

2015 年度 卒業論文

# 電子商取引における ロングテール現象

慶應義塾大学 経済学部  
石橋孝次研究会 第 16 期生  
秋山 萌映子

## はしがき

今日、日本において電子商取引は当たり前のように利用されているが、その発端は1993年に広島の家電量販店がインターネットによる洋書販売を開始したことだと言われている。その後、1994年にAmazon.comが参入したこと、1997年に現在の楽天株式会社がサービスを開始したことを契機に急速に普及してきた。

そのおかげで私たちは、PCやスマートフォンを用いて自宅のみならず移動中などの隙間時間であっても、自分の欲しい商品を探し購入することができるようになったのだ。しかし、近年ではこのような利便性だけでなく、電子商取引によって実店舗では見つけられないような商品を手にとることができるという点でも消費者は電子商取引を好むようになってきているといえる。

これを可能にしているのは検索ツールの発展やレコメンド機能、レビュー機能の充実であり、これらによって消費者は良い商品、自分にあった商品を賢く選ぶことができるのだ。このようにして、電子商取引においてニッチ商品の売上が伸びていることをロングテール現象という。

日本の電子商取引は米国と比べて質的に劣っているといわれているが、私は日本においても検索ツールの活用によってロングテール現象が生じていると考えており、本論文ではこれを検証していきたい。

## 目次

序章	1
<b>第 1 章 現状分析</b>	<b>2</b>
1.1 電子商取引とは	2
1.2 電子商取引の現状	3
1.2.1 市場規模	3
1.2.2 製品ごとの EC 化率	4
1.2.3 電子商取引の日米比較	7
1.3 電子商取引におけるロングテール現象	10
1.3.1 ロングテール現象とは	10
1.3.2 ロングテール現象の現状	13
1.3.3 スーパースター現象とは	15
1.4 まとめ	16
<b>第 2 章 理論分析</b>	<b>17</b>
2.1 基礎的な想定	17
2.2 均衡	18
2.3 ロングテール現象とスーパースター現象	22
2.4 まとめ	22
<b>第 3 章 実証分析 -検索ツールの効果-</b>	<b>24</b>
3.1 Oestreicher-Singer and Sundararajan (2012)の概要	24
3.1.1 回帰モデル	28
3.1.2 データ	28
3.1.3 回帰結果	30

3.1.4	まとめ	30
3.2	実証分析	30
3.2.1	実証プランとデータ	30
3.2.2	回帰結果	33
3.2.3	まとめ	37
<b>第 4 章</b>	<b>結論と考察</b>	<b>38</b>
	参考文献	40

## 序章

経済において、全体の数値の大部分は一部の少数が生み出しているというパレートの法則が成立すると言われている。これは 80 : 20 の法則とも呼ばれ、通常の商取引の売上構成においても売上上位 2 割の商品が売上金額の 8 割を占めると言われてきた。しかしながら、近年の電子商取引市場においてはこの法則はあてはまらず、売上下位の商品の合計が全体の 5 割以上を占めることもある。これが本論文のテーマのロングテール現象である。

本論文の構成として、第 1 章では電子商取引の現状とロングテール現象とその反対の事象であるスーパースター現象の概要について説明したのち、第 2 章では Bar-Isaac *et al.* (2012) に基づいて、探索費用の低下がなぜロングテール現象やスーパースター現象をもたらすかを説明する理論を紹介していく。

また電子商取引では、店舗に行かずに商品を探せるために探索費用が下がる一方で、製品数が膨大なために実店舗を利用するときよりも検索を手助けするようなツールの重要性が増している。この検索ツールのおかげで、消費者は膨大な製品の中から自分の必要とするニッチ商品に辿りつくことができ、検索ツールはロングテール現象を引き起こす要因であるともいえる。よって第 3 章では Oestreicher-Singer and Sundararajan (2012) を参考に検索を手助けするようなツールとロングテール現象の関係について実証分析をしたうえで、第 4 章では、第 1 章から第 3 章の総括を行っていく。

## 第 1 章 現状分析

生活を便利に、そして豊かにする電子商取引は我が国で着実に普及してきている。本章では、我が国における電子商取引の市場規模や全市場に占める割合のデータを引用しながら電子商取引の浸透度合いについて見ていく一方で、商品カテゴリーごとの傾向と電子商取引の利用理由の日米比較などを通じて、我が国の電子商取引の特徴について述べていく。またネット店舗と実店舗の比較から両者の市場構造や利用者の購買行動の違いに言及し、ロングテール現象やスーパースター現象についての理解を深めていく。

### 1.1 電子商取引とは

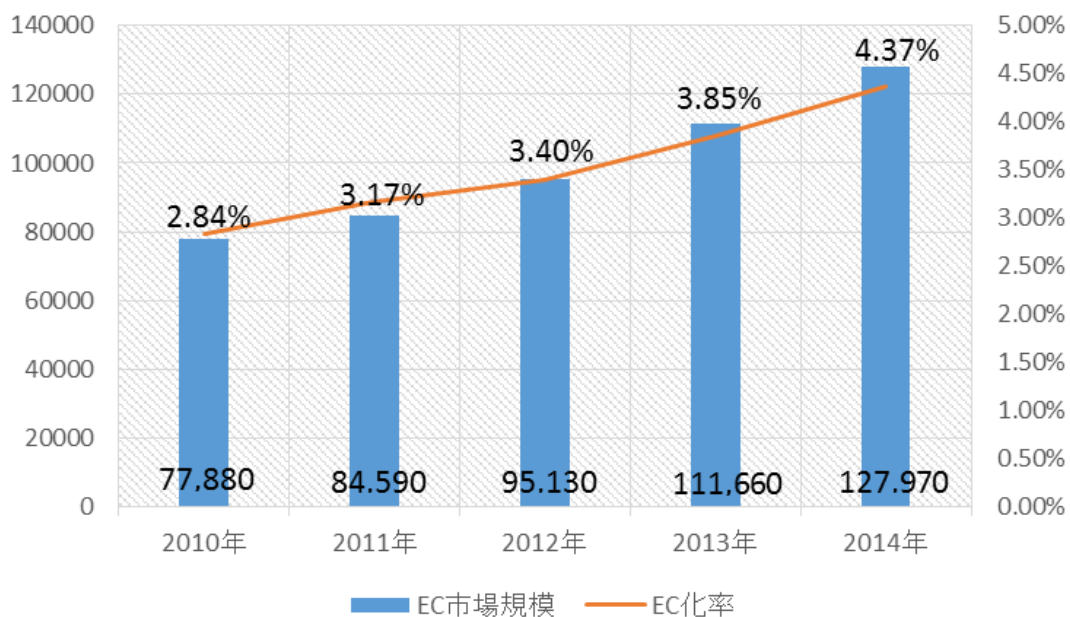
OECD の定義によると、電子商取引とは企業、世帯、個人、政府、その他公的あるいは私的機関の間で、インターネット上で物・サービスの売却あるいは購入が行われることである。物・サービスの注文はインターネット上で行われている場合、支払及び配送についてはオンラインだけでなくオフラインで行われるものも電子商取引の中に含まれる。電子商取引（以下 EC とする）においても通常の商取引と同様に BtoB 市場と BtoC 市場が存在するが、本論文では BtoC-EC 市場（のみ取り扱うこととする。ここでいう BtoC-EC 市場とは企業と消費者間での EC による取引のことであり、家庭向けに敷設された公衆インターネット回線などを介し、PC やテレビモニターを通じて電子商取引が行われる形態の他、携帯電話・PHS・スマートフォン・PDA・カーナビ・タブレット端末などによるモバイルコマースも含まれる。一方で、これにはたとえ消費財であっても個人事業者の事業用途の物品購入は原則として含めない。また、ネットオークション等インターネットを用いて個人間で取引を行う CtoC、電子申請や税の電子申告など政府がサービスを提供し個人が対価を支払う CtoG については調査の対象外であるとする。

