.2 受験大学選択ルール

受験大学選択では、出願可能数と受験対象レベルの制約に従って難易度別に受験大学群を想定する。自身の学力でどの大学を狙えるかの目安となる学習到達ゾーン⁶⁾ (以下、GTZ) を用いて、各エージェントに割り当てられた偏差値をもとに受験対象を絞り込んだ。このとき、国公立大学は一致ランクの大学群、私立大学は 1・2 ランク上と 1 ランク下、一致ランクの GTZ に該当する最大 4 つの大学群が受験先候補となり、各大学群の中からそれぞれ 1 つまでを出願可能とした。GTZ と偏差値の対応を Fig. 2 に示す。また、都道府県別の GTZ 別大学数を Fig. 3 に示す。



Fig. 2: 学習到達度ゾーン (GTZ)

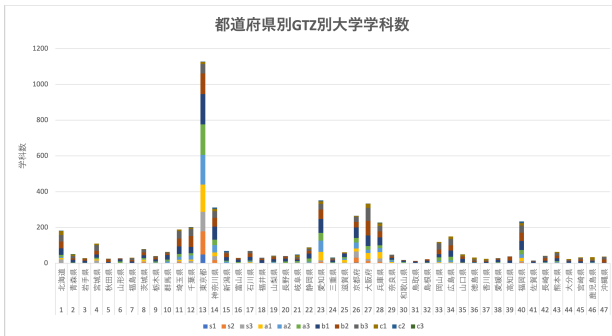


Fig. 3: 都道府県別 GTZ 別大学数

同ランク内での大学を絞り込むにあたって、エージェント a の大学 i に対する魅力度に相当するものを効用として定義し、効用 U_{ai} を式 (1) によって求めることで優劣をつけている。

$$U_{ai} = \beta_1 \cdot \ln(Dist_{ai}) + \beta_2 \cdot \text{abs}(Ability_a - Boader_i) + \beta_3 \cdot (Boader_i) + \beta_4 \cdot Commuting_{ai} + r_{ai} \quad (1)$$

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$: パラメータ

$Dist_{ai}$: a の居住地とキャンパス i の距離

$Ability_a$: エージェント a の偏差値

$Boader_i$: 大学 i のボーダー偏差値

$Commuting_{ai}$: 自宅通学圏内フラグ

r_{ai} : ランダム効果

効用への影響力が強い変数は、第 1 項と第 2 項である。第 1 項では、社会科学の分野で地域間の相互作用を説明する際に用いられる重力モデルの特徴の一つである。距離が近いほど強い引力が作用することを表現し、大学キャンパスが遠くなるほど効用は減少する。第 2 項では、各大学のボーダー偏差値をブランド力として捉え、ブランド力の高さに伴って効用が上昇する。また、確率で自宅通学願望をエージェントに持たせ、該当したエージェントは、自宅通学圏内にある大学に対してその他の大学よりも高い効用を得る。

第 3 項と第 5 項は、同効用帯での受験者の分散を図るための影響力が弱い変数である。第 3 項では、エージェントの偏差値がボーダー偏差値に近いほど、効用が上昇する。第 5 項のランダム効果 r_{ai} では、効用モデルで考慮できていない要素を表現する。ランダム効果 r_{ai} は、乱数で 0 から任意の値の浮動小数を疑似乱数によって得る。

第 4 項は、やや影響力の強い変数であり、自宅通学願望を持ったエージェントの自宅通学圏内にある大学の効用が上昇する。自宅通学については、電車通学の許容時間を 2 時間までと想定し、社会システム科学研究室¹⁴⁾ が構築した鉄道モデルによって大学キャンパスと自宅の利用可能駅間で乗車時間が 120 分以内の経路

が探索できたものを通学圏内とした。自宅通学願望を持つ確率については、世帯所得などの影響を内包するため、直接自宅通学願望を表すものではないが、学生生活調査¹⁵⁾ から得られる居住形態が自宅である学生の平均値の 47.4% とした。

また、大学選択にあたって、「大学の在学費用が世帯所得から推計した在学費用上限を超過しない」および「学びたい学問に対応している」の 2 点を満たす大学のみ受験先候補として扱った。

