非ガウス型状態空間モデルに基づく季節調整法の適用
－ 完全失業率、生鮮食品を除く総合及び消費支出（除く住居等）を例に －

大島　敬士†

Application of Seasonal Adjustment using Non-Gaussian State Space Model
-Example of the Unemployment Rate, Consumer Price Index and Consumption Expenditures-

OSHIMA Keiji

X-12-ARIMA による季節調整に当たっては、外れ値の自動検出機能である outlier コマンドが利用されることがある。しかしながら、外れ値の選定は、必ずしも outlier コマンドのみでは完結できず、ユーザーの判断等に依存する場面も少なくない。一方で、状態ノイズ等に非ガウス分布を適用した非ガウス型状態空間モデル（非ガウス型モデル）を用いることで、時系列データで発生するレベルシフトなどの外れ値を自動的に処理することが可能となる方法が提案されている。本稿では、非ガウス型モデルを用いた季節調整値等の算出、同値の改定幅に関する評価を行った。

試算結果によれば、完全失業率及び消費者物価指数では、非ガウス型モデルのトレンド成分において、公表値で設定されているレベルシフトや傾斜的水準変化に対応した変動が適切に推定されたことが確認された。また、実質消費支出では、非ガウス型モデルは X-12-ARIMA と比べて季節調整値の安定性の向上がみられた。これらは、本稿で用いた非ガウス型モデルの有用性を示すものであり、同モデルによる結果は、X-12-ARIMA での外れ値の選定過程における参考情報としての利用も考えられる。

キーワード：季節調整、非ガウス型状態空間モデル、マルコフ連鎖モンテカルロ、NUTS、外れ値

In seasonal adjustment using X-12-ARIMA, outlier identification is typically performed by the “outlier spec” for automatic outlier detection. However, outlier identification cannot always be fully completed by the “outlier spec” and is often more dependent on the analyst’s judgment. In contrast, non-Gaussian state space model (SSM) has been proposed as a method to automatically reduce the influence of outliers in time series data. This study aims to estimate seasonally adjusted series for some datasets using non-Gaussian SSM and to evaluate the revision history of the seasonally adjusted series.

According to this result, structural changes such as level shifts and ramp effects were properly estimated in the trend component of the non-Gaussian SSM for both the unemployment rate and the consumer price index. Furthermore, for the real consumption expenditures, the non-Gaussian SSM had smaller revisions in seasonally adjusted series compared to X-12-ARIMA. These results show the usefulness of the non-Gaussian SSM used in this study, and the outliers detected in each component of the non-Gaussian SSM can be used as a reference information in the outlier identification process of X-12-ARIMA.

Key Words: Seasonal adjustment, Non-gaussian state space model, Markov chain monte carlo, NUTS, Outlier

† 総務省統計局統計調査部消費統計課物価統計室　Email:kooshima@soumu.go.jp

1. はじめに

月次や四半期ごとに集計・作成されている経済統計には、天候や社会慣習等の影響によって毎年繰り返される季節的な変動（季節変動）がみられる。このため、季節変動がみられる経済統計では、その直近の動向をより適切に把握するために、原系列から季節変動を除いた季節調整値を用いることが一般的である。

季節調整に当たっては、米国商務省センサス局で開発された X-12-ARIMA やその最新版に当たる X-13ARIMA-SEATS、スペイン銀行で開発された TRAMO-SEATS、統計数理研究所で開発された DECOMP などのソフトウェアが存在するが、国内の公的統計の季節調整には、X-12-ARIMA が採用されている（総務省(2023)）。X-12-ARIMA では、季節変動を推定する前段階として、regARIMA モデルと呼ばれる時系列モデルを利用し、繰り返し一般化最小二乗法（IGLS: Iterative Generalized Least Squares）により外れ値や曜日効果等の変動を推定している。そして、推定された外れ値等の変動を原系列から除いた事前調整済原系列に対して、複数の移動平均フィルタ（X11 フィルタ）を適用することで季節変動を推定している。

公的統計における季節調整法に関するこれまでの検討を簡単に振り返ると、1990 年代後半から 2000 年代初めは、主に季節調整法の比較（X-12-ARIMA と DECOMP の比較など）やソフトウェアがアップグレードされた際の比較（X-11 と X-12-ARIMA の比較）などの検討が行われてきた（総務庁(1997)など）。その後は、2008 年 9 月に発生したリーマン・ショック後に、多くの経済指標において急速な悪化がみられたことに伴い、X-12-ARIMA における外れ値の取扱いや選定方法に焦点を当てた検討がみられた。その後も、東日本大震災、新型コロナウイルス感染症などの時期を経て、外れ値の選定に関する複数の検討がなされており（高岡・国友(2010)、高岡(2012)、高岡(2021)など）、X-12-ARIMA による季節調整に当たっては、急激な原系列の変動が季節変動の推定に影響を及ぼすことを避けるために、適切な外れ値の選定が不可欠な状況となっている。

公的統計の季節調整における外れ値の選定に当たっては、X-12-ARIMA の外れ値の自動検出機能である outlier コマンドが利用される[1]ことが少なくない（総務省(2023)）。しかしながら、outlier コマンドが検出対象としている外れ値の型は、加法的外れ値（AO; Additive outlier）、レベルシフト（水準変化）（LS; Level shift）及び減衰的外れ値（TC; Temporary level change）のみであり、例えば、リーマン・ショック以降、外れ値として用いられる場面が多くなった傾斜的水準変化（RP; Ramp effect）[2]は検出の対象外であり、実際には、outlier コマンドのみで外れ値の選定を行うことが困難な場面に直面することがある。このような場合では、複数の外れ値の組合せの候補から、AIC などの指標に基づき選定を行う[3]ことになるものの、短期間のうちに複雑に原系列が変動する状況においては、分析者の経験や判断に依存することも少なくない。また、実務的な観点からは、季節調整値の作成及び公表を行う系列が多数に及ぶ場合、外れ値の選定作業の煩雑さも重大な課題となる。

一方で、時系列データの外れ値の対応に関して、Kitagawa(1989)、Kitagawa(1997)、北川(2005)では、状態ノイズ等に非ガウス分布を適用した非ガウス型状態空間モデル（非ガウス型モデル）を用いることで、X-12-ARIMA で必要な外れ値の選定というプロセスを経ることなく、トレンドの構造変化（レベルシフト等）の自動検出や異常値による影響の軽減が可能となる方法が提案されている。また、近年の取組みとして、加部(2021)や電力広域的運営推

---

[1] X-12-ARIMA の outlier コマンドにより選定された外れ値の妥当性については、議論が必要という指摘はあるものの、実際に検討がなれたものは存在しないと思われる。

[2] X-12-ARIMA で用意されている外れ値である AO、LS、TC 及び RP の詳細は、U.S. Census Bureau(2011)を参照。

[3] 外れ値の選定方法については、奥本(2000)、高岡・国友(2010)、有田(2012)などがあるが、公的統計では調査ごとに選定方法は異なる(総務省(2023))。

進機関(2022)では、状態ノイズ等にコーシー分布やt分布を適用した非ガウス型モデルに基づく季節調整モデルを採用することで、外れ値に対応するダミー変数を用いることなく、構造変化を含む電力需要のトレンド推定を行っている。

こうした状況を踏まえ、本稿では、総務省統計局が公表を行っている主要な経済指標である、完全失業率（労働力調査)、生鮮食品を除く総合（消費者物価指数）及び実質消費支出（除く住居等）[4]（以後、「実質消費支出」と呼ぶ。）（家計調査）を検討系列とし、自動的に外れ値を処理することが可能となる非ガウス型モデルに基づく季節調整法を適用し、各種試算を行った。具体的には、非ガウス型モデルで推定された季節調整値について、X-12-ARIMAとの比較、非ガウス型モデルのトレンド成分や不規則変動成分でみられる変動（レベルシフト等）と公表値で設定されている外れ値の対応関係の確認を行った。さらに、新たに原系列を追加して季節調整値の再計算を行う、いわゆる季節調整替えにおける同値の改定幅の試算を行い、非ガウス型モデルに対する季節調整値の安定性（改定幅の小ささ）[5]に関する評価を行った。なお、本稿で行った非ガウス型モデルを対象とした季節調整値の安定性の検証、また、非ガウス型モデルで推定されたトレンド成分等における変動と公的統計の公表値で設定されている外れ値との対応関係の確認、さらに、X-12-ARIMA で不可欠な外れ値の選定を行う際の判断材料として非ガウス型モデルの利用可能性について検討を行ったものは、筆者が知る限り、他に事例は存在しないと思われる。

本稿の構成は、次のとおりである。まず、第２節では、本稿の推定に用いた季節調整モデルや推定方法等について概説する。次に、第３節では、試算の概要を示す。そして、第４節では、各系列の季節調整値等の推定結果、季節調整値の安定性の試算結果を示し、得られた結果の評価等を行う。最後に、第５節は、本稿のまとめと今後の課題とする。

2. 推定に用いた季節調整モデルの概要

2.1 状態空間モデルに基づく季節調整法

状態空間モデル（State Space Model）は、主に制御工学に関連する分野において発展してきた方法で、観測データが直接観測されない複数の要素から構成される状況を直接モデル化したものである（高岡(2015)）。状態空間モデルは、状態と観測値の関係を表現した「観測モデル」と時間の経過とともに状態の変化を表現した「状態モデル」から構成される。なお、状態空間モデルについては、北川(2005)や高岡(2015)などを参照。

代表的な季節調整法の一つとしては、「1. はじめに」でも述べたとおり、統計数理研究所で開発された季節調整用ソフトウェアである DECOMP に代表される Kitagawa and Gersch(1984)などによる状態空間モデルに基づく季節調整法が存在する。これは、観測モデル及び状態モデルについて、線形かつ、観測ノイズ及び状態ノイズがともにガウス分布とした線形・ガウス型状態空間モデルを適用した手法である。線形・ガウス型状態空間モデルでは、回帰成分を利用することで、外れ値の対応が可能であるものの、X-12-ARIMAと同様に、別途、ユーザーによる外れ値（ダミー変数）の選定が必要となる。

一方で、観測ノイズや状態ノイズに、コーシー分布やt分布等の裾の厚い非ガウス分布

[4] 家計調査の消費支出と SNA（GDP 統計）の家計の最終消費支出とは一部の概念が異なっていることから、2006年９月から個人消費動向をより的確に捉えるための指標として、(1) 月次結果では振れが大きい項目（住居、自動車等購入)、(2) SNA（GDP 統計）の民間最終消費支出と概念相違のある項目（住居、贈与金及び仕送り金）を除いた「消費支出（除く住居等)」を公表している。

