

民間データを利用した世帯の消費支出のリアルタイム予測

櫻井 智章[†]鶴島 元樹[‡]

Real-time prediction of the household consumption expenditure by using private sector data

SAKURAI Tomoaki
TSURUSHIMA Motoki

本稿の目的は、民間データを利用し、家計調査の月次結果における消費支出のリアルタイム予測の検証を行うことである。予測対象とする家計調査は、多岐にわたる財及びサービスへの消費や収入に関する情報から作成されているが、こうした情報と同等の規模のデータを民間データにより網羅的かつ早期に把握することは極めて困難である。このため、本研究においては、家計調査の収支項目分類から、消費支出全体への影響が大きく、POS データやクレジットカード情報などの民間データから消費の情報を入手しやすいと考えられる分類を「費目×財・サービス区分」の単位で選定し、分類ごとの予測、消費支出全体の予測の二段階による予測を試みた。なお、選定した分類の消費支出全体に占める割合は、6割強である。検証の結果、消費支出全体の推移を、良好な精度で予測可能であることが確認できた。

キーワード：家計調査、民間データ、オルタナティブデータ、リアルタイム予測、線形回帰モデル、状態空間モデル、動的線形モデル、Harvey 型トレンド、構造 VAR モデル、エラスティックネット

The objective of this paper is to examine the real-time prediction of the monthly result of the household consumption expenditure surveyed by Family Income and Expenditure Survey (FIES for short) by using private sector data. The result of FIES, the target of the prediction, consists of numerous goods and services and income, however, it is exceedingly difficult to collect data on the same range of the information from private sector data in comprehensively and early. Therefore, in this study, the sub-groups used for the prediction are selected from the "ten major groups by classifications by goods and services" of FIES in consideration with the impact on the total household consumption expenditure and the availability of private sector data such as POS-data and/or credit card information. And the prediction is conducted by the next two steps: the first step is the prediction by sub-groups and the second step is the prediction of the total household consumption expenditure. Note that the selected sub-groups account for over 60% of the total household consumption expenditure. As a result of this examination, it is confirmed that the total household consumption expenditure can be predicted in high accuracy.

Key Words: Family Income and Expenditure Survey, Private Sector Data, Alternative Data, Real-Time Prediction, Linear Regression Model, State Space Model, Dynamical Linear Model, Harvey Type Trend, Structural VAR Model, Elastic-net

[†] 財務省大臣官房総合政策課 (併) 財務省財務総合政策研究所調査統計部 E-mail : tomoaki.sakurai@mof.go.jp

[‡] 総務省統計局統計調査部消費統計課 E-mail : m.tsurushima@soumu.go.jp

1 はじめに

近年、民間企業が保有するデータや、リアルタイムに得られる SNS 情報など、既存の公的統計とは異なる非伝統的なデータ（オルタナティブデータ）を活用し、社会・経済の情勢を早期に把握しようとする取組が、産学官を挙げて進められており、特に、2020 年の新型コロナウイルス感染症の流行を機に、オルタナティブデータの重要性が高まった（浦沢(2022)、浦沢(2023)、大久保他(2022)、小西他(2022)、小西他(2023)、小林・鈴木(2022)、小林・鈴木(2023)、鈴木・森(2023)）。総務省においても、民間企業が保有する消費関連データを利用し、国内消費をマイクロ及びマクロの両面から包括的にかつ早期に把握するための取組が進められており（総務省(2017)）、現在、国内世帯の消費総額の推移を推測する指標である総消費動向指数（CTI マクロ）について、民間企業が保有する消費関連データを利用し、時系列分析の手法を用いた精度向上や公表の早期化につなげるための研究が行われている（総務省(2022)、櫻井・鶴島(2023)）。

本研究では、総消費動向指数の早期把握に係る研究の一環として、消費統計の代表でもある家計調査の二人以上世帯の月次結果について、民間データを利用したリアルタイム予測を試みた。より詳細に本研究の目的を述べると、家計調査の結果と同じく、世帯の消費の推移を把握するための指標であり、総消費動向指数の推定に利用されている世帯消費動向指数（CTI ミクロ）を、民間データにより早期に推測するにあたっての参考資料とするために、10 大費目別の結果しか利用できない世帯消費動向指数の代わりに、詳細な分類の月次結果を利用することができる家計調査の結果を利用し、民間データと合わせた分析を行ったものである。一方、目的の統計を作成するために必要十分なオルタナティブデータを常に入手できるわけではなく、目的とする統計を、早期に、十分な精度をもって作成することは、一般に困難なことといえる。特に、家計調査は、多岐にわたる財及びサービスへの支出や収入に関する情報から作成されており、こうした情報と同等の分類のデータをオルタナティブデータにより網羅的にかつ早期に把握することは極めて困難である。このように、オルタナティブデータの利用にあたっては、必要なデータを網羅的に得ることが困難なため、入手可能な範囲で、精度の高い公的統計の作成方法を検討することは重要なことである。本稿では、こうしたオルタナティブデータを入手する上での制限に対処するため、消費支出全体への影響が大きく、POS データやクレジットカード情報などの民間データから消費の情報を入手しやすいと考えられる分類を「費目×財・サービス区分」の単位で選定し、消費支出全体の推移について、分類ごとの予測、消費支出全体の予測の二段階による予測を試みた。検証の結果、消費支出全体に占める 6 割強の分類の推移により、消費支出全体の推移を良好な精度で予測可能であることが確認できた。

本稿の構成は以下のとおりである。第 2 章では、本研究におけるリアルタイム予測の方法について概略を述べる。第 3 章では、消費支出全体の予測に利用した分類の選定について解説する。第 4 章では、本研究で利用した民間データと集計上の取扱いについて解説する。第 5 章では、選定した分類ごとの予測について述べ、続く第 6 章では、消費支出全体の予測について述べる。第 7 章では、本稿のまとめと今後の展望について述べる。

2 リアルタイム予測の方法

「1 はじめに」でも述べたとおり、家計調査は、多岐にわたる財及びサービスや、収入に関する情報からなり、これらの情報を網羅的かつ早期に、民間データにより把握することは極めて困難である。また、本研究の目的は、国内世帯の消費総額の推移を推測する指標である総消費動向指数の早期把握であり、同指数がマクロ指標であることに鑑みると、全ての財及びサービスの消費の推移を詳細に把握する必要はなく、世帯の消費全体の推移に与える影響が大きい財及びサービスの推移を捉えれば十分と考えられる。そのため、本研究では、世帯の消費支出全体の推移を推測するにあたり、調査項目全ての情報を利用するのではなく、消費支出における重要度が高い分類を、「費目×財・サービス区分」の単位で選定し、選定した分類の推移から消費支出全体の推移を予測した。その際、財及びサービスの種類により、民間データの得やすさが異なることにも留意し、民間データを容易に得られないと考えられる分類は除外した。

一方、公的統計と民間データの間には、様々な要因による差異が存在するため、民間データを用いた分析を行う際には、単一のデータソースに依存せず、複数のデータソースを利用することが、これまでの多くの研究において推奨されている。ここで、消費関連の民間データとして、POS データ、クレジットカード情報、家計簿アプリデータなどが一般的に知られているが、これらと公的統計との間の差異は、カバレッジの相違により発生する。POS データについては、入手可能な項目の範囲が食料品や日用雑貨などの非耐久財に限定されることや、インバウンド消費が含まれるといった特徴がある。一方、クレジットカード情報は、比較的広範囲の財及びサービスの項目をカバーしているものの、クレジットカード所有者の消費やクレジットカード加盟店における消費に限られるなどの相違がある。また、家計簿アプリデータは、家計簿アプリを使いこなすことのできる個人の消費に限られるといった特徴がある。また、自動車や家の購入など、高額商品については、口座引落としによる支払いが主であり、上述の民間データから十分な情報を得ることは困難である（近年では、銀行口座の取引情報を消費関連情報として利用する研究が行われている。）。

ところで、消費関連統計への民間データの利活用については、これまでもいくつか事例があり、特に新型コロナウイルス感染症の流行期以降の消費の推移をリアルタイムに捉える上で、民間データの利活用は有効であることが示されている。例えば、浦沢(2022)では、クレジットカード情報である「JCB 消費 NOW」を利用したサービス産業動向調査結果のリアルタイム予測を行い、新型コロナウイルス感染症の流行期におけるサービス消費の推移を捉える上でクレジットカード情報は有効であることを示している。また、大久保他(2022)では、民間データを利用した消費活動指数のナウキャストの検討において、複数の民間データを相互補完的に利用し、モデルを用いた補正を行うことで、高い精度で消費活動指数の予測が可能となることを述べている。一方、鈴木・森(2023)では、JCB 消費 NOW と消費関連統計との整合性の分析において、クレジットカード情報の特性を整理し、クレジットカード情報の弱みを他のデータにより補完することや、モデルを用いた補正処理を行うことで、JCB 消費 NOW を補正して得られる値（同論文の中で「補正後の JCB 消費 NOW」や「カード支出（補正）」などと呼称又は表示している。）と、消費関連統計との整合性が改善することを明らかにしている。

本研究においても、複数の民間データを利用し、モデルを用いた予測を行う。予測は、図1に示す3ステップにより行った。ここで、「分類の組替え」及び「集計」は予測前の前処理にあたるものであるが、これにより、民間データが持つ差異をある程度補正することができる。一方、民間データを直接、消費支出全体の予測に利用することで、民間データが持つ差異の影響を受け、高い精度での予測ができない。そのため、本研究では、図1のとおり、一段階目で分類ごとの予測を、二段階目で消費支出全体の予測を行った。このように二段階の予測を行うことで、一段階目の予測により、分類のレベルで民間データが持つ差異が補正され、予測精度を高めることが可能となる。分類ごとの予測を行う他のメリットは、消費支出全体の内訳の詳細な分析が可能となることや、分類ごとの予測値そのものにも十分な価値があることである。なお、本稿の検証で利用したデータは、クレジットカード情報及びPOS データである。詳細は、第4章で述べる。

