

ブランド品消費のナウキャストイング — Google Trend を使った予測

Nowcasting of luxury brand consumption
— Forecasting with Google Trends

有働 ななえ
Nanae UDO

要 旨

本論文では、Google Trend を利用して消費動向の予測を試みた。Google Trend は、Google 社が行っているサービスである。あるキーワードを入れると、それがどのくらい検索されたかが、時系列で入手できる。本論文ではブランド商品に注目し、ファッションブランドの消費額を予測した。

ブランド商品の消費額について、自己回帰モデルで推計したうえで、Google Trend の検索件数などを説明変数として加えた。ブランド商品のデータとしては、日本百貨店協会が発表する百貨店販売額のうち、「身のまわり品」と「雑貨」を利用した。Google Trend の検索件数としては、伊勢丹新宿店と新宿高島屋店で売られている、「身のまわり品」「雑貨」に分類されるファッションブランド名を検索して、月次の検索件数データを作り、主成分分析で一つの系列にまとめた。

「身のまわり品」の売上予測は、説明変数として①1ヵ月前の「身のまわり品」売上高② Google Trend の検索件数③2014年3月の駆け込み需要ダミー④2014年4月の駆け込み需要反動ダミーで推計した。「雑貨」については、①1ヵ月前の「雑貨」売上高② Google Trend の検索件数③2014年3月の駆け込み需要ダミー④2014年4月の駆け込み需要反動ダミー④ Google Trend による「訪日外国人」検索件数——で推計した。④の「訪日外国人」検索件数は、中国人の購買行動を反映させるためである。

本稿では2015年9月の売上高を予測したが、「身のまわり品」「雑貨」とともに、実際の売上高を上回る結果となった。予測が外れた原因には、9月の天候が悪かったことが上げられる。百貨店の売上げは天候に左右されやすいため、ファッションブランドの売上予測を行うには、気象データも追加して予測すれば、当てはまりが良くなると思う。訪日外国人によって百貨店の売上げが伸び続けている現在、ブランド品の売上を予測することはますます重要になっていくだろう。

キーワード：Google Trend、百貨店売上高、ブランド消費、売上予測

第1章 はじめに

本論文では、時系列で様々な単語の検索件数が把握できる Google Trend を利用して、ファッションブランドの消費動向を予測する。消費の予測は、現在やかなり近い過去を予測する「ナウキャスト」の手法を使う。近年、情報通信技術の発展により、商品を購入する際にはインターネットで検索をして下調べを行うことが一般的になりつつある。この行動を利用し、Google Trend のブランド品の名前の検索件数と、日本百貨店協会の「百貨店売上高」のうちブランド品売上に相当する金額が相関していることを検定したうえで、ブランド品消費を Google の検索件数から予測する。

第2章 用語の説明と先行研究

2-1. ブランドとは

本論文は商品の中でも大きな特徴を持つブランド品に焦点を当てる。広辞苑では、ブランドのことを、「商標。銘柄。特に、名の通った銘柄」と記載している。この定義では、特に商品が高級かどうかという区別はない。一方、石井淳蔵（1999）『ブランド 価値の創造』によると、ブランドには3つの定義があり、①「偶有的でありかつ他に代わりうるものがない」②「普遍的統一性がある」③「時間と空間を横断してなおかわらぬ包括性と、他からの差異性である」と定義している。こちらは、高級ブランドの定義である。本研究で、対象としたいのは、「商標」とか「銘柄」とかの意味のブランドではなく、石井（1999）が想定する、エルメスやグッチといった高級ブランド品である。

上記で定義された高級ブランド品は、原価以上の価値を持つ。たとえば、「エルメス」ブランドがついた商品は、同じ素材を使った別の商品よりも高い値段になるのが普通だ。商品が無形の価値を身にまとい、高価であればあるほど売れるといった要素を持ち、価格弾力性が他の商品とは違う。

デービッド・アーカー（2014）『ブランド論——無形の差別化をつくる20の基本原則』は、

ブランド品消費のナウキャストイング

ブランドのことを「組織から顧客への約束である」と定義している。

組織（企業）にとって、ブランド品を販売するということは、品質に問題がないという安心を約束し、顧客にとっては、信頼している商品だからブランド品を購入するという、相互の信頼関係が成り立っている。また、同書では「ブランド品は自己表現をするためのもの」とも言っている。ブランドといっても比較的安価なものから、高級ブランドまで様々ある。高級ブランドを購入する人は、単にそのブランドが好きだからという理由で購入しているのかもしれないが、こんな高級ブランドでも自分では買えることを示すため、自分の価値を上げるために購入する人もいるだろう。こうした「高いから買う」「高くなければ買わない」という消費者がいることが、他の商品との大きな違いとなる。経済学では、需要量は価格の関数で、価格が上がれば需要は減少し、価格が下がれば需要が増えると考える。価格が上がればさらに売れるというのは、特異な商品となる。

2-2. ナウキャストイングとは

予測にはさまざまな種類がある。遠い将来の日本経済の予測をする場合もあれば、来週の株価の予測をする場合もある。本稿での予測は、かなり予測期間の短いものを想定している。

GDPなどのほとんどの経済指標にはタイムラグがあることから、現在の経済状況を瞬時に知ることはできない。その遅れを補うため、短い予測期間の予測をすることが、さかんに研究されている。

ブランド消費のデータもタイムラグが伴う。毎月発表されるブランド関連消費のデータは、その月の終了後すぐには発表されない。たとえば、8月のデータが発表されるのは9月20日あたりである。8月のデータを、8月が終わってできるだけ早い時期に計算しようというのが本論文での予測である。予測には、8月が終わってすぐに8月のデータが使えるトレンドを使う。

こうした、近い過去または現在の予測のことをナウキャストイングと呼ぶ。ナウキャストイングとは、「今 (now)」と「予測 (forecast)」を合わせた言葉で、現在起こっていることや近い過去を予測することを指す。

ナウキャストイングは、もともと気象用語で、気象庁のホームページには、レーダー・ナウキャストのページがある。雨や雷、竜巻についての現在から1時間以内の予報をみることができ、地震予知で例えると、通常の経済予測は、「まだ起こっていない地震」を予知することに例えられるが、ナウキャストイングは、「すでに起こった地震」について、できるだけ速く正確にその実態を捉える手法として考えられる。