[5] 毎年の季節調整替えにおける改定幅は、季節調整値の安定性を測る指標とされており、実務的な観点からは、改定幅が小さいことが望ましい。

（図１）を適用することで、高い確率で生じる緩やかな変化と、まれに生じる急激な変化の両方が一つの分布で表現されることから、非ガウス型モデルを用いることで、トレンドの構造変化（レベルシフト等）の自動検出等が可能となる。

公的統計の季節調整では、加法的な外れ値（AO）やレベルシフト（LS）などの外れ値の型での対応が多いことを踏まえ、本稿で用いた季節調整モデルでは、次節のとおり線形・ガウス型状態空間モデルに基づく季節調整モデルを基本とし、そのトレンド及び不規則変動成分の各ノイズについて、t 分布を適用した非ガウス型モデル[6]を採用する。

［t 分布］

$$p(\theta|\mu,\sigma,\upsilon)=\frac{\Gamma\big((\nu+1)/2\big)}{\Gamma(\nu/2)\sqrt{\pi\nu}\sigma}\left(1+\frac{1}{\nu}\left(\frac{\theta-\mu}{\sigma}\right)^2\right)^{-(\nu+1)/2}$$

μ：位置、σ：尺度、υ：自由度、Γ：ガンマ関数

$\upsilon\to 1$：コーシー分布、$\upsilon\to\infty$：ガウス分布

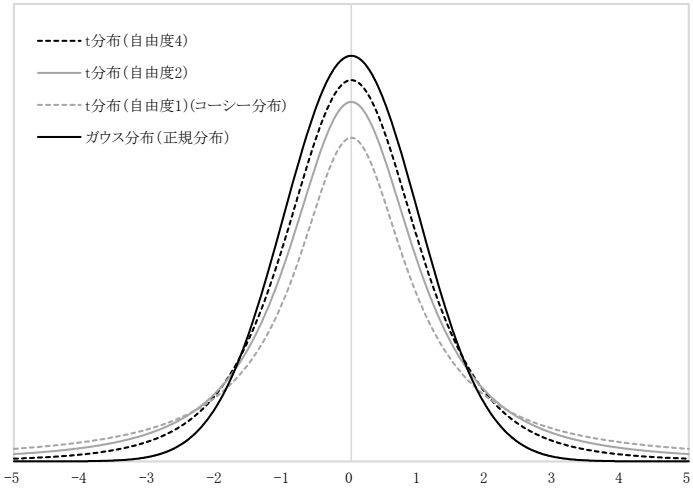

図１　Student の t 分布

2.2 本稿で用いた季節調整モデル

本稿で検討を行った系列のうち、完全失業率及び生鮮食品を除く総合については、原系列（Y_n）は、トレンド（T_n）、循環変動（C_n）、季節変動（S_n）及び不規則変動（I_n）の各成分から構成されるものと仮定し、以下の状態空間モデルを設定した。

【季節調整モデル（完全失業率、生鮮食品を除く総合）】

［観測方程式］

$$Y_n = T_n + C_n + S_n + I_n \qquad I_n \sim Student_t(0,\sigma,\nu)$$

［状態方程式］

$$T_n = T_{n-1} + \varepsilon_n^T + \delta T_n' \qquad \varepsilon_n^T \sim Student_t(0,\ \sigma_T,\nu_T)$$

$$\delta T_n' = \delta T_{n-1}' + \varepsilon_n^{\delta T'} \qquad \varepsilon_n^{\delta T'} \sim Student_t(0,\ \sigma_{\delta T'},\nu_{\delta T'})$$

$$C_n = \alpha_1 C_{n-1} + \alpha_2 C_{n-2} + \varepsilon_n^C \qquad \varepsilon_n^C \sim Normal(0,\ \sigma_C^2)$$

[6] 本稿で用いたモデルに関して、循環変動成分の次数（0～2 次）、季節変動成分の型（タンデム型又はパラレル型）については、線形・ガウス型状態空間モデルで推定した際の AIC に基づく選定結果を利用した。

$$S_n = S_{1,n} + S_{2,n} + S_{3,n} + S_{4,n} + S_{5,n} + S_{6,n}$$

$$S_{1,n} = 2\cos\omega_1 S_{1,n-1} - S_{1,n-2} + \varepsilon_{1,n}^S \qquad \varepsilon_{1,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{1,S}^2)$$

$$S_{2,n} = 2\cos\omega_2 S_{2,n-1} - S_{2,n-2} + \varepsilon_{2,n}^S \qquad \varepsilon_{2,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{2,S}^2)$$

$$S_{3,n} = 2\cos\omega_3 S_{3,n-1} - S_{3,n-2} + \varepsilon_{3,n}^S \qquad \varepsilon_{3,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{3,S}^2)$$

$$S_{4,n} = 2\cos\omega_4 S_{4,n-1} - S_{4,n-2} + \varepsilon_{4,n}^S \qquad \varepsilon_{4,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{4,S}^2)$$

$$S_{5,n} = 2\cos\omega_5 S_{5,n-1} - S_{5,n-2} + \varepsilon_{5,n}^S \qquad \varepsilon_{5,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{5,S}^2)$$

$$S_{6,n} = -S_{6,n-1} + \varepsilon_{6,n}^S \qquad \varepsilon_{6,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{6,S}^2)$$

$$\omega_i = 2\pi i/12$$

また、実質消費支出については、原系列（Y_n）は、トレンド（T_n）、循環変動（C_n）、季節変動（S_n）、曜日変動（TD_n）、祝日等（JH_n）、うるう年（LP_n）、月末の曜日（ED_n）及び不規則変動（I_n）の各成分から構成されるものと仮定し、以下の状態空間モデルを設定した。なお、本稿の推定で用いた曜日変動、祝日等、うるう年及び月末の曜日の回帰変数は、家計調査で採用されているものと同様の変数を用いている。

【季節調整モデル（実質消費支出）】

［観測方程式］

$$Y_n = T_n + C_n + S_n + TD_n + JH_n + LP_n + ED_n + I_n \qquad I_n \sim Student_t(0, \sigma, \nu)$$

［状態方程式］

$$T_n = T_{n-1} + \varepsilon_n^T + \delta T_n' \qquad \varepsilon_n^T \sim Student_t(0,\ \sigma_T, \nu_T)$$

$$\delta T_n' = \delta T_{n-1}' + \varepsilon_n^{\delta T'} \qquad \varepsilon_n^{\delta T'} \sim Student_t(0,\ \sigma_{\delta T'}, \nu_{\delta T'})$$

$$C_n = \alpha_1 C_{n-1} + \alpha_2 C_{n-2} + \varepsilon_n^C \qquad \varepsilon_n^C \sim Normal(0,\ \sigma_C^2)$$

$$S_n = -\sum_i^{11} S_{n-i} + \varepsilon_n^S \qquad \varepsilon_n^S \sim Normal(0,\ \sigma_S^2)$$

$$TD_n = \sum_i^{6} \beta^i d_n^i$$

$$JH_n = \gamma d_n'$$

$$LP_n = \mu z_n$$

$$ED_n = \lambda z_n'$$

上記２つの季節調整モデルの各成分の概要は、以下のとおり。

(1) トレンド成分（T_n）

長期的な趨勢の変化を示す成分であり、Harvey 型トレンドモデルを採用[7]する。同モデルを用いると、レベルシフト型のノイズを含む一般化されたトレンドモデルが得られる（北川（1997））。本稿のトレンド成分の状態ノイズには、t 分布を適用する。

[7] トレンド成分については、２次のトレンドモデルの採用が考えられる。しかしながら、本稿で検討対象とした「生鮮食品を除く総合」に対して、状態ノイズを t 分布とした２次のトレンドモデルを採用し、同様の推定を行うと、トレンド成分において、公表値でレベルシフトが設定されている変動が適切に捉えらえない（水準変化の変動幅が過少となった）ことを踏まえ、本稿では、Harvey 型トレンドモデルを採用している。なお、Harvey 型トレンドモデルについては、北川(1997)、北川・佐藤(1998)を参照。

$$T_n = T_{n-1} + \varepsilon_n^T + \delta T_n' \qquad \varepsilon_n^T \sim Student_t(0,\ \sigma_T, \nu_T)$$
$$\delta T_n' = \delta T_{n-1}' + \varepsilon_n^{\delta T'} \qquad \varepsilon_n^{\delta T'} \sim Student_t(0,\ \sigma_{\delta T'}, \nu_{\delta T'})$$

(2) 循環変動成分（C_n）

トレンド成分よりも周期が短く、局所的な変動を示す成分であり、定常な自己回帰（AR）モデルを想定する。また、定常な AR モデルを想定していることから、AR 係数（α_1, α_2）の推定に当たっては、同係数の範囲に制限を加えている。

$$C_n = \alpha_1 C_{n-1} + \alpha_2 C_{n-2} + \varepsilon_n^C \qquad \varepsilon_n^C \sim Normal(0,\ \sigma_C^2)$$
$$-(1-\alpha_2) < \alpha_1 < 1-\alpha_2 \qquad -1 < \alpha_2 < 1$$

(3) 季節変動成分（S_n）

1 年間の周期を持つ成分であり、以下のモデルを想定する。

【タンデム型】 ※実質消費支出

$$S_n = -\sum_i^{11} S_{n-i} + \varepsilon_n^S \qquad \varepsilon_n^S \sim Normal(0,\ \sigma_S^2)$$

【パラレル型[8]】 ※完全失業率及び生鮮食品を除く総合

$$S_n = S_{1,n} + S_{2,n} + S_{3,n} + S_{4,n} + S_{5,n} + S_{6,n}$$
$$S_{1,n} = 2\cos\omega_1 S_{1,n-1} - S_{1,n-2} + \varepsilon_{1,n}^S \qquad \varepsilon_{1,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{1,S}^2)$$
$$S_{2,n} = 2\cos\omega_2 S_{2,n-1} - S_{2,n-2} + \varepsilon_{2,n}^S \qquad \varepsilon_{2,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{2,S}^2)$$
$$S_{3,n} = 2\cos\omega_3 S_{3,n-1} - S_{3,n-2} + \varepsilon_{3,n}^S \qquad \varepsilon_{3,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{3,S}^2)$$
$$S_{4,n} = 2\cos\omega_4 S_{4,n-1} - S_{4,n-2} + \varepsilon_{4,n}^S \qquad \varepsilon_{4,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{4,S}^2)$$
$$S_{5,n} = 2\cos\omega_5 S_{5,n-1} - S_{5,n-2} + \varepsilon_{5,n}^S \qquad \varepsilon_{5,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{5,S}^2)$$
$$S_{6,n} = -S_{6,n-1} + \varepsilon_{6,n}^S \qquad \varepsilon_{6,n}^S \sim Normal(0,\ \sigma_{6,S}^2)$$
$$\omega_i = 2\pi i/12$$

