

---

 特 集 II
 

---

コロナ禍における推計（地域・世帯推計編）（その2）

## 2000年代以後の全国と三大都市圏の別にみた 月別人口動態の趨勢

 菅桂太・小池司朗・鎌田健司<sup>\*)</sup>

月別人口動態系列（出生数、死亡数、都道府県間転出数と転入数）に含まれる季節性に、センサス局法（X-13-ARIMA-SEATS）を用いて対処したうえで、最新の人口動態の趨勢の変化を観察した。これら系列の季節性に関する時系列の要因分解を都道府県別に実施し、全国と三大都市圏に縮約して、主要な結果を示した。とくに、新型コロナウイルス感染症の流行が始まり最初の緊急事態宣言が発出された2020年4～5月前後に、人口動態系列の趨勢の変化があったのか否かについて検証した。

分析の結果、死亡と出生には全国的なショックが広範な地域で観察される傾向にあり、2022年2月以後の死亡には一時的な変化だけではなく趨勢の変化・水準変化が起こっていることがあきらかになった。人口移動は地域によってかなり事情が異なっており、2020年5月の「新型コロナショック」は、すべての地域で転入数・転出数の双方を一時的に減らしたものの、東京圏では転出減よりも転入減が大きく転入超過数の減少をまねき、非大都市圏では転入減よりも転出減の方が大きく転出超過数の縮小があったことなどがわかった。

キーワード：月別死亡・出生・都道府県間移動、新型コロナ感染症、季節調整

### 1. はじめに

本研究では1995年1月から2024年11月の「人口動態統計」による都道府県別死亡数と出生数並びに2000年1月から2025年3月の「住民基本台帳人口移動報告」による都道府県間転入数と転出数を用いて、月別変動のパターンを地域別に分析することを目的とする。これら動態件数の月別系列には季節性、すなわち1年間の月別にみた系列の安定な変化が認められるため、センサス局法を用いて季節性に関する時系列の要因分解を行い、1年を超える系列の中長期的な趨勢の変化を観察する。とくに、新型コロナ感染症の流行が始まり、最初の緊急事態宣言が発出された2020年4～5月前後に、趨勢の変化があったのか否かについて検証することを目的とする。

<sup>\*)</sup> 明治大学政治経済学部准教授

2020年に始まった新型コロナウイルス感染症の世界的な大流行は、直接的な健康被害への影響だけでなく、多くの国々で法的な都市封鎖が実施され人流・物流に甚大な影響を招くとともにオンライン会議や在宅勤務（テレワーク）の増大等の社会の有り様を大きく変える影響を及ぼしている。新型コロナウイルス感染症の影響は広範で甚大であったため、最新データに基づく現在の状況の正確な把握が重要となり、わが国においても速報性が重視されて関連する統計の2次的な取りまとめが多くなされてきた。なかでも人口動態に関する統計として、出生と死亡については「人口動態統計月報」が約5ヶ月後<sup>1)</sup>、「住民基本台帳人口移動報告月報」が調査月の2ヶ月後に、都道府県別の実数が公表されている。しかし、これらの人口動態には季節性がある。死亡の場合には6～9月に5～10%少なく、12月から翌1月に10～15%多くなっている。出生も7～9月に5%ほど多い。人口移動については3～4月に集中しており、他の月の2～2.5倍という規模になっている。そのため、新型コロナウイルス感染症が流行し、モニタリングの観点から速報性が重視される前から地域人口の変化について最小限のタイムラグをおいた最新の人口変化の状況についてのデータは公表されていたのだが、月別原系列は当該地域で現在総人口はどの程度の速度で減少しているのかという最も基本的な事実について客観的な知見を得ることが難しい季節変化を含んでいる。このような季節変化により、月別人口動態系列はこれまでほとんど活用されることはなかった<sup>2)</sup>。本研究では、最新の動向を把握するために月別人口動態系列を観察するという実務的な観点から経済統計に広く適用され一般的・標準的な季節調整の手法であるセンサス局法を用いる<sup>3)</sup>。すなわち、出生・死亡・人口移動の月別人口動態の各系列に適用して時系列の要因分解を行い、季節性のパターンを除去した季節調整済み系列とさらに一時的な攪乱の変動を除去した中長期的な趨勢の変化について分析する。

本研究は、センサス局法という経済統計の実務家にとって標準的な手法を用いることによって人口動態の月次系列からも簡便に季節性を除去し、月別系列変化の背後にある中長期的な趨勢の観察が可能であると示すことを一つの目的としている。そのため、センサス局法には多彩なモデリングオプションがあるものの、詳細なモデルの精緻化には立ち入らずに初期設定を用いることとする。分析モデルの精緻化により結果は変わりうる可能性があることに留意されたい。また、同じ理由で人口動態件数「実数」を分析対象とする。わが国の人口は急速な少子高齢化が進行しており、年齢別分母人口の変化により出生数と移動数は減少、死亡数は増加傾向にある。長期的な趨勢の観察においては人口の年齢構造の

1) 「人口動態統計速報」が調査月の約2ヶ月後に届出地についての件数を取りまとめ報告しているが、届出地の地域が住所地とどのような関係にあるのかは定かではない。また、日本における外国人、外国における日本人と前年以前に発生したものを含む。本研究では「人口動態統計（確定数）」と同一の観察対象について、子の住所地と死亡者の住所地という同一の地域を表章する月報を用いた。

2) 管見の限り、唯一の例外として、第13回社会保障審議会人口部会（平成23年10月21日）において「日本の将来推計人口－新推計の基本的考え方－」（資料2）（2025年10月31日アクセス：<https://mhlw.go.jp/stf/shingi/2r9852000001thzi.html>）のなかで、1980年から2011年5月の月別、出生順位別合計特殊出生率に対してセンサス局 X-11法による季節調整を実施し、将来推計実施直前のトレンドの観察が試みられたことがある。

3) 国友（2007）によれば、季節調整の手法として、日本を含めた先進諸国の中央官庁において米国センサス局で開発された X-11法と X-12-ARIMA 法がよく知られているが、経済時系列分析に関心のある統計学の研究者の間では統計数理研究所が開発した DECOMP 法がよく知られているという。

影響を除去した「率」の観察が重要であるが、季節性の分析は典型的には1年以内の期間の変化のような短期の系列変化に着目した分析である。本研究が「数」を対象とする分析であること、年齢構造の影響を大きくは受けないような長さの期間、とくに新型コロナウイルス感染症の流行が始まった後の期間のせいぜい2～3年程度のスパンの変化に注目する分析であることに留意されたい。

著者らは2022年に月別人口動態の最新の動向について、センサス局法を援用した時系列の要因分解結果についてのモニタリングを開始し、概ね半年に一回程度の頻度で結果を報告してきた<sup>4)</sup>。センサス局法は、ごく大雑把に言えば中心化移動平均によって季節成分を除去する手法である。中心化移動平均とは、当該月及び前後同一期間幅の移動平均を算出することで系列の趨勢を捉えようとするものであるため、最新の趨勢の算出には数年間程度の将来の値が必要となる。そのため、中心化移動平均を用いる時系列の要因分解の分析一般に、新しいデータが加わる度に調整値が変化し、頻繁な更新はユーザーからの調整結果に対する信頼を損なって季節調整値を公表する意義を失うことになるという「調整値更新の不安定性」(Dagum 1980 : p.7, Findley et al. 1998 : p.136)の問題がつきまとう。分析上関心が高い最新の期間において「調整値更新の不安定性」の影響は大きくなるという本質的に難しい問題である。一方で、本稿執筆のための分析を実施した時点において2024年11月までの「人口動態統計 月報」と2025年3月までの「住民基本台帳人口移動報告 月報」の結果を利用することができるようになっている。本研究が最も着目する2020年前半については、一定のデータが蓄積されることで「調整値更新の不安定性」の影響を大きくは受けなくなってきた時期の分析結果を示すものである。他方で、死亡数については新型コロナウイルス感染症の流行が始まった2020年は従来からの趨勢と比べて減少したものの2022年以後かなり多く推移しており、最新の状況については今後公表されるデータ次第で結果が変わる可能性があることに留意されたい。

## 2. 分析手法

### 2.1. センサス局法の概要

センサス局法として知られる季節調整の方法には膨大な先行研究が存在する。おもに中央官庁が季節調整済み系列を公表するという実務的な必要性から数々のバージョンアップを重ねて複雑化しており、最新の手法はX-13-ARIMA-SEATS法と呼ばれる。このX-13-ARIMA-SEATS法においても、季節調整手法の中心を成す時系列の要因分解の手法は、移動平均を繰り返し適用することで原系列から季節成分を除去し、季節調整済み系列や中長期的な趨勢成分を抽出する際に用いられる「X-11法」である。X-11法は1950年代半ばに米国センサス局で開発が始まり、1960年代半ばに確立(Shiskin et. al 1967, Ladiray & Quenneville 2001)したものであり、極めて長い歴史を有する、そのため、セ

---

4) 毎年秋口に開催される日本人口学会東日本部会の2022年から2024年度の第1回部会(菅ほか 2022, 菅ほか 2023, 菅ほか 2024)及び毎年4月に開催される2023～2024年アメリカ人口学会大会で分析結果を報告した。

ンサス局法や X-11法に関して膨大な文献が存在するが、その網羅的なレビューは本稿の目的とするものではない。以下では本稿で使用する X-13-ARIMA-SEATS プログラムの理解に必要な最小限の紹介を行う。

X-11法には、時系列の最新部分に中心化移動平均を用いることができないため、新たなデータが利用可能になる度に最新期間の要因分解結果に相対的に大きな改訂を余儀なくされるという「調整値更新の不安定性」の問題があった。このような問題に対して、時系列解析モデルとして Box & Jenkins (1970：第3章) が提唱した自己回帰和分移動平均 (Auto Regressive Integrated Moving Average, ARIMA) を用いて系列の最古と最新部分を補うという対処法が考案され、1970～1980年代にかけて X-11-ARIMA 法は確立した。さらに、X-11-ARIMA 法の ARIMA モデルを発展させて、系列の最新部分の予測に加えて閏年や休日・曜日構成の影響等のカレンダー効果や種々の異常値や変化点を特定・除去することができる regARIMA (linear regression model with ARIMA time series errors) モデルを組み込んだ X-12-ARIMA 法は2000年前後に確立している (Findley et. al 1998)。最新の X-13-ARIMA-SEATS 法においてもこの X-12-ARIMA 法の処理を実行することができるが、それは regARIMA モデルによるデータの事前調整と、時系列の要因分解による季節成分の除去のための X-11法の適用処理から構成されている。

2010年代に入り登場した X-13-ARIMA-SEATS 法は、1990年代末にスペイン銀行で開発され欧州諸国で広く用いられる TRAMO-SEATS 法 (Time Series Regression with ARIMA Noise Missing Observations and Outliers–Signal Extraction in ARIMA Time Series, Gómez & Maravall 1996) を組み込み、X-12-ARIMA 法とともに利用できるようにしたものである。TRAMO-SEATS 法は、X-12-ARIMA 法における regARIMA モデルによる事前調整を担う TRAMO 法と時系列の要因分解を担う SEATS 法から構成されている。高部 (2009) によれば、TRAMO 法には regARIMA と比べても洗練されたモデルの自動選択機能があり、SEAT 法は統計学的な考え方は異なるものの季節調整結果には X-12-ARIMA 法と大きな違いは生じない。本研究では X-13-ARIMA-SEATS プログラムを利用するが時系列の要因分解の実施には X-11法を利用しており、「調整値更新の不安定性」の問題に対処するための最新部分の系列値の予測には regARIMA モデルを用いた。X-13-ARIMA-SEATS プログラムでは regARIMA モデルの自動選択機能に TRAMO 法とほぼ同等の手法を選択できるため (U.S. Census Bureau 2020)、ここでは実質的に X-12-ARIMA 法に TRAMO 法を組み合わせたものを用いていることになる。

具体的には、X-13-ARIMA-SEATS プログラムは、次の三段階の手順で季節調整を実施する。第一段階は regARIMA モデルを用いた事前調整パートであり、本稿ではモデルの自動選択に TRAMO 法を用いる。第二段階は時系列を分解し季節成分を除去するパートであり、本稿では X-11法を用いる。第三段階は、事前調整や時系列の要因分解の良好さに関する種々の統計量が計算され、モデル診断を行うパートとなる。以下では分析結果の解釈に直接関わる部分のみを取り上げて、センサス局法とその利用方法について述べる。2.2節では分析手法として季節調整を行う分解モデルを導入し、X-11法の時系列の要因分



