

VARモデルによるマス広告とデジタル広告の効果に関する考察 A study on the effect of mass advertisement and digital advertisement by VAR model

藤居 誠†
Makoto Fujii

1. はじめに

消費者のメディア消費が多岐にわたるにつれ、広告に使われるメディアも多様化している。TVは依然として1日当たりの接触時間も最も多いメディアだが、スマートフォンをはじめとするインターネットメディアの比重は年々高まっている¹⁾。各メディアの特性を考慮すると、特定メディアのみへの広告出稿は考えにくく、より効果効率的にマーケティング/広告目標を達成できると考えられるメディアを組み合わせ使っていく必要がある。

本研究では、特定ブランドのマーケティング・コミュニケーションに使われた種々のメディアを同時に分析することで、統合的な広告効果モデルの構築を試みる。さらに各メディアの売り上げへの定量的な影響度の確認のほか、メディア間の因果関係の有無なども検証する。

2. VARによる統合的分析

VAR (Vector Auto Regression Model) モデルとは、多変量時系列モデルの1つで、時系列データの相互作用を表現できるモデルである。複数の時系列データ (各種広告変数など) を統合してモデリングすることで高い予測精度が期待できるほか、変数間の影響を調べることが可能なので、「異なる時系列データ同士のダイナミックな関係性を推定できる」ことがメリットとして挙げられる。

またVARモデルでは①Grangerの因果：データ間の因果関係の有無の検定、②インパルス応答関数：変数 y_t (広告)が増加すると変数 x_t (売上)にはどういった影響があるのか?を定量的に評価、そして③分散分解：各変数の不確実性 (予測できない変動)において、他の変数が寄与する割合を計算することが可能である。

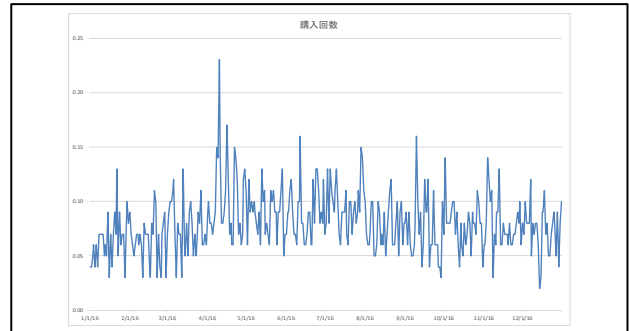
グレンジャーでの因果関係を確認することで、プッシュ型メディアの影響でプル型メディアへの消費者の訪問が誘発されるなどメディア間の因果関係を、インパルス応答関数では、広告出稿が売上に寄与するタイミングの確認、また分散分解では各広告が売上にどの程度影響を与えているかの示唆を得ることが出来ると考えられる。

3. 利用データ

本研究では、消費者購買履歴データ(QPR)²⁾を用いて分析を行う (図表1)。データの概要は以下の通り。

- データ期間：2016年1月1日～12月31日
- エリア：首都圏
- 対象：消費財(CPG; Consumer Packaged Goods)
- 期間内モニター数：14,850名
- 単位：100人当り購入回数 (回)

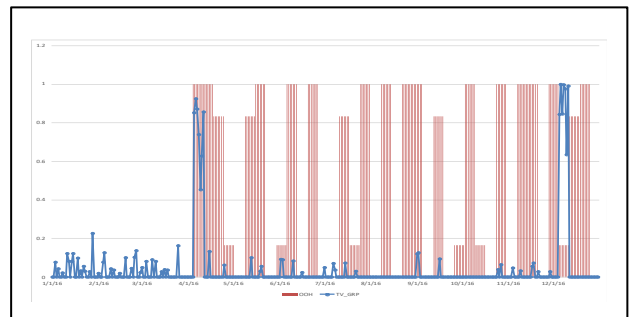
売上データの購入回数とは、当該ブランドの購入数量ではなく、当該ブランドの買い物回数をカウントしたものである。1回のお買い物での購入であるならば、10個でも3個でも購入数量に関係なく1とカウントされる。



