

# ダイナミックプライシングに基づく価格戦略

## —消費者とチャネルの最適価格設定アプローチ—

### Dynamic Pricing Strategies

—The Optimal Prices for Consumers and Channels—

ネットワーク情報学部 宮津和弘

School of Network and Information, Kazuhiro MIYATSU

**Keywords:** dynamic pricing, big data, data science, statistical modeling, hierarchical Bayes

#### Abstract

Dynamic pricing has developed as a revenue management scheme in the hotel and airline industries. In the recent digitized society, dynamic pricing has been applied to general consumer goods and services with the spread of online shopping and digital marketing. *Price* is one of the important marketing elements, known as marketing mix four Ps, but little has been personalized while other Ps i.e. *product, place, and promotion* have been customized for consumers and sales channels. The objective of the research is to develop dynamic pricing framework which incorporates heterogeneity of existing customers and stores to extend personalization for consumers and channels. The discrete choice model is deployed as basis of framework combined with hierarchical Bayesian statistics, and four framework models are derived dependent on inherent heterogeneity. Also proposed are new pricing strategies, i.e. purchase rate adjustment strategy and price range adjustment strategy, using the optimal prices generated from the framework developed in this research.

## 1. はじめに

ダイナミックプライシングは、米国において 1970 年代からホテルおよび航空業界におけるレベニューマネジメントとして実践されている[1,2,3]。未利用のホテル客室や航空機座席による機会損失を最低限とするために、消費者需要、供給能力、競合他社による提供価格、季節性などの様々な要因にもとづいて、商品価格を継続的に調整する。ダイナミックプライシングは、在庫として繰り越せない商品やサービスであれば対象となり得るものであり、米国では ticketmaster 社[4]によるスポーツや音楽イベントの座席にダイナミックプライシングを適用して商用販売している。これら商材に関するレベニューマネジメントは、通常は価格の関数である需要特性を過去データから推定し、一定在庫の条件下で販売期間内における売上期待値の最大化問題に帰着される[5]。近年では、オンラインショッピングの普及から、一般消費財に対してもダイナミックプライシングが適用されている。Amazon 社で販売される商品

の価格が変動しているのを経験することは少なくないであろう。これに対して、Keapa 社は Amazon Price Tracker[6]というサービスを提供しており、設定した商品の価格を日次でモニターすることが可能である。実際に、Amazon 社では販売商品価格を 250 万回/日変更することで、2013 年度の年間総売上が前年比 27%増加したとされている[7]。マーケティングサイエンスの領域では、一般消費財に対する消費者購買行動はブランド選択問題として、ロジットモデルやプロビットモデルのような離散選択モデルを用いて分析することが多い。価格に注目した最適価格推定の問題では、自己価格弾力性の他に、競合商品価格に対する交差価格弾力性も重要な要因である。一般消費財に対して、販売チャネルごとの商品最適価格を競合市場環境に対して離散選択モデルを用いたダイナミックプライシングも研究されている[8]。また、一般消費財を対象にしたブランド選択問題にネステッドロジットモデルを用いた研究は多数存在する[9,10]。さらに、ダイナミックプライシングの問題は、チャネルごとの最適価格に留まらず、

消費者個人に対する最適価格として、価格のパーソナリゼーション問題として拡張している。ガーディアン紙[11]では、Uberの提示価格がユーザによって異なる価格であることを指摘している。Uber以外でも、ネット販売される旅行パッケージの割引率がブラウザごとに若干率が異なることを感じることも否めない。このように、ダイナミックプライシングは、商品やサービスに対して全体を包括する全体モデルから、消費者ごとの消費者モデル、販売チャネルごとのチャネルモデル、そして消費者および販売チャネルの双方で異なる価格を提示する消費者チャネルモデルへと発展することが期待される。本論文の目的は、一般消費財に対する最適商品価格のパーソナリゼーションを消費者と販売チャネルへ拡張するために、それぞれの異質性を取り込んだダイナミックプライシングの体系を示し、新たな価格戦略を提示することである。

本稿の構成は、第1節で研究の背景についての概説した。第2節では消費者と販売チャネルの異質性の観点からダイナミックプライシングを4つに分類し、ダイナミックプライシングの体系について整理する。第3節では、第2節で提示した4つのモデルに対して、ベイジアンモデル推定のための事後分布を導出する。第4節では、推定したモデル結果にもとづく新たな価格戦略について提示する。第5節は本稿のまとめである。

## 2. ダイナミックプライシングの体系

### 2.1. 消費者とチャネルの異質性

理想的な自由市場経済では、商品やサービスの価格は同一時点において、同一価格を有するという一物一価の法則が成立する。しかし、現実的には販売チャネルによって異なる価格で提供されているのを日常的に我々は経験している。一物一価の法則が成り立たない要因の一つに、消費者および販売チャネルの異質性が挙げられる。理想的市場では、消費者も販売チャネルも同質であり、全てが同一の市場反応を示すが、いずれかが異質の場合には一物一価の法則を仮定することはできない。異質性が存在する場合、消費者またはチャネルに対して異なる最適解が存在し、ダイナミックプライシングも異なるモデルを構築する必要がある。消費者およびチャネルの異質性の有無によるダイナミックプライシングモデルの分類を表1に示す。