解によって実際に推定される要因とその解釈について述べる。また、季節調整結果の紹介において着目する指標「攪乱成分比」と2020年前後に人口動態系列の趨勢に変化があったか否かを検証する方法にも言及する。2.3節では、実装にあたり利用するデータと実際にX-13-ARIMA-SEATS プログラムを適用する際に必要なオプション設定について言及する。分析結果の精確な解釈には、X-13-ARIMA-SEATS プログラム処理のうち、第一段階の事前調整に用いる regARIMA モデルと TRAMO 法、第二段階の時系列の要因分解を行う X-11法についての精確な理解が不可欠と思われる。これらには技術的な内容を含むため、それぞれ補遺 1 と補遺 2 としてまとめ、『人口問題研究』ウェブページから参照できるようにした。

## 2.2. 季節調整法の概要

季節調整のうち時系列の要因分解を行う X-11法は原系列  $Y_t$  を、乗法モデルもしくは加法モデルのうち統計的に好ましいモデルを用いて、趨勢系列  $T_t$ 、複合季節成分  $S_t$ 、攪乱成分  $I_t$  の 3 要素に分解することを目的とする。X-11法は、トレンド移動平均と季節性移動平均という 2 種類の移動平均を繰り返し適用して、時系列を 3 要素に分解する手法である。X-11法の詳細は補遺 2 を参照されたい。

$$Y_t = T_t \cdot S_t \cdot I_t \quad (\text{乗法モデル})$$

$$Y_t = T_t + S_t + I_t \quad (\text{加法モデル})$$

趨勢系列  $T_t$  は、原系列のうち 1 年を超える期間の趨勢的な変化を抽出する。なお、この系列は経済時系列データに適用されることの多い X-11法において、景気循環等を念頭に傾向循環系列 (Trend-cycle series) と呼ばれる成分であるが、人口動態系列において同様な循環が生じる理論的な根拠は自明ではないため、本稿では「趨勢系列」と呼ぶ。複合季節成分  $S_t$  (Combined Seasonal, trading day, and holiday factor) は、原系列のうち 1 年間の月別にみた系列の変化パターンを抽出する。また、時系列に固有な要因である閏年や休日・曜日構成効果等のカレンダー効果を含む。攪乱成分  $I_t$  (Irregular factor) は、これらすべての要素を取り除いた不規則な変化に対応する。

季節調整済み系列  $A_t$  とは、原系列から複合季節成分を除去したものであり、時系列の要因分解結果から  $A_t = T_t \cdot I_t$  もしくは  $A_t = T_t + I_t$  として得られるものである。なお、本稿で用いる季節調整法では、まず事前調整パートの TRAMO 法で regARIMA モデルを用いて季節性 (Seasonal) ARIMA (SARIMA) モデルでは説明できない統計的に有意な閏年や休日・曜日構成効果等のカレンダー効果及び 3 種類の異常値・変化点を識別・除去する。そして、このような調整をほどこした事前調整済み系列に対して、X-11法を適用して時系列の要因分解を行う。regARIMA モデルが自動識別可能な 3 種類の異常値・変化点とは、①ある特定の月の値が異常であることを示す加法的外れ値 (Additive Outlier, 以下 AO と略記)、②特定の月に生じる異常が減衰的に縮小する一時変化 (Temporary

Change), ③特定の月に生じた系列の変化が永続する水準変化 (Level Shift, 以下 LS) である。これらのうち, ①と②は系列に一時的に生じる異常と分類される。regARIMA モデルでは②は一時変化と呼ばれるが, 以後は「減衰的变化 (Exponential Decay, 以下 ED)」と呼ぶ。事前調整については補遺 1 でより詳しく扱うため, あわせて参照されたい。

事前調整において regARIMA モデルが原系列から抽出した要因のうちカレンダー効果は, X-11法を事前調整済み系列に適用して抽出する季節成分と合わせて複合季節成分になる。したがって, カレンダー効果と季節成分が, 季節調整済み系列から除去されている。3 種類の異常値・変化点については, 系列の変化が永続する水準変化 (LS) は最終的な趨勢系列に含まれる。一時的な変化である加法的外れ値 (AO) と減衰的变化 (ED) は最終的な攪乱成分に含まれる。そのため, 3 種類の異常値・変化点は, 季節調整済み系列に含まれることになる。

強い季節性を示す系列の変化を調べるときに利用される最も簡便な指標は対前年比であると思われるが, 複合季節成分を除去した季節調整済み系列をみれば, 中長期的な趨勢と当月までに生じた異常値・変化点の状況のなかで直前の月と比べた変化を知ることができる<sup>5)</sup>。そのため, 本稿では基本的に趨勢系列と季節調整済み系列に着目し, 中長期的な趨勢の変化と, 趨勢系列に対する季節調整済み系列の比 (以降は, 「攪乱成分比」と呼ぶ) を中心に分析結果を紹介する。

攪乱成分比は記号で表すと  $1 + \frac{I_t}{T_t}$  である。攪乱成分比は加法的な外れ値 (AO) と減衰的变化 (ED) の生じた月に大きくなり, 当該月の系列値の中長期的な平均に対する大きさを測る。事前調整パートの TRAMO 法が統計的に有意な水準変化 (LS) を識別すると, 趨勢系列が変化するが, 後述の通り本稿では間接調整結果を取り上げることから, regARIMA モデルが識別する異常値と変化点の効果総量は攪乱成分比と同等の大きさになっている<sup>6)</sup>。このような統計的に有意な異常値・変化点が2020年以後に生じている場合を, 本稿では「新型コロナショック」と呼ぶ。

本稿は, 新型コロナウイルス感染症が拡大した2020年以後に, それ以前と比べて趨勢の変化があったのかに着目する。このことを統計的に検証するため, 2015年1月～2019年12月の趨勢系列を年々に回帰して線型の傾向を近似して得た予測値とその99%信頼区間を同期間の趨勢系列と比較する。また, 2020年以後の線型の補外値と趨勢系列を比較する。2015～2019年の趨勢系列が信頼区間内にあれば線型の傾向がこの間の趨勢系列をよく近似

5) 複合季節成分にはカレンダー効果が含まれるため, たとえば3月は2月と比べて約11%長いという効果は季節調整済み系列からは除去されている。また, 季節調整済み系列には攪乱成分を含む。そのため, たとえば東日本大震災 (2011年3月) が2011年2月と比べて月単位の死亡をどの程度増やしたかの示唆を与える。

6) 間接調整の季節調整済み系列はたとえば全国の場合47都道府県の直接調整結果を合計したものである。個別都道府県に生じた異常値・変化点は事前調整済み系列から除去され, 最終的にすべての都道府県に生じた異常値・変化点が合算された効果が間接調整の季節調整済み系列に反映されることになる。regARIMA モデルが変化点 (水準変化 (LS)) を識別すると趨勢系列が変化するため攪乱成分比は一時変化が識別される場合よりも小さくなると予測されるが, 地域別にみるとすべての都道府県で変化点が同時に生じるわけではない。実際, 本稿の分析結果をみる限り, 間接調整結果に生じる異常値・変化点の効果総量 (水準変化 (LS) を含む) は, 全国を対象とする直接調整で推定した1本の regARIMA モデルが統計的に有意に異常値・変化点を識別した年月における間接調整結果の「攪乱成分比」の大きさと概ね同程度になっている。

していることになる。その上で、2020年以後の趨勢系列が補外値の信頼区間の外に乖離することは、同系列の2020年以後の趨勢に変化があったことを示す。ただし、X-13-ARIMA-SEATS プログラムは regARIMA モデルによる事前調整を行う前に原系列を対数変換するか否かを自動的に判定する（補遺 1）。対数変換が行われた場合には2015～2019年の趨勢系列に対し対数線形回帰を行い、対数変換が行われなかった場合には線形回帰を行って予測値とその信頼区間を得た<sup>7)</sup>。

### 2.3. データと X-13-ARIMA-SEATS プログラムの利用

本稿では、「人口動態統計」<sup>8)</sup>による1995年1月から2024年11月の月別 都道府県別 死亡数と出生数（359ヶ月）、ならびに、「住民基本台帳人口移動報告」<sup>9)</sup>による2000年1月から2025年3月の月別 都道府県別 都道府県間転出数と転入数（303ヶ月）の延べ188系列の1,324ヶ月に対して、X-13-ARIMA-SEATS プログラムを用いて2.2節で説明した季節調整を実施する。そして、季節調整された転出入系列の差分をとることで社会増減、出生と死亡の差から自然増減についての季節調整を行う。なお、いずれの人口動態系列も対象とするのは外国人を除く日本人のものである。「人口動態統計」については確定数と月報（概数）を用いるが、いずれも前年以前に発生したものを除く日本における日本人の出生数と死亡数となっている。また、「住民基本台帳人口移動報告」については、2013年7月に「住民基本台帳法の一部を改正する法律」が施行されたことに伴い、外国人も住民基本台帳への登録対象となった。そのため、2013年7月以後の「住民基本台帳人口移動報告」では、日本人のほか外国人を含む総数が表章されるようになった。本研究では系列の連続性を担保するため、2013年以後の期間も日本人移動者の転出入数を用いた。

2.1節の冒頭で言及した通り、センサス局法は長い歴史を有し、実務的な必要性からプログラムの精緻化が進められたため、多彩なオプションがある。しかしながら、本稿は経済時系列の分析で広く一般的・標準的に活用されているセンサス局法による季節調整を人口動態統計系列にも容易に応用可能であることを示すことも目的のひとつとしており、基本的には初期設定のまま X-13-ARIMA-SEATS プログラムを利用した。ただし、3つの項目を追加的に設定している。1つ目は、regARIMAモデルの自動選択にあたり、初期モデル（ $SARIMA(0,1,1) (0,1,1)_{12}$ ）を特定する際に曜日効果とイースター効果の統計的な有意性に関する AIC テストを追加し、統計的に有意な場合には SARIMA モデルを適用する残差からこれらの効果を除外するようにした。2つ目は、初期設定では異常値・変化点の類型として加法的外れ値（AO）と水準変化（LS）しか自動検索の対象としないが、減衰的变化（ED）についても自動探索の対象とした。先述の通り、本研究では時系列の要因分解に SEATS 法ではなく X-11法を用いる。以上の設定でモデル識別を実施したと

7) 具体的には、出生の全国・名古屋圏・大阪圏は線型、その他の系列・地域については対数線形の回帰モデルを用いた。なお、自然増減と社会増減は出生・死亡と転出入の時系列の要因分解結果の差分として算出しており、2015～2019年のトレンドは線型を仮定した。

8) 1995年から2023年までの「人口動態統計（確定数）」と2024年1月から11月までの「人口動態統計月報（概数）」を用いた。

9) 2000年から2024年までの年報と、2025年1月から3月までの月報を用いた。

ころ、5年前と5年後の同月の観測値が必要となる季節性移動平均の次数がプログラムによって自動的に選択されることがあった。そのため、regARIMAモデルを用いる事前調整にあたっては、TRAMO法で識別された最終的なregARIMAモデルを用いて5年間の予測値を得た。X-13-ARIMA-SEATSプログラムの初期設定ではregARIMAモデルを用いた事前調整を行う場合には12ヶ月の予測値が自動的に算出されるが、3つ目の追加オプション設定として5年間の予測値を得た。

本研究では都道府県別の月別人口動態系列（出生数、死亡数、都道府県間転入数と転出数）にX-13-ARIMA-SEATSプログラムを適用して季節調整を実施して得られる膨大な分析結果を、全国と三大都市圏<sup>10)</sup>に縮約して主要な分析結果を示す。全国・三大都市圏の季節調整を行う場合、これら地域を構成する都道府県各々の季節調整の結果を集計する方法（間接調整；indirect adjustmentもしくはcomposite adjustment）と、三大都市圏（合計値）を直接調整（direct adjustment）する方法がある。地域によって季節性、すなわち1年間の月別にみた系列の変化パターンが異なるなら、合計系列では2つの地域の変動が打ち消し合い失われることがあるため間接調整が好ましい。一方、対象地域の季節性と中長期の趨勢が同じパターンなら、攪乱が均され複数の地域の季節性が互いに補完しあうため合計系列に対する直接調整が好ましいとされる。本研究では、全国・三大都市圏についての間接調整の分析結果を取り上げる<sup>11)</sup>。全国・東京圏・名古屋圏・大阪圏・非大都市圏の5区分の地域について間接調整の季節調整を行うため、実際には背後で47都道府県のそれぞれについて4種類の人口動態についての合計1,324ヶ月のデータを用いて、延べ47都道府県の188系列について直接調整を実施した。この膨大な分析結果のなかには、都道府県間で「新型コロナショック」がどのように関連し発生したのかについての示唆を得る情報も含まれると考えられるが、本稿では紙幅の関係で全国と三大都市圏に縮約した結果を示す。

