

状態空間モデルに基づく季節調整法の消費支出への適用に関する検討

大島 敬士[†]

A Study on the Application of Seasonal Adjustment Methods Using a State Space Model to the Consumption Expenditures in the Family Income and Expenditure Survey

OSHIMA Keiji

本稿は、家計調査の実質消費支出の季節調整法に関して、季節調整プログラム DECOMP において採用されている状態空間モデルに基づく季節調整法（DECOMP 法）を用いて、曜日及び休日等のカレンダー要因や外れ値による影響を除いた季節調整値の試算等に関する検討を行った。

DECOMP 法により試算した季節調整値等について、X-12-ARIMA と比較すると、両者に大きな違いはみられなかった。また、季節調整値の安定性に関しては、最も季節調整値の改定幅が問題となる先行き1年間において、DECOMP 法は X-12-ARIMA の推計季節指数による場合と比べて改定幅が小さいことが確認された。

キーワード：家計調査、DECOMP、X-12-ARIMA、曜日調整

In this paper, with regard to the seasonal adjustment method of real consumption expenditures in the Family Income and Expenditure Survey, the seasonally adjusted series excluding the influence on calendar and outlier effects were estimated by DECOMP method; a seasonal adjustment method using a state space model used in DECOMP seasonal adjustment program.

In conclusion, no marked differences were found in the seasonally adjusted series by DECOMP method and X-12-ARIMA. Also, regarding the stability of the seasonally adjusted series, it was confirmed that the revisions of the seasonally adjusted series by DECOMP method were smaller than projected factor adjustments of X-12-ARIMA in the most recent one year period.

Key Words: The Family Income and Expenditure Survey, DECOMP, X-12-ARIMA, Trading-Day Adjustment

[†] 総務省統計局統計調査部国勢統計課労働力人口統計室（元同省同局同部消費統計課）

はじめに

四半期別GDP速報（QE）、完全失業率、有効求人倍率、鉱工業生産指数等の四半期や月別に集計・作成されている経済統計においては、1年を周期とする季節的な変動（季節変動）がみられる。これは、天候や社会的慣習等を反映して毎年周期的に繰り返される変動であり、このままでは直近の経済動向が把握しにくい。こうしたことから、多くの経済統計では、原系列（原数値）から季節変動（季節成分）を取り除いた季節調整値が作成・公表されており、経済動向の基調判断等には季節調整値が用いられることが多い。

季節調整法には、米国商務省センサス局が開発したX-11、X-12-ARIMA及びX-13-ARIMA-SEATS¹に代表される移動平均を主体としたノンパラメトリックな方法と、スペイン銀行が開発したTRAMO-SEATS²や統計数理研究所北川源四郎氏が開発したDECOMPに代表される明示的な統計モデルを仮定するパラメトリックな方法が存在する。

官公庁等の経済統計における季節調整法の適用に関しては、1996年にX-12-ARIMAが公開された際、一部の研究者等から、同一時点で比較した場合に曜日調整の影響によって複数の手法間で季節調整値に差異が出るとの報告がされたことなどを背景に、1996年に統計審議会（当時）の経済指標部会の下部組織として設置された「季節調整法検討小委員会」において、X-12-ARIMA等の季節調整法の比較・検討が行われた。その結果、X-11、X-12-ARIMA、MITI法³及びDECOMPのいずれの手法を用いてもある程度妥当な結論が導き出せることなどから、手法の適切性について一般的な評価を受けている手法のオプション等を公開しながら継続的に使用することを主旨とする「季節調整法の適用について（指針）」（平成9年6月20日統計審議会了承）⁴が示された（総務庁（1997））。その後、同指針を基礎として作成された「季節調整法の適用に当たっての統計基準」（平成23年3月25日総務省告示第96号）⁵では、季節調整法の手法の適切性について国際的に一般的な評価を受けている手法を継続的に使用する（X-12-ARIMA等）とされており、特定の手法が推奨されてはいないものの、現在では、官公庁等の経済統計の多くでX-12-ARIMAによる季節調整が行われている。

家計調査（総務省）の季節調整については、従来、X-12-ARIMAのRegARIMAモデルによる曜日や外れ値等の事前調整パートは用いず、X-11による季節調整パートのみを用いていた。その後、2009年1月分結果の公表からは、曜日、祝日⁶及びうるう年等のカレンダー要因や外れ値による影響を除いた季節調整値を公表している⁷。

X-12-ARIMA等の移動平均型の季節調整法では、データ末端付近における季節調整の際に片側移動平均とならざるを得ないことから、末端部分での季節調整値が不安定になりやすいという問題がある。また、RegARIMAモデルの推計誤差が大きい場合、同モデルによる予測値を用いて末端部分における移動平均を行うことで、かえって結果が不安定になることもありうる。こうしたことから、X-12-ARIMA等では、新たな結果を追加した際に過去に計算された季節調整値の改定幅、特に直近数年における改定幅が大きくなることが問題となる。こ

¹ X-13-ARIMA-SEATSは、X-12-ARIMAとTRAMO-SEATSが一体になったプログラムであり、両者の比較や共通の診断が可能となっている（野木森（2013））。X-13-ARIMA-SEATSでは、RegARIMAモデルによる事前調整の後、X-11又はSEATSによる季節調整を行うことが可能である。

² TRAMO-SEATSの解説としては、高岡（2015）、高部（2009）を参照。

³ 通商産業省（当時）が開発した季節調整法。

⁴ 「季節調整法の適用について（指針）」（平成9年6月20日統計審議会了承）について http://www.soumu.go.jp/toukei_toukatsu/index/seido/7-1.htm

⁵ 「季節調整法の適用に当たっての統計基準」（平成23年3月25日総務省告示第96号） http://www.soumu.go.jp/main_content/000445795.pdf

⁶ 本稿でいう祝日には、国民の祝日、振替休日及び国民の休日が含まれる。

⁷ 詳細は、松本ら（2010）、『家計調査の見る際のポイント No.12（季節調整法の変更）』を参照。 <http://www.stat.go.jp/data/kakei/point/pdf/point12.pdf>

れに関しては、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ことで改定幅を抑えることが考えられる⁸。しかし、この場合、公表のたびに過去の季節調整値が改定されるため、結果の利用ユーザーにおいては、毎月、過去の結果が変わることで煩雑になるほか、統計作成の実務担当者としては、特に季節調整系列が多数存在する場合、業務上の負担となりうる。実際に、月次公表の経済統計の多くは X-12-ARIMA により先行き 1 年分の推計季節指数を推計し、同指数及び原系列から各月の季節調整値を算出し、年 1 回季節調整値の遡及改定を行っている⁹。

一方で、DECOMP において採用されている、Kitagawa and Gersch (1984) や北川 (2005) による状態空間モデル (State Space Model) に基づく季節調整法 (以降、「DECOMP 法」と呼ぶ。) では、先行き 1 年間における季節調整値の算出について、後述のとおり過去の季節調整値の改定を伴わずに、前月時点の情報を基にフィルタ (フィルタリング) によって当月の結果を用いて推定することが可能である。こうしたことから、DECOMP 法では X-12-ARIMA の推計季節指数による場合と比べて、季節調整値の安定性¹⁰の向上が期待される。

本稿では、家計調査の二人以上の世帯における実質消費支出¹¹に対して、DECOMP 法を用いて、曜日等のカレンダー要因及び外れ値による影響を除いた季節調整値等の試算、同値の安定性に関する検討を行うとともに、それらと X-12-ARIMA による結果との比較についても併せて行っている¹²。また、実質消費支出 (公表値) の季節調整では、曜日調整に関して X-12-ARIMA に用意されている 7 曜日調整の変数 (tdnolpyear : 月曜日～日曜日の組合せから構成された 6 変数) 及びユーザー変数「土日を除く祝日の日数」をそれぞれ設定している。しかし、この場合、曜日と祝日の重なりによる影響、年末年始の期間などの慣例的な休日による影響等までは調整されないことから、本稿では、これらの影響を踏まえた曜日・休日調整についても併せて検討を行っている。

以下、本稿の構成を述べる。第 1 節では、状態空間モデル及びカルマンフィルタ等について触れた後、本稿で用いる季節調整モデル、曜日効果や休日効果の概要、外れ値の対応について述べる。第 2 節では、モデル選択及び試算方法について述べる。第 3 節では、DECOMP 法及び X-12-ARIMA による試算結果の比較、季節調整値の安定性に関する検討結果を示す。最後に、結果のまとめと今後の課題について述べる。

1. 状態空間モデルに基づく季節調整法

1.1 状態空間モデルとカルマンフィルタ等による状態推定

状態空間モデルは、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、時間の推移とともに状態の変化を表現した「システムモデル」と状態と観測値の関係を表現した「観測モデル」から構成される。

$$x_n = Fx_{n-1} + Gv_n, \quad v_n \sim N(0, Q) \quad [\text{システムモデル}]$$

$$y_n = H_n x_n + w_n, \quad w_n \sim N(0, R) \quad [\text{観測モデル}]$$

⁸ こうした方法は、concurrent adjustment (同時調整) と呼ばれており (Adriaan *et al.* (2001))、最新データから季節変動についての新たな情報を可能な限り早く推計に反映させることが可能となる。