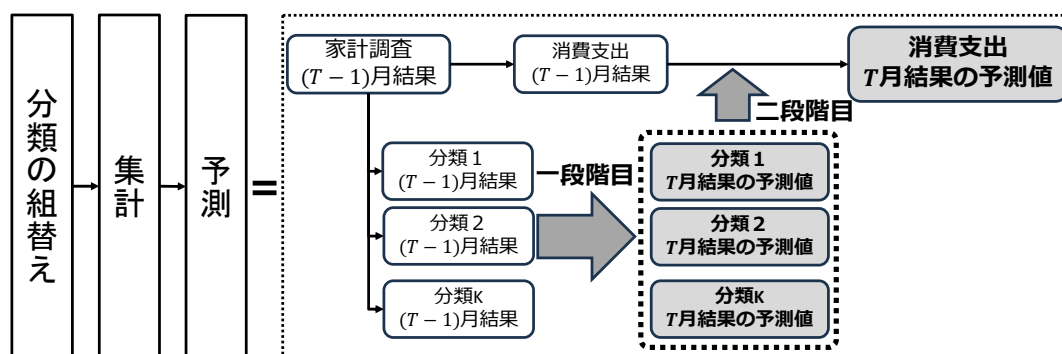
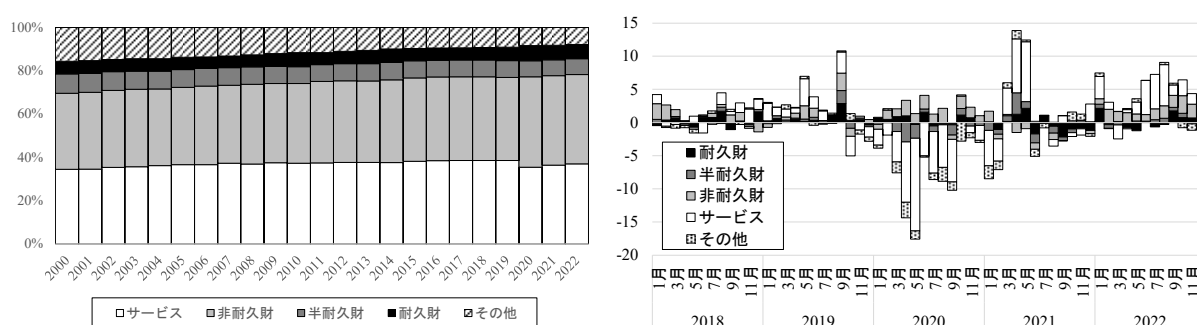


図1 予測手順の概要

3 分類の選定

本章では、消費支出全体の予測に利用する家計収支項目分類の選定について述べる。はじめにでも述べたとおり、分類の選定は、消費支出全体への影響が大きく、POS データやクレジットカード情報などの民間データから消費の情報を入手しやすいという観点で行った。

まず、消費支出全体への影響の大きさを考えるために、財・サービス区分別に見た消費支出全体への影響を確認する。図2左より内訳を見ると、非耐久財及びサービスが消費支出全体の約8割を占めていることがわかる。一方、耐久財及び半耐久財の消費支出に占める割合は小さいものの、図2右より、同2分類の消費支出の対前年同月比に対する寄与度は無視できないものであることが確認できる。例えば2019年10月の消費税率改定の前月における駆け込み消費では、耐久財及び半耐久財の寄与度が消費支出の対前年同月比の約半分を占めている。このことから、分類の選定に当たっては、ウエイトの高い非耐久財及びサービスに偏らないように、財・サービスの全4区分のそれぞれで、ウエイトが高いことと民間データの得やすさに配慮した。その際、必要に応じて、分類ごとの寄与度を参照した。



注) 家計調査 (二人以上世帯結果) から作成

図2 「財・サービス区分」別結果の消費支出全体への影響分析
(左：年次別支出金額の割合、右：対前年同月比の寄与度分解)

次に、民間データの得やすさについて考えるが、データの得やすさを定量化する指標はなく、これを判断することは極めて困難である。そのため、本研究では、分類ごとに、手元のデータと家計調査結果を比較し、予測への利用の可否を判断した。なお、データの得やすさは、世の中にデータが存在していることに加え、実務におけるデータの収集可否にも配慮する必要がある。また、近年、民間データが急速に普及しており、データの得やすさは、継続的に変化していくものと考えられる。民間データの利用に当たっては、利用可能なデータの動向に注意を払うことも必要である。

続いて、財・サービス区分ごとの分類の選定について解説する。分類の選定は、クレジットカード情報の利用を主として考え、POS データの利用は補完的とした。付表1に、各分類の採否結果を掲載する。まず、表1に掲載した財・サービス区分ごとの費目別支出金額の割合を確認し、区分ごとに、ウエイトが1割未満の費目は外した。ただし、保健医療 (サービス) はウエイトが1割未満であるが、新型コロナウイルス感染症の流行期における消費支出に対する寄与度が大きいため、例外的に対象とした。次に、選定した分類ごとに手元のデータと家計調査結果を比較し、予測に利用可能と考えられるデータがあるものを採用した。ここで、利用可能なデータがないと判断した分類は、大まかに2種類に分けられる。1つ目は、手元にデータがあっても、両者の相違が著しく利用に供さない場合である。これは、自動車などの高額商品や、家賃地代、授業料等のように口座からの引き落としが主である品目を含む交通・通信 (耐久財)、住居 (サービス)、教育 (サービス) などが該当する。表2に、2019年全国家計構造調査の結果から作成した支払い方法別の支出金額の割合を掲載する。同表を見ると、不採用とした交通・通信 (耐久財) の支払い割合は28.9%と比較的高いが、先述のとおり、同分類にはクレジットカードでの十分な捕捉が困難な自動車等購入が含まれている。一方、サービスは全体的にクレジットカードによる支払割合が低く、不採用とした住居や教育では1割未満となっている。2つ目は、クレジットカードでの購入が十分に考えられる品

目がある場合でも、業態ごとに集計されていることが要因で、品目別のデータが得られないものである。これは、教育（非耐久財）の教科書・学習参考教材や、家具・家事用品（非耐久財）のティッシュペーパーや洗剤など、これらを専門的に販売している業態がないものが該当する。こうした分類は、POS データのように品目ごとの金額を利用可能なデータの利用が適切といえる。ただし、今回の検証では、いずれもウエイトが小さいとして外した。なお、食料（非耐久財）は、POS データとの整合性の方が良好であったため、POS データを採用した。以上から、今回は 12 分類を選定した。選定した分類の、消費支出に占める割合は、2022 年結果で約 67%である。なお、本稿の手法においては、安易に分類のカバレッジを増やせば予測精度が向上するというものではないことをここで注意しておく。本稿の提案は、カバレッジが高くない場合であっても、時系列分析手法を用いることで、高い精度での予測が可能となることを示したものである。カバレッジがある程度確保出来るのであれば、二段階の予測によらず、一段階目で推定した金額を足し上げる方が予測精度は上がる可能性がある。紙幅の都合で結果は掲載しないが、本検証の中で、分類を増やすことで予測精度が低下する場合はみられた。分類の選定は、変数選択の問題となり引き続き検討が必要である。

表1 「財・サービス区分」別に見た費目別支出金額の割合 (%)

財・サービス区分 年次（西暦4桁）	耐久財			半耐久財			非耐久財			サービス		
	2020	2021	2022	2020	2021	2022	2020	2021	2022	2020	2021	2022
食料	-	-	-	-	-	-	59.8	59.8	57.9	11.0	10.3	11.4
住居	13.6	15.2	14.6	2.1	2.3	2.2	-	-	-	14.5	14.8	14.3
光熱・水道	-	-	-	-	-	-	18.8	18.7	20.4	-	-	-
家具・家事用品	25.4	24.6	25.4	16.3	16.2	15.5	3.0	2.9	2.8	0.9	0.8	0.8
被服及び履物	-	-	-	41.7	41.5	42.4	-	-	-	0.6	0.5	0.5
保健医療	4.4	4.7	5.0	2.2	2.5	2.1	4.8	4.5	4.4	7.5	7.7	7.5
交通・通信	42.1	39.7	40.7	12.0	12.3	12.8	3.7	4.3	4.8	25.4	24.6	23.5
教育	-	-	-	-	-	-	0.2	0.2	0.2	10.2	11.5	10.4
教養娯楽	12.0	12.4	10.6	17.4	17.6	16.9	5.0	5.0	4.8	13.4	13.4	15.1
諸雑費	2.5	3.4	3.8	8.2	7.6	8.1	4.6	4.7	4.6	16.5	16.4	16.4

注) 家計調査（二人以上世帯結果）から、直近3年分の結果を用いて作成

表2 費目別・「財・サービス区分」別に見た支払い方法別支出金額の割合 (%)

財・サービス区分 支払い方法*	耐久財			半耐久財			非耐久財			サービス		
	現	ク	電	現	ク	電	現	ク	電	現	ク	電
食料	-	-	-	-	-	-	65.6	22.1	12.3	78.6	17.9	3.5
住居	78.8	21.1	0.1	74.8	23.7	1.8	-	-	-	97.2	2.7	0.0
光熱・水道	-	-	-	-	-	-	77.8	21.9	0.3	-	-	-
家具・家事用品	44.1	54.3	1.5	59.7	35.8	4.7	67.3	23.7	9.0	89.4	9.3	1.0
被服及び履物	-	-	-	44.3	51.3	4.4	-	-	-	78.2	17.8	4.2
保健医療	45.2	53.0	1.8	65.2	33.2	1.8	73.6	21.1	5.2	80.0	19.6	0.4
交通・通信	70.5	28.9	0.5	49.6	49.5	0.9	51.8	43.7	4.6	64.2	33.0	2.8
教育	-	-	-	-	-	-	73.3	24.4	2.2	93.3	6.8	0.0
教養娯楽	33.1	65.9	1.0	54.5	41.1	4.4	77.5	19.1	3.3	64.6	33.9	1.5
諸雑費	54.0	42.1	3.5	40.9	56.0	3.2	61.4	30.4	8.3	83.7	16.0	0.3

注) 2019 年全国家計構造実態調査結果（総世帯）から作成

※ 現：現金、ク：クレジットカード、電：電子マネー

4 利用した民間データとその取扱い

付表2に、分類ごとの予測に利用した民間データを掲載する。本研究で利用した民間データは、総務省が主催している消費動向指数研究協議会の参画企業から提供を受けた POS データ及びクレジットカード情報である。これらは、それぞれ独自の分類により、月次の値に集計されているため、まず始めに、各データにおける分類を家計調査の収支項目分類¹に組み替えた。ここで、家計調査の結果は品目ごとに集計されたデータであるのに対し、クレジットカード情報は業態ごとに集計されたデータであり、家計調査の収支項目分類と厳密に一对一に対応しないことに注意が必要である。

次に、家計収支項目分類に組替えた民間データを、第3章において選定した分類ごとに集計を行う。これは、第2章で述べた「集計」ステップである。集計は、単純集計による方法と、家計調査結果における収支項目分類別の支出金額をウエイトとする加重和による方法により行った。加重和を行った理由は、家計調査結果と民間データの間の、分類別金額の比率の違いによる差異を補正するためである。図3に、交通・通信（サービス）の例を掲載する。公表値である灰色の実線と、民間データの単純集計値である黒の点線の動きを比較すると、両者に大きな乖離があることが確認で

¹ 本研究では、令和2年（2020年）1月改訂版の収支項目分類を使用した。（<https://www.stat.go.jp/data/kakeji/9.html>）