### 3. 分析結果

まず全国について、次いで三大都市圏についての間接調整結果を紹介する。なお、本誌はカラー印刷に対応していないが、『人口問題研究』ウェブページに掲載された論文では分析結果を示したカラーの図が収録されている。あわせて参照されたい。

#### 3.1. 全国の動向

##### ① 死亡数

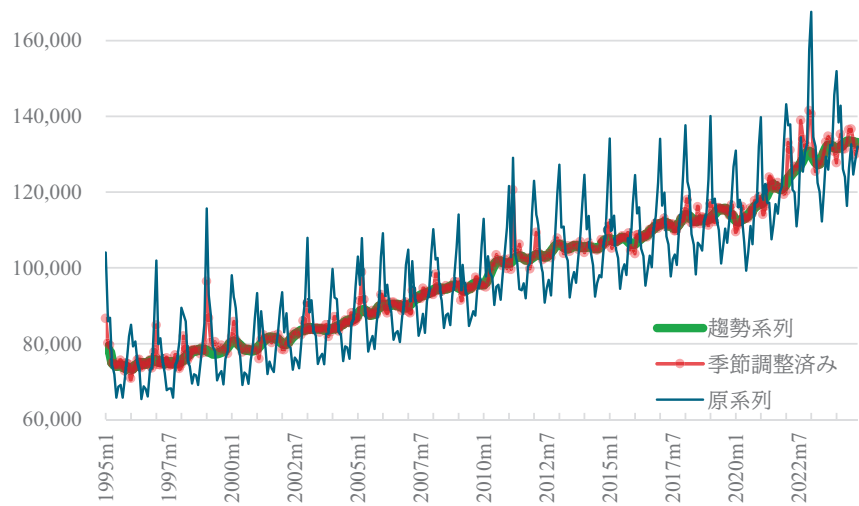
図1に全国の月別死亡数についての時系列の要因分解の結果を示した。また、表1に

10) 東京圏（埼玉県、千葉県、東京都、神奈川県）、名古屋圏（岐阜県、愛知県、三重県）、大阪圏（京都府、大阪府、兵庫県、奈良県）を三大都市圏とし、それ以外を非大都市圏（その他の道県）とした。

11) ただし、間接調整は、個別都道府県についての分解結果を足し上げたものであり、regARIMAモデルの推定は行われない。全国及び三大都市圏についてのregARIMAモデルの異常値・変化点等についての推定結果について言及する場合には直接調整を行った場合の推定結果を参照している。



regARIMA モデルが識別した異常値・変化点の種類と係数推定値の t 値ならびに当該月における攪乱成分比の値をまとめて掲げた。



出典：筆者作成。

図 1 全国の死亡数の推移：1995年 1 月から2024年11月

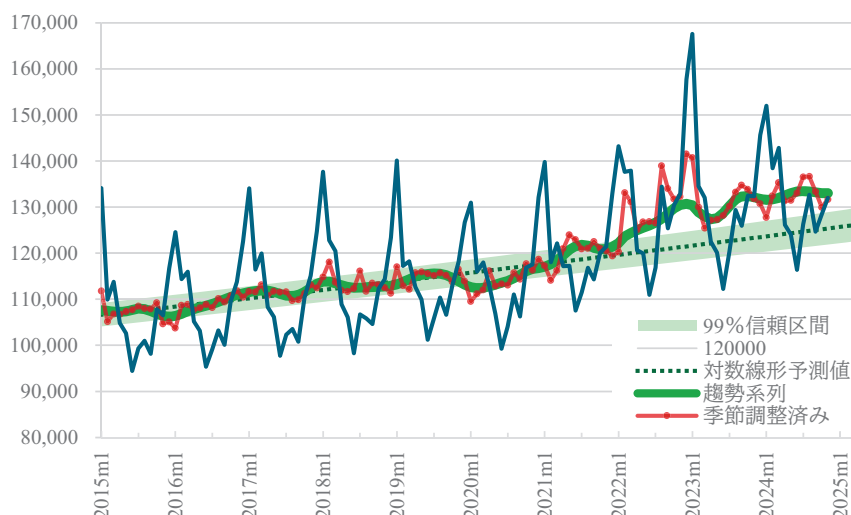
表 1 regARIMA モデルが識別した異常値・変化点と攪乱成分比：全国

| 人口動態<br>の種類 | 年月        | 異常値・変化点 |       | 攪乱成分比 |
|-------------|-----------|---------|-------|-------|
|             |           | 種類      | t 値   |       |
| 死亡          | 1995年 1 月 | ED      | 7.74  | 1.098 |
|             | 1997年 1 月 | AO      | 6.70  | 1.124 |
|             | 1998年 2 月 | ED      | 4.95  | 1.079 |
|             | 1999年 1 月 | ED      | 11.49 | 1.234 |
|             | 2000年 2 月 | AO      | 4.56  | 1.065 |
|             | 2003年 1 月 | AO      | 4.89  | 1.079 |
|             | 2005年 3 月 | AO      | 5.48  | 1.113 |
|             | 2011年 3 月 | AO      | 9.95  | 1.181 |
|             | 2012年 2 月 | AO      | 3.59  | 1.057 |
|             | 2022年 2 月 | LS      | 4.86  | 1.077 |
|             | 2022年 8 月 | ED      | 4.55  | 1.090 |
|             | 2022年12月  | ED      | 4.17  | 1.082 |
|             | 2023年 2 月 | ED      | -3.61 | 1.009 |
| 都道府県間<br>移動 | 2009年 1 月 | AO      | 5.35  | 1.140 |
|             | 2011年 5 月 | ED      | 6.47  | 1.159 |
|             | 2015年 9 月 | ED      | 5.64  | 1.101 |
|             | 2020年 5 月 | AO      | -9.07 | 0.796 |

出典：筆者推定。注：異常値・変化点の種類は、加法的外れ値（AO）、減衰的变化（ED）、水準変化（LS）の別を示す。regARIMA モデルが識別した異常値・変化点は直接調整の推定結果、攪乱成分比（季節調整済み系列の趨勢系列に対する比）は間接調整結果による。全国の都道府県間移動は転出数と転入数が合致する。

全国の死亡数は、原系列でみると一定間隔のスパイクがあり、非常に強い季節性を示すことがわかる。このような季節性を除去した趨勢系列をみると長期的に増加傾向にあるが、2020年前半頃から増加速度を加速させている。2020年以後の新型コロナウイルス感染症が拡大した期間に着目すると、月別死亡数は2023年1月に約16.8万件と過去最高を記録した。2022年2月に水準変化（LS）、2022年8月と12月に減衰的变化（ED）があったことをregARIMAモデルは識別したため、季節調整済み死亡数で見ると2022年12月に約14.2万件（攪乱成分比は約1.082）で最も大きくなる。攪乱成分比の推移をみると、東日本大震災の後2021年までは、2012年2月（1.057）を除いて、1.05を超えたことはなかった（括弧内は攪乱成分比、以下同じ）。しかし、2022年2月の水準変化以後の期間では、新型コロナウイルス感染症の流行との関連でいうと2022年1～3月（第6波）や2022年7～8月（第7波）以後の時期に相当する、2022年8月（1.090）、2022年12月（1.082）、2023年1月（1.079）に、断続的に高水準の死亡ショックが発生している。ただし、これらの攪乱成分比の水準は、東日本大震災が発生した2011年3月の1.181や、全国的にインフルエンザが流行した1999年1月の1.234には及ばない。これまでもインフルエンザの流行等により、1997年1月（1.124）、1998年2月（1.079）、1999年1→2月（1.234→1.115）、2000年2月（1.065）、2003年1月（1.079）、2005年3月（1.113）、2012年2月（1.057）と定期的に死亡ショックは起こっており、ショックの水準としても攪乱成分比でみる限り2022年以後のものと同程度かそれ以上のものは定期的に発生していた。しかしながら、それらは加法的外れ値（AO）や減衰的变化（ED）と識別される一時的なショックであるのに対し、2022年2月以後には水準変化（LS）が識別されている。また1年のうちに3回の断続的な一時ショックが発生したことはこれまでになかった。

新型コロナウイルス感染症が拡大した2020年以後に、それ以前と比べて趨勢の変化があったのかをみるため、2015年1月～2019年12月の趨勢系列を年月に対数線形回帰した場合の予測値とその99%信頼区間並びに2020年以後の補外値を重ねて示したのが図2である。2015～2019年の全国の死亡数の趨勢は対数線型トレンドで良好に説明されており、予測値の99%信頼区間のレンジに収まる。2020年の新型コロナウイルス感染症の流行が始まった最初期に趨勢系列は99%信頼区間の下限を僅かに下回った後は増加速度を加速させ、2022年には信頼区間の上限を上回っている。2022～2023年にかけて水準変化と一時ショックの連続があったことは既述の通りであるが、2020～2022年と比べると2022年末から死亡数の増加ペースはやや緩やかになっているように見えるものの、2024年11月までのところ99%信頼区間上限から一定の距離を保って推移しており、顕著な低下あるいは2015～2019年トレンドへの回帰の傾向は示されていない。ただし、2節（分析手法）で言及した通り、趨勢系列を推定する中心化トレンド移動平均は当月を中心に前後1～2年の観測値を要求し、また季節成分を除去するための中心化季節性移動平均は同様に前後2～5年の同月の観測値を要求する。そのため、観測期間の最後の1～2年はregARIMAモデルの予測値に依存しており、異常値・変化点で識別されるような構造変化が起きないことを前提とすることには留意されたい。



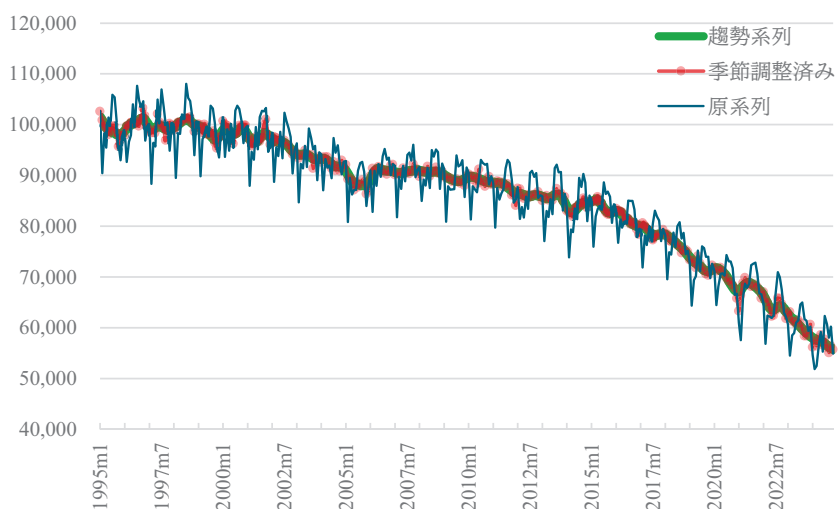
出典：筆者作成。注：対数線形トレンド予測値は、2015年1月～2019年12月の趨勢系列を年月に対数線形回帰したときの予測値とその99%信頼区間を示す。2020年1月以後は対数線形予測値の補外値。