⁹ 季節調整法の適用状況 (平成 30 年 4 月 1 日現在) http://www.soumu.go.jp/toukei_toukatsu/index/seido/kijun3.htm

¹⁰ 本稿でいう季節調整値の安定性とは、新たなデータを追加した上で季節調整値の再計算を行っても、過去の季節調整値が大きく改定されないことを指す。

¹¹ 消費者物価指数 (CPI) の「持家の帰属家賃を除く総合」で消費支出を除くことで、実質消費支出を作成した。

¹² 労働力調査の結果における状態空間モデルを用いた季節調整法に関する検討としては、高部 (2005a)、高部 (2005b) がある。

本稿では、システムモデル及び観測モデルについて、線形かつシステムノイズ v_n 及び観測ノイズ w_n 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」を用いる。同モデルに対しては、カルマンフィルタ (Kalman Filter) ¹³ 及び平滑化 (Smoothing) と呼ばれるアルゴリズムを用いて、予測、フィルタ及び平滑化を効率良く実行できる。

なお、カルマンフィルタ及び平滑化による状態推定の詳細は、北川(2005)などを参照。

[1期先予測、フィルタ、平滑化のアルゴリズム]

(1) 1期先予測

$$\begin{aligned} x_{n|n-1} &= Fx_{n-1|n-1} \\ V_{n|n-1} &= FV_{n-1|n-1}F^T + GQG^T \end{aligned}$$

(2) フィルタ

$$\begin{aligned} d_{n|n-1} &= H_n V_{n|n-1} H_n^T + R \\ K_n &= V_{n|n-1} H_n^T d_{n|n-1}^{-1} \\ x_{n|n} &= x_{n|n-1} + K_n (y_n - H_n x_{n|n-1}) \\ V_{n|n} &= (I - K_n H_n) V_{n|n-1} \end{aligned}$$

(3) 平滑化 (固定区間平滑化)

$$\begin{aligned} A_n &= V_{n|n} F^T V_{n+1|n}^{-1} \\ x_{n|N} &= x_{n|n} + A_n (x_{n+1|N} - x_{n+1|n}) \\ V_{n|N} &= V_{n|n} + A_n (V_{n+1|N} - V_{n+1|n}) A_n^T \end{aligned}$$

1.2 季節調整モデル

本稿で用いる季節調整モデルは、DECOMP 法をベースとして、以下のようなモデルを仮定しており、観測値 (原系列) y_n をトレンド成分 t_n 、季節成分 s_n 、循環変動成分 (定常 AR 成分) p_n 、外生変数への回帰成分 r_n 及び不規則成分 w_n の5つの成分の和として表現する。なお、不規則成分については、観測方程式における観測ノイズとして扱う。

[観測方程式]

$$y_n = t_n + s_n + p_n + r_n + w_n$$

また、各成分は、以下のようなモデルで表現できると仮定する。

[状態方程式]

$$\Delta^k t_n = v_{1n}, \quad v_{1n} \sim N(0, \tau_1^2) \quad (\text{トレンド成分})$$

$$s_n = - \sum_{i=1}^{11} s_{n-i} + v_{2n}, \quad v_{2n} \sim N(0, \tau_2^2) \quad (\text{季節成分})$$

¹³ 本稿ではカルマンフィルタを用いて試算を行っているが、Web Decomp (佐藤(1997)) や TIMSAC (統計数理研究所(2018)) (統計的データ解析環境 R のパッケージ。同パッケージにより DECOMP が実行可能) では、カルマンフィルタを高精度化した情報行列平方根フィルタ (Information Square Root Filter) というアルゴリズムを用いている。

$$p_n = \sum_{j=1}^m \alpha_j p_{n-j} + v_{3n}, \quad v_{3n} \sim N(0, \tau_3^2) \quad (\text{循環変動成分})$$

$$r_n = \sum_{i=1}^l \beta^i z_n^i \quad (\text{回帰成分})$$

$$w_n \sim N(0, \sigma^2) \quad (\text{不規則成分})$$

ここで、 k はトレンド成分の次数、 m は循環変動成分の次数、 α_j はAR係数、 β^i は回帰係数、 z_n^i は説明変数、 l は説明変数の数である。なお、本稿では回帰成分として、曜日、休日（祝日及び年末年始の期間）、うるう年、月末の曜日¹⁴及び外れ値を説明変数（ダミー変数）¹⁵として想定しており、それらの回帰係数は時間変化しないと仮定している。

また、季節成分のモデルについては、DECOMPにおいて採用されている上式 s_n で示した、いわゆるタンデム型（ダミー変数型）と呼ばれるモデル、またはタンデム型よりも推定すべきシステムノイズの分散が増加するものの、より細やかな季節変動が表現できる可能性があるパラレル型（三角関数型）¹⁶のいずれかを想定している。

1.3 モデルの状態空間表現

前節の状態空間モデルを行列形式で表現すると、トレンド成分及び循環変動成分の次数がいずれも1次（ $k = m = 1$ ）、季節成分のモデルがタンデム型の場合、以下のようになる。

[状態方程式]

$$x_n = Fx_{n-1} + Gv_n, \quad v_n \sim N(0, Q)$$

[観測方程式]

$$y_n = H_n x_n + w_n, \quad w_n \sim N(0, \sigma^2)$$

¹⁴ 家計調査では、移動電話通信料や上下水道料の支出について、月々の料金の支払期限（口座振替日）が月末の場合、当月末が土曜日、日曜日又は祝日に当たる際、当月の料金は翌営業日（翌月の最初の平日）に口座から引き落とされることがあり、これが家計簿に反映される。これは、当月の平均支出金額には減少、翌月には増加に寄与することから、月次結果が月末の曜日の影響を受ける場合がある。

（参考）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）

<http://www.stat.go.jp/data/kakei/point/pdf/point01.pdf>

¹⁵ 本稿で用いるダミー変数のうち、うるう年及び月末の曜日については、現行の家計調査の季節調整において用いている変数と同様のもの（下記(1)及び(2)参照）を設定している。なお、曜日・休日及び外れ値の変数については、表1及び表2を参照。

(1) 「うるう年」変数

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

(2) 「月末の曜日」変数

-1：月末に金融機関が休み（土曜日、日曜日及び祝日）で翌日口座引き落としとなる月

1：前月の月末に金融機関が休み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、あるいは前月、今月ともに口座の引き落としが翌月となる月

さらに、携帯電話の普及に伴い、月末の曜日の影響が大きい移動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、その後の伸びの低下を踏まえ、上記の変数に対してロジステック変換を用いたウェイトの調整を行っている。詳細は、松本ら(2010)を参照。

¹⁶ パラレル型は、12か月周期の場合、12か月、6か月、4か月、3か月、2.4か月及び2か月の周期変動を生成する6個の振動系を並列（パラレル）に並べ、それぞれの出力和を季節変動するモデル。パラレル型は、タンデム型と比較して推定すべきパラメータが5つ増えるものの、より細やかな季節変動が表現できる可能性がある。タンデム型及びパラレル型については、尾崎(1997)、高部(2005a)、野村(2016)を参照。

$$x_n = [t_n \ s_n \ s_{n-1} \ \cdots \ s_{n-10} \ p_n \ \beta^1 \ \cdots \ \beta^l]^T$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & -1 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ \cdots & 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \alpha_1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} \tau_1^2 & 0 & 0 \\ 0 & \tau_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & \tau_3^2 \end{bmatrix}$$

$$H_n = [1|1 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0|1| z_n^1 \ \dots \ z_n^l]$$

1.4 初期分布の設定

状態空間モデルの推定を行う際は、状態ベクトルの初期分布を設定する必要がある。初期分布の決め方としては、分散共分散行列の対角成分を大きくとる方法など複数の方法が存在する。本稿では、状態ベクトルの初期分布の設定の仕方による尤度や状態ベクトル等の計算への影響の可能性を考慮し、北川(1997)、高部(2017)、高部(2018)を参考に、時間を逆転した後向きの時系列データに対してフィルタを適用し、初期分布を求めている。

1.5 パラメータの最尤推定

1.3節の状態空間モデルは、複数の未知のパラメータを含んでいるため、状態推定の前にパラメータの推定を行う必要がある。推定すべきパラメータは、観測ノイズの分散、システムノイズの分散及びAR係数¹⁷ ($\theta = (\sigma^2, \tau_1^2, \tau_2^2, \tau_3^2, \alpha_j)$) である。ただし、推定すべきパラメータは、 $\sigma^2 = 1$ とすることで、数値計算を行うパラメータを一つ(観測ノイズの分散 σ^2)を減らすことができることから、パラメータ ($\tau_1^2/\sigma^2, \tau_2^2/\sigma^2, \tau_3^2/\sigma^2, \alpha_j$) について最尤推定を行えば良い(北川(2005))。

