

階層モデルによる非計画購買率の推定と生鮮売場づくりの提案

**石橋 敬介**

公益財団法人流通経済研究所 研究員

1 はじめに

消費財を扱う小売業が客単価の向上を図るうえで理解すべき消費者行動の一つに、購買の計画性がある。消費者は購買する商品の多くを来店時点では決めておらず、店頭で購買の意思決定を行う。この消費者行動を理解することで、来店前から購買の計画をされやすい商品カテゴリーを使ってチラシ等で来店を促すといった施策に利用することができる。流通経済研究所では長年にわたり購買の計画性に関する調査を行っており、食品スーパーでの購買の約8割が非計画購買であることを示している（流通経済研究所（2011））。

非計画購買に関する調査は、米国では古くから行われている。West(1951)は衝動購買の研究として、ショッパーの店舗来店時に購買予定商品を聴取し、それを実際に購買した商品と照らし合わせる調査を行っている。これは現在でいう非計画購買の調査であり、キャンディ・ナツツなどについて非計画購買の割合を算出している。我が国では大槻(1980)が非計画購買率について記しており、野菜・肉・水産物の値が64.8%と、加工食品の80.6%よりも低いことを示している。また、高橋（1991）もスーパーマーケットで調査を行い、精肉の非計画購買率が低いことを示している。Inman, Winer and Ferraro(2009)のよ

うに、購買間隔や嗜好性などカテゴリー属性によって非計画購買率が異なることを示した研究もある。

多くの既存研究があるものの、調査結果を売場づくりや販売促進に生かすためには、商品カテゴリー（以下、カテゴリーとする）レベルでの調査結果が必要である。流通経済研究所では2013年の調査で、スーパーマーケットでスナック、チョコレート、米菓などの菓子類で非計画購買率が高く、国産牛、葉菜、ヨーグルト、ケチャップなどで非計画購買率が低かったことを示している（流通経済研究所（2016））。この結果は、計画購買されやすいカテゴリーを店舗内に分散配置して客動線をコントロールとともに、非計画購買されやすいカテゴリーを動線上に配置して購買を促すといった売場づくりに利用できる。

このような調査を行う際に、しばしばサンプル数の不足が問題となる。上記の調査では775人にインタビューを行い、食品、日用品8135アイテムのデータを得た。しかしJICFS細分類レベル¹⁾をカテゴリーとしたとき、十分なサンプル数が得られないカテゴリーが多く現れてしまう。そのため流通経済研究所が開催する研究会では、サンプル数20以下のカテゴリーの値は参考値とするに留めている。もちろん、調査数を増やせば問題は解決されるが、店頭調査で大規模なインタビューを行うことは困難であり、多くのカテゴリーの非

計画購買率を算出するためには分析手法の改善が必要である。

α ：全体の水準を表す固定効果

ε_i ：部門の特徴を表す変量効果

σ_{ij}^2 , σ_i^2 ：変量効果が従う分布の分散²⁾

2 分析方法

[1] 分析モデル

高橋（1991）は非計画購買率について、総買物品目数に対する非計画購買品目数の割合により算出するとしている。これは、非計画購買を1、計画購買を0としたデータでカテゴリーごとに平均を取る作業である（以下、平均法とする）。標本の平均の期待値は母平均に等しいため、標本平均は非計画購買率の推定量として適切といえる。一方で、非計画購買率が80%の場合、標準誤差を10%ポイント以下にするためには20サンプル近くが必要になる。この点が、平均法の課題となる。

この問題の解決策として、階層モデルの使用を提案する。階層モデルは分析対象のデータだけでなく、分析対象が含まれるグループ全体の情報を使って、小サンプル問題に対応できるモデルである。今回提案するモデルは、以下のように表される。

$$y_{ij} \sim Bernoulli(p_{ij})$$

$$p_{ij} = a_i + \varepsilon_{ij}$$

$$a_i = a + \varepsilon_i$$

$$\varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma_{ij}^2) \quad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma_i^2)$$

