

# 観光産業の持続可能性評価に資する市区町村・産業別就業者数の将来推計手法の提案

内田 瑞生<sup>1</sup>・高森 秀司<sup>2</sup>

<sup>1</sup>非会員 八千代エンジニアリング株式会社 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー)  
E-mail: mz-uchida@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

<sup>2</sup>正会員 八千代エンジニアリング株式会社 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー)  
E-mail: takamori@yachiyo-eng.co.jp

地域資源を活かした観光産業は、外貨獲得の有効手段の一つとして地方創生の重要政策に位置づけられる一方で、地方部を中心に観光産業の人材不足が深刻化している。持続可能な地域づくりを進める上で、基礎自治体等の地域単位での労働供給制約の把握が重要となるが、これまで将来の産業別就業者数を基礎自治体単位で推計した事例は少ない。さらに、従来手法には、特に小規模自治体で推定値が不安定になるという問題が存在する。そこで本研究では、ベイズ推定に基づく平滑化により、観測ノイズ等を緩和可能な産業別就業者数の推計手法を提案する。本手法を用いて市区町村・産業別の将来就業者数を推計し、観光関連産業である宿泊業、飲食サービス業の労働力供給および持続可能性を分析することを目的とする。

**Key Words:** *tourism industry, labor supply constraints, empirical Bayesian method, smoothing*

## 1. はじめに

地域資源を活かした観光産業は、外貨獲得の有効手段の一つとして地方創生の重要政策に位置づけられている。そのため、日本政府は、2030年目標として訪日外国人旅行者数 6,000 万人 (2015 年比の約 3 倍)<sup>注1)</sup>、2025 年目標として訪日外国人旅行者 1 人あたり地方部宿泊数 2 泊 (2023 年比の 1.5 倍超)<sup>注2)</sup>の達成を目指すなど、訪日外国人旅行者数の拡大および地方分散を推し進めている。

一方で、コロナ禍以降、地方部を中心に観光産業の人材不足が一層深刻化している。そのため、持続可能な地域づくりを進める上では、観光需要を喚起するとともに、将来の労働供給制約を把握することが重要となる。しかし、産業別労働力供給の推計事例の多くは国や都道府県等の広域を対象としており、基礎自治体を対象とした推計事例は寡聞にして少ない。さらに、従来手法には、特に小規模自治体において推計値が観測ノイズや時間変動の影響を受けやすいといった技術的課題も存在する。

そこで本研究では、ベイズ推定に基づく平滑化により、観測ノイズ等を緩和可能な産業別就業者数の推計手法を提案する。本手法を用いて市区町村・産業別の将来就業者数を推計し、観光関連産業である宿泊業、飲食サービス業の労働力供給を評価する。以上を踏まえ、観光産業の将来の持続可能性を分析することを目的とする。

## 2. 先行研究

将来の産業別労働力供給の推計事例では、主に 2 種類のアプローチが用いられてきた。

1 つ目のアプローチは、産業連関分析等を用いて推計した産業別労働力需要で就業者数の総数を按分するものである<sup>たとえば 1)</sup>。本アプローチは、産業別の労働力供給が必要に比例する形で柔軟に変化することを暗黙的に仮定している。しかし、地方部では企業の人手不足と若年層の流出が併存する雇用のミスマッチが問題となっており、こうした仮定は地方部の雇用実態に合致しない。

2 つ目のアプローチは、過去の産業別就業者数の趨勢に基づき将来推計を行うものである。たとえば、パーソル総合研究所、中央大学<sup>2)</sup>は、2007 年以降の産業別就業者数の趨勢が 2030 年まで続いたという仮定のもとで産業別就業者数を推計した。また、植村<sup>3)</sup>や田村<sup>4)</sup>は、将来人口推計で用いられるコーホート変化率法を援用することで建設業や林業の将来就業者数を推計した。

こうしたアプローチは、1 つ目のアプローチの置く強い仮定に依拠しない点が利点となる。特に、コーホート変化率法は、年齢構成を考慮することで単純な時系列外挿より精緻な将来推計を可能とする。そこで、以下では、コーホート変化率法の適用を念頭に、本手法の概要と課題について述べる。

## (1) コーホート変化率法の概要

コーホート変化率法では、コーホート（特定の期間に生まれた集団）別に人口変化率を設定した上で、1期先のコーホート別人口を推計する過程を繰り返すことで将来人口推計を行う。

具体的には、コーホート変化率 $\hat{s}c_a^t$ が、以下の式で定義される<sup>注3)</sup>。なお、将来人口推計では、1期間を5年間と設定することが一般的であり、その場合は、年齢階級として5歳階級が用いられる。

$$\hat{s}c_a^t = \frac{\hat{r}n_{a+1}^{t+1}}{\hat{r}n_a^t} \quad (1)$$

$\hat{r}n_a^t$ : 時点 $t$ ・地域 $r$ ・性別 $s$ ・年齢階級 $a$ の人口

なお、国立社会保障・人口問題研究所（社人研）等で用いられる将来人口推計手法として、自然増減（出生・死亡）と社会増減（転入超過）を分離したコーホート要因法がよく知られる。

就業者数推計においては、新卒・定年退職が自然増減、転職に伴う入社・退社が社会増減に相当すると考えられるが、データ制約上、就業者数の増減が新卒・定年退職または転職のどちらの要因に起因するかを分離することは困難である。さらに、コーホート変化率法とコーホート要因法では、推計精度は大きく変わらないことが知られている<sup>6)</sup>。

以上の理由から、本稿では、産業別就業者数の将来推計にコーホート変化率法を援用する対応には、一定の妥当性があると判断した。

## (2) コーホート変化率法の課題

コーホート変化率法を産業別就業者数の将来推計に適用する際に生じる課題について、本節では、将来人口推計と共通の課題および就業者数推計に特有の課題の2種類に大別して述べる。

### a) 将来人口推計と共通の課題

まず、将来人口推計と共通の課題として、小規模自治体でコーホート変化率が不安定となる少数問題（small number problem）<sup>7)</sup>の発生が挙げられる。この問題は、人口規模の小さいほど観測ノイズが割合データに与える影響が大きくなることに起因する。

少数問題の代表的な解消法として、ベイズ推定に基づく平滑化（以下、ベイズ平滑化）が知られている。ベイズ推定は、観測結果（例：死亡数）からその原因（例：死亡率）を確率的に推定する理論的枠組みを提供する。そのため、ベイズ平滑化は、小地域を対象とした死亡率等の推定に広く活用されている<sup>たとえば8)</sup>。

これに対して、Inoue<sup>9)</sup>は、ベイズ平滑化の理論的正当性を認めつつも、小地域別将来人口推計に適していない可能性を指摘した。ベイズ平滑化の抱える課題として、Inoue<sup>9)</sup>は以下の3点を挙げている。

1点目の課題は、地理的な近接性が考慮されない点である。そのため、通常のベイズ平滑化では、推定値が国等の広域の平均値に縮小される。なお、空間統計学分野では、空間的自己相関を考慮した階層ベイズモデルが確立されている。そのため、本指摘はあくまでモデル拡張の必要性を示すものであり、ベイズ平滑化の限界を示すものではないと考えられる。

2点目の課題は、異常値に対する平滑化効果が弱い点である。将来人口推計では、コーホート変化率等の人口統計指標が繰り返し適用される。そのため、長期推計では、指標のわずかな過大評価が推計人口を極端に増大させるおそれがある。こうした課題は、通常のベイズ平滑化が時間変動の平滑化を目的としないことに起因すると考えられる。

3点目の課題は、平滑化する人口統計指標が特定の確率分布に従う条件下でしか適用できない点である。ベイズ平滑化では、観測値がポアソン分布や二項分布に従うと仮定することが多い。こうした仮定は、死亡率等の推定において妥当性を有する一方で、自然増減や社会増減の結果として得られるコーホート別人口がこれらの確率分布に従うと仮定するのは適切でない。

### b) 就業者数推計に特有の課題

次に、就業者数推計に特有の課題として、労働市場への新規参入の扱いが困難であるという課題がある。

将来人口推計では、子ども女性比等に基づき最低年齢階級（例：0～4歳）の男女別出生数が推計される。一方で、就業者数推計では、出生にあたる労働市場への新規参入が同一の年齢階級のみで生じるとは限らない。そのため、先行研究では、労働市場に新規参入する年齢階級の扱いが一貫していない。

たとえば、植村<sup>4)</sup>は、就業者の実質的な最低年齢階級にあたる15～19歳のみで労働市場への新規参入が生じると仮定し、15～19歳人口に分析対象である建設業の就業者シェアを掛けることで就業者数を推計した。しかし、この方法では、15～19歳就業者数がゼロの産業では20～24歳以降も就業者数がゼロのままになり、20～24歳以降に新規参入の多い産業では、非現実的な推計結果が生じる可能性がある。