2-3. 先行研究

Google Trend を使って予測をしたものには、HYUNYOUNG CHOI and HAL VARIAN (2012)、白木・松村・松本 (2013) などがある。HYUNYOUNG CHOI and HAL VARIAN の『Predicting the Present with Google Trends』では、自動車販売、失業率、旅行についての予測を行っている。自己回帰モデルを想定し、そのモデルに Google Trend の検索件数を加えることで予測精度が高まるかどうかを検証している。自動車販売では、SUV (スポーツ用多目的車) に関する用語と自動車保険に関する用語が、失業率では、「地域 / 仕事」「社会 / 社会性」といった用語が候補となった。香港への旅行者数は、「休暇の目的地 / 香港」という用語が使用された。通常の自己回帰分析で推計するよりも、Google Trend の検索件数を説明変数に加えると、いずれのケースでも、推計誤差が小さくなり、予測精度が上昇するという結果になった。

白木・松村・松本の『景気判断における検索データの利用可能性』では、旅行支出の予測のため、「宿泊施設」「レンタカー」といった言葉の Google Trend での検索数と旅行取扱額を比較している。旅行取扱額を推計するために、Google Trend を説明変数に加えると、予測精度が増すという結論であった。

また、岡崎・敦賀 (2015) 『ビッグデータを用いた経済・物価分析について - 研究事例のサーベイと景気ウォッチャー調査のテキスト分析の試み -』では、ビッグデータを使った経済分析の実用性を紹介している。Google Trend などの検索データや、スーパーやコンビニなどの販売数量等を記録した POS データが、家計活動や消費動向を把握する上で役立つと述べており、これからビッグデータを利用した分析が盛んになると考えられる。

第3章 ブランド消費の特徴

ブランド品は、さまざまな商品の中でも、際立った特徴を持っている。商品の値段が上昇すると、一般的に需要が減る。ただ、商品によって需要の減り方には違いがある。需要の価格弾力性 (価格が1%上昇した時に、何%需要が減るか) によって、商品を分類することができる。必需品の場合、どうしても買わざるを得ないために値段が上昇しても需要はあまり変化しない。つまり、需要の価格弾力性は小さい。一方でブランド品のような贅沢品は、必要なものではないため、値段が上昇すると需要が大きく減少する。

また、所得の上昇と消費量の関係から商品を規定することもできる。所得が上昇した時消費が増えるものを「上級財」、減少するものを「下級財」と呼ぶ。バターとマーガリンの場合、バターが「上級財」、マーガリンが「下級財」と考えられる。こうした分類では、ブランド品は「上級財」

だと考えられる。

近年、デフレが終わり、物価は上昇し始めている。また、2014年4月には消費税率が5%から8%に上昇したことも物価を押し上げている。

インフレ型の経済になった今、価格弾力性の高い消費は需要量を大きく左右するため非常に重要であり、消費全体の動向を占ううえでも重要だと考えられる。一方で、アベノミクスの影響で株価は上昇したが、資産効果で上級財であるブランド品の消費を増やす可能性もある。そこで、本研究では消費の先行指数としてブランド品消費の研究をする。

まず、百貨店販売額のデータを使って、品目別に価格弾性値に差があるかどうかを検証した。被説明変数は、百貨店販売額を消費者物価指数で割って実質化したものである。説明変数は実質可処分所得と価格で、被説明変数、説明変数とも対数値をとっている。推計期間は、1984年2月から2010年3月まで。

これをみると、「食料品」の所得弾性値は0.22と小さいが、「身のまわり品」は0.54、「雑貨」は0.59と大きい。「身のまわり品」や「雑貨」には、所得が増えるほど消費が増えるという「上級財」の性質があることがわかる。価格弾性値をみると、「食料品」が0.95に対し、「身のまわり品」は5.47、「雑貨」は5.58と、「身のまわり品」や「雑貨」の価格弾性値が高いことがわかる。「必需品の価格弾性値は低く、奢侈品の価格弾性値が高い」という傾向は実証された。

※図表1 所得弾性値と価格弾性値

	定数項		実質可処分所得 (所得弾性値)		価格 (価格弾性値)		自由度修正済み 決定係数	ダービン・ ワトソン比
総額	25.31 (-5.6)	*** 0.00	0.34 (1.5)	*** 0.15	-4.09 (-5.0)	*** 0.00	0.88	3.00
衣料品	8.35 (-4.2)	*** 0.00	0.69 (2.7)	*** 0.01	-1.12 (-5.4)	*** 0.00	0.86	2.97
食料品	10.20 (7.3)	*** 0.00	0.22 (1.7)	*** 0.09	-0.95 (-5.2)	*** 0.00	0.92	2.95
身のまわり品	28.15 (8.2)	*** 0.00	0.54 (2.6)	** 0.01	-5.47 (-8.4)	*** 0.00	0.95	2.90
雑貨	28.66 (6.5)	*** 0.00	0.59 (2.2)	** 0.03	-5.58 (-6.7)	*** 0.00	0.87	2.93

