

# 隠れマルコフモデルによる 顧客店舗内行動の推定

佐野 夏樹

本稿では、顧客動線データと隠れマルコフモデルを用いて顧客の店舗内行動を推定した二つの研究を紹介する。一つ目の研究は状態推移確率が一定の定常モデルを用いて、通過、立寄りの顧客行動を推定する。次に推定結果と最終的な購入結果を比較することにより、立寄り後非購入確率、通過後購入確率、立寄り確率の三つの売場評価指標を計算する。また提案モデルに基づいてショッピングモーメント効果を検証した結果も紹介する。二つ目の研究として、訪問した売場の種類や売場のバーゲン商品数によって状態推移確率が変化する非定常モデルを紹介する。非定常モデルを用いることで、より直接的に立寄りに寄与する売場やバーゲンの効果を評価することができる。

キーワード：マーケティング、顧客動線、隠れマルコフモデル、ショッピングモーメント効果

## 1. はじめに

従来、顧客の購買行動を理解するために、顧客の商品購入履歴である POS (Point of Sales) データを活用した研究がなされてきた [1]。POS データは顧客がレジにおいて、最終的に購入した商品リストであるが、顧客の店舗内での移動経路を把握するために、顧客動線の研究が古くからなされてきた。顧客動線研究は、かつては、調査員が顧客の行動を目視によって記録することでデータの収集が行われてきたが、近年 RFID (Radio Frequency Identification) 技術の発達により、顧客の店舗内位置を自動的に収集することが可能となっている。

Larson et al. [2] は、顧客が店舗に入店してからレジに至るまでの顧客動線をクラスタリングし、顧客動線のパターンと POS データによる購買結果との関連性を示している。顧客動線データから顧客の移動経路は容易に把握できるが、顧客の売場における行動は、すぐには明らかとならない。本稿では、顧客の売場における行動を状態変数、売場における滞在時間等を観測変数として、隠れマルコフモデルによって売場における顧客行動の推定を行った二つの研究を紹介する。

一つ目の研究 [3] では、状態推移確率が常に一定であるとする定常モデルを用いて、推定した顧客の売場行動から、売場評価のための三つの指標を提案している。これらの評価指標によって、売場の課題を把握するこ

とができる。また提案モデルのその他の活用法として Dhar et al. [4] によって提唱されたショッピングモーメント効果を検証した結果も報告する。ショッピングモーメント効果は、商品の購入がショッピングに勢いをもたらし、以降の商品の購入傾向を強くするという仮説であるが、一つ目の研究では、RFID データと POS データを用いて、一部の顧客にこのような傾向があることを確認した。

二つ目の研究 [5] では、状態推移確率が共変数によって変化する非定常モデルを用いて、売場の種類やその売場のバーゲン商品数が顧客行動に与える影響の評価を行っている。また推定結果を用いて、一定の確率で通過から立寄りに推移するために必要な最低限のバーゲン商品数を示している。これにより、売場担当者がどれくらいの数の商品をバーゲン品に設定すればよいかを判断するうえで有用な情報を得ることができる。

2 節では、二つの研究が分析の対象とするデータの概要について述べ、3 節では、定常モデルによる顧客行動モデル、4 節では、非定常モデルによる顧客行動モデルを示す。5 節において、本研究のまとめを行う。

## 2. データ概要

本稿で紹介する研究では、2009 年 5~6 月に関東地方のあるスーパーマーケットで行った店舗実験のデータを利用している。店舗の売場構成は、図 1 に示すとおりである。顧客動線データは、RFID タグを取り付けたカートの店舗内位置情報を示すストリームデータであり、レジの通過時刻と POS データの時刻情報を参照することで、個別の顧客がどのような売場を移動し、最終的に何を購入したかを把握することが可能と