きる。特に2020年から2021年にかけての乖離が顕著である。これを、家計調査における小分類である交通、自動車等関係費及び通信ごとに民間データを単純集計し、家計調査結果における上記3小分類の支出金額をウェイトとして加重和をとることで、家計調査結果との整合性が改善することが確認できる。黒の実線が加重和により求めたものである。この際、各小分類の集計値は、指数化している。家計調査結果との乖離は完全に除去することはできないものの、単純集計した値と比較して、家計調査結果に近い動きをしていることが確認できる。選定した他の分類についても同様に、実際のデータの動きを見ながら、単純集計又は加重和のいずれかを選定した。なお、加重和を算出する際のウェイトは、消費構造が大きく変わらない場合は、全期間を通して固定ウェイトを利用しても問題はないが、期間の途中で消費構造が変わる場合は、全期間で共通のウェイトを利用することは適切ではない。特に、交通・通信（サービス）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年以降、交通・通信（サービス）に占める交通費の割合が大幅に減少し、構成比が大きく変化したため、全期間で共通のウェイトを利用することによる差異が生じた。そのため、今回の検証における交通・通信（サービス）の集計では、2019年以前と2020年以降でウェイトを変えている。実際に運用することとなった場合、リアルタイムにウェイトの変化を捉え、ウェイト変更の可否を判断していく必要があると考えられるが、これは今後の課題である。また、加重和を行う際の下位分類をどのレベルに指定するかについても、引き続き検討が必要である。

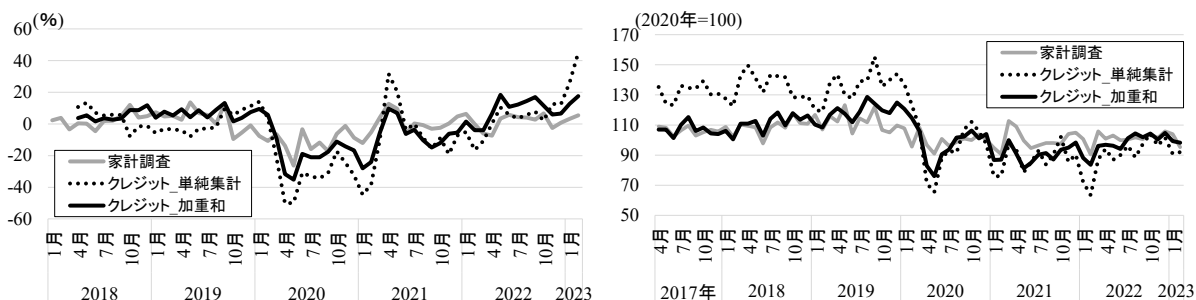


図3 家計調査結果及びクレジットカード情報の推移の比較：交通・通信（サービス）
（左：対前年同月比(2018.4~2023.2)、右：消費支出の水準(2017.4~2023.2)）

5 分類別結果の予測

5.1 予測モデル

本節では、分類別結果の予測モデルについて解説する。モデルは、以下の3方式を設定した。方式①では、家計調査の支出金額の対前年同月比を、民間データの売上高の対前年同月比により予測するモデルを設定し、方式②では、家計調査の支出金額の対数値を、民間データの売上高の対数値により予測するモデルを設定した。また、方式③では、支出金額の対数値の一階階差を変数としたモデルを設定した。なお、利用可能な民間データの期間がそれほど長くないこともあり、いずれのモデルも説明変数の数は1とした。予測手順は、第5.2節で解説する。

- ①対前年同月比を予測するモデル（対前年同月比方式）
- ②季節変動を含む消費支出の水準を予測するモデル（水準方式）
- ③季節変動を含む消費支出の水準の一階階差を予測するモデル（一階階差方式）

5.1.1 対前年同月比方式

家計調査結果の対前年同月比を y_t 、民間データの対前年同月比を x_t としたとき、線形回帰モデル、時変回帰モデル、Harvey型トレンドを持つモデル（Harvey型トレンドモデル）及びAR(1)項付きのモデル（AR(1)項付きモデル）の4モデルを設定した。なお、線形回帰モデルを除き、全てガウス型線形状態空間モデル²（動的線形モデル）によりモデル化をした。

² ガウス型線形状態空間モデルにおける状態は、カルマンフィルタ、一期先予測及び固定区間平滑化法により推定することができる（北川(2020)、和合・萩原(2013)）。ここで、カルマンフィルタ、一期先予測及び平滑化の処理を実行するにあた

線形回帰モデル

以下の単回帰モデルを設定する。パラメータは、OLS 推定により求める。

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

時変回帰モデル

時変回帰モデルは、式(1)における回帰係数 $\alpha_k (k = 0, 1)$ を、時間的に変化する時変パラメータとした回帰モデルで、以下のとおり、時変回帰係数 $\alpha_{k,t} (k = 0, 1)$ を状態変数とする動的線形モデルで与えられる。式(2)は観測方程式、式(3)は状態方程式と呼ばれる。

$$y_t = \alpha_{0,t} + \alpha_{1,t} x_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (2)$$

$$\alpha_{k,t} = \alpha_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2) \quad (3)$$

Harvey 型トレンドを含むモデル

Harvey 型トレンドとは、式(4)及び(5)のとおり、観測方程式(2)におけるトレンド項 $\alpha_{0,t}$ のレベルと傾きにそれぞれ独立なノイズを加えたモデルで、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である(北川(1997))。なお、新型コロナウイルス感染症の流行期は、トレンドの急激な変化がしばしば見られた。このような場合は、コーシー分布など、裾の厚い非ガウス型分布を用いることが有効とされているが、本稿では、ガウス型モデルのみを扱うこととしているため、非ガウス型分布を用いたモデル化は行わない。

$$y_t = \alpha_{0,t} + \alpha_{1,t} x_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \\ \alpha_{0,t} = \alpha_{0,t-1} + \delta_{t-1} + v_{0,t} + w_t, \quad v_{0,t} \sim N(0, \sigma_{0,v}^2) \quad (4)$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (5)$$

$$\alpha_{1,t} = \alpha_{1,t-1} + v_{1,t}, \quad v_{1,t} \sim N(0, \sigma_{1,v}^2)$$

AR(1) 項付きモデル

観測方程式(2)に、1次の定常AR項 p_t を加えたモデルで、式(6)及び定常性条件「 $|c| < 1$ 」により与えられるモデルである。ここで、係数 c は、状態ノイズ及び観測ノイズの分散と同様に最尤推定により求める。後述のモデルにおけるAR係数の推定も同様である。

$$y_t = \alpha_{0,t} + \alpha_{1,t} x_t + p_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (6)$$

$$\alpha_{k,t} = \alpha_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2)$$

$$p_t = cp_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2)$$

5.1.2 水準方式

家計調査結果の対数値を $\ln Y_t$ 、民間データの対数値を $\ln X_t$ としたとき、標準的季節調整モデル(標準モデル)を基本として、AR(1)項付きの季節調整モデル(AR(1)項付きモデル)及びHarvey型トレンドを含む季節調整モデル(Harvey型トレンドを含むモデル)の3モデルを設定した。上記3モデルは全て動的線形モデルによりモデル化をした。

標準モデル

式(7)～(9)のとおり、標準的な季節調整モデルを設定する。ここで、 S_t は季節成分であり、本稿で扱うモデルの季節成分は、全て、式(9)によりモデル化している。

$$\ln Y_t = \beta_{0,t} + \beta_{1,t} \ln X_t + S_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (7)$$

っては、初期状態(及びその分散共分散行列)を定める必要がある。初期状態の推定方法には様々な方法が考案されているが(北川(1997))、本研究では散漫初期化により求めた。一方、状態方程式のノイズ及び観測方程式のノイズの分散は、最尤推定により求めることができる(北川(2020)、和合・萩原(2013))。最尤法における最適化計算は、統計解析環境「R」の「optim」関数を使用し、BFGS公式に基づく準ニュートン法により行った。

$$\beta_{k,t} = \beta_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2) \quad (8)$$

$$\sum_{i=0}^{11} S_{t-i} = w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (9)$$

Harvey 型トレンドを含むモデル

対前年同月比方式における Harvey 型トレンドモデルと同様に、式(10)及び(11)のとおり、観測方程式(7)におけるトレンド項 $\beta_{0,t}$ のレベルと傾きにそれぞれ独立なノイズを加えたモデルである。

$$\ln Y_t = \beta_{0,t} + \beta_{1,t} \ln X_t + S_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2)$$

$$\beta_{0,t} = \beta_{0,t-1} + \delta_{t-1} + v_{0,t} + w_t, \quad v_{0,t} \sim N(0, \sigma_{0,v}^2) \quad (10)$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (11)$$

$$\beta_{1,t} = \beta_{1,t-1} + v_{1,t}, \quad v_{1,t} \sim N(0, \sigma_{1,v}^2)$$

AR(1) 項付きモデル

対前年同月比方式における AR(1)項付きモデルと同様に、観測方程式(7)に、1 次の定常 AR 項 p_t を加えたモデルで、式(12)及び定常性条件「 $|c| < 1$ 」により与えられるモデルである。

$$\ln Y_t = \beta_{0,t} + \beta_{1,t} \ln X_t + p_t + S_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (12)$$

$$\beta_{k,t} = \beta_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2)$$

$$p_t = cp_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2)$$

5.1.3 一階階差方式

標準的季節調整モデル（標準モデル）及び AR(1)項付きの季節調整モデル（AR(1)項付きモデル）の2モデルを設定した。上記2モデルは全て動的線形モデルによりモデル化をした。なお、本方式では、時系列データの階差処理を行っているため、Harvey 型トレンドモデルは設定しなかった。

標準モデル

式(7)～(9)と同様に、標準的な季節調整モデルを設定する。ここで、 S_t は季節成分であり、式(9)によりモデル化される。ここで、 Δ は、時間階差オペレーターである。

$$\Delta \ln Y_t = \gamma_t \Delta \ln X_t + S_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (13)$$

$$\gamma_t = \gamma_{t-1} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (14)$$

AR(1) 項付きモデル

観測方程式(13)に、1 次の定常 AR 項 p_t を加えたモデルで、式(15)及び定常性条件「 $|c| < 1$ 」により与えられるモデルである。

$$\Delta \ln Y_t = \gamma_t \Delta \ln X_t + p_t + S_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (15)$$

$$\gamma_t = \gamma_{t-1} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \sigma_v^2)$$

$$p_t = cp_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2)$$

5.2 検証結果

予測推定に利用した民間データの期間は、付表2に掲載したとおりである。また、利用可能な民間データの期間が長くないこともあり長期間の検証は行えないが、2019年10月の消費税率改定前後の変動や、新型コロナウイルス感染症の流行期の変動に対する予測精度の検証を行うため、予測を行った期間は、2019年9月から2022年12月まで（40時点）とした。予測手順は、第 $t-1$ 期までの家計調査の結果及び民間データからモデルのパラメータを推定し、第 t 期における民間データをモデルに代入して第 t 期の予測値を求めた。付表3に、各モデルの予測式を掲載する。結果の評価は、家計調査結果の対前年同月比と対前年同月比の予測値から算出した MAE 及び RMSE を基準