パラメータの推定に当たっては、カルマンフィルタにより得られた1期先予測の分散共分散行列等を基に、 n 時点までの観測値に基づいて構成される以下の対数尤度 $L(\theta)$ を最大化するパラメータ θ を推定する。

$$L(\theta) = -\frac{1}{2} \left[N \log(2\pi\hat{\sigma}^2) + \sum_{n=1}^N \log d_{n|n-1} + N \right], \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - H_n x_{n|n-1})^2 / d_{n|n-1}$$

なお、最尤推定における非線形最適化は、統計的データ解析環境 R の非線形最適化関数 `optim` を用いて、BFGS 公式を用いた準ニュートン法により計算している。

¹⁷ AR 係数の推定に当たっては、PARCOR (偏自己相関係数) を通じて計算している。これに関して、PARCOR と AR モデルとの対応関係として、 $m-1$ 次と m 次の AR モデルの係数を、それぞれ $\alpha_i^{(m-1)}$ と $\alpha_i^{(m)}$ で表せば、次の関係が成り立つ。

$$\alpha_i^{(m)} = \alpha_i^{(m-1)} - \alpha_m^{(m)} \alpha_{m-i}^{(m-1)} \quad (i = 1, 2, \dots, m-1)$$

ここで、 $\alpha_m^{(m)}$ は m 次の PARCOR と呼ばれる。 q 次の AR モデルについて、 q 次までの全ての PARCOR が与えられると、上式で示される関係の逐次適用により、2次から q 次までの AR 係数が求められる。このため、あらかじめ PARCOR を推定しておけば、PARCOR を通じて AR 係数の推定値が得られることとなる(姜(2010))。なお、本稿では定常な AR モデルを想定していることから、PARCOR の絶対値について、0.9 以下となるよう制限を課している。また、PARCOR については、北川(2005)や姜(2010)を参照。

1.6 曜日効果と休日効果

月次の時系列データにみられる周期的な変動のうち、12か月周期でないものが存在する。その一つに、カレンダーの周期性が原因となって生じる変動がある。これは、カレンダー上では1年ごとに曜日が1日ずつずれてゆくため、同じ月でも年によって各曜日の日数が異なることで生じる。このような曜日構成の変化による変動（曜日効果）は、カレンダーに沿った集計の結果として生じる変動であることから、経済統計の動向を把握する際はこうした変動も取り除くことが一般的である。また、祝日¹⁸や年末年始の期間¹⁹などの慣例的な休日による変動（休日効果）等についても、曜日効果と同様に原系列から取り除く場合が多い。

家計調査においては、日別集計の結果から、曜日や休日による消費支出への影響が確認できる。例えば、12月から1月にかけての消費支出（名目）の日別支出金額をみると、土曜日、日曜日及び祝日に加えて、年末年始の期間において支出金額が増加する傾向がみられる（図1）。

実際に、曜日・休日等のカレンダー要因による影響の調整を行わない実質消費支出（季節調整値）のパワースペクトル²⁰をみると、原系列でみられる1/12（≒0.083）の倍数で現れる12か月周期のスペクトルは消えているものの、曜日構成の影響を受ける系列にみられる周波数のうち、特に0.348や0.432においてスペクトルのピークがみられ、曜日効果による影響が残存していることが確認できる²¹（図2）。

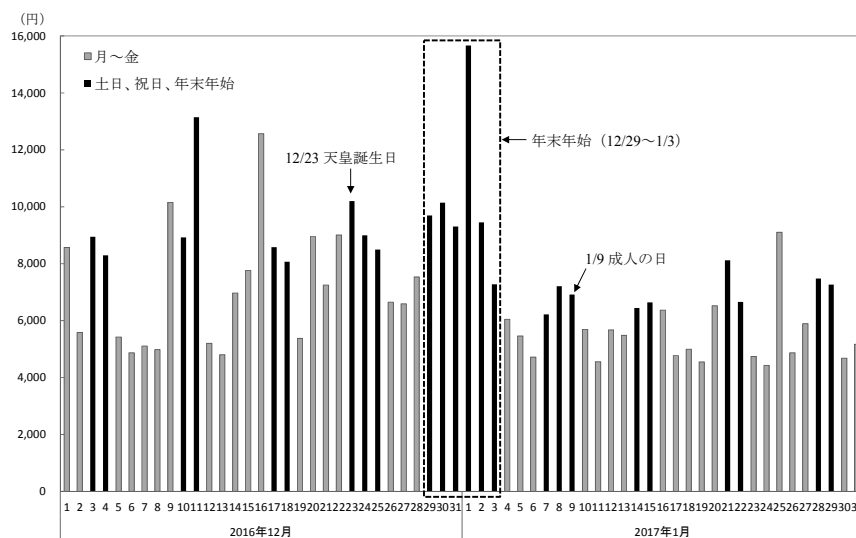


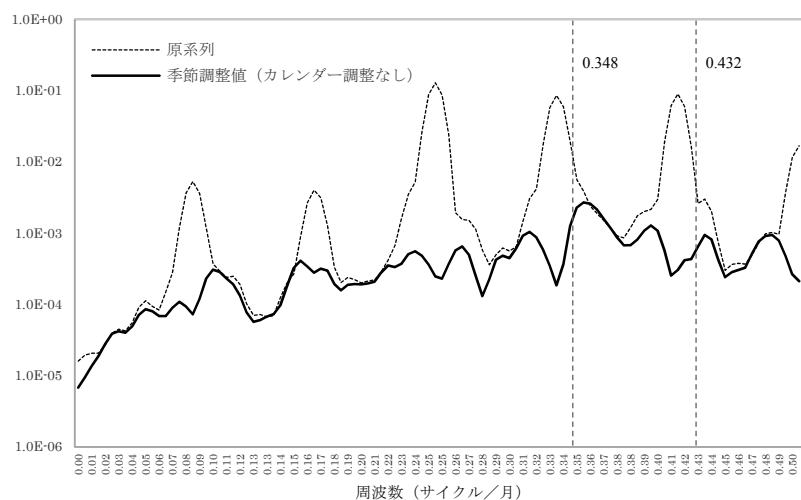
図1 消費支出（名目）1世帯当たり日別支出金額
（二人以上の世帯のうち勤労者世帯）

¹⁸ 国民の祝日のうち、例えば、海の日や敬老の日のように「月の第3月曜日」と指定される祝日は、土日との重なりが毎年同じであるため、12か月周期と考えられる。一方で、日付が指定される憲法記念日や昭和の日などは、土日との重なりが年によって異なり、また春分の日と秋分の日については、春分日、秋分日とされており、日付が定まらないため、これらの祝日については12か月周期とはならない（労働政策研究・研究機構(2006)）。このため、曜日調整を行わない季節調整では、海の日などの影響は除去されるが、憲法記念日や春分の日などの影響は季節調整値に残存することとなる。

¹⁹ 本稿では、12月29日から1月3日までを年末年始の期間としている。

²⁰ 原系列及び季節調整値（2000年1月～2017年12月）の対数の前月差のパワースペクトルを算出した結果（対数表示）である。なお、本稿におけるこれ以降のパワースペクトルについても同様に算出している（ただし、不規則成分については、そのまま同成分のパワースペクトルを算出している。）。

²¹ 一般に、曜日構成の影響を受ける月次データでは、データによっても異なるが、0.348、0.432、0.304等の周波数においてスペクトルのピークが現れる（高岡(2015)、労働政策研究・研究機構(2006)）。



注) 季節調整値の算出には、Web Decomを用いた

図2 パワースペクトルの比較 (原系列及び季節調整値)

こうしたことから、実質消費支出（公表値）の季節調整においては、先述のとおり X-12-ARIMA で用意されている7曜日調整の変数（tdnolpyear）及びユーザー変数「土日を除く祝日の日数」のダミー変数（表1・現行）を用いて、曜日・休日による影響を除いた季節調整を行っている。

本稿では、家計調査の季節調整では考慮されていない、曜日と休日の重なりや年末年始の期間による影響²²を踏まえ、表1に示すダミー変数²³について検討する。

候補1は、現行における休日の扱いについて、祝日に加えて年末年始についても休日とした変数（7変数）である。

候補2は、月曜から金曜までの週日と土日の週末の相対日数を基に設定した変数、休日（土日除く）の日数を組み合わせた変数（2変数）である。

候補3は、休日が土曜、日曜などと重なる影響を調整するため、休日を除く月曜から日曜までの組合せから構成される変数、休日の日数を組み合わせた変数（7変数）としている。

候補4は、休日のうち土曜や日曜と重なるものは、他の土日と同じ効果を持つと仮定しており、休日を除く月曜から金曜までの週日、土日及び休日（土日除く）の組合せから構成される曜日と休日の合成変数（7変数）である。