i ：部門ID

j ：カテゴリーID

y_{ij} ：非計画購買時に1、計画購買時に0を取る値

p_{ij} ：部門 i のカテゴリー j の購買が非計画購買である確率（ただし $0 \leq p_{ij} \leq 1$ ）

a_i ：部門 i の水準を表す固定効果

ε_{ij} ：カテゴリーの特徴を表す変量効果

このモデルは、非計画購買の確率 p_{ij} 、計画購買の確率 $(1 - p_{ij})$ となるベルヌーイ分布から、調査データが得られるという構造を想定している³⁾。確率 p_{ij} は各部門の標準的な水準を表す a_i を中心にバラついており、 a_i は全部門の標準的な水準を表す a を中心にバラついている。ここでは、同じ部門に属するカテゴリーの非計画購買率は、互いに近い値にあるという仮定が置かれている。つまり、「菓子であるならばスナックでも米菓でもチョコレートでも非計画購買率が高いだろう」とか、「精肉であるならば牛肉でも豚肉でも鶏肉でも非計画購買率が低いだろう」という考えが念頭にある。この仮定により、同一部門に含まれる他のカテゴリーのデータも推定に利用しており、サンプル数の少なさを補えるようしている。ただし、カテゴリーごとの非計画購買率のバラつきは部門ごとに異なり、部門内での共通性が強い部門も弱い部門も存在するモデルになっている。

[2] モデルの妥当性の検証

提案モデルの妥当性を検証するために、推定精度を確認するためのシミュレーションを行う。シミュレーションは、真の非計画購買率が分かっている架空のデータを生成し、平均法と階層モデルのどちらが精度よく推定できるかを比較するものである。シミュレーションの手順は図表1のとおりである。

図表1の②で生成するカテゴリーごとの非計画購買率は、推定における正答になる。ここではこの値を「真値」とよぶ。③の疑似調査データは真値を元にしており、例えば非計画購買率70%のカテゴリーからは、計画購

図表1

シミュレーションの手順

- ①部門数とカテゴリー数の設定
5部門各8カテゴリー（合計40カテゴリー）とする。
- ②非計画購買率（真値）の生成
乱数発生により、非計画購買率（真値）を生成する。
・ a_i は平均0.75、標準偏差0.1の正規分布からランダムに生成
・ p_{ij} は平均 a_i 、標準偏差0.1の正規分布からランダムに生成
※正規分布は区間0から1より外側を切断している
- ③疑似調査データの生成
生成した非計画購買率をもとに、非計画購買=1、計画購買=0の二値データを作成。
このとき、各部門に含まれる8カテゴリーのサンプル数を、それぞれ200、100、50、40、30、20、10、5とする。
- ④非計画購買率の推定
疑似調査データから、平均法と提案モデルのそれぞれで、非計画購買率を推定する。
- ⑤生成と推定の繰り返し
②から④を100回繰り返し、真値、平均法による推定値、階層モデルによる推定値の3種類のデータを記録する。
- ⑥推定精度の評価
100回の推定結果から、平均法と階層モデルの推定精度を比較する。

買30%、非計画購買70%の割合でデータが生成される。この値は確率的であり、真値が70%であっても実際に生成されるデータのうち非計画購買が40%となったり、すべてのデータが非計画購買となったりすることもある。また、サンプル数と推定精度の関係を分析するために、各部門に含まれる8カテゴリーのサンプル数をそれぞれ異なる値に設定している。この疑似調査データをもとに、④で非計画購買率を推定する。ただし、1回だけのシミュレーションでは、たまたま精度よく推定できる可能性が残るため評価が難しい。そこで、②真値生成、③疑似調査データ生成、④非計画購買率の推定という手順を100回繰り返す。これにより、40カテゴリー×100回×推定法2種類で8000個の推定値を得た。