図2 全国の死亡数の趨勢系列と2015～2019年対数線形トレンドの予測値：  
2015年1月から2024年11月

## ② 出生数

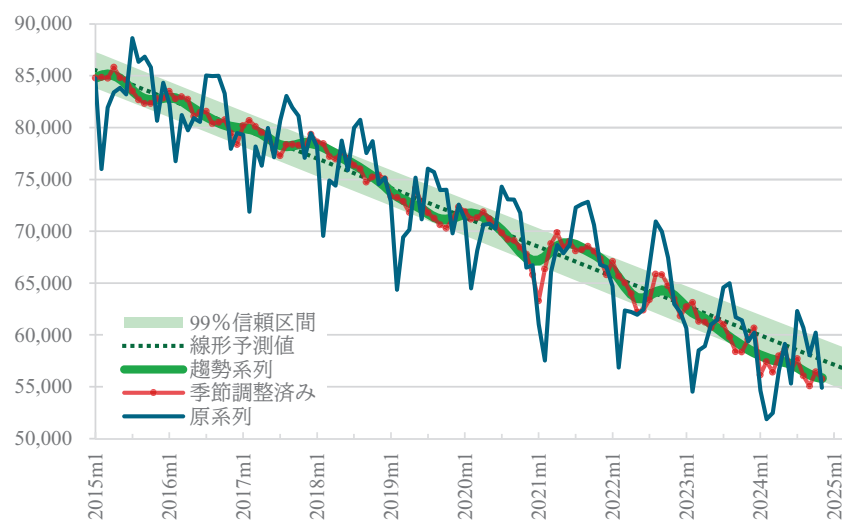
全国の出生数の時系列の要因分解の結果を図3～4に示した。出生数についても、原系列でみると、一定間隔のスパイクがあり、強い季節性を示すことがわかる。この季節性と攪乱成分を除去した趨勢系列をみると、長期的に減少傾向にあり、新型コロナウイルス感染症流行前の2015年頃からその前と比べ減少速度をやや加速させている（図3）。死亡数についての分解結果とは異なり出生数については、2021年1月にやや大きな一時ショック（攪乱成分比は0.942）を経験したものの、regARIMAモデルは本稿の分析対象期間において永続的・一時的なショックを示す異常値・変化点を統計的に有意には識別していない。

しかしながら、2015年以後の期間に着目すると、やや違った状況も見えてくる。死亡数の場合と同様に、出生についても趨勢系列の2015～2019年の線型のトレンドはこの間の低下傾向を良好に説明しており、趨勢系列は99%信頼区間のレンジに収まる。2020年以後の期間については、2023年前半頃から出生数の趨勢系列は線型トレンド予測値の99%下限を下回り、2024年11月現在においても2015～2019年線型トレンドを下回って推移していることがわかる。新型コロナウイルス感染症への対策として人の接触が嚴重に制限された頃、結婚が減少した。結婚の減少は若干のタイムラグをもって第1子出生の減少を招き、低次パリティ人口の低下が高次パリティ出生数を減少させる（国立社会保障・人口問題研究所2023: p.30–36）という見方と整合的な分析結果であり、新型コロナウイルス感染症拡大の影響は2023年頃から顕在化しているとみることができる。



出典：筆者作成。

図3 全国の出生数の推移：1995年1月から2024年11月



出典：筆者作成。注：線形トレンド予測値は、2015年1月～2019年12月の趨勢系列を年毎に線形回帰したときの予測値とその99%信頼区間を示す。2020年1月以後は線形予測値の補外値。

図4 全国の出生数の趨勢と2015～2019年線形トレンドの予測値：2015年1月から2024年11月

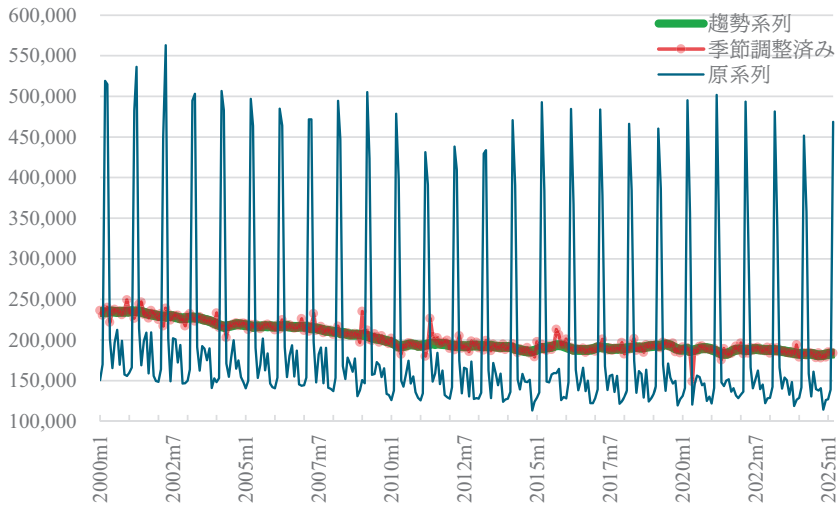


### ③ 都道府県間人口移動

全国の都道府県間人口移動の時系列の要因分解の結果を図5～6に示す。全国の都道府県間移動は、転入数と転出数が合致するため人口移動による人口増減を示すものではなく、都道府県境をまたぐ人口移動（住民票所在地変更）の総量を示す。冒頭で触れたように、人口移動は転出入ともに3～4月に集中しておりその他の月の2～2.5倍という水準になっている。そのため原系列からは過去20年程の期間をみれば減少傾向にあることは察しが付くが、過去3～5年程度の趨勢と比較して今年の5月の水準はどの程度増加・低下したのかを推し量るのは困難であろう。時系列の要因分解の手法は、このように非常に強い季節性を示し、死亡や出生と比べると地域経済等の状況を反映し急速に変わりやすい人口移動の現状を調べるためのツールといえる。

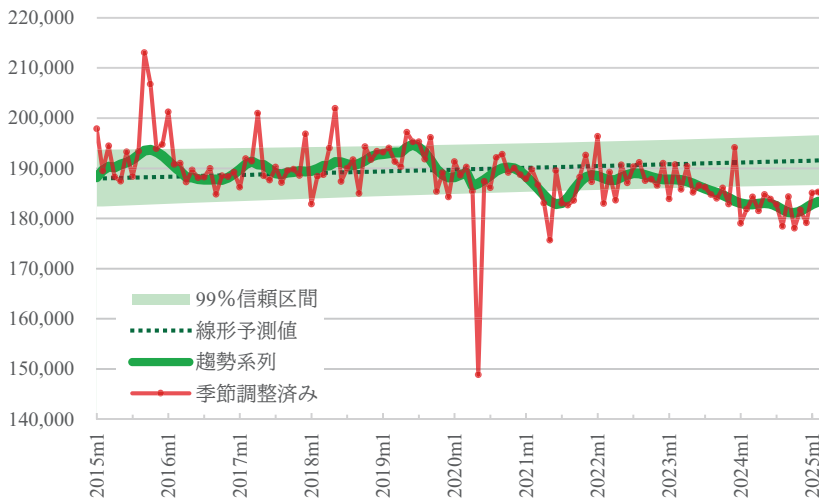
まず、趨勢系列をみると、都道府県間移動の総量は2000年から2010年頃まで低下し、以後2019年頃まで同水準で推移した。直近では、2019年4月頃をピークにやや減少している。攪乱成分比の推移をみると、ちょうど最初の緊急事態宣言が発令されていた2020年5月に0.796という、人口移動量の大きな一時的な減少があったことがわかる。分析対象期間中、新型コロナウイルス発生前にregARIMAモデルが識別した3つの加法的外れ値(AO)・減衰的变化(ED)の攪乱成分比(1.101～1.159)と比べても、2020年5月の加法的外れ値(AO)は大きな影響を及ぼした。なお、2000年代以後では、コロナ前の一時ショックはすべて正であり、活発な人口移動ブームの加熱が異常値として識別されているのに対し、2020年5月の新型コロナショックは人為的な制限による分析期間中ではじめての人口移動量の衰退ショックとなったことは興味深い。

2015年以後の期間に着目し趨勢系列の変化をみると、直近では都道府県間移動量は若干の増加傾向にあった。実際、2015～2019年対数線形トレンドの係数推定値は0.1%水準で統計的に有意な正であった。ただし、2019年4月頃から趨勢系列は減少を開始しており、趨勢の変化が示唆される(図6)。しかしながら、最初の緊急事態宣言下の2020年5月に一時的なショックがあったことは指摘したが、この月の趨勢系列は99%信頼区間のちょうど下限になった。その後、2021年後半に信頼区間下限を下回ったのを除くと2023年のはじめ頃まで信頼区間下限を維持していた。つまり、新型コロナ感染症の拡大が始まって「巣ごもり」と言われ人口移動が忌諱される社会的風潮にあった3年程度の間、一時期を除いて、実際には都道府県間人口移動の総量としては減少してはならず僅かながら増加するトレンドを維持したことになる。そして、2023年頃からは2019年以来の低下トレンドが再開している可能性がある。



出典：筆者作成。

図5 全国の都道府県間移動数（＝転出数＝転入数）の推移：2000年1月から2025年3月

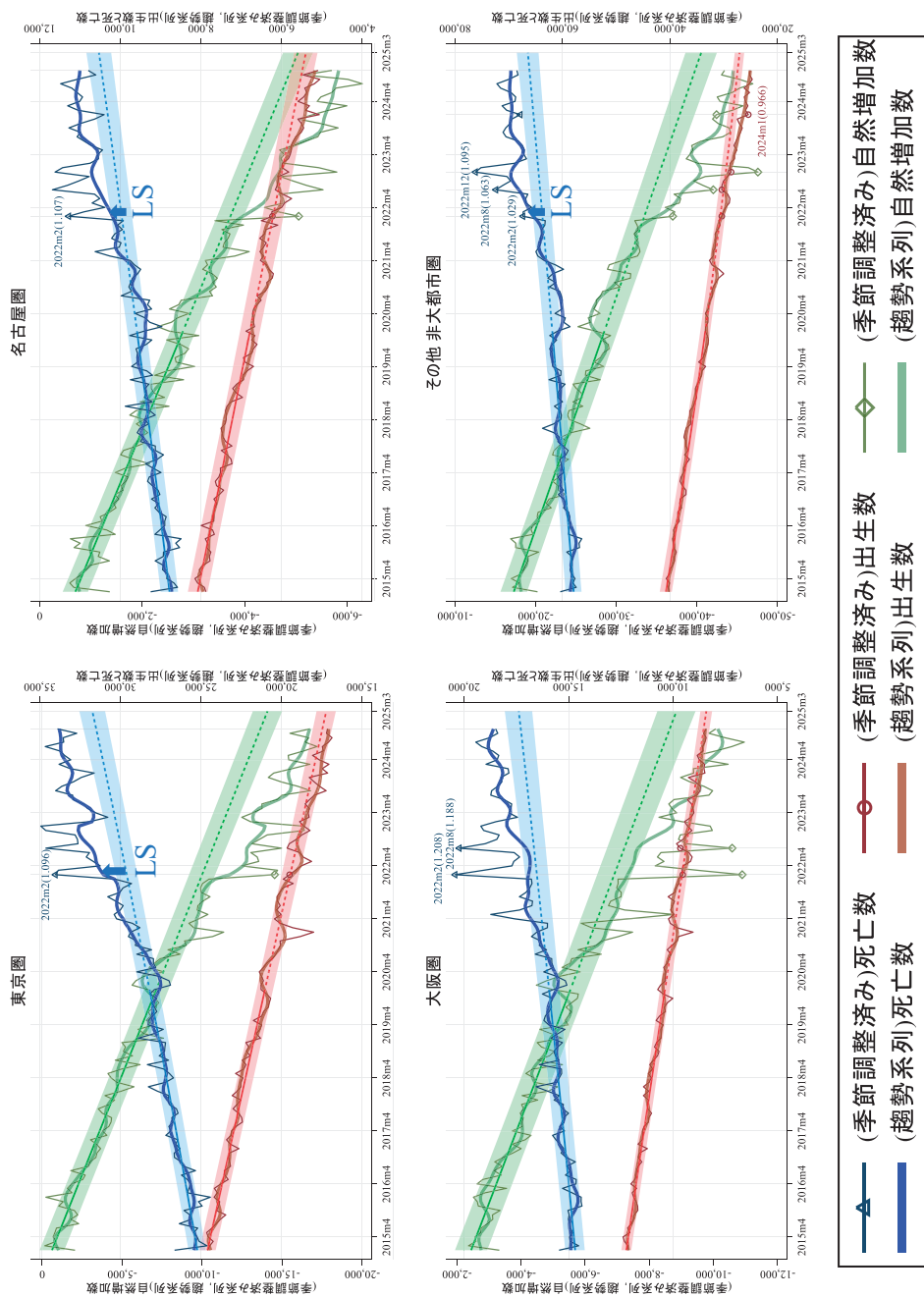


出典：筆者作成。注：対数線形トレンド予測値は、2015年1月～2019年12月の趨勢系列を年月に対数線形回帰したときの予測値とその99%信頼区間を示す。2020年1月以後は対数線形予測値の補外値。