候補5は、休日を除く月曜から金曜までの週日と土日及び休日（土日除く）の相対日数を基に設定した曜日と休日の合成変数（1変数）である。

なお、これら5候補に加えて、現行の変数についても比較のため、次節以降の検討対象に加える。

²² 年末年始のほか、ゴールデンウィーク（GW）（4月29日～5月5日の間で、中2日以内の平日を休日扱いとする）やお盆（8月13日～8月15日）を休日として扱うことも考えられる。しかしながら、変数候補（表1）において、休日（祝日及び年末年始）としてGWを加えると、DECOMP法でのモデルの当てはまりはほとんど変わらない（AICがわずかに低下）ものの、季節調整値の安定性（対前月変化率の改定幅の絶対値平均）は悪化がみられた。また、お盆については、8月の消費支出の日別支出金額をみても、お盆の時期において消費支出の増加がみられないことや変数候補（表1）においてお盆を考慮した場合、モデルの当てはまりが悪化した。こうしたことから、GW及びお盆については、本稿における検討から除いている。

²³ 原系列と季節調整値の年平均の水準を合わせるため、X-12-ARIMAでは、ARIMAモデルの通常階差 d 、季節階差 D が $d+D>0$ のとき水準調整の影響はない（有田(2012)）ことから、一定期間におけるダミー変数の平均値を各月のダミー変数から差し引く操作（水準調整）を行うことが一般的に行われている。本稿で用いたDECOMP法による季節調整値について、ダミー変数の水準調整の有無別に比較すると、推定されるシステムノイズの分散等のパラメータに大きな違いはみられず、また実質消費支出（公表値）と同様に指数化（2015年=100）した季節調整値の対前月変化率はほぼ一致している。

表1 曜日・休日のダミー変数候補

変数候補	変数の定義 ²⁴
現 行	$td = \sum_{i=1}^6 \beta_i(d_i - d_7) + \beta_0 \bar{d}'_0$
候補 1	$td = \sum_{i=1}^6 \beta_i(d_i - d_7) + \beta_0 \bar{d}_0$
候補 2	$td = \beta_1[(d_1 + d_2 + d_3 + d_4 + d_5) - 5/2(d_6 + d_7)] + \beta_0 \bar{d}_0$
候補 3	$td = \sum_{i=1}^6 \beta_i(\bar{d}_i - \bar{d}_7) + \beta_0 d_0$
候補 4	$td = \sum_{i=1}^5 \beta_i(\bar{d}_i - d_7) + \beta_6(d_6 - d_7) + \beta_0(\bar{d}_0 - d_7)$
候補 5	$td = \beta[(\bar{d}_1 + \bar{d}_2 + \bar{d}_3 + \bar{d}_4 + \bar{d}_5) - \alpha(d_6 + d_7 + \bar{d}_0)]$

注) d_1, d_2, \dots, d_7 は、月曜、火曜、…、日曜の月間日数
 $\bar{d}_1, \bar{d}_2, \dots, \bar{d}_7$ は、休日（祝日及び年末年始）を除く月曜、火曜、…、日曜の月間日数
 d_0 は、休日（祝日及び年末年始）の月間日数
 \bar{d}'_0, \bar{d}_0 は、土日を除く休日（祝日）、土日を除く休日（祝日及び年末年始）の月間日数
 α は、ダミー変数の水準を調整するための係数

1.7 外れ値の対応

外れ値の対応としては、非ガウス型モデルの適用によって自動的に外れ値の処理を行うことが可能であるが、本稿のようなガウス型モデル（線形・ガウス型状態空間モデル）においては、DECOMP法の回帰成分を利用することで同様な対応が可能である。

本稿では、実質消費支出の外れ値について、X-12-ARIMAのoutlierコマンドを用いて自動検出された外れ値（加法的な外れ値(AO: additive outliers)、水準変化(LS: level shifts)又は一時的変化(TC: temporary changes)²⁵をDECOMP法の回帰成分として設定する。

ARIMAモデル及び外れ値の選定については、奥本(2000)、松本ら(2010)を参考に、表1に示した変数候補ごとに下記手順により行う。

[ARIMAモデル及び外れ値の選定手順]

- (1) 2000年1月～2017年12月までの実質消費支出を原系列とし、候補の曜日・休日のダミー変数（表1）、うるう年及び月末の曜日のダミー変数を設定した上で、ARIMAモデルを(0 1 1)(0 1 1)として、outlierコマンドにより外れ値を自動探索。
- (2) (1)で検出された外れ値を設定した上で、ARIMAモデルについて、(0 1 0)(0 1 0)から(2 1 2)(2 1 2)までの81通りからAICにより仮決定。
- (3) (2)で仮決定されたARIMAモデルを設定した上で(2)で設定した外れ値も設定) outlierコマンドにより、再度、外れ値を自動探索。
- (4) (2)及び(3)が収束するまで繰り返し。

選定されたARIMAモデル及び外れ値をみると、現行及び候補1の外れ値が同一となり、また候補2～候補5については、ARIMAモデル及び外れ値のいずれも同一のものが選定された。外れ値が同一となった現行及び候補1、候補2～候補5の外れ値をみると、いわゆる家電リサイクル法施行前の2000年12月(TC又はAO)と14年の消費税率引上げ後の外れ値の型(LS又はTC)及び時点が異なっている(表2)。

²⁴ 各変数においては、2000年1月～2016年12月におけるダミー変数の平均が0になるように設定している。

²⁵ outlierコマンドで自動検出される外れ値(AO、LS及びTC)の詳細は、U.S. Census Bureau(2011)を参照。

表2 ARIMA モデル及び外れ値²⁶の選定結果

変数候補	ARIMA モデル	外れ値			
		①	②	③	④
現 行	(1 1 2) (0 1 1)	TC2000.Dec			LS2014.Apr
候補 1	(1 1 2) (1 1 1)				
候補 2	(0 1 1) (0 1 1)	AO2000.Dec	TC2011.Mar	AO2014.Mar	TC2014.May
候補 3					
候補 4					
候補 5					

2. 検討方法

2.1 モデルの選択方法

DECOMP法によって季節調整を行うに当たり、まず表1に示した変数候補ごとにトレンド成分及び循環変動成分の次数等の組合せの中から、AICによるモデルの比較を行い、推定に用いるモデル選択を行った。なお、トレンド成分及び循環変動成分の次数については、高次のトレンド成分や循環変動成分を導入すると、推定が不安定になる場合があることから、それぞれの成分の最大次数を2次に制限している。

2.2 季節調整値の安定性の比較

2.2.1 先行き1年間における季節調整値の算出

家計調査における季節調整値の算出については、毎年1月分結果公表時に、推計に用いる原系列に前年1年分の結果を追加し、季節調整値の再計算を行い、過去にさかのぼって季節調整値の改定（季節調整替え）を行っている。そして、先行き1年間の季節調整値の算出に当たっては、推計季節指数を用いている。

- 一方で、DECOMP法による先行き1年間における季節調整値の算出に当たっては、
- (1) 各月の結果を用いる方法（「フィルタ方式」と呼ぶ。）
 - (2) 各月の結果を用いない方法（「予測方式」と呼ぶ。）

の2つの方法が考えられる。

これらを家計調査における季節調整値の作成・公表の体系に当てはめると、前年12月までの結果を用いて、システムノイズの分散等のパラメータの更新及び状態の再推定（季節調整替え）後、先行き1年間の季節調整値の算出に当たり、フィルタ方式では各月の結果を用いてフィルタにより各月の季節調整値を算出する²⁷。

一方、予測方式では、先行き1年間における各月の結果は欠測値として扱い（各月の結果は用いない）、予測のみを繰り返すことで得られる先行き1年間における各月の季節成分（曜日・休日等のカレンダー要因による成分も含む。）をあらかじめ推定しておく。そして、先行き1年間における各月の季節調整値は、原系列及び季節成分を用いて算出する。

実務的な観点からは、予測方式は現行の推計季節指数と同様に、先行き1年間における季節調整値の算出において毎月新たな推計作業等を行うことなく、毎月の季節調整値の算出が可能である。これは、集計・公表作業スケジュールがタイトになりがちな月次公表の経済統計においては、実務上のメリットであることから、本稿ではフィルタ方式に加え、予測方式についても検討の対象としている。

²⁶ X-12-ARIMA において外れ値として用意されている一時的変化（TC）は、 $0 (t < 0)$, $\alpha^{t-t_0} (t \geq t_0)$ となっている（月次系列でのデフォルトは $\alpha = 0.7$ ）（U.S. Census Bureau(2011)）。本試算においても、 $\alpha = 0.7$ としている。

²⁷ 平滑化（固定区間平滑化）は、フィルタ推定値に対して時系列の逆向き方向から平滑化していくアルゴリズムであり、平滑化の初期値は最新月のフィルタ推定値となる。このため、季節調整替え後の季節調整値において前年11月以前は平滑化推定値、前年12月及び当年（先行き1年）以降はフィルタ推定値となる。