(4) 曜日変動成分（TD_n） ※実質消費支出のみ

各月の曜日構成の違いによる変動を示す成分である。

回帰変数（d_n^i）については、X-12-ARIMA で用意されている 7 曜日型の回帰変数（tdnolpyear（trading day, no leap year））[9]と同様の変数となっている。

$$TD_n = \sum_i^l \beta d_n^i$$

(5) 祝日成分（JH_n） ※実質消費支出のみ

各月の祝日等の日数による変動を示す成分である。

回帰変数（d_n'）については、各月における国民の祝日、振替休日及び国民の休日の日数から作成している。

$$JH_n = \gamma d_n'$$

[8] 季節成分の型（タンデム型、パラレル型）については、尾崎（1997）、高部（2005）、野村（2016）を参照。
[9] 詳細は、U.S. Census Bureau（2011）を参照。

(6) うるう年成分（LP_n） ※実質消費支出のみ

うるう年の２月にみられる原系列の変動を示す成分である。

うるう年の２月は、例年２月と比べカレンダー上の日数が１日だけ多く、消費支出の変動（増加）要因となる。回帰変数（z_n）については、X-12-ARIMA に用意されている、うるう年効果を調整するための変数 lpyear と同様の変数となっている。

$$LP_n = \mu z_n$$

$$z_n = \{0.75：うるう年の２月、-0.25：うるう年以外の２月、0：その他の月\}$$

(7) 月末の曜日成分（ED_n） ※実質消費支出のみ

各月の月末の曜日が平日又は土日等のいずれかに起因する原系列の変動を示す成分[10]であり、以下の回帰変数（z'_n）を設定[11]している。

$$ED_n = \lambda z'_n$$

$$z'_n = \begin{cases} -1：月末に金融機関が休業（土日、祝日）で、翌月口座引き落としとなる月 \\ 1：前月の月末に金融機関が休業で、今月の口座引き落としとなる月 \\ 0：月末の曜日の影響がない、又は、前月及び今月ともに口座の引き落としが翌月となる月 \end{cases}$$

(8) 不規則変動成分（I_n）

上記（1）から（7）までの成分で表すことができない変動であり、同変動は、観測方程式における観測ノイズとして扱う。

$$I_n \sim Student_t(0, \sigma, \nu)$$

2.3 状態推定等

本稿では、第 2.2 節で示した非ガウス型モデルの推定に当たり、マルコフ連鎖モンテカルロ（Markov Chain Monte Carlo; MCMC）法の一つであるハミルトニアンモンテカルロ（Hamiltonian Monte Carlo; HMC）法の実装として、No-U-Turn Sampler（NUTS）（Hoffman *et al.*(2014)）により推定した[12]。なお、MCMC、HMC 及び NUTS の概要については、久保(2012)や豊田(2015)を参照。

初期分布については、無情報事前分布を設定した際の推定結果、線形・ガウス型状態空間モデルによる推定結果等を踏まえて、それぞれ設定した。さらに、推定に必要な設定（chains（チェーン）、iter（繰り返し数）、warmup（ウォームアップ）、thin（間引き））については、各系列での収束状況を踏まえ、それぞれ設定した[13]。なお、chains、iter、warmup

[10] 詳細は、総務省(2007)や松本ら(2010)を参照。

[11] 携帯電話の普及に伴い、月末の曜日の影響が大きい携帯電話通信料の支出金額の 1990 年代終わりからの急速な増加、その後の伸び率の低下を踏まえ、回帰変数z'_nに対して、別途ロジステック変換を用いたウエイトの調整を行っている。詳細は、松本ら(2010)を参照。

[12] 本稿での推定に当たっては、確率的プログラミング言語として Rstan を用いた。

[13] 各系列の chains、iter、warmup 及び thin は、完全失業率（chains:4, iter:50,000, warmup:8,000, thin:8）、生鮮食品を除く総合（chains:4, iter:20,000, warmup:5,000, thin:1）、実質消費支出（chains:4, iter:20,000, warmup:7,000, thin:3）とした。なお、演算に要した時間は、完全失業率は 120 分程度、生鮮食品を除く総合及び実質消費支出は 30 分程度となっている。これに関して、本稿の試算では、主に精度面を考慮し、warmup 回数を多めに設定したことに加えて、Rhat は、実際には 1.05 以下になるよう iter 回数を設定しており、演算を行う PC のスペックの向上以外にも、演算時間の短縮の余地はあるとみられる。また、モンテカルロ法に関する誤差に関して、疑似乱数の

及び thin については、豊田(2015)を参照。また、パラメータ[14]の収束の確認については、trace plot（トレースプロット）の推移、収束判定指標 Rhat[15]が 1.1 以下であること（Gelman(1996)）を判定基準としている。

3. 試算の概要

3.1 季節調整値等の算出

本稿で検討対象とした３系列の原系列のデータ期間については、完全失業率（2001 年１月から 2023 年 12 月まで）[16]、生鮮食品を除く総合（2010 年１月から 2023 年 12 月まで）、実質消費支出（2000 年１月から 2022 年 12 月まで）としている。そして、それらの原系列（対数変換後）に対して、第 2.2 節で示したモデルを NUTS により推定し、季節調整値等を算出した。

また、比較対象とした X-12-ARIMA では、同様の原系列を用いて、完全失業率及び生鮮食品を除く総合では、付表１～３の 2024 年１月改定時、実質消費支出では、2023 年１月改定時の ARIMA モデル等によりそれぞれ算出[17]した。

3.2 季節調整値の改定幅の算出（安定性の評価）

公的統計において、季節調整値を公表する多くの調査等では、年１回、新たな結果を追加して季節調整値の再計算を行い、過去の結果に遡って季節調整値の改定を行っている[18]。そして、先行き１年間（直近年）の各月の季節調整値の算出に当たっては、X-12-ARIMA で算出される推計季節指数を用いている。本稿で検討対象とした完全失業率等[19]の公表値においても、同様の対応が行われている。

本稿での非ガウス型モデルによる改定幅の試算に当たっては、各系列の公表値と同様に、季節変動成分[20]の予測値[21]を用いて、直近年の季節調整値を算出した後、直近年の原系列をインプットデータに追加し、季節調整替えを行う。また、比較対象とした X-12-ARIMA での改定幅の試算に当たっては、各系列の公表値（当時）で採用されていた

---

seed を変えて試算すると、生鮮食品を除く総合及び実質消費支出の季節調整値の前月比は、それぞれ最大 0.01%、最大 0.001%程度の差、完全失業率の季節調整値の前月差では、最大 0.02%pt 程度の差が生じている。

[14] 第 2.2 節のモデルで示した状態ノイズ等のガウス分布の分散σ、t 分布の自由度υ等が該当する。

[15] Gelman(1996)によって提唱された収束判定指標 Rhat は１つの母数の推定に対して、複数の異なるマルコフ連鎖を構築し、それらの分散を互いに比較することで、定常分布への収束を判定する（豊田（2015））。

[16] 完全失業率の公表値の季節調整に用いるデータ期間は、29 年間であるが、本稿では 23 年間としている。

[17] 本稿の試算で用いた X-12-ARIMA での各オプション（移動平均項数、管理限界、予測値の利用の有無など）の設定については、各系列の公表値と同様の設定としている。

[18] これに対して、公表の度に最新までの原系列を用いて季節調整のかけ直しを行う concurrent adjustment（同時調整）を行っている統計として、四半期別 GDP 速報や貿易統計が存在する(総務省(2023))。

[19] 消費者物価指数の季節調整値（公表値）の算出に用いる原系列は、各基準年によって水準が異なる（例えば、2020 年基準では 2020 年＝100 など）ことや各基準年の翌年６月分結果以前については、原系列の遡及改定が行われている。しかしながら、本稿では、各改定年における非ガウス型モデル及び X-12-ARIMA による生鮮食品を除く総合の改定幅の算出に当たり、2020 年＝100 とした各年月の指数を原系列として用いている。

[20] 実質消費支出では、季節変動成分に加えて、曜日変動、祝日等、うるう年、月末の曜日の各成分の予測値を推計し、それらの成分から、先行き１年間（直近年）における季節調整値を算出している。

[21] 完全失業率及び実質消費支出については、毎年１月分結果の公表値を算出する際に前年１年間の原系列をデータに追加し、季節調整替えが行われている（総務省(2019)、総務省(2021a)）。また、生鮮食品を除く総合については、毎年 12 月分結果の算出の際に季節調整替えが行われている（総務省(2021b)）。このため、推計季節指数を用いて季節調整値を算出する期間について、完全失業率及び実質消費支出では、毎年１～12 月（計 12 か月分）であるのに対して、生鮮食品を除く総合では、毎年 1～11 月（計 11 か月分）となる。なお、非ガウス型モデルにおける季節成分等の予測値については、Rstan コードの generated quantities ブロックにおいて、別途推定されたパラメータを用いた状態モデルに従って予測値を作成している。

ARIMA モデル及び外れ値（付表１～３[22]を参照）を設定した上で、直近年の季節調整値を算出し、季節調整替えを行う。そして、改定前後の季節調整値の前月差（前月比）の差の絶対値の月平均（平均絶対改定幅）を改定年ごとに直近年と全期間に分けて、非ガウス型モデル及び X-12-ARIMA ごとに算出する。