表1 消費者とチャネルの異質性とモデル分類

		消費者	
		同質	異質
チャネル	同質	全体モデル	消費者モデル
	異質	チャネルモデル	消費者チャネルモデル

消費者およびチャネルが同質である場合では、一物一価の法則が成立し、市場環境に応じた最適価格が唯一存在する。市場全体に単一のモデルを適用できることから、この場合のダイナミックプライシングモデルを全体モデルと呼ぶことにする。消費者のみに異質性を仮定し、チャネルは同質である場合の消費者モデルは、既にネステッドロジットモデルの枠組みを用いて消費者ごとにダイナミックプライシングのパーソナリゼーション[12]が報告された通りである。一方、消費者に同質性を仮定し、チャネルが異質である場合は販売チャネルごとの最適価格を導出することが可能であり、これをチャネルモデルと呼ぶことにする。そして、消費者およびチャネルともに異質性を仮定する場合を消費者チャネルモデルとする。次小節では、表1の各モデルに対する最適価格導出のためのモデルを導出する。

### 2.2. 最適価格導出のアプローチ

本研究では、一般消費財に対するダイナミックプライシングに従事するため、離散選択モデルであるロジットモデルを基本とする。ロジットモデルでは、消費者の購買選択に関わる効用関数( $U_t$ )を確定項( $V_t$ )と確率項( $\epsilon_t$ )の加算として、式(1)のように表す。ここで、確率項に極値分布を仮定することで、選択確率は式(2)と定式化できる。確定項は消費者効用に関与する時点( $t$ )の次元 $L$ の外部変数( $v_t$ )と係数( $\gamma$ )による線形結合で表すことから、選択確率も時点( $t$ )により変動する。

$$U_t = V_t + \epsilon_t = \sum_{k=1}^L \gamma_k v_{t,k} + \epsilon_t \quad (1)$$

$$p_t = 1 / (1 + e^{-V_t}) \quad (2)$$

ここで、外部変数の1つとして、消費者来店時における当該商品の価格 $price_t$ があり、それに対応する係数を $\gamma_{price}$ とする。このとき、時点( $t$ )における任意の選択確率( $p_t$ )を与えた場合の商品価格を時点( $t$ )における最適価格 $price_t^*$ と定義し、式(3)で表せる。離散選択問題では、与えられた外部変数の状況に対する購買選択確率を算出するのが通常であるが、本アプローチでは購買選択確率( $p_t$ )を所与として最適価格を算出する。

$$price_t^* = \frac{\ln\left(\frac{p_t}{1-p_t}\right) - \sum_{k=1}^{L-1} \gamma_k v_{k,t}}{\gamma_{price}} \quad (3)$$

本研究では、表1に示した各モデルに対して、効用関数の確定項における線形結合係数( $\gamma$ )の推定が必須である。つまり、 $\gamma_{price}$ は消費者( $i$ )に異質性を仮定する場合、チャネル( $j$ )に異質性を仮定する場合、消費者( $i$ )とチャネル( $j$ )が双方とも異質性を仮定する場合、それぞれ異なる結合係数 $\gamma_i$ 、 $\gamma_j$ 、 $\gamma_{i,j}$ を推定する。本モデルは、解析的に求めることは出来ないため、統計的推定手法を用いるが、本研究ではMCMC (Markov chain Monte Carlo) 法で推定する。

## 2.3. 消費者モデルによる最適価格の概要

ここでは、既の実証している消費者モデル<sup>1</sup>に対する推定結果[12]について概要を説明し、未実証である他モデルの実証イメージを理解するためのサポートとして提示する。

2019年1月2日から12月31日の期間中、都内スーパーマーケット74店舗において、トマトケチャップ(KAGOME500G)を2カ月間に1個以上かつ期間中10個以上購入した消費者569人の購買履歴データを用いて実証分析している。消費者モデルをMCMC法により1万回推定した結果のうち、前半80%をバーンインサンプルとして破棄した残り2,000サンプルを分析に用いた。消費者569人に対して式(3)にもとづいて消費者ごとの当該商品の最適価格を算出した。ある特定消費者に対して、購買確率が5、10、20%に対応する最適価格の例を図1に示す。

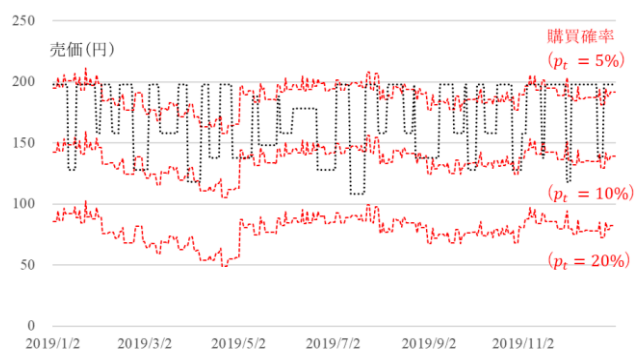


図1 特定消費者に対する最適価格の例1

一般消費財に対して、自己価格弾力性の符号条件は負であることから、購買確率が大きくなるに従い最適価格は低下する。別の特定消費者に対する最適価格を図2に示す。この消費者は、期間中151回の店舗来店があり、そのうち11回商品を購入していることから、購買確率は7.3%となる。そのため、図2に示される最適価格は、 $p_t = 7.3\%$ に設定した場合の価格である。

