

# 小売産業におけるデータの役割： 経済学的観点からの評価

東京大学エコノミックコンサルティング\*

2021年12月8日

## 目次

エグゼクティブサマリー .....	2
1 はじめに .....	3
2 データの経済的価値 .....	4
2.1 データが意思決定に反映されるまでの過程 .....	4
2.2 予測とその応用 .....	6
2.3 データ蓄積と予測精度 .....	7
3 小売産業におけるデータの生産と利用 .....	8
3.1 収集されるデータの種別 .....	8
3.2 データの用途 .....	10
3.2.1 需要予測と価格設定 .....	10
3.2.2 需要予測のその他の用途 .....	11
3.2.3 データ駆動型のサービス・カスタマイゼーション .....	12
3.3 小売業者にとってのデータ蓄積の価値 .....	16
4 小売産業での競争におけるデータの役割 .....	18
4.1 データと市場参入 .....	18
4.1.1 参入障壁の経済学的定義 .....	18
4.1.2 小売産業におけるデータ蓄積は参入障壁を発生させるか .....	19
4.2 データとスイッチングコストの関係 .....	21

---

\* 本報告書はアマゾンジャパン合同会社からの助成のもとで執筆されたものである。  
Antara Dutta, Thibault Larger 及び岡田律子の各氏からは有益なコメントを頂いた。

5	データポータビリティとデータアクセス供与の義務化についての含意.....	22
6	結語 .....	25
	引用文献 .....	27

## エグゼクティブサマリー

- ・ 企業はデータを収集し利用することで、より優れた意思決定を行うことができる。多くの場合、それはデータを使って予測モデルを構築することで実現される。例えば、小売産業ではデータを用いて消費需要の予測が行われており、それを基に価格設定、品揃え、在庫、製品設計などの意思決定が行われている。データはまた、消費者向けサービスのカスタム化にも用いられる。その具体例として、レコメンデーション・システム、カスタム化された販売促進、比較ショッピングサービス等が挙げられる。
- ・ 個々の小売業者はデータを蓄積することで一定の便益を享受できるが、多くの場合、事業に必要なデータは専門のベンダー等から調達することもできる。また、チェックアウトクーポンや比較ショッピングサービスなどの小売サービスは、サービスを担う専門業者が個々の小売業者からデータを入手することで実現している。
- ・ 企業によるデータ利用は、消費者が直面する探索費用を低下させることで競争を促進する。競争の活発化は価格の低下を招き、ひいては消費者の厚生が高められる。データ利用がもたらすこうした競争促進効果は広く認識される一方で、近年、政策立案者等の間でデジタルプラットフォーム事業者等によるデータ収集が競争に及ぼす影響に関し、一定の懸念が表明されることもある。具体的には、企業によるデータ蓄積によって規模の経済性やネットワーク効果が生じ、それらが参入障壁を高めているという考え方である。また、企業によるデータ蓄積によって、消費者が直面するスイッチングコストが高まっているとの指摘もある。本報告書では、こうした効果が小売産業で生じているかどうかについて検討を行う。
- ・ 小売業界への新規参入者が事業を立ち上げるにあたって必要なデータの多くは、専門のベンダー等から調達することができる。したがって、新規参入企業にとり、既存事業者と比肩するようなファーストパーティデータを蓄積しておくことは、成功の要件とはなっていない。また、小売業界において、既存企業によるデータ蓄積が規模の経済を生じさせていると考える根拠は乏しい。むしろ、店舗網の構築や物流センターの建設に必要な多額の資金のほうが、規模の経済の原因として重要だろう。さらに、小売業者によるデータ蓄積がネットワーク効果を助長し、それによって新規参入が難しくなっているという確たる証拠もない。仮に、小売業界において有意なネットワーク効果が存在するとしても、サービスの差別化や消費者によるマルチホームイングが広範に行われている状況下では、多数の企業が市場において共存することが可能である。これらの点を

踏まえると、小売業者によるデータ蓄積が参入障壁を高める効果を持つとは考え難い。

- ・ 小売業者によるデータ蓄積が、消費者が直面するスイッチングコストを高めているとの考え方を検証するためには、Klemperer (1995)によるスイッチングコストの分類法を用いることが有益である。同論文が提示するスイッチングコストの類型のうち、小売産業で実際に観察され、かつ、データの利用と少しでも関係があるものは、(i)サプライヤーを変更する際の取引費用と、(ii)割引クーポンやそれに類似する販売戦略（ロイヤリティプログラム等）から得たであろう便益の喪失の2点のみである。サプライヤーを変更する際の取引費用に関しては、顧客に関する知識がなくては十分なサービスを提供できない銀行業等と比べ、小売産業におけるその規模は小さくとどまると考えられる。小売産業ではどちらかと言えば「割引クーポン等からの便益の喪失」のほうが重要だと考えられるが、それがデータ蓄積に強く依存するとは考え難い。カスタム化されたクーポンについては、小売業者が直接利用できるデータが少なくても、専門サービスを利用してクーポンを発行することで利益をあげることができる。ロイヤリティプログラムについても、スイッチングコストの主因はデータ蓄積ではなくポイント蓄積であると考えるのが妥当だろう。
- ・ 企業間でデータへのアクセス可能性が異なることが、市場競争を阻害しているとの認識のもと、いくつかの国・地域の政府はデータポータビリティを促進する、又はデータアクセス供与を義務化する政策を施行したり、その検討を始めたりしている。その根底にあるのは、これらの政策手段が、消費者が直面するスイッチングコストの低下とマルチホーミングの容易化を通じて競争を促進するという考え方である。小売産業においては、消費者やビジネスユーザーが直面するスイッチングコストは比較的小さく（また、スイッチングコストの主因はデータ以外の要素であることが多く）、マルチホーミングを阻害する要因は比較的小さい。したがって、同産業においては、データポータビリティの促進やデータアクセス供与の義務化はさしたる競争促進効果を持たない可能性がある。他方で、これらの政策介入は企業がデータを収集・利用するインセンティブを減殺させるおそれがあり、もしその結果として小売サービスの質が低下すれば、消費者やビジネスユーザーが不利益を被ることになるだろう。

## 1 はじめに

コンピューター技術と通信技術の発達により、今日では大量のデータをビジネス上の目的で利用することが可能となっている。いわゆるビッグデータの活用は、製造業、運輸業、物流業、通信業、建設業、金融業、小売業、そして医療など様々な分野で日常的に行われている。より多くのデータを、より頻繁に利用する傾向は経済全体で見られるが、その一方で、データの収集方法や利用目的は産業間で大きく異なる。そのため、データの経済的役割に関

しても産業間で差異が存在する。

本報告書では、ビジネスにおけるデータの役割を検討するにあたり、多数の産業を対象とするのではなく、小売産業に焦点を当てることにする。具体的には、データが小売業者によってどう活用されているかを解説した上で、データが市場競争に与える影響について考察する。その過程で、近年議論されることが多い「企業によるデータ蓄積が競争を阻害し得るのか」という問題について検討を行う。具体的には、小売業者によるデータの蓄積が、市場への参入可能性や消費者等が直面するスイッチングコストに影響を及ぼす可能性を検証する。

本報告書の次節以降の構成は以下の通りである。2節では、対象を特定の産業に絞らずに、データの経済的価値について考察する。3節では小売産業に焦点を絞り、同産業においてデータが実際どういう形で生産され、活用されているかを解説する。続く4節では、一部の事業者によるデータの蓄積が、小売産業における競争にどう作用するかについて考察する。特にデータと市場参入の関係、そしてデータとスイッチングコストの関係について論じる。5節では、企業によるデータアクセス供与を義務化したり、データポータビリティを促進したりする政策を、小売産業に適用することの是非について評価する。6節は結語とする。

## 2 データの経済的価値

### 2.1 データが意思決定に反映されるまでの過程

経済を構成する様々な意思決定者（企業、政府機関、消費者等）にとり、データが価値をもたらすものであるという考え方は広く浸透している。また、その価値の源泉が「意思決定の質の改善」であるという点も広く認識されているだろう。その一方で、データが意思決定に反映されるまでの過程については、それほど広く知られているわけではない。そこで、本節ではこの過程について簡潔に説明する<sup>1</sup>。

まず、加工される前のデータ、すなわちローデータ（raw data）は何らかの方法で「情報」に加工・整理されることで価値を生む<sup>2</sup>。例えば、個々の消費者による購入行動が記録されたデータセットは、消費者の行動に関する情報に変換されてはじめてメーカーや小売業者に価値をもたらす。データから情報への変換は、データに内在するパターンや法則を見つけ出すことで実行される。例えば、製品の特性や価格、消費者の属性、そして消費者の購入行動（製品を購入するか否か、何個購入するか等）が記録されたデータから、製品特性や価格

---

<sup>1</sup> 本稿で採用するデータの利用に関する考え方は Varian (2019)による。

<sup>2</sup> 本稿においては、特に断りが無い限り「データ」という用語は加工される前のローデータを指し、それを加工して得られたものは二次的データも含めて「情報」と呼ぶ。

と購入量の関係を推定するといった具合である。従来、こうしたパターンや法則は分析者が手作業で統計モデルを構築し、その係数を統計学的に推定することで求められてきたが、近年は機械学習の手法を使って分析作業の一部が自動化されるようになっている (Mullainathan and Spiess, 2017; Hastie, Tibshirani, and Friedman, 2017)。