一方で、田村<sup>5)</sup>は、分析対象である林業の20～24歳の就業者数が15～19歳の数倍に上ることを理由に大半が新規参入とみなせると考え、同年齢階級の就業者数についても就業者シェアを用いて推計した。この方法では、20～24歳での新規参入が考慮される一方で、15～19歳から20～24歳にかけてのコーホート変化率が考慮されないため、コーホート間の連続性が失われるという問題がある。

### (3) 提案手法の位置づけ

以上の課題を解決するため、本研究では、以下の2点の提案を行う。

1点目は、観測ノイズや時間変動の影響を緩和可能なベイズ平滑化の提案である。従来手法は、異常値に対する平滑化効果が弱く、長期推計を行う際に重大な影響を及ぼすおそれがある。これは、従来手法が指標の時間変動の平滑化を目的としない点、コーホート別人口がポアソン分布等に従わない点に起因すると考えられる。

そこで本研究では、複数時点（最低3時点）のデータを用いることで、観測ノイズや時間変動の影響を定量化可能なベイズ平滑化を提案する。ただし、本手法では、Inoue<sup>9)</sup>がベイズ平滑化の課題として挙げた地理的な近接性を考慮しておらず、空間的自己相関を考慮したモデルへの拡張は今後の課題である。

2点目は、人口変化率の基準となる人口の設定方法の提案である。従来手法では、若年層（例：15～19歳）の就業者数がゼロの産業でその後も就業者数がゼロのままになる問題やコーホート間の連続性が失われるという問題が生じる。

そこで本研究では、労働市場への新規参入のモデル化を改善するため、期待度数等を用いた基準人口の算出方法を提案した。

## 3. 提案手法

本章では、まず提案手法の基礎となるコーホート変化率法を援用した将来推計の枠組みについて説明する。なお、本枠組みは、産業別就業者数の将来推計だけでなく将来人口推計にも適用しうるものであるため、以下では、転出・転入と就職・離職を内包する概念として“参入”および“退出”という用語を用いる。

小地域別人口や産業別就業者数の将来推計において、コーホート別に参入数と退出数を分離したデータが入手できることは稀である。そのため、参入数および退出数を直接的に観測できず、純参入数のみが観測できる状況を想定する<sup>注4)</sup>。そこで、特定のコーホートにおける時点 $t$ ・地域 $r$ の純参入数を $n_{rt}^{(net)}$ と表す。これは観測不能な参入数 $n_{rt}^{(in)}$ と退出数 $n_{rt}^{(out)}$ の差 $n_{rt}^{(in)} - n_{rt}^{(out)}$ に等しい。

次に、式(1)のコーホート変化率に相当する変化率を定義する。基準人口 $N_{rt}$ のもとで、参入率、退出率および純参入率の粗な推定値（粗率） $\hat{\theta}_{rt}^{(k)}$ は、式(2a)で定義される。さらに、時間変動を平準化した粗率 $\hat{\theta}_r^{(k)}$ は、式(2b)で定義される。

$$\hat{\theta}_{rt}^{(k)} = \frac{n_{rt}^{(net)}}{N_{rt}}, \quad k \in \{\text{in, out, net}\} \quad (2a)$$

$$\hat{\theta}_r^{(k)} = \frac{\sum_t n_{rt}^{(net)}}{\sum_t N_{rt}}, \quad k \in \{\text{in, out, net}\} \quad (2b)$$

なお、参入・退出の結果として得られる1期先の就業者数は、参入数や退出数と異なり純粋なカウントデータ（事象の一定期間内での生起回数）とはみなされない。

そのため本研究では、コーホート変化率と異なり、変化率の分子に就業者数の変化量を用いる。この方法の利点としてコーホート間の連続性が保たれる点が挙げられる。

一方で、これらの粗率を用いた場合でも、従来手法の課題として挙げた観測ノイズ等の影響や就業者数がゼロのままになる問題は解消されない。そこで、これらの課題を解決するため、人口変化率に対するベイズ平滑化および基準となる基準人口の設定方法を提案する。

### (1) 人口変化率に対するベイズ平滑化

純参入率は、地域だけでなく時点によっても変動すると考えられるため、時点 $t$ ・地域 $r$ における真の純参入率 $\theta_{rt}^{(net)}$ 、時点によらない地域固有の真の純参入率 $\theta_r^{(net)}$ が存在すると仮定する。純参入数と同様に、真の参入率を $\theta_{rt}^{(in)}$ および $\theta_r^{(in)}$ 、真の退出率を $\theta_{rt}^{(out)}$ および $\theta_r^{(out)}$ と表すと、純参入率はそれぞれ $\theta_{rt}^{(net)} = \theta_{rt}^{(in)} - \theta_{rt}^{(out)}$ 、 $\theta_r^{(net)} = \theta_r^{(in)} - \theta_r^{(out)}$ という関係をもつ。

ここで、複数時点を対象とする基準人口ベクトル $\mathbf{N}_r$ のもとで純参入数ベクトル $\mathbf{n}_r^{(net)}$ が観測された場合、基本的な純参入率の推定法として以下の2つが考えられるが、それぞれ課題を有している。

1つ目は、式(2b)の粗率 $\hat{\theta}_r^{(net)}$ を用いる方法であるが、この方法では、観測ノイズの影響が大きくなる。

2つ目は、以下の式のように、全時点・地域を対象とした平均的な割合 $\hat{\mu}_{net}$ を用いる方法であるが、地域特性が反映されないという別の問題が生じる。

$$\hat{\mu}_{net} = \frac{\sum_t \sum_r n_{rt}^{(net)}}{\sum_t \sum_r N_{rt}} \quad (3)$$

そこで、ベイズ平滑化では、これらの推定値を組み合わせることで観測ノイズの緩和と地域特性の反映の両立を図る。具体的には、純参入数 $\mathbf{n}_r^{(net)}$ が観測されたもとの真の純参入率 $\theta_r^{(net)}$ の条件付き期待値（式(4a)）により平滑化を行う<sup>7)</sup>。なお、重み $w_r$ は、式(4b)で与えられる<sup>10)</sup>。

$$E[\theta_r^{(net)} | \mathbf{n}_r^{(net)}] = w_r \hat{\theta}_r^{(net)} + (1 - w_r) \hat{\mu}_{net} \quad (4a)$$

$$w_r = \frac{\text{Var}(\theta_r^{(net)})}{\text{Var}(\hat{\theta}_r^{(net)})} \quad (4b)$$

重み $w_r$ は、観測値の分散に対する事前分布の分散の比で表される。そのため、これらの分散の推定が本手法における重要な課題となる。

そこで、以下では、ポアソン分布を仮定したベイズ平滑化における分散の推定法およびその課題について述べたのち、従来手法の課題を踏まえて複数時点のデータを用いたベイズ平滑化を提案する。

## a) ポアソン分布を仮定したベイズ平滑化

まず、提案手法の基礎となるポアソン分布を仮定したベイズ平滑化について説明する。なお、従来手法は時間変動の平滑化を目的としないため、時間変動が存在しないと仮定し、時点 $t$ を省略する。

ここで、参入数および退出数が、以下の式のようなポアソン分布に従うと仮定する<sup>注5)</sup>。

$$n_r^{(k)} | \theta_r^{(k)} \sim \text{Poisson}(N_r \theta_r^{(k)}), \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (5)$$

ポアソン分布は、期待値と分散が等しいという性質をもつため、真の参入率・退出率 $\theta_r^{(k)}$ のもとで参入数・退出数の条件付き期待値および分散が以下の式で表される。

$$E[n_r^{(k)} | \theta_r^{(k)}] = N_r \theta_r^{(k)}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (6a)$$

$$\text{Var}(n_r^{(k)} | \theta_r^{(k)}) = N_r \theta_r^{(k)}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (6b)$$

したがって、粗率 $\hat{\theta}_r^{(k)}$ について以下の2式が成り立つ。このうち、式(7b)は、粗率 $\hat{\theta}_r^{(k)}$ の条件付き分散が基準人口 $N_r$ に反比例することを示している。こうした性質が人口規模が小さい地域ほど粗率の観測ノイズが増大する少数問題の発生要因となる。

$$E[\hat{\theta}_r^{(k)} | \theta_r^{(k)}] = \theta_r^{(k)}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (7a)$$

$$\text{Var}(\hat{\theta}_r^{(k)} | \theta_r^{(k)}) = \frac{\theta_r^{(k)}}{N_r}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (7b)$$

ベイズ平滑化は、こうした観測ノイズの緩和を目的とする。平滑化にあたり、前述の通り、観測値および事前分布の分散を推定する必要があるが、ポアソン分布の性質上、観測ノイズは式(7b)で把握できる。さらに、全分散の法則 (law of total variance) より、以下の関係が得られる。