4. 推定結果及び評価

4.1 季節調整値及び各成分

まず、完全失業率について、非ガウス型モデルで推定されたトレンド成分をみると、公表値で外れ値が設定されている 2008 年 11 月以降の傾斜的な水準変化（RP）（RP2008.10-2009.7）、2020 年４月以降の傾斜的な水準変化（RP2020.3-2020.10）に概ね対応[23]する変動が確認される。ただし、細かくみると、後者では、2020 年１月以降で水準変化が始まっており、公表値で設定されている外れ値と起点が異なっている。そして、不規則変動成分では、2018 年１月及び 2018 年５月において、他の年月と比較してやや大きな変動（X-12-ARIMA での外れ値の型でいえば、加法的外れ値（AO）に相当）が確認される。ただし、後述の実質消費支出の不規則変動成分（図９）でみられるような（トレンド成分と比較して）相対的に大きな変動とは言えない。最後に、推定された季節調整値を X-12-ARIMA と比較すると、傾向はあまり変わらない（図２[24]、図３及び図４）。

次に、生鮮食品を除く総合について、非ガウス型モデルのトレンド成分をみると、公表値で外れ値が設定されている 2014 年４月、2020 年４月、2021 年４月及び 2023 年２月[25]のレベルシフト（LS）に対応する変動が全て確認される。また、不規則変動成分については、変動自体が小さく、特に大きく変動する年月はみられない。そして、推定された季節調整値を X-12-ARIMA と比較すると、両者の差は小さい（図５、図６及び図７）。

最後に、実質消費支出について、非ガウス型モデルのトレンド成分をみると、公表値で LS や RP が設定されている 2001 年４月、2011 年３月、2014 年３月、2019 年 10 月及び 2020 年３月以降（RP2020.2-2020.4）では、外れ値に対応するとみられる変動が確認される。一方で、2010 年４月、2020 年６月以降（RP2020.5-2020.10）、2021 年５月以降（RP2021.4-2021.8）、2021 年９月以降（RP2021.8-2021.10）では、変動が確認できない又は変動は確認できるものの、他の時点と比べて特別大きな変動ではない。さらに、非ガウス型モデルのトレンド成分は、X-12-ARIMA の TC 成分[26]と比較すると、各外れ値での変動は総じて小さい。次に、不規則変動成分をみると、2014 年３月、2019 年９月、2021 年１月及び 2021 年２月では、公表値で AO が設定されているものに対応した変動がみられた。さらに、同成分では、LS や RP が設定されている 2019 年 10 月や 2020 年３月以降などにおいても大きな変動が確認される。そして、推定された季節調整値を X-12-ARIMA

---

[22] 各年に公表された季節調整値の作成時に設定された ARIMA モデル等は、各調査等の年報に記載されている。

[23] 完全失業率では、リーマン・ショック後及び新型コロナウイルス感染拡大後の上昇に対して、それぞれ外れ値（RP）を設定している（総務省（2024））。

[24] 図２以降の各図は、特段表記がない限り、対数変換後の結果であり、図中のラベルは、各年月を示している。また、灰色の期間は、公表値で設定されている外れ値（LS 又は RP）の時点又は期間を示しており（図５及び図８も同様。）、図８では、外れ値が連続する時点（2020 年４月及び 2020 年５月）や同時点（2021 年８月）で設定されている期間は、灰色の濃淡を変更している。

[25] 生鮮食品を除く総合では、2014 年４月は、消費税率の変更（５％→８％）、2020 年４月は、新型コロナウイルス感染拡大による原油価格の急落に伴うガソリン等の下落、宿泊料の下落、2021 年４月は、大手通信会社による低廉な料金プランの提供開始に伴う携帯電話通信料の下落、2023 年２月は、電気・ガス価格激変緩和対策事業による電気代及び都市ガス代の下落、に対してそれぞれ外れ値（LS）を設定している。

[26] X-12-ARIMA では、推計上、トレンド成分と循環変動成分は分離できない。また、regARIMA モデルで推定された外れ値のうち水準変化及び傾斜的水準変化による変動は、最終的に TC 成分に含まれて出力される。