第4章 データと検索件数

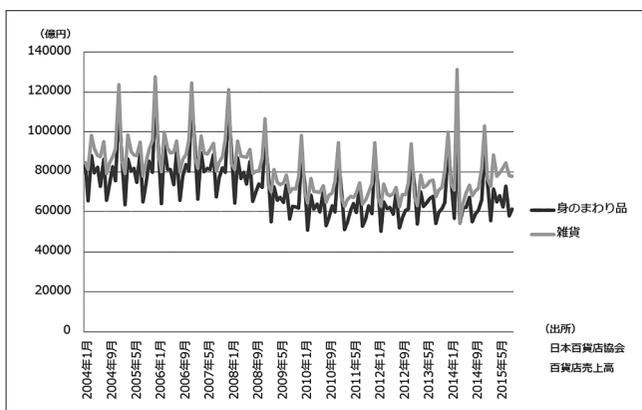
4-1. ブランド品売上高のデータ

ブランド品の売上高としては、ブランド各社から発表される売上高を足し上げることが考えら

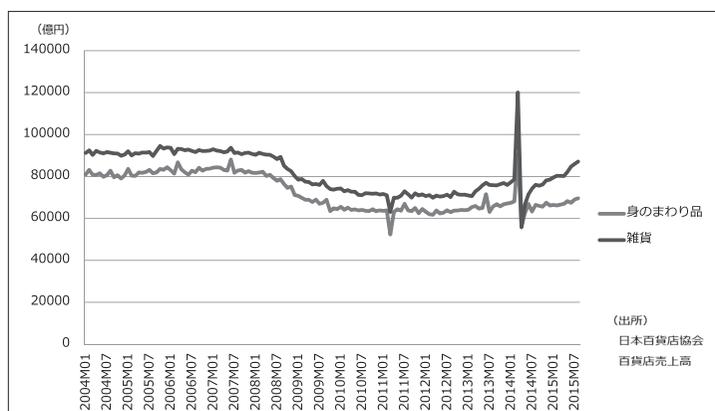
れる。しかし、ブランドごとに売上高を発表している企業は少ないうえ、年単位のデータしか得られない。きめ細かくブランド商品の実態を追っていくのは難しい。そこで、本論文では、日本百貨店協会が発表する百貨店売上高のうち、「身のまわり品」「雑貨」をブランド品売上高とした。この統計を使えば、月次でブランド品の売上高が把握できる。

2004年から2015年9月までの「身のまわり品」「雑貨」の月次売上高は以下である。

※図表2 「身のまわり品」・「雑貨」の月次売上高



※図表3 「身のまわり品」・「雑貨」の季節調整値



2004年から2008年3月頃までは、「身のまわり品」「雑貨」ともにはほぼ同じ売上高であったが、2008年4月以降からリーマンショックの影響からか売上は減少していた。しかし、2014年3月には消費税増税前の駆け込み需要があったことで売上は大きく伸びた。グラフの最後、2015年4月をみると、2008年以前の売上高に回復している。それは、訪日外国人の影響だと考えられる。百貨店での訪日外国人購買客数が2013年2月から連続のプラスで、都市部での売上前年比もブ

ブランド品消費のナウキャストイング

ラスの状況となっている。2015年9月の訪日外国人数は過去最高に達した。訪日外国人が増加していけば、百貨店売上高も伸びていくことが予想される。

図表8は、「身のまわり品」「雑貨」の売上高を季節調整したものだ。季節調整とは経済系列が季節によって変動することを除いたものだ。例えば、12月に「身のまわり品」「雑貨」の売上高が増加するが、これはクリスマスの要因だ。このような季節性を除くために、季節調整を行う。経済分析をする上では、季節性の影響を取り除いた数値を把握したいため、季節調整値が重要になってくる。

百貨店売上高統計で定義された「身のまわり品」とは、靴、アクセサリ・装身具、ハンドバッグ・鞆、ベルトなどだ。靴のブランドで有名なものは「銀座ヨシノヤ」「アグ」「ジェオックス」、アクセサリ・装身具で有名なものは「ヴァンドーム青山」「スタージュエリー」「4C」などである。

「雑貨」は、「化粧品」、「美術・宝飾・貴金属」、「その他雑貨」に分けられる。このなかで、ブランド品にあたるのは、化粧品、宝飾、時計などである。化粧品のブランドとしては「資生堂」「クリニーク」「RMK」、宝飾品は「ティファニー」「ブルガリ」「カルティエ」、時計は「IWC」「ロレックス」「タグ・ホイヤー」が挙げられる。

※図表4 「身のまわり品」、「雑貨」の内訳

身のまわり品	靴、アクセサリ・装身具、ハンドバッグ・鞆、ベルト、財布・革小物、傘、旅行用品、裁縫手芸用品、喫煙具等	
雑貨	化粧品	化粧品、化粧雑貨等
	美術・宝飾・貴金属	美術工芸品、宝石、貴金属、時計、眼鏡等
	その他雑貨	スポーツ用品、文房具、事務用品、書籍、玩具、人形、CD、楽器、カメラ、医薬品、石けん、美容・理容器具、医療器具等

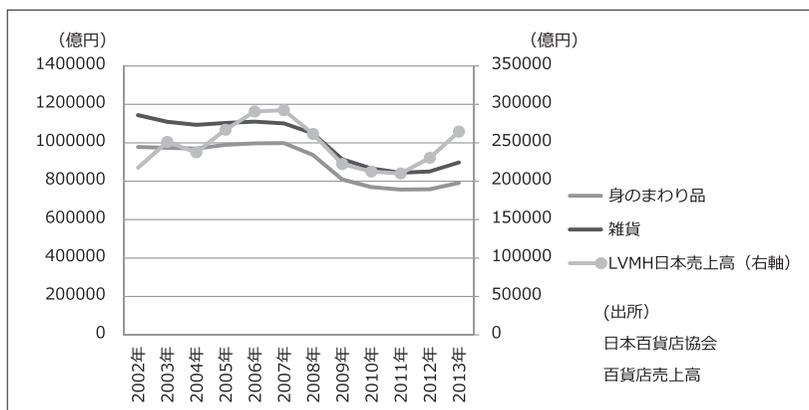
(出所) 日本百貨店協会商品分類表

百貨店売上高の問題点としては、百貨店以外の店舗で購入したもの（例えば路面店や免税店で購入したもの）が含まれないことが挙げられる。

そこで、百貨店の売上高をブランド品売上高として使用することが妥当かどうかを判断するため、LVMHの売上高と比較した。LVMHのアンニュアルレポートから日本の売上高を計算し、対ユーロ円レートを使って円建てに換算した。

モエヘネシー・ルイヴィトン（LVMH）は高級ブランドの世界最大手で、ルイ・ヴィトン、クリスチャン・ディオールなどのファッションブランドや、ブルガリ、ショーメなどの時計・宝飾ブランド、モエ・エ・シャンドン、ドン・ペリニオンなどの酒ブランドを持ち、さまざまなブランドの親会社となっている。

