

# 混合隠れマルコフモデルによる オンライン・オフラインチャネル選択行動の モデリング

中野 暁, 近藤 文代

## 1. はじめに

日本国内の消費者向けEC市場規模は2016年に15兆1358億円に達し、前年比9.9%増の継続した成長を続けている [1]。直近数年では、従来オンラインで購買されにくかった食品や日用品などの消費財分野にも普及が進んでいる。オンラインと実店舗を使い分ける消費者が増えるに伴い、複数チャネルを展開する小売企業や消費財販売メーカーでは、各チャネルに対して販促投資をどのように配分していくかといった喫緊の課題を抱えている [2]。変化を続ける市場の中で企業が戦略を考えていくためには、消費者を起点にその行動を理解していくことが求められる。とりわけ、発達期にある市場では、消費者のチャネル選好の経年変化を捉えていくことが必要になるだろう。

また、企業のマーケティング環境がデジタル化によって大きく変わりつつあることにも注目する必要がある。マーケティングのデジタル化は、(1) 消費者個人に対してのリーチを容易にし、(2) 細かい時間粒度・早いサイクルで消費者に施策を実行できる利点をもたらしている [3]。また、デジタル広告配信などのコミュニケーション施策はTV広告などの伝統的な施策に比べて安価に実施できるため、多くの企業で導入が進んでいる。これに伴い、マーケティングで求められる要素も変わりつつある。従来型のマーケティングで求められる「誰に・どのような施策」を実施すべきかといっ

た要素に加え、「いつ」実施すべきか、すなわち、消費者へアプローチする「タイミング」の概念がより重要になってきていることが、デジタル時代のマーケティングの大きな特徴である。

そこで、本研究では消費者のオンライン・オフラインチャネル選択行動に着目して、その時間的変化を捉えることを狙いとした隠れマルコフモデルを用いたモデリングを提案する。さらに、そのモデルに潜在クラスを導入した混合隠れマルコフモデルにより、消費者間の異質性を捉えていく。そのうえで、実務的意義として、企業のターゲット戦略および施策の実施タイミングに関する知見を導き、デジタルマーケティングへの接点構築を期待する。

## 2. 先行研究のレビューと本研究の課題

### 2.1 マルチチャネル選択行動のモデル化

マルチチャネルを扱う研究はさまざまな文脈で研究が進められている。それらを Verhoef et al. [4] は (1) チャネル効率、(2) チャネル間のショッピング行動、(3) 小売ミックスという三つのトピックに集約している。本研究は二つ目のトピックに位置づけられる。特に、消費者のチャネル選択行動のモデル化に焦点を当てる。

消費者のチャネル選択行動のモデル化を扱う研究では、ロジットモデル [5-7] や回帰モデル [8] が用いられることが多い。また、チャネル選択だけでなく、購買生起や購買量まで捉えることに関心がある場合、その一連のプロセスをモデル化するために Amemiya [9] の Type II Tobit Model や Heckman [10] の Sample Selection Model が用いられることがある [11-13]。日本市場におけるオンライン・オフラインのチャネル選択を扱った研究は非常に少ないが、類似の研究として、猪狩と星野 [14] では購買間隔と購買量を対象に、競合リスクモデルと回帰モデルを用いた同時推定手法を提案している。

なかの さとし  
株式会社インテージ  
〒101-8201 東京都千代田区神田練堀町3  
インテージ秋葉原ビル  
nakano-s@intage.co.jp  
こんどう ふみよ  
筑波大学システム情報系社会工学域  
〒305-8577 茨城県つくば市天王台1-1-1  
kondo@sk.tsukuba.ac.jp  
受付 17.12.5 採択 18.8.23

一方で、これらのモデル化では期中の消費者の選好変化を捉えていない。日本の EC 市場規模は毎年増加を続ける発達期にあることを踏まえると、市場の発達に伴って消費者の選好も移り変わると考えるほうが自然であろう。たとえば、半年前までオンライン購買を行ったことがなかった消費者が、ある時点を境に頻繁にオンライン購買を行うようになるといった現象が起こりうる。実務的な観点で見れば、小売業やメーカーはこうした変化を見越して消費者を理解し、チャンネル戦略を考えていく必要がある。市場調査会社の Nielsen は、調査レポート [15] にて「一度オンラインで購入すると、その後はずっとオンラインなのか?」というリサーチトピックを取り上げている。彼らの調査では、質問調査を集計した結果、耐久財カテゴリやサービスカテゴリでは、一度オンライン購買を経験した消費者は引き続きオンラインを選びやすいが、日用品や食品といった頻繁に購買されるカテゴリでは、購買形態が混在しやすいことを示唆している。購買形態が混在するカテゴリでは、単純な集計だけで消費者を捉えることは難しく、モデル化によるアプローチが有効だと考えられる。

このような問題意識の下で、消費者の選好変化を捉える代表的なモデルとして、隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model; HMM) がある。HMM は消費者行動の背後に有限個の離散的な潜在状態変数を仮定し、ある時点での消費者の行動は潜在状態に基づいて行われるとするモデルである。潜在状態は直接観測できない消費者の心理状態として解釈することも可能であり [16]、同一の消費者内での購買機会ごとの反応の違いを潜在状態 (心理状態) の変化を媒介として捉えていくことが可能になる。HMM はマーケティング分野、とりわけ、顧客関係管理 (CRM) の文脈で幅広く活用されている [16–21]。山口 [16] は HMM が消費者行動の時間的異質性を捉えることができるモデルであることを説明し、その意義を「従来の消費者の異質性を考慮した分析モデルに『タイミング』という単位を加え、消費者 × タイミングというよりきめ細かい単位でマーケティング施策につなげていくことができる」と示唆している。本研究は、市場特性と実務的ニーズの観点からみて、HMM が消費者のチャンネル選択を扱うモデルとして有効に機能することを期待して分析に用いていく。

消費者のチャンネル選択問題への HMM の適用例は少ないが、一部存在している。Chang [22] は洋服を販売する小売業者データにおけるオンライン、実店舗、カタログのチャンネル選択問題に対して、HMM を適用

した。彼らの研究では消費者の購買機会における潜在的な状態に対して、チャンネルごとの購買経験とマーケティング・コミュニケーション回数を共変量として考慮し、それらが与える影響を捉えている。Chang and Zhang [23] では Chang [22] を購買生起、チャンネル選択、購買量の問題へと拡張している。その結果、二つの状態 (inactive 状態: 実店舗を選択しやすい状態、active 状態: オンラインまたは実店舗を選択しやすい状態) を抽出している。また、一度 active 状態になった消費者の維持には、オンラインチャンネル利用経験の蓄積が寄与していることを示唆している。

しかしながら、これらの研究は特定企業の購買者の分析に留まっており、競合企業を含む消費者の購買行動に一般化されていない。また、チャンネル購買形態が混在しやすい日用消費財カテゴリは扱われていない。加えて、チャンネル選択時に影響する要因の考慮も限定的である。以降では、消費者のチャンネル選択に関わる諸要因をレビューし、本研究の課題を提示する。