2.2.2 改定幅の試算方法

本稿では、DECOMP 法による季節調整値の改定幅の試算に当たり、システムノイズの分散等のパラメータの更新及び状態の再推定は、前年12月までの原系列を用いて行うこととする（年1回）。また、外れ値を回帰項に設定するタイミングについては、パラメータの更新及び状態の再推定を行う際に、表2に示した外れ値をダミー変数として回帰項に設定する（例えば、AO2014.Marは2014年12月までの原系列を用いてパラメータの更新及び状態の再推定を行うタイミングで設定する。）。

試算の大きな流れは、以下のとおりである。

2000年1月～2011年12月までの原系列を用いてパラメータの更新及び状態の再推定（季節調整替え）を行った状態から、先行き1年間（2012年1～12月）における季節調整値をフィルタ・予測方式ごとに算出する。そして、算出した季節調整値（季節調整替え前）と2012年12月までの原系列を用いて再推定した季節調整値（季節調整替え後）の対前月変化率の改定幅（絶対値）の平均値（以降、「平均絶対改定幅」と呼ぶ。）を計算する。これを、2017年1月～12月までの原系列を追加して季節調整替えを行う時点まで繰り返し行う。

また、X-12-ARIMA による推計季節指数により算出した季節調整値の改定幅についても、上記の流れと同様に試算している。なお、当該試算におけるARIMAモデル、曜日・休日及び外れ値のダミー変数については、変数候補ごとに表2のとおり設定している。これ以外の各オプションの設定等については、現行の家計調査における季節調整と同様の設定²⁸をしている。

3. 試算結果

3.1 モデルの選択結果

2000年1月から2017年12月までの実質消費支出を用いてDECOMP法により推定した変数候補のAICを比較すると、現行の変数の休日の扱いに年末年始の期間を含めた候補1が最も低くなっており、次いで、候補5、現行、候補2などとなっている。ただし、候補1と候補5のAICの差はほとんどみられない（表3）。

表3 パラメータの推定結果等（DECOMP法）

変数候補	対数変換	トレンド k 循環変動 m 次数	季節成分 モデル	tau1	tau2	tau3	sig2	AR係数	AIC
現行	変換有	$k:2, m:1$	タンデム型	6.28E-11	0.103	0.999	5.88E-05	0.697	4281.88
候補1	変換有	$k:2, m:1$	タンデム型	4.70E-10	0.111	0.999	5.74E-05	0.701	4279.04
候補2	変換有	$k:1, m:0$	タンデム型	0.202	0.042	-	1.04E-04	-	4283.43
候補3	変換有	$k:1, m:0$	タンデム型	0.198	0.049	-	1.01E-04	-	4294.91
候補4	変換有	$k:1, m:0$	タンデム型	0.207	0.057	-	9.68E-05	-	4291.55
候補5	変換有	$k:1, m:0$	タンデム型	0.202	0.044	-	1.03E-04	-	4280.18

注1) tau1, tau2, tau3, sig2はトレンド成分、季節成分、循環変動成分、不規則成分のノイズの分散。

ただし、トレンド成分、季節成分及び循環変動成分の分散は、不規則成分の分散との比

2) 上表では、変数候補別に対数変換の有無、トレンド成分及び循環変動成分の次数、季節成分のモデル（タンデム型又はパラレル型）の組合せの中から、AICが最も低い組合せを示している

3.2 季節調整値の安定性の検討結果

次に、季節調整値の安定性の観点から、2.2.2節で示した試算方法によって、変数候補

²⁸ 現在の家計調査の季節調整に使用しているスペックファイル等は下記参照。

（参考）家計調査における季節調整値の改定について（2018年5月8日更新）

http://www.stat.go.jp/data/kakei/longtime/pdf/rev_sa.pdf

別にフィルタ方式、予測方式及び推計季節指数による季節調整値の対前月変化率の平均絶対改定幅をそれぞれ比較した。

直近年（先行き1年間）における季節調整値の対前月変化率の平均絶対改定幅は、3つの推定方法のうち、フィルタ方式が最も小さい結果となった。特に、候補2及び候補5のフィルタ方式の改定幅は、推計季節指数の半分程度となっている。また、予測方式と推計季節指数を比較すると、候補2及び候補5では予測方式の改定幅が小さかったものの、それ以外の候補では推計季節指数の改定幅の方が小さい（表4）。

全期間でみると、フィルタ方式及び推計季節指数による改定幅の大小は変数候補ごとに異なっている²⁹（表4）。特に、直近年の改定幅が小さかった候補2及び候補5についてみると、フィルタ方式の改定幅が推計季節指数よりも大きい。これについて、両候補のフィルタ方式における全期間の改定幅をみると、2000年～15年改定時の改定幅が他の改定時に比べて大きいこと³⁰、全期間（平均）の改定幅（表4）が押し上げられている。なお、2000年～15年改定時以外では、両候補のフィルタ方式と推計季節指数の改定幅（全期間）は改定時期により大小が異なっているものの、大きな差はみられない（表5）。

表4 季節調整値の対前月変化率の平均絶対改定幅

変数候補	直近年(平均)			全期間(平均)		
	フィルタ方式	予測方式	推計季節指数	フィルタ方式	予測方式	推計季節指数
現行	0.33	0.60	0.43	0.14	0.16	0.16
候補1	0.39	0.58	0.50	0.13	0.14	0.16
候補2	0.26	0.42	0.49	0.19	0.20	0.13
候補3	0.35	0.55	0.58	0.19	0.22	0.17
候補4	0.31	0.82	0.54	0.20	0.23	0.16
候補5	0.27	0.43	0.50	0.19	0.20	0.13

表5 季節調整値の対前月変化率の平均絶対改定幅（詳細）

推定方法	変数候補	直近年(先行き1年間)						全期間					
		2012年	13年	14年	15年	16年	17年	～12年	～13年	～14年	～15年	～16年	～17年
フィルタ方式	現行	0.27	0.20	0.75	0.30	0.22	0.24	0.18	0.14	0.14	0.15	0.14	0.11
	候補1	0.16	0.32	0.92	0.44	0.25	0.22	0.11	0.14	0.15	0.15	0.13	0.10
	候補2	0.13	0.12	0.14	0.90	0.13	0.12	0.14	0.14	0.11	0.54	0.11	0.08
	候補3	0.22	0.55	0.66	0.25	0.25	0.14	0.18	0.40	0.18	0.12	0.16	0.09
	候補4	0.15	0.16	0.93	0.27	0.21	0.14	0.15	0.17	0.55	0.12	0.13	0.09
	候補5	0.14	0.12	0.15	0.97	0.14	0.13	0.14	0.13	0.11	0.55	0.10	0.08
予測方式	現行	0.63	0.49	0.38	0.71	0.78	0.62	0.21	0.16	0.12	0.17	0.18	0.13
	候補1	0.56	0.50	0.39	0.68	0.74	0.59	0.14	0.15	0.11	0.17	0.16	0.12
	候補2	0.23	0.17	0.13	0.96	0.56	0.45	0.15	0.14	0.11	0.54	0.14	0.10
	候補3	0.35	0.23	0.81	0.50	0.86	0.55	0.19	0.18	0.49	0.14	0.19	0.11
	候補4	0.80	0.52	1.05	0.65	0.73	1.17	0.20	0.20	0.56	0.14	0.17	0.14
	候補5	0.23	0.17	0.13	1.00	0.56	0.49	0.15	0.14	0.11	0.55	0.13	0.10
推計季節指数	現行	0.48	0.33	0.29	0.37	0.60	0.49	0.18	0.12	0.11	0.15	0.15	0.27
	候補1	0.39	0.35	0.32	0.69	0.71	0.56	0.14	0.15	0.11	0.19	0.17	0.16
	候補2	0.50	0.41	0.30	0.43	0.73	0.59	0.16	0.13	0.08	0.11	0.17	0.13
	候補3	0.55	0.43	0.33	0.53	0.99	0.69	0.19	0.17	0.11	0.15	0.25	0.15
	候補4	0.58	0.29	0.34	0.51	0.97	0.57	0.17	0.15	0.09	0.15	0.23	0.15
	候補5	0.49	0.41	0.30	0.42	0.76	0.63	0.16	0.12	0.08	0.12	0.17	0.15

注)直近年(平均)は、フィルタ方式、予測方式又は推計季節指数により算出した先行き1年間における季節調整値の対前月変化率の平均絶対改定幅(6回改定×12か月=計72か月における平均)。

全期間(平均)は、2000年～12年各月(13年×12か月=156か月)、2000年～13年各月(14年×12か月=168か月)、…、2000年～17年各月(18年×12か月=216か月)の平均絶対改定幅(計1116か月分における平均)

²⁹ DECOMP法における季節調整値の改定幅に関して、固定区間平滑化の代わりにフィルタや固定ラグ平滑化を使えば一定期間後は全く改定がないようにすることもできるほか、なるべく改定幅が少ない範囲で良い推定値を求めるためには改定量にペナルティを課すフィルタを構成することも考えられる(北川(1997))。なお、固定ラグ平滑化については、樋口(2011)を参照。