※図表5 百貨店売上高とLVMH売上高の比較

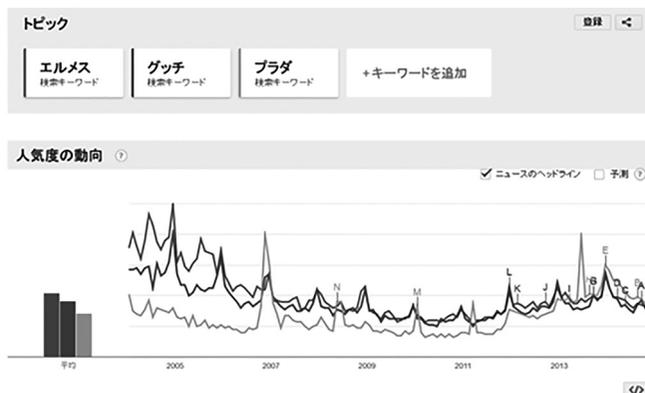


LVMHの売上高は、2013年度に大きく上昇しているが、これは円安の影響により商品が値上げしたからだと考えられる。このように、LVMHの売上高は為替レートの影響に大きく左右されるが、百貨店売上高と同じような動きをしているため、百貨店の売上高はブランド品売上高と言えることがわかった。

4-2. ブランド品売上高と検索件数の相関

Google Trendは、Google社が行っているサービスである。あるキーワードを入れると、それがどのくらい検索されたかが、時系列で入手できる。 グラフでみることもできるし、週次のデータとして入手することもできる。

※図表6 エルメス、グッチ、プラダの検索件数 (2004年1月から2014年11月)



(出所) GoogleTrend

ブランド品消費のナウキャストイング

本論文で、Google Trend を使って実際に検索した単語は、伊勢丹新宿店と新宿高島屋店で売られている、化粧品・ハンドバッグ・アクセサリなどのブランド品名である。ブランドは、「身のまわり品」「雑貨」に分類されるものに限った。Google Trend の検索件数は、週次で公表されているため、週次のデータを足して月次に直した。百貨店販売額（「身のまわり品」「雑貨」）と検索件数に相関が強いもの、逆相関が強いものは、以下の通りである。

※図表 7 ブランド品消費と相関の高い検索語ベスト 10

1	資生堂	0.828
2	デュボン	0.782
3	IWC	0.770
4	ミキモト	0.760
5	ブルガリ	0.724
6	ディオール	0.719
7	吉田カバン	0.716
8	マックスファクター	0.705
9	オメガ	0.686
10	4℃	0.684

ベスト 10 には、資生堂、ミキモト、吉田カバン、4℃といった日本のブランドが4つも入っており、日本ブランドを購入する前に Google で検索し、実際に消費していることがわかる。

各ブランドを簡単に説明しよう。「資生堂」は日本の化粧品メーカーで、「デュボン」はフランスの万年筆やライター、宝飾品のメーカーだ。「IWC」はスイスの時計メーカー、「ミキモト」は日本の宝飾品メーカー、「ブルガリ」はイタリアの宝飾品メーカーである。「ディオール」はフランスのファッションメーカー、「吉田カバン」は日本の鞆メーカー、「マックスファクター」はアメリカの化粧品メーカー、「オメガ」はスイスの時計メーカー、「4℃」は日本のアクセサリメーカーとなっている。

このデータを主成分分析して、「身のまわり品」「雑貨」を予測する際に利用していく。主成分分析とは、簡単に説明すると、いくつものデータを1つにまとめたものだ。例えば、 x と y から新たな変数 z を作り出すことである。 x_i と y_i の共通なもの z_i を取り出すため、 a と b を決めることだ。

※図表 8 ブランド品消費と逆相関する検索語ベスト 10

1	MiMC	-0.767
2	レベット	-0.773
3	オロビアンコ	-0.775

4	銀座ヨシノヤ	-0.786
5	ヴァンクリーフ&アーベル	-0.788
6	ドルチェ&ガッバーナ	-0.815
7	アラミス	-0.824
8	ラデュレ	-0.828
9	ペダラ	-0.855
10	ナーズ	-0.935

ブランド品消費と逆相関する検索語もある。各ブランドの検索件数が増えるほど、ブランド品消費が減るという関係がある。ブランド品消費は、2008年頃から減少しているが、その頃から人気が出たブランドは逆相関していることになる。例えば、最近人気があるナーズやペダラが逆相関している。

「ナーズ」は資生堂の若者向け化粧品ブランド、「ペダラ」はアシックスが開発している歩きやすい靴のブランドである。

この他にも、各ブランド国別にまとめたもの、商品別にまとめたものでも推計してみたが、相関はなかった。

第5章 Google Trend を使った推計

ブランド品消費を予測する推計式を作り、Google Trend の検索件数が予測に役立つかどうかを検証する。

まず、Google Trend を使っていない推計式を作る。百貨店売上高のうち、「身のまわり品」と「雑貨」を足したもの（CPBD: 以下、ブランド消費と呼ぶ）が被説明変数である。

推計期間は2004年2月から2015年8月までとする。まず、1期前のラグだけで推計した。

$$CPBD_t = a + b \text{ CPBD}_{t-1} + e_t$$

※図表9

被説明変数 CPBD

推計期間 2004M02 2015M08

変数名	係数	標準誤差	t 値	P 値
定数項	26821.54	7401.44	3.62	0.00
CPBD (-1)	0.83	0.05	17.28	0.00

Adjusted R-squared 0.683302

ブランド品消費のナウキャストイング

上記推計では、自由度修正済み決定係数が0.68とあまり高くない。図表8からわかるように、2014年3月には大きな駆け込み需要があり、4月にはその反動で大きくブランド消費が減ったが、その影響をとらえきれていない。そこで2014年3月を1、それ以外の期を0とするダミー変数をDUM0314、2014年4月を1、それ以外を0とするダミー変数をDUM0414として、説明変数に加える。

$$CPBD_t = a + b_1 CPBD_{t-1} + b_2 dum0314_t + b_3 dum0414_t + e_t$$

※図表 10

被説明変数 CPBD

推計期間 2004M02 2015M08

変数名	係数	標準誤差	t 値	P 値
定数項	7375.57	2830.19	2.61	0.01
CPBD(-1)	0.95	0.02	52.06	0.00
DUM0315	63783.28	3831.49	16.65	0.00
DUM0415	-96709.53	3972.65	-24.34	0.00

Adjusted R-squared 0.9568

自由度修正済み決定係数は大幅に改善し、0.96となった。この式に、Google Trendの検索件数を含めて推計し、Google Trendが予測に役立つかどうかを検証する。

上記の式に、Google Trendの検索件数を含めて計算した式は、以下である。bland10tは、ブランド消費と関係のあるブランド名10個の検索件数について主成分分析で一つにまとめたものである。

$$CPBD_t = a + b_1 CPBD_{t-1} + b_2 dum0314_t + b_3 dum0414_t + b_4 bland10_t + e_t$$