さの なつき

尾道市立大学経済情報学部

〒 722-8506 広島県尾道市久山町 1600-2

sano@onomichi-u.ac.jp

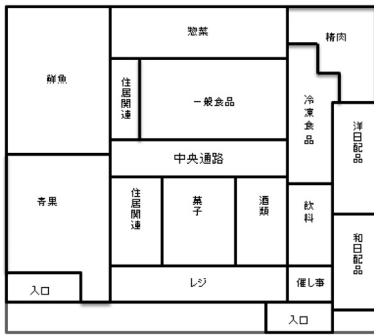


図1 店舗内の売場構成

表1 ある顧客の店舗内行動データ例

時点 $t$	滞在時間 (秒)	購入有無	売場	バーゲン商品数
1	76	1	青果	10
2	111	1	鮮魚	10
3	6	0	惣菜	0
4	3	0	一般食品	14
5	1	0	惣菜	0
6	38	0	一般食品	14
7	5	0	冷凍食品	6
8	12	0	洋日配品	1
9	1	0	和日配品	2
10	1	0	洋日配品	1
11	19	0	和日配品	2
12	7	0	催し事	0
13	29	1	レジ	0

なる。

モデル構築のために、顧客動線データから連続する同一売場での滞在時間を積算し、訪問売場順の滞在時間データを集計する。またPOSデータから訪問売場における購入有無を集計し、チラシから、ある日のある売場のバーゲン商品数を集計する。これらのデータを連結することで表1に示すような店舗内行動データを作成する。

### 3. 隠れマルコフモデルによる行動モデル

#### 3.1 モデル概要

本節では、定常隠れマルコフモデルを用いて顧客行動のモデリングを行う。隠れマルコフモデルは、観測変数の背後にマルコフモデルに従う離散状態変数を想定するモデルである。提案行動モデルでは、“立寄り”、“通過”の二つの顧客行動が状態変数に該当することを想定して、状態数2の隠れマルコフモデルを用いる。状態を  $s^{(i)}, i = 1, 2$ , 状態  $s^{(i)}$  から状態  $s^{(j)}$  へ推移する確率を  $A_{ij}, i, j = 1, 2$  と表記したときの状態推移図

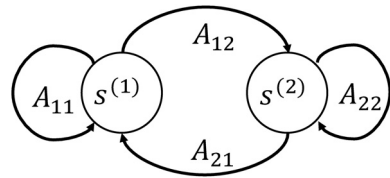


図2 状態推移図

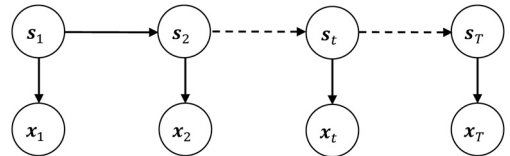


図3 定常隠れマルコフモデルのグラフィカルモデル

を、図2に示す。

時点  $t$  における売場滞在時間  $x_t^{staytime}$ , 購買の有無  $x_t^{purchase}$  を観測変数とし、時点  $t$  の観測変数を  $\mathbf{x}_t = (x_t^{staytime}, x_t^{purchase})$ , 状態変数を  $s_t$  と表記すると定常隠れマルコフモデルのグラフィカルモデルは、図3のように示される。

図3から状態変数のマルコフ性により、 $s_{t-1}$  の状態変数ノードから  $s_t$  の状態変数ノードに矢印が向けられていることがわかる。また  $s_t$  の状態変数ノードから  $x_t$  の観測変数ノードに矢印が向けられている。これは、観測変数  $x_t$  が  $s_t$  に依存した確率分布  $P(x_t | s_t, \theta_{obs})$  に従って出現していることを示している。ここで  $\theta_{obs}$  は、観測変数  $x_t$  が従う確率分布  $P(x_t | s_t, \theta_{obs})$  のパラメータであり、滞在時間  $x_t^{staytime}$  は正規分布  $N(\mu_i, \sigma_i^2)$ , 購買有無  $x_t^{purchase}$  はベルヌーイ分布  $B(p_i)$  に従うものとする  $\theta_{obs} = (\mu_i, \sigma_i^2, p_i)$  である。

各状態の初期状態確率  $\boldsymbol{\pi} = (\pi_i)$ , 推移確率  $\mathbf{A} = (A_{ij})$  とすると、モデル全体のパラメータは  $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, \theta_{obs})$  となる。