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\theta}_r^{(k)}) &= \text{Var}(E[\hat{\theta}_r^{(k)} | \theta_r^{(k)}]) + E[\text{Var}(\hat{\theta}_r^{(k)} | \theta_r^{(k)})] \\ &= \text{Var}(\theta_r^{(k)}) + E\left[\frac{\theta_r^{(k)}}{N_r}\right], \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \end{aligned} \quad (8)$$

この関係を用いることで、モーメント法や最尤法により観測値および事前分布の分散が推定可能となる<sup>注6)</sup>。このように観測値から直接的に事前分布のパラメータを推定する手法は、経験ベイズ法と呼ばれる。

一方で、上記の従来手法には、2点の課題がある。

1点目は、通常は参入数と退出数が観測不能である点である。また、参入率と退出率に相関がみられる場合、従来手法と同様のアプローチで純参入率の観測ノイズを推定することは困難となる<sup>注7)</sup>。

2点目は、純参入率の時間変動が考慮されない点である。従来手法は、時間変動によるノイズを緩和することができないため、時点によらない地域固有の純参入率の推定に適していない。

これらの課題、特に2点目は、従来手法が単一時点のみを対象とすることに起因すると考えられる。そこで次項では複数時点のデータを用いた平滑化を検討する。

## b) 複数時点のデータを用いたベイズ平滑化

単一時点では観測ノイズや時間変動によるノイズを推定することが難しい一方で、複数時点にわたり観測が可能な場合、これらの推定が可能であると考えられる。

そこで本研究では、複数時点のデータを用いたベイズ平滑化を提案する。なお、導出方法は付録に記載し、以下では、導出結果のみを示す。

まず、式(4b)の重み $w_r$ の分子にあたる事前分布の分散 $\text{Var}(\theta_r^{(\text{net})})$ は、異なる時点 $t, t'$ における粗率より、以下の式で推定される。なお、下式で事前分布の分散を推定するには、2時点分の変化量、すなわち最低3時点分の就業者数等のデータが必要となる。

$$\text{Var}(\theta_r^{(\text{net})}) = \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{net})}) \geq 0, \quad t \neq t' \quad (9)$$

次に、式(4b)の重み $w_r$ の分母にあたる観測値の分散 $\text{Var}(\hat{\theta}_r^{(\text{net})})$ は、式(10a)の重回帰モデルで推定される。なお、切片 $\beta_0$ は、事前分布の分散で固定される(式(10b))。本モデルの偏回帰係数のうち、 $\beta_1$ はポアソン分布による観測ノイズ、 $\beta_2$ は時間変動によるノイズに対応し、いずれも非負 ( $\beta_1 \geq 0 \wedge \beta_2 \geq 0$ ) である。

$$\begin{aligned} &(\hat{\theta}_r^{(\text{net})} - \hat{\mu}_{\text{net}})^2 \\ &= \beta_0 + \beta_1 \frac{1}{N_{rt} + N_{rt'}} + \beta_2 \frac{N_{rt}^2 + N_{rt'}^2}{(N_{rt} + N_{rt'})^2} + \varepsilon, \quad (10a) \\ &\quad t \neq t' \end{aligned}$$

$$\beta_0 = \text{Var}(\theta_r^{(\text{net})}) \geq 0 \quad (10b)$$

本手法では、従来手法と同様、経験ベイズ法によるパラメータ推定を採用した。本手法は基本的な統計手法の組み合わせで実行可能であるため、実務上の有用性も高いと考えられる。

なお、上記の推定は、コーホート(産業・男女・年齢階級)別に行われる。これは、参入・退出がコーホート間で独立に生じることを暗に仮定している。また、式(10a)の重回帰モデルを通常最小二乗法で推定した場合、偏回帰係数 $\beta_1, \beta_2$ が負の値をとる可能性があるため、本研究では、制約付き最小二乗法を用いた。

## (2) 人口変化率における基準人口の設定方法

産業別就業者数の将来推計において、労働市場への新規参入数の精度確保が重要となる。特に、コーホート変化率を援用すると、若年就業者数がゼロの産業において、その後も就業者数がゼロとなる問題が生じる。

こうした問題を解消するため、以下では、基準人口の設定方法を提案する。なお、植村<sup>4)</sup>や田村<sup>5)</sup>と同様に、年齢階級によって参入数の推計方法を変えることも考えられるが、提案手法でコーホート間の連続性を保たれる点、年齢階級の選定基準がアドホックにならざるを得ない点を踏まえて、以下では、全年齢階級で基準人口の設定方法を統一した。

基準人口の設定方法として、以下の3種類が考えられる。なお、以下では、時点 $t$ ・地域 $r$ ・産業 $i$ ・性別 $s$ ・年齢階級 $a$ の就業者数を ${}^s r_i n_a^t$ と表す。また、非就業者も一つの産業として産業 $i$ に含まれる。

1つ目は、男女・年齢階級別人口を用いる方法であり、基準人口が以下の式で設定される。この方法では、植村<sup>4</sup>や田村<sup>5</sup>と同様に、変化率が就業者シェアに相当する値となる。そのため、労働市場への新規参入をモデル化する上で自然な設定となる一方で、平滑化では広域の就業者シェアに縮小されるため、各地域の産業別の生産規模が反映されないという欠点がある。

$${}^s n_a^t = \sum_i {}^s r_i n_a^t \quad (11)$$

2つ目は、産業別人口を用いる方法であり、基準人口が以下の式で設定される。この基準人口に基づく変化率では、産業別の就業者数に比例して各年齢階級の純参入数が決定される。そのため、産業別の生産規模が反映されやすいという利点がある一方で、各年齢階級の人口が考慮されない点が欠点となる。

$$r_i n^t = \sum_s \sum_a {}^s r_i n_a^t \quad (12)$$

3つ目は、期待度数を用いる方法である。この方法は、上記の2つの方法のハイブリッドにあたり、基準人口が式(13a)で設定される。

$$\frac{{}^s n_a^t r_i n^t}{r_i n^t} \quad (13a)$$

$$r_i n^t = \sum_i \sum_s \sum_a {}^s r_i n_a^t \quad (13b)$$

いずれの設定方法を用いても、各コーホート（産業・男女・年齢階級）の基準人口は通常ゼロにならないため、就業者数がゼロと推定される問題が解消される。特に、3つ目の方法は、産業別就業者数と各年齢階級の人口の双方を考慮できる点で他の手法よりも優れている。

## 4. 分析方法

前章で提案した推計手法の精度検証および市区町村・産業・男女・年齢階級別就業者数の将来推計を行うため、本章では、使用データと分析の手順について述べる。

### (1) 使用データ

本研究では、2005～2020年の国勢調査における市区町村（区は東京都特別区のみ）・産業（分類不能を含む20部門）・男女・5歳階級別の就業者数データを用いた。なお、最高年齢階級は“85歳以上”である。

また、非就業者数を推計するため、同年の国勢調査の市区町村・男女・5歳階級別の人口データより、上記のデータを差し引くことで非就業者数を算出した。

さらに、将来推計における基準として、社人研が2023年に推計した地域別将来人口推計（対象期間：2020～2050年）を用いた。

### (2) 分析の手順

#### a) 提案手法の精度検証

まず、提案手法の精度を検証するため、就業者数の推計値と実績値の比較を行う。

提案手法は3時点のデータを必要とするため、2005年、2010年および2015年の就業者数データからパラメータを推定する。このパラメータを用いて2020年の市区町村・産業・男女・年齢階級別就業者数を推計し、実績値と比較することで精度を検証する。

精度検証の対象は、変化率タイプ（3種類）と基準人口タイプ（3種類）を組み合わせた計9種類の手法である。検証対象を、表-1にまとめる。

評価指標には、平均絶対パーセント誤差（MAPE）と加重絶対パーセント誤差（WAPE）を用いる。このうち、MAPEは真値がゼロの場合に発散してしまうため、該当ケースを除外して算出する。そのため本研究では、真値がゼロでも算出可能なWAPEを併用したが、本指標は実質的に平均絶対誤差（MAE）と同様の指標であり就業者数が多いケースに影響されやすい特性をもつ。

#### b) 産業別就業者数の将来推計

次に、精度検証の結果を踏まえ、将来の就業者数を推計する。精度検証において最も精度が高かった手法の組み合わせを選定し、2010年、2015年、2020年のデータを用いてパラメータを推定する。これに基づき、2020年を基準として2050年までの市区町村・産業・男女・年齢階級別就業者数を推計した。

本推計では、将来的に就業者となる年少人口を外生的に与える必要がある。そこで、社人研の将来推計人口に基づき、年少人口の男女・年齢階級別人口を設定した。また、推計結果の整合性を確保するため、他の年齢階級についても就業者数と非就業者数の合計が社人研の推計結果と一致するよう補正した。