※図表 11

被説明変数 CPBD

推計期間 2004M02 2015M08

変数名	係数	標準誤差	t 値	P 値
定数項	18107.42	4563.39	3.97	0.00
CPBD(-1)	0.88	0.03	29.74	0.00
DUM0315	64260.10	3730.26	17.23	0.00
DUM0415	-91550.58	4241.70	-21.58	0.00
BLAND10	702.46	238.23	2.95	0.00

Adjusted R-squared 0.9591

Google Trend の検索件数の t 値をみると、2.95 である。「係数がゼロである」という帰無仮説を有意に棄却できる。つまり、Google Trend は予測に役立つということである。また、決定係数は 0.9567 から 0.9591 へと上昇しており、予測力が増すことが考えられる。

決定係数とは、推計値がどの程度実績値を再現できるかの尺度だ。偏差の二乗和である、全変動を推定値の変動と残差の二乗和に分解し、全変動に対する推定値の変動の割合を決定係数と呼ぶ。決定係数は、ゼロ以上 1 以下の値をとり、1 に近いほどあてはまりが良いとされる。

第6章 外国人観光客について

6-1. 増加している外国人観光客

日本政府観光局（JNTO）によると、2015年の訪日外国人は、前年同月比47.1%増の197万3千人となり、過去最高だった2014年（1,341万人）を大幅に超えた。それに伴い、訪日外国人購買客数が約250万人、売上高は約1943億円となった。訪日外国人を国別でみると、中国人が多い。そこで前節の推計式に、「中国人」や「訪日外国人」、中国の休暇である「春節」や「国慶節」、「爆買」や「円安」といったワードの検索件数を説明変数として加え、有意になるかどうかを検証した。

春節とは、中国や台湾の旧正月のことで、1月から2月にある。この休暇期間は長いので、遠くに旅行に行く場合が多く、最近では日本への旅行者が増えている。

国慶節は、10月1日の中国の建国記念日のことである。10月1日から1週間ほどの大型連休となっているため、この時期は中国からの訪日外国人が増加した。

中国人は日本で、電気炊飯器などの家電製品などともに、免税のできる店でブランド品を大量に購入している。百貨店では、免税手続きができるため、中国人など外国人が購入量を増やしている。

爆買は、2015年のユーキャン新語・流行語大賞に選ばれるほど話題になった言葉で、中国人観光客が日本で大量に商品を買収することを指す。

それぞれの単語の検索数をグラフにしたものが以下である。「中国人」は検索数が減少しているが、「訪日外国人」や「爆買」の検索数は増加している。

「中国人」は、長期的に減少傾向にある。尖閣問題などをきっかけにそれまでに有効ムードから一転して、交流が減った可能性がある。日本政府観光局（JNTO）によれば、日本人の中国への出国者数は2010年のときには370万人だったのに対し、2014年には270万人と、5年間で100万人減少した。このため、検索件数も減少傾向にあると考えられる。

「訪日外国人」は2010年から検索件数が増え、最近では大幅に増えている。円安で海外から

ブランド品消費のナウキャストイング

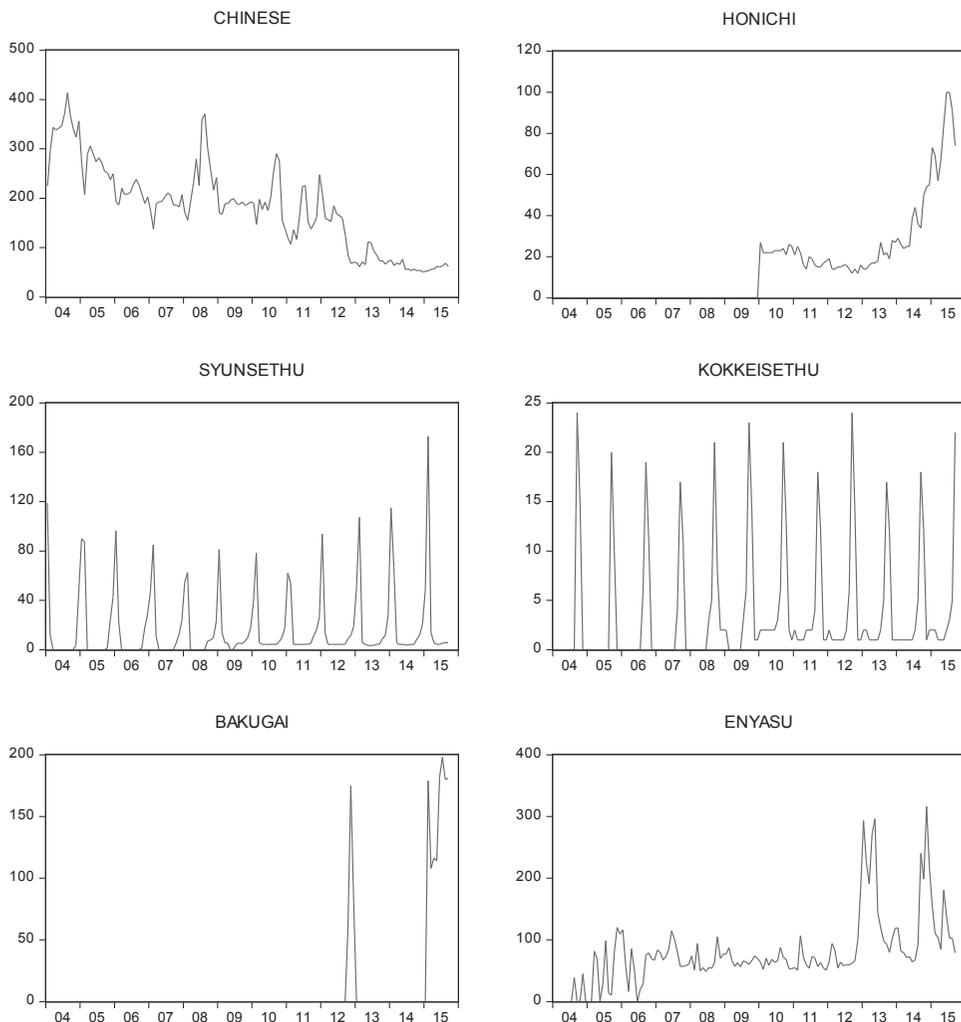
日本への旅行が割安になったことや、2020年にオリンピックが開催されるなどの話題性があり、欧米に比べてテロなどの危険性も少ないためだ。

