

**ロングテール効果の再考：  
食品小売におけるオンライン・実店舗間の顧客需要の集中**

**中野暁（明治学院大学）**

# 研究背景


- 『ECが売上の集中をどのように緩和するか』は、古典的なりサーチトピックとして、これまでに多くの研究がなされてきた。
- 代表的なものがロングテール効果 (Brynjolfsson et al., 2003, 2010)
  - EC上で幅広い品揃えを提供し、スーパースター商品の売上比率を減らし、ニッチ商品の比率を上げる。
  - 結果として、一部の人気商品による売上の集中を緩和する効果
- ロングテール効果のメカニズム
  - (1) **【供給】**小売業者の低い供給コスト (2) **【需要】**消費者の低い探索コスト
  - 仮に供給側の要因を除いて品揃えが同一だったとしても、需要側のロジックが働き、ECで売上の集中は緩和される (Brynjolfsson et al., 2011; Zentner et al., 2013)

# 問題意識

- しかし、近年の研究では、ロングテール効果は、当初考えられていたものよりも微妙なものであることが示唆されている (Ratchford et al., 2022)。
- この効果の複雑さは、近年のECシステムに起因
  - 推薦システム
  - 過去の購買履歴のショートカット
    - ⇒ フィルターバブルの加速
    - 過去と同じもの、他人と同じものを買う傾向が加速している可能性
- 結果として、ロングテール効果とは逆に**人気商品に売上が偏る**ことも起こりうる。
  - 推薦システムが売上集中を減らすことを示した研究  
(Oestreicher-Singer & Sundararajan, 2012)
  - 逆に売上集中をもたらすことを示した研究  
(Fleder & Hosanagar, 2009; Hosanagar et al., 2014; Jain & Tan, 2022; Tan et al., 2017)

# 問題意識①

- 受動的で慣性的な購買は、オンライン食品小売ではより顕著になる可能性
- オンライン食品小売
  - 供給側: ロングテイルな品揃えが適さない  
オンラインの品揃えは実店舗より少ない (Campo et al., 2021; Melis et al., 2015)
  - 需要側: 低関与購買、探索の手間を避けたい顧客ニーズ  
過去の購買の影響を受けやすい (Campo & Breugelmans, 2015; Campo et al., 2021; Melis et al., 2015, 2016)

- 
- ✓ このようなメカニズムが働くのであれば、  
食品小売では顧客需要の集中はオンラインでより加速する？
  - ✓ オンラインと実店舗間で、どのような違いが生じているのか？
  - ✓ マルチチャネル展開する小売業者は、どのように顧客の購買傾向差を把握すべきか？

## 問題意識②

- 需要の集中は、誰によって、もたらされるのか？
  - 顧客個人のオンライン購買経験の調整効果に着目  
顧客のオンライン購買経験が増えると、集中が進むのか？ その逆か？
- ⇒ この点を理解しておかないと  
小売業者にとって “望まない集中”が自然に進んでしまう恐れがある。

# 本研究の目的

- 本研究では、**オンライン食品小売における顧客需要の集中**について、小売業の顧客のオンラインと実店舗のショッピング・バスケットを比較することによって、調査する。
- さらに、**需要の集中が顧客のオンライン購買経験を増すにつれてどのように変化するか**を明らかにする。
- 特に、特定の一つの小売業者ではなく、国内の複数の主要なマルチチャンネル食品小売業者について調査する。

# 先行研究と本研究の位置づけ

	チャネル	カテゴリー	需要の集中	オンライン・ 実店舗間での 集中差	結果 (オンラインで の集中緩和)	複数 小売業者	顧客の オンライン 購買経験
Brynjolfsson et al. (2011)	Online & catalogs	Fashion goods	Yes	Yes	Yes	No	No
Zentner et al. (2013)	Online & stores	DVD rental	Yes	Yes	Yes	No	No
Campo & Breugelmans (2015)	Online & stores	Groceries	No			No	Yes
Melis et al. (2015)	Online & stores	Groceries	No			Yes	Yes
Gallino et al. (2017)	Ship to store	Furniture & housewares	Yes	No		No	No
Tan et al. (2017)	Stores	DVD rental	Yes	No		No	No
Hoskins (2020)	Stores	FMCG	Yes	No		Yes	No
Chintala et al. (2022)	Online & stores	Groceries	Yes	No		Yes	No
Jain & Tan (2022)	PC & mobile	Fashion goods	Yes	No		No	No
Ratchford et al. (2023)	Online & stores	Fashion goods	Yes	Yes	Yes	No	No
本研究	Online & stores	Groceries	Yes	Yes		Yes	Yes