³⁰ 候補2及び候補5では、2015年1～12月までの原系列を新たに追加した上で、システムノイズの分散等を更新した際に、季節成分と不規則成分の分散比がE-07からE-02のオーダーに大きく上昇したことで、直近年及び全期間における改定幅が大きくなったとみられる。

3.3 曜日・休日のダミー変数別季節調整値の比較

本節以降では、3.1節でのAICでみたモデルの当てはまり、3.2節での季節調整値の安定性の試算結果を踏まえ、いずれの検討においても比較的パフォーマンスが高い結果がみられた候補5の変数を用いて試算した季節調整値の推移を確認する。また、比較として、現行の変数を設定した季節調整値の推移も併せてみることにする。

候補5と現行の変数において、休日の扱いが異なる年末年始の期間(12/29~1/3)における季節調整値をみると、候補5では当該期間での動きがスムーズになっている(図4・図5)。これに関して、例えば、2003年12月のカレンダーの配置をみると、12月27日、28日が土曜日、日曜日、そして29日が月曜日となっており、27日以降は土日と年末年始の期間が続く日並びとなっている。こうしたカレンダーの日並びが良い配置は、例年12月と比べて消費支出の増加に寄与するとみられる。こうしたことから、現行においては、2003年12月の上昇がみられるが、年末年始の期間を考慮した候補5では、こうした上昇は押さえられ滑らかに推移している。

また、パワースペクトルをみると、候補5は曜日構成の起因する0.432付近のスペクトルが現行の変数に比べ小さくなっていることが確認できる(図6)。

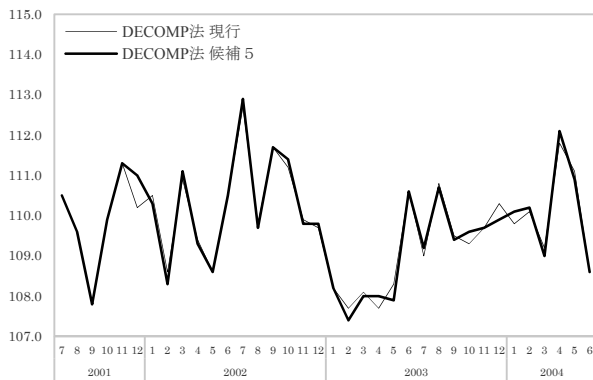


図4 季節調整値の推移(01年~04年)

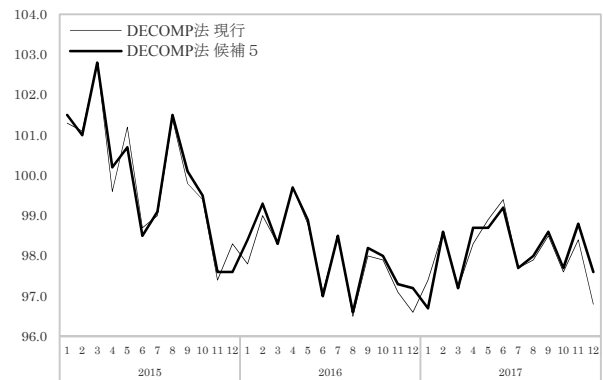


図5 季節調整値の推移(15年~17年)

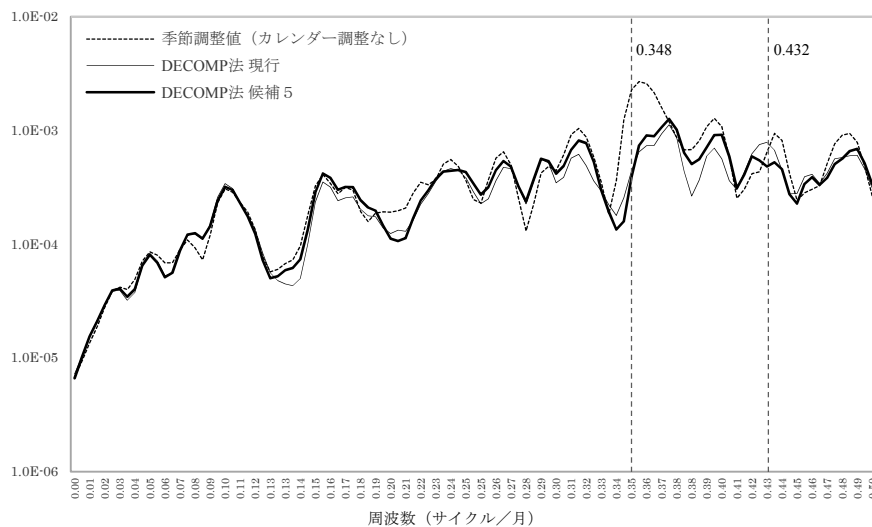


図6 パワースペクトルの比較(現行・候補5)

3.4 DECOMP法及びX-12-ARIMAによる試算結果の比較

候補5の変数を用いて試算したDECOMP法及びX-12-ARIMAの結果を比較する。

まず、季節調整値(2015年=100で指数化)をみると、いずれの結果においてもおおよその動きはほぼ同様である(図7)。また、季節調整値の前月差についても、上昇や低下

の動きはほとんど変わらないが、前月差の絶対値平均をみると、DECOMP 法は X-12-ARIMA に比べて、変動が若干大きい (DECOMP 法 : 1.36、X-12-ARIMA : 1.33) (図 8)。

次に、トレンド成分³¹をみると、移動平均が主体の X-12-ARIMA の方が全体的に滑らかに推移しているものの、トレンドの山谷はほぼ同様の動きとなっている (図 9)。

季節成分についても、両系列はほぼ同様の動きをしている。ただし、細かくみていくと、特に、2000年から2005年までの2月や7月、2012年以降の8月や12月などにおいて、他年月と比較してやや大きな違いがみられる (図10)。

不規則成分には、トレンド成分や季節成分等では説明できない一時的な変動や標本誤差による振れなどの様々な変動が含まれている可能性があるが、2001年、2008年などにおいて変動が他の期間よりも若干大きくなっており、表 2 で示した外れ値に加えて別途外れ値を設定することも考えられる (図11)。

曜日・休日、うるう年及び月末の曜日のカレンダー要因や外れ値では、いずれの結果においても違いはほとんどみられなかった (図12・図13・表 6)。

さらに、季節調整値及び不規則成分のパワースペクトルをみると、季節調整値では、両系列に大きな違いはみられない (図14)。また、不規則成分では、両系列とも0.33付近でへこみがみられるほか、0.1付近以下の周波数において右上がりスペクトルの形状になっているものの、短周期に向かうにつれておおむね水平となっている (図15)。