と比較すると、特に 2022 年などにおいて推移の違いが確認される（図８、図９及び図 10）。

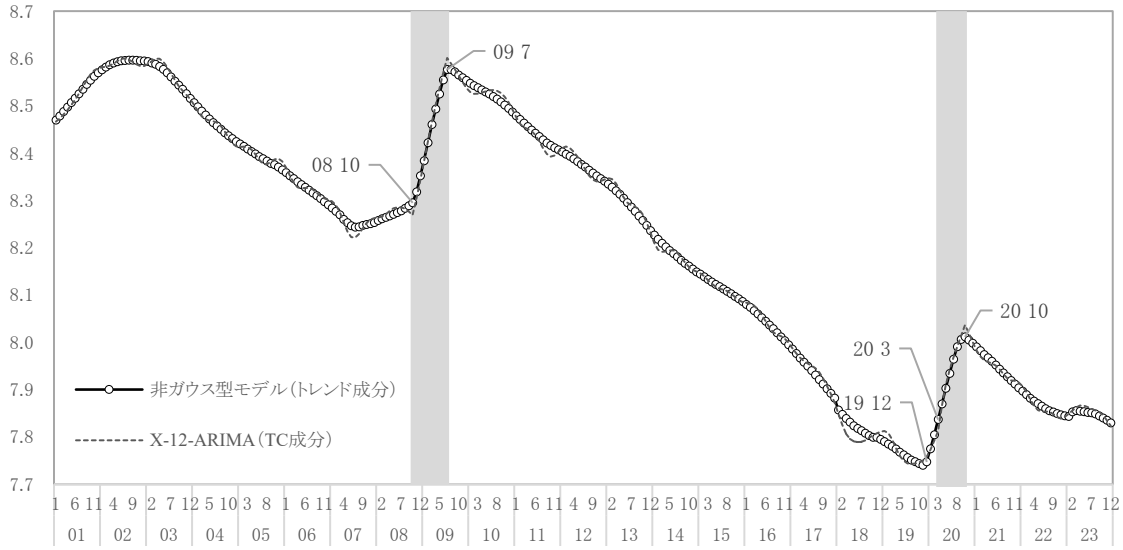

図２　トレンド成分（非ガウス型モデル）－完全失業率－

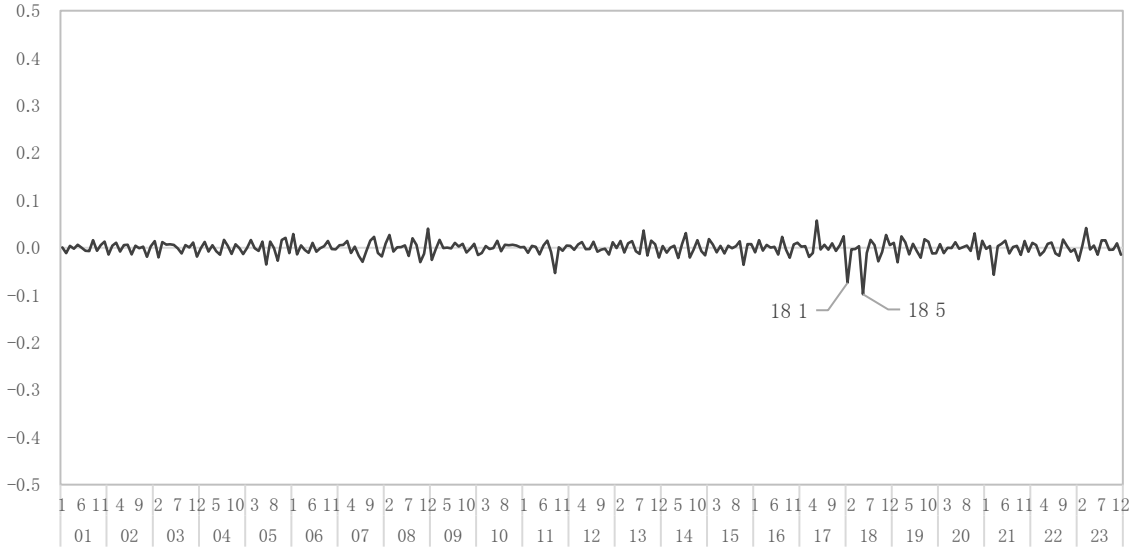

図３　不規則変動成分（非ガウス型モデル）　－完全失業率－

図４　季節調整値（非ガウス型モデル等）－完全失業率－

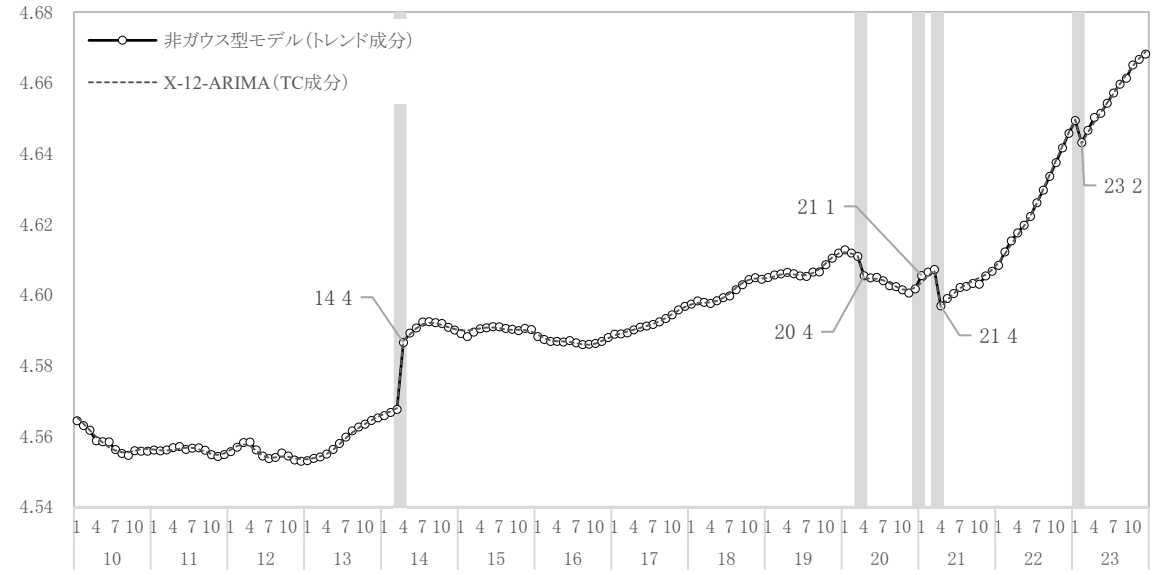

図５　トレンド成分（非ガウス型モデル）－生鮮食品を除く総合－

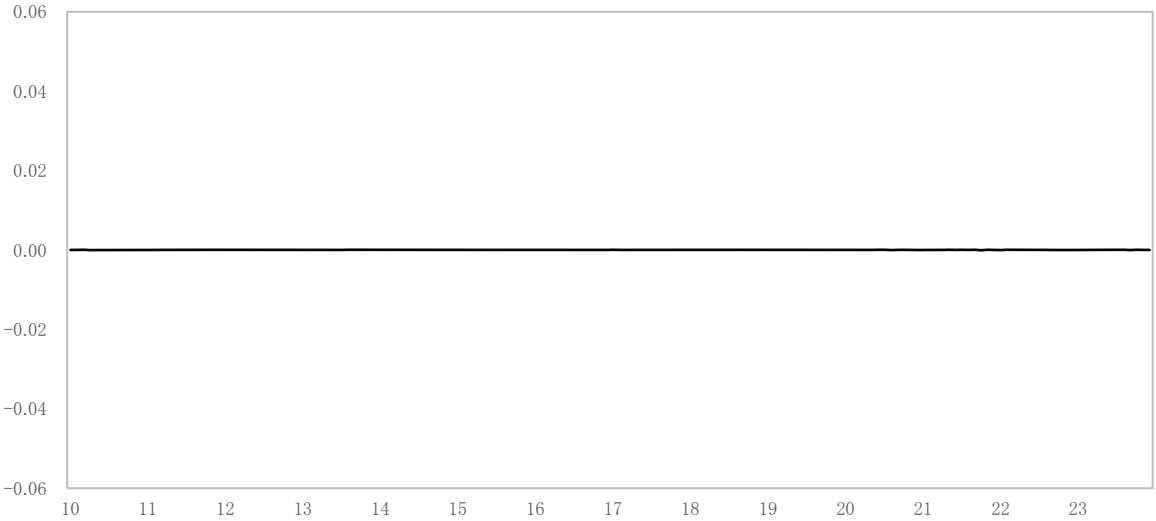

図６　不規則変動成分（非ガウス型モデル）－生鮮食品を除く総合－

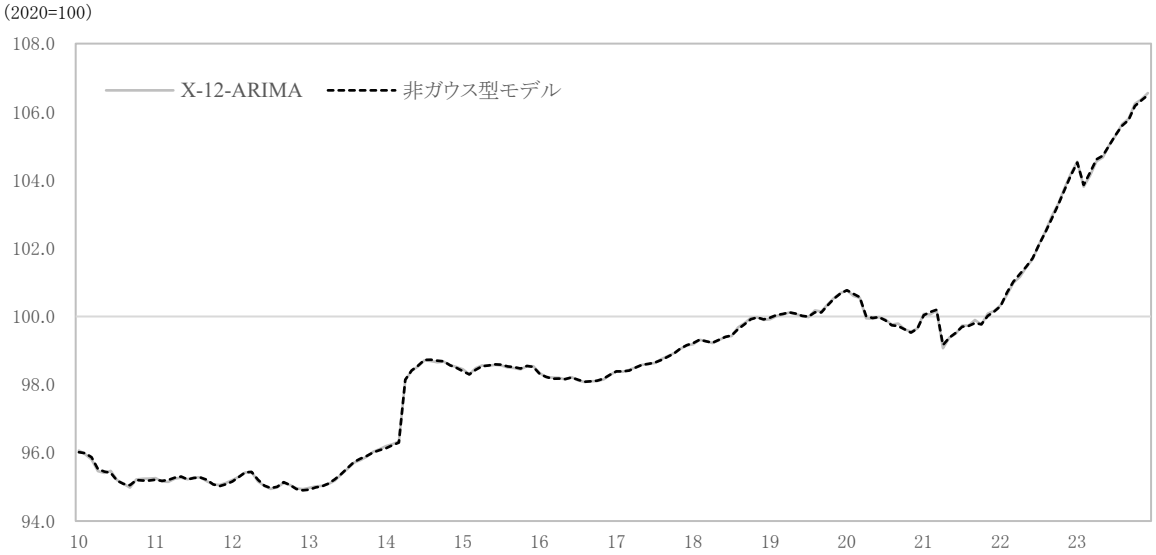

図７　季節調整値（非ガウス型モデル等）－生鮮食品を除く総合－

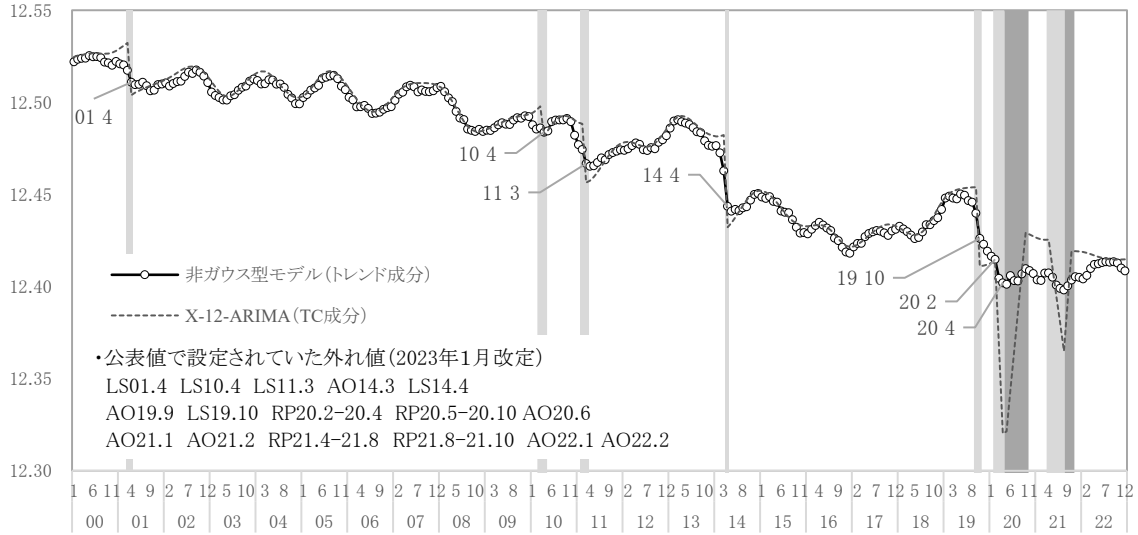

図８　トレンド成分（非ガウス型モデル）－実質消費支出－

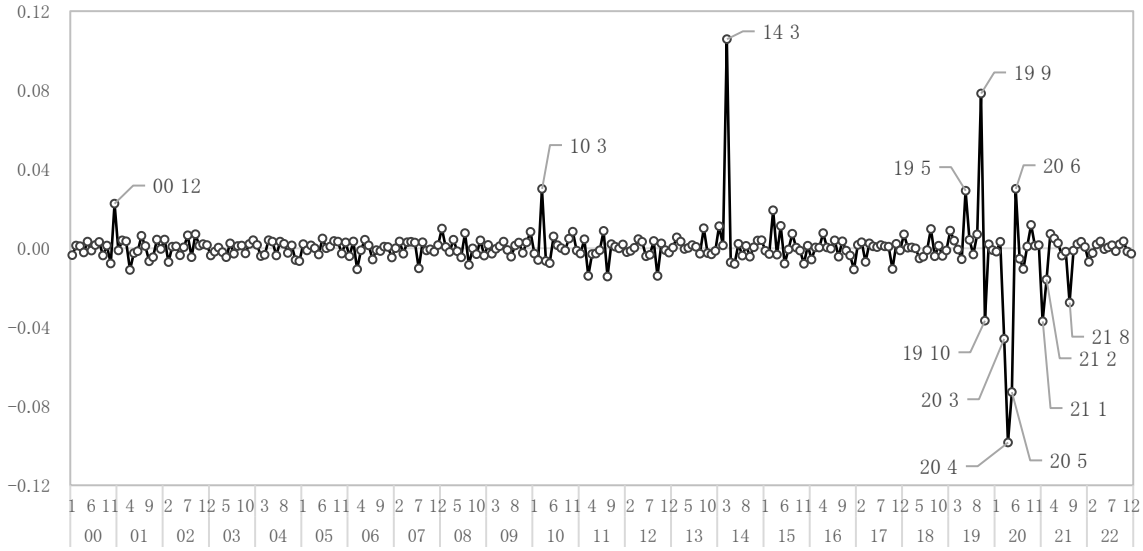

図９　不規則変動成分（非ガウス型モデル）－実質消費支出－

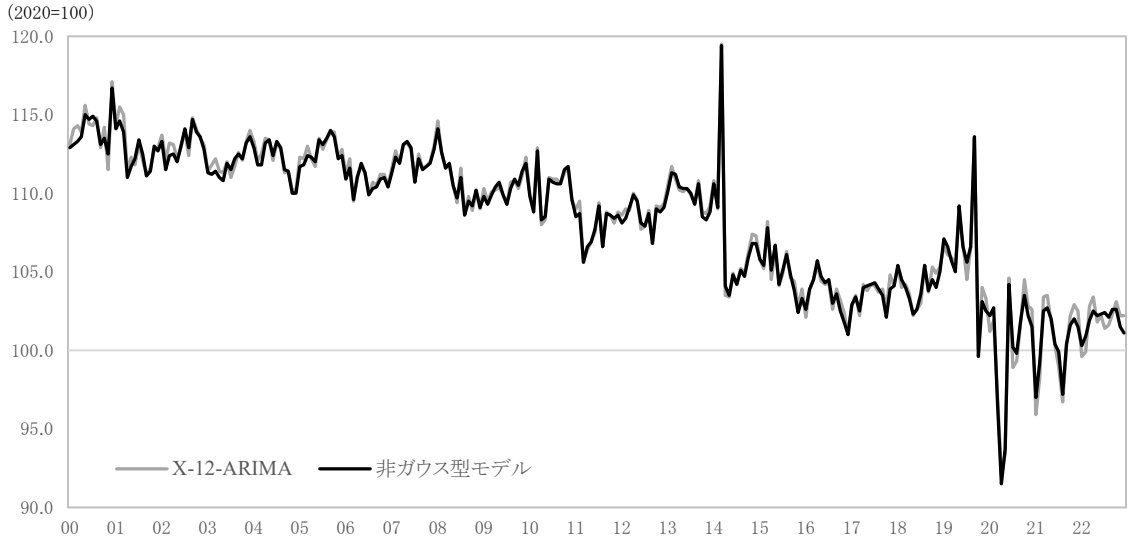

図 10　季節調整値（非ガウス型モデル等）－実質消費支出－

4.2 季節調整値の改定幅

次に、季節調整値の改定幅の試算結果を示す（図 11[27]）。

完全失業率の季節調整値の改定幅（前月差）をみると、直近年では、非ガウス型モデルの改定幅は X-12-ARIMA と比べて小さい傾向がみられるものの、全期間では、非ガウス型モデルの改定幅は大きい傾向がみられた。