「春節」や「国慶節」は、周期的に大幅に増えている。ニュースなどに言葉が登場すると、検索する人が増えるためかもしれない。

「爆買」は2015年になってから流行した言葉だが、12年頃にも件数が増えている。そもそも「爆買」という言葉は、2009年にニュース番組がきっかけで誕生した言葉で、それ以降メディアではたびたび「爆買」という言葉が使われてきた。2012年に検索数が増加したのは、メディアの影響によると考えられる。

「円安」については、急激に為替相場が円安に振れた時に検索件数が増える傾向がある。

※図表 12 Google Trend の検索件数



6-2. 外国人観光客との相関

ブランド品売上高（「身のまわり品」と「雑貨」、「身のまわり品」のみ、「雑貨」のみの3種類）を被説明変数とし、説明変数には前節で使ったブランド消費変数の1期前、駆け込み需要とその反動に関する2つのダミー変数、ブランドに関するGoogle Trendの検索性数に加え、中国関連のGoogle Trendの検索性数を加えた。表では、中国関連のGoogle Trendの検索性数のみの係数、t値などを表示している。

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + b_2 \text{dum0314}_t + b_3 \text{dum0414}_t + b_4 \text{bland10}_t + b_5 x_t + e_t$$

※図表13 「身のまわり品」と「雑貨」がytの場合

	追加した変数	係数	標準誤差	t値	P値
推計式1	訪日外国人	13.83	17.67	0.78	0.44
推計式2	爆買	4.38	8.57	0.51	0.61
推計式3	円安	-1.00	6.00	-0.17	0.87
推計式4	中国人	-1.32	4.64	-0.28	0.78
推計式5	春節	-4.51	11.51	-0.39	0.70
推計式6	国慶節	-39.15	55.33	-0.71	0.48

※図表14 「身のまわり品」

	追加した変数	係数	標準誤差	t値	P値
推計式1	爆買	1.26	5.26	0.24	0.81
推計式2	円安	-0.26	3.75	-0.07	0.95
推計式3	訪日外国人	-2.11	11.22	-0.19	0.85
推計式4	春節	-2.25	6.98	-0.32	0.75
推計式5	中国人	-1.54	3.07	-0.50	0.62
推計式6	国慶節	-18.86	33.62	-0.56	0.58

※図表15 「雑貨」がytの場合

	追加した変数	係数	標準誤差	t値	P値
推計式1	訪日外国人	22.44	7.76	2.89	0.00
推計式2	爆買	7.15	3.92	1.83	0.07
推計式3	円安	2.90	2.78	1.04	0.30
推計式4	春節	-3.40	5.20	-0.65	0.51
推計式5	国慶節	-20.65	25.06	-0.82	0.41
推計式6	中国人	-5.93	2.21	-2.68	0.01

「身のまわり品」と「雑貨」を足したものと、「身のまわり品」だけの売上では、あまり相関はなかったが、「雑貨」売上高だけで推計すると「訪日外国人」や「中国人」は、説明力があることがわかる。ただ、「中国人」は検索性数が増えるほど消費が減るという逆相関になっているため、

予測には使えない。

結論として、百貨店販売額の「雑貨」について、「訪日外国人」の検索件数が説明変数として使えることがわかる。

第7章 売上高予測

次に、Google Trend を使って、実際ブランド品消費額を予測した。表2にある、ブランド品消費と関連の高い検索語ベスト10 (BLAND10) を1つの変数としてまとめ、それを使って「身のまわり品」と「雑貨」を予測に使う。

まず「身のまわり品」の予測では、百貨店売上高の「身のまわり品」(CPBD1) と BLAND10、消費税が8%になる前の2014年3月の駆け込み需要と2014年4月の駆け込み需要後（さらに日経平均株価（期中平均））を含めて計算した。推計期間は2004年2月から2015年8月である。

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + b_2 \text{dum0314}_t + b_3 \text{dum0414}_t + b_4 \text{bland10}_t + e_t$$

※図表 16

被説明変数 CPBD1

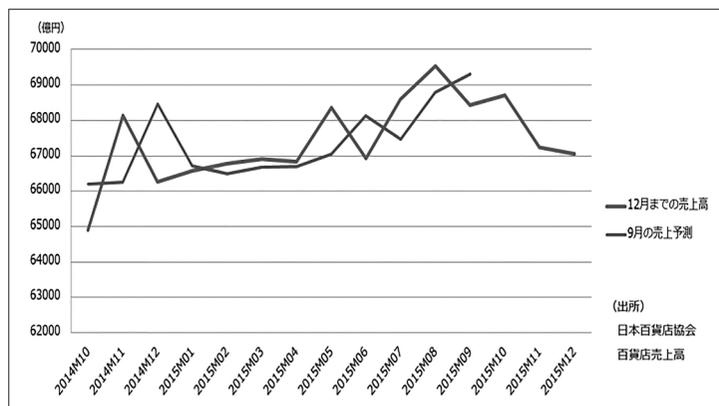
推計期間 2004M02 2015M08

変数名	係数	標準誤差	t 値	P 値
定数項	10489.19	2731.83	3.84	0.00
CPBD1	0.85	0.04	22.64	0
BLAND10	448.05	147.14	3.05	0.00
DUM0314	22364.65	2322.70	9.63	0.00
DUM0414	-30874.69	2483.27	-12.43	0.00

Adjusted R-squared 0.930008

推計値と誤差のグラフは図表 となった。平均絶対誤差（各期の誤差の絶対値の平均）は145万9600円で、平均絶対誤差率（平均絶対誤差の実績値に対する比率）は2.1%となった。

※図表 17 「身のまわり品」の予測と実際の売上高



次の「雑貨」の予測では、百貨店売上高の「雑貨」(CPBD2)とBLAND10、消費税が8%になる前の2014年3月の駆け込み需要と2014年4月の駆け込み需要後、さらに「雑貨」との相関がある「訪日外国人」も含めて計算した。推計期間は2004年2月から2015年8月まで。