一つ目の条件では、エージェントの世帯所得から 1 年あたりの在学費用上限を設定し、一人暮らしまたは実家暮らしの生活費と卒業までにかかる費用を修了年限で割った値が在学費用上限を超えない大学を受験対象として選択することができるものとした。在学費用上限は、世帯所得のうち教育費に割く資金、奨学金、児童手当の貯金で構成されると仮定して、式 (2) によって求めた。教育費の上限は生命保険文化センター¹⁶⁾ の世帯年収に占める在学費用の割合のうち最も負担割合が高い 26.7% とし、その他の費用については、児童手当を 198 万円、奨学金は毎月 5 万円を想定して 60 万円とした。

$$AmountLimit_h = Income_h \cdot 14.5 \cdot ExpenditureRatio + ChildAllowance/4 + Scholarship \quad (2)$$

$Income_h$: 世帯 h の世帯所得 (月収)

$ExpenditureRatio$: 教育費上限

$ChildAllowance$: 児童手当

$Scholarship$: 奨学金

二つ目の条件では、エージェントに割り当てられた学問を含む大学を受験対象として選択することができるものとした。

卒業にかかる費用は、大学データベースの値を用いた。また、生活費については、学生生活調査¹⁵⁾ の居住形態別の学生生活費のそれぞれの居住タイプの国立・公立・私立の平均値を用いることにした。自宅通学生と下宿等通学生等を含むその他の生活費を Table 2 に示す。

Table 2: 大学生 居住形態別 生活費

	自宅 (円/年)	その他 (円/年)
食費	104,900	284,600
住居・光熱費	0	471,300
保険衛生費	39,400	38,200
娯楽・嗜好費	150,600	156,900
その他の日常費	139,200	160,400
生活費 (計)	434,100	1,111,400

その他の設定としては、指定校推薦利用を考慮した私立大学専願の受験を発生させた。文部科学省¹⁷⁾ によると 2021 年の私立大学の推薦入学者は 42% を占めており、推薦入試が指定校である入学者は推薦入学者の 54.1% である。指定校推薦利用者の 86.9% が専願であることを踏まえると、私立大学入学者の約 2 割が専願であることがわかる。この 2 割の受験者が併願してしまう場合、全体の競争率を大きく引き上げてしまい不合格者が頻出するため、上記の私立大学専願に至るまでの割合を私立大学専願の確率値として大学選択に

導入した。ただし、学校推薦型・総合型選抜の入学者の割合は、2017年から2021年にかけて約51.0%から約58.5%へと大きく伸びを見せている¹⁸⁾ため、シミュレーション対象年度の2018年の指定校推薦利用の確率値としてはやや高いものであると思われる。

6.2.3 進学大学の決定

進学大学の決定では、各エージェントが合格した大学の中から最も効用が高い大学に進学するものとした。

6.3 大学スポット

大学DBをもとに、各大学の学科単位で5,189学科を大学スポットとして生成した。大学スポットは、ボーダー偏差値、修了年限、募集人員、所在地、受験者エージェント、合格者エージェント、在校生エージェントなどの情報を管理しており、大学の入学者募集・入試を表現する「合格者選択」の行動ルールを実行する。

6.3.1 合格者選択ルール

合格者選択では、各大学が受験者に対して試験を実施し、上位成績の受験者から合格者を募集人員を数倍した値まで確保する。このとき、各試験における成績は受験者の偏差値に基づくが、±3の振れ幅で上下する可能性を持たせた。募集人員については、その年に存在していた学科の合計人数を各学科の修業年限で除した推計値を用いた。ただし、募集停止状態の学科でも、該当学生が卒業しきるまでは、データとして存在していることから、実際に全ての学科で募集が発生しているわけではないことには注意が必要である。

6.4 実験結果

2015年度から2018年度をシミュレーション期間として試行実験を行った。シミュレーション設定をTable 3に示す。

Table 3: シミュレーション条件

項目	設定
シミュレーションスケール	1/10
高校生エージェント数	1,093,835 人
合格者確保数 (国公立)	募集人員 × 1.1
合格者確保数 (私立)	募集人員 × 3
β_1	-1
β_2	-0.5
β_3	0.2
β_4	2
r_{ai}	0~2