として行った。評価期間は予測期間と同じである。なお、参考として、民間データを利用することの効果を見るため、回帰項(式(2)及び(6))における x_t の項、式(7)及び(12)における $\ln X_t$ の項、並びに式(13)及び(15)における $\Delta \ln X_t$ の項)を除いたモデルによる予測結果との比較を行った。

付表4にMAE及びRMSEを掲載する(予測精度が最も高いものを網掛け表示している)。同表を見ると、食料(非耐久財)以外の分類では、水準方式の標準モデル又はAR(1)項付きモデルが最も予測精度の高いモデルとなっている。一方、食料(非耐久財)では、一階階差方式の標準モデルが最も予測精度の高いモデルとなっている。対前年同月比方式の結果を見ると、線形回帰モデルの予測精度は低い傾向にあるが、全分類を通してモデル間の予測精度の差は大きくない。一方、水準方式及び一階階差方式の結果を見ると、予測精度が最も高いモデルと最も低いモデルの差は大きい。また、同2方式のそれぞれで予測精度が最も高いモデルは、対前年同月比方式のどのモデルの予測精度よりも高く、最も予測精度の低いモデルは、対前年同月比方式のどのモデルの予測精度よりも低くなる傾向にある。ただし、食料(非耐久財)では、対前年同月比方式の線形回帰モデルを除き、3方式間の予測精度の差は僅少である。

次に、各分類の予測結果を確認する。付図1及び付図2に、予測結果と家計調査結果の比較グラフを掲載する。同図左は対前年同月比であり、同図右は水準である。同図に掲載した予測結果は、予測精度が最も高いもの(付表2に掲載した採用モデルの結果)を掲載している。参考として、予測に利用した民間データ(点線)を掲載している。分類ごとに結果を見ると、食料(非耐久財)、光熱・水道、被服及び履物(半耐久財)、食料(サービス)及び教養娯楽(サービス)の予測結果は、家計調査と極めて整合的な動きをしている。また、家具・家事用品(耐久財、半耐久財)、保健医療(サービス)、交通・通信(サービス)及び教養娯楽(耐久財、半耐久財)は、上記5分類と比較すると家計調査との整合性はやや低いものの、民間データで見られた家計調査との乖離が大幅に改善していることが確認できる。ただし、消費税率改定前の2019年9月における駆け込みを十分に捕捉できていない結果となった。これは、同時点が予測期間の初期ということもあり、同時点付近の家計調査結果と民間データの推移の整合性が良好であったにも関わらず、モデルの推定に利用したデータの期間が短かったことで、予測精度が低下したことが要因と考えられる。一方、諸雑費(サービス)の結果を見ると、他の分類と比較して、家計調査との動きの相違がやや目立つ。これは、予測推定に利用した民間データが、他の分類と異なり、家計調査との整合性がそれほど高くなかったことが影響しているものと考えられる。

参考として、図4に、交通・通信(サービス)における水準方式モデルの回帰係数及びトレンド項(AR(1)項付きモデルは、トレンド+AR項)の推定結果を掲載する。同結果は、2022年12月結果の予測のために推定したモデルの値である。標準モデルの推定結果を見ると、回帰係数とトレンド項の推移は極めて似ており、その推移は滑らかであることが確認できる。一方、Harvey型トレンドを含むモデルの結果を見ると、回帰係数とトレンド項のいずれもノイズを含んだ推移をしている。これは、トレンドの水準変化と傾きを独立に推定していることの効果であると考えられる。他方、AR(1)項付きモデルでは、回帰係数の推移は滑らかであるのに対し、トレンド+AR項はノイズを含んだ推移をしており、細かい動きを含めてHarvey型トレンドを含むモデルのトレンド項と類似している。なお、各モデルのAICは、標準モデルでは-175.9、Harveyトレンドを含むモデルでは-52.0、AR(1)項を含むモデルでは-177.3となっており、2022年12月結果の予測においては、AR(1)項付きモデルが最良であった。

最後に、回帰項を除いたモデルによる予測結果との比較について見ていく。付図1及び付図2に、回帰項を除いたモデルによる予測結果を掲載する。また、付表5に、線形回帰モデルを除く8つの、回帰項を除いたモデルの予測精度を掲載する。同2図を見ると、回帰項を除いたモデルによる結果は、比較的、良好であることが確認できる。加えて、分類によっては回帰項を除いたモデルの方が予測精度は高く、今回の検証では、光熱・水道及び諸雑費(サービス)について、回帰項を除いたモデルの方が予測精度は高くなった。これは、回帰項を除いたモデルによる結果では、民間データが持つフレの影響が取れたことで、予測精度が改善したことが考えられる。加えて、諸雑費(サー

ビス) は、上述のとおり、回帰項を含むモデルによる予測結果が、それほど良好ではなかったことも影響していると考えられる。一方で、回帰項を除いたモデルの結果では、値が大きく動いた2020年から2022年にかけての水準の変化を的確に捉えられておらず、このことから、外部からデータを追加することは有効であることが確認できる。

以上、分類ごとの予測結果を確認したが、総じて良好な結果となったと言える。なお、今回の検証では、水準方式の標準モデル及びAR(1)項を含むモデルの予測精度が高くなる傾向がみられ、Harvey型トレンドを含むモデルが最適となった分類はなかった。しかし、新型コロナウイルス感染症の流行期は、急激な変化が頻繁に発生したため、非ガウス型分布の導入を含め、引き続きHarvey型トレンドモデルの検討をすることは意義があるといえる。これは、今後の課題である。

続く第6章では、消費支出全体の予測推定結果について解説するが、同予測で使用した各分類の値は、予測精度が最も高いものである。

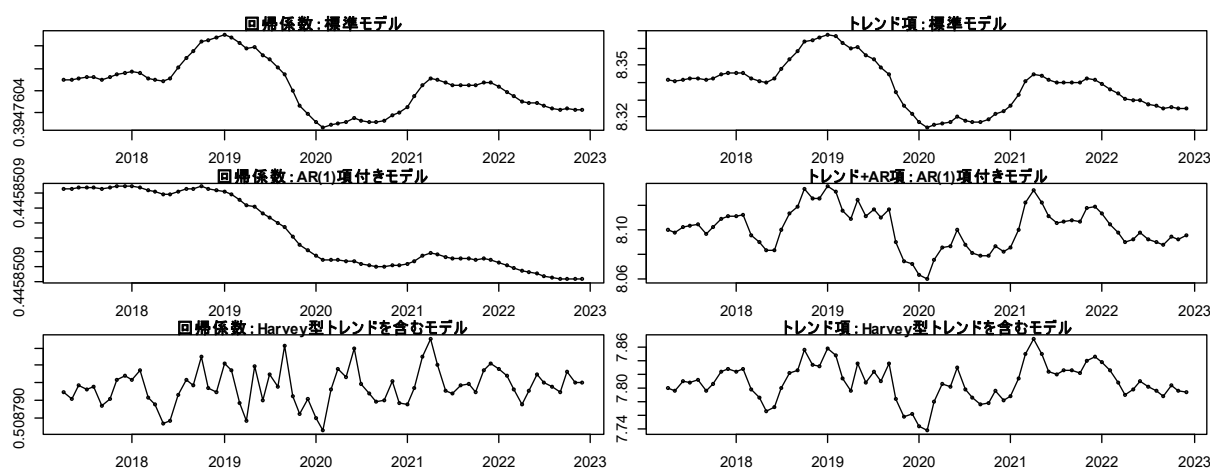


図4 水準方式モデルの回帰係数及びトレンド項の推定結果：交通・通信（サービス）

6 消費支出全体の予測

6.1 予測モデル

本節では、消費支出全体の予測モデルについて解説する。なお、分類別の予測結果から一階階差方式では高い予測精度が望めないことから、ここでの予測モデルは、以下の2方式を設定した。

- ①対前年同月比を予測するモデル（対前年同月比方式）
- ②季節変動を含む消費支出の水準を予測するモデル（水準方式）

一方、分類ごとの予測では、1変数モデルとしたが、消費支出全体の予測では、モデルの推定に利用するデータの期間が、対前年同月比方式では2001年1月以降、水準方式では2000年1月以降と比較的長いため、多変数モデルとした。本稿では、以下の3パターンの変数を設定した。なお、耐久財及び半耐久財は、個々のフレが大きいいため、合算して推定に利用した。

- 1変数モデル：12分類の支出金額を合算し、1分類にまとめたモデル
- 3変数モデル：12分類の支出金額を、非耐久財、サービス及び耐久財・半耐久財ごとに合算し、3分類にまとめたモデル
- 8変数モデル：12分類のうち、耐久財及び半耐久財をまとめて1分類とし、他の非耐久財及びサービスの7分類はそのまま使用したモデル

6.1.1 対前年同月比方式

説明変数として使用した全ての分類は消費支出全体の内訳であることから、消費支出とその内訳に対する対前年同月比の間には、ある種の関係が成立すると考えられる。対前年同月比モデルでは、消費支出全体の対前年同月比 y_t 及び、各分類の対前年同月比 $x_{k,t}$ の間に、以下の線形関係（共和分

関係)を仮定し、同関係を各種モデル式により推定した。ここで、 K は説明変数の数である。予測モデルには、線形回帰モデル、時変回帰モデル及び構造 VAR モデルを使用した。

$$y_t = a_0 + \sum_{k=1}^K a_k x_{k,t} + I_t, \quad (I_t: \text{イノベーション}, K = 1, 3, 8) \quad (16)$$

線形回帰モデル

以下の重回帰モデルを設定する。パラメータは、OLS 推定により求める。

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{k=1}^K \alpha_k x_{k,t} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (17)$$

時変回帰モデル

第 5.1.1 項で説明したモデルと同様に、式(17)における回帰係数 $\alpha_k (k = 0, 1, \dots, K)$ を、時間的に変化する時変パラメータとした回帰モデルで、以下のとおり、時変回帰係数 $\alpha_{k,t} (k = 0, 1, \dots, K)$ を状態変数とする動的線形モデルで与えられる。

$$y_t = \alpha_{0,t} + \sum_{k=1}^K \alpha_{k,t} x_{k,t} + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (18)$$

$$\alpha_{k,t} = \alpha_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2) \quad (19)$$

Harvey 型トレンドを含むモデル

第 5.1.1 項で説明したモデルと同様に、式(20)及び(21)のとおり、観測方程式(18)におけるトレンド項 $\alpha_{0,t}$ のレベルと傾きにそれぞれ独立なノイズを加えたモデルである。

$$y_t = \alpha_{0,t} + \sum_{k=1}^K \alpha_{k,t} x_{k,t} + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (20)$$

$$\alpha_{0,t} = \alpha_{0,t-1} + \delta_{t-1} + v_{0,t} + w_t, \quad v_{0,t} \sim N(0, \sigma_{0,v}^2) \quad (21)$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (21)$$

$$\alpha_{k,t} = \alpha_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2)$$