データが情報に変換されれば、次のステップはさらに多くの情報を生産すること、もしくは「知識」を創造することである。例えば、消費者の行動を表す統計モデルを構築した小売業者は、それを使って複数の異なる価格シナリオのもとでの販売量を予測することができる。この場合、小売業者は情報を使ってさらに多くの情報を生産したことになる。あるいは、同じ小売業者が統計モデルを他の情報と併せて活用することで、現状の価格水準が高すぎるか低すぎるかを判定できるかもしれない。この場合は、情報が知識の生産に使われたと解される。

データが情報へと加工され、それがさらに知識へと変換されることで、ようやく意思決定におけるデータの活用が可能となる。例えば、データ分析の結果、ある製品の価格を引き下げることによって利潤を高められることを知った小売業者は、実際にその製品価格を引き下げるといふ行動に出るだろう。あるいは新製品を市場に投入するメーカーが、データ分析を通じて消費需要に関する知識を得たならば、その知識を基に最適な価格を設定するかもしれない。このように、データから導出された情報と知識を意思決定に用いることは企業に限られるわけではなく、消費者も頻繁に行っている。例えば、多くの消費者は比較ショッピングサービスを使ってどの製品をどの企業から購入するかを決めているが、その際に判断要素となるのは価格の分布や他の消費者がつけた平均評価点など、データから作成された情報である。これらの例が示すように、データの活用は企業や消費者による意思決定の質を高める効果を持ちうる。そして、結果的に企業の利潤や消費者の効用水準が高まり、経済的価値が生み出される。

ここで、ビジネスにおいて活用される個人データとしてどのようなものが存在するのかを整理しておこう。しばしば引用される世界経済フォーラムの分類法では、個人データはその生成方法に基づき次のとおり大別される (World Economic Forum, 2011; 小竹, 2016)。

- (i) 自発的生成データ：個人プロフィールや投稿など、個人が自発的に入力したデータ
- (ii) 観測データ：購入履歴など、個人の行動を記録したデータ
- (iii) 推定データ：信用スコアなど、自発的生成データや観測データを分析することで得られる個人データ

一つ注意しなければならないのは、世界経済フォーラムが「推定データ」と呼んでいるものは、本稿で採用する Varian (2019)の考え方のもとでは「情報」と見做されるという点である。つまり、信用スコアなどの推定データは個人に紐づけられた値という形をとるため、一見すると自発的生成データや観測データと同様に見えるものの、あくまでデータ分析の産物であることから、情報として分類することが妥当である。また、自発的生成データや観

測データとは違って、推定データはそれ自体が一定の価値を持つと考えられる。こうして推定データを情報として分類し直すと、「データが経済的価値を持つようになるのは、意思決定に資する情報に加工されてからである」という見方の妥当性を確認できよう。

なお、データがもたらす経済的価値は、それを情報に変換するために用いられるアルゴリズムの良し悪しに強く左右される。したがって、同じデータセットを異なるアルゴリズムで分析した場合、そこから生じる経済的価値は大きく異なり得る。このことは、画像認識技術のコンテストとして世界的に知られる ImageNet チャレンジの結果からも見て取れる。Agrawal, Gans, and Goldfarb (2018)が述べるように、画像認識アルゴリズムが改善されるにつれ、ImageNetチャレンジで優勝したアルゴリズムのエラー率は低下してきた。例えば、2010年には28パーセントであったエラー率が2017年には5パーセントまで低下している。

## 2.2 予測とその応用

データに基づく予測はしばしば大きな経済的価値をもたらす。前節で述べた、複数の価格シナリオの下での販売量を予測するという行為もその一例である。データに基づく予測の他の用途としては、インターネット検索エンジン、ターゲット設定されたマーケティング、レコメンデーション・システム、自動翻訳、自動運転、不正検知、そしてバーチャルアシスタントやボードゲームAIといった人工知能(AI)の様々な応用が挙げられる(Agrawal, Gans, and Goldfarb, 2018)。

データに基づく予測が経済的価値を生むメカニズムは、クレジットカード取引の例が直観的に表している。各クレジットカード会社は機械学習アルゴリズムを利用して個々の取引が適正であるか、それとも不正であるかを予測するサービスを、カード発行主体である銀行等に提供している。典型的には、過去の大量の取引に関するラベル付けされたデータ（すなわち、実際に不正か否かの情報が備わったデータ）をアルゴリズムに通すことで予測モデルが構築される。そして、この予測モデルを使って新規取引が不正であるか否かの予測が行われる。こうした予測結果は、カード発行主体による「取引を承認するか否か」という意思決定において使用される。クレジットカード会社の不正監視システムによる予測精度は年々向上しており、不正な取引が拒絶される確率は上昇する一方で、適正な取引が拒絶される確率は低下している<sup>3</sup>。こうした改善は、与えられたデータをより効果的に使用すること、すなわちより良いアルゴリズムを適用することで実現している。

金融分野における機械学習のもう一つの応用例として、企業や個人に関する信用スコアの算出が挙げられる。具体的には、機械学習アルゴリズムを使って借り手がデフォルトする

---

<sup>3</sup> 一例として、ビザの不正監視システム「Visa Advanced Authorization」が挙げられる (<https://www.visa.co.jp/about-visa/newsroom/press-releases/nr-jp-1906190.html>)。

確率が予測され、それを基に貸付の可否や条件に関する判断が行われる。こうした信用スコアの利用主体は主に金融機関であるが、近年は他業種の企業も積極的に活用し始めている<sup>4</sup>。

機械学習アルゴリズムの最も身近な活用例の一つは、グーグルなどが運営するインターネット検索サービスである。検索サービスを提供する企業は、多数のユーザーが過去に行ったインターネット検索に関するデータ（入力された検索語句、検索結果及びユーザーのクリック行動等の記録）を機械学習アルゴリズムに投入することで予測モデルを構築している。ユーザーが検索サービスのサイト上で新規に検索を入力すると、予測モデルによってウェブページごとのクリック確率が算出され、その結果を基に検索ページ上に表示されるウェブページとその順位が決められる<sup>5</sup>。

## 2.3 データ蓄積と予測精度

一般に、データが蓄積されるとそれをを用いた予測の精度は向上する。つまり、データからより優れた情報が生産できるようになり、その情報のもとで行われる意思決定の質も改善される。ただし、こうした改善効果の大きさはデータ量の減少関数だと考えられる。つまり、一般論として、より多くのデータが蓄積されるにつれ、追加的なデータによって予測精度を高めることが困難になる (Varian, 2019)。また、蓄積されたデータの価値は時間と共に劣化することが一般的である。例えば、Chiou and Tucker (2017)によるインターネット検索サービス市場の分析によれば、古いデータを維持する検索サービス事業者は、他社に比べて競争上優位に立つとは限らない。

他方で、予測の精度を少し高めただけで、予測結果が持つ経済的価値が大きく向上する場合もある。例えば、不正取引を検知するために予測を行うクレジットカード会社にとっては、予測精度の小さな改善が大きな価値を生む可能性がある。なぜなら、予測精度の改善によって「偽陽性」（実際には適正な取引を不正と判定すること）の頻度が少しでも減れば、カード利用者の満足度は大きく改善されるからである。また、「偽陰性」（実際には不正な取引を適正と判定すること）の頻度が少しでも減れば、クレジットカード発行主体の収益は有意に改善される。さらには、予測精度が十分高くなれば意思決定過程に人間を関与させる必要がなくなり、それによって人件費を大幅に削減できる (Agrawal, Gans, and Goldfarb, 2018)。したがって、企業がデータ蓄積によって予測精度を少しずつ改善させることで得る経済的

---

<sup>4</sup> 例えば、日系の発電・電力小売企業である Diamond Generating Asia は、東京大学エコノミックコンサルティングが構築した機械学習ベースの信用スコアリングモデルを使用し、顧客層であるタイ国企業の取引審査を行っている

(<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000002.000065767.html>)。

<sup>5</sup> 例えば、グーグルによる自社サービスの解説を参照のこと

(<https://www.google.com/intl/ja/search/howsearchworks/>)。

価値は、業種間で異なるのはもちろんのこと、利用されるデータの種別や予測タスクの性質によっても異なる。

### 3 小売産業におけるデータの生産と利用

企業が用いるデータの性質、その収集の方法、そしてデータから抽出される情報の活用方法は産業間で大きく異なる。このことは、データが持つ経済的役割も産業間で異なることを意味する。このため、本報告書の残りの部分では産業全般を対象とするのではなく、小売産業という特定のセクターに焦点を当てることにする。

データの経済的役割を考える上で、小売産業をケーススタディとして扱うことは、以下の理由から有意義である。第一に、データの活用は後述するように小売企業に様々な便益をもたらす一方で、データの高度な活用が小売業界における成功の要件であるかは自明でない。この点は、クレジットカードやインターネット検索サービスなど、データ活用の巧拙によって企業の競争力が左右される業界と対照的である。第二に、小売産業には実店舗を運営する従来型の事業者、電子商取引サイトを運営するオンライン事業者、そして両チャンネルを併用する事業者が併存し、そのいずれもが何らかの形でデータを活用している。データの収集及び利用の手法に関しては、チャンネル間で異なる面もあるが、主要な点においてはチャンネル間で共通している。これらの共通点を明らかにすると共に、手法の多くは従来型小売業において編み出された経緯を認識することで、小売産業におけるデータ収集・利用の浸透度合いが明らかになろう。第三に、物販オンラインモールをはじめとする小売企業によるデータの収集と活用が、それらの競争力向上にどう寄与し、ひいては市場における競争にどう作用するかに関しては、近年政策立案者の間で関心が高まっている<sup>6</sup>。

データの競争上の役割については4節で検討するが、その前提として、本節では小売業者によってデータが実際にどう収集され、利用されているかを論じる。その過程で、個々の小売業者がデータを蓄積することで、どのような競争優位性が獲得されるのかという点にも言及する。