## 2.2 チャンネル選択に関わる諸要因

消費者のチャンネル選択に関わる要因を Neslin et al. [24] はチャンネル特性、マーケティング変数、社会的影響、チャンネル統合、状況要因、個人差の六つに分類している。表 1 にこれらの要因とその関連研究を示した。本研究で用いる HMM は消費者の購買機会における潜在状態を仮定して消費者反応を捉えていくことに特徴がある。その潜在状態が購買機会に依存する何らかの要因の影響を受けている場合、その要因を共変量として考慮していくことが望ましい [25]。

そこで本研究では Neslin et al. [24] の分類に対して、消費者固有の特性と購買機会に依存する特性という視点を加えた。本研究における消費者固有の特性とは、その消費者が有する環境の特性、社会経済的特性、心理的特性と捉え、購買時にその状況が容易に変わらないものとして扱う。一方、購買機会に依存する特性は、消費者が購買する商品に依存する特性 (e.g., 商品価格、値引き、品揃え、取引コスト)、マーケティング変数、状況要因 (e.g., 天気、週末)、購買経験の蓄積として捉え、購買機会ごとに可変であり、消費者の潜在状態に寄与しうる要因として扱う。これにより、本研究では、消費者固有の特性によって消費者間の違いを説明し、購買機会に依存する特性によって同一消費者内の状態を説明していくことを目指していく。

## 2.3 本研究の課題

既存研究を整理すると、マルチチャンネル選択行動のモデル化の課題は二つに集約できる。

表 1 マルチチャネル選択に関わる諸要因

要因		消費者固有の特性	購買機会に依存する特性	文献
チャネル特性	商品価格・値引き		✓	Chu et al. [5, 6], Breugelmans and Campo [12], Fassnacht and Unterhuber [26], Gensler et al. [27]
	品揃え		✓	Chu et al. [6], Melis et al. [7]
	取引コスト		✓	Chintagunta et al. [8]
	チャネル品質・リスク認知	✓		Gensler et al. [27], Falk et al. [28]
	アクセス性, 利便性	✓		Frambach et al. [29]
マーケティング変数	コミュニケーション施策 (e.g., Email, ちらし)		✓	Ansari et al. [11], Chang [22], Chang and Zhang [23], Valentini et al. [30]
	メッセージの内容		✓	Montaguti et al. [31]
社会的影響	ソーシャルプレゼンス	✓		Frambach et al. [29]
チャネル統合	満足やイメージ	✓		Falk et al. [28], Verhagen and Van Dolen [32]
	購買プロセス	✓		Frambach et al. [29], Verhoef et al. [33], Konus et al. [34]
状況要因	物理条件 (e.g., 天気)		✓	Chintagunta et al. [8]
	時事条件 (e.g., 週末)		✓	Chintagunta et al. [8]
個人差	過去の購買経験		✓	Melis et al. [7], Chang [22], Chang and Zhang [23], Falk et al. [28]
	デモグラフィック属性	✓		Chu et al. [6], Chintagunta et al. [8], Konus et al. [34], Sands et al. [35]
	心理属性	✓		Konus et al. [34], Sands et al. [35]

第一に、EC 市場の発達に伴い、消費者の選好も変化  
 する中で、その変化を捉えるモデルを構築すること  
 である。本研究では HMM を用いて一度オンラインで購  
 買した消費者（初回オンライン購買者）のチャネル選  
 択を捉えていく。初回オンライン購買者を対象にした  
 チャネル選択分析には Melis et al. [7] など一部の例が  
 あるが、消費者選好の変化を捉えたものではない。ま  
 た、モデルのアプローチが有効だと考えられる日用品  
 や食品といった頻繁に購買され、購入形態が混在しや  
 すいカテゴリを対象として扱う。

第二に、チャネル選択問題に HMM を適用した先行  
 研究 [22, 23] で扱われていない諸要因を考慮してい  
 くことである。本研究では、消費者固有の特性と購買機  
 会に依存する特性を考慮することでモデルの精緻化を  
 図る。また、特定企業ではなく、競合企業を含む市場全  
 体を把握した研究は少なく、研究の発展が求められる。

結果として、以下の示唆を得ることを狙いとする。  
 (1) 消費者の購買機会時の状態を捉えることで、施策を  
 打つべきタイミングに関する示唆を得る。(2) 初回オン  
 ライン購買後、オンラインで購買し続ける消費者とそ  
 うでない消費者の差異を特定する。(3) 購買機会時の  
 消費者の状態に影響する要因を特定する。そのうえで、  
 モデルによって得られた結果をデジタルマーケティング  
 へ適用していく場合の実務的知見を導いていく。

### 3. データ

株式会社インテージが保有する全国消費者パネル調  
 査 (SCI) を使用する。SCI はホームスキャン方式で収  
 集されたパネルデータであり、全国の 15~69 歳の男  
 女 5 万人の消費者から、継続的に日々の購買情報を収  
 集している。SCI 協力者はインテージが保有するオン  
 ラインモニター組織を母体に、全国 11 エリア×性別  
 ×未既婚×年代を設計として、割当法によりサンプリ  
 ングされている。本研究では SCI データのうち、ヘア  
 ケアカテゴリ（シャンプー、リンス、トリートメント、  
 アウトバスヘアケア）を対象にする。ヘアケアカテ  
 ゴリは日用消費財の中では比較的オンライン購入率が高  
 く、伸び率も高いため、分析市場として適切であると  
 本研究では判断した。

本研究では 2015 年 7 月~2017 年 6 月の 24 カ月の  
 データを得た。初回オンライン購買者を分析した Melis  
 et al. [7] を参考に、このデータを初期化期間（2015 年  
 7 月~12 月の 6 カ月）、推定期間（2016 年 1 月~2017 年  
 3 月の 15 カ月）、検証期間（2017 年 4 月~6 月の 3 カ  
 月）に区切って使用する。まず、初期化期間は初回オ  
 ンライン購買者を識別するための期間である。本研究  
 では初期化期間のうち、一度もオンライン購買をして  
 いない人を初回オンライン購買者として識別する。実

表2 対象者選定ファネル

選定ファネル	<i>n</i>
推定期間中、対象カテゴリの購買が一度以上ある購買経験者	29,299
推定期間中、対象カテゴリのオンライン購買が一度以上ある経験者	9,007
推定期間中、5回以上購買機会があった対象者	5,980
推定期間の最初の3カ月間でオンライン購買が観測された対象者	3,095
初期化期間において、オンライン購買が観測されなかった対象者	1,332

表3 記述統計

	推定期間	検証期間
サンプルサイズ	1,332	1,332
期間	2016年1月～ 2017年3月	2017年4月～ 2017年6月
購買機会数	14,143	2,810
平均購買機会数	10.6	2.1
全購買機会に占める		
オンライン購買割合	43.9%	38.5%
オフライン購買割合	56.1%	61.5%
個人ごとのオンライン購買割合の分布		
20%未満	24.2%	36.0%
20%以上 40%未満	23.9%	9.1%
40%以上 60%未満	17.3%	11.5%
60%以上 80%未満	15.6%	4.8%
80%以上	19.0%	20.4%
購買機会なし	—	18.2%