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + b_2 \text{dum0314}_t + b_3 \text{dum0414}_t + b_4 \text{bland10}_t + b_5 \text{honichi}_t + e_t$$

※図表 18

被説明変数 CPBD2

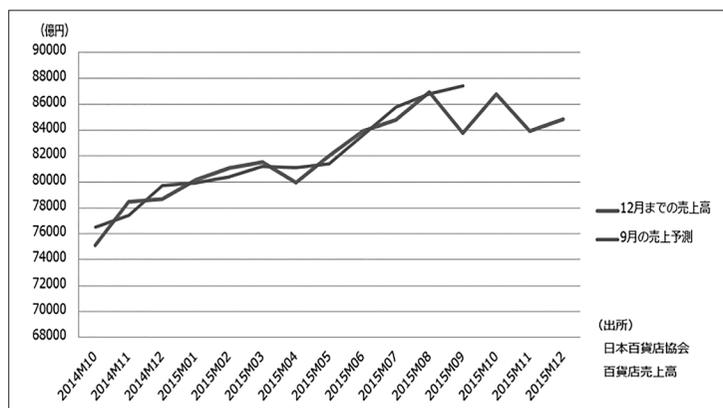
推計期間 2004M02 2015M08

変数名	係数	標準誤差	t 値	P 値
定数項	8020.59	2079.434	3.86	0.00
CPBD2	0.90	0.03	35.37	0
BLAND10	382.58	109.63	3.49	0.00
DUM0314	41360.78	1688.64	24.49	0.00
DUM0414	-60188.53	2027.12	-29.69	0.00
HONICHI	22.44	7.76	2.89	0.00

Adjusted R-squared 0.970568

推計値と誤差のグラフは図表 となった。平均絶対誤差（各期の誤差の絶対値の平均）は109万5180円で、平均絶対誤差率（平均絶対誤差の実績値に対する比率）は1.4%となった。

※図表 19 「雑貨」の予測と実際の売上高



「身のまわり品」も「雑貨」も、実際の売上高は前月を下回り、予測がうまくいかなかった。その要因として訪日外国人の購買客数が増加しているものの、9月上旬は曇りや雨の日が多く気温の低い日が続くなどで、日本人の購買客数が減少したからだと考えられる。実際に、百貨店135店舗で入店客数の増減を調査した結果、①増加した:41店、②変化なし:32店、③減少した:62店となった。また、地区別に売上前年比を比較したところ、10都市（札幌、仙台、東京、横浜、名古屋、京都、大阪、神戸、広島、福岡）では、数ヶ月連続でプラスになっているところが多いが、10都市以外の地区では、数ヶ月連続でマイナスになっている。都市には、訪日外国人も多く来日するため売上も上昇するが、地方では売上が減少傾向であることも予測が当たらない要因の1つかもしれない。

第8章 為替レートや株価を考慮した推計

9月の実績が大きく外れたのは、為替レートや株価の影響を考慮していないためかもしれない。株価が上げれば、資産効果で消費が増えることや、円安になると、外国人にとっては日本製品が安くなりブランド購入額が増える可能性がある。こうした要因を説明変数に加えることで、予測の精度が上昇する要因がある。

アベノミクスの金融緩和によって円安が進んだ。円安の影響により、旅行費用が割安になったことで、アジア諸国からの訪日外国人が増加している。

このため、これまでの式に株価と為替レートを含めて推計した。株価を入れた場合、為替レートを入れた場合、両方入れた場合について推計した。推計式は以下の3つだ。

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + b_2 \text{dum0314}_t + b_3 \text{dum0414}_t + b_4 \text{bland10}_t + b_5 \text{stock}_t + e_t$$

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + b_2 \text{dum0314}_t + b_3 \text{dum0414}_t + b_4 \text{bland10}_t + b_5 \text{yen}_t + e_t$$

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + b_2 \text{dum0314}_t + b_3 \text{dum0414}_t + b_4 \text{bland10}_t + b_5 \text{stock}_t + b_6 \text{yen}_t + e_t$$

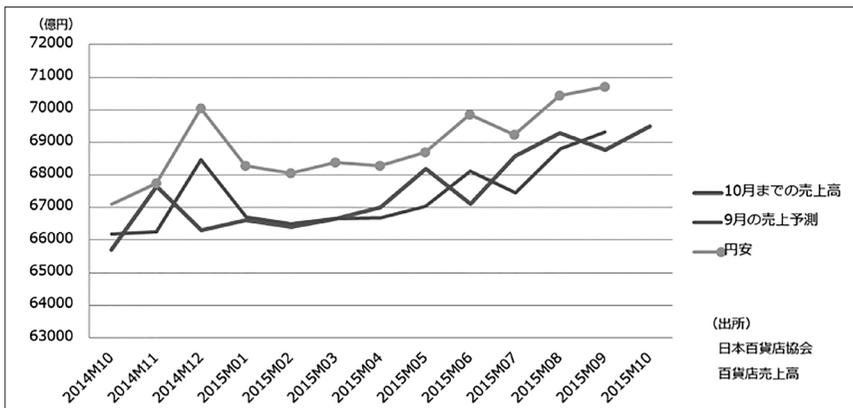
「身のまわり品」の推計は以下である。結果推計期間は2004年2月から2015年8月までだ。

※図表 20

変数名	係数	標準 誤差	t 値	P 値					係数	標準 誤差	t 値	P 値
					係数	標準 誤差	t 値	P 値				
C	11735.75	2703.342	4.34	0	9781.449	2644.872	3.70	0.0003	9279.54	3022.135	3.07	0.0026
MINOMAWARI_SA(-1)	0.805341	0.040906	19.69	0	0.774449	0.043798	17.68	0	0.771104	0.044988	17.14	0
BLAND10	557.235	148.8695	3.74	0.0003	476.9383	142.2583	3.35	0.001	452.4649	159.1999	2.84	0.0052
DUM0315	21947.8	2271.547	9.66	0	22000.17	2244.08	9.80	0	22039.09	2254.328	9.78	0
DUM0415	-30118.88	2438.511	-12.35	0	-29454.88	2434.596	-12.10	0	-29362.71	2457.083	-11.95	0
STOCK	0.18206	0.06554	2.78	0.0063					-0.051138	0.147344	-0.35	0.7291
YEN					64.33426	19.4851	3.30	0.0012	78.13045	44.29852	1.76	0.0801
Adjusted R-squared		0.93335				0.934824				0.93439		