図表1 トレンド

またメディアデータについては、売上と同一期間の広告出稿データなどを利用している (図表2)。

本稿ではページの関係上テレビの出稿データとOOH (屋外広告)のデータを例示する。作図に当たっては、最大値を1、最小値を0として正規化している。



図表2 広告出稿

4. VARモデル

4.1 VARモデルとは

VARモデルはARモデル (Auto Regression Model) をベクトルに一般化したもので、多変量時系列モデルの中でもよく使われ、以下のように表される。

➢ VAR(p)

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

✧ y_t は n 個の変数ベクトル, c は $n \times 1$ の定数ベクトル, ϕ_i は $n \times n$ の係数行列

✧ n 変数VAR(p)モデルは n 本の回帰式からなる

✧ それぞれの回帰式は各変数を定数と全変数の p 期間の過去の値に回帰した形

✧ 全ての回帰式が同一の説明変数をもつ

† 鳥取大学大学院 工学研究科 機械宇宙工学専攻
Department of Mechanical and Aerospace Engineering,
Graduate School of Engineering, Tottori University

➤ VAR (1) の例

$$y_t = c_1 + \phi_{11}y_{t-1} + \phi_{12}x_{t-1} + \varepsilon_{1t}$$

$$x_t = c_2 + \phi_{21}y_{t-1} + \phi_{22}x_{t-1} + \varepsilon_{2t}$$

◇ 同時点の相手のデータはモデルに含まれない

4.2 Granger 因果性検定

Granger の意味での因果とは、相手がいることで予測精度が上がるかどうかを意味する。

$$y_t = c_1 + \phi_{11}y_{t-1} + \phi_{12}x_{t-1} + \varepsilon_{1t}$$

$$y_t = c_1 + \phi_{11}y_{t-1} + \varepsilon_{1t}$$

◇ ε_{1t} : 相手のデータも使った時の予測残差
 ◇ ε_{2t} : 相手のデータを使っていない時の予測残差

この二つの予測残差の残差平方和の大きさを比較し、相手のデータを使うことで予測残差が有意に減少したかを検定する。この場合の帰無仮説は「予測残差は減少しない」であり、対立仮説は「予測残差は減少する」となる。対立仮説が支持された場合、Granger の因果があるとみなせる。

4.3 インパルス応答関数

インパルス応答関数とは、ある変数の誤差項に与えられた衝撃（イノベーション）がその他の変数にどのように伝搬しているかを示す関数のことで、その形状を観察し VAR モデルにおける各変数間の影響を分析する。

インパルス応答関数は以下で表され、 y_i の直行化攪乱項に 1 単位または 1 標準偏差のショックを与えた時の y_i の直行化インパルス応答を時間の関数としてみる。

$$IRF_{ij}(k) = \frac{\partial y_{i,t+k}}{\partial u_{jt}}$$

4.4 分散分解

分散分解では、予測の MSE (mean squared error) を各変数固有の攪乱項が寄与する部分に分解し、ある変数の予測できない変数を説明するために、どの変数が重要であるかを明らかにする。 y_i の k 期先予測の MSE に対して、 y_i の直行化攪乱項が寄与する割合は、 y_i の k 期先予測における y_i の相対的分散寄与率と呼ばれ、 $RVC_{ij}(k)$ と表記される。この $RVC_{ij}(k)$ を各変数について計算したものを分散分解という。

$$RVC_{ij}(k) = \frac{MSE(\hat{y}_{i,t+k|t})_{\text{において } y_i \text{ が寄与する部分}}}{MSE(\hat{y}_{i,t+k|t})}$$

- ◇ 分散分解は RVC_{ij} を k の関数として求める
- ◇ 複数の k に対して RVC_{ij} を求めることで、短期的に重要な変動要因となっている変数、長期的に重要な変動要因となっている変数などを比較することが出来る