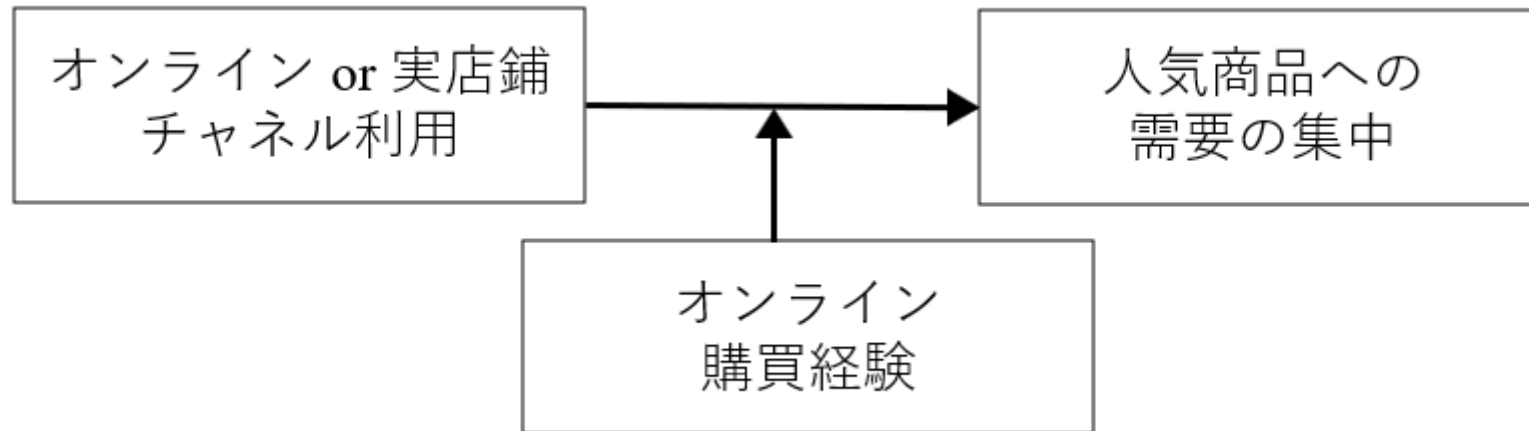
# リサーチギャップ

- 本研究の位置づけ
  - 顧客視点から小売業の売上における需要の集中を捉える研究文脈
  - この研究文脈で、オンラインと実店舗を直接した研究はあまり多くないが、以下がある。  
例えば、Brynjolfsson et al. (2011), Zentner et al. (2013), Ratchford et al. (2023)
    - ⇒ これらの研究では、ロングテール効果を実証  
つまり、オンラインは実店舗に比べて売上分布が集中しにくい
    - ⇒ しかし、これらの研究は、DVDレンタルやアパレルなど、探索コストが高い商品カテゴリにおける実証にとどまる。
- 食品ではどうか？
  - Hoskins (2020):  
食品では実店舗であっても、ロングテールのニッチ商品の売上成長率が経年で見て高い。
  - Chintala et al. (2022):  
オンラインで買われた商品のバラエティは、実店舗で買われた商品より有意に少ない。  
⇒ ただし、Hoskins (2020)はオンラインと実店舗を直接比較していない。  
Chintala et al. (2022)は売上の集中については言及していない。
- 多くの研究は、特定企業の分析にとどまる。複数企業でみた場合はどうか？



# 仮説

- H1. マルチチャネル食品小売業において、オンラインにおける顧客需要は、オフラインに比べて人気商品に集中しやすくなる。
- H2. 顧客がオンライン経験を積むにつれて、オンラインにおける顧客需要はオフラインに比べて、より人気商品に集中しやすくなる。



# データ

- 株式会社インテージから提供された全国消費者パネル調査SCI
- データ期間:2020年1月から2021年12月の2年間  
(ただし、初期化期間として2019年1月から12月のデータも使用)
- オンラインと実店舗を展開する国内の主要スーパーマーケット3社
- 顧客の抽出条件
  - 当該小売業者のオンラインと実店舗を2年間にそれぞれ少なくとも1回以上利用  
⇒ マルチチャネル顧客を対象
  - 2年間の分析期間の前1年間(初期化期間)において、継続してパネルに参加して購買していることが確認された顧客  
⇒ 純粋なトライアル顧客を除く処理 (Melis et al., 2015; Campo & Breugelmans, 2015)