## 1.2 電子商取引の現状

### 1.2.1 電子商取引の市場規模

以下は我が国の BtoC-EC 市場の市場規模及び EC 化率(すべての商取引金額に対する EC 市場規模の割合)の五年間の推移を表すグラフである。

図 1-1 BtoC-EC 市場の市場規模及び EC 化率



出所：経済産業省「平成 26 年度我が国情報経済社会置ける基盤整備」  
(電子商取引に関する市場調査) より作成

図 1-1 より BtoC-EC 市場の市場規模・EC 化率ともに順調に拡大していることが読み取れる。この要因としては、インターネット利用者数の増加に伴って着実に電子商取引が普及していることに加えて、近年はスマートフォンの利用によるネットショッピングの増加も大きい。これは、BtoC-EC 事業を手掛ける事業者の IR 発表資料からも読み取ることができる。例えば、ヤフーの 2015 年 3 学期第三四半期において e コマース流通総額のうちスマートフォン経由の流通金額が前年同期比から 7.8 ポイント上昇の 35.4%になったほか、楽天では 2014 年 12 月期第三四半期においてモバイル

比率が 43%になっている。スマートフォンは PC と比較してより気軽に、いつでもどこでも Web サイトに接続できるデバイスであるため、企業はモバイル向け（スマートフォン向け）のサイト作りに力を入れるなど、スマートフォンを戦略的に重視した取り組みがなされるようになってきている。このようなことから、スマートフォン経由での電子商取引は今後も増加すると考えられ、BtoC-EC 市場の拡大も継続するとみられている。

### 1.2.2 商品ごとの市場規模・EC 化率

BtoC-EC 市場は食品・生活家電などの A.物販系分野、旅行サービス・飲食サービスなどの B.サービス分野、電子出版や有料音楽配信などの C.デジタル分野に分けられる。それぞれの分野の全体に占める割合とその伸び率を以下の表 1-1 に示す。

表 1-1 2014 年の分野ごとの市場規模と伸び率

分野	市場規模	伸び率
A. 物販系分野	6 兆 8,042 億円	13.5%
B. サービス分野	4 兆 4,816 億円	10.1%
C. デジタル分野	1 兆 5,111 億円	37.1%
総計	12 兆 7,970 億円	14.6%

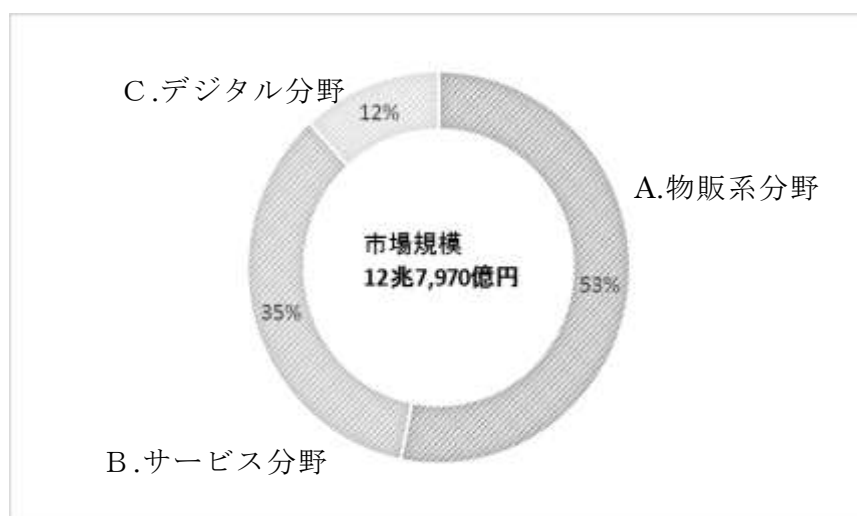
出所：経済産業省「平成 26 年度我が国情報経済社会置ける基盤整備」  
（電子商取引に関する市場調査）より作成

各分野の伸び率を見ると、物販系分野やサービス分野が 10% 近くなのに対し、デジタル分野の伸び率は 37.1% と顕著である。これは、デジタル分野において最も大きい割合を占めるオンラインゲーム市場の拡大によるものである。オンラインゲーム市場は、デジタル分野の約 8 割を占める大きな市場で、市場規模は 1 兆 2,045 億円と推定され、前年比では 43% も伸びている。オンラインゲームの急速な市場拡大の背景には二つの大きな要因が推測される。第一に、スマートフォンやタブレットの普及で



ある。オンラインを含むゲーム市場規模の拡大はデバイス数の影響を大きく受けるものであるためだ。総務省発表の通信利用動向調査によれば、2013 年末のスマートフォンの普及率は 42.4%、タブレットが 12.4%である。特に若年層においてはスマートフォンの利用率は 7 割超であり、このような世代を中心にオンラインゲームが普及していることがオンラインゲーム市場を拡大させている。また、第二に、ヒット作の牽引が大きな影響を与えていると言われる。これは、一般的に、若年層がゲームに熱中する理由はヒット作の存在が大きいためだ。このような原因から、オンラインゲーム市場は順調に拡大を続けており、日本のスマートフォンアプリ市場は米国を抜いて一位になったとも言われている。世界的にもオンラインゲームの市場規模は拡大をみせており、今後もその傾向は継続すると予測される。