また、生鮮食品を除く総合では、直近年及び全期間のいずれにおいても、非ガウス型モデルの改定幅（前月比）は、X-12-ARIMA と比べて大きい傾向がみられた。

一方で、実質消費支出では、直近年及び全期間のいずれにおいても、非ガウス型モデルの改定幅（前月比）は、X-12-ARIMA と比べて小さい傾向がみられた。

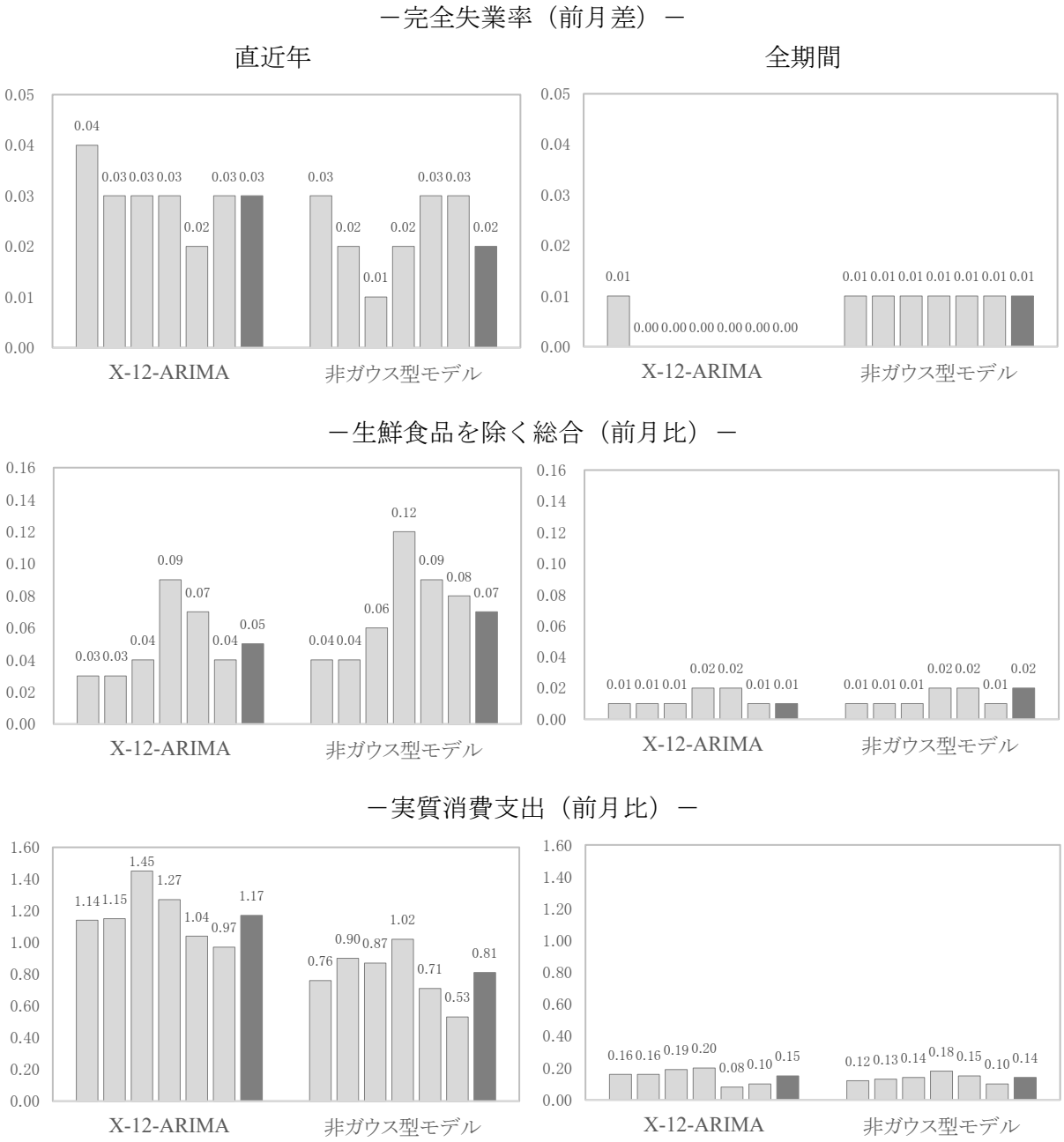

図 11　季節調整値の前月差（前月比）の改定幅

---

[27] 完全失業率及び生鮮食品を除く総合は、X-12-ARIMA 及び非ガウス型モデルごとに、左から 2019 年 1 月改定、20 年 1 月改定、…、24 年 1 月改定、各改定年の平均（例えば、完全失業率の直近年は、過去 6 回改定×12 か月＝72 か月における平均となる。）、の平均絶対改定幅を示している。一方で、実質消費支出は、左から 18 年 1 月改定、19 年 1 月改定、…、23 年 1 月改定、各改定年の平均、の平均絶対改定幅を示している。

4.3 考察

4.3.1 非ガウス型モデルによる季節調整値等

第 4.1 節のとおり、完全失業率及び生鮮食品を除く総合については、非ガウス型モデルのトレンド成分でみられた水準変化等の時点と公表値で設定されている外れ値は概ね整合的であり、また、季節調整値は X-12-ARIMA とほぼ同様の推移であった。一方で、実質消費支出では、非ガウス型モデルによる推定結果は、公表値で設定されている外れ値とは必ずしも整合的ではなく、また、X-12-ARIMA による季節調整値との推移には違いがみられた。

そこで、本節では、非ガウス型モデルと X-12-ARIMA の推定結果に違いがみられた実質消費支出について、その要因をみていくこととする。

実質消費支出について、公表値で特に多数の外れ値が設定されている 2018 年以降の非ガウス型モデルによる推定結果をみると、公表値で LS や RP が設定されている時点では、非ガウス型モデルのトレンド成分だけでなく、不規則変動成分においても比較的大きな変動が確認されており、外れ値に対応する変動が両成分に表れているとみられる（図 12 及び図 13）。こうしたことから、非ガウス型モデルで推定されたトレンド成分（T）と不規則変動成分（I）を合わせた TI（トレンド＋不規則変動）成分（図 14）でみると、LS や RP 等の外れ値による変動の様子が視覚的に把握しやすくなる。ここで、この TI 成分の推移に関して、X-12-ARIMA で用いられることが多い外れ値の型（AO、LS 及び RP）に対応するものをみると、2019 年５月及び 2019 年 9 月は AO、2019 年 10 月は LS、2020 年２月から 2020 年４月までは RP、2020 年４月から 2020 年６月までは RP、さらに、2020 年６月、2021 年１月、2021 年２月及び 2021 年８月は AO と考えられる。そして、公表値で設定されている 2019 年以降の外れ値の代わりに、これらの外れ値を設定した上で、X-12-ARIMA による季節調整値を試算すると、非ガウス型モデルによる季節調整値と比較的近い動きを示している（図 15[28]）。こうしたことから、本稿で用いた非ガウス型モデルと X-12-ARIMA による季節調整値の推移の違いは、季節調整法の違いというよりも、X-12-ARIMA で設定されている外れ値の違いによる影響の方が大きいとみられる[29]。

なお、X-12-ARIMA では、regARIMA モデルにおいて、原系列を ARIMA モデルと外れ値（や曜日効果等）で説明できる部分に分けて、繰り返し一般化最小二乗法により外れ値の回帰係数等を推計している。こうしたことから、X-12-ARIMA で推定された水準変化等の外れ値と非ガウス型モデルで推定されたトレンド成分でみられる水準変化等の変動が厳密に対応するわけではない。しかしながら、完全失業率及び生鮮食品を除く総合であれば、非ガウス型モデルで推定されたトレンド成分、実質消費支出であれば、TI 成分を利用するなどして外れ値による変動が把握できたように、非ガウス型モデルによる推定結果は、X-12-ARIMA で設定する外れ値の選定過程における参考情報として利用できる可能性があるとみられる。

---

[28] 図中の「X-12-ARIMA（外れ値変更前）」は、当時（2023 年１月改定時）の公表値で設定されていた外れ値及び ARIMA モデルにより算出した季節調整値である。また、「X-12-ARIMA（外れ値変更後）」は、「X-12-ARIMA（外れ値変更前）」の 2019 年以降の外れ値について、「AO2019.5、AO2019.9、LS2019.10、RP2020.2-2020.4、RP2020.4-2020.6、AO2020.6、AO2021.1、AO2021.2、AO2021.8」と設定して算出した季節調整値である。

[29] 季節調整値は、言わば、正解が分からない架空の数値であり、非ガウス型モデルと X-12-ARIMA による季節調整値の推移から、客観的にいずれの結果がより適切かという判断はできない。