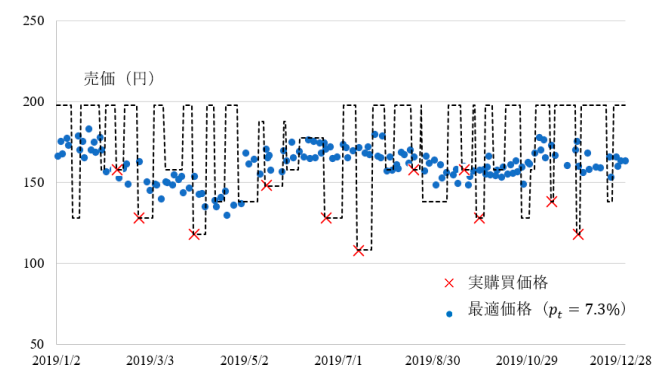


図2 特定消費者に対する最適価格の例2

期間中の実購買価格は、売価上にx印がついている価格であり、その合計は1,488円であった。本モデルで最適価格として提示されるのは、店舗来店時に●印がついている価格であり、期間中の期待値は提示価格の合計に7.3%乗じた1,776円となる。この場合、提示価格を消費者に最適化された価格とすることで、19.3%の売上増加が期待される。他の全消費者に対しても、同様の最適化を適用すると全体で6%以上の売上増加が期待できる。ただし、当シミュレーションでは、上限価格を300円および下限価格を100円と制限を与えて算出している。つまり、算出価格が300円を超える場合は提供価格を300円に引き下げ、100円を下回る場合は提示しないと設定した。提供価格を300円に減額する場合は、消費者の購買選択確率は高まるが、100円を下回することは原価割れにもつながり現実的ではないため、定式上商品提示は行わないとする。実際に、全店舗における販売価格でも100円を下回ることなく、当該商品の最低価格だと推察される。購買選択確率および提供価格の価格制限については商品の価格戦略と関連するため、後述の4.価格戦略において詳解する。

## 3. モデル

### 3.1. 全体モデル

全体モデルでは、消費者および販売チャネルの異質性を想定せず、全ての消費者とチャネルにおいて、当該商品に対する価格特性は同質であると仮定する。全体チャネルにおける消費者の商品購買効用を式(4)のように、確定項 $V_{0,t}$ および確率項 $\epsilon_{0,t}$ で表す。但し、確率項 $\epsilon_{0,t}$ に極値分布、確定項 $v_{0,t}$ に説明変数 $v_t = (v_{t,1}, v_{t,2}, \dots, v_{t,L})$ と係数 $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_L)$ の線形構造を仮定する。このとき、各チャネルの時点(t)における消費者の当該商品の購買確率 $p_{0,t}$ は、ロジットモデルにより式(5)と表せる。

$$U_{0,t} = V_{0,t} + \epsilon_{0,t} = \sum_{k=1}^L \gamma_k v_{t,k} + \epsilon_{0,t} \quad (4)$$

$$p_{0,t} = 1 / (1 + e^{-V_{0,t}}) \quad (5)$$

ここで、時点(t)の総来店者数を $N_t$ 、当該商品の総購買者数を $n_t$ とすると、全体の購買確率は式(6)となる。また、このときの有向非巡回グラフを図3に示す。

$$p(N_t, n_t) = (p_{0,t})^{n_t} (1 - p_{0,t})^{N_t - n_t} \quad (6)$$

<sup>1</sup> 消費者異質性を仮定した消費者モデルについては、3.2.消費者モデルを参照のこと。

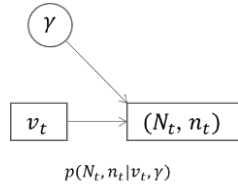


図3 全体モデルの有向非巡回グラフ

### 3.2. 消費者モデル

消費者( $i$ )、時点( $t$ )に対する来店確率および当該商品の購買確率をそれぞれ $p_{1,t,i}$ および $p_{2,t,i}$ 、来店および当該商品購買の有無をそれぞれ $y_{1,t,i}$ および $y_{2,t,i}$ とすると、来店と購買の同時確率は式(7)のような条件付き確率として表せる。つまり、消費者が店舗に来店しなければ商品は購買されない。ここで、来店または購買が生起する場合、 $y_{1,t,i}$ または $y_{2,t,i}$ が1、そうでない場合に0を取るものとする。

$$p(y_{2,t,i}, y_{1,t,i}) = p(y_{2,t,i} | y_{1,t,i}) p(y_{1,t,i})$$

$$= (p_{2,t,i})^{y_{2,t,i}} (1 - p_{2,t,i})^{1-y_{2,t,i}} (p_{1,t,i})^{y_{1,t,i}} (1 - p_{1,t,i})^{1-y_{1,t,i}} \quad (7)$$

本消費者モデルでは、当該商品の購買モデルとして上述の条件付き確率を仮定することからネステッドロジットモデルを採用する。消費者( $i$ )、時点( $t$ )に対する来店および商品購買の効用をそれぞれ式(8)のように $u_{1,t,i}$ および $u_{2,t,i}$ とし、確定項( $V_{1,t,i}$ ,  $V_{2,t,i}$ )と確率項( $\epsilon_{1,t,i}$ ,  $\epsilon_{2,t,i}$ )の加算で表すとき、 $p_{1,t,i}$ および $p_{2,t,i}$ は効用の確定項を用いて式(9)となる。但し、 $\epsilon_{1,t,i}$ および $\epsilon_{2,t,i}$ は極値分布を有する。効用の確定項は説明変数 $x_{i,t} = (x_{i,t,1}, x_{i,t,2}, \dots, x_{i,t,N})$ および $w_{i,t} = (w_{i,t,1}, w_{i,t,2}, \dots, w_{i,t,M})$ を用いた線形構造を有し、 $\alpha_i$ および $\beta_i$ は消費者ごとに異なる係数である。

$$U_{1,t,i} = V_{1,t,i} + \epsilon_{1,t,i} = \sum_{k=1}^N \alpha_{i,k} x_{i,t,k} + \epsilon_{1,t,i}$$

$$U_{2,t,i} = V_{2,t,i} + \epsilon_{2,t,i} = \sum_{k=1}^M \beta_{i,k} w_{i,t,k} + \epsilon_{2,t,i} \quad (8)$$

$$p_{2,t,i} = y_{1,t,i} / (1 + e^{-V_{2,t,i}}), \quad p_{1,t,i} = 1 / (1 + e^{-V_{1,t,i}}) \quad (9)$$