図 1-2 市場規模全体に対する分野ごとの割合



出所：経済産業省「平成 26 年度我が国情報経済社会置ける基盤整備」  
(電子商取引に関する市場調査) より作成

しかしながら、図 1-2 からわかるように、BtoC-EC 市場全体に占めるデジタル分野の市場規模は 1 割程度であるため、全体の伸び率に対するインパクトは全体の 5 割以上を占める物販系分野が強いといえる。

物販系分野の商品毎の EC 市場規模および EC 化率は以下のとおりである。

表 1-2 商品分類ごとの市場規模と EC 化率

2014年		
分類	市場規模(億円)	EC化率(%)
食品、飲料、酒類	11,915	1.89%
生活家電、AV機器、PC・周辺機器等	12,706	24.13%
書籍、映像、音楽ソフト	8,969	19.59%
化粧品、医薬品	4,415	4.18%
雑貨、家具、インテリア	11,590	15.49%
衣類、服飾雑貨など	12,822	8.11%
自動車、自動二輪車、パーツ等	1,802	1.98%
事務用品、文房具	1,599	28.12%
その他	2,227	0.56%
合計	68,043	4.37%

出所：経済産業省「平成 26 年度我が国情報経済社会置ける基盤整備」  
 （電子商取引に関する市場調査）より作成

市場規模が大きい商品は「衣服、服装雑貨等」「生活家電・AV 機器・PC 周辺機器等」「食品、飲料、酒類」「雑貨、家具、インテリア」で、これらはすべて一兆円以上の市場規模であり、4 カテゴリー合計で物販系分野の 7 割以上を占めている。

一方で、EC 化率の高い商品は、高い順に「事務用品・文房具」「生活家電、AV 機器、PC・周辺機器等」「書籍、映像、音楽ソフト」であった。これらの項目は比較的ネットでの購入が浸透しているといえる。

事務用品・文房具については ASUKL やたのめーるなど文房具をはじめとするオフィスサプライを法人向け（BtoB）に販売する企業が近年個人向け通販サイトを始め、その膨大な商品数と小売店に比べて安価な価格で顧客を獲得している。

生活家電、AV 機器、PC・周辺機器等は多様なメーカーが機能やデザイン、価格を競い合う業界である。機能の比較検討項目が幅広いことに加え価格も高額であるため、消費者は比較専用サイトなどを参照しながらインターネット上で慎重に購入商品を検討するスタイルが定着している。また、消費者が実店舗に足を運んで目当ての商品の実物をチェックし、実際にはネットで注文する“ショールーミング”が多いと言われ

ているのも特徴である。このような状況下、ネット専業の小売企業が BtoC-EC 市場を牽引する形で家電・AV 機器・PC の BtoC-EC 市場規模が拡大してきた。

書籍、映像・音楽ソフト（オンラインコンテンツを除く）カテゴリーも EC 化率が 19.59%と高く、ネットでの購入が浸透しているカテゴリーである。また、消費者の購入頻度も高く、日常的にネットショッピングが利用されているのも特徴だ。その中でも、書籍・雑誌については商取引市場規模全体が年々逡減傾向にあるにも関わらず、BtoC-EC での販売は年々増加傾向にある。我が国における書籍の BtoC-EC は、インターネットの黎明期である 1990 年代半ばの既存書店によるサービス開始まで遡る。その後、異業種・外資系企業による参入が相次いだ。米国で巨大なネット起業となっていた Amazon.com がアマゾンジャパンを設立し、我が国において書と籍のネット販売を開始したのは 2000 年 11 月と参入時期としては後発でありながらも、アマゾンジャパンは徐々に売上を伸ばし、現在は国内の書籍 BtoC-EC 市場ではトップになっている。インターネット普及の黎明期から国内での書籍のネット販売が立ち上がっていることや、書籍は膨大な発行点数であることなどを総合して考えると、書籍とネット販売とは親和性が高いといえる。

### 1.2.3 電子商取引の日米比較

本論文では、日本における電子商取引について取り上げるが、日本の電子商取引の規模は世界最高水準にある一方で、質的側面や成果の大きさでは、米国に遠く及ばないとも言われている。本節では、経済産業省の平成 25 年度我が国情報経済社会における基盤整備（電子商取引に関する市場調査）によるデータを用いて日本の電子商取引の特徴と米国の電子商取引の特徴について取り上げていく。日本のデータは、インターネット利用者のサンプル 2084 人に、米国のデータは、インターネット利用者であるサンプル 2212 人にアンケートを取った結果を用いている。