構造 VAR モデル

構造 VAR モデルは、 L 次元ベクトル $z_t = (z_{1,t}, \dots, z_{L,t})^T$ 及び、 L 次正方行列 $A, B_i (i = 1, 2, \dots, p)$ に対し、以下で定義されるモデルである。ここで、 p はラグの最大次数、 D はホワイトノイズ w_t の分散共分散行列で、対角行列である。式(22)は、タイプ A モデルとも呼ばれる。

$$Az_t = c + \sum_{i=1}^p B_i z_{t-i} + w_t, \quad w_t \sim W.N(D) \quad (22)$$

構造 VAR モデルは、同時方程式モデルであるため、OLS 推定を行うことで同時方程式バイアスが生じる。これを回避するため、構造 VAR モデルのパラメータは、誘導形の VAR モデルに変換した上でパラメータの推定が行われる。式(22)における係数行列 A が正則のとき、構造 VAR モデルは、式(23)のとおり誘導形に変形され、同モデルのパラメータを OLS 推定により求めることができる。

$$z_t = A^{-1}c + \sum_{i=1}^p A^{-1}B_i z_{t-i} + A^{-1}w_t, \quad w_t \sim W.N(D) \quad (23)$$

次に、推定したパラメータから、構造 VAR モデルにおける定数項 c 、係数行列 A 及び $B_i (i = 1, 2, \dots, p)$ を推定する。その際、構造形におけるパラメータ数が誘導形におけるパラメータ数よりも多いことに基づく識別性の問題を考慮する必要があるが、これは通常、構造形のパラメータに制約を課し、未知パラメータ数を誘導形における未知パラメータ数以下にした上で、パラメータの推定が行われる。制約として最も頻繁に用いられるものは、再帰的構造制約である。再帰的構造とは、

係数行列 A を、対各成分が全て1の下三角行列としたものである。また、その際、変数は外生性の高い順に並べられる。本研究で使用するデータについて考えると、消費支出 y_t 及び、各内訳項目 $x_{k,t}$ ($k = 1, \dots, K$)の間に線形関係(共和分関係)を仮定しており、同関係式を構造方程式と考えることができる。また、各内訳項目に対する支出は、互いに自由に決められるのに対し、消費支出は内訳項目の合算であることから、 $z_t = (x_{1,t}, \dots, x_{K,t}, y_t)^T$ と置くことで、各系列を外生性の高い順に並べていると考えることができる。以上の考察から、本研究で扱う構造 VAR モデルは、式(22)における係数行列 A が、以下のとおり再帰的構造となるモデルとして与えられる。

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \cdots & \ddots & 0 \\ -a_1 & -a_2 & \cdots & -a_K & 1 \end{pmatrix}, \quad (K = 1, 3, 8) \quad (24)$$

なお、Granger 表現定理より、VAR 表現を持つ共和分関係は、ベクトル誤差修正モデル(VECM)により表現可能であり、この場合、VECM 表現に基づく共和分関係の推定方法が知られている(沖本(2010))。ところで、VECM 表現を推定するにあたっては、共和分ランクなどを事前に決める必要があるが、共和分ランクを推定するためのトレース検定及び最大値固有検定(いずれも VECM 表現に基づく検定)を行ったところ、共和分ランクは0という結果となった。そのため、本研究では、VECM 表現に基づく構造形のパラメータ推定は行わず、先に述べた手順により推定した。一方、最大ラグ次数は、AIC や SIC により決定することが一般的であるが、本研究では、予測モデルの推定が目的であるため、AIC による次数の選定を試みた。そこで、最大ラグ次数を1~12の範囲で変化させてモデルを推定したところ、最大ラグ次数12のモデルがAIC最小となったが、利用するデータの期間に対してパラメータ数が膨大になるため、分析に使用する全系列の組ごとに相互相関関数を算出し、この結果を参考に最大ラグ次数を決定した。相互相関関数を求めたところ、ラグが4~6において5%有意となる場合が多かったため、データ期間に配慮し、本研究では、全系列について、最大ラグ次数を一律で4とした。

次に、構造パラメータの推定について述べる。構造 VAR モデルのパラメータは、最尤法により推定する。推定するパラメータは A 及び D である。ガウス型分布を仮定した場合、これらを未知としたときの構造 VAR モデルの対数尤度は、以下で与えられる(Lütkepohl(2017))。

$$l(A, D) = \text{const.} + \frac{T}{2} \log \det(A)^2 - \frac{T}{2} \log \det(D) - \frac{T}{2} \text{tr}(A'D^{-1}A\tilde{\Sigma}_u) \quad (25)$$

ここで、 T はモデルの推定に利用したデータの期間、 $\tilde{\Sigma}_u$ は誘導形の VAR モデルにおける誤差項 $A^{-1}w_t$ の分散共分散行列の推定値を表し、 tr は正方行列の対角成分の和を取る操作(トレース)を表す。本研究で扱うモデルでは、未知パラメータの数は $2K + 1$ である。

スパース性を考慮した構造 VAR モデル

構造 VAR モデルは、ラグ変数を含むことで推定すべきパラメータが増え、それにより予測精度が低下することが知られている。このような場合、ラグ変数の項にスパース性を仮定し、スパースモデリングを行うことで、モデルの推定精度を改善することが行われる。VAR モデルのスパースモデリングでは、一般にエラスティックネット³が利用されるため、本研究においても、エラスティックネットによるスパースモデリングを行った。

$$\min_{\beta} \left\{ \|y - X\beta\|^2 + \lambda \left(\frac{(1-\alpha)}{2} \|\beta\|^2 + \alpha \|\beta\|_1 \right) \right\} \quad (0 \leq \alpha \leq 1, 0 < \lambda) \quad (26)$$

³ 同正則化法は、ナイーブエラスティックネット (naive elastic net) と呼ばれるもので、ある種の一致性(オラクル性)を持たない(Basu and Matteson(2017))。

6.1.2 水準方式

第 5.1.2 項の水準モデルと同様に、家計調査結果における消費支出全体の対数値を $\ln Y_t$ 、分類別結果の対数値を $\ln X_{k,t}$ としたとき、標準的季節調整モデル（標準モデル）を基本として、AR(1)項付きの季節調整モデル（AR(1)項付きモデル）及び Harvey 型トレンドを持つ季節調整モデル（Harvey 型トレンドモデル）の 3 モデルを設定した。

標準モデル

$$\ln Y_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_k \ln X_{k,t} + S_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

$$\beta_{k,t} = \beta_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2)$$

AR(1) 項付きモデル

$$\ln Y_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_k \ln X_{k,t} + p_t + S_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

$$\beta_{k,t} = \beta_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2)$$

$$p_t = cp_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2)$$

※AR 項の係数 c には、定常性条件「 $|c| < 1$ 」を仮定する。

Harvey 型トレンドを含むモデル

$$\ln Y_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_k \ln X_{k,t} + S_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

$$\beta_{k,t} = \beta_{k,t-1} + v_{k,t}, \quad v_{k,t} \sim N(0, \sigma_{k,v}^2)$$

$$\beta_{0,t} = \beta_{0,t-1} + \delta_{t-1} + v_{0,t} + w_t, \quad v_{0,t} \sim N(0, \sigma_{0,v}^2)$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \sigma_w^2)$$

6.2 検証結果

検証を行ったモデルは、第 6.1 節で解説した 8 モデル式に対し、説明変数の 3 パターンをかけた全 24 モデルである。予測を行った期間は、分類別の予測期間と同じ 2019 年 9 月から 2022 年 12 月まで（40 時点）とした。予測手順は、第 $t-1$ 期までの家計調査の結果からモデルのパラメータを推定し、第 t 期における各分類の予測値を、推定したモデルに代入して第 t 期の消費支出全体の予測値を求めた。付表 6 に、各モデルの予測式を掲載する。結果の評価は、家計調査結果の対前年同月比と対前年同月比の予測値から算出した MAE 及び RMSE を基準として行った。

付表 7 に MAE 及び RMSE を掲載する（予測精度が最も高いものを網掛け表示している。）。同表より、水準方式における AR(1)項付きモデル及び Harvey 型トレンドを含むモデルを除き、3 変数モデルの予測精度が最も高くなる傾向にあることが確認できる。また、3 変数モデルの中でモデル式を比較すると、水準方式における標準モデルの予測精度が最も高い。一方、水準方式における AR(1)項付きモデル及び Harvey 型トレンドを含むモデルでは、1 変数モデルの予測精度が最も高く、Harvey 型トレンドを含むモデルについては全 24 モデルの中でも予測精度が最も高くなった。以上から、対前年同月比方式では 3 変数モデルの予測精度が高くなり、水準方式では 1 変数モデルの予測精度が高くなる傾向がみられた。また、対前年同月比方式と水準方式を比較した場合、水準方式の方が予測精度は高くなる傾向にあることも確認できた。なお、今回の検証では構造 VAR モデルに対するスパースモデリングの効果は殆ど見られず、1 変数及び 3 変数モデルでは予測精度が低下する結果となった。

次に、予測結果を確認する。付図 3 及び 4 に、予測結果と家計調査結果の比較図を掲載する。同

図左は、対前年同月比で、同図右は、公表値と予測値の残差の絶対値の累積和である。同2図より、全24モデルで良好な結果となっていることが確認できるが、急激な変化がある時点では、家計調査結果との乖離が大きくなることがあり、特に2020年4～5月における急減時及び2021年3～5月における急増時の家計調査との乖離が顕著である。このことは、累積和の推移からも確認することができる。累積和の推移を見ると、同2期間における残差が急激に大きくなっていることが確認できる。これは、分類別の予測において、同2期間における家計調査結果と民間データの推移の整合性が良くなかったこともあり、予測精度が十分ではなかったことが大きく影響しているものと考えられる。一方、消費税率改定前の2019年9月の増加も、十分に捉えられていない結果となった。これは、食料（非耐久財）、家具・家事用品（耐久財、半耐久財）、教養娯楽（耐久財、半耐久財）などのように、予測期間の初期ということもあり、同時点での分類別の予測精度が低下したことが大きく影響していると考えられる。利用するデータの拡充が、予測精度を向上させる上で重要な課題といえる。

7 おわりに

本稿では、家計調査の収支項目分類から、消費支出全体への影響が大きく、POSデータやクレジットカード情報などの民間データから消費の情報を入手しやすいと考えられる分類を選定し、これらにより、消費支出全体の推移のリアルタイム予測を試みた。検証の結果、消費支出に占める6割強の分類の消費の推移により、良好な精度で消費支出全体の推移を推測可能であることが確認できた。また、消費支出全体の予測に利用した分類ごとの予測結果を見ても良好な結果となっており、これだけでも十分な価値のある結果であるといえる。一方で、今回行った検証は、家計調査の二人以上世帯の結果を対象としたものであるが、同様の手法は他の公的統計に対しても適用可能と考えられ、総消費動向指数により把握される国内全体の消費の推移を早期に捉える上での有効な手段の一つと成り得るものと想定している。家計調査結果以外の統計への適用といったことも、展望として挙げられる。

