

ビジネスデータを用いた消費のナウキャスト

水門善之 野村証券株式会社 金融経済研究所
経済調査部経済解析グループ グループリーダー

2007年野村証券入社。債券クオンツアナリストとして、日本国債及び金利デリバティブの市場分析に従事した後、米国留学を経て、2013年より日本経済担当エコノミスト。2007年東京大学大学院修士課程修了。2013年米ミシガン大学経営大学院修了。2017年度人工知能学会研究会優秀賞受賞。

柳井都古杜 野村証券株式会社 金融経済研究所
経済調査部経済解析グループ

2018年野村証券入社。株式クオンツアナリストとして、日本株の市場分析に従事した後、2019年より計量分析を軸とした経済分析業務を担当。2018年東京大学大学院修士課程修了。

本稿では、企業が公表している各種ビジネスデータを用いることで GDP 消費の推計を行う。消費動向を示すビジネスデータは様々なものがあるが、速報性の高さと、GDP 消費との連動性を踏まえて、JCB カードの取引データ (JCB 消費 NOW 指数)、百貨店売上高、新車販売台数を基に、機械学習手法に基づく消費の推計手法を提案する。本提案手法を用いると、2019 年 4-6 月期の GDP 消費が翌日の 7 月 1 日には推計可能となり (当該期の 1 次速報が公表されるのは 8 月 9 日)、ハードデータ (消費の実績データ) を用いた当該期の GDP 推計としては、最速クラスのものとなる点が特長である。

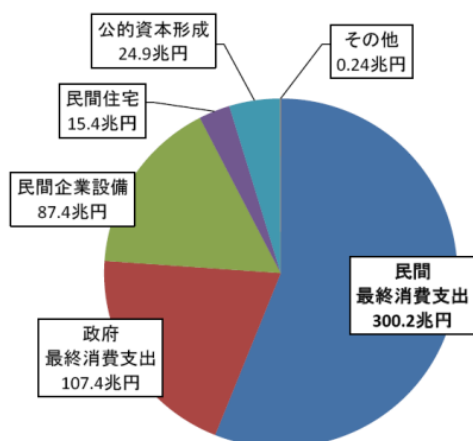
景気の基調的な動きを左右する消費

昨今、日本では経済統計に対する関心が高まっている。厚生労働省の毎月勤労統計に代表される政府統計の不正問題や、総務省統計局の家計調査といった各種統計に対するサンプリングバイアスの指摘など、話題に事欠かない (諸々の指摘はあるが著者は日本の公式統計は質が高いと認識している)。そのような中、今年 2019 年 10 月 1 日に日本では消費税率の引き上げが予定されている。一般に、増税は実質賃金の押し下げをもたらすことから、消費への悪影響が懸念される。今秋の増税を控える中、現状の日本の消費の堅調さを確認する為に、政府統計だけでなく、様々な角度から消費の実態を把握しておくことは重要であろう。

また、日本では GDP の約 6 割を個人消費が占めている (図表 1)。その割合の大きさ故に、個人消費の動きを GDP 成長率と比較すると、

概ね似た伸び率となっている（図表 2）。そのため、経済の基調的な動きを左右する消費の動きを、様々なデータを用いて、いち早く把握することに意義はあろう。

図表 1: 日本の実質 GDP の内訳



注: 2018 年度実質値を掲載。その他の内訳は純輸出-1.93 兆円、公的在庫変動 0.03 兆円、民間在庫変動 1.55 兆円、開差 0.59 兆円。
出所: 内閣府統計より作成

図表 2: 実質 GDP と民間消費の推移



出所: 内閣府統計より作成

個人消費の観測方法

そもそも個人消費とは、人々（家計部門）が、財やサービスを購入する行動等である。このような個人の消費行動を観測する方法はいくつか存在する。大きく分けると、図表 3 に示したように、需要側（家計）と供給側（企業）の両面から、消費行動を観測する手法に分類できる。需要側の統計の代表的なものとしては、総務省の家計調査が挙げられる。例えば、個人が家計簿をつけている場合、家計調査は、それを反映したデータになる。ただし、家計調査はアンケートベースの標本調査であり、回答者の特性に依存するサンプリングバイアスの存在は否めない。また、人々の消費行動を直接的に把握する方法として、家計簿の代わりに、クレジットカードの使用履歴のデータなどを活用する方法も挙げられる。著者も、これまでクレジットカードを用いた消費のナウキャスト手法を提案してきた（2019 年 4 月 15 日発行、野村証券経済解析レポート“クレジットカードデータから見る消費の姿”）。