このアンケート結果によると、日本の EC 利用率は 87.1%であり、米国の 87.3%と

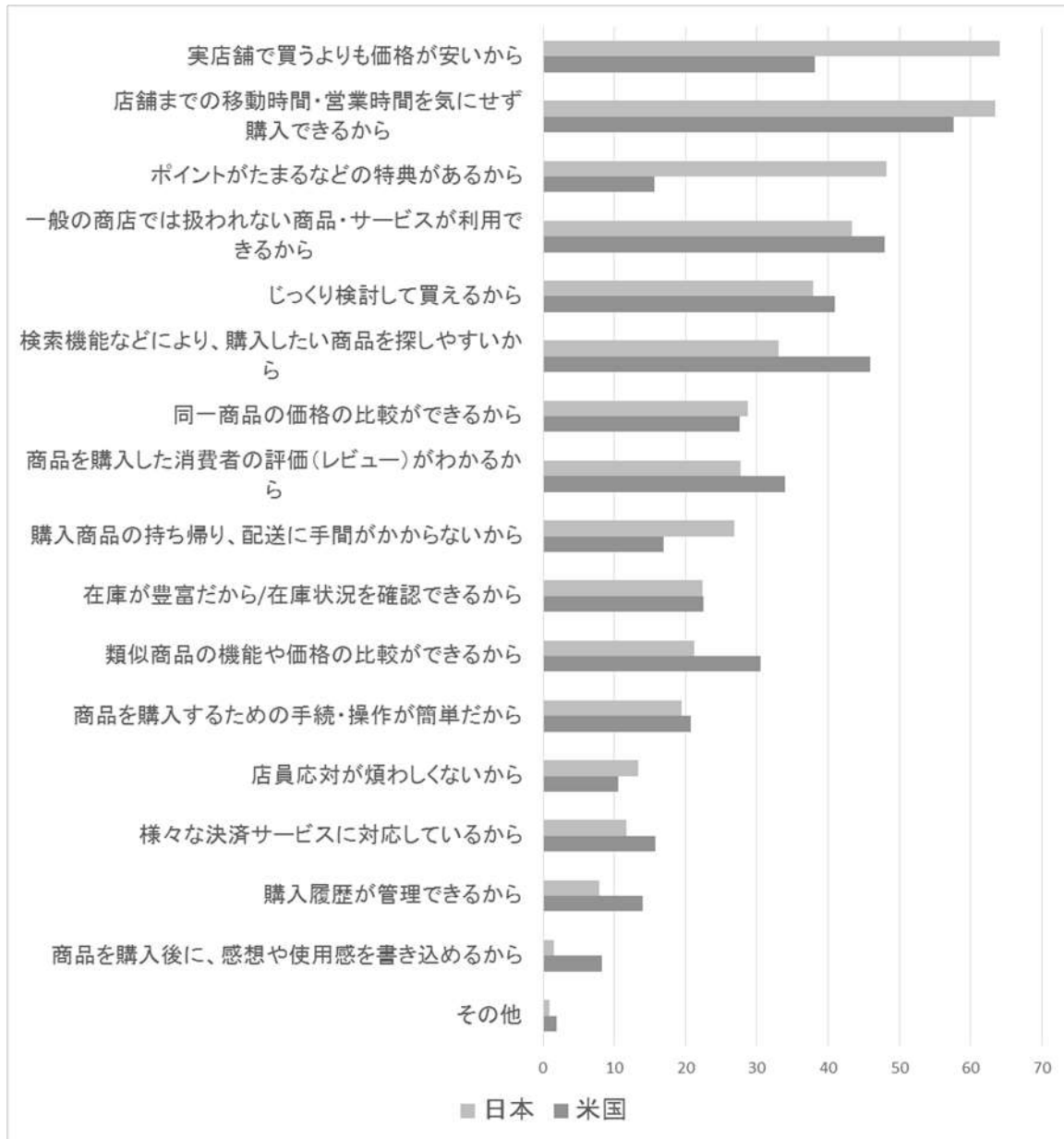
ほぼ同じの割合である。しかし、ECの利用理由については両国で違いが表れている。

図 1-3 は EC の利用理由のアンケート結果をまとめたグラフである。

日本消費者に関しては、「実店で買うよりも価格が安いから」64.1%が最も多くつづいて「店舗までの移動時間、営業時間を気にせずに買い物ができるから」63.5%、「ポイントがたまるなどの特典があるから」48.2%となっている。ここから、日本において EC を利用する理由は“価格の安さ”“ポイント”といった料金的メリットが大きいことがわかる。

一方、米国消費者に関しては「店舗までの移動時間、営業時間を気にせずに買い物ができるから」57.6%が最も多く、以下「一般の商店ではあまり扱われていない商品・サービスの購入ができるから」47.9%、「検索機能などにより、購入したい商品を探しやすいから」45.9%の順となっている。米国では、「実店で買うよりも価格が安いから」は 5 位 38.1%、「ポイントがたまるなどの特典があるから」はわずか 15.6%であり、米国において料金的メリットはあまり重要視されていない。一方で、米国では EC でしか購入できない商品を購入するための利用が多いほか、検索機能やレビューの存在のために EC を利用する消費者も多い。「検索機能などにより、購入したい商品を探しやすいから」という項目は日本より 15.9 ポイントも高く、「商品を購入した消費者の評価（レビュー）がわかるから」「商品を購入後に、感想や使用感を書き込めるから」という項目についてもそれぞれ約 6 ポイント上である。EC での買い物に伴う検索機能やレビューなどの利便性に関する項目が重要視されており、EC を賢く利用して買い物を楽しんでいることが窺える。米国は国土が広いために、EC の需要が高いとも言われているが、この結果はこれを裏付けるものであった。