#### 3.1 収集されるデータの種別

小売産業は、最終消費者を商品やサービスの供給者と繋げる機能を担う。このため、小売業者は個々の消費者の購入行動を観察できる立場にある。つまり、複数の商品やサービスからなる選択肢に直面した消費者がとる選択行動を、小売業者は直接観察できる。ただし、個々の小売業者が消費者の購入行動を完全に把握できるわけではなく、観察できるのは自

---

<sup>6</sup> この点は、公正取引委員会（2019）等の報告書からも示唆される。



身の店舗やウェブサイトを訪問した消費者がそこでとる選択行動に限られる。言うまでもなく、消費者が当該店舗・ウェブサイトで購入せず、他の小売チャンネルで購入することになれば、その消費者の購入行動は当該小売業者にとって観察不可能となる。

小売業者が収集するデータやその利用方法は事業者間で異なるものの、一般論として、小売業者が収集できるデータの種別は以下のとおりである。

- (i) 顧客の属性：顧客の年齢、性別、居住地等のデータは多くの場合、顧客自身によって自発的に提供される。一方、こうした属性が推定データとして生成される場合もある。日本の大手コンビニチェーンにおいて、店員がレジで各顧客の年齢区分と性別を記録するのはその一例である<sup>7</sup>。また、多くの小売業者は顧客向けにポイントカードを発行したり、オンラインで会員登録させたりすることで、顧客の購入履歴データを収集している。
- (ii) 品揃え、価格、在庫など顧客が直面する状況：個々の顧客がどういう選択肢に直面していたかを表すデータであり、事業者によっては販売チャンネル（個別店舗・ウェブサイト）及び期間ごとに記録している。品揃え、価格及び在庫以外で重要な要素としては、個別顧客向けに実施された特別オファーやレコメンデーションの有無、そして店舗・ウェブサイトにおける商品の陳列・表示状況が挙げられる。
- (iii) 顧客による比較行動及び購入行動：小売業者が確実に収集できるデータとして、一定期間中の製品ごとの販売実績が挙げられる。オンライン小売業者やポイントカードを発行する実店舗型小売業者であれば、こうした集計データだけでなく、個々の顧客がいつ何を買ったかという細分化データも収集できる。また、小売業者によっては顧客の購入前における行動データも収集している<sup>8</sup>。
- (iv) 顧客による購入後の行動：オンライン小売業者やポイントカードを発行する実店舗型小売業者は、顧客による同一製品のリピート購入、返品、カスタマーレビューの投稿など、購入後行動に関するデータを収集している。

---

<sup>7</sup> 具体的には、店員が顧客の年齢区分と性別を推測し、それをレジのボタンを使って入力する仕組みとなっている。なお、大手コンビニチェーンの間では、ポイントカードの普及等によるデータ収集能力の向上を受けて、従来のレジ入力方式を取りやめる動きもある。

（「コンビニのレジからあのボタンがなくなったワケ」『読売新聞』2018年7月18日）。

<sup>8</sup> 顧客の購入前における行動（いわゆるブラウジング行動）の把握は、オンライン小売業者だけが行えるわけではない。例えば、大手スーパーチェーンのイオンリテールは、店舗内カメラで撮った映像を人工知能ソフトウェアに通すことで顧客の買い物行動を分析している（[https://www.aeonretail.jp/pdf/210513R\\_1.pdf](https://www.aeonretail.jp/pdf/210513R_1.pdf)）。

## 3.2 データの用途

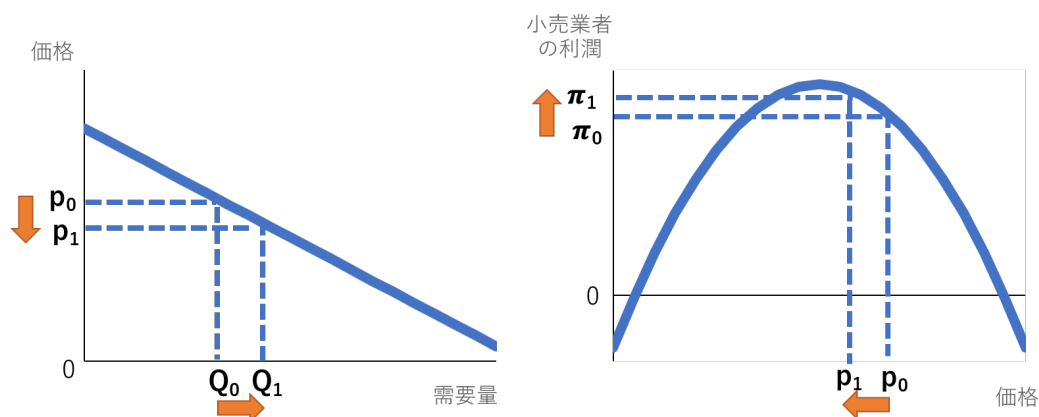
2節で述べた通り、データから経済的価値が生み出される過程では、何らかの形で予測が行われるのが一般的である。本節では、2節で例示したデータによる需要予測と価格設定におけるその活用についてより詳しく述べる。また、小売業者によるデータの他の活用方法についても解説する。

### 3.2.1 需要予測と価格設定

小売業者は、様々な状況におかれた消費者の購入を記録したデータを分析することで、消費者行動に関する予測モデルを構築できる (Grewal et al., 2011)。ここでいう「状況」には、消費者が直面する品揃えや価格だけでなく、消費者自身の属性も含まれる。こうした予測モデルを使えば、特定の属性を持った消費者が特定の環境 (品揃え、価格等) に直面したとき、個々の商品を購入するか否か (購入する場合は何個購入するか) を予測することができる。このようなモデルは、経済学では「消費者ごとの需要関数」と呼ばれ、それを多数の消費者について足し合わせたものは「市場需要関数」 (あるいは単に「需要関数」) と呼ばれる。

需要関数の用途の一つは、様々な価格シナリオの下での販売数量を予測することである。その結果を図示化すると、図1の左側に示したように製品の価格と需要量の関係を表すグラフ、すなわち需要曲線が得られる。この需要曲線を他の情報 (例えば、製品の仕入価格) と組み合わせることで、小売業者は異なる価格シナリオの下で自らが得る利潤を予測できる。例えば、図1の右側のグラフは価格 $p_0$ の下での利潤よりも、価格 $p_1$ の下での利潤のほうが大きいことを示す。こうした予測を用いることで、小売業者は自らにとって最適な価格 (例えば、利潤を最大化させる価格) を設定することができる。

図1：価格設定における需要関数の活用



こうした需要関数に基づく価格設定は近年多用される傾向にあり、小売業者だけでなく、

より上流のメーカー等も活用するようになってきている。小売業者が需要関数推定を使って価格の最適化を行った事例は、マーケティング分野の論文で数多く紹介されている（例として、Grewal et al., 2011; Ferreira, Lee, and Simchi-Levi, 2016; Simchi-Levi, 2017 等が挙げられる）。小売業界以外で需要関数に基づく価格設定が行われている例としては、プロスポーツチームによるチケット価格の設定が挙げられる<sup>9</sup>。また、メーカーがデータから推定した需要関数を使って新製品の発売価格を設定する例も登場している<sup>10</sup>。

### 3.2.2 需要予測のその他の用途

小売業者等にとっての需要関数推定の用途は価格設定にとどまらない。注目される応用例の一つとして、需要関数に基づく店舗の品揃えや在庫の決定が挙げられる（Kök, Fisher, and Vaidyanathan, 2008）。例えば、オランダのスーパーマーケットチェーンであるアルバート・ハインは、個々の商品について需要を予測し、それを基に発注量を決めており、そうすることで収益を高めていると報告されている。また、食品卸業界の国内最大手である三菱食品は、大手コンビニチェーンであるローソンの店舗収集データを使って商品ごとの需要を予測し、それを基に食品メーカーへの発注を行うことで、在庫の最適化を実現している<sup>11</sup>。

需要関数推定は新製品の設計においても活用されている。例えば、大手生活用品メーカーであるアイリスオーヤマは、既存製品の販売実績データを使って需要関数を推定し、その情報を製品設計に活かしている。島田（2002）によれば、アイリスオーヤマは小売業者と直接取引する卸売部門を社内に擁しているため、小売店舗ごとの発注や在庫に関するデータを収集できる。そうしたデータを、店舗ごとの小売価格に関する推定値と組み合わせることで、需要関数の推定が可能になっているという。

小売業者が製品レベルよりも大きな括りで消費者需要を推定し、それを意思決定に活用する場合もある。例えば、小売チェーンが新しい店舗の立地を決めるにあたっては、各候補地における来店客数や客単価（顧客1人当たりの購入金額）を様々なデータから予測する。特にローソンは、既存店舗における販売実績データを人工知能の手法で分析することで、各

---

<sup>9</sup> 例えば、プロ野球チームの福岡ソフトバンクホークスは、座席ごとのチケット価格をダイナミックプライシングにより設定しており、そのために機械学習に基づく需要予測を行っている（<https://www.softbankhawks.co.jp/ticket/ticketprice.html>）。

<sup>10</sup> 例えば、パソコン周辺機器の大手メーカーであるバッファローは、東京大学エコノミックコンサルティングが提供するデータ分析サービスを使ってネットワークレコーダー市場における需要関数を推定し、その結果に基づき2021年4月に発売した新商品の価格を設定している（「8回連続で即日完売！2年前に終売した“nasne”がまさかの復活」『日経クロストrend』2021年6月15日）。