本消費者モデルでは、消費者異質性を仮定するが、消費者間の共通性を階層ベイズの枠組みを採用し、消費者属性変数 $z_i$ を用いて式(10)に表す線形構造を仮定する。本モデルの有向非巡回グラフは図4に表し、 $\Delta_\alpha$ および $\Delta_\beta$ は多変量正規分布、 $\Sigma_\alpha$ および $\Sigma_\beta$ は逆ウィッシュヤート分布に従うものとする。このとき、多変量正規分布と逆ウィッシュヤート分布は自然共役の関係性を有する。但し、 $(v_0^\alpha, S_0^\alpha)$ および $(v_0^\beta, S_0^\beta)$ は逆ウィッシュヤート分布のハイパーパラメータである。

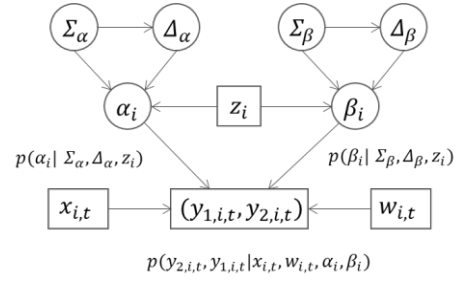


図4 消費者モデルの有向非巡回グラフ

$$\alpha_i = \Delta_\alpha z_i + \epsilon_i^\alpha, \quad \epsilon_i^\alpha \sim MNV(0, \Sigma_\alpha), \quad \Sigma_\alpha \sim IW(v_0^\alpha, S_0^\alpha)$$

$$\beta_i = \Delta_\beta z_i + \epsilon_i^\beta, \quad \epsilon_i^\beta \sim MNV(0, \Sigma_\beta), \quad \Sigma_\beta \sim IW(v_0^\beta, S_0^\beta) \quad (10)$$

以上より、本モデルにおける $\alpha_i$ および $\beta_i$ の事後分布はベイズの定理より、事前分布と尤度関数の積として式(11)のように表すことができる。右辺第1項は多変量正規分布と逆ウィッシュヤート分布、第2項が階層ベイズによる線形構造を表す。そして、第3項は式(7)で示した同時分布によるモデル全体の尤度関数である。

$$p(\alpha, \beta | y, x, w, z) \propto p(\Sigma_\alpha) p(\Delta_\alpha | \Sigma_\alpha) p(\Sigma_\beta) p(\Delta_\beta | \Sigma_\beta)$$

$$\times \prod_{i=1}^H p(\alpha_i | \Sigma_\alpha, \Delta_\alpha, z_i) p(\beta_i | \Sigma_\beta, \Delta_\beta, z_i)$$

$$\times \prod_{i=1}^H \prod_{t=1}^T p(y_{2,t,i}, y_{1,t,i} | x_{i,t}, w_{i,t}, \alpha_i, \beta_i) \quad (11)$$

### 3.3. チャネルモデル

チャネルモデルでは、前節の消費者モデルとは異なり、販売チャネルの異質性を仮定するが、同一チャネルにおける消費者は同質である。つまり、チャネル( $j$ )、時点( $t$ )における各消費者の購買確率は同一となる。各チャネルにおける消費者の商品購買効用を式(12)のように、確定項 $V_{3,t,j}$ および確率項 $\epsilon_{3,t,j}$ の加算で表す。但し、確率項 $\epsilon_{3,t,j}$ に極値分布、確定項に説明変数 $v_{j,t} = (v_{j,t,1}, v_{j,t,2}, \dots, v_{j,t,L})$ と係数 $\gamma_j$ の線形構造を仮定する。このとき、各チャネルにおける消費者の当該商品の購買確率 $p_{3,t,j}$ は、ロジットモデルにより式(13)と表せる。

$$U_{3,t,j} = V_{3,t,j} + \epsilon_{3,t,j} = \sum_{k=1}^L \gamma_{j,k} v_{j,t,k} + \epsilon_{3,t,j} \quad (12)$$

$$p_{3,t,j} = 1 / (1 + e^{-V_{3,t,j}}) \quad (13)$$

ここで、チャネル( $j$ )、時点( $t$ )に対して、来店者数を $N_{t,j}$ 、当該商品の購買者数を $n_{t,j}$ とすると、チャネル全体の購買確率は式(14)と表せる。

$$p(N_{t,j}, n_{t,j}) = (p_{3,t,j})^{n_{t,j}} (1 - p_{3,t,j})^{N_{t,j} - n_{t,j}} \quad (14)$$

また、本チャネルモデルでは、チャネル異質性を仮定するが、 $\gamma_j$ に対する販売チャネル間の共通性をチャネル属性変数 $u_i$ による階層ベイズの枠組みで式(15)に示す線



形構造で表す．本モデルの有向非巡回グラフは図5のように表し、 $\Delta_\gamma$ は多変量正規分布、 $\Sigma_\gamma$ は逆ウィッシュヤート分布に従うものとする．このとき、多変量正規分布と逆ウィッシュヤート分布は自然共役の関係性を有する．但し、 $(v_0^\gamma, S_0^\gamma)$ は逆ウィッシュヤート分布のハイパーパラメータである．