図6 全国の都道府県間移動数の趨勢と2015～2019年対数線形トレンドの予測値：2015年1月から2025年3月

### 3.2. 三大都市圏別にみた 死亡数と出生数

三大都市圏別の死亡数及び出生数について、2015年以後の変化について着目した時系列の要因分解の結果を図7に示した。死亡・出生については、いくつかの地域差もあるものの、後にみる人口移動と比べると2015年以後の変化パターンは共通しており、全国的なショックが広範な地域で観察されたといえる。



出典：筆者作成。注：実直線は2015年1月～2019年12月における趨勢系列の年月による対数線形予測であり、2020年1月以後に補外した予測値を破線で示した。ただし、名古屋圏と大阪圏の出生数及び全ての自然増減数に線型の回帰式を用いた、regARIMA 推定において統計的に有意な異常値・変化点を識別した場合にマークを付けた。年月に続く( )内の数字は攪乱成分比(季節調整済み系列の趨勢系列に対する比)である。

図 7 三大都市圏別にみた 自然動態の趨勢と2015～2019年対数線形トレンドの予測値：2015年1月から2024年11月

まず、死亡数についてみると、趨勢系列の2015～2019年の対数線形の上昇トレンドはどの地域においてもこの間の趨勢をよく説明しており、2020年に死亡数は一時的に減少し信頼区間の下限付近にあったこと、その後反転・上昇に転じたことはどの地域においても共通している。とくに、2022年2月には、大阪圏を除くすべての地域で水準変化（LS）が起こっており、死亡数の趨勢に拡大があったと regARIMA モデルは識別している。なかでも、東京圏における趨勢系列の上昇速度の加速が目立つ。なお、医療崩壊が起こったとされる大阪圏では2022年2～3月（攪乱成分比は1.208～1.130）と8～9月（攪乱成分比は1.188～1.103）に顕著な死亡数の増加があり、どちらも減衰的变化（ED）と識別された。

2022年2～3月のショックを攪乱成分比で見ると、大阪圏で最も大きく（攪乱成分比は1.208～1.130）、次いで名古屋圏（1.107～1.064）、東京圏（1.096～1.083）の順で、非大都市圏（1.029～1.020）は最も小さかった。しかし、2022年12月～翌1月のショックは、逆に非大都市圏（攪乱成分比は1.095～1.087）で最も大きく、名古屋圏（1.084～1.069）、東京圏（1.062～1.072）と大阪圏（1.069～1.070）の順になった。2022年2月のショックは非大都市圏で最も小さかったが、2022年末のショックは非大都市圏で最も大きくなったことは、「新型コロナショック」が大都市圏中心部から郊外、非大都市圏へと拡散したことを示唆するのもかも知れない。

出生についても、趨勢系列の2015～2019年の三大都市圏の線型と非大都市圏の対数線形の低下トレンドは、どの地域においてもこの間の低下傾向を良好に説明しており、趨勢系列は99%信頼区間のレンジに収まる。2020年以後もその傾向は継続しており、程度の差こそあれ、すべての地域において2021年前半に信頼区間の範囲内で低下した後も上下動を繰り返しながら概ね2015～2019年の低下トレンドにしたがっている。ただし、最も出生数の規模が大きく、全国への寄与も大きい非大都市圏では、2022年以後に低下速度が加速しており、2023年以後は信頼区間下限を下回って推移している。三大都市圏別にみた出生について、regARIMA モデルが識別した唯一の異常値・変化点は非大都市圏における2024年1月の加法的外れ値（AO）のみである（攪乱成分比は0.966）。全国では2023年前半頃から出生数の趨勢系列は線型トレンド予測値の99%下限を下回っていたのは、非大都市圏の寄与が大きいことがわかる。

このように新型コロナウイルス感染症が拡大した2020年以後、死亡数は増加速度を加速させ、出生数は減少速度を加速させたため、自然減少の速度は加速した。どの地域においても自然減少数の趨勢系列の2015～2019年の線型低下トレンドはこの間の低下傾向を良好に説明していたが、東京圏・名古屋圏・非大都市圏では2022年のはじめ頃から、大阪圏においても2022年末から自然減少数の趨勢系列は信頼区間下限を明瞭に下回りはじめた。その要因としては、非大都市圏を除くと、死亡数の顕著な増加の影響が大きく、とくに2020年以後の死亡数の水準変化（LS）の寄与が示唆される。

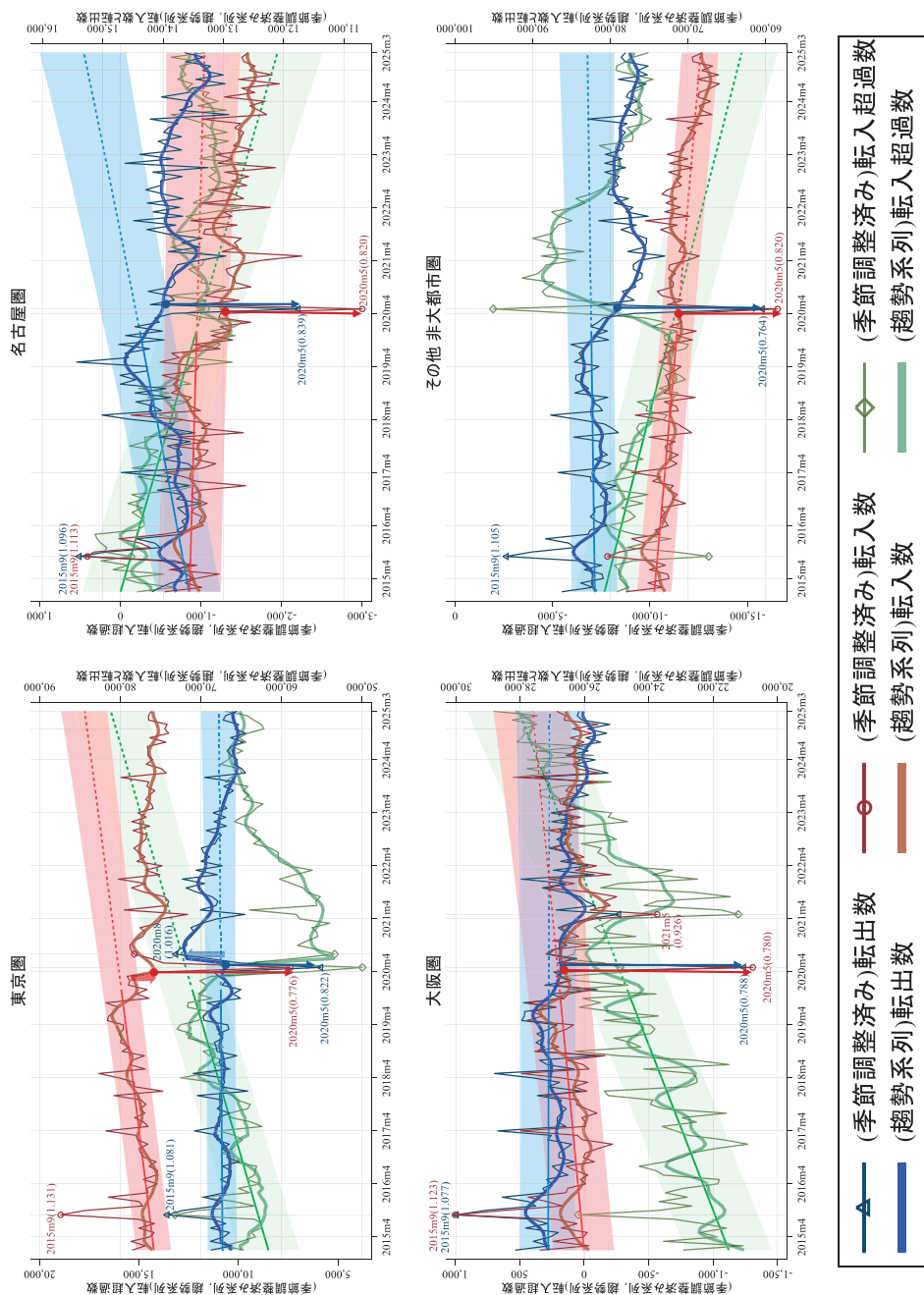
### 3.3. 三大都市圏別にみた 転出数と転入数

三大都市圏別の転出数と転入数及びこれらの差分である社会増減について、2015年以後の変化について着目した時系列の要因分解の結果を図8に示した。死亡・出生と異なり、人口移動は地域によってかなり事情が異なり、複雑な変化をした。ここでは2020年5月前後のショックとその後の変化に論点を絞って分析結果を紹介したい。

まず、最初の緊急事態宣言が発令された2020年5月の一時ショックは全国的に都道府県間移動量を大きく減少させた(3-1-③項)。図8によれば、これはすべての地域において、転出数と転入数の双方を減少させる加法的外れ値(AO)があったことによる。ただし、地域によって転出減少と転入減少の相対的な大きさが異なることにより、転入超過数の変化は異なっていた。すなわち、総じて人口集中が進んだ大都市地域において転入数の減少幅が大きく、逆に非大都市地域において転出数の減少幅が大きかった。まず、大阪圏と名古屋圏では転入減と転出減が概ね同程度の大きさであった。攪乱成分比でみると、大阪圏では転入減(0.780) < 転出減(0.788)、名古屋圏では転入減(0.820) < 転出減(0.839)であり、わずかながら転出減よりも転入減の方が大きい。東京圏では転出減(攪乱成分比0.822)よりも転入減(攪乱成分比0.776)の方が大きく、その結果、転入超過数の減少を招いた。これらに対して、非大都市圏では転出減(攪乱成分比0.764)の方が転入減(攪乱成分比0.820)よりも大きく、転出超過数の縮小があった。

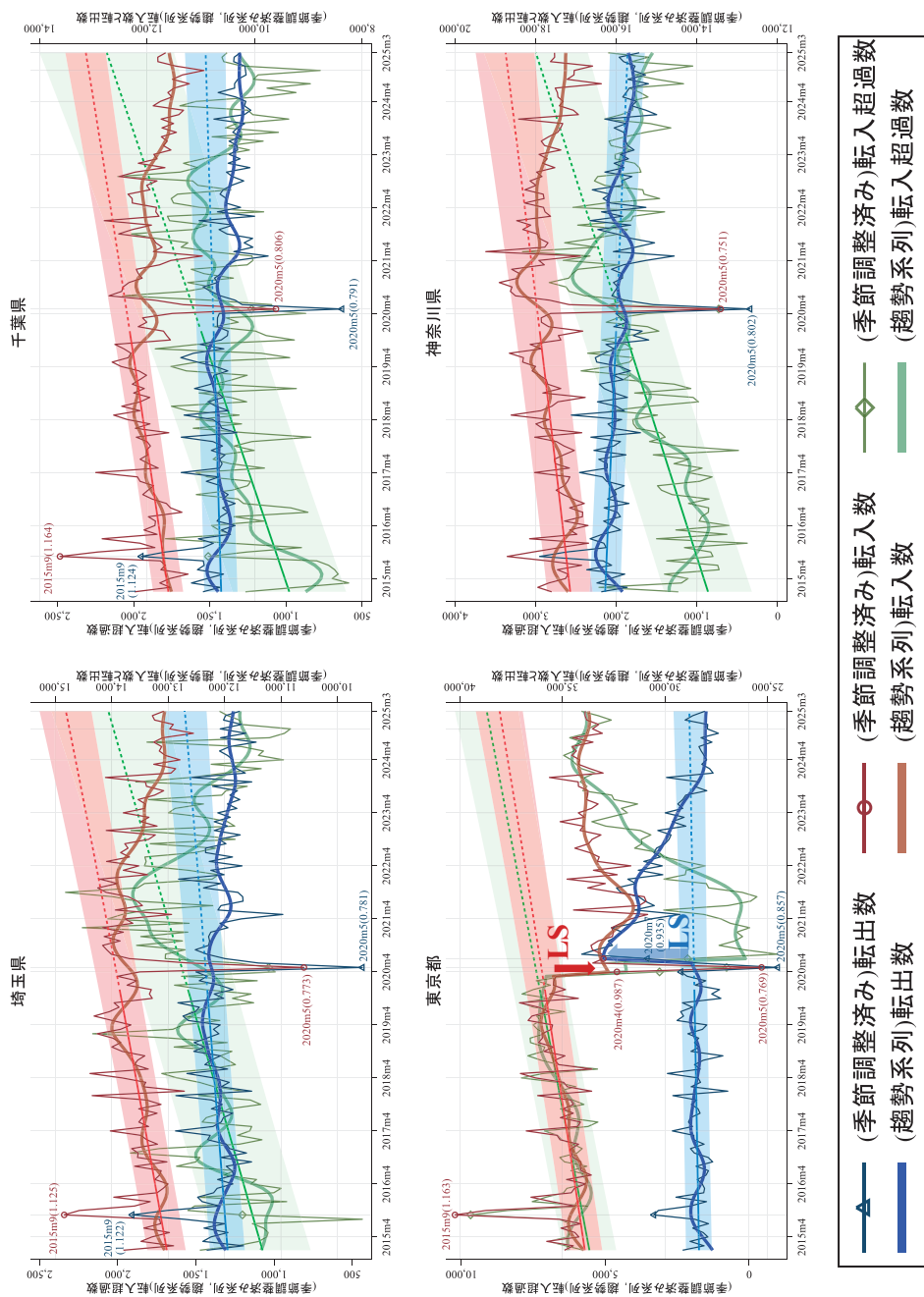
このような2020年5月の「新型コロナショック」の人口移動への影響は、すべての地域において加法的外れ値(AO)として識別されていることから、趨勢系列に直接的に影響を及ぼすことのない一時的なものである。しかし、図8をみると、2020年5月前後に東京圏の趨勢系列に転入数の縮小と転出数の顕著な拡大という不連続な変化があることがわかる。その理由を調べるため、東京圏の一都三県について2015年以後の変化に着目した転出数と転入数の時系列の要因分解の結果を図9に示した。図9によれば、東京都の転入数と転出数の趨勢系列に水準変化(LS)が起きており、転出数拡大と転入数縮小の趨勢の変化があった。まず、2020年3月から4月にかけて転入数の趨勢系列は約3.5万件から約3.3万件へ7.6%縮小した。そして、最初の緊急事態宣言があけた2020年6月から7月にかけてとりわけ大きな転出数の趨勢系列の拡大があり、約2.9万件から約3.3万件へ15.0%増加した。その結果、東京都の転入超過数の趨勢系列は2020年3月の約7千から4月には4千強へ約4割減少し、さらに7月のほぼゼロへと断続的に縮小している。