以上の推計結果を用いて、まず各産業における就業者数および高齢化率の推移を分析する。さらに、観光産業と関係の深い“宿泊業、飲食サービス業”を対象として、就業者数変動の要因分解を行うとともに、産業の集積度と将来の労働供給リスクとの関係についても考察する。

表-1 精度検証対象

分類	項目	算出式
変化率タイプ	粗率	式(2b)
	全国平均	式(3)
	平滑化	式(4a)
基準人口タイプ	男女・年齢階級別人口	式(11)
	産業別人口	式(12)
	期待度数	式(13a)

5. 分析結果と考察

(1) 提案手法の精度検証

図-1は、2020年就業者数の推計誤差が最も低い変化率タイプ・基準人口タイプの組合せを産業・評価指標別に示したグラフである。

図-1より、本研究で提案した平滑化手法は、多くの産業において、粗率や全国平均を用いる従来手法よりも高い精度を示すことが確認された。これは、ベイズ平滑化が観測ノイズや時間変動によるノイズを緩和し、推計精度の向上に寄与することを示唆している。

また、基準人口タイプに着目すると、期待度数を用いた場合に他の設定方法よりも精度が高くなる傾向がみられた。このことから、基準人口として期待度数を用いる本提案には、一定の有効性があると判断できる。

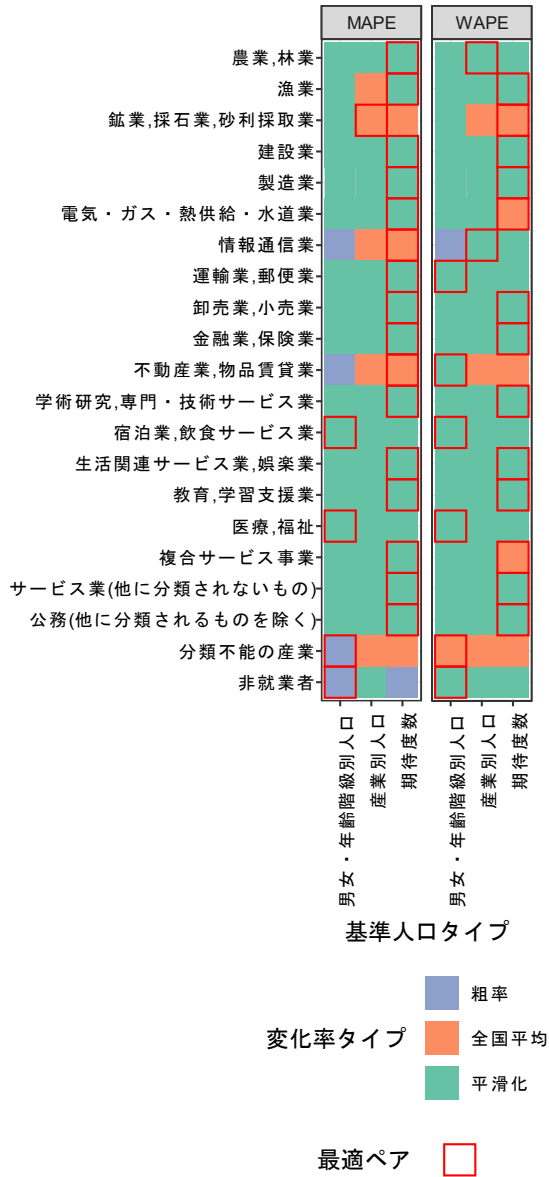


図-1 最適な変化率タイプ・基準人口タイプの組合せ (産業・評価指標別)

一方で、観光産業と関係の深い“宿泊業、飲食サービス業”を含む一部の産業では、平滑化・期待度数の組合せ以外を用いた場合の推計誤差が最も低くなるケースもみられた。

そこで、図-2に、全産業（分類不能を除く）および“宿泊業、飲食サービス業”の推計精度を示す。

図-2より、全産業（分類不能を除く）では、平滑化・期待度数を用いた場合に、MAPE、WAPEともに最高精度となった。また、“宿泊業、飲食サービス業”では、平滑化・“男女・年齢階級別人口”の組合せが最高精度となったが、精度は平滑化・期待度数の組合せと僅差であった。

以上より、変化率タイプ・基準人口タイプの組合せとして、平滑化・期待度数の組合せを用いることには一定の妥当性があると考えられる。

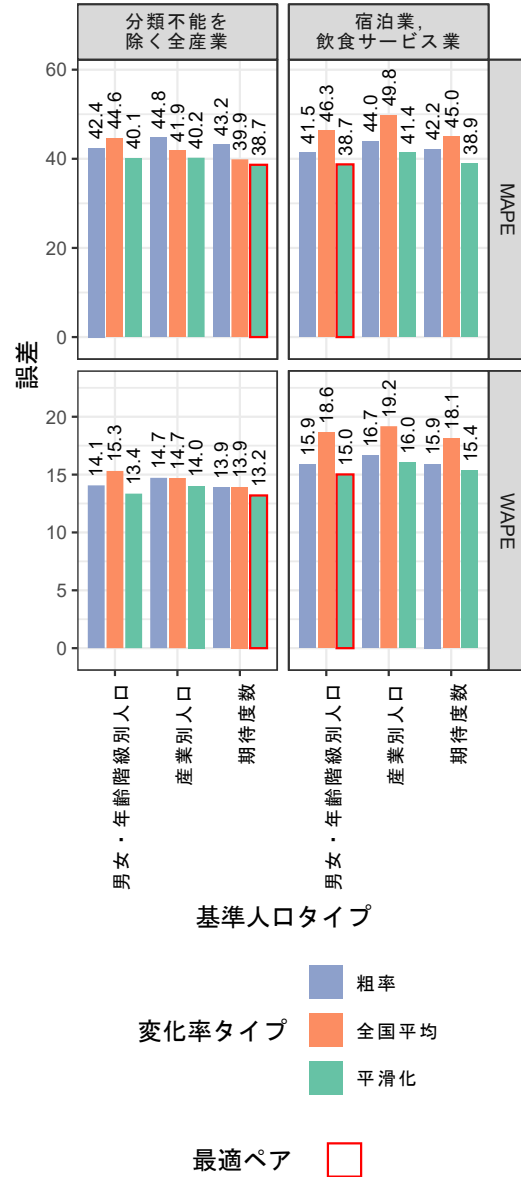


図-2 全産業（分類不能を除く）および“宿泊業、飲食サービス業”の推計精度

## (2) 産業別就業者数の将来推計

## a) 各産業の就業者数の推移

前節の精度検証結果を踏まえて、本節では、変化率タイプとして平滑化、基準人口タイプとして期待度数を用いて将来の産業別就業者数を推計した。

図-3は、2020年の産業別就業者数を基準に各産業の就業者数の推移を示したグラフである。なお、本グラフは、産業別就業者数を全国集計したものであり、2020年以前は実績値、2025年以降は推計値を表す。

本手法の特性上、推計結果は過去10年の趨勢を反映したものとなっており、情報通信業や“医療、福祉”等では、今後、就業者数の増加が見込まれる結果となった。一方で、第一次産業、第二次産業および“宿泊業、飲食サービス業”等では、一貫して就業者数が減少するという推計結果が得られた。

特に“宿泊業、飲食サービス業”は、分類不能を除く19部門中4番目に減少幅が大きく、2050年までに就業者数が30%以上減少するという推計結果が得られた。

そこで、図-4に“宿泊業、飲食サービス業”の就業者数の推移を自治体の人口規模別でみたグラフを示す。ここでは、2020年時点の人口が5万人以上であるかを基準に市区町村を人口規模別に分類した。

図-4より、人口5万人未満の自治体では、人口5万人以上の自治体よりも“宿泊業、飲食サービス業”の就業者数の減少ペースが速い傾向がみられる。

以上より、地方創生の重要政策として期待される観光産業では、将来的に担い手不足が生じる可能性があり、特に、小規模な自治体ほどその傾向が顕著である可能性が示唆される。