他方、供給側の統計としては、小売業における売り上げ等のデータを集計した経済産業省の商業動態統計の小売業販売額が挙げられる。本統計は GDP の推計には限定した範囲でしか用いられないが、消費の実態状況を把握する上では有用な統計である。また、最近では小売店の売上データを直接計測する方法として、POS データ（商品が販売されたときに記録されるデータ）を用いる試みも盛んに行われている。

ただし、POS データは品目別の情報が紐付けられている一方で、消費者の属性との網羅的な紐付けが難しいという面もある。また、そもそも小売店の売り上げデータ自体は、IR の観点から企業が直接公表しているケースも多い。本稿では、そのような政府統計以外のビジネスデータに着目することでいち早く消費の動向を把握したい。

図表 3: 個人消費の観測方法

消費の観測方法

需要側(家計)と供給側(企業)の両面から観測



消費関連ビジネスデータの速報性に注目

前述の通り、本稿では政府統計の代わりに、企業が公表している各種ビジネスデータを用いることで GDP 消費の推計を試みる。消費動向を示す企業関連のデータは様々なものがあるが、速報性の高さや GDP 消費との連動性を踏まえて、使用するデータを選択する。具体的には、毎月月初に前月の消費関連のデータが入手可能となる、JCB カードの取引データ (JCB 消費 NOW 指数)、百貨店売上高¹、新車販売台数を用いて、GDP 消費の推計を試みる。

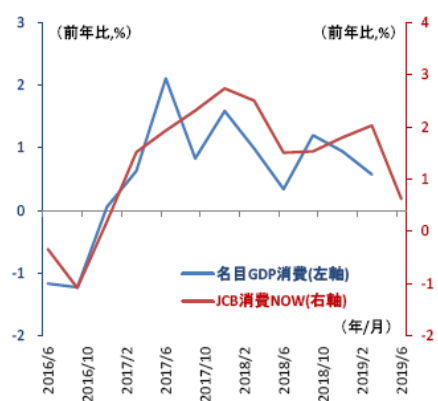
これらのデータは、GDP 消費との連動性も高い (図表 4、5、6)。一方で、クレジットカード業界や百貨店業界、自動車業界といった各業界の個別要因による変動の影響を受けやすいという面もある。そのため、3 種の業界全てのデータを用いることにより、個別の業界の要因がマクロ消費の推計に与えるノイズを軽減したい。

また、本提案手法の最大の特長は、その速報性だろう。例えば、4-6 月期の GDP1 次速報の消費の作成に使用される政府統計は対象月の翌月下旬頃に公表され、実際に当該期の GDP が公表されるのは 8 月で

¹ 日本百貨店協会が公表する百貨店売上高は、対象月の翌月下旬に公表される統計だが、月初に百貨店大手 4 社 (三越伊勢丹、J フロントリテイリング [大丸松坂屋]、高島屋、エイチツーオーリテイリング [阪急阪神]) が公表する売上高速報を用いて高い精度で推計可能である。今回の分析では、日本百貨店協会が公表する百貨店売上高の確報値を用いたが、直近の 2019 年 6 月のみは大手 4 社速報値に基づく推計値を用いた。

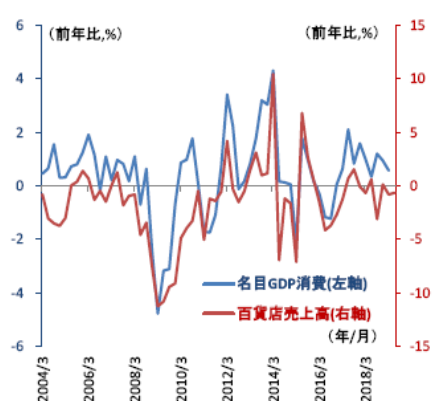
ある。ただし本稿の提案手法を用いると、4-6 月期の GDP 消費が同四半期末の翌日 7 月 1 日には推計可能となり、ハードデータ（消費の実績データ）を用いた当該期の GDP 推計としては、速報性において最速クラスのものとなるだろう。