図 1-3 EC の利用理由の日米比較



出所：経済産業省の平成 25 年度我が国情報経済社会置ける基盤整備  
(電子商取引に関する市場調査) より作成

図 1-4 は自国 EC の利用頻度の日米比較である。「週に 3~5 回」「週に 1~2 回」の高頻度で利用する比率の合計値で比較すると傾向の違いが見られる。

「週に 3~5 回」「週に 1~2 回」の合計値は、日本消費者は 9.3%、米国の消費者は

19.5%であり、日本に比べて米国の消費者は EC を日常的に利用している人が多く、EC 普及の質的側面や成果の大きさでは依然米国が勝っているといえる。

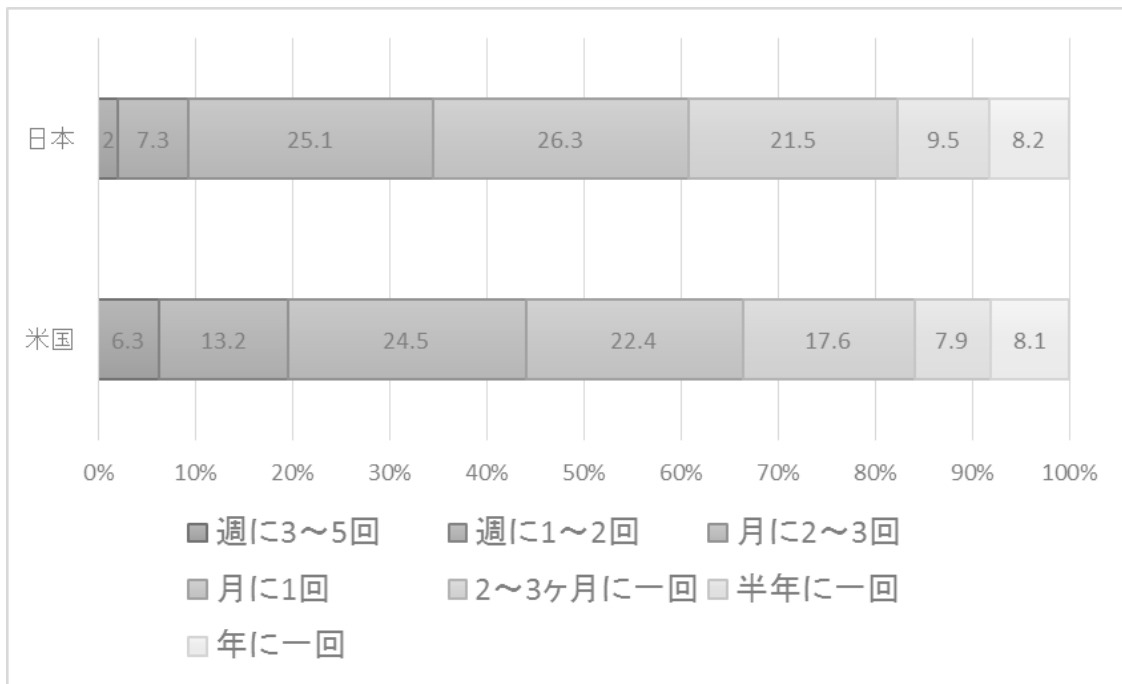


図 1-4 自国 EC の利用頻度の日米比較

出所：経済産業省の平成 25 年度我が国情報経済社会置ける基盤整備  
 (電子商取引に関する市場調査) より作成

### 1.3 電子商取引におけるロングテール現象

以下では本論文のテーマであるロングテール現象についての説明やその現状、またそれと真逆の現象であるスーパースター現象について説明していく。

#### 1.3.1 ロングテール現象とは

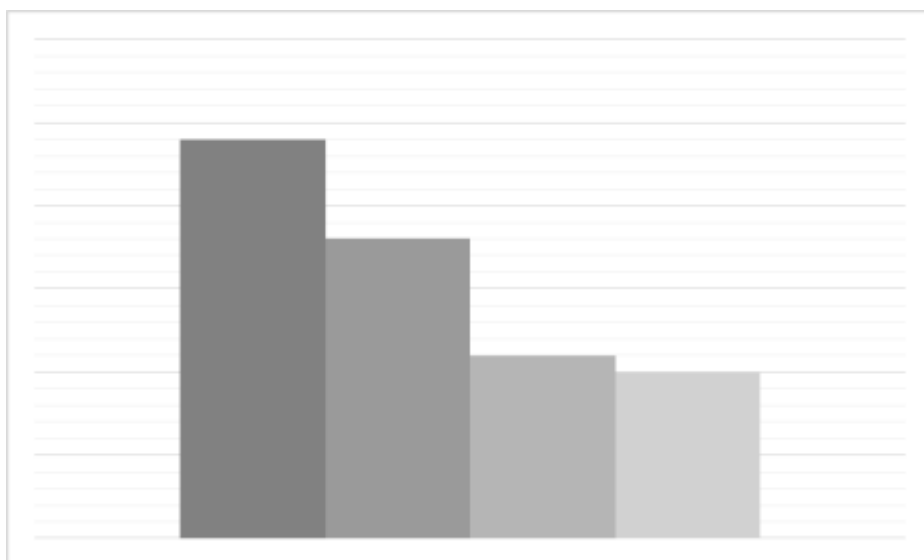
ロングテール現象は、米国雑誌 WIRED の編集長だった Chris Anderson が 2006 年にその著書の中で提唱したネットショッピングの市場構造を表す概念である。イン

ターネットを利用したネット販売においては、膨大なアイテムを低コストで取り扱うことができるために、ヒット商品の大量販売に依存することなく、ニッチ商品の多品  
種少量販売によって大きな売上・利益を得ることができるという経済理論に基づく。

ネット販売においては、在庫コストを含む流通面でのコストが大幅に低下すること、  
そして多様な商品カタログからの選択を可能にする検索機能の高度化などの環境変化  
によって、従来であれば物理的容量や収益性の問題によって店頭で取り扱うことが困  
難であったニッチ製品を消費者が探索し、購入することが容易になり、市場全体に占  
めるニッチ商品の売上割合は高まっているのが現状だ。

一般に店舗販売では「売れ行き上位 2 割の商品で、売り上げの 8 割を占める」とい  
うパレートの法則が成立することが知られており、このため売上下位のアイテムの整  
理が必要だとされていた。これは、売り場面積やバックヤードなどの物理的制約があ  
って限られたアイテムしか扱うことができず、かつ在庫には固定費がかかるためにそ  
れを賄うだけの在庫回転率のあるアイテムでなければコスト的に見合わないためだ。  
このため、実店舗においてはマスを対象にした商品が長らく行われている。

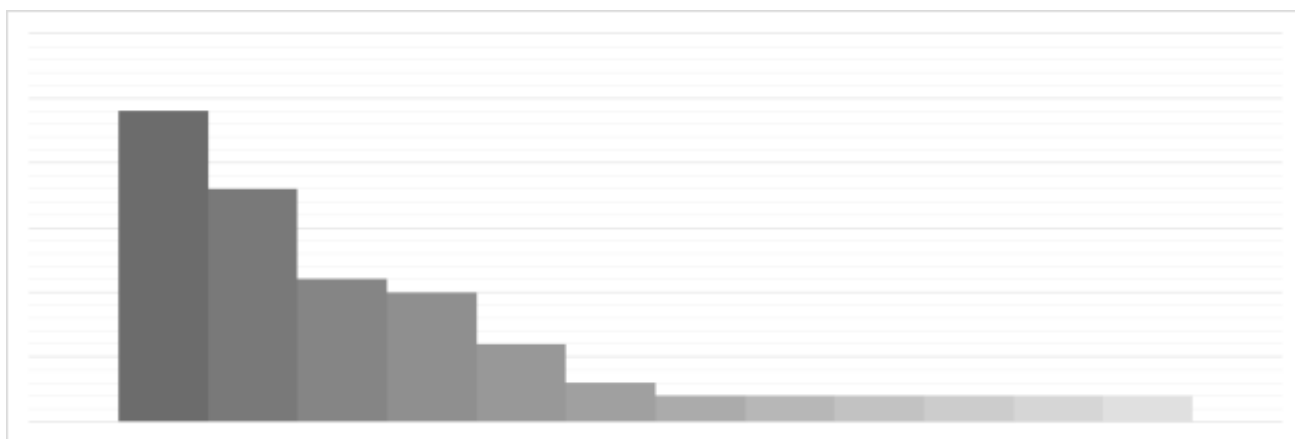
図 1-5 パレートの法則（イメージ図）



しかし、オンラインビジネスでは無限ともいえる売り場スペースを用意することができ、地下の安価な場所に在庫スペースを設置することができるため、従来の物理的制約の多くを乗り越えることができる。そのために、ネット店舗では従来では“死に筋”として整理されてしまうようなニッチ商品を多数用意することで大きな売上をあげることが可能なのだ。ロングテールとはこのような死筋と呼ばれるニッチ商品(群)のことだが、縦軸に販売数量、横軸にアイテムを販売数量の多い順に並べたグラフを書いた際に、販売数量の少ないアイテムを示す部分が長く伸びるさまを長い尻尾に見立てたのがその呼び名の由来である。このロングテールは取り扱いアイテムが多ければ多いほど長くなり、このロングテール商品の売上全体に占める割合も高くなる。