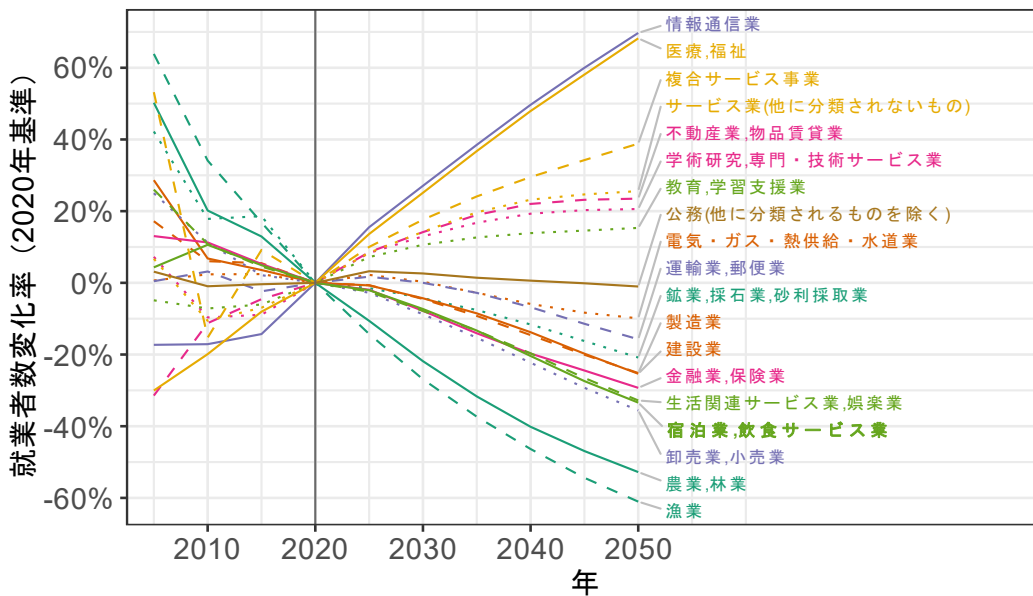


図-3 産業別就業者数の推移 (2020年基準, 全国集計)

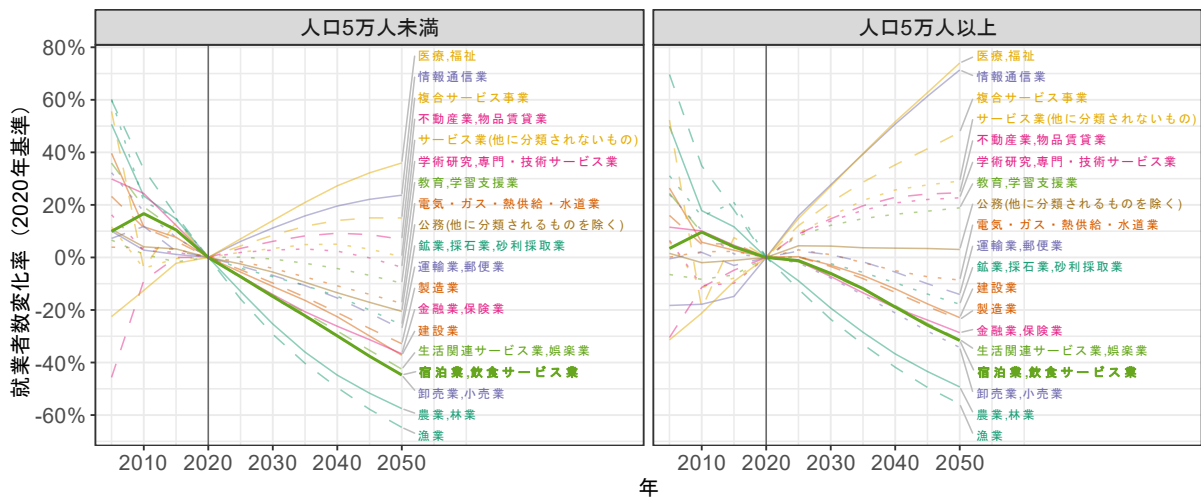


図-4 自治体の人口規模別の“宿泊業、飲食サービス業”の就業者数の推移 (2020年基準)

## b) 各産業の高齢化率の推移

人口規模による就業者数の推移の相違は、就業者の高齢化率による影響を受けた可能性がある。そこで本項では、各産業の高齢化率の推移を分析する。図-5に、全国の産業別就業者の高齢化率の実績値および推計結果を示す。

図-5より、ほとんどの産業で2020年から2050年にかけて高齢化率が上昇することがわかる。なお、農業では、2020年以降、高齢化率が減少するという推計結果が得られたが、これは、すでに多くの就業者が高齢者であることに起因する可能性がある。

また“宿泊業、飲食サービス業”は、全国的には、他の産業と比べて高齢化が進行しにくい傾向がみられた。

以上を踏まえ、図-6に“宿泊業、飲食サービス業”の就業者の高齢化率の推移を自治体の人口規模別でみたグラフを示す。

図-6より“宿泊業、飲食サービス業”の高齢化率の推移が人口規模によって異なることがわかった。人口5万人以上の自治体では、2050年時点の推計高齢化率は約25%であり、分類不能を除く19部門中5番目に高齢化率が低い水準となった。一方で、人口5万人未満の自治体では、2050年時点の推計高齢化率が約50%に達し、19部門中4番目に高いという結果が得られた。

以上の結果より、小規模自治体の“宿泊業、飲食サービス業”では、今後、担い手不足に加えて担い手の高齢化の問題に直面する可能性があり、将来的に地域の観光産業の持続可能性を脅かすリスクとなるおそれがある。

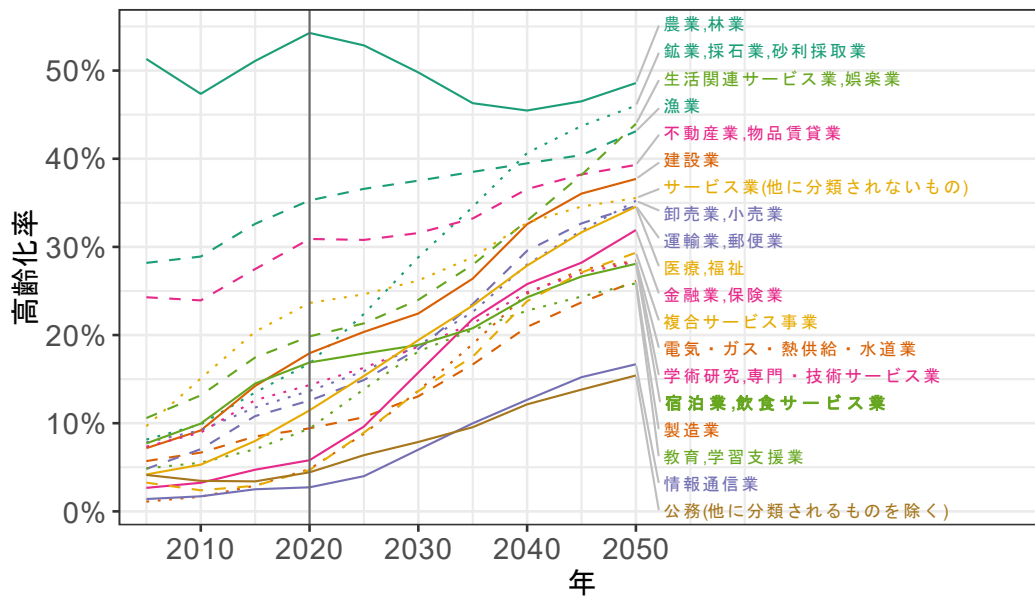


図-5 産業別高齢化率の推移 (2020年基準, 全国集計)

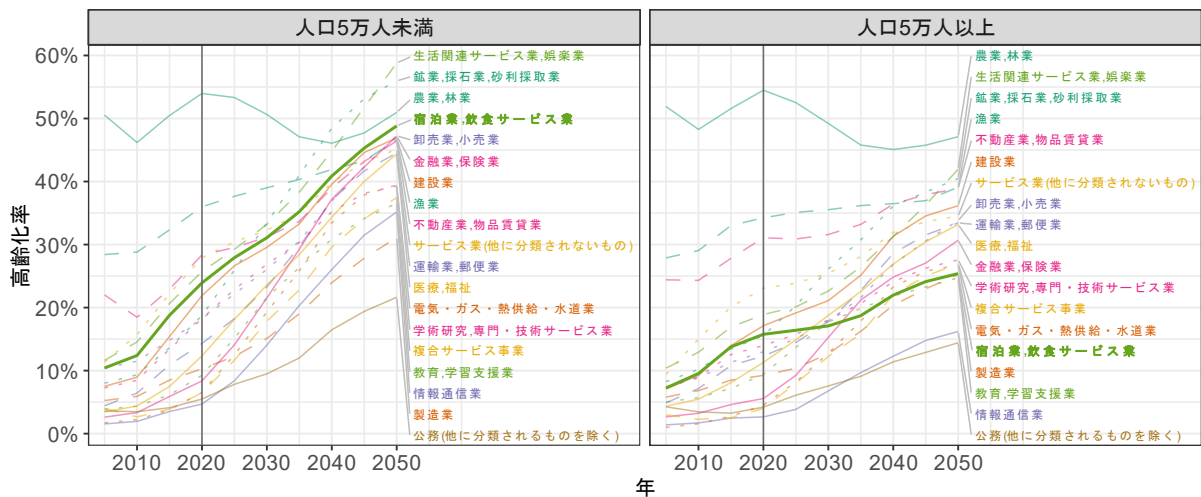


図-6 自治体の人口規模別の“宿泊業、飲食サービス業”の高齢化率の推移 (2020年基準)