図表 4: クレジットカードデータ



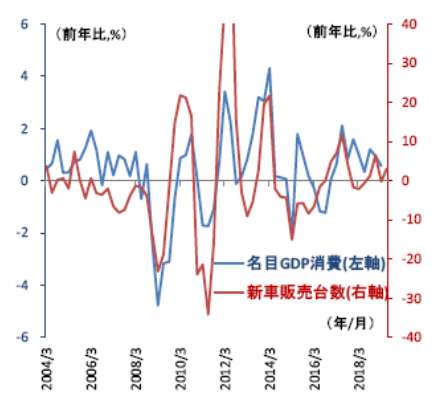
出所: 内閣府、ナウキャスト/JCB より作成

図表 5: 百貨店売上高データ



注: 6 月値のみ百貨店大手 4 社が公表した売上高速報を用いた推計値を使用
出所: 内閣府、日本百貨店協会より作成

図表 6: 新車販売台数データ



出所: 内閣府、日本自動車販売協会連合会より作成

消費の予測モデルの構築

これらの点を踏まえ、以下では今回提案する GDP の推計手法を説明する。具体的には、対象とする期における、GDP の民間最終消費支出（四半期、名目前年比）を被説明変数（目的変数）としたモデルを構築する。その際、説明変数としては、前述した 3 種の速報データ（JCB カードの指数データ・百貨店売上高・新車販売台数、いずれも四半期ベースの前年比）² を用いる。更に、名目 GDP 消費の前年からの変化のうち、既に 3 四半期分の変化は判明していることから、季節調整済み名目 GDP 消費の同 3 四半期における変化率も、本モデルの説明変数として用いる。

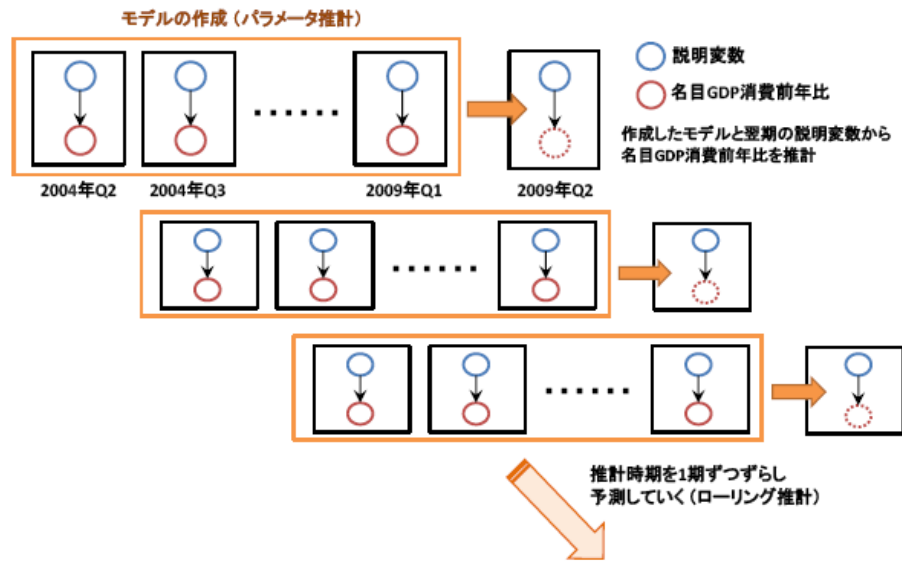
使用する数理モデルは、線形の回帰モデルに加え、リッジ回帰、カーネルリッジ回帰とする。リッジ回帰とは、通常の線形回帰モデルについて各回帰係数が過剰に大きな値を取るのを防ぐことで、過学習（オーバーフィッティング）の可能性を低減させたモデルである。またカーネルリッジ回帰は、リッジ回帰にカーネル法を適用することで、変数間の非線形な関係性のモデル化を試みており、いわゆる“機械学習