Amazon.com は、このロングテール商品によって収益をあげていると言われるインターネット商店である。図書販売に限っても、実店舗をもつ最大規模の販売店が 10 数万品目程度を扱うのに対して、Amazon.com では 200 万品目以上を取り扱っており、販売ランキングが 1 万位以下であるような商品の積み重ねが全体合計の半分を占めているといわれている。

図 1-6 ロングテール現象 (イメージ図)



また、このロングテール現象は、マス向け商品であるヘッドとニッチ商品であるテールの対比で論じられることが多いが、実際の商品市場はこのように二分化できな



い連続的な構造であり、「ヘッド」と「テール」の中間部分も存在すると考えられる。本論文ではこの中位市場の商品をミドル商品として分類する。これらの商品はテール商品が“自分だけのもの”というマニアな特性が強いのにに対して、多品種少量ではあるが、ある一定の層からネットで評判を得るような商品が多い。

このように、我々はネットショッピングの普及によって従来書店では買えなかったような商品を手軽に入手できるようになった。しかしながら、消費者は実際にニッチ商品を手にとっているのだろうか、次節ではロングテール現象の我が国での現状について述べていく。

### 1.3.2 ロングテール理論の現状

本節では、アンケートに基づく総務省の調査報告書の結果を用いて、ロングテール現象が実際に消費財の市場構造をどの程度変化させたのか、そしてインターネット利用者の消費行動や購買品の構成にどの程度影響しているかという実態を把握していく。ネットショッピングなどでの販売実績情報は、運営企業の事業戦略に直結するため公開されることがなく、供給サイドからの情報入手が非常に困難であるため、利用者サイドへのアンケートから以下の点を見ていく。

- 書籍におけるニッチ商品（いわゆるテール部分に属する商品）の購買は全体のどの程度の割合を占めているか
- ネットショッピングでの購買において、商品購買までの情報入手の手段やプロセスはどのようになっているか

以下は、実店舗とネット店舗の売上構造の比較を表す図である。すでに述べたように、本調査研究では供給者側から購入商品がヘッド/ミドル/テール商品に属するかのデータを得ることは困難なため、ネット店舗 602 人、実店舗 581 人にアンケートを行って、それぞれで購入した商品がそれぞれ①小規模店舗でも入手可能か、②中規模店舗なら入手可能か、③専門店・大規模店舗なら入手可能か、④実店舗では入手困難か

を調査した。ここでは、①小規模店舗で入手可能な売れ筋商品を売上がもっとも高いヘッド商品、②中規模店舗なら入手可能な商品をミドル商品、③専門店・大規模店舗なら入手可能な商品、④実店舗では入手困難な商品をテール商品とする。実店舗においては、③専門店・大規模店舗なら入手可能な商品のみをテール商品と設定し、ネット店舗とリアル店舗の売上構成の違いを確認していく。