### c) 観光産業の就業者数の変動要因

産業別就業者数は、総就業者数と各産業の就業者シェアの両方の影響を受けて変動すると考えられる。

そこで本項では、産業別就業者数が総就業者数と就業者シェアの積に等しいという関係に基づき、将来の“宿泊業・飲食サービス業”の就業者数変化に関する要因分解を行った。図-7に、要因分解の結果を示す。なお、要因分解には、LMDI (Logarithmic Mean Divisia Index) 法を用いた。

図-7より、“宿泊業・飲食サービス業”の就業者数減少の要因は、自治体の人口規模によって異なる可能性があることがわかった。具体的には、人口5万人以上の自治体では、産業別就業者数の減少の主要要因が就業者シェアの低下であるという結果が得られた一方、人口5万人未満の自治体では、総就業者数と就業者シェアの両方が減少要因になる可能性があるという結果となった。

### d) 観光産業の集積度と将来リスクの関係分析

観光産業の集積度と将来の労働供給制約リスクの関係を明らかにするため、図-8に“宿泊業、飲食サービス業”の特化係数（域内産業の就業者シェアを全国平均と比べた比率）と2020～2030年にかけての就業者数変化率の関係を示す。なお、図中では、特化係数が1を上回り、かつ散布図の外縁（凹包）に位置する自治体名をラベルで示している。

図-8より、特化係数と就業者数変化率の間に明確な相関はみられないことが明らかとなった。これは、観光産業への経済的な依存度が高い自治体であっても、必ずしも将来の就業者数が維持されるわけではない可能性を示唆しており、実際に、特化係数が高いにもかかわらず、2030年までに就業者数が2020年比で20%以上減少することが見込まれる自治体も複数存在することがわかった。

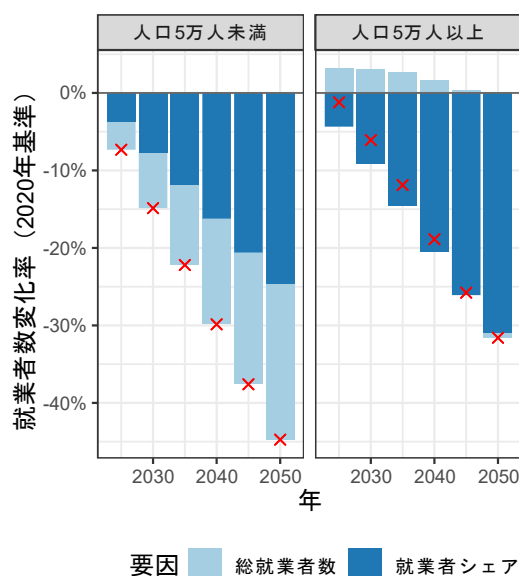


図-7 “宿泊業・飲食サービス業”の就業者数変化の要因分解（人口規模別）

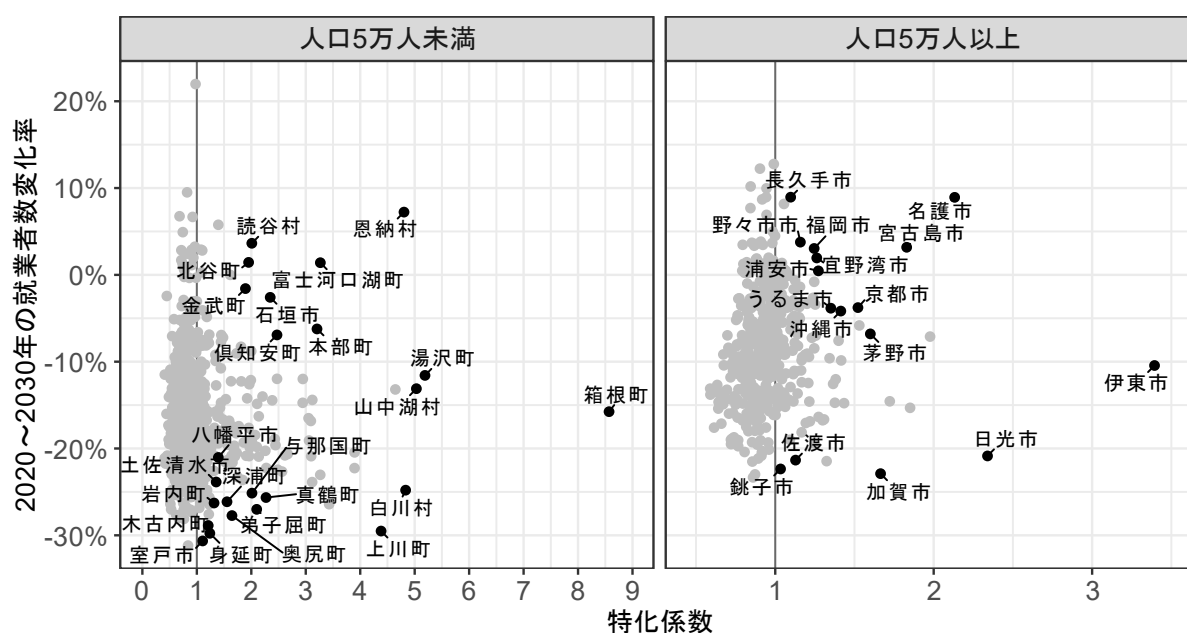


図-8 “宿泊業、飲食サービス業”の特化係数と就業者数変化率の関係（人口規模別）

## 6. おわりに

本研究では、観光産業の持続可能性を評価する上で重要となる将来の労働力供給を把握するため、産業別就業者数を推計する手法を提案した。従来手法のコーホート変化率法では、特に小規模自治体において観測ノイズや時間変動の影響を受けやすい点、労働市場への新規参入の扱いが困難である点の2点が課題となっていた。

以上を踏まえて、本研究では、1つ目の課題を解決するため、複数時点（最低3時点）の就業者数データを用いたベイズ平滑化を導入し、既存手法では困難であった観測ノイズと時間変動の影響を同時に緩和する枠組みを示した。さらに、2つ目の課題に対して、人口変化率の基準となる人口として、男女・年齢階級別人口と産業別人口から算出される期待度数を用いることで、若年就業者がいない産業でも将来の新規参入を適切にモデル化できるよう改善を行った。

提案手法の精度を2020年の実績値と比較検証した結果、本研究で提案したベイズ平滑化と期待度数を組み合わせた手法は、多くの産業で他の変化率（粗率、全国平均）および基準人口（男女・年齢階級別人口、産業別人口）の組合せよりも精度が高いことを確認した。

さらに、提案手法を用いて、新たに、2020年を基準とする2050年までの全国の市区町村・産業・男女・年齢階級別就業者数を推計した。推計結果より“宿泊業、飲食サービス業”の就業者数は全国的に減少傾向であり、小規模自治体では、就業者数の減少に加えて高齢化率が急速に上昇する可能性があることなどがわかった。

推計結果は、今後の観光政策を立案する上で基礎自治体単位での労働供給制約の把握が重要となることを示唆しており、政策立案に資する客観的な基礎資料として活用されることが期待される。

本研究の課題として以下の2点が挙げられる。

1点目は、統計モデルの精緻化である。本推計は、過去10年間の趨勢が今後も続くという仮定に基づく。そのため、コロナ禍がもたらした就業者シェアのトレンド変化等は十分に考慮されていない。また、平滑化において空間的な近接性が未考慮である点も課題である。そのため今後、時系列モデルや空間統計モデル等へのモデル拡張および精度検証が求められる。

2点目は、労働需給ギャップの考慮である。本研究は労働力供給の推計に留まっている。そのため今後、産業連関分析等で推計した労働力需要を組み合わせることで、将来の労働需給ギャップを明らかにする必要がある。労働需給ギャップは、地域の人口移動や賃金上昇等にも影響を及ぼす可能性があり、こうした影響を踏まえた地域の持続可能性評価が今後の重要な課題となる。

## 付録 複数時点のデータを用いたベイズ平滑化の導出

時点によらない真の参入率・退出率 $\theta_r^{(k)}$ の期待値、分散および共分散について、以下の式が成り立つと仮定する。このうち、共分散は、参入率と退出率の相関を反映している。

$$E[\theta_r^{(k)}] = \mu_k, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (14a)$$

$$\text{Var}(\theta_r^{(k)}) = \sigma_k^2, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (14b)$$

$$\text{Cov}(\theta_r^{(\text{in})}, \theta_r^{(\text{out})}) = \rho \sigma_{\text{in}} \sigma_{\text{out}} \quad (14c)$$