² JCB 消費 NOW 指数は 2015 年 4 月以降のみのデータが一般に公表されているが、本稿では予測精度の検証に用いるサンプル数を確保するため、特定サービス産業動態統計調査に基づく過去のクレジットカードの取引高データとの接続を行った（両データは高い連動性をもつ）。

モデル”としてその有用性が知られている³。

モデルの推計及び予測値の作成の流れを図表7に示した。ここでは、マクロ経済環境の構造変化に伴う影響を軽減するため、各予測時点において、過去5年間のデータからモデルのパラメータを推計した上で、翌四半期の各種速報データをモデルに入力することで、翌四半期の名目GDP消費を推計する。

図表7: モデルの作成と消費推計の流れ (ローリング推計)



³ 本分析で使用したモデルについて以下で概説する。

リッジ回帰：

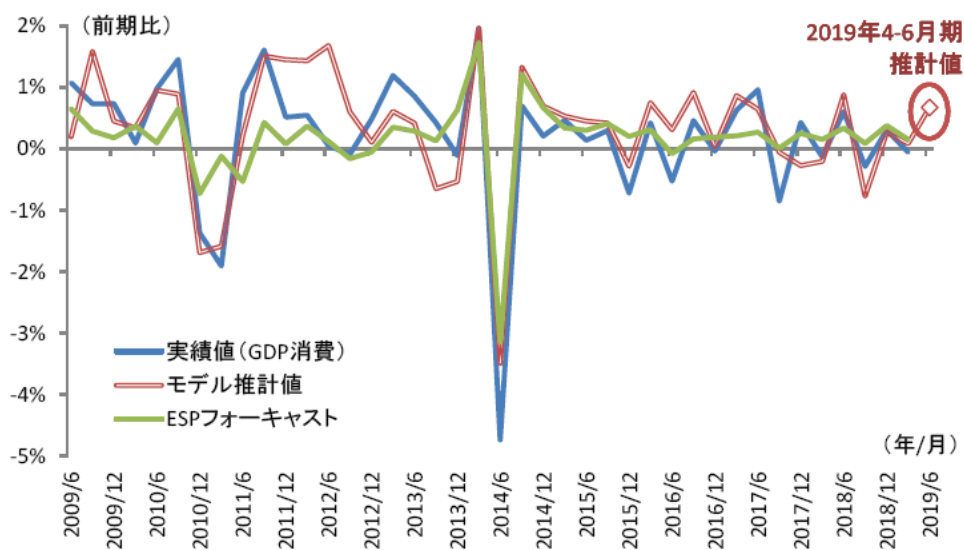
通常の線形回帰では、過学習（オーバーフィッティング）の問題が生じうる。これに対しリッジ回帰では、回帰係数の推計において、誤差項の二乗誤差を最小化する際に、最小化の対象に正則化項と呼ばれる項を追加することで過学習を抑えることが期待される。正則化項の中に含まれるハイパーパラメータ（定数）は事前の設定が必要だが、本分析では、学習データごとにleave-one-out 交差検証に基づくグリッドサーチを行い設定した。

カーネルリッジ回帰：

リッジ回帰にカーネル法を適用したモデル。カーネル法とは、データを別の空間に写像する手法。例えば、線形で捉えられないデータを扱う際は、非線形データを別の空間に写像し、写像先で線形的な関係性を捉えるといったことが考えられる。本分析ではシグモイドカーネルを用いた手法を使用した。

本手法に基づく GDP 消費の推計結果を図表 8 に示した。概ね GDP 消費の動きを捉えられていることが分かるだろう。前述の通り、モデル上では名目前年比ベースの GDP 消費を推計したが、以下ではそれを基に、実質ベースの季節調整済み前期比への変換を行った。変換には各期における、SNA ベースのデフレーター及び季節調整係数を用いた。