これらの手順の後に、推定精度を評価する。推定精度は真値と推定値の誤差が小さいほど

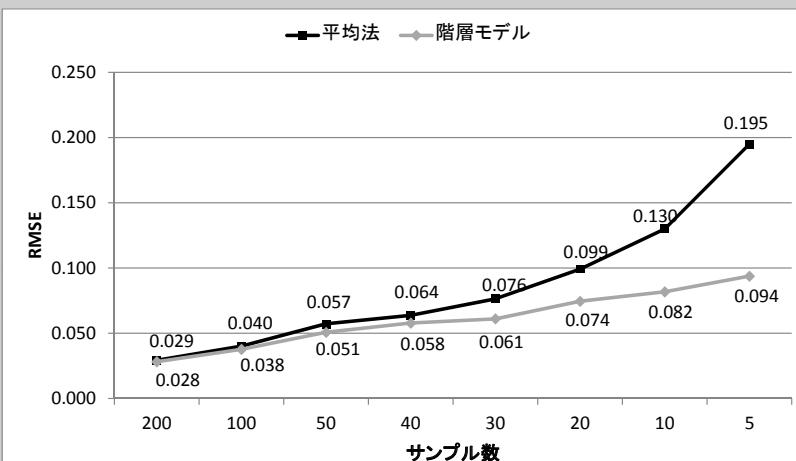
優れていると考え、RMSE（平均二乗誤差）で評価する。RMSEは以下の式で表される⁴⁾。ただし、 \widehat{p}_{ijt} は i 部門 j カテゴリーの t 回目の推定値、 p_{ijt} はその真値である。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (\widehat{p}_{ijt} - p_{ijt})^2}$$

疑似データにおけるカテゴリーのサンプル数ごとに、RMSEを計算した結果が**図表2**である。これを見ると、階層モデルの誤差が、平均法よりも小さいことが分かる。特に、サンプル数が少ないとほど誤差を抑制できており、30サンプル以下のカテゴリーで階層モデルが有効である。一方、100サンプル以上の場合は、どちらの推定手法でも誤差に大きな違いはない。また、平均法における20サンプル時の誤差よりも、階層モデルにおける10サンプル時の誤差が小さくなっている。

図表2

サンプル数とRMSEの関係



流通経済研究所では20サンプル以下の場合は参考値としてきたが、階層モデルでは10サンプル程度であっても、これまでの20サンプル強の場合と同程度の誤差で非計画購買率を推定できるようになる。

なお、この検証では階層モデルの構造に従って、カテゴリーごとの非計画購買率を生成している。これは、同じ部門に属するカテゴリーの非計画購買率は近い値にあるという仮定が正しいことを前提としている。そのため、仮定が誤りであるならば、これほどの精度向上は生じない。もちろん、データ生成時にはある程度大きな標準偏差を設定しており、正規分布が当てはめにくいデータが頻繁に生じる条件にしているため、仮説が厳密に当てはまっている必要はないのだが、念のため申し添えておく。

3 実データでの分析

[1] 分析に用いるデータ

本稿では、2013年にスーパーマーケットで行った計画・非計画購買調査のデータを用

いる。これは、流通経済研究所（2016）に調査結果を載せたデータと同一のデータである。調査の概要は図表3のとおりである。

調査は次の手順で行った。まず、来店直後の買物客に、これから購買予定の商品は何か聴取する。この際、カテゴリーレベルまで計画していればカテゴリー名を、商品単品レベルまで計画していれば商品名を回答してもらう⁵⁾。回答者には整理券を渡し、買物が終了しレジ精算をした後に調査センターに来てもらう。調査員は整理券の番号から来店時調査の調査票を取り出し、そこに購買した商品を追記する⁶⁾。これにより、来店時の購買計画と、実際に購買した商品がひもづき、計画・非計画購買のデータが得られる。

[2] 分析結果

分析にあたっては、高橋（1991）と同様にJICFS分類基準をもとに、JICFS細分類以上の計画がある場合を計画購買とした。また、階層モデルではJICFS細分類を商品カテゴリー、JICFS中分類を部門として、モデルの当てはめを行った⁷⁾。

食品全カテゴリーを対象に平均法と階層モ

図表3

調査の概要

調査実施時期	2013年6月
調査対象店舗	関東のスーパーマーケット2店舗
調査対象者	来店客からのランダムサンプリング (ただし消費者属性に偏りがある場合は、途中から不足している属性を増やすようサンプリング)
調査対象カテゴリー	すべての食品と日用品
調査方法	店頭アンケート調査 (聞き取りをもとに調査員が調査票に記入)
回収数	775人 8135アイテム