<sup>11</sup> 「三菱食品、AIが適正在庫を予測 ローソン向け全拠点で」（『日本経済新聞』2021年9月1日）。

候補地に店舗を開設した場合の採算を予測し、それを新規出店するか否かの判断材料としている<sup>12</sup>。

### 3.2.3 データ駆動型のサービス・カスタマイゼーション

小売業者によるデータ活用は需要予測にとどまらない。特に注目されるのは、個々の消費者の購入履歴や自発的生成データを使った小売サービスのカスタム化である。ここでは、データ駆動型のサービス・カスタマイゼーションの代表例として、レコメンデーション・システム、カスタム化された販売促進及び比較ショッピングサービスを取り上げる。

#### レコメンデーション・システム

小売業者にとってのデータの用途の一つは、個々の顧客が買ってくれそうな商品を特定することである。実際、多くのオンライン小売業者は顧客の購入履歴データを使い、消費者の過去の購入実績と現在の購入手動を関連付ける予測モデルを構築している。そして、予測モデルを基に多数の商品に関して購入確率を算出し、購入確率が高い商品を消費者に推薦（レコメンド）するのである（Bodapati, 2008）。実証研究によれば、こうしたレコメンデーション・システムは消費者の選択肢を広げると同時に、小売業者の売上を増加させる効果を持つ（Senecal and Nantel, 2004; Kawaguchi, Uetake, and Watanabe, 2019）。

経済理論の観点からは、レコメンデーション・システムは個々の消費者が他の消費者から商品の品質を学ぶことを可能にしている。Tucker and Zhang (2011)が指摘するように、レコメンデーション・システムによってある商品を推薦された消費者は、過去に他の消費者がその商品の品質について好印象を持ったと解釈するであろう（さもないと他の消費者はその商品を購入せず、購入されなければレコメンデーションにも登場しないからである）。過去の消費者が抱いた品質に関する印象は、その商品の「真の品質」と相関していると考えられるため、レコメンデーションを受けた消費者も当該商品に関して好印象を持つようになる。

このように、レコメンデーション・システムは品質に関する情報の非対称性を解消する機能を持つと考えられるが、それが市場競争に与える影響に関しては様々な考え方がある。特に関心を集まるのは、レコメンデーション・システムが万人受けする「マスアピール型」商品を優遇する傾向にあるのか、それとも少数の消費者が好む「ニッチ型」商品を優遇する傾向にあるのかという点である。一見すると、レコメンデーション・システムの導入によって、消費者はマスアピール型商品に誘導されるように思われるが、現実には必ずしもそうならない。例えば、消費者の購入量が商品間でどう分布しているかを調べた Brynjolfsson, Hu, and Simester (2011)によれば、オンラインチャンネルでの購入量の分布は、実店舗での購入

---

<sup>12</sup> 「ローソン AIで商圈データ、採算予測 出店可否判断の実証実験」(『SankeiBiz』2018年2月20日)。

量の分布に比べてより「裾の厚い」形状となっており、いわゆるロングテール現象が観察される。つまり、オンラインチャンネルのほうが多数の商品に購入が広がっているのである。この結果を Brynjolfsson, Hu, and Simester (2011)は次のように解釈している。オンラインチャンネルで買い物をする消費者は、レコメンデーション・システムをはじめとする各種ツールを駆使することで、ニッチ型商品を見つけたり、それを容易に評価したりすることができる。その結果として、実店舗上での購入よりもオンラインチャンネル上での購入のほうが、ニッチ型を含むより多くの商品に広がっているのである。

### カスタム化された販売促進

小売サービスのカスタム化としてもう一つ注目されるのは、購入履歴データを活用した販売促進活動のターゲティングである (Grewal et al., 2011)。よく知られた例として、カタリナマーケティングが提供するチェックアウトクーポン・サービスが挙げられる。同サービスの内容は、スーパーなどの小売店舗のレジにおいて、顧客の購入商品を基にカスタム化されたクーポンを発行するというものである<sup>13</sup>。クーポンに表示される商品は、顧客が購入した商品と同じものである場合もあれば、その競合商品や補完的商品である場合もあり、どのタイプのクーポンを発行するかは、小売業者がある程度設定できる。しかし、具体的にどの商品をクーポンに表示し、割引額をいくりに設定するかといった細かい判断は、カタリナマーケティングが顧客の店舗網から収集した膨大な購入履歴データを基に自動的に行われる。なお、小売業者が専用のソフトウェアやハードウェアを導入することで、自前のチェックアウトクーポン・サービスを運営することも可能である<sup>14</sup>。

近年では、多くの小売業者がスマートフォンのアプリを通じて電子クーポンを発行するようになっている。例えば、コミュニケーションアプリで知られる LINE は、LINE クーポンというサービスを通じて約 5 万店舗分の電子クーポン発行を請け負っている (2020 年 9 月現在)。LINE アプリの利用者数は約 8600 万人に上ることから、LINE クーポンの利用店舗が配信先としてターゲット設定できる消費者の潜在数は極めて大きい。2019 年からは、LINE とカタリナマーケティングが共同で「LINE カタリナクーポン」というサービスを運営しており、カタリナマーケティングが持つ膨大な購入履歴データと LINE の巨大なユーザーベースを融合することによるシナジー効果の発揮が図られている<sup>15</sup>。

---

<sup>13</sup> カタリナマーケティングの国内顧客企業には、イオンやイトーヨーカ堂などの大手小売チェーンが含まれる (<https://jp.catalina.com/about/>)。

<sup>14</sup> 例えば、NEC の NeoSarf/POS ソリューションを利用する小売業者は自社でクーポン管理を行うことができる (<https://www.nec-solutioninnovators.co.jp/ss/retail/products/neosarf-pos/function/pos>)。

<sup>15</sup> カタリナマーケティングの説明資料による (<https://jp.catalina.com/solution/line-catalina-coupon/>)。

経済学及びマーケティング分野の研究によれば、こうしたカスタム化された販売促進活動は消費者の便益を高めると同時に、小売業者の売上や収益性を高める効果を持ち得る。ミクロ経済学理論によれば、カスタム化された値引き（経済学では「購入履歴を基にした価格差別」と呼ばれる）が行われる状況下では、そうした値引きが行われない場合と比べて平均的な価格水準が低く抑えられ、結果として消費者余剰が高まる可能性がある<sup>16</sup>。

実証研究によれば、カスタム化された値引きを実施する小売業者は売上や利潤を高めることができる。例えば、Rossi, McCulloch, and Allenby (1996)は、顧客の購入履歴に関する少量のデータを使ってカスタム化されたクーポンを発行する場合と、カスタム化をせずにクーポンを発行する場合を比較しており、クーポンをカスタム化することで対象商品の販売額の増分は約 2.5 倍になることを示している。また、Zhang and Wedel (2009)はあるブランドのバターについて、消費者の直前の購入実績に応じて値引きを行った場合、販売数量がどう変化するかをシミュレーションによって分析している。その結果、カスタム化された値引きによって小売業者の利益が 121 から 311 パーセント上昇することを示している。これらの結果が示すのは、小売業者は販売促進活動をカスタム化することで大きな効果を期待できること、また、それを実行するためのデータが比較的少なく済むことである。

### 比較ショッピングサービス

オンライン小売業は、商品・サービスの存在や価格の情報を入手し易くすることで消費者に恩恵をもたらしてきた。つまり、オンライン小売業の発達によって消費者が直面する探索費用は大幅に低減した。特に、価格比較サイトや口コミサイトなどの比較ショッピングサービスは、消費者が自らのニーズに合った商品を見つけたり、それらを比較したりすることを可能にしている。また、消費者が同一の商品に関して複数の販売業者間で価格やサービスを比較することも可能である。これらのサービスは、ユーザーが入力した検索語句に対応して、複数の商品や販売業者からなる選択肢を提示することで提供される。各商品又は販売業者に関しては、商品特性（販売業者の場合はサービスの良し悪し等）、価格、ユーザー評価等が表示される。比較ショッピングサービスは様々な商品や販売業者に関するデータを予め収集しておき、その中からユーザーのニーズに合いそうな選択肢を抽出することで、ユーザーの意思決定を容易化させる。日本では、こうしたサービスはカカクコムなどの専門業者に加え、アマゾンや楽天などのオンライン小売業者によって提供されている。

経済学の研究は、比較ショッピングサービスの存在が消費者に便益をもたらすことを示している。例えば、Baye and Morgan (2001)の理論分析によれば、比較ショッピングサービ

---

<sup>16</sup> 例えば、Fudenberg and Tirole (2000)は、2社の企業が2期間に渡って競争するモデルを使い、消費者の1期目における購入行動を基に2期目に価格差別が可能な場合とそうでない場合を比較し、前者のほうが平均的な価格水準が低くなることを示している。ただし、この結果はモデルの前提に依存し、前提が変われば結果も変わり得る。

スの導入は商品の平均価格を下落させることで消費者余剰を増加させる<sup>17</sup>。こうした効果が現実に起こり得ることは、多くの実証分析が明らかにしている。例えば、Brynjolfsson and Smith (2000)は、オンライン小売業者が販売する書籍や CD は実店舗で販売される同等商品よりも価格が9から16パーセント低いことを示しており、その一因として価格比較サイトの存在があると論じている<sup>18</sup>。また、著名な価格比較サイトに掲載されているパソコン部品販売業者のデータを分析した Ellison and Ellison (2009)は、それらの販売業者が扱う低グレード品に関して、需要の価格弾力性が極めて高いことを明らかにしている。かかる状況下では、他社と比べて少しでも価格が高い販売業者は顧客を獲得できないため、各社とも価格を限界費用に近い水準まで下げざるを得ない<sup>19</sup>。