図表 8: 実質 GDP 消費の予測値と実績値



注: モデル推計値はカーネルリッジ回帰モデルを用いた推計値。詳細は本文参照。
出所: 内閣府、日本経済研究センター等より作成

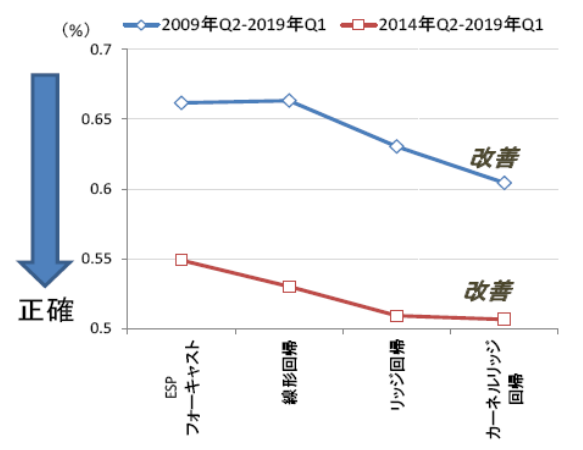
エコノミスト平均予測値よりも高い予測精度

更に、モデルから算出された値を、日本経済研究センターによる ESP フォーキャスト調査に基づくエコノミストの予測値（各社平均値、実質季節調整済み前期比）と比較することで、GDP 消費の予測（推計）精度を検証したい。比較対象として用いる ESP フォーキャストの値は、推計対象とする四半期の翌月初時点におけるエコノミスト予想を使用し（4-6 月期の GDP であれば、7 月月初時点での予測値）、本提案モデルと推計の時期等の条件を合わせた。また、ESP フォーキャストの消費予測データが公表されているのが、2009 年第 2 四半期以降である点を踏まえて、同時期以降の GDP 消費の推計を行い、その予測精度を比較する。なお、モデルの作成及び消費の推計は、図表 7 に示した通りローリング手法を用いることで、アウトオブサンプルでの検証を行う。

まず、各予測モデルの予測精度を検証する為に、実質 GDP 消費（実績値）との二乗平均平方根誤差（RMSE: Root Mean Squared Error）及び正負の一致率（DA: Direction Accuracy）を確認する。また、相対比較の為、ESP フォーキャスト（エコノミスト予想）とも予測精度を比較する。予測対象期間（2009 年度以降または 2014 年度以降）にお

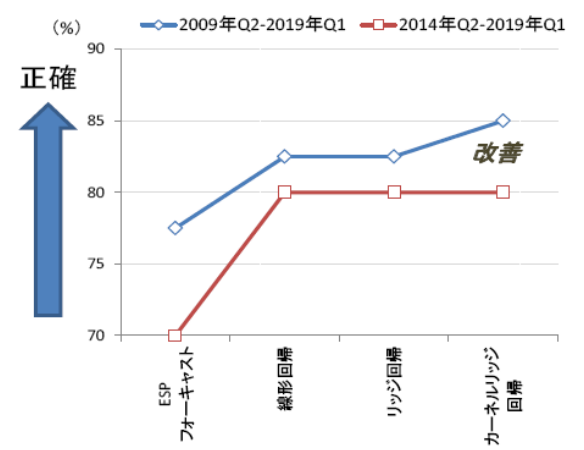
ける、各予測手法別の RMSE 及び DA を図表 9、10 に掲載した。これによると、ESP フォーキャストに比べて、カーネルリッジ回帰、リッジ回帰の予測精度の高さが確認できる。特にカーネルリッジ回帰の場合、ESP フォーキャストに比べて、RMSE が約 0.05%pt、DA が 8~10%pt、それぞれ予測精度が上回った。この点を踏まえ、以降ではカーネルリッジ回帰に基づく予測と、ESP フォーキャストとの比較分析を行う。

図表 9: モデル別の RMSE (予測誤差を表す指標)



出所: 内閣府、日本経済研究センター等より作成

図表 10: モデル別の DA (予測方向性の精度)