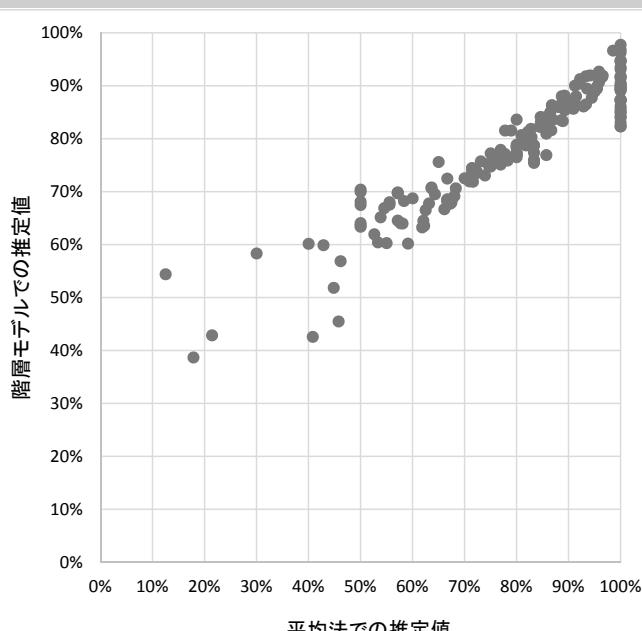
デルで非計画購買率を推定し、図表4に各カテゴリーの推定値を散布図で示した。全体的に、平均法で非計画購買率が高いカテゴリーは階層モデルでも非計画購買率が高く、類似した傾向を示している。推定方法により異なる点としては、平均法では非計画購買率100%となっているカテゴリーがいくつかあるが、階層モデルではそのようなカテゴリーはない。当然ながら、真の非計画購買率が100%ということはありえないでの、これはサンプル数

の少なさにより生じた値である。このような小サンプル時の極端な値を回避できる点も、階層モデルを用いるメリットである。同様に、平均法では非計画購買率が20%以下となっているカテゴリーがあるが、階層モデルではそのような極端に低い値は生じていない。

階層モデルでの分析結果として、生鮮食品の中で非計画購買率が低いカテゴリーと高いカテゴリーを、図表5と図表6に示す。この中には、サンプル数が20以下であるために、

図表4

平均法と階層モデルで推定した非計画購買率



図表5

非計画購買率が低い生鮮10カテゴリー

カテゴリー名	非計画 購買率	サンプル 数
卵	45.5%	59
メロン・すいか	62.0%	19
国産牛	63.3%	76
カキ類	63.6%	10
鶏肉	66.7%	118
リンゴ	67.8%	19
豚肉	67.8%	190
輸入果実	68.1%	163
葉菜	69.2%	391
ツチモノ	72.0%	306

図表6

非計画購買率が高い生鮮10カテゴリー

カテゴリー名	非計画 購買率	サンプル 数
チリメン	91.7%	15
海藻	90.0%	11
精肉加工品	89.1%	14
貝類	86.8%	31
エビ・カニ	86.1%	14
カット果物	83.6%	46
水物	83.5%	35
キノコ	83.1%	137
野菜加工品	82.2%	84
塩干魚	81.3%	28

平均法では参考値としてしか非計画購買率を示せなかったカテゴリーが複数ある。

非計画購買率が低いカテゴリーには卵やメロン・すいか、国産牛などがある。これは計画購買率が高いカテゴリーと言い換えることができ、店舗内で消費者を引き寄せるマグネットの候補となる⁸⁾。また、国産牛、鶏肉、豚肉といった精肉が含まれており、精肉は非

計画購買率が低いという先行研究と同様の結果が得られている。

非計画購買率が高いカテゴリーには、チリメンや海藻といった水産品や、精肉加工品、カット果物などが挙がっている。これらは各部門内において計画購買率が高いカテゴリーの周辺に陳列し、非計画購買を促すことが重要である。