# 基本統計

- 2,874人、182,815購買機会、1,726,031アイテムを対象

	実店舗	オンライン
購買機会数	145515	37300
購買機会数(割合)	79.6%	20.4%
顧客一人あたりの平均購買機会数	50.6	13.0
小売業者毎の購買機会数		
小売業者 A	75961	14663
小売業者 B	44302	14673
小売業者 C	25252	7964
購買機会あたりの平均金額 (円)	1315	3800
カテゴリシェア (購買金額ベース)		
主食	16.1%	15.0%
調味料	12.0%	9.9%
加工食品	29.1%	24.6%
スナック	16.8%	11.8%
乳飲料・コーヒー・お茶	8.4%	6.9%
ソフトドリンク	8.6%	14.5%
アルコール	9.1%	17.3%
総アイテム数	1082108	643923
ユニークSKU数	50991	29868

# Model-free Evidence

## 人気商品へ売上の偏りがどの程度起きているか？

- 実店舗とオンラインを比べると、オンラインの方が人気商品の売上に占める割合が大きいことがわかる。  
(ただし、この集計分析では、顧客異質性や品揃えの影響をコントロールできていないので、後述のモデル分析を行う。)

		Top 5%	Top 10%	Top 20%	Top 30%	Top 40%
Total	Offline	42.9%	57.9%	73.1%	81.2%	86.0%
	Online	43.1%	60.2%	77.0%	85.4%	89.4%
Staple foods	Offline	43.1%	57.1%	71.3%	78.6%	82.8%
	Online	39.0%	56.0%	73.3%	82.9%	86.2%
Seasonings	Offline	41.4%	56.8%	73.6%	83.2%	88.4%
	Online	45.1%	61.8%	78.7%	87.5%	92.5%
Processed foods	Offline	44.5%	59.5%	74.6%	82.1%	86.6%
	Online	49.4%	66.0%	80.5%	87.1%	90.5%
Snacks	Offline	41.2%	56.9%	72.3%	80.7%	85.2%
	Online	50.2%	66.8%	82.1%	89.1%	92.8%
Milk-based drink, coffee, and tea	Offline	58.2%	70.5%	82.6%	88.7%	92.4%
	Online	65.1%	76.8%	88.4%	92.9%	95.5%
Soft drinks	Offline	37.3%	53.4%	70.9%	81.1%	87.1%
	Online	34.4%	51.7%	68.7%	80.8%	85.7%
Alcohol drinks	Offline	33.9%	50.2%	65.3%	74.4%	81.2%
	Online	30.2%	50.4%	72.9%	82.3%	87.1%

Note: 「Top〇〇%」は売上ランキングを示す。

表中の数字は、Top〇〇%の人気商品の売上が、総売上金額に占める割合を示す。

# モデル: 従属変数

- 顧客*i*の購買機会*t*のショッピング・バスケットの構成に着目する  
Zentner et al. (2013) およびRatchford et al. (2023)にしたがって、  
人気商品の購入割合を以下のように定義

$$Share\ Popular_{it} = \frac{\text{購買機会における人気商品のアイテム数}}{\text{購買機会における総購入アイテム数}}$$

- 人気商品の識別には“相対的”ロングテイル指標の定義を利用 (Brynjolfsson et al., 2010, p. 739).
  - 相対的ロングテイルは、絶対的ロングテイルに比べて、異なるカテゴリ間を比較する場合に利点がある。
  - 一方で、相対的ロングテイルの弱点は、品揃えの増減の影響を受けやすいこと。  
→ この点は後述するロバストネスチェックで対応
- 推定期間において、7カテゴリそれぞれについて売上順位を判定
- そのうち、top 5%, 10%, 20%, 30%, 40%を閾値として、この中に入るものを人気商品として定義

# モデル1

## モデル1: 固定効果モデル (cf. Ratchford et al., 2023)

$$\text{Share Popular}_{it} = \alpha + \beta \text{Dummy Online}_{it} + \vartheta_{it} + \tau_{it} + \varphi_{it} + u_{it} \quad (1)$$

$\text{Dummy Online}_{it}$  : 顧客*i*の購買機会*t*がオンライン購買の場合1、実店舗購買の場合0

$\vartheta_{it}$  : 顧客固定効果,  $\tau_{it}$  : 年月固定効果,  $\varphi_{it}$  : スーパーマーケット固定効果,  $u_{it}$  : 誤差項



- 基礎集計で見たように、実店舗とオンラインで品揃えが異なる。
- ロバストネスチェック

Brynjolfsson et al. (2011)、Ratchford et al. (2023)に類似した品揃えをコントロールしたアプローチ  
⇒ オンラインと実店舗で両方購買が確認された商品に絞って、同様の分析を実施