また、真の参入率・退出率 $\theta_r^{(k)}$ に対して、各時点において、以下の式のようなランダムな乗法的なノイズが発生すると仮定する。

$$E[\theta_{rt}^{(k)} | \theta_r^{(k)}] = \theta_r^{(k)}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (15a)$$

$$\text{Var}(\theta_{rt}^{(k)} | \theta_r^{(k)}) = \theta_r^{(k)2} \tau_k^2, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (15b)$$

$$\text{Cov}(\theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k')} | \theta_r^{(k)}, \theta_r^{(k')}) = 0, \quad k \neq k' \vee t \neq t', \quad k, k' \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (15c)$$

さらに、参入数・退出数 $n_{rt}^{(k)}$ がポアソン分布に従うと仮定すると、期待値、分散および共分散について、以下の式が成り立つ。

$$E[n_{rt}^{(k)} | \theta_{rt}^{(k)}] = N_{rt} \theta_{rt}^{(k)}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (16a)$$

$$\text{Var}(n_{rt}^{(k)} | \theta_{rt}^{(k)}) = N_{rt} \theta_{rt}^{(k)}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (16b)$$

$$\text{Cov}(n_{rt}^{(k)}, n_{rt'}^{(k')} | \theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k')}) = 0, \quad k \neq k' \vee t \neq t', \quad k, k' \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (16c)$$

よって、参入率・退出率の粗率 $\hat{\theta}_{rt}^{(k)}$ の期待値、分散および共分散について、以下の式が成り立つ。

$$E[\hat{\theta}_{rt}^{(k)} | \theta_{rt}^{(k)}] = \theta_{rt}^{(k)}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (17a)$$

$$\text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)} | \theta_{rt}^{(k)}) = \frac{\theta_{rt}^{(k)}}{N_{rt}}, \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (17b)$$

$$\text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)}, \hat{\theta}_{rt'}^{(k')} | \theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k')}) = 0, \quad k \neq k' \vee t \neq t', \quad k, k' \in \{\text{in}, \text{out}\} \quad (17c)$$

ここで、式(4b)の重み $w_r$ の分子にあたる事前分布の分散 $\text{Var}(\theta_r^{(\text{net})})$ について、以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \text{Var}(\theta_r^{(\text{net})}) &= \text{Var}(\theta_r^{(\text{in})}) + \text{Var}(\theta_r^{(\text{out})}) - 2\text{Cov}(\theta_r^{(\text{in})}, \theta_r^{(\text{out})}) \quad (18) \\ &= \sigma_{\text{in}}^2 + \sigma_{\text{out}}^2 - 2\rho \sigma_{\text{in}} \sigma_{\text{out}} \end{aligned}$$

一方で、異なる時点 $t, t'$ における $\text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{net})})$ について、以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{net})}) &= \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{in})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{in})}) - \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{in})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{out})}) \\ &\quad - \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{out})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{in})}) + \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{out})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{out})}), \quad t \neq t' \quad (19) \end{aligned}$$

ここで、上式の $\text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)}, \hat{\theta}_{rt'}^{(k')})$ について、以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} & \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)}, \hat{\theta}_{rt'}^{(k')}) \\ &= E[\text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)}, \hat{\theta}_{rt'}^{(k')} | \theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k')})] + \\ &+ \text{Cov}(E[\hat{\theta}_{rt}^{(k)} | \theta_{rt}^{(k)}], E[\hat{\theta}_{rt'}^{(k')} | \theta_{rt'}^{(k')}]) \quad (20) \\ &= \text{Cov}(\theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k')}) \\ & \quad k \neq k' \vee t \neq t', \quad k, k' \in \{\text{in}, \text{out}\} \end{aligned}$$

さらに、 $\text{Cov}(\theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k)})$ について下式が成り立つ。

$$\begin{aligned} & \text{Cov}(\theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k)}) \\ &= E[\text{Cov}(\theta_{rt}^{(k)}, \theta_{rt'}^{(k)} | \theta_r^{(k)})] + \\ &+ \text{Cov}(E[\theta_{rt}^{(k)} | \theta_r^{(k)}], E[\theta_{rt'}^{(k)} | \theta_r^{(k)}]) \quad (21a) \\ &= \text{Var}(\theta_r^{(k)}) \\ &= \sigma_k^2, \quad t \neq t', \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{Cov}(\theta_{rt}^{(\text{in})}, \theta_{rt'}^{(\text{out})}) \\ &= E[\text{Cov}(\theta_{rt}^{(\text{in})}, \theta_{rt'}^{(\text{out})} | \theta_r^{(\text{in})}, \theta_r^{(\text{out})})] + \\ &+ \text{Cov}(E[\theta_{rt}^{(\text{in})} | \theta_r^{(\text{in})}], E[\theta_{rt'}^{(\text{out})} | \theta_r^{(\text{out})}]) \quad (21b) \\ &= \text{Cov}(\theta_r^{(\text{in})}, \theta_r^{(\text{out})}) \\ &= \rho\sigma_{\text{in}}\sigma_{\text{out}}, \quad t \neq t' \end{aligned}$$

よって、事前分布の分散 $\text{Var}(\theta_r^{(\text{net})})$ について、本文の式(9)に示した関係が得られる。

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{net})}) &= \sigma_{\text{in}}^2 + \sigma_{\text{out}}^2 - 2\rho\sigma_{\text{in}}\sigma_{\text{out}} \\ &= \text{Var}(\theta_r^{(\text{net})}), \quad (22) \\ & \quad t \neq t' \end{aligned}$$

次に、時間変動を平準化した粗率 $\hat{\theta}_r^{(k)}$ について、以下の式が成り立つ。なお、下式では、時点が2時点 $t, t'$ のみの場合を想定している。

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_r^{(k)} &= \frac{n_{rt}^{(k)} + n_{rt'}^{(k)}}{N_{rt} + N_{rt'}} \\ &= \frac{N_{rt}}{N_{rt} + N_{rt'}} \hat{\theta}_{rt}^{(k)} + \frac{N_{rt'}}{N_{rt} + N_{rt'}} \hat{\theta}_{rt'}^{(k)}, \quad (23) \\ & \quad t \neq t', \quad k \in \{\text{in}, \text{out}, \text{net}\} \end{aligned}$$

よって、式(4b)の重み $w_r$ の分母にあたる観測値の分散 $\text{Var}(\hat{\theta}_r^{(\text{net})})$ について、以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} & \text{Var}(\hat{\theta}_r^{(\text{net})}) \\ &= \left(\frac{N_{rt}}{N_{rt} + N_{rt'}}\right)^2 \text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}) \\ &+ \left(\frac{N_{rt'}}{N_{rt} + N_{rt'}}\right)^2 \text{Var}(\hat{\theta}_{rt'}^{(\text{net})}) \quad (24) \\ &+ \frac{2N_{rt}N_{rt'}}{(N_{rt} + N_{rt'})^2} \text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}, \hat{\theta}_{rt'}^{(\text{net})}), \\ & \quad t \neq t' \end{aligned}$$

ここで、上式の $\text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})})$ について、以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} & \text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}) \\ &= \text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{in})}) + \text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{out})}) - 2\text{Cov}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{in})}, \hat{\theta}_{rt}^{(\text{out})}) \quad (25) \end{aligned}$$

また、上式の $\text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)})$ について、以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} & \text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)}) \\ &= E[\text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(k)} | \theta_{rt}^{(k)})] + \text{Var}(E[\hat{\theta}_{rt}^{(k)} | \theta_{rt}^{(k)}]) \quad (26) \\ &= \frac{E[\theta_{rt}^{(k)}]}{N_{rt}} + \text{Var}(\theta_{rt}^{(k)}), \quad k \in \{\text{in}, \text{out}\} \end{aligned}$$

さらに、上式の $E[\theta_{rt}^{(k)}]$ および $\text{Var}(\theta_{rt}^{(k)})$ について、以下の式が成り立つ

$$\begin{aligned} E[\theta_{rt}^{(k)}] &= E[E[\theta_{rt}^{(k)} | \theta_r^{(k)}]] \\ &= E[\theta_r^{(k)}] \\ &= \mu_k \quad (27a) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{Var}(\theta_{rt}^{(k)}) \\ &= E[\text{Var}(\theta_{rt}^{(k)} | \theta_r^{(k)})] + \text{Var}(E[\theta_{rt}^{(k)} | \theta_r^{(k)}]) \\ &= E[\theta_r^{(k)2} \tau_k^2] + \text{Var}(\theta_r^{(k)}) \quad (27b) \\ &= E[\theta_r^{(k)2}] \tau_k^2 + \text{Var}(\theta_r^{(k)}) \\ &= (\mu_k^2 + \sigma_k^2) \tau_k^2 + \sigma_k^2 \end{aligned}$$