際には対象者が2015年7月以前にオンライン購買を行っている場合も考えられるが、本研究では、推定期間以前にオンライン購買の習慣が形成されていない人を抽出する狙いでこの操作を行っている。次に、推定期間はモデル推定に用いる期間である。推定期間の最初の3カ月間でオンライン購買が観測された人を分析対象者とする。推定期間のデータは最初のオンライン購買機会以降のデータを対象とし、消費者ごとに異なる観測期間を設定している。最後に、検証期間は推定されたモデルの精度を評価する期間であり、モデルの精度を推定値との比較において確認する際に使用する。また、一定程度、対象カテゴリに対して購買がある人々を対象とするため、猪狩と星野 [14] と同様に推定期間中、5回以上カテゴリ購買をチャンネルにかかわらず行った人を対象とする。結果として、本研究では1,332名を分析対象者とした。表2にこれらの対象者選定を順次行った結果、表3に記述統計を示した。

なお、本研究では購買経験者のうち、5%未満の分析対象者を抽出しているが、この比率は初回オンライン購買者を抽出した Melis et al. [7] と同程度であり、妥当

であると考えられる。より詳細には、彼らは食品カテゴリ全般の購買について10%未満の抽出を行っているが、本研究は特定カテゴリの分析のため、猪狩と星野 [14] の条件を加味すれば、同程度である。また、日用消費財カテゴリは2.1節で述べたように、今後のオンライン購買の伸びが期待されるため、初回オンライン購買者に焦点を当てて研究することには意義がある。

## 4. モデル

### 4.1 モデル定義

本節では分析に用いる混合隠れマルコフモデルを紹介する。 $y_{it}$  を消費者  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) の  $t$  回目の購買機会 ( $t = 1, \dots, T_i$ ) におけるチャンネル選択試行 (確率変数  $Y_{it}$ ) の実現値とする。オフラインを選択した場合、 $y_{it} = 0$ 、オンラインを選択した場合  $y_{it} = 1$  とする。隠れマルコフモデルでは消費者の選択の背後に離散的な潜在状態  $Z_{it}$  ( $Z_{it} = k_t$ )、 $k_t = 1, \dots, K$  を仮定する。各消費者の潜在状態は1次のマルコフ過程の仮定に従って動的に変化する。これにより消費者の嗜好変化を捉えることが可能になる。潜在状態は直前の状態にのみ依存し、それ以前の状態変化からは独立していると仮定される。さらに、本研究ではこのモデルに潜在クラス  $W_i$  ( $W_i = l$ )、 $l = 1, \dots, L$  を導入する。消費者を潜在クラスに確率的に所属させた後、複数の潜在クラスごとの隠れマルコフモデルを混合させたものは「混合隠れマルコフモデル」と呼ばれ、本研究ではこのモデルを用いていく。

まず、消費者  $i$  の購買機会  $T_i$  に至るまでのチャンネル選択における同時確率は式 (1) で表すことができる。

$$\begin{aligned}
 P(Y_{i1} = y_{i1}, \dots, Y_{iT_i} = y_{iT_i}) &= \sum_{l=1}^L \sum_{k_1=1}^K \dots \sum_{k_{T_i}=1}^K \\
 P(Y_{i1} = y_{i1}, \dots, Y_{iT_i} = y_{iT_i} | Z_{i1} = k_1, \dots, Z_{iT_i} = k_{T_i}) &\times P(Z_{i1} = k_1, \dots, Z_{iT_i} = k_{T_i} | W_i = l) P(W_i = l) \\
 &= \sum_{l=1}^L P(W_i = l) \sum_{k_1=1}^K \dots \sum_{k_{T_i}=1}^K \\
 &\left[ \prod_{t=1}^{T_i} P(Y_{it} = y_{it} | Z_{it} = k_t, W_i = l) \right. \\
 &\times \prod_{t=2}^{T_i} P(Z_{it} = k_t | Z_{i,t-1} = k_{t-1}, W_i = l) \\
 &\left. \times P(Z_{i1} = k_1 | W_i = l) \right] = \sum_{l=1}^L P(W_i = l) L_{iT_i l}
 \end{aligned} \tag{1}$$

ここで、 $P(W_i = l)$  は消費者  $i$  の潜在クラス  $l$  への所

属確率,  $L_{iT_i l}$  は消費者  $i$  の尤度を表している. 本モデルにおける対数尤度は消費者  $i$  の対数尤度を足し上げることにより式 (2) で表すことができる.

$$\ln L = \sum_{i=1}^N \ln \left[ \sum_{l=1}^L P(W_i = l) L_{iT_i l} \right] \quad (2)$$

式 (1) はモデルの構成要素である潜在クラスへの所属確率, 状態依存分布, 状態遷移確率, 初期状態確率を表している. 以降では, 各要素について説明する.

まず, チャンネル選択は潜在状態と潜在クラスに依存した確率分布 (状態依存分布) に従って発生すると仮定する. 本研究ではチャンネル選択試行の実現値  $y_{it}$  が二値変数であることから, 確率変数  $Y_{it}$  の分布をベルヌーイ分布と仮定する.

$$\begin{cases} P(Y_{it} = 0 | Z_{it} = k_t, W_i = l) = 1 - p_{kl} \\ P(Y_{it} = 1 | Z_{it} = k_t, W_i = l) = p_{kl} \end{cases} \quad (3)$$

次に, 潜在クラスへの所属確率は消費者  $i$  の固有の共変量  $\mathbf{d}_i$  を用いた多項ロジットモデルを用いて式 (4) で表現する.

$$P(W_i = l) = \frac{\exp(\gamma_{l0} + \mathbf{d}_i' \boldsymbol{\gamma}_l)}{\sum_{l=1}^L \exp(\gamma_{l0} + \mathbf{d}_i' \boldsymbol{\gamma}_l)} \quad (4)$$

ここで,  $\boldsymbol{\gamma}_l$  は係数ベクトル,  $\gamma_{l0}$  は定数項である. ロジットモデルの識別性のため,  $\gamma_{l0} = 0, \boldsymbol{\gamma}_l = \mathbf{0}$  という制約をおく. また,  $0 < P(W_i = l) < 1, \sum_{l=1}^L P(W_i = l) = 1$  である.