効用式の各項のパラメータについては、計算速度と記憶容量の都合上、機械的な最適化が困難であったため、二つの条件を目安に複数の都道府県からエージェントをランダムに一体抽出し、効用モデルの反応を確認しながら調整した。このとき、エージェントの偏差値は大学DBの平均ボーダー偏差値である57.1、学びたい学問は志望率が上位の経営学に固定し、在学費用は考慮しないものとした。目安とした条件は、「効用が距離減衰すること」「東京圏から離れた地方でもランダム効果次第で東京圏への受験が視野に入る場合があること」である。確率で1となる自宅通学願望フラグのパラメータ β_4 は0とし、それ以外をTable 3の条件に合わせた青森県のエージェントの効用例をFig. 4に示す。

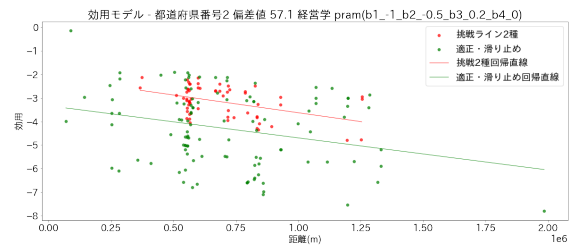


Fig. 4: 効用モデル反応例

入学先都道府県別の総入学者数の実測値および予測値をFig. 5に示す。この実測値は、現役生だけでなく過年度卒業生も含む値である。予測値は、5回のシミュレーション結果の平均を用いた。また、各都道府県間の2,209パターンへの入学者数の誤差について、要約統計量をTable 4に示す。

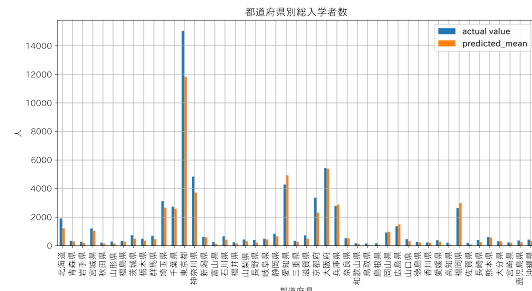


Fig. 5: 都道府県別入学者総数

Table 4: 都道府県間入学パターン 要約統計量

要約統計量	誤差 (人)	誤差率 (%)
平均	-4.03	-32.6
標準偏差	29.9	88.9
最小値	-783.0	-100.0
25%	-3.0	-100.0
50%	-1.0	-50.0
75%	0.0	0.0
最大値	212.0	940.0

Table 4から、都道府県間の入学パターンは過小傾向にあり、四分位偏差から誤差が少ない地域が多くあるものの、誤差が非常に大きく外れ値となる地域も存在していることがわかる。Fig. 5では、東京都の入学者が過小な予測であることが目立つ。都道府県間の入学パターンの一部を抜粋したものを確認してみると、東京都 (Fig. 6) の高校生の東京都への入学が過小になっている。これは、東京都内の大学が高倍率化し、約1,500人もの東京都の生徒が不合格しているためである。現在の効用モデルでは、学問および難易度帯の制約の二重のフィルターを経て、特定の大学に受験が集中しやすいことがわかった。

全ての地域で今回のモデルが通用しないわけではなく、兵庫県 (Fig. 7) のように、実測値の特徴を捉えた地域も少なくなかった。他にも、受験者数が乏しい地域は大学も少なく、学問と学力の組み合わせが誤差に与える影響が非常に強いが、福島県 (Fig. 8) のように大まかに特徴を捉えられる場合や、高知県 (Fig. 9) のように流出傾向が実態と異なる場合など、地方ブロックによっても予測精度が大きく異なる結果となった。