よって、 $\text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})})$ について、以下の式が導出される。

$$\begin{aligned} & \text{Var}(\hat{\theta}_{rt}^{(\text{net})}) \\ &= \frac{\mu_{\text{in}}}{N_{rt}} + (\mu_{\text{in}}^2 + \sigma_{\text{in}}^2) \tau_{\text{in}}^2 + \sigma_{\text{in}}^2 \\ &+ \frac{\mu_{\text{out}}}{N_{rt}} + (\mu_{\text{out}}^2 + \sigma_{\text{out}}^2) \tau_{\text{out}}^2 + \sigma_{\text{out}}^2 \\ &- 2\rho\sigma_{\text{in}}\sigma_{\text{out}} \quad (28) \end{aligned}$$

したがって、観測値の分散 $\text{Var}(\hat{\theta}_r^{(\text{net})})$ について、以下の式が導出される。

$$\begin{aligned} & \text{Var}(\hat{\theta}_r^{(\text{net})}) \\ &= \sigma_{\text{in}}^2 + \sigma_{\text{out}}^2 - 2\rho\sigma_{\text{in}}\sigma_{\text{out}} \\ &+ \frac{1}{N_{rt} + N_{rt'}} (\mu_{\text{in}} + \mu_{\text{out}}) \\ &+ \frac{N_{rt}^2 + N_{rt'}^2}{(N_{rt} + N_{rt'})^2} [(\mu_{\text{in}}^2 + \sigma_{\text{in}}^2) \tau_{\text{in}}^2 + (\mu_{\text{out}}^2 + \sigma_{\text{out}}^2) \tau_{\text{out}}^2], \quad (29) \\ & \quad t \neq t' \end{aligned}$$

以上より、観測値の分散 $\text{Var}(\hat{\theta}_r^{(\text{net})})$ について、本文の式(10a)および式(10b)に示した重回帰モデルが導出される。

## NOTES

- 注1) 明日の日本を支える観光ビジョン構想会議：明日の日本を支える観光ビジョン—世界が訪れたい日本へ—, 2016, <[https://www.kantei.go.jp/jp/singi/kanko\\_vision/pdf/hon-bun.pdf](https://www.kantei.go.jp/jp/singi/kanko_vision/pdf/hon-bun.pdf)>, (2025年7月8日閲覧)。
- 注2) 国土交通省観光庁：観光立国推進基本計画, 2023, <<https://www.mlit.go.jp/kankochu/content/810001005.pdf>>, (2025年7月8日閲覧)。
- 注3) 最高年齢階級の人口は, 1期先においても最高年齢階級に留まる。そのため, 1期先に最高年齢階級となる年齢階級のコーホート変化率は, 以下の式で定義される。

$${}_r c_a^t = \frac{{}_r c_{a+1}^t}{\frac{{}_s n_{a+1}^{t+1}}{\hat{s}_r n_a^t + \hat{s}_r n_{a+1}^t}} \quad (30)$$

- 注4) 純参入数は, コーホート(特定の期間に生まれた地域・産業・男女別の集団)別の人口や就業者数の変化量として算出することができる。なお, 算出にあたっては, 前後の2時点分のデータが必要となる。
- 注5) 基準人口 $N_r$ がコーホート別の人口や就業者数の場合, 退出数が二項分布に従うと仮定することも考えられるが, 本研究では, 従来手法と異なる基準人口 $N_r$ の設定方法を用いるため, 二項分布を仮定しない。
- 注6) モーメント法による事前分布の分散の推定法の詳細は, Marshall<sup>11)</sup>を参照。また, ポアソン分布の共役事前分布であるガンマ分布を事前分布として用いると, 参入数・退出数は, ガンマ分布とポアソン分布の混合分布にあたる負の二項分布に従う。そのため, 負の二項分布に対する最尤法によってパラメータ推定を行うこともできる。
- 注7) 退出を補う形で参入が生じる地域では, 参入率と退出率に正の相関が生じる。その場合, その差にあたる純参入率の分散は無相関の場合と比べて小さくなる。

## REFERENCES

- 1) 労働政策研究・研修機構：産業別・職業別就業者数の将来予測：詳細, 2000, <<https://www.jil.go.jp/kokunai/statistics/sansyoku/sansyoku.html>>, (2025年9月29日閲覧)。<sup>[The Japan Institute for Labour Policy and Training: Future Projections of Employment by Industry and Occupation: Details, 2000, <<https://www.jil.go.jp/kokunai/statistics/sansyoku/sansyoku.html>>, (accessed 2025-09-29).]</sup>
- 2) 労働政策研究・研修機構：2023年度版労働力需給の推計—労働力需給モデルによるシミュレーション—, 2024, <<https://www.jil.go.jp/institute/siryu/2024/documents/0284.pdf>>, (2025年9月29日閲覧)。<sup>[The Japan Institute for Labour Policy and Training: Estimates of Labor Demand and Supply, FY2023 Edition: Simulation Using the Labor Demand and Supply Model, 2024, <<https://www.jil.go.jp/institute/siryu/2024/documents/0284.pdf>>, (accessed 2025-09-29).]</sup>
- 3) パーソル総合研究所, 中央大学：労働市場の未来推計 2030, 2018, <[https://rc.persol-group.co.jp/assets/individual/news/files/future\\_population\\_2030\\_4.pdf](https://rc.persol-group.co.jp/assets/individual/news/files/future_population_2030_4.pdf)>, (2025年9月29日閲覧)。<sup>[Persol Research and Consulting Co., Ltd. and Chuo University: Future Projections of the Labor Market 2030, 2018, <[https://rc.persol-group.co.jp/assets/individual/news/files/future\\_population\\_2030\\_4.pdf](https://rc.persol-group.co.jp/assets/individual/news/files/future_population_2030_4.pdf)>, (accessed 2025-09-29).]</sup>
- 4) 植村哲士：コウホート変化率法を用いた国勢調査データによる建設業就業者数の将来推計, 計画行政, 35巻1号, pp.47–54, 2012。<sup>[Uemura, T.: Cohort Analysis and Projection on Labour Force Numbers in Construction Industry using National Census Survey Data, *Planning administration*, Vol.35, No.1, pp.47–54, 2012.]</sup>
- 5) 田村和也：人口減少社会における国内林業の将来見通し, 森林総合研究所研究報告, Vol.19, No.1, pp.1–43, 2020。<sup>[Tamura, K.: Projections of forestry in Japanese society with declining population, *Bulletin of FFPRI*, Vol.19-No.1, pp.1–43, 2020.]</sup>
- 6) 日本人口学会編：人口大事典, 培風館, 2002。<sup>[Population Association of Japan (Ed.): *Encyclopedia of Population*, Baifukan, 2002.]</sup>
- 7) Anselin, L., Lozano, N., and Koschinsky, J.: Rate Transformations and Smoothing, Spatial Analysis Laboratory, Department of Geography, University of Illinois Urbana-Champaign, 2006.
- 8) 府川哲夫, 清水時彦：小地域生命表のベイジアン・アプローチ, 人口学研究, Vol.13, pp.37–49, 1990。<sup>[Fukawa T. and Shimizu T.: A Bayesian Approach to Life Table Construction for Small Areas, *Journal of population studies*, Vol.13, pp.37–49, 1990.]</sup>
- 9) Inoue T: A New Method for Estimating Small Area Demographics and Its Application to Long-Term Population Projection, *The Frontiers of Applied Demography*, Springer, International Publishing, pp. 473–489, 2017.
- 10) Ericson, W. A.: A Note on the Posterior Mean of a Population Mean, *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol.31, No.2, pp.332–34, 1969.
- 11) Marshall, R. J.: Mapping Disease and Mortality Rates Using Empirical Bayes Estimators, *Journal of the Royal Statistical Society. Series C, Applied Statistics*, Vol.40, No.2, pp.283–94, 1991.

## A PROPOSED METHOD FOR PROJECTING FUTURE EMPLOYMENT BY MUNICIPALITY AND INDUSTRY FOR THE SUSTAINABILITY ASSESSMENT OF THE TOURISM INDUSTRY

Mizuki UCHIDA, and Shuji TAKAMORI

The tourism industry, which leverages local resources, is a cornerstone of Japan's regional revitalization policies and a vital tool for attracting foreign capital. Despite its importance, the industry faces a severe labor shortage, particularly in rural regions. Although understanding local labor supply constraints is essential for sustainable community planning, few studies have attempted to project future employment by industry at the municipal level. Moreover, conventional projection methods often yield unstable estimates for smaller municipalities. To address these issues, this study proposes a novel estimation method that employs Bayesian smoothing to mitigate observation noise and other statistical artifacts. Using this approach, we project future employment numbers by municipality and industry, with the ultimate aim of analyzing the labor supply and long-term sustainability of the tourism-related accommodation and food service sectors.