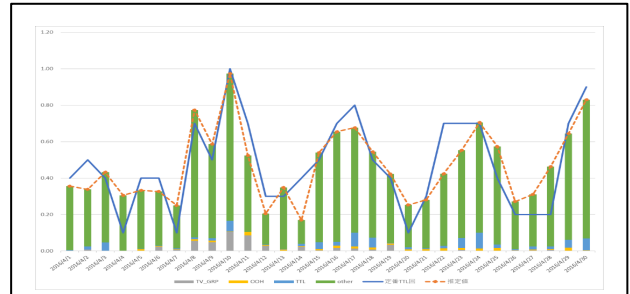
5. 実証分析

5.1 ラグの選択

VAR モデルのラグ次数を選択するため、10 次までのラグの VAR モデルについて情報量基準を計算した。その結果、AIC (赤池情報基準) 基準では 8 次、SC (Schwarz information criterion) と HQ (Hannan-Quinn information criterion) 基準では 1 次のラグが選択された。本稿の VAR モデリングでは AIC 基準に従い、8 次のラグを採用した。

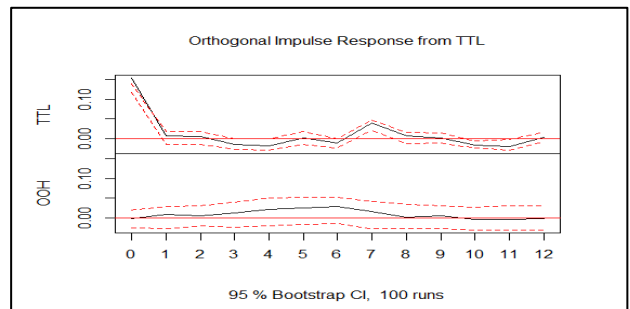
5.2 VAR モデル

本研究にて構築された VAR モデルのうち、4 月分を例示 (図表 3)。実線が実測値であり、破線がモデルによる推定値 (各メディアの貢献度を積み上げ棒グラフで提示) を示している。



図表 3 構築された VAR モデル

また TVCM→売上などで Granger 因果性が存在していること、インパルス応答関数 (図表 4) にて OOH 出稿後に売上げが増加していることなどを確認した。紙面の都合上、実証分析の詳細は大会当日に発表を行う。



図表 4 インパルス応答関数

謝辞

株式会社エムキューブ、および株式会社ビデオリサーチからは研究に必要なデータの提供がありました。厚く御礼を申し上げ、感謝する次第です。

参考文献

- [1] 馬場真哉, 『時系列分析と状態空間モデルの基礎 R と Stan で学ぶ理論と実装』, プレアデス出版, (2018).
- [2] 内藤友紀, “2008~09 年の日本における株価下落について -VAR モデルによる要因分析-”, 関西大学経済学会『経済論集』, 第 60 巻第 1 号 1~18 ページ (2010).
- [3] 川崎能典, “VAR モデルによる因果関係の推論”, 『岩波データサイエンス』, Vol.6 (2017).
- [4] 沖本竜義, 『経済・ファイナンスデータの計量時系列分析』, 朝倉書店, (2017).
- [5] 山本拓, “時系列分析とその経済分析への応用”, フィナンシャル・レビュー, 第 22 号 (1992).

¹ 博報堂DYメディアパートナーズ「メディア定点調査 2019」によれば、1 日あたりのメディア接触時間 (東京地区) は、テレビの 153.9 分が最も多く、次いで携帯電話/スマートフォンの 117.6 分となっている。 <http://mekanken.com/mediasurvevs/>
² 消費者購買履歴データ(QPR)は、株式会社エムキューブが保有する、QPR モニターの購買情報と意識調査を組み合わせた日本初のオンラインシングルソースデータ。 <https://www.m-cube.com/qpr/>