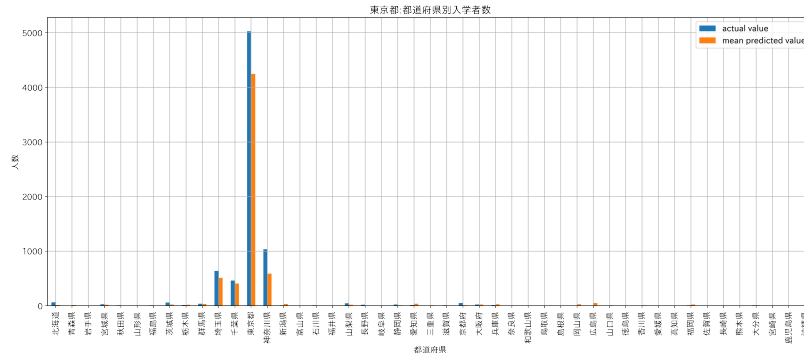


Fig. 6: 東京都 高校生の入学先都道府県

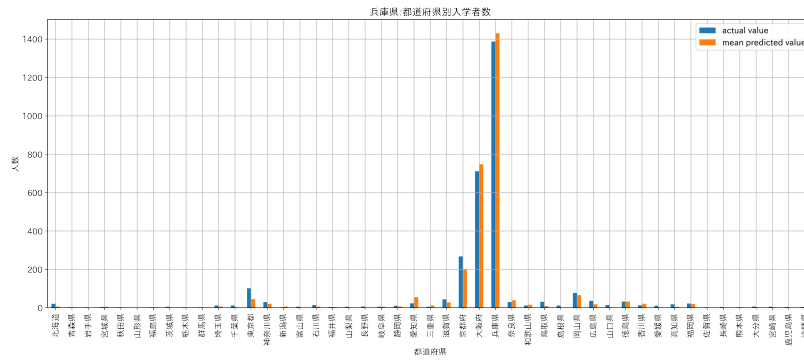


Fig. 7: 兵庫県 高校生の入学先都道府県

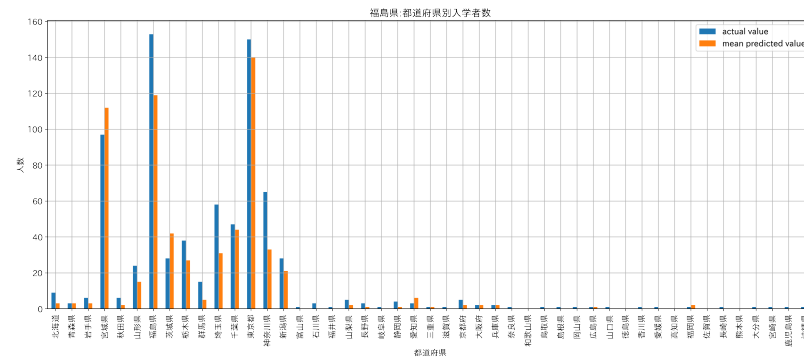


Fig. 8: 福島県 高校生の入学先都道府県

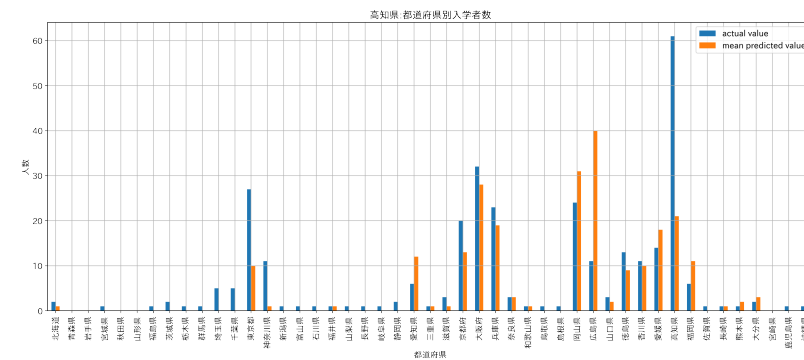


Fig. 9: 高知県 高校生の入学先都道府県

7 まとめ

本研究は、シミュレーションによる施策効果の分析のためのイベントドリブンな人口予測モデル構築の足掛かりとして、人口移動への影響が大きい大学進学について、データベースおよび ABM の手法による人口移動モデルを構築した。このモデルでは、自宅とキャンパス間の距離や大学の偏差値、世帯所得、学びたい学問などの要素によって各エージェントの受験先が選択され、受験が実施され、入学先の地域が決定づけられる。

構築した大学進学モデルの予測では、高校生の入学傾向の表現ができる地域とできない地域で傾向が大きく分かれた。目立つ特徴としては、一部地域の地域定着性が低いことと、西日本の高校生が東京圏に移動しにくい状態であることが確認できた。地域定着性については、受験先として自地域が選ばれていないのではなく、個人の学問と学力を加味して複数受験をした結果、特定の大学の競争率が引き上げられ、受験はしたものの合格に至らなかった状況が多発していた。