比較ショッピングサービスの経済的な役割は探索費用の削減にとどまらない。比較サイトに投稿されるユーザー評価や口コミ情報も、個々の商品や販売業者の品質に関する評判を形成させるという意味で市場の効率化に貢献している。品質に関する評判は、「経験財」（消費者が購入するまでその品質が分からない商品やサービス）の市場において特に重要である。そのような市場では、消費者が評判を基に商品や販売業者を選ぶ傾向があるため、優良な評判を持つ販売業者ほど商品・サービスを高い価格で販売できる（Klein and Leffler, 1981; Shapiro, 1983）。また、そうした「評判プレミアム」の存在が、販売業者が良質な商品・サービスを提供するための動機付けとなっている。Dellarocas (2003)が指摘するように、近年様々な業界でオンライン仲介サービスの役割が拡大しているのは、それらのサービスが持つ評判構築機能が、消費者やビジネスユーザー<sup>20</sup>によって高く評価されていることの証左と言えよう。

比較ショッピングサービスで使用されるデータは複数の方法で収集される。特定の小売業者に属さない専門の比較ショッピングサービスの場合、価格等に関するデータは小売業者から入手することが一般的である。また、一部の比較ショッピングサービス事業者は、ユーザーを小売業者のウェブサイトに送り込んだ頻度に応じて手数料を受け取っている（手数料はクリック課金制となっていることが一般的である）。小売業者としては、比較ショッピングサービスにデータを提供するインセンティブを強く持つ。なぜなら、自社のデータが比較サイトに掲載されなければ、データが掲載されている競合業者に需要を持って行かれ

---

<sup>17</sup> 一方で Ronayne (2021)は、一定の条件下では、価格比較サービスの存在によって価格上昇と消費者余剰の低下がもたらされ得ることを示している。

<sup>18</sup> 同時に、Brynjolfsson and Smith (2000)は実店舗とオンラインチャンネルの双方で相当程度の価格分散が存在することを指摘している。

<sup>19</sup> 一方で、これらの部品販売業者は低グレード品を目玉商品に据えることで顧客を惹きつけた上で、収益性がより高い高グレード品を販売する戦略をとっている可能性もある。

<sup>20</sup> 本稿では、各種オンライン・サービスを商用目的で利用する企業や個人のことをビジネスユーザーと呼ぶ。

てしまうからである。

比較サイトに掲載されるユーザー評価のデータは、ユーザーによって自発的に提供される。個々のユーザーは、どの比較サイトに評価を投稿するかを自由に選択できる。例えば、あるオンライン小売業者から商品を購入した消費者は、当該小売業者のサイト上で評価を投稿することも可能であるし、価格.comのような独立した比較サイトに投稿することも可能である。したがって、ユーザー評価のデータに関しては、投稿先としてより魅力的な比較ショッピングサービスほどデータを多く収集できると言えよう。

### 3.3 小売業者にとってのデータ蓄積の価値

小売業者によるデータの蓄積は様々な形をとり得る。ある商品に関して多数の消費者の行動が記録される場合もあれば、ある消費者に関して多数の購入機会での行動が記録される場合もある。どのタイプのデータ蓄積であるかによって、小売業者がそこから得る価値は異なる。

Bajari et al. (2018)によれば、小売業者が膨大な数の商品に関するファーストパーティデータ（小売業者が直接消費者と取引したり、自らが運営するプラットフォーム上の取引を観察したりすることで得るデータ）を集めても、商品レベルでの予測精度はさほど大きく向上せず、したがって意思決定の質もさほど大きく改善するわけではない。他方で、ある商品カテゴリーについて、より多くの消費者の購入行動を記録したデータを使用すれば、当該商品カテゴリーにおける需要をより正確に推定できる。3.2.1節で述べたとおり、企業はそうした需要関数の推定結果を使用することで、価格設定や販売促進を改善できる。また、小売業者が品揃えや在庫を最適化させたり、レコメンデーション・システムの効果を高めたりする上でも、こうした需要予測は有用である。

このように、小売業者はファーストパーティデータを蓄積し、それを分析することで経済的価値を生み出せる一方で、同じような情報を市販のPOSデータ等から抽出できる場合も少なくない。こうしたPOSデータは、専門の調査会社が個々の小売業者から調達し、ある程度集計したうえでメーカーや小売業者に提供している。日本ではインテージ、日本経済新聞社、GfKなど複数の事業者がPOSデータの収集・販売を行っている。こうした市販データの存在は、個々の小売業者が意思決定に資する情報を取得する上で、必ずしもファーストパーティデータを蓄積する必要がないことを意味する (Tucker, 2019)。また、個々の小売業者が収集したファーストパーティデータは、専門の調査会社が収集したデータと比べて利用価値が低い場合もある。なぜなら、個々の小売業者のファーストパーティデータには消費者行動の一部しか記録されておらず、競合小売業者における品揃え、価格、販売量など、消費者行動を理解する上で必要な変数が含まれないからである。

この点をよりよく理解するために、仮想事例として2社の小売業者（小売業者1と2）がそれぞれ2種類のワイヤレスヘッドフォン（ブランドAとB）を販売している状況を考え



よう<sup>21</sup>。小売業者1がブランドAに関して一時的に10%の値引きを行い、それとほぼ同時に、小売業者2がブランドBに関して10%の値引きを行ったとする。そしてこれらの価格変更の結果、小売業者1ではブランドAの販売量が30%増加する一方、ブランドBの販売量は15%減少したとする。また、小売業者2ではブランドAの販売量が15%減る一方、ブランドBの販売量は30%増えたとする。このとき、小売業者1がブランドAとBの間における需要の交差価格弾力性（一方の製品が1%値下げしたときに、他方製品の需要が何%減るかを表す指標であり、製品間の競合度合いを測るために使われる）の推定を試みたでしょう。

小売業者1のデータだけに依拠すると、ブランドA価格の10%下落に対応して、ブランドBの販売量が15%減少しているので、需要の交差価格弾力性は1.5として計算される。しかし、小売業者1によるブランドBの販売量が減った理由としては、小売業者1によるブランドAの値下げよりも、小売業者2によるブランドBの値下げのほうが重要であった可能性が高い<sup>22</sup>。もしそうであれば、小売業者1のデータだけを使って得られた1.5という推定値は、実際の交差価格弾力性を大きく上回る可能性がある。この事例のように、個々の小売業者が収集するファーストパーティデータだけでは、価格変更に対する消費者の反応の全体像が見えない場合が多い。これに対し、調査会社が収集・集計したPOSデータには、市場全体で起きていることが記録されている。このため、例えばブランド間における需要の交差価格弾力性を推定する場合などは、調査会社が提供するPOS集計データのほうが優れていると言える。

ここでもう一つ指摘しておくべき点として、カスタム化された小売サービスの多くは、個々の小売業者が社内に溜め込んだデータに依存しているわけではない。特に、3.2.3節で解説した比較ショッピングサービスの場合は、専門のサービス提供者が多数の小売業者から価格等のデータを受け取ると同時に、多数のユーザーからも評価データを受け取っている。このように、個々の小売業者よりも、特定のサービスに特化した専門企業のほうがデータ収集に関して優位にある場合が少なくない。

---

<sup>21</sup> 2社の企業と2つのブランドだけに限定しているのは、あくまで単純化のためである。現実のワイヤレスヘッドフォン市場には多数のブランドが存在し、実店舗とオンラインショップを含む多数の店舗で販売されている。

<sup>22</sup> 言い換えれば、小売業者1が販売するブランドAとブランドBの間の「ブランド間競争」よりも、ブランドAについて、小売業者間で展開される「ブランド内競争」のほうが活発である可能性が高い。

## 4 小売産業での競争におけるデータの役割

前二節では、データが企業の競争力向上に寄与する可能性を議論した。本節では、個々の企業によるデータの収集とその活用が、企業間の競争に及ぼす影響について議論する。前節同様、本節でも議論の対象は小売産業に限定する。

小売産業でデータが果たす競争上の役割は多岐に渡る。ある面では、データは消費者が直面する探索費用を下げる役割を果たす。例えば、レコメンデーション・システムや比較ショッピングサービスは消費者の好みに適した製品を発見しやすくし、様々な製品の品質や価格の比較を容易にする。こうした探索費用の低下は、一般に競争を強め、価格を下げる効果がある(Diamond, 1971; Anderson and Renault, 1999)。このことは、データの利用によってもたらされる社会的便益は、小売業者の利潤上昇よりも、消費者厚生の上昇という形で具現化する傾向があることを意味する。

一方、学者や評論家の中には、デジタルプラットフォームによるデータの蓄積が参入障壁を構築し、企業間の競争力の非対称性を生み、消費者のスイッチングコストを発生させる可能性があるという警鐘を鳴らす者もいる(Furman et al., 2019; Crémer, de Montjoye, and Schweitzer, 2019)。以下、本節ではこうした事態が小売産業でどの程度実現しうるかを検証する。

### 4.1 データと市場参入

市場への参入可能性は競争環境の重要な決定要因である。参入障壁に保護されている既存企業は競争的な水準より高い価格と低い品質を設定しても容易に利潤を獲得することができる。さらに、そうした企業はイノベーションの誘引も小さくなる可能性がある。逆に、潜在的ないし実際の新規参入者からの競争圧力に直面する企業は、価格を下げ、品質を上げ、イノベーションのための投資を続ける必要が生じる。こうした理由から、競争当局や、競争法関連の事件を取り扱う裁判官にとって、対象市場において参入障壁が存在するか否かは最重要論点の一つとなる。本稿では、特定の市場ではなく小売産業一般を念頭に、データへのアクセス環境に企業間の差があると、市場参入にどのような影響があるのか検討する。そのために、まず参入障壁の概念を定義し、その上でデータへのアクセスの非対称性が、小売産業において参入障壁の要件を満たすか否かを検討する。