参考文献

- [1] 浦沢 聡士(2022),「クレジットカード利用情報を用いたサービス消費のリアルタイム予測」, Kanagawa University Economic Society Discussion Paper, No.2021-02.
- [2] 浦沢 聡士(2023),「オルタナティブデータと経済ナウキャストーGDP統計との比較で見る人流データ、クレカ利用情報の特徴ー」,『経済貿易研究：研究所年報』,49, pp.209-217.
- [3] 大久保 友博, 高橋 耕史, 稲次 春彦, 高橋 優豊(2022),「「オルタナティブデータ消費指数」の開発：オルタナティブデータを用いた個人消費のナウキャストイング」, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ, No.22-J-9.
- [4] 沖本 竜義(2010),『経済・ファイナンスデータの計量時系列分析(統計ライブラリー)』, 朝倉書店.
- [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, pp.217-232.
- [6] 北川 源四郎(2020),『Rによる時系列モデリング入門』, 岩波書店.
- [7] 小林 周平, 鈴木 源一郎(2022),「経済動向分析における家計簿アプリデータの活用」, 内閣府経済財政分析ディスカッション・ペーパー, DP/22-3.
- [8] 小林 周平, 鈴木 源一郎(2023),「経済動向分析における家計簿アプリデータの更なる活用」, 内閣府経済財政分析ディスカッション・ペーパー, DP/23-2.
- [9] 小西 葉子, 斎藤 敬, 金井 肇, 伊藝 直哉, 水村 順一, 志賀 恭子, 末安 慶太, 濱口 凌輔(2022),「コロナ禍での混乱から新たな日常への変化：消費ビッグデータで記録する2年間」, RIETI Discussion Paper Series, 22-J-006.
- [10] 小西 葉子, 斎藤 敬, 伊藝 直哉, 宮下 裕, 山本 直人(2023),「消費ビッグデータで記録するコ

- ロナ禍3年間の生活」, RIETI Discussion Paper Series, 23-J-028.
- [11] 櫻井 智章, 鶴島 元樹(2023), 「民間データを利用した世帯の消費支出のリアルタイム予測について」, 『2023年度統計関連学会連合大会報告集』, 3EPM2-04.
- [12] 鈴木 源一郎, 森 成弥(2023), 「クレジットカードデータを用いた個人消費動向把握の精度向上の取組」, 内閣府経済財政分析ディスカッション・ペーパー, DP/23-1.
- [13] 総務省(2017), 「消費動向指数 (CTI) の開発に向けて」, 速報性のある包括的な消費関連指標の在り方に関する研究会報告資料.
https://www.stat.go.jp/info/guide/public/kakei/pdf/170322_2.pdf
- [14] 総務省(2022), 「民間企業が保有する消費関連データの消費動向指数 (CTI) への利活用について～民間データを用いた総消費動向指数の改善に関する調査研究～」.
https://www.stat.go.jp/data/cti/pdf/cti_report_main2022.pdf
- [15] G・ペトリス・S, ペトロローネ・P カンパニョーリ (著), 和合 肇 (監訳), 萩原 純一郎 (訳) (2013), 『Rによるベイジアン動的線形モデル(統計ライブラリー)』, 朝倉書店.
- [16] S. Basu and D. S. Matteson(2017), A survey of estimation methods for sparse high-dimensional time series models. (<https://arxiv.org/abs/2107.14754>)
- [17] H. Lütkepohl(2017), Estimation of structural vector autoregressive models, *Communications for Statistical Applications and Methods*, Vol.24, No.5, pp.421-441.

謝辞

本研究を実施するにあたり、貴重な御意見をいただいた東京大学佐藤整尚准教授、立正大学高部勲教授及び慶應義塾大学星野崇宏教授に謝意を申し上げたい。また、本稿を丁寧に査読いただき、多くの改善点の指摘及び有益なコメントをいただいた匿名の2名の査読者にも感謝申し上げます。