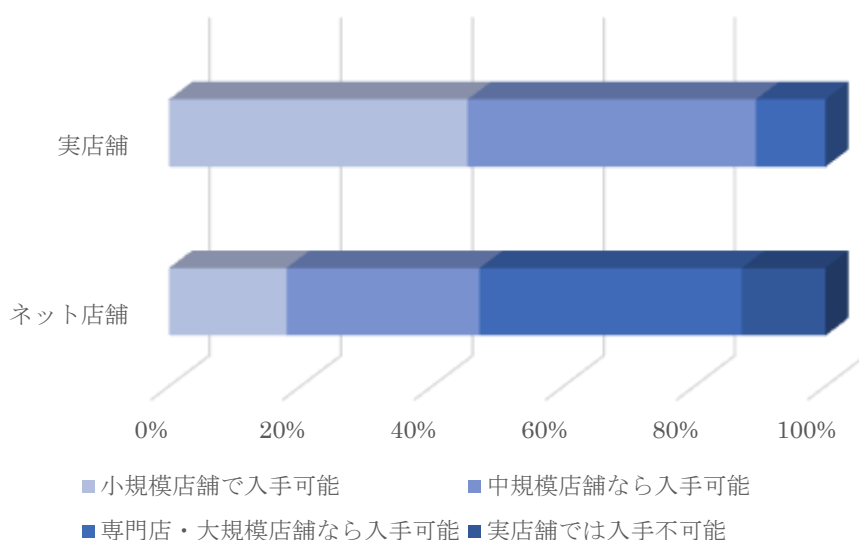


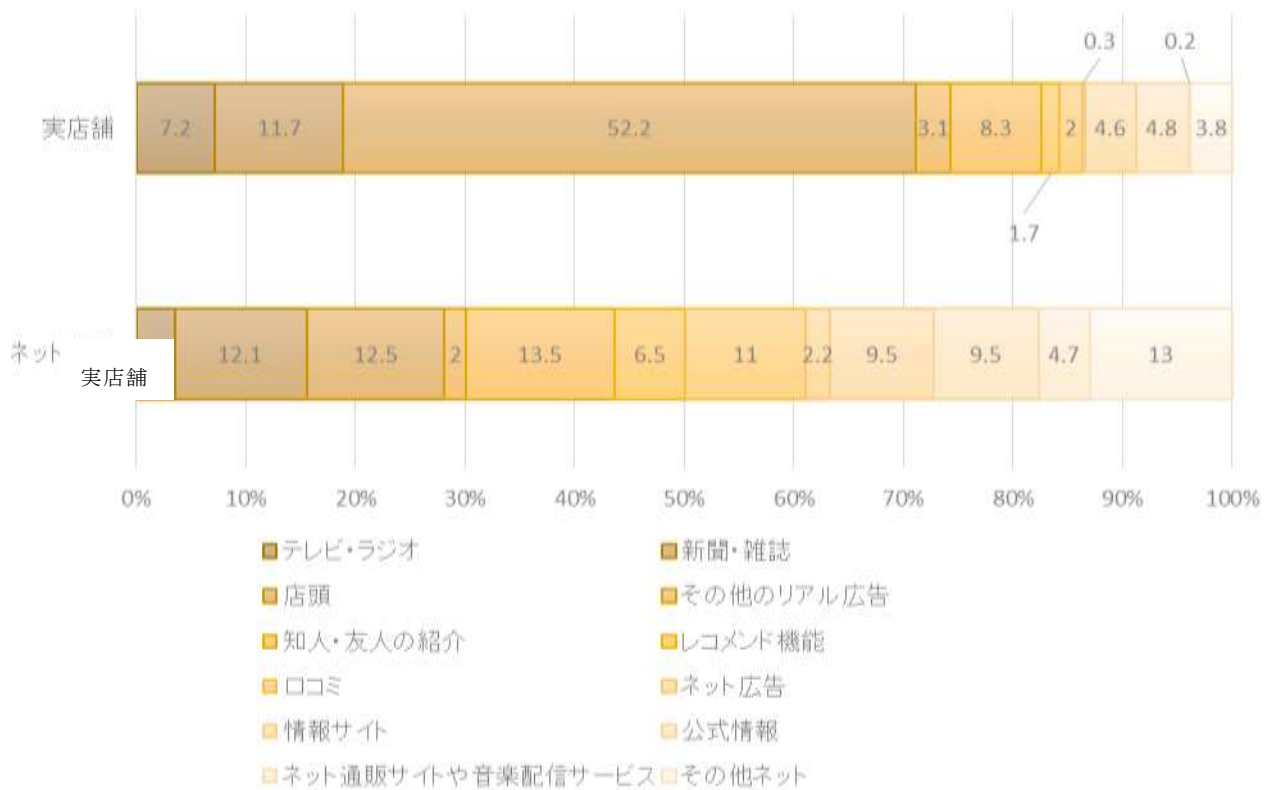
図 1-7 書籍のネット店舗とリアル店舗の売上構成の比較

出所：総務省「ロングテール型消費行動の実態に関する調査報告書」より作成

図 1-7 より、実店舗においてはヘッドにあたる①の商品数とミドルにあたる②商品数の合計が 8 割、テールにあたる③の商品数の合計が二割であり、ほぼパレート法則に一致する。一方で、ネット店舗においてはヘッドにあたる①の商品数とミドルにあたる②の商品数の合計が 5 割弱、テールにあたる③、④の商品数の合計が 5 割強であり、ニッチ商品の売上合計ががマス商品の売上合計を上回る逆転現象が起こっている。このアンケート結果より、ネット店舗ではニッチ商品の購入が多く、ロングテール現象が起こっているといえる。

次に、ネット店舗と実店舗における消費者行動の違いをみるために、ネット店舗と実店舗における商品を知ったきっかけについて見ていく。

図 1-8 購入した書籍を知ったきっかけ



出所：総務省「ロングテール型消費行動の実態に関する調査報告書」より作成

図 1-8 より、実店舗では店頭により書籍を知った割合が大きいのに対して、ネット店舗ではレコメンド機能や口コミによって購入した書籍を知る割合が増加している。前述のように、実店舗においては目につく陳列場所の必要性が大きく、そのような場所に置かれるマス向けの商品が買われることが多い。一方で、オンライン店舗では実店舗と比べて検索ツールや口コミの比重が大きい。これらの利用によって自分の欲しい商品に出会うことができるため、購入に結びつく商品に出会いやすく、たとえ売れ行きがよくない商品であってもレコメンド機能や口コミをみることで自分とのマッチングを確かめられる。このような検索ツールはニッチ商品の購入が促進している

のだ。

### 1.3.3 スーパースター現象とは

スーパースター現象とは、Rosen(1981)によって定義された概念であり、ある特定少数の人々に報酬やアウトプットが集中する現象である。具体的には、音楽業界で大ヒット歌手に人気が集中したり、出版業界においてある本が大ベストセラーになったりするといった現象がこれにあたる。

Rosen(1981)はこのスーパースター現象が起こるには二つの条件があると主張した。その一つは、消費者の選好のために、その商品の代替性が極めて低いことである。音楽、書籍、ゲームなど消費者の選好が非常に強い商品カテゴリーにおいては、好きなアーティストや作家の作品を楽しむ際の効用が非常に高く、他のアーティストや作家で代替することはできない。二つ目の条件は、膨大な数の消費者に対し、低コストで製品サービスを提供できるマーケットの技術的特性である。

つまり、条件1の代替可能性の低さによって報酬やアウトプットがある一つの事象に集中すること、そして条件2の技術特性によって少数の売り手がより多くの消費者に対してサービスを提供できることによってスーパースター現象は生じるのだ。

電子商取引は、少数の売り手がより多くの消費者に対してサービスを提供できるという技術的特性を持っている。そのため、書籍、音楽、ゲームなど条件1を満たすような商品カテゴリー市場において、売上下位の商品の需要が伸びるロングテール現象だけでなく、大ヒット商品が生まれるスーパースター現象が起こっており、市場構造に変化をもたらしている。

## 1.4 まとめ

近年日本のBtoC・EC市場は急速に拡大しており、2014年度の市場規模は12兆7900億円になるなど、広く普及しているが、依然日本ではECの料金的メリットが優先されやすく、質的側面については依然米国に遅れている。しかしながら、電子商取引において実店舗では売れないような商品が売上の半分を占めるようになるといったロングテール現象も起こっているが、これは電子商取引に固有のレコメンド機能やレビュー機能などの検索ツールの貢献が大きい。一方、少数の売り手がより多くの消費者に対してサービスを提供できるという技術的特性からスーパースター現象が起こることもあり、それぞれが市場構造に影響を及ぼしている。



## 第2章 理論分析

第1章では、我が国での電子商取引の現状と電子商取引市場でおこるロングテール現象やスーパースター現象について説明してきた。これらは、経済学的には電子商取引によって探索費用が低下したことによって、従来は“死に筋”といわれるようなロングテール商品の需要が増加して売上の構成や市場構造が変化すると同時に、市場が非常に競争的になったことによりある特定の高品質な商品に人気が集中しスーパースター商品となっている。本章では、Bar-Isaac *et al.* (2012) に基づいて、探索費用の低下がなぜロングテール現象やスーパースター現象をもたらすかを説明する理論を紹介していく。