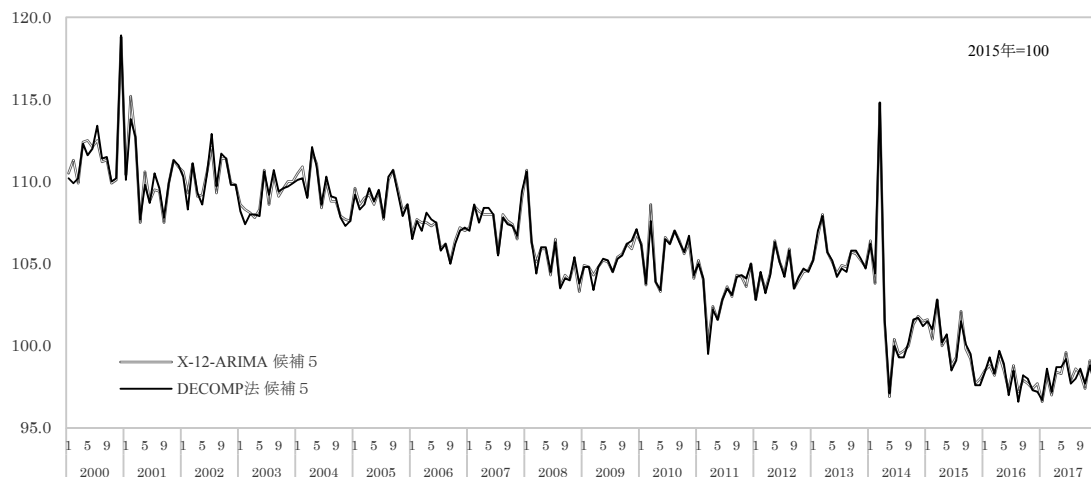


図 7 季節調整値の比較

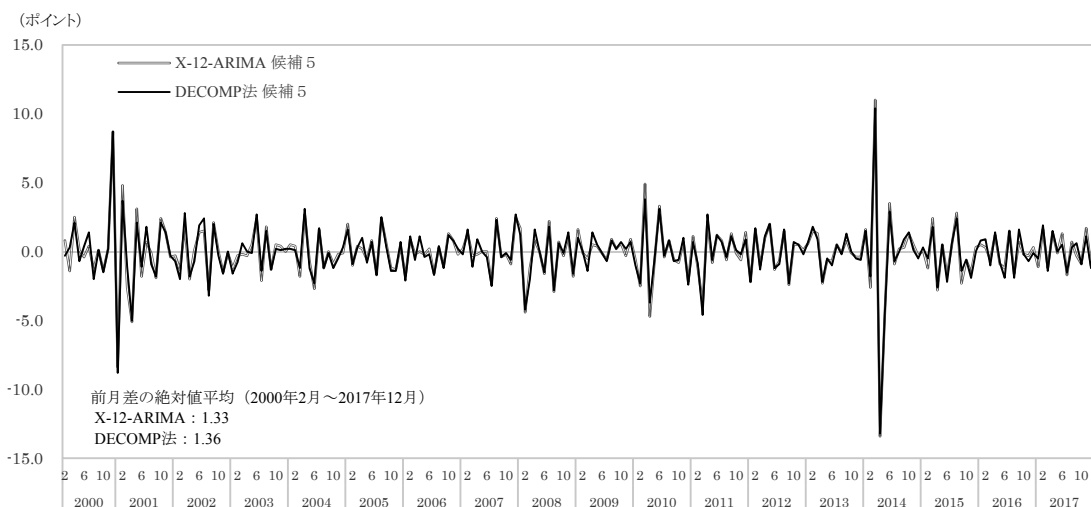


図 8 季節調整値 (対前月差) の比較

³¹ X-12-ARIMA ではすう勢・循環変動 (TC) 成分、DECOMP 法ではトレンド成分を図示している。

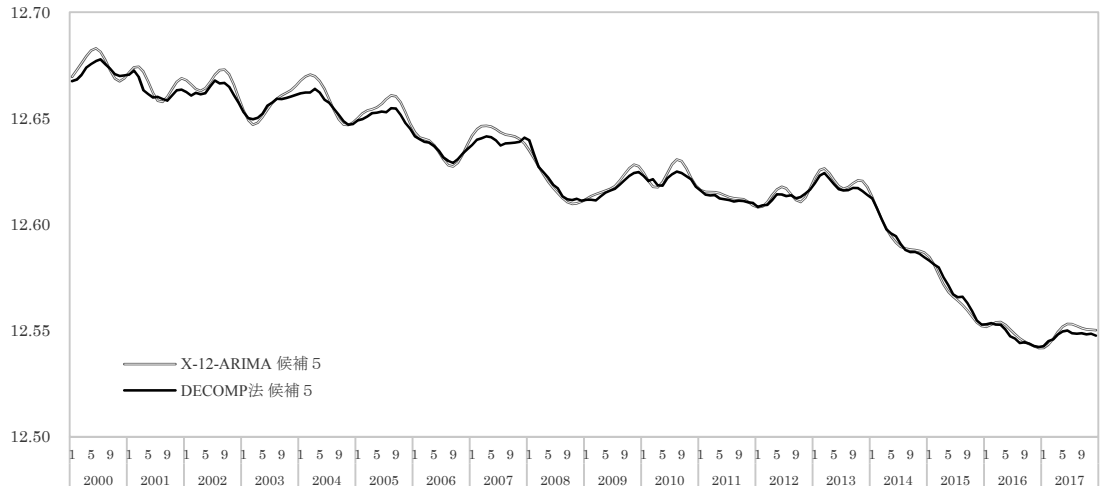


図9 トレンド成分の比較

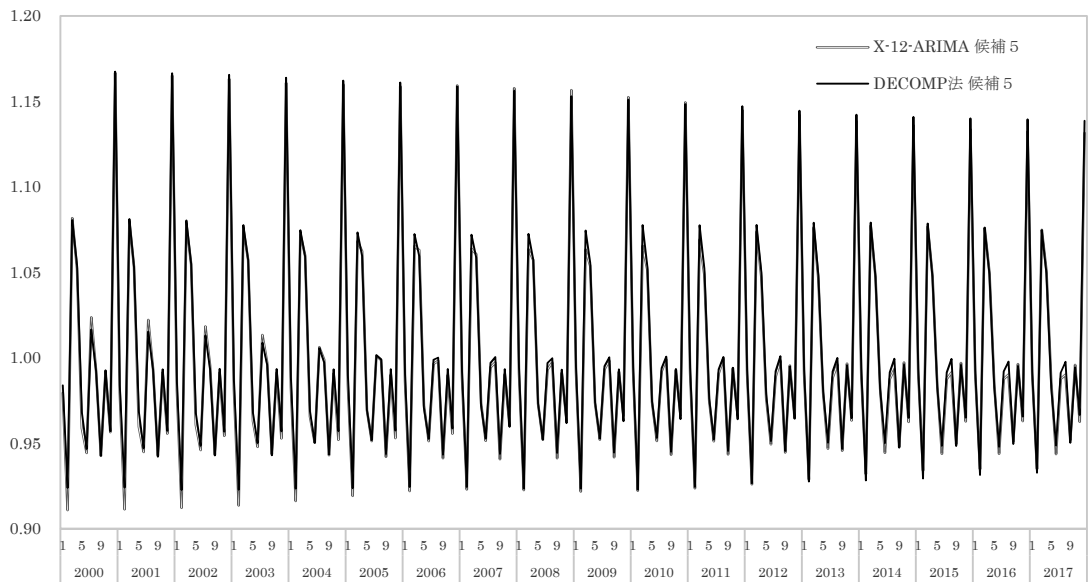


図10 季節成分の比較

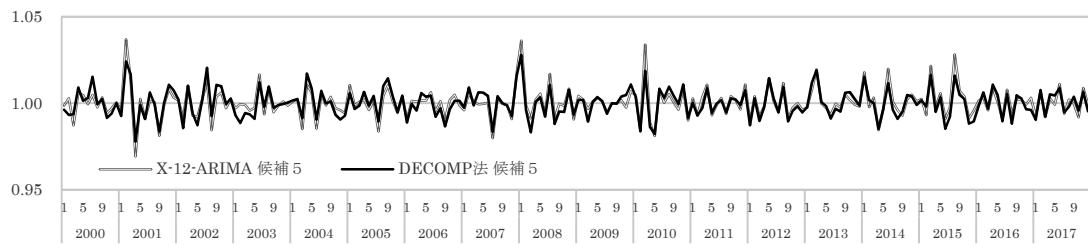


図11 不規則成分の比較

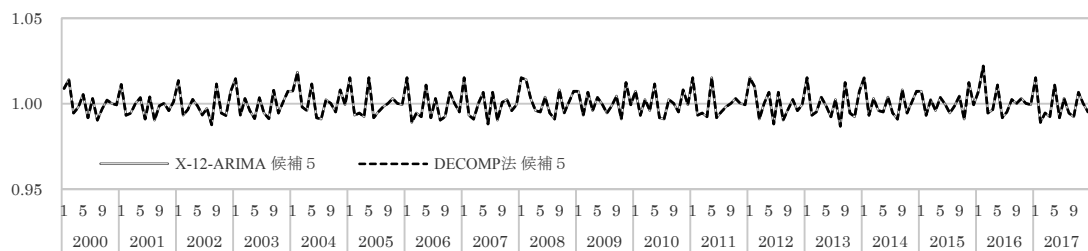


図12 曜日・休日、うるう年及び月末の曜日の比較

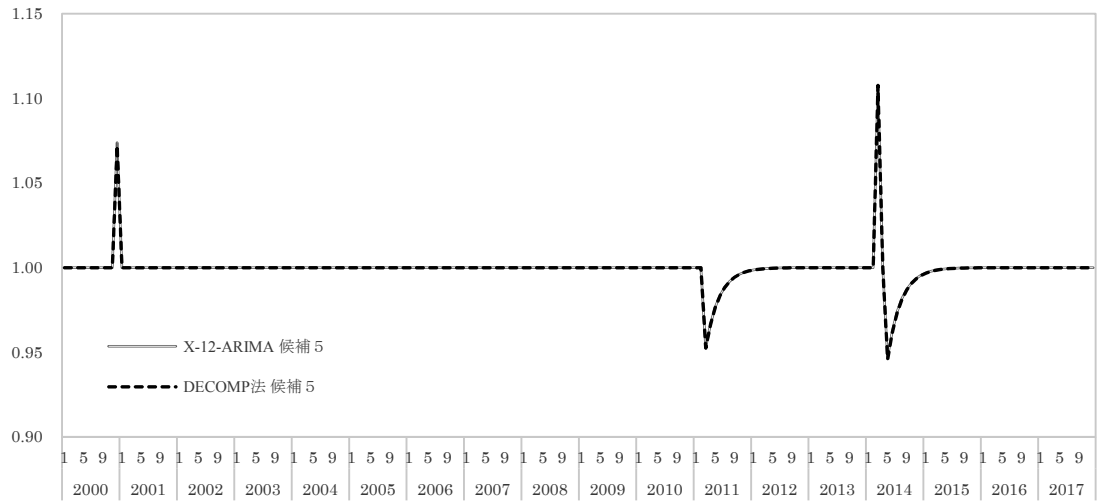


図 13 外れ値の比較

表 6 カレンダー要因及び外れ値の回帰係数の推計結果

系列	カレンダー要因			外れ値			
	曜日・休日	うるう年	月末の曜日	AO2000.Dec	TC2011.Mar	AO2014.Mar	TC2014.May
X-12-ARIMA 候補 5	-0.0014	0.0222	0.0079	0.0712	-0.0486	0.1009	-0.0545
DECOMP 法 候補 5	-0.0014	0.0221	0.0078	0.0697	-0.0487	0.1023	-0.0556