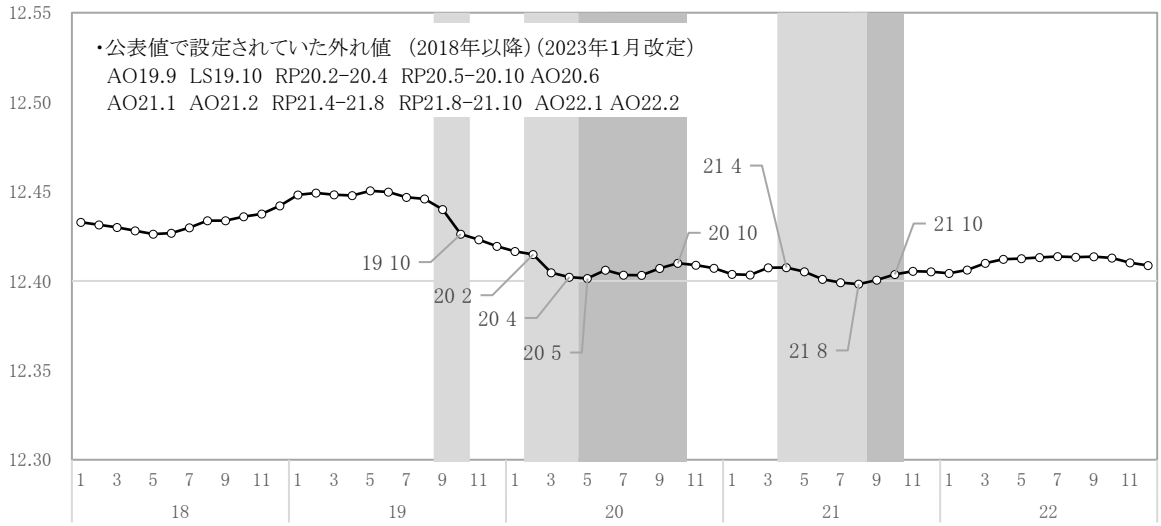

図 12 トレンド成分（2018 年以降）（非ガウス型モデル）－実質消費支出－

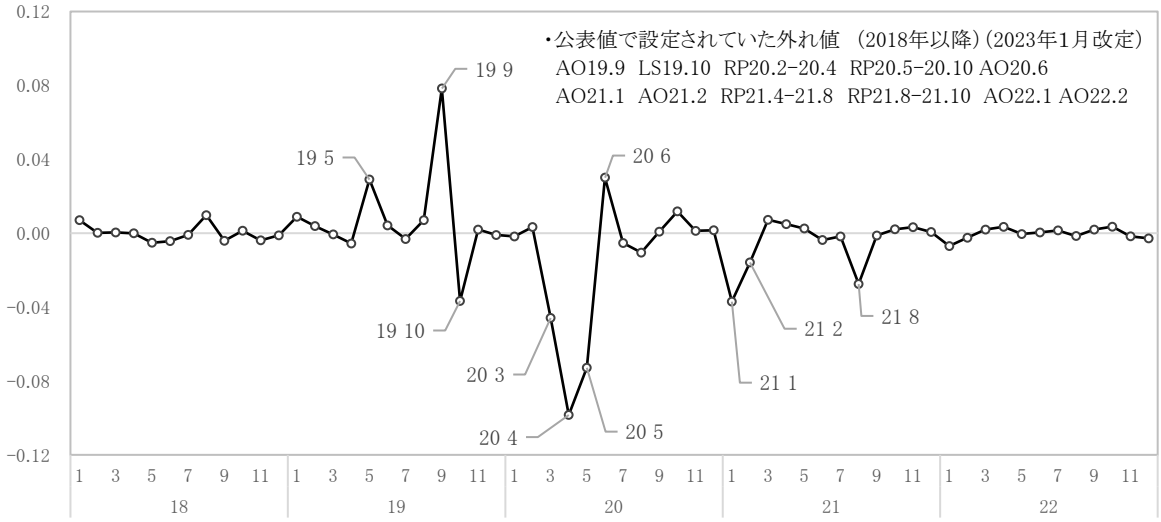

図 13 不規則変動成分（2018 年以降）（非ガウス型モデル）－実質消費支出－

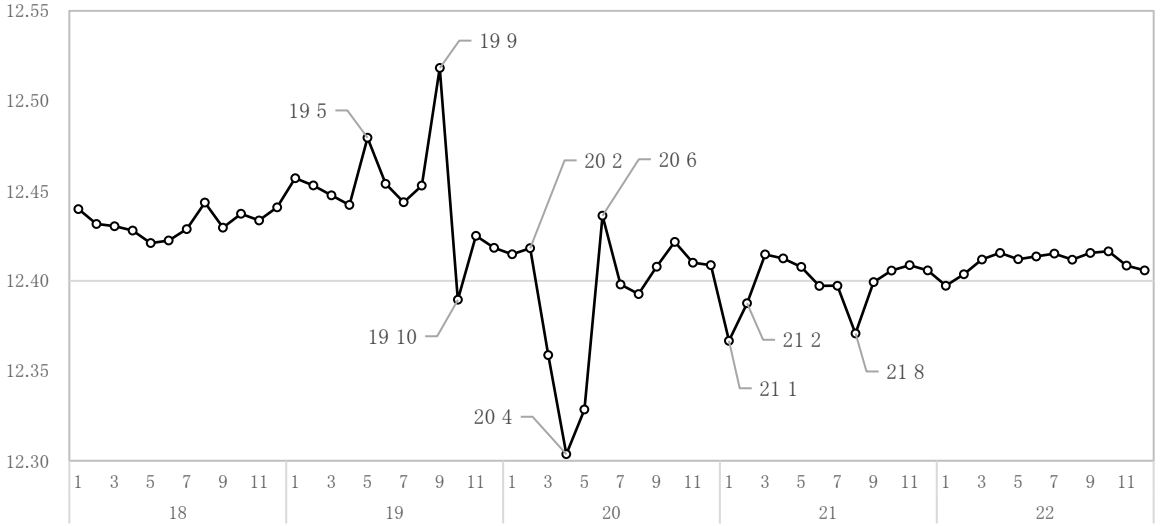

図 14 トレンド＋不規則変動成分（TI 成分）（2018 年以降）（非ガウス型モデル）
—実質消費支出—

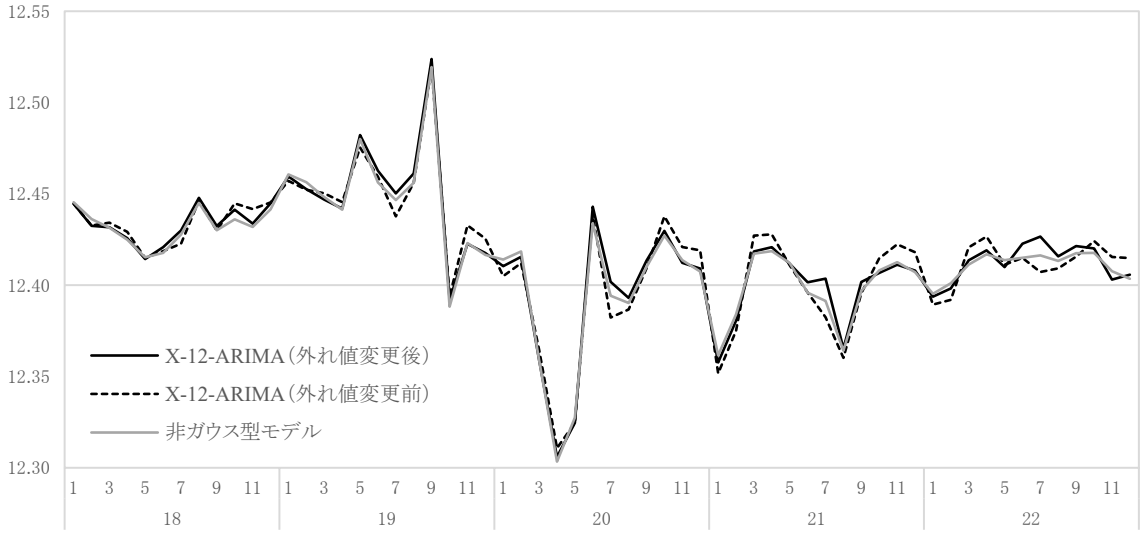

図 15　季節調整値の比較（2018 年以降）―実質消費支出―

4.3.2 非ガウス型モデルの季節調整値の安定性

第 4.2 節のとおり、完全失業率では、非ガウス型モデルは X-12-ARIMA と比べて直近年の改定幅は小さく、全期間では大きい傾向がみられた。また、生鮮食品を除く総合では、非ガウス型モデルの改定幅は、直近年及び全期間のいずれにおいても大きい傾向がみられた。通常、X-12-ARIMA による季節調整値は、新たな原系列を追加して再計算される度に、主にデータ末端付近で、改定幅が大きくなる傾向がある。しかしながら、原系列の追加から５年程度経過すると、移動平均により季節変動成分を推定する X11 ステップでは、当初、適用していた片側移動平均から中心化移動平均に移行することや、ARIMA モデルによる予測値を利用している場合では、予測値の代わりに、インプットデータとして追加された原系列が移動平均に利用されることで、一つの季節調整値に収束する傾向がみられ、新たな原系列の追加に伴う季節調整値の改定幅はみられなくなる。全期間でみた改定幅では、こうした X-12-ARIMA の推計方法の特徴を示す結果となった。

一方で、実質消費支出では、直近年と全期間のいずれも、非ガウス型モデルは、X-12-ARIMA と比べて改定幅が小さい傾向がみられた。実質消費支出のように、X-12-ARIMA の regARIMA モデルにおいて、曜日調整等を行っている場合、繰り返し一般化最小二乗法により推定される回帰係数が変わると、X11 ステップで用いられるデータ（事前調整済原系列）が変わり、過去に遡って季節調整値が改定される場合がある。こうしたことも、平均的な改定幅が大きくなった影響として考えられる。さらに、直近年における X-12-ARIMA の改定幅については、ユーザーによる外れ値や ARIMA モデルの選定による影響もあるとみられる[30]。

[30] X-12-ARIMA の季節調整替えにおいて、季節調整替え以前の regARIMA モデルで設定されていた外れ値や ARIMA モデルの変更も改定幅の発生要因になり得る。なお、高岡（2012）では、ARIMA モデルの選定において、季節調整値の改定幅も考慮したモデル選定を提案している。

5. まとめと課題

本稿では、X-12-ARIMA による季節調整において、適切性や恣意性といった問題だけでなく、実務的にも大きな業務負担となり得る外れ値の選定に関して、トレンド成分及び不規則変動成分のノイズに t 分布を適用した非ガウス型状態空間モデルを用いて、レベルシフトや傾斜的な水準変化などの外れ値による影響を自動的に調整した季節調整値の試算、季節調整値の安定性に関する評価等を行った。

非ガウス型モデルにより推定された季節調整値について、完全失業率及び生鮮食品を除く総合では、X-12-ARIMA による結果とほぼ同様の推移となった。一方で、実質消費支出では、非ガウス型モデルと X-12-ARIMA による季節調整値には、X-12-ARIMA の regARIMA モデルで設定されている外れ値に起因するとみられる推移の違いが確認された。これに関して、完全失業率及び生鮮食品を除く総合では、非ガウス型モデルで推定されたトレンド成分でみられたレベルシフト等の変動と公表値で設定されている外れ値には、一定の整合性が確認された。一方で、実質消費支出では、完全失業率等でみられたような整合性は必ずしも確認できなかったものの、非ガウス型モデルで推定されたトレンド成分と不規則変動成分を合せた TI 成分によって、レベルシフトや傾斜的水準変化等の外れ値による変動が確認された。こうした点を踏まえると、非ガウス型モデルよる推定結果は、実務において、X-12-ARIMA で不可欠な外れ値の選定過程における参考情報としての利用可能性があるとみられる。