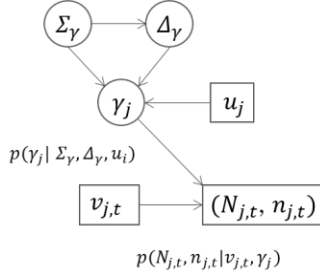


図5 チャンネルモデルの有向非巡回グラフ

$$\gamma_j = \Delta_\gamma u_j + \varepsilon_j^\alpha, \quad \varepsilon_j^\alpha \sim MNV(0, \Sigma_\gamma), \quad \Sigma_\gamma \sim IW(v_0^\gamma, S_0^{\alpha\gamma}) \quad (15)$$

以上より、本モデルにおける $\gamma_i$ の事後分布はベイズの定理より、事前分布と尤度関数の積として式(16)のように表すことができる．右辺第1項は多変量正規分布と逆ウィッシュヤート分布、第2項が階層ベイズによる線形構造を表す．そして、第3項は式(9)で示した同時分布によるモデル全体の尤度関数である．

$$\begin{aligned} p(\gamma|N, n, v, u) &\propto p(\Sigma_\gamma)p(\Delta_\gamma|\Sigma_\gamma) \\ &\times \prod_{j=1}^K p(\gamma_j|\Sigma_\gamma, \Delta_\gamma, u_j) \\ &\times \prod_{j=1}^K \prod_{t=1}^T p(N_{j,t}, n_{j,t}|v_{j,t}, \gamma_j) \end{aligned} \quad (16)$$

### 3.4. 消費者チャンネルモデル

消費者チャンネルモデルでは、消費者( $i$ )および店舗( $j$ )に対する異質性を仮定するため、同一消費者でも訪問店舗が異なれば、異なる購買反応を示す．消費者( $i$ )、店舗( $j$ )、時点( $t$ )に対する来店確率および当該商品の購買確率をそれぞれ $p_{1,t,i,j}$ および $p_{2,t,i,j}$ 、来店および当該商品購買の有無をそれぞれ $y_{1,t,i,j}$ および $y_{2,t,i,j}$ とすると、来店と購買の同時確率は式(17)のような条件付き確率として表せる．つまり、消費者が店舗に来店しなければ商品は購買されない．ここで、来店または購買が生起する場合、 $y_{1,t,i,j}$ または $y_{2,t,i,j}$ が1、そうでない場合に0を取るものとする．

$$\begin{aligned} p(y_{2,t,i,j}, y_{1,t,i,j}) &= p(y_{2,t,i,j}|y_{1,t,i,j})p(y_{1,t,i,j}) \\ &= (p_{2,t,i,j})^{y_{2,t,i,j}}(1 - p_{2,t,i,j})^{1-y_{2,t,i,j}} \\ &\times (p_{1,t,i,j})^{y_{1,t,i,j}}(1 - p_{1,t,i,j})^{1-y_{1,t,i,j}} \end{aligned} \quad (17)$$

本モデルでは、当該商品の購買モデルとして上述の条件付き確率を仮定することからネステッドロジットモデルを採用する．消費者( $i$ )、店舗( $j$ )、時点( $t$ )に対する来

店および商品購買の効用をそれぞれ式(18)のように $u_{1,t,i,j}$ および $u_{2,t,i,j}$ とし、確定項を $V_{1,t,i,j}$ および $V_{2,t,i,j}$ 、確率項を $\varepsilon_{1,t,i,j}$ および $\varepsilon_{2,t,i,j}$ で表すとき、 $p_{1,t,i,j}$ および $p_{2,t,i,j}$ は効用の確定項を用いて式(19)となる．但し、 $\varepsilon_{1,t,i,j}$ および $\varepsilon_{2,t,i,j}$ は極値分布に従うものとする．効用の確定項は説明変数 $x_{k,t,i,j} = (x_{1,t,i,j}, x_{2,t,i,j}, \dots, x_{N,t,i,j})$ および $w_{k,t,i,j} = (w_{1,t,i,j}, w_{2,t,i,j}, \dots, w_{M,t,i,j})$ を用いた線形構造を有し、 $\alpha_{i,j}$ および $\beta_{i,j}$ は消費者およびチャンネルで異なる係数である．

$$\begin{aligned} U_{1,t,i,j} &= V_{1,t,i,j} + \varepsilon_{1,t,i,j} = \sum_{k=1}^N \alpha_{k,i,j} x_{k,t,i,j} + \varepsilon_{1,t,i,j} \\ U_{2,t,i,j} &= V_{2,t,i,j} + \varepsilon_{2,t,i,j} = \sum_{k=1}^M \beta_{k,i,j} w_{k,t,i,j} + \varepsilon_{2,t,i,j} \end{aligned} \quad (18)$$

$$p_{2,t,i,j} = y_{1,t,i,j} / (1 + e^{-V_{2,t,i,j}}), \quad p_{1,t,i,j} = 1 / (1 + e^{-V_{1,t,i,j}}) \quad (19)$$

本モデルでは、消費者および店舗に異質性を仮定するため、店舗ごとに消費者間の共通性を階層ベイズの枠組みで、消費者属性変数 $z_{i,j}$ を用いて式(20)に示す線形構造を仮定する．本モデルの有向非巡回グラフは図6のように表し、 $\Delta_{\alpha,j}$ および $\Delta_{\beta,j}$ は多変量正規分布、 $\Sigma_{\alpha,j}$ および $\Sigma_{\beta,j}$ は逆ウィッシュヤート分布に従うものとする．このとき、多変量正規分布と逆ウィッシュヤート分布は自然共役の関係性を有する．但し、 $(v_0^{\alpha,j}, S_0^{\alpha,j})$ および $(v_0^{\beta,j}, S_0^{\beta,j})$ は逆ウィッシュヤート分布のハイパーパラメータである．