4 まとめ

本稿では、階層モデルを用いて非計画購買率を推定することを提案した。既存の平均を用いた推定法は誤差が大きかったが、階層モデルを用いることによって誤差を抑制することができる。特に、小サンプルのカテゴリーで誤差を抑える効果が大きいことを、シミュレーションによって示した。階層モデルによる推定は、今後の計画・非計画購買調査において利用できる。

新しい推定方法を提案したが、推定結果の利用方法は既存手法と変わらない。計画購買されやすいカテゴリーは客動線コントロールに使用できるし、非計画購買されやすいカテゴリーは陳列位置の工夫によって購買点数と客単価の向上に寄与できる。生鮮食品の場合は、卵やメロン・すいか、国産牛などで非計画購買率が低く、チリメン、海藻、精肉加工品などで非計画購買率が高いことを示した。

今後の課題としては、さらに精緻なモデル構築が挙げられる。清水（1993）によると、既存研究では非計画購買の要因が商品特性、店舗特性、店舗状況、消費者特性によって異なることが示されているが、それらを同時に考慮した分析は不十分である。近年ではInman, Winer and Ferraro(2009)が、階層モデルで消費者特性と商品特性を同時にモデリ

シグしているが、より精緻に2つの特性を区別するモデリングが可能と思われる。この点については、モデルとデータ収集の工夫によって対応できると考えられ、今後の研究発展の方向性の一つといえるだろう。

分布を当てはめたAnsari, Essegaeier and Kohli (2000)を参考にしている。

- 3) 消費者行動の視点でいえば、消費者には来店時点での購買計画があるカテゴリーとないカテゴリーがある。そして前者は計画購買と購買中止に、後者は非計画購買と（非計画での）非購買に分かれる。しかし、この構造をそのままモデリングすると、大量の非購買を扱わなければならない。そのため今回は、計画購買と非計画購買のみを扱うこととした。
- 4) RMSE以外にもバイアスにより推定値の偏りを確認したが、平均法、階層モデルとともにバイアスは極めて小さかった。
- 5) 流通経済研究所（2016）では、カテゴリー・レベルの計画購買率と、ブランド・レベルでの計画購買率を区別した分析方法を記載している。
- 6) 本稿では用いないが、属性（性別、年代、職業、家族人数、未既婚）、来店目的、来店手段、同伴者、メモ持参の有無、決済手段、非計画購買理由などについても聴取している。
- 7) 分析負荷が大きくなるため今回は行わなかったが、JICFS大分類や小分類を用いて、より階層を深くすることも可能である。
- 8) 流通経済研究所（2016）では、購買率（バスケットの中に当該カテゴリーが含まれる割合）を併用し、計画購買率と購買率の両方が高いカテゴリーをパワー・カテゴリーとしている。

〈参考文献〉

- Ansari, A., Essegaeier, S. and Kohli, R. (2000), "Internet Recommendation Systems" *Journal of Marketing Research*, 37(3)
- Inman, J. J., Winer, R. S., Ferraro, R. (2009), "The Interplay Among Category Characteristics, Customer Characteristics, and Customer Activities on In-Store Decision Making" *Journal of Marketing*, 73(5)
- West, C. J. (1951), "Results of Two Years of Study Into Impulse Buying" *Journal of Marketing*, 15(3)
- 大槻博（1980）「スーパーと消費行動」『季刊消費と流通』第4巻4号
- 久保拓弥（2012）『データ解析のための統計モデリング入門：一般化線形モデル・階層ベイズモデル・MCMC』岩波書店
- 清水聰（1993）「非計画購買についての研究（その1 理論編）」『経済研究』、第97号
- 高橋郁夫（1991）「非計画購買の規定要因分析」『杏林社会科学研究』第8巻1号
- 流通経済研究所編（2011）『ショッパー・マーケティング』日本経済新聞出版社
- 流通経済研究所編（2016）『インストア・マーチャンダイジング（第2版）』日本経済新聞出版社

〈注〉

- 1) JICFS分類とは、一般財団法人流通システム開発センターが設定した、消費者にとっての用途や効用による分類を基本原則とした商品分類基準である。
- 2) パラつきに正規分布を仮定しているのは、映画コンテンツの商品別パラメータのパラつきに多変量正規