図3のグラフィカルモデルから隠れマルコフモデルの同時確率分布は、

$$P(\mathbf{X}, \mathbf{s} | \boldsymbol{\theta}) = P(s_1 | \boldsymbol{\pi}) P(\mathbf{x}_1 | s_1, \theta_{obs}) \prod_{t=2}^T p(s_t | s_{t-1}, \mathbf{A}) P(x_t | s_t, \theta_{obs}) \quad (1)$$

と表せる。ここで  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T)$ ,  $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_T)$  である。パラメータ  $\boldsymbol{\theta}$  の推定は、状態変数  $\mathbf{s}$  が観測できない変数であるため、完全データの対数尤度  $\sum_{\mathbf{s}} \ln P(\mathbf{X}, \mathbf{s} | \boldsymbol{\theta})$  を最大化する代わりに、 $\mathbf{s}$  の事後確率  $P(\mathbf{s} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$  による期待値である次のQ関数の最

表 2 売場行動に対する滞在時間の平均・分散・購入確率

売場行動	滞在時間平均	滞在時間分散	購入確率
通過	14.51	12.38	0.44
立寄り	74.26	54.44	0.76

時間単位 (秒)

表 3 売場別状態推定結果の例 (青果)

顧客番号	売場	状態	購入有無
0001	青果	通過	1
0002	青果	立寄り	1
0002	青果	通過	0
0004	青果	立寄り	1
0006	青果	立寄り	0
⋮	⋮	⋮	⋮

大化を期待値 (E ステップ) と最大化 (M ステップ) を繰り返し計算する EM アルゴリズム [6] によって行う。

$$\begin{aligned}
 Q(\theta, \theta^{old}) &= \sum_s P(s|\mathbf{X}, \theta^{old}) \ln P(\mathbf{X}, s|\theta) \\
 &= \sum_{k=1}^2 \gamma_1(k) \ln \pi_k \\
 &+ \sum_{t=2}^T \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 \xi_t(j, k) \ln A_{jk} \\
 &+ \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^2 \gamma_t(k) \ln P(\mathbf{x}_t | s_t = k, \theta_{obs})
 \end{aligned}$$

ここで  $\xi_t(j, k) = P(s_t = k | s_{t-1} = j, \mathbf{X}, \theta^{old})$ ,  $\gamma_t(k) = P(s_t = k | \mathbf{X}, \theta^{old})$  であり, 更新前のパラメータ  $\theta^{old}$  を用いて計算される。

### 3.2 パラメータ推定結果

次に推定されたパラメータ値に基づいて, 状態  $s_1$ , 状態  $s_2$  を通過, 立寄りのいずれかに対応させる。すなわち, 状態  $s_1$ , 状態  $s_2$  の滞在時間の平均  $\mu_1$  と  $\mu_2$  を比較し,  $\mu_1 < \mu_2$  ならば, 状態 1 を通過, 状態 2 を立寄りとする。  $\mu_1 > \mu_2$  ならば, その逆である。

全顧客に対して, パラメータ  $\theta$  の推定を行い, 通過, 立寄りと判断された状態  $i$  に対してそれぞれ,  $(\mu_i, \sigma_i^2, p_i)$  の平均値を計算した結果を表 2 に示す。

### 3.3 売場評価の指標

次に推定した売場行動に基づいて売場評価のための指標を計算する方法を紹介する。まず, 全顧客に対して時点  $t$  における状態 (売場行動) をビタビアルゴリズム [6] によって推定する。次に, 推定した状態列から特定の売場に関する部分を抜き出す (表 3)。次に, 推定された状態 (売場行動) と実際の購入の有無を集計し, 表 4 のようなコンフュージョンマトリックスを作成し, 次の売場評価指標を計算する。