モデルの改善にあたっては、以下のことが考えられる。

まず、距離による効用の変化についてである。本モデルでは距離を対数変換して効用として用いたが、柳澤らの需要構造における距離減衰の様態の研究²⁰⁾のように非連続的な効用の距離減衰を定義するなど、距離への感度をより実態に近い距離変数が必要な可能性がある。また、電車利用の許容時間についても一律で120分以内の乗車時間を自宅通学可能としたが、実際の分布から自宅通学の対象とするかの判断モデルに組み込むことで、効用値が多様化し、受験先が分散することが期待できる。

次に、指定校推薦入学のモデルについてである。本モデルでは、私立大学の専願により、他の大学の合格枠を圧迫しないように簡易的な指定校推薦を導入したが、受験者依存で各大学に指定校受験者が発生するような形式であるため、本来の指定校推薦募集枠とは異なった入学パターンが発生している可能性が大にある。例を挙げると、学科や地理的都合から効用が高くなりやすい受験先が偏っている場合、それらの大学に過大な指定校推薦者が受験する一方で、効用が低くなりやすい地域では、受験者が実際の指定校推薦による確保数に満たない状況が考えられる。指定校推薦には、進路を担当する教員の介入と各高校の進学実績など、自宅からの距離以外の影響が強く含まれているため、各大学と各高校のつながりを把握し、モデル化することが重要であると思われる。

他にも、受験対象となる効用の下限値を定めることや倍率から自身の合格可能性を判断した受験先の変更などが無いことにより過度な受験が発生すること、生徒の偏差値と世帯所得および学びたい学問の割り当てや各地域の偏差値帯が噛み合っていないこと、地域別に効用モデルやパラメータが異なることなど、実態と乖離した条件による実験になっていることが障壁となっていることも考えられる。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 JP18H03825 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) 国立社会保障・人口問題研究所：日本の地域別将来推計人口、人口問題研究資料第 330 号,2/34(2013)
- 2) 福田, 喜多: エージェントベースの人口推計における社会動態のモデル化, 第 5 回社会システム部会研究会,127/134 (2014)
- 3) 鈴木, 杉木, 宮本: 空間的マイクロシミュレーションを用いた都市内人口分布の将来予測 人口 40 万人規模の富山市を対象として, 都市計画論文集 51 巻 3 号,839/846 (2016)
- 4) 小野, 市川, 出口: 大規模エージェントベースシミュレーションのための SOARS Toolkit の提案,SSI2020,GS6-4-5(2020)
- 5) Tanuma H., Deguchi H., Shimizu T. :SOARS: Spot Oriented Agent Role Simulator Design and Implementation Agent-Based Simulation: From Modeling Methodologies to Real-World Applications. Agent-Based Social Systems, vol 1. 1/15 (2005)
- 6) <https://manabi.benesse.ne.jp/daigaku>
- 7) <https://www.kyouikusolution.co.jp>
- 8) <https://archive.org/web/>
- 9) <https://www.gakuhi-navi.com>
- 10) <https://www.gakkou.net>
- 11) 原田拓弥, 村田忠彦, 榎井大貫: 家族類型と世帯内の役割を考慮した SA 法による大規模世帯の合成, 計測自動制御学会論文集, 54 巻, 9 号, 705/717. (2018)
- 12) <https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1toukei=00400001tstat=000001011528>
- 13) <https://www.scj.go.jp/ja/member/iinkai/daigaku/pdf/s-9-3-3.pdf>
- 14) <https://www.ds.se.shibaura-it.ac.jp>
- 15) 独立行政法人日本学生支援機構 (JASSO): 平成 30 年度学生生活調査 (2020)
- 16) <https://www.jili.or.jp/lifeplan/houseeconomy/844.html>
- 17) 文部科学省: 大学入試のあり方に関する検討会議 (第 17 回) 配布資料 (2020)
- 18) <http://between.shinken-ad.co.jp/hu/2022/07/nyushikekka3.html>
- 19) https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1toukei=00200521cycle=0cycle_facet=cycle
- 20) 柳澤, 吉川: 定員がある地域施設の需要構造における距離減衰の理論的分析, 日本建築学会計画系論文集第 75 巻第 657 号 2579-2587 (2011)