# モデル2

## • オンライン購買経験の操作

先行研究 (Campo & Breugelmans, 2015; Foekens et al., 1998; Melis et al., 2015)にしたがって、以下のように操作

$$Exp_{it} = \lambda * Exp_{i,t-1} + \lambda * b_{i,t-1}$$

- $Exp_{it}$ は顧客*i*の購買機会*t*におけるオンライン購買の加重和
- $b_{i,t-1}$ は顧客*i*の購買機会*t-1*以前の過去4週間の合計オンライン購買金額、
- $\lambda$ はフェード効果を捉えるための減衰パラメータ  
Campo & Breugelmans (2015)にしたがって $\lambda = .7$ を本研究では採用。  
ただし、後述のロバストネスチェックにより周辺値で感度を評価した。
- $Exp_{it}$ は初期化期間のデータを使ってアップデートした。なお、初期値  $Exp_{i0} = 0$ とした。

## モデル2: 購買経験をモデレータとした固定効果モデル

$$\begin{aligned} Share\ Popular_{it} = & \alpha + \beta Dummy\ Online_{it} + \gamma Exp_{it} \\ & + \delta Dummy\ Online_{it} * Exp_{it} + \vartheta_{it} + \tau_{it} + \varphi_{it} + u_{it} \end{aligned} \quad (2)$$

# 分析結果(1)

固定効果モデル					
	Top 5%	Top 10%	Top 20%	Top 30%	Top 40%
Dummy Online	0.0558** (0.0055)	0.0619** (0.0043)	0.0540** (0.0034)	0.0404** (0.0029)	0.0317** (0.0024)
customer FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
year-month FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
chain FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	182815	182815	182815	182815	182815
R-squared	0.1853	0.1780	0.1686	0.1613	0.1567
固定効果モデル：品揃えコントロール					
	Top 5%	Top 10%	Top 20%	Top 30%	Top 40%
Dummy Online	0.0455** (0.0056)	0.0574** (0.0049)	0.0538** (0.0038)	0.0456** (0.0030)	0.0346** (0.0025)
customer FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
year-month FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
chain FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	182125	182125	182125	182125	182125
R-squared	0.1782	0.1681	0.1617	0.1506	0.1449

\* Significant at 5%, \*\* significant at 1%.

括弧内は標準誤差



## 分析結果(2)

固定効果モデル										
	Top 5%		Top 10%		Top 20%		Top 30%		Top 40%	
Dummy Online	0.0239	**	0.0259	**	0.0186	**	0.0077		-0.0004	
	(0.0083)		(0.0076)		(0.0065)		(0.0058)		(0.0053)	
Experience	-0.0007		-0.0006		-0.0005		-0.0003		-0.0003	
	(0.0006)		(0.0005)		(0.0004)		(0.0003)		(0.0003)	
Experience * Dummy Online	0.0040	**	0.0045	**	0.0044	**	0.0041	**	0.0040	**
	(0.0013)		(0.0010)		(0.0008)		(0.0007)		(0.0006)	
Observations	182815		182815		182815		182815		182815	
R-squared	0.1854		0.1782		0.1688		0.1616		0.1571	

固定効果モデル：品揃えコントロール										
	Top 5%		Top 10%		Top 20%		Top 30%		Top 40%	
Dummy Online	0.0202	*	0.0220	**	0.0161	*	0.0122	*	0.0011	
	(0.0083)		(0.0081)		(0.0070)		(0.0060)		(0.0054)	
Experience	0.0003		-0.0005		-0.0007		-0.0007		-0.0005	
	(0.0006)		(0.0006)		(0.0005)		(0.0004)		(0.0003)	
Experience * Dummy Online	0.0031	*	0.0044	**	0.0047	**	0.0042	**	0.0042	**
	(0.0013)		(0.0012)		(0.0009)		(0.0007)		(0.0006)	
Observations	182125		182125		182125		182125		182125	
R-squared	0.1783		0.1683		0.1620		0.1509		0.1453	

\* Significant at 5%, \*\* significant at 1%. 括弧内は標準誤差

## Other Robustness Checks

### ☑ オンライン購買経験のfading pointsの変更

⇒  $\lambda = .6, \lambda = .8$ にした場合に同様の結果が得られることを確認した。

### ☑ 人気商品の定義の変更

- 元の分析では、人気商品のランキングを作成する際、全期間を対象。この場合、季節性の影響を受けている可能性。
- 4半期単位で人気商品のランキングを変更  
⇒ 結果が頑健であることを確認した。