表 4 コンフュージョンマトリックス

購入有無/状態	通過	立寄り
購入	$n_{11}$	$n_{12}$
非購入	$n_{21}$	$n_{22}$

表 5 推定売場行動による売場評価指標

	立寄り時非購入確率	通過時購入確率	立寄り確率	
催し事	0.999	青果 0.914	青果	0.532
レジ	0.840	一般食品 0.868	鮮魚	0.499
洋日配	0.645	鮮魚 0.817	一般食品	0.387
冷凍食品	0.596	和日配 0.813	和日配	0.359
酒類	0.480	精肉 0.752	惣菜	0.315
飲料	0.438	惣菜 0.544	菓子	0.313
中央通路	0.411	菓子 0.504	精肉	0.299
住居関連	0.365	中央通路 0.441	住居関連	0.280
惣菜	0.298	住居関連 0.355	中央通路	0.272
菓子	0.242	飲料 0.329	レジ	0.259
精肉	0.127	酒類 0.215	酒類	0.207
和日配	0.121	冷凍食品 0.199	冷凍食品	0.202
鮮魚	0.112	洋日配 0.192	洋日配	0.197
青果	0.061	レジ 0.100	飲料	0.196
一般食品	0.059	催し事 0.001	催し事	0.137

$$\begin{aligned}
 \text{立寄り時非購入確率} &= \frac{n_{22}}{n_{12} + n_{22}} \\
 \text{通過時購入確率} &= \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{21}} \\
 \text{立寄り確率} &= \frac{n_{12} + n_{22}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}}
 \end{aligned}$$

実際に売場ごとに, 売場評価指標を計算した結果を表 5 に示す。

立寄り時非購入確率は, 売場に立寄ったにもかかわらず, 最終的に購入しなかった売場の割合であり, 立寄り時非購入確率の高い売場は, 効果的なディスプレイなどにより, 売場に立寄ったとしても, 最終的に商品自体に魅力が不足していたり, 価格が高すぎるなど購入を阻害する要因が存在するものと考えられる。表 5 から催事売場が高い立寄り時非購入確率 (0.999) を示していることがわかるが, これは顧客が, もの珍しさやディスプレイによって立寄ったものの商品購入までには至らなかったのではないかと考えられる。

通過時購入確率は, 売場に立寄ることなく, 購入した訪問の割合である。これを事前にチラシの特売情報などにより, 購入意図を定めて売場を訪れている計画購買とみなすと計画購買の度合いを表す指標とみなすことができる。青果 (0.914), 一般食品 (0.868), 鮮魚 (0.817) は, 高い値を示しており, 食材として, 購入する目的で訪問しているものと考えられる。一般的に, 非計画購買されやすい商品カテゴリーは動線の手前に,

計画購買されやすい商品カテゴリーは動線の後方に配置されるため、売場の効果的な配置方法などに用いることが可能である。

立寄り確率は、売場の訪問回数に対する立寄り回数の割合であり、ディスプレイなどのインスタプロモーションの目的が、顧客を売場に立寄らせることであることから、インスタプロモーションの評価指標とみることができる。青果 (0.532)、鮮魚 (0.499) などでは大きな値を示していることがわかる。

### 3.4 ショッピングモーメンタム効果の検証

定常モデルに基づいて、Dhar らによって提唱されたショッピングモーメンタム効果を検証する。ショッピングモーメンタム効果は、最初の商品購入によって、ショッピングに勢いがつき、異なる商品を購入するというものである。Dhar らは、Gollwitzer et al. [7] による熟考的マインドセットと実践的マインドセットに基づき、商品購入によってマインドセットが熟考的から実践的にシフトし、以降、商品を購入しやすくなるという解釈を与え、限定された商品のもとで被験者実験により、その存在を示した。本研究では、“立寄り”、“通過”状態をそれぞれ、実践的マインドセット、熟考的マインドセットに対応させ、ショッピングモーメンタム効果によって行動する顧客を立寄り状態から通過状態への推移確率の小さい顧客とし、具体的には推移確率が 0.05 よりも小さい顧客と定義した。実際に 44 人の顧客がこれに該当し、実際にこれらの顧客がショッピングモーメンタム効果を有していることを、次の指標に基づいて確認した。

$$R = \frac{\sum_{t=m}^T x_t^{purchase}}{T - m + 1} \quad (2)$$

ここで  $x_t^{purchase}$  は実際の購入履歴の POS データを参照して、シーケンスの  $t$  番目の売場で購入があれば 1、なければ 0 をとる変数であり、 $T$  はシーケンスの長さ、 $m$  はショッピングモーメンタムの開始時点を示す。したがって  $R$  はショッピングモーメンタムがある開始時点から、ショッピングの最後まで続くという仮定のもとで、ショッピングモーメンタム期間中における購入割合を示す。ショッピングモーメンタム期間の開始時点  $m$  には、初回購入時とする場合と初回立寄り時とする場合を考える。モーメンタム効果にしたがってショッピングを行ったと特定されたモーメンタムグループとそうではない非モーメンタムグループそれぞれに対して、 $R$  の平均を計算した結果を表 6 に示す。表 6 から  $m$  を初回購入、初回立寄りのどちらに