出典：筆者作成。注：実直線は2015年1月～2019年12月における趨勢系列の年月による対数線形予測であり、2020年1月以後に補外した予測値を破線で示した。ただし、社会増減数については線型の回帰式を用いた、regARIMA 推定において統計的に有意な異常値・変化点を識別した場合にマーカを付けた。年月に続く( )内の数字は攪乱成分比(季節調整済み系列の趨勢系列に対する比)である。

図 8 三大都市圏別にみた 転出入数の趨勢と2015～2019年対数線形トレンドの予測値：2015年1月から2024年11月



出典：筆者作成。注：実直線は2015年1月～2019年12月における趨勢系列の年月による対数線形予測であり、2020年1月以後に補外した予測値を破線で示した。ただし、社会増減数については線型の回帰式を用いた、regARIMA 推定において統計的に有意な異常値・変化点を識別した場合にマーカを付けた。年月に続く( )内の数字は擾乱成分比(季節調整済み系列の趨勢系列に対する比)である。

図9 東京圏における 転出入数の趨勢と2015～2019年対数線形トレンドの予測値：2015年1月から2024年11月

2020年5月以後の人口移動の趨勢の変化に関して、2015～2019年転入超過数の趨勢系列の対数線型のトレンドからの乖離に着目しよう。2015～2019年の趨勢は、大阪圏では転出超過数の縮小、東京圏では転入超過数の増加があり、人口移動による人口減を緩やかにするもしくは人口増加を加速させる趨勢だった。逆に、名古屋圏と非大都市圏では転出超過数の拡大があり、人口移動による人口減少が拡大していた。このような2015～2019年の趨勢系列はすべての地域において対数線形トレンド予測値の99%信頼区間の範囲内にあったが、2020年頃からすべての地域において転入超過数の趨勢は反転した。大阪圏では転出超過が2015～2019年には縮小していたが拡大に転じ、東京圏では転入超過が拡大していたが縮小に転じた。名古屋圏と非大都市圏では転出超過が拡大していたが、縮小に転じた。これらのうち、大阪圏においては2025年3月までに転入超過数の趨勢は2015～2019年の対数線形トレンドに回帰している。一方で、東京圏の転入超過の趨勢系列は2015～2019年対数線形トレンド信頼区間下限をかなり下回って推移している。他方で、名古屋圏・非大都市圏の転出超過は2015～2019年対数線形トレンド信頼区間上限をかなり上回って推移している。東京圏における転出数は2015～2019年対数線形トレンドの水準に2025年3月までに回帰しており、転入超過の戻りが遅いのは2015～2019年に増加趨勢であった転入数が2020年以後低迷しているためである。逆に、名古屋圏と非大都市圏では2015～2019年転出数の増加傾向が2019年後半頃から変調し、2020年に対数線形トレンド信頼区間の下限を下回るようになったが、この転出数の縮小が継続している。これらの結果は2015～2019年の間は加熱を続けていた非大都市圏から東京圏へ向かう「都心回帰」の人口移動の趨勢が、2020年前後に減速したことを示唆する。なかでも、東京都の変化が顕著だが、東京圏の3県においても転入数は低下趨勢である。ただし、2025年3月の時点において、東京圏の転入超過数はプラス、非大都市圏ではマイナスである。非大都市圏から東京圏への人口移動がなくなったわけではない。

#### 4. まとめと今後の課題

本稿では人口動態の月次系列の季節性に対処したうえで、新型コロナウイルス感染症の流行が始まった以後の時期に人口動態にどのような趨勢の変化があったのかを全国と三大都市圏別に観察した。最小限のタイムラグをおいた最新のデータを分析した本稿の知見として、死亡数と出生数には全国的なショックが広範な地域で観察される傾向にあった。出生数については、2020年以後「新型コロナショック」は全国には検出されていない一方で、死亡に対する「新型コロナショック」は全国的に2022年2月以後に水準変化（LS）を生じさせたことをregARIMAモデルは識別した。この背後には同時期の非大都市圏・東京圏・名古屋圏における死亡数の水準変化（LS）がある。一方、大阪圏では2022年2月と8月に断続的に大きな「新型コロナショック」があり、一時的な減衰的变化（ED）として推定されている。死亡・出生・人口移動という人口動態のなかでも2022年以後は死亡の変化が著しくなっており、新型コロナウイルス感染症拡大前（2015～2019年）の出生・死

亡の趨勢系列は概ね単調な増減を示していたが、コロナ禍以後の死亡数は新型コロナウイルス感染症の流行の波に沿った周期的な動きを示すようになっている。地域差も相対的には大きくなっているように見え、慎重なモニタリングの継続が望まれる。

一方、人口移動は地域によってかなり事情が異なっていた。おそらく、新型コロナウイルスの人口動態への影響のなかで、最初の緊急事態宣言が発令された2020年5月の人口移動への「新型コロナショック」が最も大きなものの一つであった。分析の結果、2020年5月の「新型コロナショック」は、すべての地域で転入数・転出数の双方を減らしたものの、東京圏では転出減よりも転入減が大きく転入超過数の減少をまねき、非大都市圏では転入減よりも転出減の方が大きく転出超過数の縮小があった。この知見は筆者らが月次人口動態系列のモニタリングを開始した2022年以来、最新データの分析結果によっても継続して観察されており、頑健な結果であることが示唆された。さらに、東京都では2020年4月以後の転入数の縮小、2020年7月以後の転出数の拡大のそれぞれに趨勢の変化が生じていたものの、東京圏全体でみればこれらの時期の変化は一時的なものであった。東京圏なかでも東京都における転出数は新型コロナ前の水準に概ね戻っており水準変化（LS）は解消に向かっているとみられる一方、転入数の戻りは遅い。「新型コロナショック」後の調整は現在も続いているものと見られるため、地域人口動態の継続的なモニタリングとより精緻な分析への深化が不可欠である。

本稿では、全国・東京圏・名古屋圏・大阪圏・非大都市圏の5区分の地域について間接調整の季節調整を行い、これら5つに大別された地域区分に縮約した分析結果を示した。たとえば、全国的に2022年2月以後の死亡数の水準変化（LS）が生じた背後には、同時期の非大都市圏・東京圏・名古屋圏における死亡数の水準変化（LS）があることを明らかにしたが、具体的にどの都道府県でどの程度の大きさの変化が生じたのか、それらの変化の都道府県間の関係はどのようなものかといった個別都道府県の状態については紙幅の関係で言及できなかった。先述の通り、「新型コロナショック」後の調整は現在も続いているとみられ、都道府県やそれよりも細かな地域区分によるモニタリング結果にも関心が持たれるものと思われる。都道府県別の分析結果については別途報告する予定であるが、今後の課題としたい。

そのほかに分析上の限界として、3つの課題を指摘しておきたい。第一に、冒頭でも触れた通り、本研究は人口動態系列の実数を対象として月別時系列の要因分解を行い、趨勢を観察するものである。主要な観察期間は新型コロナウイルス感染症の流行が始まった2020年以後の変化ではあるが、人口動態系列の観察期間としては1995年もしくは2000年以後の期間であり、わが国の人口動態は着実に少子高齢化の影響を受けるようになっている。人口学的には、基本構造といわれる男女・年齢構造に影響されない事象の観察が極めて重要である。新型コロナウイルスの影響評価として、全国の死亡については石井ほか（2025）が月次生命表を構築して既に実施している。実数ではなく人口学的な率に依拠した、出生や人口移動への影響評価、地域別にみた影響とその関連の評価についても今後進める必要がある。



第二に、本研究は人口動態系列からカレンダー効果と季節成分を除去した趨勢系列と攪乱成分の変化タイミングを新型コロナウイルス流行の開始時期との関連で言及しているにすぎず、新型コロナウイルスの直接的な影響を評価するものではない。これまでほとんど活用されてこなかった月別人口動態系列の変化の観察を可能にする時系列の要因分解結果は行政をはじめとする多くのユーザーに有用な情報であると思われるものの、2020年以後の人口動態系列の変化にはその他の要因の影響が含まれるため、新型コロナウイルスの影響評価としては限界がある。たとえば、清水（2024）は、2020年前後における東京圏の転入超過数の急減を規定した要因を人口学的・社会経済的に検討し、コロナ禍の影響だけでなく東京オリンピック開催などによる2010年代後半の転入数と転入超過数の急増や少子化による青年人口の減少の影響も指摘している。新型コロナウイルスの人口動態系列への影響評価としては、より直接的・構造的な分析が望まれる。

最後に、本研究では経済統計の分析で広く一般的・標準的に活用されているセンサス局法による季節調整を人口動態統計系列にも容易に応用可能であることを示すことも目的のひとつとし、X-13-ARIMA-SEATS プログラムのほとんどのオプションを初期設定のまま利用した。しかしながら、個別系列の統計学的なふるまいを精査せずに時系列の要因分解を機械的に実施すると、統計学的には非標準な非定常時系列に対する時系列の要因分解を実施することになりかねない。その場合には、通常の推定方法が有するパラメータの一致推定量や統計量の大標本近似といった望ましい性質が保持されない（国友・高岡 2005）。一方で、国友（2001）によれば、時系列を定常化させる階差次数及び季節階差次数の選択は統計的にかなり難しい問題であり（p.15）、regARIMA モデルを用いた季節調整法を利用するにはかなりの専門的知識と経験のある専門家が必要である（p.26）。これらは個別系列についての理解と熟練が必要であるという指摘であり、月別人口動態系列のより効率的・効果的な活用のためには、このような分析手法の精緻化も望まれる。

（2025年12月11日査読終了）

## 謝辞

本研究の推進にあたり数多くの機会でご貴重なコメントを得ることができた。ここにすべてを挙げることはできないが、津谷典子氏（慶應義塾大学）、石井太氏（慶應義塾大学）、可部繁三郎氏（福井工業大学）、並びに、原俊彦氏（札幌市立大学）をはじめとする2022～2024年度日本人口学会第1回東日本地域部会と2023～2024年アメリカ人口学会への参加者から貴重なコメントをいただいた。本研究は、厚生労働行政推進調査事業費補助金（JPMH20AA2007及びJPMH23AA2005、研究代表小池司朗）による助成を受けて執筆した。令和6（2024）年度総括研究報告書に掲載の原稿を大幅に加筆・修正したものである。改稿にあたり、匿名の査読者から多数の有益な指摘をいただいた。言うまでもなく、残された誤謬は筆者の責任である。