これもグラフで表すと、以下のようなになる。

※図表 21



推計結果をみると、株価のみ、為替レートのみを説明変数にした場合はそれぞれ有意であることがわかる。株価と為替レートを両方説明変数とした場合は、為替レートは有意だが、株価の係数はマイナスになり、しかも有意ではない。

ブランド品消費のナウキャストイング

株価と為替レートのどちらか一つを説明変数にする場合、決定係数が大きいほうが予測推計の候補としてふさわしいと判断した。その意味では為替レート要因がブランド消費の拡大には有利だと考えられる。

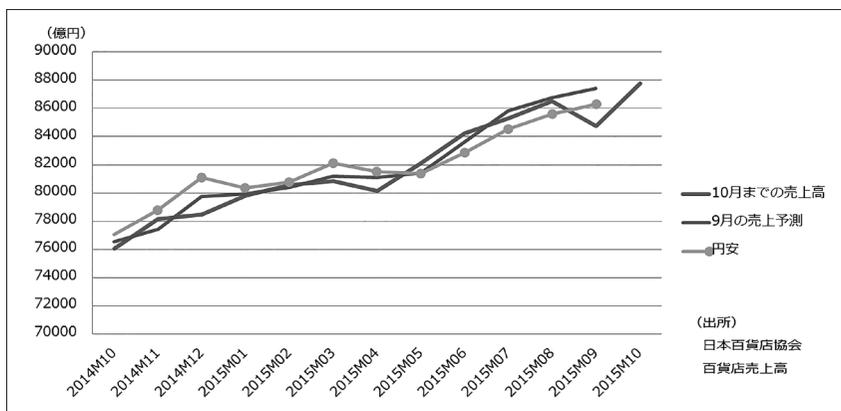
次に、「雑貨」の推計だが、以下のようなようである。

※図表 22

変数名	係数	標準誤差	t 値	P 値	係数	標準誤差	t 値	P 値	係数	標準誤差	t 値	P 値
C	14638.67	2127.15	6.881822	0	11251.68	1857.187	6.058454	0	12996.49	2136.163	6.084036	0
ZATTUKA_SA(-1)	0.762053	0.031545	24.15796	0	0.703041	0.036181	19.43101	0	0.705238	0.035985	19.59805	0
BLAND10	558.9176	101.0201	5.532737	0	404.0292	94.71795	4.265603	0	469.6951	102.467	4.583868	0
DUM0315	40834.73	1495.095	27.31247	0	41103.38	1458.607	28.1799	0	40964.86	1452.178	28.20926	0
DUM0415	-54861.98	1988.268	-27.59286	0	-52311.72	2098.006	-24.93402	0	-52472.53	2087.5	-25.13654	0
HONICHI	-18.27676	9.508033	-1.922244	0.0567	-17.79257	8.931454	-1.992124	0.0484	-22.48941	9.336709	-2.408708	0.0174
STOCK	0.399461	0.064618	6.181842	0					0.163166	0.100554	1.622679	0.1071
YEN					131.1738	19.2615	6.810155	0	92.26341	30.68338	3.006951	0.0032
Adjusted R-squared		0.97700				0.978055				0.978324		

これもグラフで表すと、以下のようなになる。

※図表 23



「雑貨」の場合も、「身のまわり品」と同じような傾向がある。推計結果をみると、株価のみ、為替レートのみを説明変数にした場合はそれぞれ有意であることがわかる。株価と為替レートを両方説明変数とした場合は、為替レートは有意だが、株価の係数は有意ではない。

株価と為替レートのどちらか一つを説明変数にする場合、決定係数が大きいほうが予測推計の候補としてふさわしいと判断した。その意味では為替レート要因がブランド消費の拡大には有

利だと考えられる。

「雑貨」では、実際の売上高に近づいたが、「身のまわり品」では、実際の売上高よりも大幅に上回る推計になってしまった。この結果、予測に使うには、為替レートや円安の影響を含めないで推計した方が、良いと考えられる。

予測値について検証するため、2012年12月まで実績値が判明したものをグラフに加えてみた。それまで拡大を続けていたランド消費が頭打ち、または減少傾向に転じたことがわかる。予測するには難しい時期だったといえる。

第9章 今後の課題

本論文では、Google Trend を使って百貨店のブランド品に該当する商品の売上予測を試みた。予測の結果、今回は当てはまらなかったが、予測の精度を上げるための方法はいくつかある。1つ目は、Google Trend で検索する言葉を変えること、2つ目は、1期だけの予測ではなく、複数の期間で予測を行うことが挙げられる。また、百貨店の売上げは天候に左右されやすいため、気象データも追加して予測すれば、もっと当てはまりが良くなると考える。

訪日外国人によって百貨店の売上げが伸び続けている現在、ブランド品の売上を予測することはますます重要になってくるだろう。今回は当てはまらなかったが、今後予測できることを実証し、リアルタイムなデータの活用性を広げていきたい。

検索データは、リアルタイムな情報であり、世の中の動向を知る上で必要不可欠になってきている。しかし、リアルタイム情報を使った予測については、本論文に限らず、予測の精度が高いわけではない。まだまだ発展途上の段階であり、継続的な研究が必要とされる。

謝辞

本論文を作成するに当たり、山澤成康教授から、丁寧かつ熱心なご指導を賜りました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 石井淳蔵 (1999) 『ブランド 価値の創造』 岩波書店
- [2] デービッド・アーカー (2014) 『ブランド論 - 無形の差別化をつくる 20の基本原則』 ダイアモンド社

ブランド品消費のナウキャストイング

- [3] HYUNYOUNG CHOI and HAL VARIAN (2012) 『Predicting the Present with Google Trends』 Google, Inc., California, USA
- [4] 白木・松村・松本 (2013) 『景気判断における検索データの利用可能性』 BOJreport & Reserch Papers、2013年1月、日本銀行調査統計局
- [5] 岡崎・敦賀 (2015) 『ビッグデータを用いた経済・物価分析について - 研究事例のサーベイと景気ウォッチャー調査のテキスト分析の試み -』 BOJreport & Reserch Papers、2015年6月、日本銀行調査統計局