## まとめと議論

- オンラインでは需要の集中が緩和されるのか？
  - 購買時に探索コストをそれほど必要としない食品小売では、むしろ実店舗に比べてオンラインのほうが人気商品に需要が集中しやすい。
  - この傾向は顧客のオンライン購買経験によってモデレートされる。オンライン購買経験が増えるほど、オンラインにおいて、人気商品に需要が集中する傾向が高まる。
- 日用消費財では習慣的なルーティンに支配され、オンライン上での探索が行われにくく (Pozzi, 2012)、オンラインの強みである検索コストの低さがあまり強く影響しない。
- さらには、人気商品のレコメンドやレビュー、過去の注文履歴のショートカットがフィルターバブルを加速させている可能性が高い。  
⇒ 集中の緩和や多様性の創出の検討へ

## 今後の課題

- 説明変数としたオンライン・実店舗選択の内生性への対処
  - 操作変数 (例えば、店舗までの距離等)を用いた推定
- 需要の集中のメカニズムに関する検討
  - 例.デバイスの問題  
モバイル端末ではより集中しやすくなる可能性 (Jain & Tan, 2022)
- 需要の集中がもたらす長期的な影響についての考察

# 参考文献

- Brynjolfsson, E., Hu, Y., Simester, D., 2011. Goodbye pareto principle, hello long tail: the effect of search costs on the concentration of product sales. *Manage. Sci.* 57, 1373–1386
- Brynjolfsson, E., Hu, Y., Smith, M., 2003. Consumer surplus in the digital economy: estimating the value of increased product variety. *Manage. Sci.* 49, 1580–1596.
- Brynjolfsson, E., Hu, Y., Smith, M., 2010. Research commentary, “long tails vs. superstars: the effect of information technology on product variety and sales concentration patterns. *Inf. Syst. Res.* 21, 736–747
- Campo, K., Breugelmans, E., 2015. Buying groceries in brick and click stores: category allocation decisions and the moderating effect of online buying experience. *J. Interact. Market.* 31, 63–78.
- Campo, K., Lamey, L., Breugelmans, E., Melis, K., 2021. Going online for groceries: drivers of category-level share of wallet expansion. *J. Retail.* 97, 154–172.
- Chintala, S.C., Liaukonyte, J., Yang, N., 2022. Browsing the aisles or browsing the app? how online grocery shopping is changing what we buy. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3992849>
- Fleder, D., Hosanagar, K., 2009. Blockbuster culture’s next rise or fall: the impact of recommender systems on sales diversity. *Manage. Sci.* 55, 697–712.
- Foekens, E.W., Leeflang, P.S., Wittink, D.R., 1998. Varying parameter models to accommodate dynamic promotion effects. *J. Econom.* 89, 249–268.
- Gallino, S., Moreno, A., Stamatopoulos, I., 2017. Channel integration, sales dispersion, and inventory management. *Mark. Sci.*, 63, 2813–2831.
- Hosanagar, K., Fleder, D., Lee, D., Buja, A., 2014. Will the global village fracture into tribes? Recommender systems and their effects on consumer fragmentation. *Manag. Sci.* 60, 805–823.
- Hoskins, J.D., 2020. The evolving role of hit and niche products in brick-and-mortar retail category assortment planning: a large-scale empirical investigation of US consumer packaged goods. *J. Retail. Consum. Serv.* 57, 102234.
- Jain, N., Tan, T.F., 2022. M-commerce, sales concentration, and inventory management. *Manuf. Serv. Oper. Manag.* 24, 2256–2273.
- Melis, K., Campo, K., Breugelmans, E., Lamey, L., 2015. The impact of the multi-channel retail mix on online store choice: does online experience matter? *J. Retail.* 91, 272–288.
- Melis, K., Campo, K., Lamey, L., Breugelmans, E., 2016. A bigger slice of the multichannel grocery pie: when does consumers’ online channel use expand retailers’ share of wallet? *J. Retail.* 92, 268–286.
- Oestreicher-Singer, G., Sundararajan, A., 2012. Recommendation networks and the long tail of electronic commerce. *MIS. Q.* 36, 65–83.
- Ratchford, B., Soysal, G., Zentner, A., Gauri, D.K., 2022. Online and offline retailing: what we know and directions for future research. *J. Retail.* 98, 152–177.
- Ratchford, B., Soysal, G., Zentner, A., 2023. Multichannel customer purchase behavior and long tail effects in the fashion goods market. *J. Retail.*, 99, 46–65. Tan, T.F., Netessine, S., Hitt, L., 2017. Is Tom Cruise threatened? an empirical study of the impact of product variety on demand concentration. *Inf. Syst. Res.* 28, 643–660.
- Zentner, A., Smith, M., Kaya, C., 2013. How video rental patterns change as consumers move online. *Manag. Sci.* 59, 2622–2634.