## 参考文献

- Box, George E. P. and Gwilym M. Jenkins (1970) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, San Francisco, CA: Holden-day.
- Dagum, Estela Bee (1980) *The X-II-ARIMA Seasonal Adjustment Method* (No. 12-564E), Ottawa: Statistics Canada.
- Findley, David F., Brian C. Monsell, William R. Bell, Mark C. Otto and Bor-Chung Chen (1998) “New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal-Adjustment Program,” *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 16, No. 2 (Apr., 1998), pp. 127-152
- Gómez, Victor and Agustin Maravall (1996) Programs TRAMO and SEATS : Instructions for the user (beta version: June 1997). Banco de España, Servicio de Estudios, DT 962
- 石井太・別府志海・菅桂太・岩澤美帆 (2025) 「月別に拡張した「日本版死亡データベース」による死亡率の期待値と実績値の乖離分析」『人口問題研究』第81巻第3号：pp.221-241.
- 国立社会保障・人口問題研究所 (2023) 『日本の将来推計人口－令和3(2021)～52(2070)年－ 令和5年推計』人口問題研究資料第347号，国立社会保障・人口問題研究所.
- 国友直人 (2001) 「季節調整法 X-12-ARIMA (2000) の利用：法人企業統計の事例」『経済学論集』（東京大学経済学部），Vol. 67-2：pp.2-29.
- 国友直人 (2007) 「季節調整法」，蓑谷千鳳彦・縄田和満・和合肇（編著）『計量経済学ハンドブック』朝倉書店.
- 国友直人・高岡慎 (2005) 「経済季節性と季節転換時系列モデル」『日本統計学会誌』第35巻第1号：pp.1-26.
- Ladiray, D. and B. Quenneville (2001). *Seasonal Adjustment with the X-11 Method*, New York: Springer. Lecture Notes in Statistics, Vol. 158.
- Shiskin, J., A. H. Young, and J. C. Musgrave (1967). The X-11 variant of the Census Method II seasonal adjustment program. Technical Paper No. 15, U.S. Department of Commerce, U. S. Census Bureau.
- 清水昌人 (2024) 「東京圏の転入超過とコロナ禍」『人口問題研究』第80巻第1号：pp.46-69.
- 菅桂太・小池司朗・鎌田健司 (2022) 「2000年代以後の地域別月別人口動態の趨勢」，「地域部会報告 2022年度第1回東日本地域部会」，『人口学研究』第59号：pp.173-179.
- 菅桂太・小池司朗・鎌田健司 (2023) 「2000年代以後の地域別月別人口動態の趨勢と新型コロナ・パンデミック以後の変化」，「地域部会報告 2023年度第1回東日本地域部会」，『人口学研究』第60号：pp.80-85.
- 菅桂太・小池司朗・鎌田健司 (2024) 「2000年代以後の地域別月別人口動態の趨勢：新型コロナ・パンデミックの時系列的な影響は構造変化なのか？」，「地域部会報告 2024年度第1回東日本地域部会」，『人口学研究』第61号：pp.134-141.
- 高部勲 (2009) 「季節調整法 TRAMO-SEATS 法の分析」，『統計局研究彙報』第66号：pp.33-75.
- U. S. Census Bureau (2020) X-13-ARIMA-SEATS Reference Manual, Version 1.1, U. S. Census Bureau: Washington, DC. <Accessed on 2022/1/11 at <https://www.census.gov/data/software/x13as.html>>

# Regional Population Dynamics after the COVID-19 Pandemic in Japan: An Examination of the Monthly Time Series of Births, Deaths, and Migration in the Three Major Metropolitan Areas after the 2000s

SUGA Keita<sup>i)</sup>, KOIKE Shiro<sup>i)</sup>, and KAMATA Kenji<sup>ii)</sup>

This study rigorously analyzes the latest evolution of population dynamics in Japan by focusing on monthly vital statistics series, including the number of births, deaths, and inter-prefectural in-migration and out-migration. To address the seasonality embedded in these series, we apply the well-established X-13ARIMA-SEATS method developed by the U.S. Census Bureau. We decompose the seasonal components for each prefecture, and summarize the key results by aggregating them for the nation as a whole and the three major metropolitan areas. In particular, we investigate whether population trends shifted around April–May 2020, when the COVID-19 pandemic began and the Japanese government declared the state of emergency for the first time.

The analysis revealed that births and deaths were subject to nationwide shocks observed across a wide range of regions. Notably, the regARIMA model identified a level shift indicating a sustained increase in deaths beginning in February 2022. In contrast, population mobility exhibited substantial regional variation. Although the "COVID-19 shock" in May 2020 reduced both in-migration and out-migration across all regions, the Tokyo metropolitan area experienced a greater decline in in-migration than in out-migration, resulting in a reduction in net in-migration. Conversely, in non-metropolitan areas, the decline in in-migration was smaller than that in out-migration, leading to a reduction in net out-migration.

**Keywords:** Monthly births, deaths, and inter-prefectural migration, COVID-19, Seasonal adjustment

---

i National Institute of Population and Social Security Research

ii Meiji University

## 補遺. X-13-ARIMA-SEATS プログラムを用いたセンサス局 X-

### 11 法による季節調整

この補遺では、本文「2000 年代以後の全国と三大都市圏の別にみた月別人口動態の趨勢」の分析結果の精確な解釈に資するため、X-13-ARIMA-SEATS プログラム処理の技術的な側面のうち、補遺 1 において第一段階の事前調整に用いる regARIMA モデルと TRAMO 法について取り扱い、補遺 2 において第二段階の時系列の要因分解を行う X-11 法について取り扱う。

#### 補遺 1. 季節調整法における事前調整に用いる regARIMA モデルと

#### TRAMO 法によるモデル自動選択

X-12-ARIMA 法における季節調整の第一段階の事前調整パートでは、ARIMA モデルを用いて原系列を記述し、「調整値更新の不安定」の問題に対処するために X-11 法に含まれる中心化移動平均の算出に必要な期間についての将来のモデル予測値を得ることを目的とする。そもそも ARIMA モデルは独立同分布の定常な確率項であるホワイト・ノイズを用いて原系列を記述するモデルであり、事前調整パートの目的はホワイト・ノイズから原系列を統計的によりよく復元できる関数を発見することである。また、ARIMA モデルの係数推定値と予測値は種々の異常値や変化点の存在に対し極めて敏感に反応することが知られており（たとえば Burman and Otto 1989）、予測値を得る際には閏年や休日・曜日構成効果（Trading day effects）等のカレンダー効果と呼ばれる時系列に固有な構造的影響とともに、異常値や変化点の影響を除去することが重要とされる。以下では、X-13-ARIMA-SEATS プログラムに採用されている TRAMO 法における regARIMA モデルの自動選択方法の概要を紹介する。さらなる詳細は、U.S. Census Bureau (2020 : 4 章及び 7.2 節) 並びに Gómez & Maravall (2001)を参照されたい。

まず、原系列を対数変換することが望ましい場合には変換を行う。そのうえで、カレンダー効果や定数項と異常値・変化点の探索と季節性 (Seasonal) ARIMA (SARIMA) モデルの次数の選択を行う。最後に、選択されたモデルを用いて、カレンダー効果や異常値・変化点の影響を取り除いた予測値を算出し、X-11 法を適用するためのインプットデータを作成する。なお、原系列に対数変換を実施する場合には、補遺 2 で紹介する時系列の要因分解を行うために X-11 法を適用する際にも整合的な乗法モデルが用いられる。

一般に、月別データ  $z_t$  についての  $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$  モデルは次式で特定される独立同分布で平均ゼロの確率項  $a_t$  の関数である。

$$\phi(B)\Phi(B^{12})(1-B)^d(1-B^{12})^D z_t = \theta(B)\Theta(B^{12})a_t$$

ここでは $B$ は期間を交代させるラグオペレーター ( $Bz_t = z_{t-1}$ )、 $\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ は非季節性自己回帰オペレーター、 $\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$ は非季節性移動平均オペレーター、 $\Phi(B^{12}) = (1 - \Phi_1 B^{12} - \dots - \Phi_P B^{12P})$ は季節性自己回帰オペレーター、 $\Theta(B^{12}) = (1 - \Theta_1 B^{12} - \dots - \Theta_Q B^{12Q})$ は季節性移動平均オペレーターである。 $(1 - B)^d(1 - B^{12})^D z_t$ は、月別系列 $z_t$ の $d$ 回の階差と月別に同じ月の $D$ 回の階差をとるという操作に対応する。 $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ は必要な階差をとった後の定常な系列を、 $p$ 次の非季節性自己回帰、 $P$ 次の季節性自己回帰、 $q$ 次の非季節性移動平均、 $Q$ 次の季節性移動平均で説明するというモデルである。regARIMA モデルは、観察される系列 $y_t$ の平均を説明する次の回帰式を用いて $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ モデルを拡張する。

$$y_t = \sum_i \beta_i x_i + z_t$$

つまり、regARIMA モデルは月別系列観測値をカレンダー効果や異常値・変化点で説明する回帰式の残差に $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ モデルを適用するものである。

X-13-ARIMA-SEATS プログラムが regARIMA モデルについて自動探索する構造的な要因 $x_i$ としては、閏年効果、曜日効果（月別の日曜日の数からの各曜日の数の差に対応する 6 つの変数で識別）、イースター効果の他、次の 3 種類の異常値・変化点を特定する変数がある。X-13-ARIMA-SEATS プログラムは後述のようにこれらの異常値・変化点を自動選択しており、異常値・変化点の種類に応じて特定の月・期間に、他の期間とは異なって $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ モデルでは説明できないような統計的に有意なショックが起こったことを識別している。

異常値・変化点を特定する 3 種類の変数の第一は、ある特定の月の値が異常であることを示す「加法的外れ値 (Additive Outlier, AO と略記する)」である。この効果は特定の月に 1 をとり、その他は 0 である以下のダミー変数 $AO_t^{(t_0)}$ によって識別される。

$$AO_t^{(t_0)} = \begin{cases} 1 & \text{for } t = t_0 \\ 0 & \text{for } t \neq t_0 \end{cases}$$

第二は、特定の月に生じる異常が減衰的に縮小する一時変化 (Temporary Change) である。これらの第一と第二の変数は、系列に一時的に生じる異常を識別するものと分類される。regARIMA モデルでは二番目の変数は一時変化と呼ばれるが、本稿では「減衰的变化 (Exponential Decay, ED と略記する)」と呼ぶ。この効果は特定の月より前は 0、特定の月以後は指数的に減衰する値をとる以下の変数 $ED_t^{(t_0)}$ によって識別される。

$$ED_t^{(t_0)} = \begin{cases} 0 & \text{for } t < t_0 \\ \alpha^{t-t_0} & \text{for } t \geq t_0 \end{cases}$$

ここで $\alpha$ は従来水準への減衰率に対応するパラメータであり ( $0 < \alpha < 1$ )、初期値は 0.7 になっている。

第三は、特定の月に生じた系列の変化が永続する「水準変化 (Level Shift, LS と略記する)」である。この効果は特定の月より前は -1、特定の月以後は 0 をとる以下のダミー変数

$LS_t^{(t_0)}$ によって識別される。通常は特定の月以後に1をとるダミー変数が想起されることが多いと思われるが、X-13-ARIMA-SEATS プログラムの水準変化効果は最新時点の値に準拠するため特定の月より前の値をシフトさせている。

$$LS_t^{(t_0)} = \begin{cases} -1 & \text{for } t < t_0 \\ 0 & \text{for } t \geq t_0 \end{cases}$$