#### 4.1.1 参入障壁の経済学的定義

経済学では、これまで参入障壁の様々な定義が採用されてきたが、一つの標準的な定義は、「新規参入企業が負担する必要のある費用であって、既存企業が負担する必要のない費用」というものである(Carlton and Perloff, 2005)。より広い定義として、「新規参入を遅らせ、社会厚生を損ねるあらゆる費用」というものもある(McAfee, Mialon, and Williams, 2004)。

参入障壁が生じる典型的な状況には、既存企業が業務上必要な自然資源や技術へのアクセス権を占有している場合や、政府による参入規制が行われている場合などがある。

参入障壁の定義は、しばしば設備投資の必要性などによって生じる規模の経済の概念にまで拡大されることがある。なぜなら、規模の経済の存在は市場において活動できる企業の数に影響を及ぼすからである(Cabral, 2017)。確かに多くの産業で、企業は一定規模以上のサイズでなければいけないという意味での規模の経済が存在するが、このような規模の経済が競争に悪影響を与える可能性は現実的には小さい場合が多い。例えば、スーパーマーケットが十分な数の商品を提供して顧客を満足させるためには、一定以上の床面積を保有していなければならないが、それにも拘わらずスーパーマーケット間の競争は一般に非常に激しいものである。こうした点を念頭に置きつつ、次節ではデータへのアクセスの非対称性が規模の経済性に与える影響と、その結果として参入に与える影響を検討する。

近年では、ネットワーク効果も参入障壁の原因と見做されるようになってきた。ネットワーク効果は、企業がユーザー同士の交流を促すサービスを提供する市場や、企業が複数の種類のユーザー間での取引を仲介するような市場で作用する。前者は「直接ネットワーク効果」と呼ばれ、後者は「間接ネットワーク効果」と呼ばれている。いずれかの形のネットワーク効果が存在する場合、ユーザーベースが大きい企業のサービスは、ユーザーベースの小さい企業のサービスと比べて、他の条件を一定とした場合より高く評価される。こうした理由から、ネットワーク効果は「需要サイドの規模の経済」と呼ばれることがある(Baker, 2019)。従来の規模の経済性と同様に、ネットワーク効果も市場で利益を上げることができる企業の数に影響する。しかし、サービスの差別化が行われている市場や、ユーザーによるマルチホーミング<sup>23</sup>の可能性が高い市場では、ネットワーク効果の存在が重大な参入障壁になるとは考え難い(Crémer, de Montjoye, and Schweitzer, 2019)。

#### 4.1.2 小売産業におけるデータ蓄積は参入障壁を発生させるか

次に、小売産業におけるデータへのアクセスの非対称性が、参入障壁を生じさせるか否かを検討する。本項では議論を明確にするために、小売業者が、取引データ等の形で消費者やビジネスユーザーの活動を観察することで取得したファーストパーティデータに焦点を絞って議論する。上で議論した参入障壁の定義に沿って、以下の問いを検討する。

- (i) データは新規参入企業が取得しなければいけない必須の生産要素か？それとも他の生産要素によって代替可能か？
- (ii) 企業が参入を行って利潤を獲得するためには規模の経済やネットワーク効果を発揮する必要があるか？その際にデータが果たす役割はあるか？

まずは一つ目の問いを検討する。企業が小売市場に参入する際には、消費者の好みや、サ

---

<sup>23</sup> 本稿では、消費者やビジネスユーザーが複数の企業のサービスを同等の用途のために並行して利用することをマルチホーミングと呼ぶ。

プレイヤーが提供可能な製品の範囲などに関する一定の情報は必要となる。なぜなら、そのような情報なしでは、消費者にとって魅力的な品揃えを設計することは困難だからである。しかし、そうした情報は利用者から提供されたデータである必要も、取引から観察されたデータである必要もない。事実、多くの場合、新規参入の際に必要なデータはサードパーティーのデータ販売業者から購入することができる。例えば、家電産業の各部門における製品ラインアップや消費者の嗜好に関する情報は、GfK、BCN その他の企業が提供する POS データから直接観察又は推定することができる。

次に二つ目の問いを検討する。小売産業においては、新規参入の際に一定以上の効率的な規模を達成する必要があるという意味で規模の経済性が存在するかもしれないが、この規模が参入を阻害するほど大きいということは考え難い。事実として、日本の小売産業では多くの新規参入が続いている。例えば、メルカリは 2021 年 10 月に新しいオンラインモールを開始すると告知している<sup>24</sup>。データが小売産業における規模の経済の実現に一定の役割を果たしている可能性はある。例えば、Baker (2019) は「販売者は消費者に関するデータを用いることで品質調整後の販売促進費用を下げることができ、これが規模の経済に繋がっている(p129)」と述べている。しかし、データが持つ規模の経済の源泉としての役割は、サプライヤーに対する交渉力や施設を維持するために必要な資金力などの他の要素と比べれば小さいと考えられる。

小売業者のサービスは十分に差別化されており、仮に小売業界においてネットワーク効果が存在しても、それ自体が深刻な参入阻害要因となるとは考えにくい。現に新たな参入は発生し続けており、日本のオンライン小売業界では、ファッションを専門的に扱う ZOZO のように、特定のセグメントに特化することで差別化を達成した企業が大きな市場シェアを獲得してきた。この成功要因の一つとして、特定セグメントに特化しているがゆえに提供できるきめ細かいサービスが挙げられる。例えば、スイーツ専門のオンラインモールである Cake.jp は、商品の型崩れがあった場合に当日中の再配送を行っており、そうしたサービスがユーザーに高く評価されている。また、ギフト商品に特化したプラットフォームである TANP は、出品者を跨いだセット商品を組成することで、出品者にとっての売上拡大を図っている<sup>25</sup>。

ネットワーク効果や規模の経済による参入障壁を弱めるもう一つの要因として、消費者や販売業者によるマルチホーミングがある。なぜなら、消費者が多くの販売業者と複数のプラットフォームで取引できる場合は、市場における一人勝ちは発生しにくいからである。マーケティングリサーチ会社の Do House が 2020 年 12 月にオンライン商取引のユーザーに

---

<sup>24</sup> 「メルカリ、フリマの次は EC モール “個人依存”引下げ」(『日本経済新聞』2021 年 10 月 7 日)。

<sup>25</sup> 「ネット通販、特化型に商機 テンシャルはヘルスケア新設」(『日本経済新聞』2021 年 9 月 14 日)。

対して行った調査によると、74.9%の回答者が、日常的に複数のオンライン小売業者を利用していると答えている<sup>26</sup>。その理由については、多くの回答者が、異なるオンライン小売業者がそれぞれ異なった強みを持っていることを挙げている。例えば、送料無料サービスを提供する小売業者もいれば、ポイント還元が魅力となっている小売業者もいる。このことは、サービスの差別化とマルチホーミングはオンライン小売業界で相互補完的な役割を果たしていることを示唆する。

## 4.2 データとスイッチングコストの関係

消費者は、ある企業から製品やサービスを購入し、その後別企業に切り替えようとする時に一定の費用を負担する可能性がある。こうした費用はスイッチングコストと呼ばれている。経済学の研究では、スイッチングコストが存在すると企業は既存顧客に対して一定の市場支配力を持つようになり、それによって価格やサービスの品質に影響が及ぶことが知られている。また、スイッチングコストは様々な形態を取り、その形態によって競争に与える影響が異なるということも認識されている。こうした背景から、本節ではまずスイッチングコストの分類を行う。Klemperer (1995)は消費者が直面するスイッチングコストを次の6種類に分類している。

- (i) 既存設備との互換性を確保する必要性から生じる費用
- (ii) 製品やサービスの提供者を変更する際の取引費用
- (iii) 新しい製品やサービスの使用方法を学習する費用
- (iv) 未使用の製品やサービスの品質に関する不確実性
- (v) 割引クーポンやそれに類似する販売戦略から得たであろう便益の喪失
- (vi) スwitchingに係る心理的費用や非経済的なブランド・ロイヤルティ

(i)と(iii)のスイッチングコストは、消費者が特別な設備を入手したり、知識を習得したりせずに新たなサービスを利用できる小売産業では発生しにくい。(iv)と(vi)のスイッチングコストは小売産業に存在し得るが、データとは無関係に発生するものである。よって、本稿では残りの二種類のスイッチングコスト、すなわち(ii)製品やサービスの提供者を変更する際の取引費用と(v)割引クーポンやそれに類似する販売戦略から得たであろう便益の喪失に着目する。とりわけ、本稿では小売業におけるデータの蓄積がこれらのスイッチングコストに影響を与える可能性について議論する。

一般的に、消費者が利用する小売業者を変更する際の取引費用は、銀行や理髪店を変更する際のものとは比べて小さいと考えられる。これは、顧客の信用情報を知る必要がある銀行や顧客ごとの髪型の好みを知る必要がある理髪店と比べて、小売業者は顧客に関する知識な

---

<sup>26</sup> 「複数の EC サイトを意識して使い分けている人は 3 割」(『SankeiBiz』2021 年 1 月 27 日)。

しに十分なサービスを提供できるからである。よって、消費者は新しい小売業者と取引する際に、住所や決済に必要な情報などの例外を除き、自身に関する情報を提供せずに関取引を行うことができる。