出所: 内閣府、日本経済研究センター等より作成

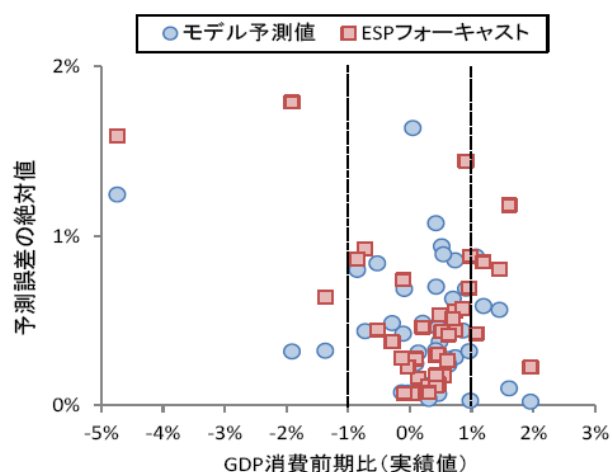
ダウンサイドを的確に予測

本節では、提案モデルによる予測とエコノミスト予測の傾向を比較する。各予測値の推移は図 8 に示した通りだが、図表 11 では、実質 GDP 消費実績値 (季節調整済み前期比) に対する予測誤差の絶対値をプロットしたものを示した。これによると、GDP 消費前期比の実績値が大きく変動する際 ($\pm 1\%$ 超) に、提案モデルによる予測は ESP フォーキャストよりも精度が高い傾向が見て取れる。ESP フォーキャストはエコノミスト予想の平均値であることから、系列の振れ幅が、ある程度平滑化されたものであり、また、経済が大きく変動した際も、臨機応変に見通しを変更できるかといった不確実性が残る。少なくとも今回用いたビジネスデータに基づく計量モデルでは、機械的に推計値が求まることから、大きな経済環境の変化にも自動的かつ客観的な対応が可能となる。

このことを、予測のダイレクション (前期比の符号) の観点から検証したものが図表 12 である。ESP フォーキャストは実績値の伸び率が負であった場合、半分以上、方向性を誤って予測している一方、提案モデルでは 67%の割合で正しく予測できていることが分かる。一般にエコノミスト予想はアップサイドバイアスがあるとされているが、本モデルによる予測は GDP 消費が下振れする場面においても、ある程

度的確に予測できていることが窺える。そのため、本提案モデルは、速報性に加えてダウンサイド時のバイアスの小ささも、特筆すべきポイントと言えよう。

図表 11: 実質 GDP 消費実績値と予測誤差の関係



注: モデル予測値はカーネルリッジ回帰モデルを用いた予測値。
出所: 内閣府、日本経済研究センター等より作成

図表 12: Direction Accuracy の詳細比較

		モデル予測値			
		前期比符号	正		負
GDP消費 実績値	正		26	2	① 93%
	負		4	8	② 67%
			③ 87%	④ 80%	
		ESPフォーキャスト			
		前期比符号	正		負
GDP消費 実績値	正		26	2	① 93%
	負		7	5	② 42%
			③ 79%	④ 71%	

- ①: 実績値が正のとき、正と予測する割合
- ②: 実績値が負のとき、負と予測する割合
- ③: 正と予測した際に、実績値が正である割合
- ④: 負と予測した際に、実績値が負である割合

注: モデル予測値はカーネルリッジ回帰モデルを用いた予測値。
出所: 内閣府、日本経済研究センター等より作成

4-6 月期の GDP 実質消費の推計結果

最後に、本提案モデルに基づき、実際に 7 月 1 日に公表された各種データを用いて、4-6 月期の GDP 消費の推計を行ったところ、実質季節調整済み前期比+0.67%と算出された(図表 8)。7 月 9 日公表(回答期間 6 月 25 日~7 月 2 日)の ESP フォーキャストの同予測値は、+0.37%であったことから、本分析はエコノミスト予想に対してアップサイドリスクを示唆する結果であった。実際、その後、8 月 9 日に公表された 4-6 月期の 1 次速報値に基づく GDP の実質消費は同+0.6%であったことから、直近の四半期においても、本モデルは高い速報性を実現しつつ、概ね良好な推計が行えていたと言えよう。

※ 本稿は 2019 年 7 月 2 日発行の野村証券経済解析レポート“ビジネスデータを用いた消費のナウキャスト”を加筆編集したものである

水門善之・柳井都古杜
野村証券 金融経済研究所経済調査部
経済解析グループ