なお、X-13-ARIMA-SEATS プログラムでは次の手順でカレンダー効果や異常値・変化点の自動選択をおこなっている。まずカレンダー効果がF値修正AICを用いて統計的に有意なのかを計測し、統計的に有意ならこれらを加えたモデルを用いる。さらに定数項が統計的に有意なのかテストし有意なら加えることで外れ値を探索するための初期モデルを識別する。そのうえで、概ね次の[1]から[4]の手順で異常値・変化点を探索する。[手順1]観測期間中の各月に対して、探索しようとする種類の異常値・変化点を一つずつモデルに加えた場合のt値を算出する。異常値・変化点候補に対して算出されたt値のなかで、最も大きなt値が「閾値」を超えるならモデルに加える。[手順2]前の手順で発見した異常値・変化点を加えたモデルを用いて[手順1]を再度実施し、「閾値」を上回る異常値・変化点を発見できなくなるまで探索を続ける。[手順3]新たな異常値・変化点を追加することができなくなったら、すべての異常値・変化点候補を投入したモデルで各外れ値のt値を算出し、「閾値」を下回るものがあれば最小のt値の異常値・変化点をモデルから除外する。[手順4]前の手順で除外した変数を除く新たなモデルで[手順3]を再度実施し、すべての異常値・変化点を同時に用いたモデルにおいて各異常値・変化点のt値が「閾値」を上回るようになったら探索を終了する。なお、これらの「閾値」には観測値数に依存して4前後の高めの水準が用いられる。

ただし、実際には、 $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ モデルの階差とARMA次数の選択と同時に異常値・変化点等の探索が行われる。そのため、まず初期モデル( $SARIMA(0, 1, 1)(0, 1, 1)_{12}$ )を用いてカレンダー効果と定数項、異常値・変化点等についてのモデル選択を行う。識別された説明変数を用いて単位根検定により階差が決められ、ベイズ情報量基準(BIC)を用いてARMA次数を更新する。そのうえで、選択された $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ モデルの残差が初期モデルよりも好ましい性質を持つことを確認し自動選択された $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$ モデルの方が優れているなら、異常値・変化点等を含む説明変数の探索を再度実施する。最後に単位根検定とモデル係数の有意性を確認する、という操作を何度か繰り返すことになる。

## 補遺2. X-11法による時系列の要因分解

X-11法は、原系列からカレンダー効果と3種類の異常値・変化点を除去した事前調整済み原系列に2種類の中心化移動平均を繰り返し適用することで、下式が示すように原系列 $Y_t$ を趨勢系列 $T_t$ 、複合季節成分 $S_t$ 、攪乱成分 $I_t$ という3つの要素に分解する手法である。こ



ここでは加法モデルを取り上げるが、乗法モデルについても同様である。

$$Y_t = T_t + S_t + I_t$$

2 種類の中心化移動平均とは、隣あった月の平均であるトレンド移動平均と、同じ月について前後の年次の平均である季節性移動平均を指す。前者を趨勢系列の推定に、後者を季節成分の推定に用いる。X-11 法の基本アルゴリズムは、表 A1 に示す通り概ね 3 段階で、これら 2 種類の中心化移動平均を繰り返し適用することによって構成される。なお、X-11 法の季節性移動平均によって抽出されるのは季節成分であるが、時系列の要因分解式において  $S_t$  を複合季節成分と呼ぶのは、最終的に事前調整パートで抽出されたカレンダー効果を含めるためである。

第一段階では、事前調整済みの月次原系列  $\tilde{Y}_t$  にトレンド移動平均（当月を中心に 6 ヶ月前～6 ヶ月後の平均）を適用して趨勢系列初期値  $T_t^{(1)}$  を推定し、事前調整済み原系列  $\tilde{Y}_t$  から趨勢系列を取り除いた系列  $SI_t^{(1)}$  (Seasonal-irregular) をまず抽出する。これに季節性移動平均を適用することで季節成分初期値  $S_t^{(1)}$  を推定する。さらに、事前調整済み原系列  $\tilde{Y}_t$  からこの季節成分初期値  $S_t^{(1)}$  を除去すれば季節調整済み系列初期値  $A_t^{(1)}$  を得る。

第二段階では、季節調整済み系列初期値  $A_t^{(1)}$  にトレンド移動平均を適用することで趨勢系列中間値  $T_t^{(2)}$  を推定し、事前調整済み原系列  $\tilde{Y}_t$  から趨勢系列中間値  $T_t^{(2)}$  を取り除いた系列  $SI_t^{(2)}$  に、季節性移動平均を適用して最終的な季節成分  $S_t^{(2)}$  を推定する。事前調整済み原系列  $\tilde{Y}_t$  から最終的な季節成分  $S_t^{(2)}$  を除去すれば 最終的な季節調整済み系列  $A_t^{(2)}$  が得られる。

第三段階で、最終的な季節調整済み系列  $A_t^{(2)}$  にトレンド移動平均を適用することで 最終的な趨勢系列  $T_t^{(3)}$  を推定する。最終的な季節調整済み系列  $A_t^{(2)}$  から 最終的な趨勢系列  $T_t^{(3)}$  を除去すれば 最終的な攪乱成分  $I_t^{(3)}$  が得られる。以上の手順により、事前調整済み原系列  $\tilde{Y}_t$  は、趨勢系列  $T_t^{(3)}$ 、季節成分  $S_t^{(2)}$ 、攪乱成分  $I_t^{(3)}$  に分解される。最終的な季節調整済み系列  $A_t^{(2)}$  は、これらのうち趨勢系列  $T_t^{(3)}$  と攪乱成分  $I_t^{(3)}$  から構成される。

X-11 法の実際の計算では、基本アルゴリズムを 3 回繰り返している。また、最初の 1～2 回の基本アルゴリズムの適用では、原系列  $\tilde{Y}_t$  から趨勢系列を取り除いた系列  $SI_t$  を推定した後、極端な値 (extreme value) のウェイトを下げて季節性移動平均を適用して季節成分を推定している。また、趨勢系列が推定されると季節調整済み系列から攪乱成分が抽出されるが、1～2 回目の計算で識別された極端な攪乱成分を除去して 2～3 回目の計算を開始する初期値としている。このように X-11 法は慎重に 原系列を 1 年を超える期間の趨勢の変化を示す趨勢系列、1 年の間の月別にみた系列の変化パターンを示す複合季節成分、これらすべての要素を取り除いた不規則な変化である攪乱成分という 3 つの要素に分解するための手法となっている。

表 A1. X-11 法の基本アルゴリズム（加法モデルの例）

| 手順 | 処理内容                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
|----|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1  | <p>(a) 中心化 12 項 (2x12) トレンド移動平均による趨勢系列初期値<math>T_t^{(1)}</math>の推定</p> $T_t^{(1)} = \frac{1}{24} \tilde{Y}_{t-6} + \frac{1}{12} \tilde{Y}_{t-5} + \cdots + \frac{1}{12} \tilde{Y}_t + \cdots + \frac{1}{12} \tilde{Y}_{t+5} + \frac{1}{24} \tilde{Y}_{t+6}$ <p>(b) 原系列<math>\tilde{Y}_t</math>から趨勢系列を取り除いた系列<math>SI_t^{(1)}</math> (Seasonal-irregular) の推定</p> $SI_t^{(1)} (= S_t + I_t) = \tilde{Y}_t - T_t^{(1)}$ <p>(c) 3x3 季節性移動平均の適用及び中心化 12 項移動平均を用いた標準化による季節成分初期値<math>S_t^{(1)}</math>の推定</p> $S_t^{(1)} = \hat{S}_t^{(1)} - \left( \frac{1}{24} \hat{S}_{t-6}^{(1)} + \frac{1}{12} \hat{S}_{t-5}^{(1)} + \cdots + \frac{1}{12} \hat{S}_{t+5}^{(1)} + \frac{1}{24} \hat{S}_{t+6}^{(1)} \right)$ <p>ただし、<math>\hat{S}_t^{(1)} = \frac{1}{9} SI_{t-24}^{(1)} + \frac{2}{9} SI_{t-12}^{(1)} + \frac{3}{9} SI_t^{(1)} + \frac{2}{9} SI_{t+12}^{(1)} + \frac{1}{9} SI_{t+24}^{(1)}</math></p> <p>(d) 季節調整済み系列初期値<math>A_t^{(1)}</math>の推定</p> $A_t^{(1)} (= T_t + I_t) = \tilde{Y}_t - S_t^{(1)}$                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
| 2  | <p>(a) Henderson トレンド移動平均による趨勢系列中間値<math>T_t^{(2)}</math>の推定</p> $T_t^{(2)} = \sum_{j=-H}^H h_j^{(2H+1)} A_{t+j}^{(1)}$ <p>ただし、<math>h_j^{(2H+1)}</math>は以下に示す<math>(2H+1)</math>項 Henderson ウェイトであり、9 項、13 項、23 項のなかからデータに合わせて（攪乱成分(t-1~t 期)変化の平均と趨勢系列(t-1~t 期)変化の平均の比の大きさに応じて）自動選択される。ウェイトは対称であるため最初の<math>(H+1)</math>項を示した。</p> <p>9 項(<math>H=4</math>): <math>\frac{1}{2431} \{-99, -24, 288, 648, 805\}</math></p> <p>13 項(<math>H=6</math>): <math>\frac{1}{16796} \{-325, -468, 0, 1100, 2475, 3600, 4032\}</math></p> <p>23 項(<math>H=11</math>): <math>\frac{1}{4032015} \{-17250, -44022, -63250, -58575, -19950, 54150, 156978, 275400, 392700, 491700, 557700, 580853\}</math></p> <p>(b) 原系列<math>\tilde{Y}_t</math>から趨勢系列を取り除いた系列<math>SI_t^{(2)}</math> (Seasonal-irregular) の推定</p> $SI_t^{(2)} (= S_t + I_t) = \tilde{Y}_t - T_t^{(2)}$ <p>(c) 3x5 季節性移動平均の適用及び中心化 12 項移動平均を用いた標準化による季節成分<math>S_t^{(2)}</math>の推定</p> $S_t^{(2)} = \hat{S}_t^{(2)} - \left( \frac{1}{24} \hat{S}_{t-6}^{(2)} + \frac{1}{12} \hat{S}_{t-5}^{(2)} + \cdots + \frac{1}{12} \hat{S}_{t+5}^{(2)} + \frac{1}{24} \hat{S}_{t+6}^{(2)} \right)$ <p>ただし、<math>\hat{S}_t^{(2)} = \frac{1}{15} SI_{t-36}^{(2)} + \frac{2}{15} SI_{t-24}^{(2)} + \frac{3}{15} SI_{t-12}^{(2)} + \frac{3}{15} SI_t^{(2)} + \frac{3}{15} SI_{t+12}^{(2)} + \frac{2}{15} SI_{t+24}^{(2)} + \frac{1}{15} SI_{t+36}^{(2)}</math>である。最終的な季節性移動平均の次数は大域的 MSR (Moving Seasonality Ratios) を用いて 3x3、3x5、3x9 のなかから自動選択される。</p> <p>(d) 最終的な季節調整済み系列<math>A_t^{(2)}</math>の推定</p> $A_t^{(2)} (= T_t + I_t) = \tilde{Y}_t - S_t^{(2)}$ |
| 3  | <p>(a) Henderson 移動平均による最終的な趨勢系列<math>T_t^{(3)}</math>の推定</p> $T_t^{(3)} = \sum_{j=-H}^H h_j^{(2H+1)} A_{t+j}^{(2)}$ <p>Henderson ウェイトは手順 2(a)と同様に自動選択される。</p> <p>(b) 最終的な攪乱成分<math>I_t^{(3)}</math>の推定</p> $I_t^{(3)} = A_t^{(2)} - T_t^{(3)}$ <p>(c) 季節成分分解結果</p> $\tilde{Y}_t = T_t^{(3)} + S_t^{(2)} + I_t^{(3)}$                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |

資料：Findley et al. (1998：Appendix A)並びに Ladiray and Quenneville (2001)を元に著者作成。

## 参照文献

- Burman, J. Peter and Mark C. Otto (1988) “Outliers in Time Series,” Research Report 88/14, Bureau of the Census, Washington, D.C., Statistical Research Division.
- Findley, David F., Brian C. Monsell, William R. Bell, Mark C. Otto and Bor-Chung Chen (1998) “New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal-Adjustment Program,” *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 16, No. 2 (Apr., 1998), pp. 127-152
- Gómez, Victor and Agustin Maravall (2001) “Automatic modeling methods for univariate series” In Daniel Pena, George C. Tiao, and Ruesy S. Tsay (Eds.) *A Course in Time Series Analysis*, New York, NY: John Wiley and Sons.
- Ladiray, D. and B. Quenneville (2001). *Seasonal Adjustment with the X-11 Method*, New York: Springer. Lecture Notes in Statistics, Vol. 158.
- U. S. Census Bureau (2020) X-13-ARIMA-SEATS Reference Manual, Version 1.1, U. S. Census Bureau: Washington, DC. <Accessed on 2022/1/11 at <https://www.census.gov/data/software/x13as.html>>