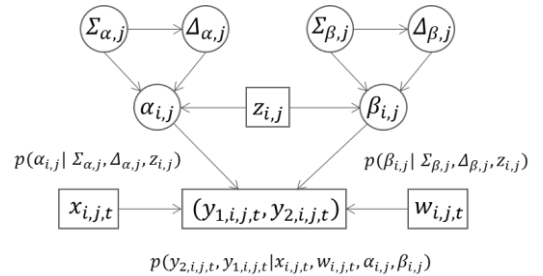


図6 消費者チャンネルモデルの有向非巡回グラフ

$$\begin{aligned} \alpha_{i,j} &= \Delta_{\alpha,j} z_{i,j} + \varepsilon_{i,j}^{\alpha}, \quad \beta_{i,j} = \Delta_{\beta,j} z_{i,j} + \varepsilon_{i,j}^{\beta} \\ \varepsilon_{i,j}^{\alpha} &\sim MNV(0, \Sigma_{\alpha,j}), \quad \Sigma_{\alpha,j} \sim IW(v_0^{\alpha,j}, S_0^{\alpha,j}) \\ \varepsilon_{i,j}^{\beta} &\sim MNV(0, \Sigma_{\beta,j}), \quad \Sigma_{\beta,j} \sim IW(v_0^{\beta,j}, S_0^{\beta,j}) \end{aligned} \quad (20)$$

以上より、本モデルにおける $\alpha_{i,j}$ および $\beta_{i,j}$ の事後分布はベイズの定理より、事前分布と尤度関数の積として式(21)のように表すことができる．右辺第1項は多変量正規分布と逆ウィッシュヤート分布、第2項が階層ベイズによる線形構造を表す．そして、第3項は式(17)で示した同時分布によるモデル全体の尤度関数である．この中で $T_j$ はチャンネルごとに購買機会が変動することを表している．消費者モデルおよびチャンネルモデルでは、観測期間

で一定の購買機会 $T$ を想定しているが、それがチャンネル内で分散されるためである。つまり、 $T = \sum_{j=1}^K T_{i,j}$  ( $i = 1, 2, \dots, H$ )となる。

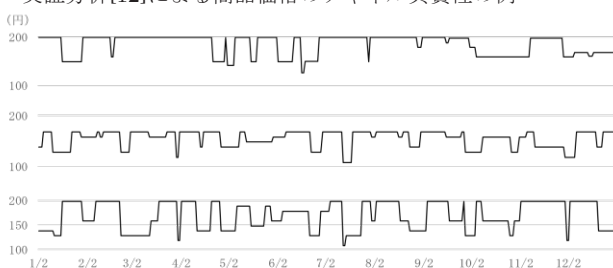
$p(\alpha, \beta | y, x, w, z) \propto$

$$\begin{aligned} & \prod_{j=1}^K [p(\Sigma_{\alpha_j}) p(\Delta_{\alpha_j} | \Sigma_{\alpha_j}) p(\Sigma_{\beta_j}) p(\Delta_{\beta_j} | \Sigma_{\beta_j}) \\ & \times \prod_{i=1}^H p(\alpha_{i,j} | \Sigma_{\alpha_j}, \Delta_{\alpha_j}, z_{i,j}) p(\beta_{i,j} | \Sigma_{\beta_j}, \Delta_{\beta_j}, z_{i,j}) \\ & \times \prod_{i=1}^H \prod_{t=1}^{T_j} p(y_{2,t,i,j}, y_{1,t,i,j} | x_{t,i,j}, w_{t,i,j}, \alpha_{i,j}, \beta_{i,j})] \quad (21) \end{aligned}$$

### 3.5. モデル変数

各種モデルで採用するモデル変数は、消費者およびチャンネルの異質性によって異なる。消費者異質性を仮定する消費者モデルでは、消費者に依存する変数が必須となる。例えば、前回来店および購買からの経過日数、来店時刻、前回来店時の購買点数、購買品目などが挙げられる。また、チャンネルに対しては同質性を仮定するため、来店時の特徴を表現する変数として、商品販売価格、競合商品の販売価格、天候、チラシや特別陳列等のキャンペーン実施の有無、品揃え、祝祭日等の季節性などがあり、これらは消費者間で共通の変数となる。一方、チャンネル異質性を仮定するチャンネルモデルでは、チャンネルに依存する変数が必須となる。同じ商品でも、販売チャンネルが異なれば同一時点においても価格は異なる<sup>2</sup>ように、チャンネルに依存する変数は多々ある。例えば、競合商品の品揃えや販売価格、チラシや特別陳列等のキャンペーン実施の有無、来店者数、売上金額などが挙げられる。消費者チャンネルモデルでは、上述の消費者およびチャンネルに依存した変数を採用することになる。最後に、本研究におけるダイナミックプライシングの算出で最も重要となる対象商品価格変数について言及しておく。消費者モデルでは各消費者が主要店舗として来店するチャンネルにおける商品価格を採用し、チャンネルモデルでは各チャンネルにおける商品価格を用いる。消費者チャンネルモデルでは、消費者およびチャンネルが異質であることから、消費者が都度来店するチャンネルの商品価格を採用する。全体モデルでは、各チャンネルの売上金額または点数による商品価格の加重平均等が用いられる。