表 6 モーメンタム効果の検証

	モーメンタム	非モーメンタム
$R$ (初回購入)	0.593	0.545
$R$ (初回立寄り)	0.600	0.540

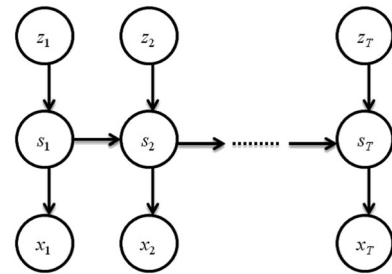


図 4 共変量を考慮した隠れマルコフモデル

した場合においても、モーメンタムグループのほうが、非モーメンタムグループに比べ、 $R$  値が大きく、実際にショッピングモーメンタム効果に従って行動していることがわかる。

## 4. 共変量を導入した非定常行動モデル

### 4.1 モデル概要

3 節では、状態推移確率が常に一定の定常モデルを導入したが、本節では、状態推移確率が共変量によって変動する非定常モデルを紹介する。図 4 に共変量を導入した行動モデルのグラフィカルモデルを示す。

$\mathbf{x}_t, s_t, \mathbf{z}_t$  のノードは、それぞれ時点  $t$  の観測変数、状態変数、共変量を表す。ここでは顧客が時点  $t$  において、立寄りもしくは通過した売場を表す売場ゲーム変数ベクトル  $\mathbf{z}_t^{sales}$  とその売場のバーゲン商品数  $z_t^{bargen}$  を共変量  $\mathbf{z}_t = (\mathbf{z}_t^{sales}, z_t^{bargen})$  とした。これは売場によって顧客を立寄らせる力が異なるのとバーゲン商品数が多ければ、その中に顧客の注意を引くバーゲン商品が存在する可能性が高いと考えられるからである。観測変数は、3 節の定常モデルと同様に時点  $t$  における売場滞在時間とその売場商品の購入有無とする。

図 4 のグラフィカルモデルから隠れマルコフモデルの同時確率分布は、

$$P(\mathbf{X}, \mathbf{s} | \boldsymbol{\theta}) = P(s_1 | \boldsymbol{\pi}) P(\mathbf{x}_1 | s_1, \boldsymbol{\theta}_{obs}) \prod_{t=2}^T p(s_t | s_{t-1}, \mathbf{z}_t, \mathbf{A}') P(\mathbf{x}_t | s_t, \boldsymbol{\theta}_{obs}) \quad (3)$$

と書くことができる。式 (1) と比較すると式 (3) 中の状態推移確率  $p(s_t | s_{t-1}, \mathbf{z}_t, \mathbf{A}')$  の部分が異なっており、

これをロジスティック関数

$$P(s_t = j | s_{t-1} = i, \mathbf{z}_t, \mathbf{A}') = \frac{\exp(\alpha_{ij} + \beta_{ij} \mathbf{z}_t)}{\sum_{k=1}^2 \exp(\alpha_{ik} + \beta_{ik} \mathbf{z}_t)}, \quad i, j = 1, 2. \quad (4)$$

によってモデル化する. ここで  $\mathbf{A}' = (\alpha_{ij}, \beta_{ij})$  である.