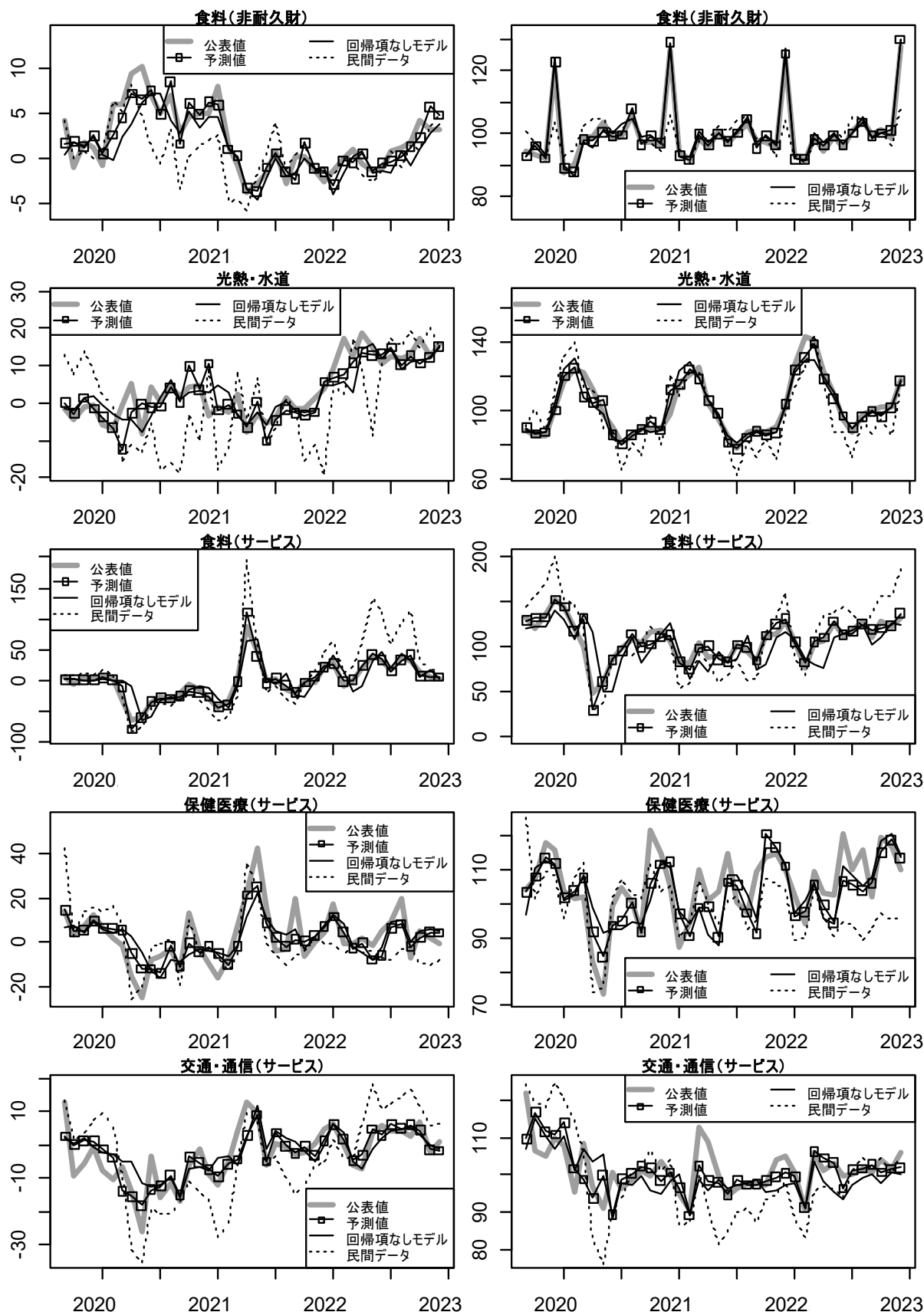
付録1：「費目×財・サービス区分」における分類の採否結果

付表1 「費目×財・サービス区分」における分類の採否結果

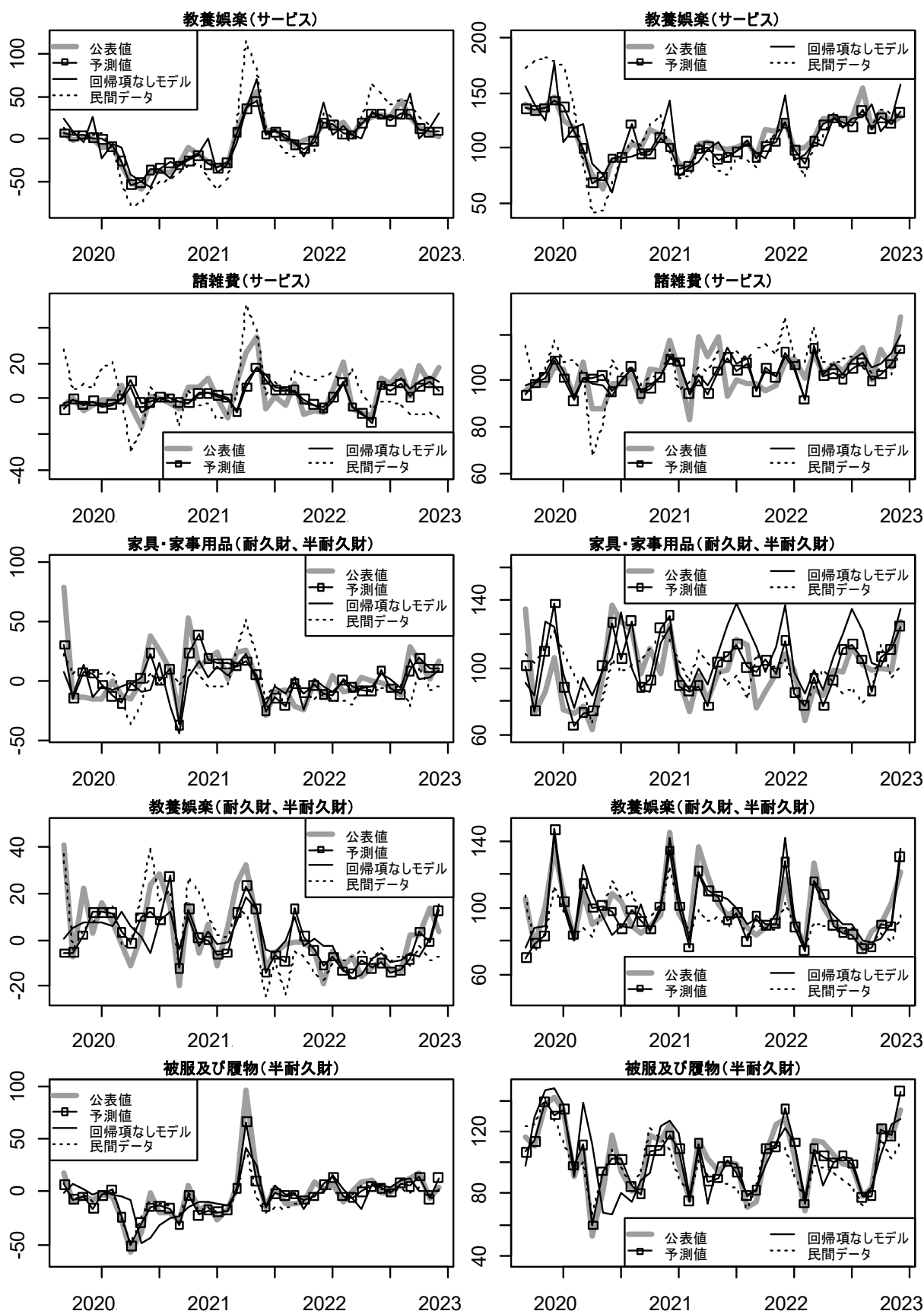
財・サービス区分	費目	主な品目	利用可能なデータの有無*	採否	不採用理由
耐久財	住居	設備器具 (システムキッチン、浴槽、庭石など)	なし*	×	データなし
	家具・家事用品	電気冷蔵庫など (白物家電類)、タンス、ベッドなど	あり	○	
	保健医療	メガネ、コンタクトレンズ	あり	×	ウエイト小
	交通・通信	自動車等購入、自転車購入、携帯電話機	なし*	×	データなし
	教養娯楽	テレビなど (黒物家電類)、楽器、書斎・学習用机・椅子など	あり	○	
	諸雑費	理美容用電気器具、腕時計、祭具・墓石	なし*	×	データなし
	半耐久財	住居	修繕材料 (れんが、セメント、壁紙、障子紙など)	なし*	×
家具・家事用品	カーテン、寝具、家事雑貨 (食器類、台所用品など)	あり	○		
被服及び履物	衣類・履物全般 (洋服、和服、下着、靴など)	あり	○		
保健医療	体温計、松葉杖、健康布団など	あり	×	ウエイト小	
交通・通信	自動車等部品、自動車等関連用品	なし*	×	データなし	
教養娯楽	スポーツウェア、ゲーム機、園芸用品、書籍など	あり	○		
諸雑費	かばん類、アクセサリなど	あり	×	ウエイト小	
非耐久財	食料	食料品全般	あり	○	
	光熱・水道	電気代、ガス代、灯油、上下水道料など	あり	○	
	家具・家事用品	家事用消耗品 (ティッシュペーパー、洗剤など)	なし**	×	ウエイト小
	保健医療	医薬品、健康保持用接種品、保健医療用品・器具	あり	×	〃
	交通・通信	ガソリン	なし*	×	〃
	教育	教科書・学習参考教材	なし**	×	〃
	教養娯楽	文房具、ペットフード、園芸用植物、新聞、雑誌など	なし*	×	〃
諸雑費	石けん類・化粧品、たばこなど	あり	×	〃	
サービス	食料	外食	あり	○	
	住居	家賃地代、工事その他サービス	なし*	×	データなし
	家具・家事用品	家事代行料、清掃代など	なし*	×	ウエイト小
	被服及び履物	洗濯代、被服賃借料	あり	×	〃
	保健医療	医科診療代、歯科診療代、出産入院料など	あり	○	
	交通・通信	鉄道運賃、航空運賃、自動車整備費、年極・月極駐車場借料、郵便料、携帯電話通信料など	あり	○	
	教育	授業料等	なし*	×	データなし
	教養娯楽	宿泊料、月謝類、放送受信料、入場・観覧・ゲーム代など	あり	○	
	諸雑費	理美容サービス、信仰・祭祀費、婚約関係費など	あり	○	

※ 手元にデータは存在しているが、家計調査結果との整合性が低く、利用に供さない場合は、「なし*」と表示している。また、クレジットカードでの購入が十分に考えられる品目がある場合でも、業態ごとに集計されていることが要因で、品目別のデータが得られないものは、「なし**」と表示している。

付録2：分類ごとの予測結果



付図1 分類ごとの予測結果 (左：対前年同月比 (%)、右：水準 (2020年=100))



付図2 分類ごとの予測結果 (左：対前年同月比 (%), 右：水準 (2020年=100)) (続き)

付表2 各分類の予測に利用した民間データと採用した予測モデル

分類	データソース	データの期間	採用モデル※
食料 (非耐久財)	POS データ	2017年1月～2022年12月	D
光熱・水道	クレジットカード情報	2017年4月～2022年12月	L
食料 (サービス)	〃	〃	〃
家具・家事用品 (耐久財、半耐久財)	〃	〃	L ar
被服及び履物 (半耐久財)	〃	〃	L
保健医療 (サービス)	〃	〃	L ar
交通・通信 (サービス)	〃	〃	L
教養娯楽 (耐久財、半耐久財)	〃	〃	L ar
教養娯楽 (サービス)	〃	〃	〃
諸雑費 (サービス)	〃	〃	〃

※ 記号に対応するモデルは、付表3に掲載

付表3 分類別結果の予測式一覧

予測方式	予測モデル (略記)	予測式
対前年同月比方式	線形回帰モデル(Y lm)	$\hat{y}_t = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 x_t$
	時変回帰モデル(Y dlm)、 Harvey型トレンドを含むモデル(Y dlm h)	$\hat{y}_t = \hat{\alpha}_{0,t} + \hat{\alpha}_{1,t} x_t$
	AR(1)項を含むモデル(Y dlm ar)	$\hat{y}_t = \hat{\alpha}_{0,t} + \hat{\alpha}_{1,t} x_t + \hat{\rho}_t$
水準方式	標準モデル(L)、Harvey型トレンドを含むモデル(L h)	$\ln \hat{Y}_t = \hat{\beta}_{0,t} + \hat{\beta}_{1,t} \ln X_t + \hat{S}_t$
	AR(1)項を含むモデル(L ar)	$\ln \hat{Y}_t = \hat{\beta}_{0,t} + \hat{\beta}_{1,t} \ln X_t + \hat{\rho}_t + \hat{S}_t$
一階階差方式	標準モデル(D)	$\Delta \ln \hat{Y}_t = \hat{\gamma}_t \Delta \ln X_t + \hat{S}_t$
	AR(1)項を含むモデル(D ar)	$\Delta \ln \hat{Y}_t = \hat{\gamma}_t \Delta \ln X_t + \hat{\rho}_t + \hat{S}_t$

注) 「^ (ハット)」は、各パラメータの推定値であることを示す。

付表4 分類ごとの予測精度 (対前年同月比 (%) の予測精度)

予測モデル		Y lm	Y dlm	Y dlm h	Y dlm ar	L	L h	L ar	D	D ar
食料 (非耐久財)	MAE	2.48	1.35	1.41	1.34	1.33	1.46	1.34	1.31	1.33
	RMSE	3.01	1.71	1.76	1.68	1.62	1.79	1.67	1.58	1.61
光熱・水道	MAE	6.49	4.12	4.34	4.22	3.30	3.52	3.60	7.40	3.70
	RMSE	8.29	5.66	5.99	5.74	4.59	5.21	4.82	10.10	5.20
食料 (サービス)	MAE	8.52	8.68	9.80	8.60	4.79	5.88	5.38	15.84	5.79
	RMSE	11.61	17.56	20.31	17.10	7.14	8.75	7.70	32.22	8.56
家具・家事用品 (耐久財、半耐久財)	MAE	15.34	13.76	13.55	14.10	11.75	13.11	11.34	21.33	12.33
	RMSE	20.67	17.20	17.02	17.71	16.87	15.83	14.84	25.69	14.78
被服及び履物 (半耐久財)	MAE	7.63	7.05	7.07	7.18	6.04	6.73	6.11	12.63	31.99
	RMSE	9.92	9.75	10.00	9.85	7.94	8.66	8.03	16.44	48.25
保健医療 (サービス)	MAE	7.69	7.74	7.60	7.43	5.81	6.30	5.68	12.38	6.53
	RMSE	10.76	10.01	9.54	9.83	7.24	7.59	7.21	15.59	8.54
交通・通信 (サービス)	MAE	5.53	5.08	5.39	5.66	3.63	4.86	3.89	8.15	4.58
	RMSE	6.37	6.65	7.66	7.44	4.72	6.09	5.09	10.41	5.77
教養娯楽 (耐久財、半耐久財)	MAE	10.18	10.07	10.03	10.34	8.21	8.53	7.93	18.64	8.44
	RMSE	12.42	13.44	14.01	15.04	11.69	11.67	11.34	24.97	13.30
教養娯楽 (サービス)	MAE	7.32	7.31	7.75	7.26	11.90	6.63	4.39	10.44	5.15
	RMSE	9.92	9.78	10.51	10.07	32.76	8.42	6.18	14.18	7.12
諸雑費 (サービス)	MAE	8.94	8.18	8.86	8.44	6.58	6.77	6.45	14.66	7.73
	RMSE	11.25	9.85	10.51	10.12	8.39	8.60	8.38	18.37	10.04