<sup>2</sup> 実証分析[12]による商品価格のチャンネル異質性の例



## 4. 価格戦略

本研究では、消費者およびチャンネル異質性の仮定の下、階層ベイズの枠組みでモデルを構築し、その推定した結果を用いて商品の最適価格を算出した。その際、商品の購買確率を設定するが、過去の購買履歴から消費者ごとの購買頻度にもとづく購買確率を用いるか、店舗ごとの来店者数と購買者数の比率を適用する。この場合、消費者の購買頻度には変動がない<sup>3</sup>ものと仮定しており、従来の購買パターンに対する最適価格を提案する。一方で、購買確率を従来よりも増加させたり、減少させたりすることも可能である。この場合、消費者の観点から購買行動を理解すると次のように理解することができる。つまり、購買確率を従来よりも高めに設定することで提案価格は下がり、価格弾力性の観点から商品は購買しやすくなる。しかしながら、それによって商品消費を大幅に増加させるとは考えづらく、商品によっては買い置きしておくことや、友人や家族に贈ることが考えられる。もちろん、多少高価な商品であれば、頻度を増やして消費することもあり得る。購買確率を従来よりも低めに設定する場合には、価格弾力性の観点から商品は購買しづらくなる。この場合、商品によっては消費頻度を抑えること、最悪の場合にはブランドスイッチや代替商品への変更などが想定される。このように、従来の購買確率を変更させることで、価格を低くして購買量を増加させる、または価格を高くして売上額を増加させる価格戦略が考えられる。この価格戦略を購買頻度調整戦略と呼び、図7にその概念を示す。

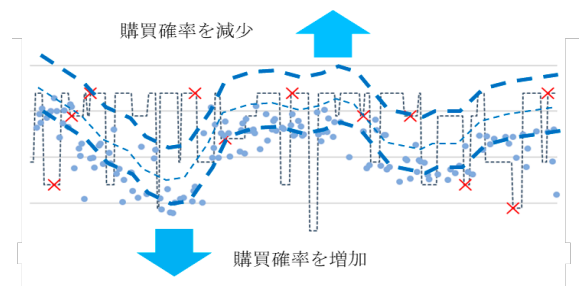


図7 購買頻度調整戦略

もう一つの価格戦略は、購買確率を従来そのまま最適価格を算出し、販売価格帯を変化させることで購買量または売上額を増加させる戦略である。この価格戦略を価格帯調

<sup>3</sup> 例えば、小節2.3.の図2で例示した特定消費者の場合、年間151回の店舗来店のうち11回の商品購買が発生している。この購買行動が踏襲されるという仮定で、購買確率は7.3%を設定すること。

調整戦略と呼び、図8にその概念を示す。

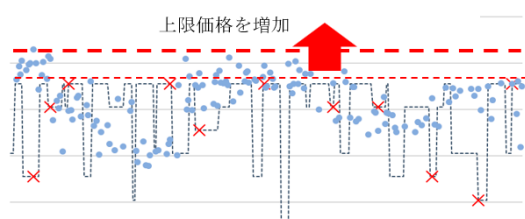


図8 価格帯調整戦略

実際の市場において、商品価格には定価と値引きの下限価格が存在し、基本的に下限価格は商品原価を下回らない。また、定価は商品需要、競合商品価格、メーカーが設定する利益率などによって決定される。競合環境下では、相対価格が高ければ購買機会を逃してしまうリスクにも晒されるため、商品自体の独自性がない場合には商品価格を高く設定することは難しい。上述の販売頻度調整戦略では、本モデルから算出される最適価格には販売価格帯に制限は設けていなかった。しかし、さまざまな異質性が存在することから、本モデルから算出される最適価格が原価を下回ったり、定価よりも大幅に高くなったりすることもあり得る。そのため、最適価格を提供価格に変換する際には、価格帯に上下限を設ける。つまり、式(22)に従う価格変換を行い、本モデルで算出された価格が下限未満の場合には商品の提供は行わず、上限を超える場合には提供価格を上限値に引き下げる。ここで、 $price_{(+)}$ および $price_{(-)}$ はそれぞれ価格帯の上限値と下限値である。

$$price_t^* = \begin{cases} price_{(+)} & price_t^* > price_{(+)} \\ NA & price_t^* < price_{(-)} \\ price_t^* & \text{その他} \end{cases} \quad (22)$$