3 節の定常モデルと同様に EM アルゴリズムによって, 次の Q 関数を与えられた  $\theta^{old}$  のもとで  $\theta$  に関して最大化する.

$$\begin{aligned} Q(\theta, \theta^{old}) &= \sum_s P(s | \mathbf{X}, \mathbf{Z}, \theta^{old}) \ln P(\mathbf{X}, \mathbf{Z}, s | \theta) \\ &= \sum_{k=1}^2 \gamma_1(k) \ln P(s_1 = k | \pi) \\ &\quad + \sum_{t=2}^T \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 \xi_t(j, k) \ln P(s_t = k | s_{t-1} = j, \mathbf{z}_t, \mathbf{A}') \\ &\quad + \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^2 \gamma_t(k) \ln P(\mathbf{x}_t | s_t = k, \theta_{obs}) \end{aligned}$$

ここで  $\xi_t(j, k) = P(s_t = k | s_{t-1} = j, \mathbf{X}, \mathbf{Z}, \theta^{old})$ ,  $\gamma_t(k) = P(s_t = k | \mathbf{X}, \mathbf{Z}, \theta^{old})$  である.

パラメータ  $\theta = (\pi, \mathbf{A}', \theta_{obs})$  の推定には, R のパッケージ `depmixS4` [8] を用いた. 状態  $s_i$  に対する通過, 立寄り行動の割り当ては, 定常モデルと同様に推定された滞在時間の大きさによって行う. すなわち  $\mu_1 < \mu_2$  ならば, 状態  $s_1$  を通過 (*pass*), 状態  $s_2$  を立寄り (*stop*),  $\mu_1 > \mu_2$  ならば, その逆とする.

#### 4.2 推移確率による共変量の評価

パラメータの推定結果から, 共変量が状態推移確率に与える影響を評価し, 売場診断やバーゲン効果の評価を行う. 式 (4) において,  $l$  番目の売場ダミーの評価を行うために, それ以外の共変量を 0 とし, 通過から立寄りへの推移確率

$$P(s_t = stop | s_{t-1} = pass, z^{area(l)} = 1, z^{bargain} = 0) = \frac{\exp(\alpha_{pass,stop} + \beta_{pass,stop}^{area(l)})}{1 + \exp(\alpha_{pass,stop} + \beta_{pass,stop}^{area(l)})} \quad (5)$$

を計算する. 同様にバーゲン効果を評価するために, すべての売場ダミーを 0 とし, 通過から立寄りへの推移確率

$$P(s_t = stop | s_{t-1} = pass, z^{area} = \mathbf{0}, z^{bargain} = 1) = \frac{\exp(\alpha_{pass,stop} + \beta_{pass,stop}^{bargain})}{1 + \exp(\alpha_{pass,stop} + \beta_{pass,stop}^{bargain})}$$

も計算する. 立寄りから立寄りへの推移確率も同様に計算し, 通過から立寄りへの推移確率と合わせて表 7 に示す.

表 7 推移確率による共変量の評価

(a) 通過から立寄り		(b) 立寄りから立寄り	
共変量	確率	共変量	確率
青果	0.524	鮮魚	0.501
和日配	0.405	青果	0.405
鮮魚	0.366	惣菜	0.376
レジ	0.283	和日配	0.308
菓子	0.271	菓子	0.278
惣菜	0.231	レジ	0.270
精肉	0.225	中央通路	0.248
中央通路	0.209	一般食品	0.243
住居関連	0.208	住居関連	0.219
一般食品	0.188	精肉	0.207
酒類	0.159	酒類	0.146
飲料	0.122	バーゲンセール	0.143
バーゲンセール	0.116	洋日配	0.137
冷凍食品	0.114	飲料	0.119
洋日配	0.112	冷凍食品	0.117
催し事	0.067	催し事	0.071

表 7 を見ると青果, 和日配, 鮮魚の売場は通過から立寄り, 立寄りから立寄りの確率がともに大きな値を示しており, 顧客を売場に立寄らせることに成功していることがわかる. 逆に冷凍食品, 洋日配, 催し事の売場は, 通過から立寄り確率, 立寄りから立寄り確率ともに値が小さく, 顧客を売場に立寄らせるために, 売場の魅力を高める工夫が必要であることがわかる.