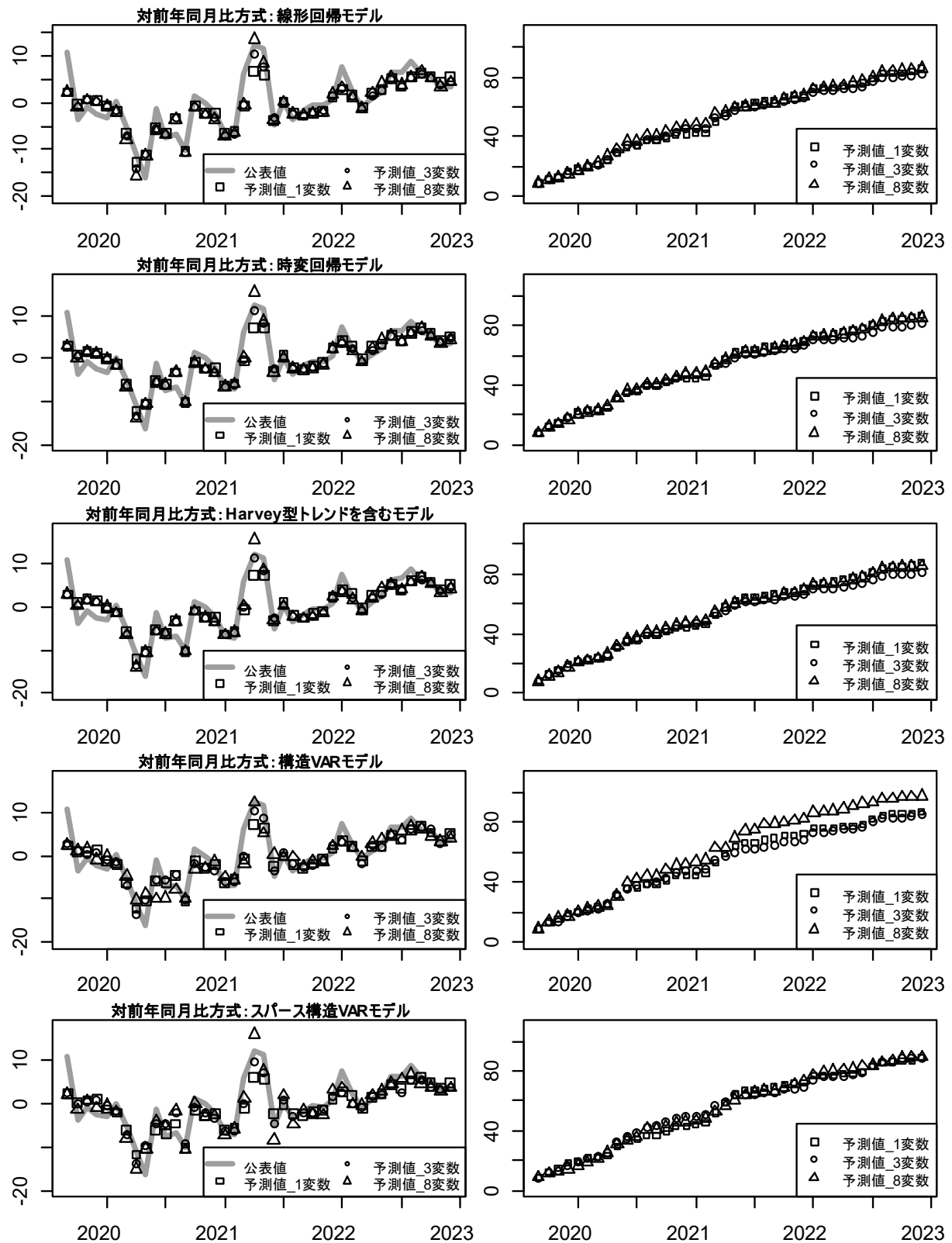
注1) 予測期間は、2019年9月～2022年12月 (40時点)

注2) 分類ごとに、予測精度が最も高いモデルの結果を網掛け表示している。

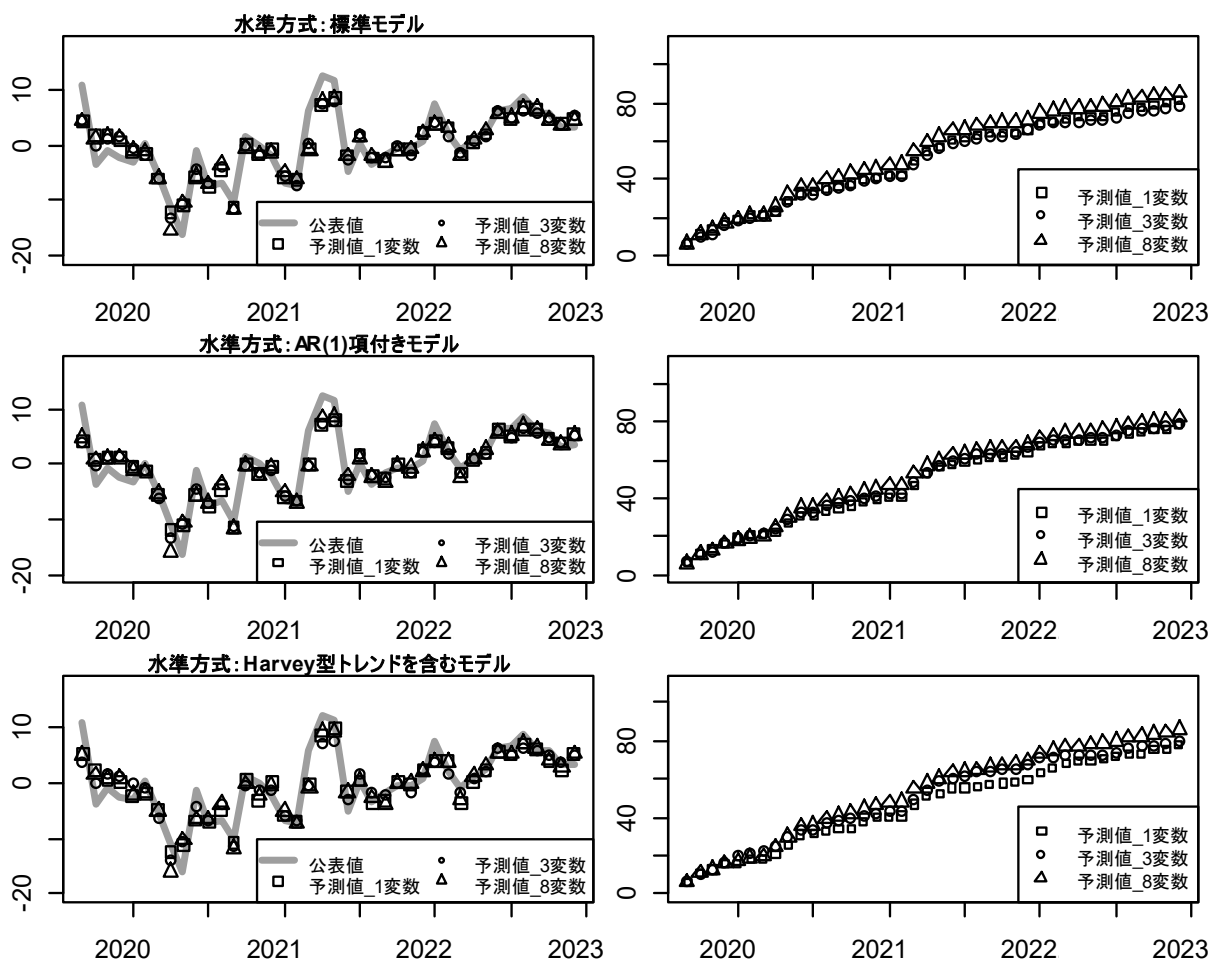
付表5 回帰項を除いたモデルによる予測精度 (対前年同月比 (%) の予測精度)

予測モデル		Y dlm	Y dlm h	Y dlm ar	L	L h	L ar	D	D ar
食料 (非耐久財)	MAE	2.08	2.13	2.08	1.84	1.81	1.64	1.85	1.86
	RMSE	2.62	2.68	2.62	2.45	2.27	2.23	2.36	2.37
光熱・水道	MAE	4.00	3.96	3.87	3.14	3.41	3.60	7.22	3.54
	RMSE	5.30	5.10	5.04	4.24	4.35	4.39	9.70	4.30
食料 (サービス)	MAE	17.05	19.88	16.41	11.89	12.70	23.28	21.51	12.66
	RMSE	23.99	29.71	23.73	16.11	17.72	31.67	31.70	17.28
家具・家事用品 (耐久財、半耐久財)	MAE	17.56	18.57	17.75	12.73	12.69	12.25	28.97	29.93
	RMSE	23.13	25.25	23.70	19.52	19.02	18.81	37.66	38.00
被服及び履物 (半耐久財)	MAE	16.03	17.23	15.73	11.31	12.10	15.07	23.17	14.43
	RMSE	26.40	28.45	23.47	16.76	18.23	20.48	36.57	22.20
保健医療 (サービス)	MAE	10.23	10.64	9.32	7.26	7.43	6.85	14.09	7.89
	RMSE	12.91	13.32	11.83	9.05	8.97	8.57	17.60	9.77
交通・通信 (サービス)	MAE	5.98	6.08	6.69	4.37	4.65	4.41	9.93	5.17
	RMSE	7.58	7.85	8.27	5.68	6.27	5.92	12.93	6.76
教養娯楽 (耐久財、半耐久財)	MAE	11.91	11.77	11.82	9.07	9.57	9.15	22.85	26.15
	RMSE	14.52	15.37	14.78	12.18	13.05	12.73	28.71	35.73
教養娯楽 (サービス)	MAE	11.34	12.41	11.32	9.28	8.75	9.39	14.04	8.56
	RMSE	15.46	18.19	15.74	12.67	11.67	12.02	20.11	11.30
諸雑費 (サービス)	MAE	9.41	10.03	8.69	6.37	6.75	5.99	13.45	7.21
	RMSE	12.13	12.49	11.00	8.27	8.74	7.77	17.17	10.11

付録3：消費支出全体の予測結果



付図3 消費支出全体の予測結果
(左：対前年同月比 (%)、右：残差の絶対値の累積和)



付図4 消費支出全体の予測結果（続き）
（左：対前年同月比（%）、右：残差の絶対値の累積和）

付表6 消費支出全体の予測式一覧

予測方式	予測モデル	予測式
対前年同月比方式	線形回帰モデル(Y_lm)	$\hat{y}_t = \hat{\alpha}_0 + \sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_k x_{k,t}$
	時変回帰モデル(Y_dlm)、 Harvey型トレンドを含むモデル(Y_dlm_h)	$\hat{y}_t = \hat{\alpha}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_{k,t} x_{k,t}$
	構造VARモデル(Y_svar)、 スパース性を考慮した構造VARモデル(Y_ssvar)	$\hat{y}_t = \hat{c}_{K+1} + \sum_{i=1}^p (\hat{b}_{i,K+1,K+1} y_{t-i} + \sum_{k=1}^K \hat{b}_{i,K+1,k} x_{k,t-i}) + \sum_{k=1}^K \hat{a}_k x_{k,t}$
	標準モデル(L)、Harvey型トレンドを含むモデル(L_h)	$\ln \hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k \ln X_{k,t} + \hat{S}_t$
標準方式	AR(1)項を含むモデル(L_ar)	$\ln \hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k \ln X_{k,t} + \hat{p}_t + \hat{S}_t$

注) 「^ (ハット)」は、各パラメータの推定値であることを示す。

付表7 消費支出全体の予測精度（対前年同月比（%）の予測精度）

予測モデル		Y_lm	Y_dlm	Y_dlm_h	Y_svar	Y_ssvar	L	L_ar	L_h
1変数	MAE	2.15	2.18	2.19	2.19	2.23	2.02	1.96	1.94
	RMSE	2.94	2.87	2.87	2.99	3.10	2.66	2.58	2.58
3変数	MAE	2.06	2.03	2.03	2.13	2.32	1.97	1.99	2.00
	RMSE	2.75	2.70	2.70	2.77	2.96	2.54	2.61	2.65
8変数	MAE	2.14	2.13	2.14	2.44	2.32	2.13	2.06	2.15
	RMSE	2.79	2.74	2.75	3.44	2.92	2.78	2.68	2.77

注1) 予測期間は、2019年9月～2022年12月（40時点）

注2) モデル式ごとに、予測精度が最も高い変数の結果を網掛け表示している。