本モデルの算出価格に対して、価格帯に上下制限を設ける場合の最適価格の例を図9に示す。

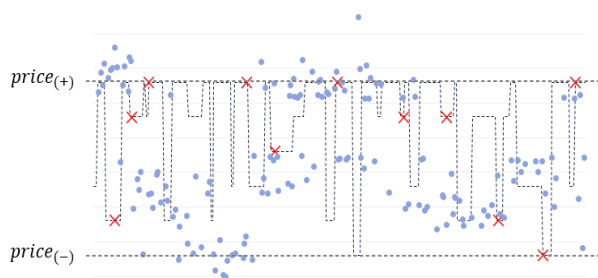


図9 販売価格に価格帯制限を設ける例

このように、本モデルから算出される最適価格を用いて商品の価格戦略を立案する場合、購買頻度および価格帯の調整を提供者側で行い、目標達成のために最善とな

る価格戦略を実施する。

## 5. まとめ

本研究では、消費者および販売チャネルの異質性を階層ベイズのフレームワークで取込み、4つの体系に分けてダイナミックプライシングの枠組みを示し、デジタル化市場の一般消費財に対する新たな価格戦略を提案した。本モデルでは、ロジットモデルを基本とした統計モデルによるスキームを採用しているが、ニューラルネットワークなどの機械学習のアプローチで同様に効率的価格を算出する事例もある[13]。この事例では、競合商品の価格を含めた外部環境変数を入力とし、日次で売上点数を予測する。実証分析として、牛乳商品について商品の価格掛率を変化させながら、売上利益が最大となる掛率をシミュレーションにより推定している。消費者またはチャネルの異質性については考慮しておらず、表1における全体モデルに相当するアプローチに留まる。ダイナミックプライシング問題に対して統計モデルまたは機械学習のどちらを選択するかに関わらず、本研究アプローチでは商品選択確率を含めた様々な外部環境を入力変数として、最適価格を出力させる。従来のダイナミックプライシングでは、想定価格を入力として需要の予測を行うアプローチがほとんどであるが、本研究では想定需要を入力として、それを実現するための価格を予測する。ニューラルネットワークでは、可逆的アプローチを採用できないため、別途モデルに学習させる必要がある。さらに、機械学習では、階層ベイズの枠組みが利用できないため、異質性を対処するためには、それぞれ別々のモデルを構築する、または同質として一括で対処する必要がある。また、本アプローチで消費者モデルのニューラルネットワークに購買確率を入力する場合、期間中で固定値を設定するため、モデル推定が困難であると予想される。よって、本アプローチをニューラルネットワークで実現する場合、チャネルモデルまたは全体モデルに限定される。今後の課題として、本モデル思想に基づくニューラルネットワークによるダイナミックプライシングの検討、および本研究で行った統計モデルによるダイナミックプライシングの推定結果との比較を挙げておく。

マーケティング戦略では、限られた予算で最大限の効果を引き出すために、マーケティングミックスの4Pである製品 (Product)、価格 (Price)、プロモーション (Promotion)、流通 (Place) を効率化する。高度経済成長を経て豊かになった消費者に対するニーズは多岐に渡り、製品のカスタマイズも可能となった。また、消費者の購買力も高まり、様々な店舗およびオンラインで商品を購入できるようになった。さらに、インターネットおよびSNSの普及により、消費者の興味や関心に応じたデジタルマーケティングはパーソナライズされるのが一般的である。しかしながら、価格に関するパーソナライゼーションは4Pの中では遅れており、ダイナミックプライシングは

最も有望なソリューションの一つである。一方で、価格のパーソナル化が進んでいない大きな理由の一つは、経済学の原則である一物一価の法則に起因するとも考えられる。現代社会では、消費者の関心は物質的な商品所有よりも、商品やサービスから得られるバリュー（価値）を重視するようになり、購買状況は変わりつつある。特に、SNS を刺激とする消費者の瞬時的欲求の変化やメルカリなど様々なオークションサイトの普及により、商品やサービスに対する対価が一定でないことも多くの消費者が経験している。今後は、様々なシーンにおいてダイナミックプライシングが浸透し、消費者と商品やサービスの提供者の間で効率的な売買行動が促進されることを期待する。

### 謝辞

本研究は、JSPS 科研費 21K20169 の助成を受けて行われたものである。また、本論文中の実証分析は True Data 株式会社からお借りしたデータにもとづいて分析したものであり、この場を借りて厚くお礼を申し上げたい。

### 参考文献

- [1] G. Kalyamaram, and R. S. Winer, “Empirical Generalization from Reference Price Research,” *Marketing Science*, Vol.14, No.3, PP.161-169, August 1995.
- [2] J. I. McGill, and G. J. Van Ryzin, “Revenue Management: Research Overview and Prospects,” *Transportation Science*, Vol.33, No.2, pp. 233-256, May 1999.
- [3] J. Subramanian, S. Stidham Jr., and C. J. Lautenbacher, “Airline Yield Management with Overbooking, Cancellation, and No-Shows,” *Transportation Science*, Vol.33, No.2, pp. 147-167, May 1999.
- [4] ticketmaster 社 <https://www.ticketmaster.com/>
- [5] Bitran, G. and Caldentey, R. (2003) An Overview of Pricing Models for Revenue Management. *Manufacturing & Service Operations Management*, 5, pp.203-229.
- [6] Keepa 社 <https://keepa.com/>
- [7] Spicefactory 社 [https://spicefactory.co.jp/development/dynamic\\_pricing/](https://spicefactory.co.jp/development/dynamic_pricing/)
- [8] M. Fisher, S. Gallino, and J. Li, “Competition-Based Dynamic Pricing in Online Retailing: A Methodology Validated with Field Experiment,” University of Michigan, *Working Paper*, pp.1-39, December 2015
- [9] S. P. Anderson, and A. De Palma, “Multiproduct Firms: A Nested Logit Approach,” *Journal of Industrial Economics*, Vol. 40, No. 3, pp.261-276, September 1992.
- [10] J. P. Newman, M. E. Ferguson, L. A. Garrow, and T. L. Jacobs, “Estimation of Choice-Based Models Using Sales Data from a Single Firm,” *Manufacturing & Service Operations Management*, Vol.16, No.2, pp.184-197, 2014
- [11] Gardian 紙 <https://www.theguardian.com/commentisfree/2018/apr/13/uber-lyft-prices-personalized-data>
- [12] K. Miyatsu, “Dynamic Price Personalization: Predicting the Optimum Price to Maximize Revenue,” *IEEE BigData 2023 Proceedings*, pp.3439-3499, December 2023.
- [13] 竹内俊子、山中寛子、上田隆穂 2020 ニューラルネットワークによる最高利益をウに出す価格掛率のシミュレーション 『学習院大学 経済論集』56、3・4、pp.19-40