#### 4.3 最適バーゲン商品数の評価

次に式 (5) を用いて  $l$  番目の売場において, 確率  $p$  で通過から立寄りへ推移するために, 必要なバーゲン商品数を計算する. 式 (5) において  $z^{bargain}$  を固定せずに, 推移確率を  $p$  と置き,  $z^{bargain}$  に関して解くと

$$Q^l(p) = -\frac{\log(1/p - 1) + \alpha_{pass,stop} + \beta_{pass,stop}^{area(l)}}{\beta_{pass,stop}^{bargain}} \quad (6)$$

と書ける. 実際に  $p = 0.99$ ,  $p = 0.8$  のときの最適バーゲン商品数を計算した結果を表 8 に示す.

表 8 を見ると売場によって, 通過から立寄りに推移させるために必要なバーゲン商品数にばらつきがあることがわかる.

表 7 の通過から立寄り, 立寄りから立寄りの確率と表 8 の最適バーゲン商品数を合わせて見ると, 立寄り確率の高い売場は, 少ないバーゲン商品数で立寄らせることができるが, 立寄り確率の低い売場はより多くの商品をバーゲン品に設定しなければならないことがわかる. このような売場ごとの最適バーゲン商品数は, 効率的なバーゲン商品数を定める際の参考とすることができる.

表 8 通過から立寄りに推移するための最適バーゲン商品数

(a) 推移確率 (99%)		(b) 推移確率 (80%)	
売場	商品数	売場	商品数
レジ	13.18	レジ	8.73
一般食品	15.64	一般食品	11.19
飲料	18.17	飲料	13.72
菓子	14.40	菓子	9.95
催し事	19.94	催し事	15.49
酒類	18.13	酒類	13.68
住居関連	15.95	住居関連	11.50
精肉	15.61	精肉	11.16
青果	5.65	青果	1.20
鮮魚	9.82	鮮魚	5.37
惣菜	14.18	惣菜	9.73
中央通路	15.56	中央通路	11.11
洋日配	18.57	洋日配	14.12
冷凍食品	19.26	冷凍食品	14.81
和日配	8.94	和日配	4.49

## 5. まとめ

本稿では、隠れマルコフモデルを用いて、通過、立寄りの二つの店舗内行動を推定する顧客行動モデルを紹介した。一つ目の定常モデルによる店舗内行動の推定結果と最終的な購入結果を比較することにより、立寄り後非購入確率、通過後購入確率、立寄り確率の三つの売場評価指標を提案した。これらの指標は、店舗責任者が売場評価を行う際の指標として活用することができる。また定常モデルに基づいてショッピングモーメント効果の検証を行った。また二つ目の非定常モ

デルでは、売場の種類や売場のバーゲン商品数を共変量として、これらの要因が立寄りに寄与する度合いを評価した。非定常モデルを用いて、より直接的に売場評価を行ったり、最適なバーゲン商品数を決定し、効率的にバーゲンを実施することが期待できる。

## 参考文献

- [1] P. M. Guadagni and J. D. C. Little, "A logit model of brand choice, calibrated on scanner data," *Marketing Science*, **2**, pp. 203–238, 1983.
- [2] J. S. Larson, E. T. Bradlow and P. S. Fader, "An exploratory look at super market shopping paths," *International Journal of Research in Marketing*, **22**, pp. 395–414, 2005.
- [3] N. Sano, "Estimation of customer behavior in sales areas in a supermarket using a hidden Markov model," *International Journal of Knowledge Engineering and Soft Data Paradigms*, **5**, pp. 135–145, 2016.
- [4] R. Dhar, J. Huber and U. Khan, "The shopping momentum effect," *Journal of Marketing Research*, **44**, pp. 370–378, 2007.
- [5] N. Sano and K. Yada, "The influence of sales areas and bargain sales on customer behavior in a grocery store," *Neural Computing and Applications*, **26**, pp. 355–361, 2015.
- [6] R. J. Elliott, L. Aggoun and J. B. Moore, *Hidden Markov Models: Estimation and Control*, Springer, 1995.
- [7] P. M. Gollwitzer, H. Heckhausen and B. Steller, "Deliberative and implemental mind-sets: Cognitive tuning toward congruous thoughts and information," *Journal of Personality and Social Psychology*, **59**, pp. 1119–1127, 1990.
- [8] I. Visser and M. Speekenbrink, "depmixS4: An R package for hidden Markov models," *Journal of Statistical Software*, **36**(7), pp. 1–21, 2010.