また, 購買機会  $t-1$  回目から  $t$  回目の潜在状態の変化は, 個人  $i$  がもつ状態遷移確率の行列 (遷移確率行列)  $Q(Z_{it}, Z_{it-1})$  に従って発生すると仮定し, 式 (5) で表現する. その要素  $q_{ih, f} = P(Z_{it} = f | Z_{it-1} = h)$  は  $t-1$  回目の状態  $h$  から  $t$  回目の状態  $f$  への遷移確率を表す.

$$Q(Z_{it}, Z_{it-1}) = \begin{bmatrix} q_{i11} & \cdots & q_{i1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{iK1} & \cdots & q_{iKK} \end{bmatrix} \quad (5)$$

遷移確率行列は潜在状態の数  $K$  により  $K \times K$  の形式をとる. ただし,  $\sum_{f=1}^K q_{ih, f} = 1, 0 \leq q_{ih, f} \leq 1$  である. 本研究では状態の遷移が起きた場合 (すなわち,  $h \neq f$ ) の確率を, 購買機会  $t$  に依存する共変量  $\mathbf{x}_{it}$  を用いた遷移ロジットモデル (transition logit model) により式 (6) で表現する. 状態の遷移が起きない場合

(すなわち,  $h = f$ ) は 0 に固定する.

$$\log \frac{P(Z_{it} = f | Z_{it-1} = h, W_i = l, \mathbf{x}_{it})}{P(Z_{it} = h | Z_{it-1} = h, W_i = l, \mathbf{x}_{it})} = \begin{cases} \boldsymbol{\theta}_{lh f_0} + \mathbf{x}_{it}' \boldsymbol{\theta}_{lh f} & \text{for } h \neq f \\ 0 & \text{for } h = f \end{cases} \quad (6)$$

ここで,  $\boldsymbol{\theta}_{lh f}$  は  $l$  番目の潜在クラスにおける状態  $h$  から  $f$  への遷移における係数ベクトルであり,  $\boldsymbol{\theta}_{lh f_0}$  は定数項である.

初期状態確率  $P(Z_{i1} = k_1 | W_i = l) = \boldsymbol{\pi}_i$  は, 消費者  $i$  の  $K$  次元ベクトルによって  $\boldsymbol{\pi}_i = (\pi_{i1}, \pi_{i2}, \dots, \pi_{iK})'$  と表せる. 本研究の場合, 遷移確率行列に時間によって変化する共変量  $\mathbf{x}_{it}$  を組みこんでいるため, 遷移確率行列に定常分布の存在を常に仮定することができない. そこで, Netzer et al. [19] や山口 [16] と同様に,  $\boldsymbol{\pi}_i = \boldsymbol{\pi}_i \overline{\mathbf{Q}}_{iw}, \sum_{k=1}^K \pi_{ik} = 1$  という式を解くことにより,  $\boldsymbol{\pi}_i$  を求める. ただし,  $\overline{\mathbf{Q}}_{iw}$  は, 各潜在クラスに属する全消費者および全期間の共変量の平均値を用いて, (5) および (6) 式で推定されたパラメータから計算した消費者  $i$  の遷移確率行列である.

パラメータの推定には EM アルゴリズムの一種である Baum-Welch アルゴリズムを用いる. また, 本研究では提案モデルの妥当性を検証するため, 潜在クラス数と潜在状態数を変化させ, 推定期間データにおけるベイズ情報量規準 (BIC) および検証期間データにおけるヒットレートを基準にモデル選択する. BIC によるモデル選択は隠れマルコフモデルを用いた多くの先行研究で用いられており, 本研究でも同様の規準を採用する [18, 20, 23]. これらの議論によって消費者間での違い (潜在クラス) を区別すべきか, 消費者内での違い (潜在状態) を区別すべきかを判断することが可能になる. 潜在クラス, 潜在状態をともに 1 にした場合は,  $y_{it}$  を目的変数,  $\mathbf{x}_{it}$  を説明変数としたロジスティック回帰モデルに相当する. 潜在状態が 1 の場合は, 潜在クラスモデル [36] に相当する. 潜在クラス数が 1 の場合は, 隠れマルコフモデルに相当する.

## 4.2 共変量定義

まず, 潜在クラスを規定する共変量  $\mathbf{d}_i$  に用いる消費者固有の特性について説明する. 本研究ではデモグラフィック属性によって消費者間の違いを表現する. デモグラフィック属性は実務上, 一般的な企業でも入手しやすく, 企業のマーケティング・プラン策定の際に役立てやすい. そのため, 潜在クラスを用いた研究でセグメンテーションの変数として用いられる場合が多い [14]. 本研究では, 性別 (男性を 1 とするダミー変

表 4 共変量定義

購買経験	
カテゴリーの オンラインチャネル利用経験	当該カテゴリーのオンラインチャネルでの $t-1$ 期までの購入金額の累積和
日用消費財全般の オンラインチャネル利用経験	日用消費財全般のオンラインチャネルでの $t-1$ 期までの購入金額の累積和
購買シーン	
値引き率	通常価格を 1 としたときの販売価格の掛け率. $t$ 期に購買された商品の合計で算出
高価格商品	$t$ 期に購買した商品の定価が 1,000 円以上のものを含む場合 1, そうでない場合 0
低価格商品	$t$ 期に購買した商品の定価が 300 円以下のものを含む場合 1, そうでない場合 0
まとめ買い	$t$ 期に購買した商品の個数
マイナーブランド	$t$ 期に購買した商品 (ブランド) が分析対象者内の購入率の順位 30 位以下の場合 1, そうでない場合 0. 購入率は容量の違いは考慮せず, ブランド単位で算出
休日	$t$ 期が休日の場合 1, そうでない場合 0

数), 年齢 (連続変数), 家族人数 (連続変数), 子供有無 (17 歳以下の子供がいる場合 1, そうでない場合 0), 職業 (フルタイムジョブ; フルタイムの職についている場合 1, そうでない場合 0) を変数に用いる.

次に購買機会に依存する共変量  $x_{it}$  について説明する. 2.2 節で示した要因を購買経験に関する要因と購買シーンに関する要因に分ける. 表 4 にその定義を示した.

購買経験には Chang and Zhang [23] と同様の定義を採用し, 本研究の分析対象であるヘアケアカテゴリーのオンライン購入金額の  $t-1$  期までの累積和を用いる. 購買経験を扱った先行研究 [7, 22, 23, 28] に基づけば, 当該カテゴリーのオンライン購買経験の増加は, 消費者のオンライン選択に影響を与えることが予想される. その一方で, 当該カテゴリーの経験だけでなく, 消費者の購買習慣が全般的にオンラインへとシフトし, チャネル選好が変化する場合も考えられるだろう. 実際に Kumar and Venkatesan [37] ではマルチチャネル購買者の特徴として, 複数カテゴリーを横断した購買が多い傾向を挙げている. そこで, 本研究では日用消費財全般の購買経験を変数に追加する. 具体的には, 日用消費財全般のオンライン購入金額の  $t-1$  期までの累積和を変数として用いる. 日用消費財全般は SCI の全カテゴリーデータを対象とし, 食品 (生鮮・惣菜・弁当を除く), 飲料, 日用雑貨品, 化粧品, 医薬品を含んでいる.