一方で、レコメンデーション・システムのような、消費者の好みや属性に関する情報を必要とする小売サービスも存在する。消費者の好みに関する情報は、典型的には購入履歴を分析することで推定される。よって、理論的には、小売業者によるデータの蓄積とその利用が、取引費用としてのスイッチングコストを生じさせる可能性は存在する。しかし、消費者の多くは複数の小売業者を併用しているという点を思い出すと、消費者の購入履歴は複数の小売業者に同時に保有されているということになる。こうした場合、購入履歴に起因するスイッチングコストが競争に対して大きな影響を及ぼすとは考え難い。より重要な点として、マルチホーミングを行う消費者は、ある小売業者から製品のレコメンデーションを受け、当該製品を別の小売業者から購入するといった行為をとれる。言い換えれば、小売業者は他の業者のレコメンデーション・システムに「ただ乗り」することが可能である。Akman and Sokol (2017)によれば、オンライン小売業者間におけるこのようなただ乗り行為はかなり頻繁に行われている。したがって、現実的には、レコメンデーション・システムの存在によって消費者が直面するスイッチングコストが高められる可能性は高くない。

割引クーポンやポイントを蓄積するロイヤルティプログラムなどの販売戦略は、消費者が小売サービスを切り替えた時にそれらの特典を失うと予想すれば、スイッチングコストの原因となり得る。ただし、カスタム化されたクーポンに関しては、小売業者が直接利用できるデータが少なくとも（例えば、現在の購買行動に関する情報さえあれば）、専門サービスを利用してクーポンを発行することで利益をあげることができる。また、ロイヤルティプログラムに関しては、消費者にとってのスイッチングコストの主因は収集されたデータそれ自体ではなく、蓄積したポイントだと考えられる<sup>27</sup>。よって、クーポンなどの販売戦略によって発生するスイッチングコストは、小売業者によるデータ蓄積によって大きく影響を受けるとは考え難い。

## 5 データポータビリティとデータアクセス供与の義務化についての含意

近年、欧州連合（EU）をはじめとする複数の国・地域において、一部のプラットフォーム

---

<sup>27</sup> Hartmann and Viard (2008)の実証研究は、ロイヤルティプログラムに参加する消費者のうち、商品の形でのポイント還元が目前にある消費者は一定程度のスイッチングコストに直面する一方で、それ以外の消費者はさしたるスイッチングコストに直面していないことを明らかにしている。このことは、ロイヤルティプログラムの下でのスイッチングコストの発生源は、専ら蓄積されたポイントであることを示唆する。

ム事業者に対し、ファーストパーティデータへのアクセスを競争相手に提供させるような規制の新設が検討されている。その背景には、データへのアクセス可能性が事業者間で大きく異なり、それによって市場競争が阻害されているという考え方がある<sup>28</sup>。新たな規制の代表例として、欧州委員会が2020年12月に発表し、欧州議会において現在審議中のデジタル市場法（Digital Markets Act）が挙げられる。同法6条1項(i)は、「ゲートキーパー」に指定されたプラットフォーム事業者に対し、顧客であるビジネスユーザーに関するデータへのリアルタイムでのアクセスを、当該ビジネスユーザー及びビジネスユーザーから権限を付与された第三者に提供することを義務付けている。

一方、いくつかの国・地域の政府は、企業等が保有する個人データについて、対象者本人がそれを管理する権利を持つことを確認しており、そうした権利の保護が進められている。例えば、EUの一般データ保護規則（General Data Protection Regulation 又は GDPR）の20条は、個人は自己に関するデータを企業等から「構造化され、一般的に利用され機械可読性のある形式」で受け取る権利を持ち、また、かくして得たデータを他の企業等へ移行する権利を持つと述べている。これによって実現されるデータの持ち運び可能性は「データポータビリティ」と呼ばれる。デジタル市場法6条1項(h)は、ゲートキーパーに指定されたプラットフォーム事業者に対し、GDPRに則った形でデータポータビリティを実現させることを義務付けている。

こうした規制の導入により、一部の産業ではデジタルプラットフォーム間の競争が促進される可能性がある一方で、必ずしも競争促進効果を期待できない産業もある。本節では、前節までの分析を踏まえつつ、小売産業において上記のような規制を実行することの効果を検討する。なお、4節と同様に、本節においても市場参入とスイッチングコストの問題に焦点を当てながら、規制の影響について考察する。

まず、EU等におけるデータポータビリティ促進政策の目的は、既存事業者がデータを蓄積することで持続的な市場支配力を獲得している市場において、競争を活発化させることである（OECD, 2021）。その際念頭にあるのは、データポータビリティが促進されると、個人が直面するスイッチングコストが低下すると共にマルチホーミングが容易化され、ひいては市場参入が促進されるという一連の因果関係である。また、その前提となるのは、当初の状態において消費者が高いスイッチングコストに直面していること、そしてマルチホーミングがさほど広範に実践されていないことである。

EUのデジタル市場法6条の下で想定されているデータアクセス供与の義務化も同様の目的を持つ。つまり、一部のデジタルプラットフォーム事業者に対し、ファーストパーティデータにアクセスする権利をビジネスユーザー及びその取引先に提供させることで、ビジネスユーザーが直面するスイッチングコストを低下させるという意図がある。また、データ

---

<sup>28</sup> そうした考え方が示された文献として、例えば Cr mer, de Montjoye, and Schweitzer (2019)が挙げられる。

アクセス供与によりマルチホーミングが増加し、結果として競合プラットフォームによる市場参入が容易化されることが想定されている。ここでもやはり、既存事業者によるデータ蓄積を原因として、ビジネスユーザーが高いスイッチングコストに直面し、マルチホーミングを行う能力を失なっていることが前提となる。

前節までの分析は、こうした新たな規制によって競争が促進されるための前提条件が、小売産業においては必ずしも成立しないことを示唆する。4.2節で述べたように、事業者がユーザー情報を保有しなければ適切なサービスを提供できない産業（例えば銀行業）と比べれば、小売業界においては消費者が直面するスイッチングコストは低いと言えよう。さらに、小売業界においてはマルチホーミングが一般化している。

消費者によるマルチホーミングが一般化しているという点については、4.1.2節で述べた通りだが、それに加えて、ビジネスユーザー（すなわち、物販オンラインモールなどを利用する販売業者）の間でも、複数の販売チャンネルを活用することの利点は広く認識されている。例えば、物販分野のデータアナリティクスとプライシング・サービスを提供する Feedvisor が、アマゾン・マーケットプレイス上の販売業者を対象に実施した 2019 年の調査によれば、アマゾン・マーケットプレイスを唯一の販売チャンネルとして利用する販売業者の割合は 13%に過ぎなかった<sup>29</sup>。この割合は年々低下する傾向にあることから、販売業者によるマルチホーミングは広がる傾向にあると言えよう<sup>30</sup>。

より具体的な事例として、欧州のラゲージ・ブランド等の代理店業務を展開しているワーキングユニット・ジャパンは、大手オンラインモールであるアマゾン・マーケットプレイス、楽天市場及びヤフーショッピングに加え、自社サイトを通じて商品を販売している。自社サイトは電子商取引支援サービス業者であるショッピングファイのツールを使って開設している。このサービスは、同社が自社サイト分だけでなく楽天市場分の商品登録や在庫管理を行うことも可能にしており、販路の多様化に大きく貢献している<sup>31</sup>。この例が示すように、既存の小売業者はお互いに競争しているだけでなく、ショッピングファイ、BASE、ストアーズ等の新興企業が提供する電子商取引支援サービスとも競合していると言えよう。

小売産業においてマルチホーミングが一般化していることや、同産業においてスイッチ

---

<sup>29</sup> Feedvisor, *The State of the Amazon Marketplace 2019* (<https://feedvisor.com/resources/amazon-trends/the-state-of-the-amazon-marketplace-2019/>)を参照のこと。

<sup>30</sup> Feedvisor, *The State of the Amazon Marketplace 2018* (<https://feedvisor.com/resources/industry-news/the-state-of-the-amazon-marketplace-2018-findings-released/>)によれば、2018年にアマゾン・マーケットプレイスを唯一の販売チャンネルとする販売業者の割合は 20%であった。

<sup>31</sup> 「自社 EC とモール型 EC、どちらを選ぶべき？併用する 2 社の証言」(『日経クロストレンド』2021 年 9 月 15 日)。



ングコストが特段高くないことを踏まえると、データアクセス供与の義務化やデータポータビリティの促進がもたらす競争促進効果は限定的にとどまる可能性がある。一方、そうした新たな規制の導入により、小売業者がデータを収集したり、利用したりするインセンティブが低下する可能性は高い。実際、GDPRが2018年に施行されてから、EU諸国のテクノロジー分野におけるベンチャー投資（小売事業に係るものとは限らない）はアメリカやその他の地域における同様の投資と比べて減少したことが明らかになっている（Jia, Jin, and Wagman, 2021）。テクノロジー分野のスタートアップ企業にとり、データが極めて重要な投入物であることを考慮すると、上記分析結果はGDPRの施行によって企業がデータの収集・利用から得る期待利潤が低下したことを示唆する。規制の強化によって企業の投資が減少すれば、データを利用するサービスの質が低下し、結果として消費者とビジネスユーザーの双方に不利益がもたらされる可能性がある。