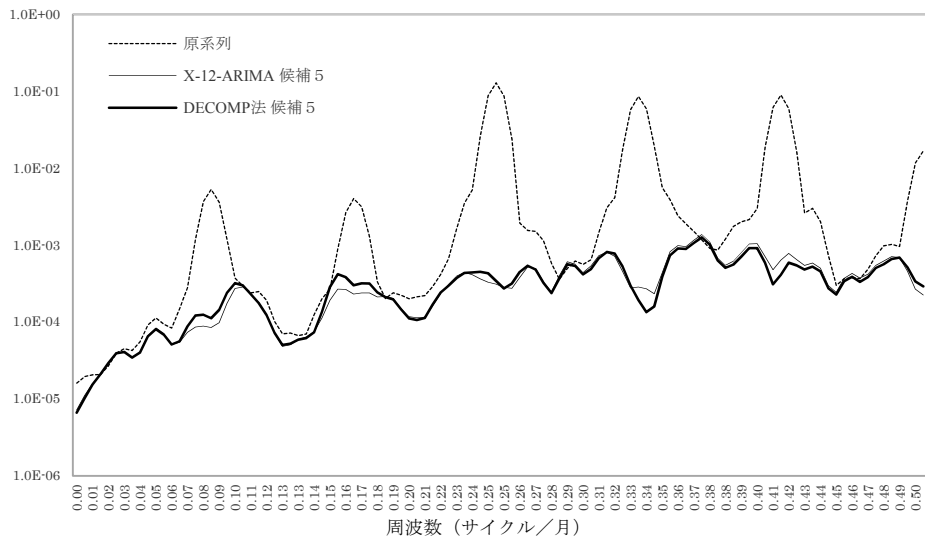


図 14 パワースペクトルの比較 (原系列及び季節調整値)

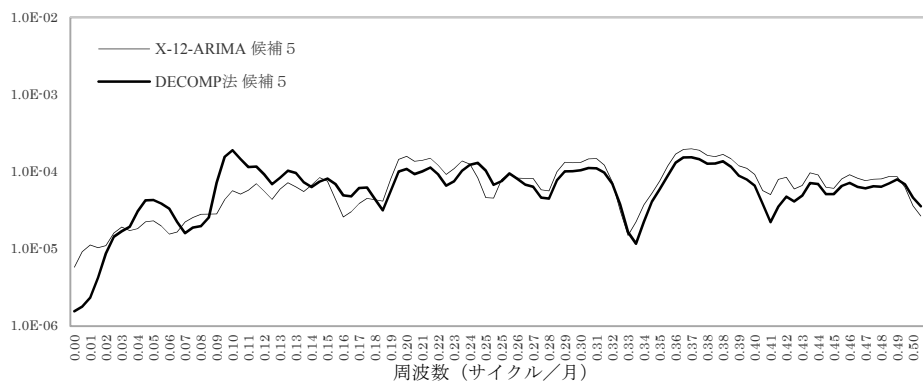


図 15 パワースペクトルの比較 (不規則成分)

4. おわりに

本稿では、家計調査の実質消費支出の季節調整法に関して、DECOMP法を用いて曜日・休日、うるう年、月末の曜日のカレンダー要因及び外れ値による影響を除いた季節調整値等の試算を行った。曜日・休日調整に関して、現行の変数における休日の扱いについて祝日に加え、年末年始の期間も休日を含めたことで、12月前後における季節調整値の動きがスムーズになるなど一定の効果がみられた。

DECOMP法による試算結果について、X-12-ARIMAと比較すると、いずれの季節調整値やその前月差、曜日・休日等のカレンダー要因及び外れ値の成分等についても、両季節調整法において大きな違いはみられなかった。

また、季節調整値の安定性に関しては、全期間における季節調整値の対前月変化率の改定幅は、DECOMP法のフィルタ方式とX-12-ARIMAによる推計季節指数の間で、曜日・休日のダミー変数候補ごとに大小関係が異なる結果となった。一方で、改定幅で最も問題となる直近1年間（先行き1年間）では、各月の結果を用いた推定を行うフィルタ方式の改定幅が推計季節指数の場合と比べて小さく、フィルタ方式による季節調整値の安定性の高さが確認された。

本稿で行った試算では、曜日や休日による影響は、全期間にわたって時間変化しないものとして推定した。しかしながら、例えば同じ土日であっても、大型連休前後の土日とその他の土日とでは消費支出への影響が異なる可能性、ボーナスの支給月前後においてもその影響が異なる可能性等が考えられる。また、月末の曜日に関しては、大手通信キャリアのうち1社が携帯電話料金の支払期限（口座振替日）を月末に設定していることから、家計調査の季節調整では、先述のとおり月末の曜日による影響を除いた季節調整を行っている。これについても、支払い方法の変化（口座引き落としから（支払期限が月末に設定されていない）クレジットカード払いへの移行）や料金の支払期限が月末に設定されていない通信キャリアのシェアの拡大等によって、月末の曜日による効果が時間と共に変化することが考えられる。これらに関して、X-12-ARIMAでは、RegARIMAモデルにおいて直接的に対応する方法がなく、時系列的に不均一な状況を表現することはできない。このため、回帰期間を決めて開始月と終了月をずらした上で各係数を推計するなど運用上の工夫で対応することが必要となる。一方で、DECOMP法では、曜日・休日や月末の曜日等のカレンダー要因による効果が時間変化するモデル（時変曜日効果モデル等）についても柔軟に対応できることから、今後の検討課題として考えられる。

また、平滑化による状態推定について、固定区間平滑化を用いたが、固定ラグ平滑化等の方法により季節調整値の改定幅を小さくできる可能性もあることから、平滑化のアルゴリズム別の季節調整値の推移及びその改定幅等の比較・検討についても今後の課題である。

謝辞

本研究の遂行に当たり、総務省統計局統計調査部消費統計課の職員の方々から有益なコメントをいただいた。感謝の意を表したい。また、本稿について丁寧な査読をしていただき、多くの改善点の指摘及び有益なコメントをしていただいた2名の匿名査読者にも感謝申し上げます。

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] 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
- [3] 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
- [4] 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
- [5] 北川源四郎(2005)『時系列解析入門』, 岩波書店
- [6] 姜興起(2010)『ベイズ統計データ解析 (R で学ぶデータサイエンス 3)』, 共立出版
- [7] 佐藤整尚(1997)「Web Decomp の紹介-WWW 上で行う季節調整システム-」, 統計数理, 第 45 巻, 第 2 号, 233-243
- [8] 総務庁(1997) 季節調整法検討小委員会報告書
- [9] 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
- [10] 高部勲(2005a)「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
- [11] 高部勲(2005b)「完全失業率への適用でみた季節調整法の比較」, 統計研究彙報, 第 63 号
- [12] 高部勲(2009)「季節調整 TRAMO-SEATS 法の分析」, 統計研究彙報, 第 66 号
- [13] 高部勲(2017)「状態空間モデルに基づく季節調整法における改良方法の提案: 一般化 neg-log 変換の活用に基づくゼロ・負の値を含む時系列データの安定化と季節調整値の推定精度向上」, 統計研究彙報, 第 74 号
- [14] 高部勲(2018)「消費動向指数(CTI) : マクロ消費動向の推定について」, 統計研究彙報, 第 75 号
- [15] 野木森稔(2013)「季節調整法に関する最近の動向: X-12-ARIMA から X-13ARIMA-SEATS へ」, 季刊国民経済計算, 150, 41-58
- [16] 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
- [17] 樋口知之(2011)『データ同化入門 -次世代のシミュレーション技術- シリーズ〈予測と発見の科学〉6』, 朝倉書店
- [18] 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
- [19] 労働政策研究・研究機構(2006)「職業安定業務統計季節調整値の改善について -稼働日調整を中心として-」, 労働政策研究報告書, No.47
- [20] Adriaan M. Bloem, Robert J. Dippelsman, and Nils Ø. Mæhle (2001) “Quarterly National Accounts Manual: Concepts, Data Sources, and Compilation”, 2001, International Monetary Fund.
- [21] Genshiro Kitagawa, Will Gersch (1984) “A Smoothness Priors-State Space Modeling of Time Series with Trend and Seasonality”, Journal of the American Statistical Association, 79, 378-389.
- [22] U.S. Census Bureau (2011) “X-12-ARIMA Reference Manual, Version 0.3”, U.S. Census Bureau, U.S. Department of Commerce.
- [23] 統計数理研究所(2018) “TIMSAC for R package”, <http://jasp.ism.ac.jp/ism/timsac/>