購買シーンに関する要因には次の六つを用いる. 第一は値引き率である. 価格の安さはオンラインで商品を購入する動機になり, オンライン価格が店頭価格に比べて大きく値引きされている場合, オンラインでの購入につながりやすい [5, 26]. 本研究では  $t$  期に購買された商品の値引き率を用いることによって, 値引きの大きさとチャネル選択の関係を捉えていく. 第二, 第三

は価格帯である. 洋服などの高価格な商品に比べ, 日用消費財は低価格であるがゆえに, オンライン購買にかかる余剰コスト (e.g., 配送費や配送時間) に関してオフラインでの購買がされやすい [7, 8]. 一方で, ヘアケア商品のように価格帯が広く, 高価格な商品も多く存在するカテゴリーでは必ずしもその関係が当てはまるとはいえない. そこで, 本研究では  $t$  期に購買された商品に対する高価格または低価格のダミー変数を用いる. 高価格商品はオンラインの選択, 低価格商品はオフラインの選択に影響を与えると考えられる. 第四はまとめ買いである. 購買時の品数が多いほど, オンラインでの購買はされやすくなる [8, 38]. これにはサイズや重量に関して, 持ち運び時の負担を避けたい消費者の傾向が関係している. 本研究では購入時の商品の個数を変数として用いる. 第五はマイナーブランドである. 店頭に置くことができる商品の種類は限られているため, オンラインチャネルの強みは希少性の高い商品やロングテール商品を取り揃えて販売できることにある [4]. 特にヘアケアカテゴリーのように市場に多数の商品が存在する場合には, 欲しい商品が店頭で入手できるとは限らない. 本研究では購入者の少ないマイナーブランドを購入する場合をダミー変数として用いる. 第六は休日である. オンライン購買は場所や時間を問わず行うことができる. Chintagunta et al. [8] によれば, 休日よりも平日のほうがオンラインで購買する傾向が高まることが示唆されており, 時間的に余裕がある休日はオフラインで購買されることが推察される. 本研究では休日のダミー変数を用いる.

## 5. 実証分析

### 5.1 モデル選択

表 5 にモデル選択結果を示した. BIC により, 推定

表5 モデル選択結果

	クラス数	状態数	対数尤度	BIC	ヒットレート (検証期間)
Logistic Regression	1	1	-7021.2	14107.1	78.9%
Latent Class Model	2	1	-6478.8	13130.3	83.7%
	3	1	-6344.5	12969.6	85.6%
	4	1	-6298.7	12985.9	85.9%
HMM	1	2	-6265.9	12661.3	87.2%
	1	3	-6221.5	12831.5	86.8%
	1	4	-6223.3	13223.5	86.1%
Mixture HMM (提案モデル)	2	2	-5837.7	11977.5	89.8%
	<b>3</b>	<b>2</b>	<b>-5739.6</b>	<b>11954.1</b>	<b>90.3%</b>
	4	2	-5689.2	12025.9	90.1%
	2	3	-5753.6	12327.4	89.6%
	3	3	-5684.5	12620.9	89.4%

表6 セグメントの記述統計

		Segment 1	Segment 2	Segment 3	全体
セグメント概要	特徴	スイッチャー	オフライン復帰型	オンライン継続型	
	人数	516	467	349	1,332
	セグメントサイズ	38.7%	35.1%	26.2%	100.0%
	オンライン購買割合	45.0%	20.8%	78.3%	43.9%
	オフライン購買割合	55.0%	79.2%	21.7%	56.1%
デモグラフィック 集計	性別 (男性=1)	0.09	0.06	0.22	0.11
	年齢	42.99	44.67	42.69	43.56
	家族人数	3.08	3.06	2.94	3.04
	子供有無	0.45	0.34	0.39	0.39
	フルタイム就業	0.32	0.35	0.34	0.34

された潜在クラス数は3, 状態数は2をベストモデルとして選択した。また, 検証期間データにおけるヒットレートの観点からも同様の結果が支持された。これにより, 消費者のチャネル選択問題においては, 消費者間の違いと消費者内での違いをともに区別することが有効であるという示唆が得られた。

## 5.2 消費者間の違い

得られた潜在クラス・セグメントについて説明する。表6に推定期間におけるセグメントの記述統計を示した。最も構成人数比率が高いSegment 1 (38.7%)はオンライン購買割合が45.0%, オフライン購買割合が55.0%と約半数ずつであり, スwitchャー傾向をもつ人たちであることがわかる。2番目に比率が高いSegment 2 (35.1%)はオンライン購買割合が20.8%, オフライン購買割合が79.2%とオフライン復帰傾向をもつ人たちである。最も比率が低いSegment 3 (26.2%)はオンライン購買割合が78.3%, オフライン購買割合が21.7%とオンラインを継続する傾向をもつ人たちである。これらの傾向を直感的に理解するため, 図1に初

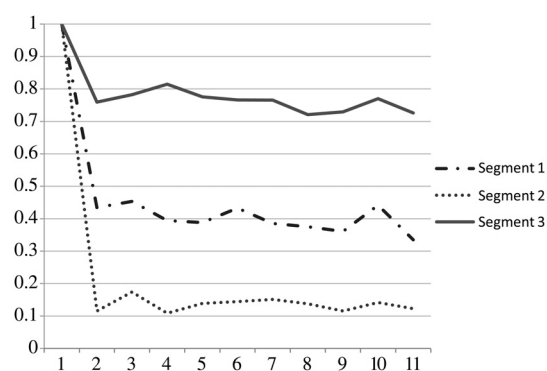


図1 購買機会とチャネル選択比率のプロファイリング

回購買機会から10回目までのチャネル選択比率のプロファイリングを示した。初回購買機会は分析の設定上, すべての対象者においてオンラインが選択され, 1となる。それ以降は購買機会が観測された人を分母として比率を集計している。これを見ると, 初回オンライン購買後, Segment 1はチャネル・スイッチを繰り返していること, Segment 2はオフライン購買に戻っていくこと,

表7 潜在クラスのパラメータ  $\gamma_l$  の推定結果

	Segment 1	Segment 2			Segment 3				
		coef.	s.e.	p-value	coef.	s.e.	p-value		
定数項	—	$\gamma_{21}$	-0.365	0.510	0.47	$\gamma_{31}$	0.346	0.490	0.48
性別 (男性=1)	—	$\gamma_{22}$	-0.348	0.343	0.31	$\gamma_{32}$	1.069	0.280	0.00**
年齢	—	$\gamma_{23}$	0.003	0.009	0.70	$\gamma_{33}$	-0.011	0.009	0.22
家族人数	—	$\gamma_{24}$	0.095	0.088	0.28	$\gamma_{34}$	-0.095	0.096	0.32
子供有無	—	$\gamma_{25}$	-0.498	0.226	0.03**	$\gamma_{35}$	-0.100	0.238	0.67
職業 (フルタイム)	—	$\gamma_{26}$	0.054	0.203	0.79	$\gamma_{36}$	-0.308	0.222	0.17

Segment 3 はオンライン購買を続けることがわかる。

表7に潜在クラスのパラメータ  $\gamma_l$  の推定結果を示した。Segment 1 を基準群とした場合、Segment 2 は子供有無が負に5%有意、Segment 3 は男性が正に1%有意であった。セグメントの記述統計からも同様の結果が見て取れる。本研究の結果からは、性別と子供有無が消費者間の違いに影響していることが示唆された。