## 6 結語

企業によるデータの収集と利用は、企業及び消費者がより精度の高い予測を行い、より優れた意思決定を行うことを可能にしてきた。小売産業の場合、企業がより正確な需要予測の下で品揃えの決定、在庫管理、価格設定等を行うことが可能になっている。また、企業によるデータ利用は、レコメンデーション・システムや比較ショッピングサービスといった新たな小売サービスを誕生させることで、消費者が直面する探索費用の低下をもたらしている。こうした変化は、オンラインとオフラインの両チャンネルで繰り広げられる小売業者間の競争を促進するとともに、消費者が直面する価格の低下を実現させている。このことは、小売業者によるデータ利用によってもたらされる社会的便益の多くが、消費者によって享受されていることを示唆する。

近年、デジタル関連企業によるデータ蓄積が市場への参入障壁を高め、消費者やビジネスユーザーが直面するスイッチングコストを高めているとの懸念が政策立案者達の間で広がりつつあるが、本稿ではそうした懸念が小売産業においてどの程度妥当するかを検討した。小売産業が持つ特徴や、同産業におけるデータ活用の実態を踏まえると、個別企業のデータ蓄積によって参入障壁やスイッチングコストが大幅に高められる可能性は高くないと考えられる。より具体的には、小売業者間でサービスの差別化が行われていること、消費者とビジネスユーザー（物販オンラインモールを利用する販売業者等）双方の間でマルチホーミングが一般化していること等により、ネットワーク効果等に起因する参入障壁が生じ難くなっている。その証左として、日本の小売産業においてはZOZOのような独白色を持つ企業の新規参入が続くとともに、ショッピングファイやBASEのように販売業者のEC展開を支援する企業が躍進している。また、小売業者は顧客に関する知識なしに十分なサービスを提供できるため、小売産業におけるスイッチングコストの役割はそもそもさほど大きな

い。仮にスイッチングコストが存在するとしても、それは多くの場合データ蓄積以外の要因、例えばロイヤルティプログラムにおいて付与されるポイント等に起因している。以上から、データアクセス供与の義務化やデータポータビリティの促進といった、現在検討が進むデータ関連政策がもたらす競争促進効果は、小売産業においては限定的にとどまる可能性がある。これらの政策を導入することで、企業の投資インセンティブが減退する可能性があることを考慮すると、その導入の是非は産業ごとに慎重に精査されるべきだと考えられる。

## 引用文献

〔日本語文献〕

公正取引委員会. (2019): 『デジタル・プラットフォーマーの取引慣行等に関する実態調査報告書 (オンラインモール・アプリストアにおける事業者間取引)』 調査報告書.

小竹庸平. (2016): 「IoT・スマートフォン時代におけるパーソナルデータの利活用における留意点」 日本総研経営コラム, 日本総研.

島田優子. (2002): 「需要予測システムで新商品を繰り出す製造業兼卸売業モデルで成功」 『日経コンピュータ』 7月15日号, 60-65頁.

〔英語文献〕

AGRAWAL, A., J. S. GANS, AND A. GOLDFARB. (2018): *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Press.

AKMAN, P., AND D. SOKOL. (2017): “Online RPM and MFN Under Antitrust Law and Economics,” *Review of Industrial Organization*, 50, 133–51.

ANDERSON, S. P., AND R. RENAULT. (1999): “Pricing, Product Diversity, and Search Costs: A Bertrand-Chamberlin-Diamond Model,” *The RAND Journal of Economics*, 30, 719–35.

BAJARI, P., V. CHERNOZHUKOV, A. HORTACSU, AND J. SUZUKI. (2018): “The Impact of Big Data on Firm Performance: An Empirical Investigation,” NBER Working Paper 24334.

BAKER, J. (2019): *The Antitrust Paradigm*, Harvard University Press.

BAYE, M. R., AND J. MORGAN. (2001): “Information Gatekeepers on the Internet and the Competitiveness of Homogeneous Product Markets,” *American Economic Review*, 91, 454–74.

BODAPATI, A. V. (2008): “Recommendation Systems with Purchase Data,” *Journal of Marketing Research*, 45, 77–93.

BRYNJOLFSSON, E., Y. HU, AND D. SIMESTER. (2011): “Goodbye Pareto Principle, Hello Long Tail: The Effect of Search Costs on the Concentration of Product Sales,” *Management*

- Science*, 57, 1373–86.
- BRYNJOLFSSON, E., AND M. D. SMITH. (2000): “Frictionless Commerce? A Comparison of Internet and Conventional Retailers,” *Management Science*, 46, 563–85.
- CABRAL, L. (2017): *Introduction to Industrial Organization*, 2nd ed., MIT Press.
- CARLTON, D., AND J. PERLOFF. (2005): *Modern Industrial Organization*, 4th ed., Pearson.
- CHIOU, L., AND C. TUCKER. (2017): “Search Engines and Data Retention: Implications for Privacy and Antitrust,” NBER Working Paper 23815.
- CRÉMER, J., Y.-A. DE MONTJOYE, AND H. SCHWEITZER. (2019): *Competition Policy for the Digital Era*, LU: Publications Office.
- DELLAROCAS, C. (2003): “The Digitization of Word of Mouth: Promise and Challenges of Online Feedback Mechanisms,” *Management Science*, 49, 1407–24.
- DIAMOND, P. A. (1971): “A model of price adjustment,” *Journal of Economic Theory*, 3, 156–68.
- ELLISON, G., AND S. F. ELLISON. (2009): “Search, Obfuscation, and Price Elasticities on the Internet,” *Econometrica*, 77, 427–52.
- FERREIRA, K. J., B. H. A. LEE, AND D. SIMCHI-LEVI. (2016): “Analytics for an Online Retailer: Demand Forecasting and Price Optimization,” *Manufacturing & Service Operations Management*, 18, 69–88.
- FUDENBERG, D., AND J. TIROLE. (2000): “Customer Poaching and Brand Switching,” *The RAND Journal of Economics*, 31, 634–657.
- FURMAN, J., D. COYLE, A. FLETCHER, D. MCAULEY, AND P. MARSDEN. (2019): *Unlocking Digital Competition: Report of the Digital Competition Expert Panel*, Digital Competition Expert Panel.
- GREWAL, D., K. L. AILAWADI, D. GAURI, K. HALL, P. KOPALLE, AND J. R. ROBERTSON. (2011): “Innovations in Retail Pricing and Promotions,” *Journal of Retailing*, 87, S43–52.
- HARTMANN, W. R., AND V. B. VIARD. (2008): “Do frequency reward programs create switching costs? A dynamic structural analysis of demand in a reward program,”

- Quantitative Marketing and Economics*, 6, 109–37.
- HASTIE, T., R. TIBSHIRANI, AND J. FRIEDMAN. (2017): *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, 2nd ed., Springer.
- JIA, J., G. Z. JIN, AND L. WAGMAN. (2021): “The Short-Run Effects of the General Data Protection Regulation on Technology Venture Investment,” *Marketing Science*, 40, 661–84.
- KAWAGUCHI, K., K. UETAKE, AND Y. WATANABE. (2019): “Effectiveness of Product Recommendations Under Time and Crowd Pressures,” *Marketing Science*, 38, 253–73.
- KLEIN, B., AND K. B. LEFFLER. (1981): “The Role of Market Forces in Assuring Contractual Performance,” *Journal of Political Economy*, 89, 615–41.
- KLEMPERER, P. (1995): “Competition when Consumers have Switching Costs: An Overview with Applications to Industrial Organization, Macroeconomics, and International Trade,” *Review of Economic Studies*, 62, 515–39.
- KÖK, A. G., M. L. FISHER, AND R. VAIDYANATHAN. (2008): “Assortment Planning: Review of Literature and Industry Practice,” in *Retail Supply Chain Management*, ed. by Agrawal, N. and S. A. Smith, Boston, MA: Springer US, 99–153.
- MCAFEE, R. P., H. M. MIALON, AND M. A. WILLIAMS. (2004): “What Is a Barrier to Entry?,” *American Economic Review Papers and Proceedings*, 94, 461–65.
- MULLAINATHAN, S., AND J. SPIESS. (2017): “Machine Learning: An Applied Econometric Approach,” *Journal of Economic Perspectives*, 31, 87–106.
- OECD. (2021): *Data Portability, Interoperability and Digital Platform Competition*, OECD Competition Committee Discussion Paper.
- RONAYNE, D. (2021): “Price Comparison Websites,” *International Economic Review*, 62, 1081–1110.
- ROSSI, P. E., R. E. MCCULLOCH, AND G. M. ALLENBY. (1996): “The Value of Purchase History Data in Target Marketing,” *Marketing Science*, 15, 321–40.
- SENECAL, S., AND J. NANTEL. (2004): “The influence of online product recommendations on

- consumers' online choices," *Journal of Retailing*, 80, 159–69.
- SHAPIRO, C. (1983): "Premiums for High Quality Products as Returns to Reputations," *Quarterly Journal of Economics*, 98, 659-680.
- SIMCHI-LEVI, D. (2017): "The New Frontier of Price Optimization," *MIT Sloan Management Review*, Fall 2017 Issue.
- TUCKER, C. (2019): "Digital Data, Platforms and the Usual [Antitrust] Suspects: Network Effects, Switching Costs, Essential Facility," *Review of Industrial Organization*, 54, 683–94.
- TUCKER, C., AND J. ZHANG. (2011): "How Does Popularity Information Affect Choices? A Field Experiment," *Management Science*, 57, 828–42.
- VARIAN, H. (2019): "Artificial Intelligence, Economics, and Industrial Organization," in *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, ed. by Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. University of Chicago Press, 399–422.
- WORLD ECONOMIC FORUM. (2011): *Personal Data: The Emergence of a New Asset Class*, World Economic Forum.
- ZHANG, J., AND M. WEDEL. (2009): "The Effectiveness of Customized Promotions in Online and Offline Stores," *Journal of Marketing Research*, 46, 190–206.