季節調整値の安定性に関しては、非ガウス型モデルの改定幅を X-12-ARIMA と比較すると、直近年における完全失業率の改定幅は小さく、一方で、生鮮食品を除く総合では大きくなっており、系列によって、大小関係は異なったものの、全期間では、いずれも X-12-ARIMA よりも大きい傾向がみられた。特に、全期間でみた改定幅は、年が経過するにつれて改定幅が小さくなる傾向がある X-12-ARIMA の特徴を示す結果となった。一方で、実質消費支出では、非ガウス型モデルの改定幅は、X-12-ARIMA と比べて小さくなっており、これは、季節調整替えの際に設定される外れ値の選定等も影響しているとみられる。以上のように、本稿で検討対象とした３つの系列によって、X-12-ARIMA と比較した改定幅の大小関係は異なる結果となったものの、系列によっては、非ガウス型モデルの適用により、季節調整値の安定性が向上する可能性があることが確認された。

今回の一連の検討結果を踏まえると、本稿で用いた非ガウス型モデルの有用性は確認できたものの、同モデルには、残された課題が存在する。本稿では、トレンド成分及び不規則変動成分の状態ノイズのみ t 分布を適用し、他の成分については、ガウス分布を適用した。これに関して、例えば、季節性の急激な変化に対応するために、季節変動成分の状態ノイズに t 分布を適用することも想定されることなどから、トレンド成分及び不規則変動成分以外の成分についても、t 分布の対象を広げた上で、モデル選択を行うことが考えられる。また、本稿では、非ガウス分布として、t 分布を適用したものの、これまでの検討を踏まえると、t 分布以外にも、コーシー分布、混合正規分布といった非ガウス分布を適用する事例もあることから、これらの分布を状態ノイズ等に適用することが考えられる。以上の点については、今後の検討課題としたい。

謝辞

本稿は、2023 年度統計関連学会連合大会（京都大学吉田キャンパス）における報告に加筆・修正したものである。本稿について、丁寧な査読をしていただき、多くの有益なコメントをしていただいた匿名の査読者２名に対して、深く感謝を申し上げたい。

参考文献

[1] 有田帝馬(2012)『入門季節調整:基礎知識の理解から「X-12-ARIMA」の活用法まで』,東洋経済新報社.

[2] 尾崎統(1997)「動的 X11 モデルと非線形季節調整Ⅰ-モデルと計算法-」,『統計数理』,第 45 巻,第２号,265-285.

[3] 奥本佳伸(2000)「季節調整法の比較研究 センサス局法 X-12-ARIMA の我が国経済統計への適用」,経済分析 政策研究の視点シリーズ,17.

[4] 加部哲史(2021)「非ガウス型状態空間モデルを用いた季節調整モデルの構築と電力需要のトレンド推定」,(一財) 電力中央研究所社会経済研究所ディスカッションペーパー (SERC Discussion Paper) :SERC20012.

[5] 北川源四郎(1997)「季節調整プログラム DECOMP とその後の展開」,『統計数理』,第 45 巻, 第２号,217-232.

[6] 北川源四郎(2005)『時系列解析入門』,岩波書店.

[7] 北川源四郎・佐藤整尚(1998)「一般化状態空間モデルによる分散変動時系列の解析」,IMES discussion paper No.98-J-22,日本銀行金融研究所.

[8] 久保拓弥(2012)『データ解析のための統計モデリング入門 一般化線形モデル・階層ベイズモデル・MCMC』,岩波書店.

[9] 総務省(2007)「家計調査の結果を見る際のポイント No.1 家計簿への記帳と月末の曜日」, 総務省統計局 https://www.stat.go.jp/data/kakei/point/pdf/point01.pdf (2024 年 10 月 31 日取得).

[10] 総務省(2019)『労働力調査の解説［第５版］』, 総務省統計局.

[11] 総務省(2021a)『2020 年基準 消費者物価指数の解説』, 総務省統計局.

[12] 総務省(2021b)「家計調査における季節調整値の改定」, 総務省統計局 https://www.stat.go.jp/data/kakei/longtime/pdf/rev_sa.pdf (2024 年 10 月 31 日取得).

[13] 総務省(2023)「季節調整法の適用状況 令和５年４月１日時点」 https://www.soumu.go.jp/toukei_toukatsu/index/seido/kijun3.htm (2024 年 10 月 31 日取得).

[14] 総務省(2024)「労働力調査の季節調整法における reg-ARIMA モデルの一部変更について (2024 年改定)」, 総務省統計局 https://www.stat.go.jp/data/roudou/kisetsu/pdf/240130sa.pdf (2024 年 10 月 31 日取得).

[15] 総務庁(1997)「季節調整法検討小委員会報告書」.

[16] 高岡慎・国友直人 (2010)「最近のマクロ経済変動と季節調整 (貿易統計を題材に)」, CIRJE ディスカッションペーパー,J-219.

[17] 高岡慎(2012)「新しいモデル選択法について」 https://www.mof.go.jp/pri/reference/ssc/bunseki.htm (2024 年 10 月 31 日取得).

[18] 高岡慎(2015)『経済時系列と季節調整法 (統計解析スタンダード)』,朝倉書店.

[19] 高岡慎(2021)「法人企業統計の季節調整における新型コロナウイルスの影響について」 https://www.mof.go.jp/pri/reference/ssc/bunseki.htm (2024 年 10 月 31 日取得).

[20] 高部勲(2005)「状態空間モデルを用いた季節調整法の労働力調査への適用」,『統計研究彙報』,第 62 号,71-92.

[21] 電力広域的運営推進機関(2022)「持続的需要変動に関する勉強会 検討報告書」, 持続的需要変動対応に関する勉強会事務局.

［22］豊田秀樹(2015)『基礎からのベイズ統計学ーハミルトニアンモンテカルロ法による実践的入門ー』，朝倉書店.
［23］野村俊一(2016)『カルマンフィルタ -R を使った時系列予測と状態空間モデル-（統計学 One Point 2)』, 共立出版.
［24］松本正博･松本雅子･森本聡(2010)「家計調査季節調整法の変更について」，『統計研究彙報』, 第 67 号, 23-53.
［25］A. Gelman (1996) “Inference and Monitoring Convergence”, in W. R. Gilks, S. Richardson and D. J. Spiegelhalter, eds., Markov Chain Monte Carlo in Practice, 131-143. Chapman & Hall
［26］G. Kitagawa, W. Gersch (1984) “A Smoothness Priors-State Space Modeling of Time Series with Trend and Seasonality”, Journal of the American Statistical Association, 79, 378-389.
［27］G. Kitagawa (1989) “Non-Gaussian seasonal adjustment”, Computers & Mathematics with Applications, Vol. 18, Issues 6-7, 503-514.
［28］G. Kitagawa (1997) “Monte Carlo Filtering and Smoothing for Nonlinear NON-Gaussian State Space Model”, Proceedings of the 29th ISCIE International Symposium on Stochastic Systems Theory and its Applications Tokyo, Nov. 10-12.
［29］M. D. Hoffman, A. Gelman (2014); The No-U-Turn Sampler: Adaptively Setting Path Lengths in Hamiltonian Monte Carlo, Journal of Machine Learning Research, vol. 15, 1593-1623.
［30］U.S. Census Bureau (2011) “X-12-ARIMA Reference Manual, Version 0.3”, U.S. Census Bureau, U.S. Department of Commerce.

付表１　各改定年における ARIMA モデル及び外れ値　－完全失業率－

改定年月	ARIMA モデル	外れ値
2019 年１月	(210) (011)	RP2008.10-2009.7
2020 年１月	(012) (011)	RP2008.10-2009.7
2021 年１月	(210) (011)	RP2008.10-2009.7　RP2020.3-2020.10
2022 年１月	(210) (011)	RP2008.10-2009.7　RP2020.3-2020.10
2023 年１月	(210) (011)	RP2008.10-2009.7　RP2020.3-2020.10
2024 年１月	(210) (011)	RP2008.10-2009.7　RP2020.3-2020.10

※ 例えば、2024 年１月では、2023 年 12 月分結果までの原系列を用いて、上記の ARIMA モデル及び外れ値を設定した上で、季節調整替えを行う（付表２も同様）。

付表２　各改定年における ARIMA モデル及び外れ値　－生鮮食品を除く総合－

改定年月	ARIMA モデル	外れ値
2019 年１月	(110) (011)	LS2014.4
2020 年１月	(011) (011)	LS2014.4
2021 年１月	(110) (012)	LS2014.4　LS2020.4
2022 年１月	(110) (111)	LS2014.4　LS2020.4　LS2021.4
2023 年１月	(211) (012)	LS2014.4　LS2020.4　LS2021.4
2024 年１月	(111) (012)	LS2014.4　LS2020.4　LS2021.4　LS2023.2

付表３　各改定年における ARIMA モデル及び外れ値　－実質消費支出－

改定年月	ARIMA モデル	外れ値
2018 年１月	(111) (011)	LS01.4　LS10.4　LS11.3　AO14.3　LS14.4
2019 年１月	(111) (011)	LS01.4　LS10.4　LS11.3　AO14.3　LS14.4
2020 年１月	(111) (011)	LS01.4　LS10.4　LS11.3　AO14.3　LS14.4 AO19.9　AO19.10
2021 年１月	(111) (011)	LS01.4　LS10.4　LS11.3　AO14.3　LS14.4 AO19.9　LS19.10　RP20.2-20.4　RP20.5-20.10 AO20.6
2022 年１月	(011) (011)	LS01.4　LS10.4　LS11.3　AO14.3　LS14.4 AO19.9　LS19.10　RP20.2-20.4　RP20.5-20.10 AO20.6　AO21.1　AO21.2　RP21.4-21.8 RP21.8-21.10
2023 年１月	(011) (011)	LS01.4　LS10.4　LS11.3　AO14.3　LS14.4 AO19.9　LS19.10　RP20.2-20.4　RP20.5-20.10 AO20.6　AO21.1　AO21.2　RP21.4-21.8 RP21.8-21.10　AO22.1　AO22.2

※１　例えば、2023 年１月では、2022 年 12 月分結果までの原系列を用いて、上記の ARIMA モデル及び外れ値を設定した上で、季節調整替えを行う。

※２　外れ値の時点について、西暦の上２桁（20）は除いて記載している（例えば、AO2014.1 は、AO14.1 と記載。）。