### 5.3 消費内の違い

推定された二つの潜在状態について説明する。まず、状態依存分布のパラメータ  $p_{kl}$  の推定結果から、各状態にいるときの {オフライン選択確率  $1-p_{kl}$ , オンライン選択確率  $p_{kl}$ } の平均値を計算する。全サンプルにおいて、状態1にいるときの {オフライン選択確率, オンライン選択確率} は、{97.8%, 2.2%} であり、状態2にいるときは {0.1%, 99.9%} であった。すなわち、状態1はオフラインを選択しやすい状態を表すのに対して、状態2はオンラインを選択しやすい状態を表している。この傾向は各セグメントでも同様であり、状態1にいるとき、Segment 1 では {98.3%, 1.7%}, Segment 2 では {97.1%, 2.9%}, Segment 3 では {99.6%, 0.4%}, 状態2にいるとき、Segment 1 では {0.2%, 99.8%}, Segment 2 では {0.1%, 99.9%}, Segment 3 では {0.1%, 99.9%} であった。以降、本研究では状態1を inactive 状態、状態2を active 状態と呼ぶ。

なお、本研究では、購買チャネル数と潜在状態数が一致するモデルが採用され、inactive 状態とオフライン選択、active 状態とオンライン選択に対応関係が見られる。この場合、 $1-p_{kl}$  は測定誤差 (measurement error) として捉えることができる。Van de Pol and Leeuw [39] によれば、社会科学分野のような測定誤差を伴う分析対象では、測定誤差を許容しないマルコフモデル (本研究の場合  $P(Y_{it} = y_{it} | Z_{it} = k_t, W_i = l) = 1$  を仮定したモデル) に比べ、隠れマルコフモデルは測定誤差を許容できる点に優位性があることが示唆されている。付録に本研究の提案モデルとマルコフモデルを比較した結果を記載した。本研究でも Van de Pol and Leeuw [39] の示

表8  $t$  期,  $t-1$  期の状態遷移行列

$t$ 期	全体		$t-1$ 期	
			inactive	active
$t$ 期	全体	inactive	77.5%	44.0%
		active	22.5%	56.0%
Segment 1		inactive	66.9%	55.0%
		active	33.1%	45.0%
Segment 2		inactive	91.2%	80.4%
		active	8.8%	19.6%
Segment 3		inactive	38.6%	20.1%
		active	61.4%	79.9%

唆と同様に、隠れマルコフモデルの優位性が確認された。

表8に、 $t-1$  期の購買機会から  $t$  期に遷移するにつれて、状態がどの程度変化しているかを表す状態遷移行列を示した。これにより、各セグメントの状態の固定しやすさを解釈することができる。初回オンライン購買以降、inactive 状態へ固定しやすいのが Segment 2 であり、active 状態へ固定しやすいのが Segment 3 である。この結果は、後述する遷移行列のパラメータの定数項  $\theta_{lhfo}$  にも表れている。

表9に遷移確率行列のパラメータ  $\theta_{lhf}$  の推定結果を示した。係数の符号が正の場合、状態  $h$  から状態  $f$  への変化が起きやすく、負の場合、起きにくいことが解釈できる。また、セグメント間で係数の符号が同じ場合、すべての消費者で行動が類似し、異なる場合、セグメント特有の行動が表れていると解釈できる。

オンライン購買経験の与える影響は、セグメント間で違いが見られた。オフライン復帰型ではカテゴリの経験が有意になり、active 状態への遷移に影響を与えている。同様に、オンライン継続型では、カテゴリの経験が active 状態への遷移につながる正に有意な係数をとっている。また、日用消費財の経験は active 状態のままとどまる (active 状態  $\rightarrow$  inactive 状態に対して負に有意) 傾向が見られた。一方で、スイッチャーでは日用消費財全般のオンライン購買経験が蓄積されるほど active 状態に遷移しやすくなるが、カテゴリの経



表9 遷移確率行列のパラメータ  $\theta_{thf}$  の推定結果

	Segment 1 スイッチャー		Segment 2 オフライン復帰型		Segment 3 オンライン継続型	
	inactive	active	inactive	active	inactive	active
	→active	→inactive	→active	→inactive	→active	→inactive
定数項	-1.047**	0.373	-4.299**	3.776**	0.763	-0.786**
カテゴリのオンライン購買経験	-5.903**	5.349**	9.164**	-5.637**	5.567**	-1.676
日用消費財全般のオンライン購買経験	0.678**	-0.770**	0.047	-0.135	0.036	-0.289**
値引率	-4.279**	4.971**	-1.008*	3.080**	-1.268*	1.277**
高価格	3.303**	-2.870**	4.103**	-6.314**	-1.175**	-0.507**
低価格	-8.221**	8.246**	-2.359	1.199	-1.952**	1.840**
まとめ買い	1.493**	-1.718**	0.290**	-0.541**	0.357**	-0.702**
マイナーブランド	1.669**	-1.496**	-1.160**	3.067**	0.714**	-0.517**
休日	-0.447**	0.565**	-0.510**	0.377	-0.155	-0.215

\*\* 5%有意, \* 10%有意

験は逆に inactive 状態への遷移に影響している。

オフライン復帰型およびオンライン継続型において、カテゴリのオンラインチャネル利用経験の蓄積がオンライン選択に影響を与えていた点は、Melis et al. [7] や Chang and Zhang [23] の知見と整合する。一方で、本研究ではスイッチャーに関する知見を新たに得た。スイッチャーでは日用消費財全般の EC 市場規模が拡大し、オンライン購買習慣が形成されていくにつれ、当該カテゴリのオンライン選択が高まっていくことが推察される。

次に購買シーンについて考察する。係数の符号が同じであるのは、値引率、低価格商品、まとめ買いであった。このうち、値引率、まとめ買いはすべてのセグメントで有意であった。逆に、係数の符号が異なるのはマイナーブランド、高価格商品、休日であった。マイナーブランドを購入する場合、スイッチャーとオンライン継続型ではオンラインで購入しやすくなるが、オフライン復帰型はオフラインで購入しやすくなる。希少性の高い商品を取り揃えることはオンライン購入を加速させる要因であるが [4]、オフライン復帰型の場合は必ずしもそうではなく、店頭での実物の確認を必要としていることが推察される。高価格商品を購入する場合、スイッチャーとオフライン復帰型では active 状態への遷移に影響するが、オンライン継続型では状態変化につながらない。また、休日はスイッチャーとオフライン復帰型では inactive 状態への遷移に影響していたが、オンライン継続型では係数は有意にならなかった。

## 6. デジタルマーケティングへの実務的示唆

本研究はデジタルマーケティングが進む昨今のビジネス環境下において実務的意義をもつ。昨今、企業の

データマネジメントプラットフォーム (DMP) の整備が進み、企業は特定のターゲットに対して、特定の時期に柔軟に広告配信などの施策を打つことが可能になっている。その際に多くの企業の課題になるのが、「誰に」「どんなときに」広告を配信すればよいかを把握することである。本研究の手法では、「誰に」が潜在クラスによって識別され、「どんなときに」が時間的に変化する潜在状態によって識別される。さらに、その情報が離散値 (フラグ) で提供されることも、実務家にとっては扱いやすい。分析で得られたフラグを DMP に入れ込み、実際に広告配信を行って重要業績評価指標 (KPI; Key Performance Indicator) を監査するなどすれば、高速に PDCA を回すことが可能になる。高度な解析を行う分析者 (研究者) とその結果をもとに運用を行う実務家をつなぐ橋渡しが「フラグ」というシンプルな情報であることは、昨今の実務現場およびプラットフォームの仕組み上の要請に適しており、研究と実務をつなぎやすい。具体的な実務現場を想定して一例を挙げると、以下のようなシナリオと活用が考えられる。

シナリオ オフライン専門の小売業者が新規にオンラインでの販売チャネルをオープンした。オンラインチャネルで購買する見込みのある消費者にデジタル広告を配信したい。

活用 配信対象をオンライン継続型およびスイッチャーの active 状態とする。オンライン継続型に優先的に配信を行い、予算とオンラインチャネルでの販売実績を照らして監査を行いながら、不足がある場合、スイッチャーに配信を行っていく。

活用において重要になるのは、広告主 (小売業者やメーカー)、分析者 (研究者)、デジタルマーケティングの運用者が共同の場で議論を進めていくことだと筆

者らは考えている。得てして複雑で実務的導入が難しくなりがちなマーケティング・モデルを、実務家でも簡便に解釈し、運用にのせていけることに、本研究の意義がある。本研究内では予算やシステム構築の都合で、広告配信実験をすることができなかったが、今後検討を進める予定である。

## 7. まとめ

本研究ではオンライン購買者のその後のチャンネル選択の遷移に焦点を当て、混合隠れマルコフモデルを用いて、消費者行動をモデリングする手法を提案した。その結果、三つのセグメント（スイッチャー、オフライン復帰型、オンライン継続型）と二つの潜在状態（active状態、inactive状態）が抽出された。また、本研究の意義は、昨今進みつつあるデジタルマーケティングにおける実務的活用を目指すうえで、分析結果の解釈の容易さと実務家の運用しやすさにあり、その知見を示唆した。本研究の貢献を3点挙げる。

第一はこれまで日本市場において行われていなかったオンライン・オフラインのチャンネル選択問題に対して、その行動を捉える手法を提案した点である。これは現代のマルチチャンネル環境における課題であるオンラインとオフラインの購買行動の統合的な把握 [4] に寄与するものである。また、本研究は初回オンライン購買者のその後のチャンネル選択の変化に焦点をあて、消費者間異質性および消費者内の時間的異質性の考慮が有効であることを示唆した。

第二はオンラインチャンネル利用経験がその後のチャンネル選択に与える影響を捉えた点である。初回購買後、オフラインに戻る人とオンラインで継続的に購入し続ける人には、いずれもカテゴリの購買経験の増加は、オンラインチャンネル選択をしやすい状態への遷移に影響を与えていく。これは購買経験とチャンネル選択を扱った先行研究 [7, 23] の知見を支持する内容である。一方で、スイッチャーのようなチャンネルを変えて購買を行っている人には、他カテゴリも含む全般的なオンライン購買習慣の形成が影響することを本研究では新たに示唆した。

第三は購買シーンの影響である。本研究では、全消費者で共通する傾向を有するもの（値引率、低価格商品、まとめ買い）とセグメント特有の傾向を有するもの（マイナーブランド、高価格商品、休日）を得た。マイナーブランドの購買はオンラインを選択しやすい状態への遷移に影響を与えるものの、オフラインに戻りやすい人ではマイナーブランドであっても店頭での購買を重視することが示唆された。また、高価格商品は

オンライン、休日はオフラインを選択しやすい状態への遷移に影響を与えるが、オンラインで継続的に購入し続ける人では状態遷移に影響を与えていなかった。

最後に、本研究の限界と今後の課題を挙げる。本研究で提案した混合隠れマルコフモデルは、離散的な購買機会を扱っており、初回購買からの経過時間を考慮したモデルではない。今後の課題として、連続時間を扱うモデルへの発展が考えられる。また、本研究ではデータ制約上、広告接触やプロモーションの変数を導入できなかった。今後は6節で述べたようにデジタルマーケティングのプラットフォームに本モデルを組み込み、その効果を測定するといった実証研究へ拡張したい。さらに、ブランドやストアの関係を捉えるモデルへと精緻化していくことも考えられる。ブランドやストアに対するロイヤリティや慣性・非慣性行動の関係を捉えていくことで、より多くの学術的知見が得られることが期待される。

**謝辞** 本論文の改訂にあたり、2名の査読者の先生方から大変有益なコメントをいただきました。この場を借りて御礼申し上げます。また、本研究は科研費(17K03989)の助成を受けて実施しました。

## 参考文献

- [1] 経済産業省, 「平成 28 年度我が国経済社会の情報化・サービス化に係る基盤整備 (電子商取引に関する市場調査)」, <http://www.meti.go.jp/press/2017/04/20170424001/20170424001.html> (2017 年 12 月 24 日閲覧)
- [2] 山崎泰弘, “2014 年のショッパー・マーケティング研究の課題と視点,” 流通情報, **45**(5), pp. 34–42, 2014.
- [3] P. S. Leeflang, P. C. Verhoef, P. Dahlström and T. Freundt, “Challenges and solutions for marketing in a digital era,” *European Management Journal*, **32**, pp. 1–12, 2014.
- [4] P. C. Verhoef, P. K. Kannan and J. J. Inman, “From multi-channel retailing to omni-channel retailing: Introduction to the special issue on multi-channel retailing,” *Journal of Retailing*, **91**, pp. 174–181, 2015.
- [5] J. Chu, P. K. Chintagunta and J. Cebollada, “Research note: A comparison of within-household price sensitivity across online and offline channels,” *Marketing Science*, **27**, pp. 283–299, 2008.
- [6] J. Chu, M. Arce-Urriza, J. J. Cebollada-Calvo and P. K. Chintagunta, “An empirical analysis of shopping behavior across online and offline channels for grocery products: The moderating effects of household and product characteristics,” *Journal of Interactive Marketing*, **24**, pp. 251–268, 2010.
- [7] K. Melis, K. Campo, E. Breugelmans and L. Lamey, “The impact of the multi-channel retail mix on online store choice: Does online experience matter?” *Journal of Retailing*, **91**, pp. 272–288, 2015.
- [8] P. K. Chintagunta, J. Chu and J. Cebollada, “Quantifying transaction costs in online/off-line grocery

- channel choice,” *Marketing Science*, **31**, pp. 96–114, 2012.
- [9] T. Amemiya, “Tobit models: A survey,” *Journal of Econometrics*, **24**, pp. 3–61, 1984.
- [10] J. J. Heckman, “Sample selection bias as a specification error,” *Econometrica*, **47**, pp. 153–161, 1979.
- [11] A. Ansari, C. F. Mela and S. A. Neslin, “Customer channel migration,” *Journal of Marketing Research*, **45**, pp. 60–76, 2008.
- [12] E. Breugelmans and K. Campo, “Cross-channel effects of price promotions: An empirical analysis of the multi-channel grocery retail sector,” *Journal of Retailing*, **92**, pp. 333–351, 2016.
- [13] J. Li, U. Konus, F. Langerak and M. C. Wegge-man, “Customer channel migration and firm choice: The effects of cross-channel competition,” *International Journal of Electronic Commerce*, **21**, pp. 8–42, 2017.
- [14] 猪狩良介, 星野崇宏, “Online–Offline チャネルにおける消費者の購買間隔と購買金額の同時モデリング,” オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, **61**(9), pp. 589–599, 2016.
- [15] Nielsen 社, 「食品・日用品オンラインショッピングの未来」, <http://www.nielsen.com/content/dam/niensglobal/jp/docs/report/2017/JP%20Nielsen%20Global%20Connected%20Commerce%20Report%20January%202017.pdf> (2017 年 12 月 24 日閲覧)
- [16] 山口景子, “消費者の心理状態の変化を考慮した動的モデルによる購買量分析,” マーケティング・サイエンス, **23**, pp. 61–78, 2015.
- [17] A. L. Montgomery, S. Li, K. Srinivasan and J. C. Liechty, “Modeling online browsing and path analysis using clickstream data,” *Marketing Science*, **23**, pp. 579–595, 2004.
- [18] R. Y. Du and W. A. Kamakura, “Household life cycles and lifestyles in the United States,” *Journal of Marketing Research*, **4**, pp. 121–132, 2006.
- [19] O. Netzer, J. M. Lattin and V. Srinivasan, “A hidden Markov model of customer relationship dynamics,” *Marketing Science*, **27**, pp. 185–204, 2008.
- [20] S. Li, B. Sun and A. L. Montgomery, “Cross-selling the right product to the right customer at the right time,” *Journal of Marketing Research*, **48**, pp. 683–700, 2011.
- [21] J. Z. Zhang, O. Netzer and A. Ansari, “Dynamic targeted pricing in B2B relationships,” *Marketing Science*, **33**, pp. 317–337, 2014.
- [22] C. W. Chang, *Multichannel Marketing and Hidden Markov Models*, University of Washington, 2012.
- [23] C. W. Chang and J. Z. Zhang, “The effects of channel experiences and direct marketing on customer retention in multichannel settings,” *Journal of Interactive Marketing*, **36**, pp. 77–90, 2016.
- [24] S. A. Neslin, D. Grewal, R. Leghorn, V. Shankar, M. L. Teerling, J. S. Thomas and P. C. Verhoef, “Challenges and opportunities in multichannel customer management,” *Journal of Service Research*, **9**, pp. 95–112, 2006.
- [25] W. Zucchini, I. L. MacDonald and R. Langrock, *Hidden Markov Models for Time Series: An Introduction Using R*, CRC press, 2016.
- [26] M. Fassnacht and S. Unterhuber, “Consumer response to online/offline price differentiation,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, **28**, pp. 137–148, 2016.
- [27] S. Gensler, P. C. Verhoef and M. Böhm, “Understanding consumers’ multichannel choices across the different stages of the buying process,” *Marketing Letters*, **23**, pp. 987–1003, 2012.
- [28] T. Falk, J. Schepers, M. Hammerschmidt and H. H. Bauer, “Identifying cross-channel dissynergies for multichannel service providers,” *Journal of Service Research*, **10**, pp. 143–160, 2007.
- [29] R. T. Frambach, H. C. A. Roest and T. V. Krishnan, “The impact of consumer internet experience on channel preference and usage intentions across the different stages of the buying process,” *Journal of Interactive Marketing*, **21**(2), pp. 26–41, 2007.
- [30] S. Valentini, E. Montaguti and S. A. Neslin, “Decision process evolution in customer channel choice,” *Journal of Marketing*, **75**(6), pp. 72–86, 2011.
- [31] E. Montaguti, S. A. Neslin and S. Valentini, “Can marketing campaigns induce multichannel buying and more profitable customers? A field experiment,” *Marketing Science*, **35**, pp. 201–217, 2015.
- [32] T. Verhagen and W. Van Dolen, “Online purchase intentions: A multi-channel store image perspective,” *Information and Management*, **46**(2), pp. 77–82, 2009.
- [33] P. C. Verhoef, S. A. Neslin and B. Vroomen, “Multichannel customer management: Understanding the research-shopper phenomenon,” *International Journal of Research in Marketing*, **24**, pp. 129–148, 2007.
- [34] U. Konus, P. C. Verhoef and S. A. Neslin, “Multi-channel shopper segments and their covariates,” *Journal of Retailing*, **84**, pp. 398–413, 2008.
- [35] S. Sands, C. Ferraro, C. Campbell and J. Pallant, “Segmenting multichannel consumers across search, purchase and after-sales,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, **33**, pp. 62–71, 2016.
- [36] S. Gupta and P. K. Chintagunta, “On using demographic variables to determine segment membership in logit mixture models,” *Journal of Marketing Research*, **31**, pp. 128–136, 1994.
- [37] V. Kumar and R. Venkatesan, “Who are the multichannel shoppers and how do they perform? Correlates of multichannel shopping behavior,” *Journal of Interactive Marketing*, **19**(2), pp. 44–62, 2005.
- [38] R. A. Briesch, P. K. Chintagunta and E. J. Fox, “How does assortment affect grocery store choice?” *Journal of Marketing Research*, **46**, pp. 176–189, 2009.
- [39] F. Van de Pol and J. A. N. De Leeuw, “A latent Markov model to correct for measurement error,” *Sociological Methods & Research*, **15**, pp. 118–141, 1986.

## 付録. マルコフモデルとの比較

本研究では購買チャネル数と潜在状態数的一致する隠れマルコフモデルが採用されたが、その妥当性を検証するため、チャネル選択を顕在変数としたマルコフモデルとの比較を行った。具体的に本研究の場合、式 (1) に  $P(Y_{it} = y_{it} | Z_{it} = k_t, W_i = l) = 1$  を仮定したモデルがマルコフモデルに相当する。表 10 にマルコフモデルおよびマルコフモデルに潜在クラスを導入したモ

デルとの比較結果を示した。マルコフモデルの中では潜在クラスマルコフモデル（クラス数 = 3）が BIC およびヒットレートの観点から最もあてはまりが良いという結果が得られたが、提案モデルのほうが優れる結果であった。それゆえ、本研究では Van de Pol and Leeuw [39] の示唆と同様に隠れマルコフモデルを支持する。

表 10 マルコフモデルとの比較

	クラス数	対数尤度	BIC	ヒットレート (検証期間)
マルコフモデル	1	-6422.2	12909.1	85.5%
潜在クラス	2	-6051.1	12274.9	87.9%
マルコフモデル	3	-5989.3	12259.2	88.2%
	4	-5938.4	12265.3	88.0%
提案モデル		-5739.6	11954.1	90.3%