### 2.1 基礎的な推定

まず、以下のような状況を想定する。

- 企業と消費者はそれぞれ危険中立的で、1から $m$ まで存在する。
- 企業 $i$ は製品を一つだけ生産する。
- 消費者 $l$ が製品 $i$ を買った時の効用関数は以下のように表される。

$$u_{li}(p_i) = v_i + \varepsilon_{li} - p_i$$

( $v_i$ : 企業 $i$ の製品の便益、 $p_i$ : 企業 $i$ の製品の値段、  
 $\varepsilon_{li}$ : 消費者 $l$ と企業 $i$ の製品のマッチングによる便益)

- 消費者 $l$ は探索費用 $c$ をかけることで、 $v, \varepsilon, p$  がわかる
- 消費者 $l$ が $k$ 番目の企業で商品を買った場合の効用は以下のように表される。

$$u_{lk}(p_k) - kc$$

- 企業は $v$ に影響を及ぼすことはできない。

$$H(v) = [v, \bar{v}]$$

- 企業の戦略を選ぶことで消費者の好み $F_s$ の分布に影響を与えられるとする

$$s \in S = [B, N]$$

( $B$ : マス戦略、 $N$ : ニッチ戦略)

- どちらの戦略にするかに関わらず、企業は限界費用まで商品を生産する。

- 企業はどちらの選択をしてもコストはかからない。

このような仮定において、消費者の効用最大化行動と企業の利潤最大化行動についてみていき、ナッシュ均衡を求めていく。

## 2.2 均衡

### A. 消費者行動

消費者はタイプ  $v$  のどの企業も戦略  $(p_v, s_v)$  を選択すると期待しているとし、探索行動をやめて効用  $u$  を得ることのできる消費者が、もう一つのタイプ  $v$  の企業に訪問した場合、 $v + \varepsilon - p_v > u$  とき新商品を購入する場合、追加的に得られる便益は  $v + \varepsilon - (p_v + u)$  である。

よって、消費者の期待効用は以下の通りである。

$$E_\varepsilon(\max\{v + \varepsilon - p_v - u, 0\}) = \int_{u+p-v}^{\infty} (v + \varepsilon - p_v - u) f_{s_v}(\varepsilon) d\varepsilon \quad (2.1)$$

また、この消費者は新商品から得られる便益が探索費用に一致するまでサーチを行うため、以下の式が成り立つ。（このときの効用  $u$  を  $U$  とする）

$$\int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{U+p_v-v}^{\infty} (v + \varepsilon - p_v - U) f_{s_v}(\varepsilon) d\varepsilon \right) h(v) dv = c \quad (2.2)$$

左辺の  $U$  は減少関数であるため、探索費用  $c$  が大きい場合、(2) を満たす  $U$  は存在しない。つまり、消費者は探索をしないため、企業は独占力を持つ。また、消費者は  $U \geq 0$  のときサーチを行うこととする。

### B. 利潤最大化行動

消費者は  $1 - F_s(p + U + v)$  の確率で企業  $v$  の製品を購入するとし、 $\rho$  をランダムな企業に訪れた消費者がその企業で商品を買う確率、 $m$  を一回目に  $v$  企業に訪れた消費者の数とすると、企業  $v$  の需要  $D$  と利潤  $\pi$  は順に以下のように表せる。

$$D = \frac{m}{\rho} (1 - F_s(p + U + v)) \quad (2.3)$$

$$\pi = \frac{m}{\rho} p(1 - F_s(p + U + v)) \quad (2.4)$$

戦略を取る企業  $V$  の利潤最大化する価格は、以下のように表せる。

$$p_{vs}(U) = \frac{1 - F_s(p_{vs}(U) + U - v)}{f_s(p_{vs}(U) + U - v)} \quad (2.5)$$

上式より、直感的に高品質の企業は高い価格をつけるということ、そして企業はえり好みをするような消費者( $U$ の便益が高い消費者)に出会った場合、低い価格をつけるということがわかる。よって以下の補題1を導くことができる。

補題1：利潤最大化する価格 $p_{vs}$ は $U$ に応じて安くなる一方で、企業の質 $v$ について増加する。

(2.4)式と(2.5)式により企業の利潤最大化問題は戦略 $s$ の問題であることがわかる。

また、Johnson and Myatte(2006)によると、すべての戦略のコストが等しいとき、独占利潤が戦略において準凸関数であるとしている。つまり独占企業は常に極端な戦略をとるとする。競争的な環境下においても、全ての企業はローカルな独占力を保有するため、同様に極端な戦略をとるとする。よって以下の命題1が求まる。

命題1：全ての企業がニッチ戦略をとるか、もしくは全ての企業がマス戦略をとる。

よってこの場合、直感的には利潤最大化条件のときの生産量は増加すると考えられる。そのため、 $s$ が下がる（ニッチになる）と高い利潤をもたらす。

また命題1の結果から、 $V(U)$ は以下の式を解くと求まる。

$$p_{VB}(U)(1 - F_B(p_{VB}(U) + U - V)) = p_{VN}(U)(1 - F_N(p_{VN}(U) + U - V)) \quad (2.6)$$

もし、 $V(U)$ が $[v, \bar{v}]$ の範囲にある場合、企業 $v$ はどちらの戦略を選んでも無関係である。また、以下の命題2も得られる。

命題2：消費者は新商品から得られる便益が探索費用に一致するまでサーチを行った時の効用 $U$ を所与とするとき、(2.6)式で定義された $V(U)$ の便益をもたらす製品を生産



する企業 $V(U)$ が存在するとき、この企業よりも質の低い製品を生産する企業 ( $v < V(U)$ ) はニッチ戦略を選ぶが、この企業よりも質の高い製品を生産する企業 ( $v > V(U)$ ) はマス戦略を選ぶ。 $V(U)$ は $U$ が増えるにつれて増加するため、消費者が熱心に探索を行うようになり、多くの企業がニッチ戦略を選択するようになる。

この命題2は、消費者がえり好みするようになるため、購入に踏み切るのに高い効用が必要とされることや、企業が他企業との比較による損失に直面することによって、より厳しい競争にさらされるほど、企業はニッチ戦略をとるようになることを示している。不利な状況にある企業ほど、その企業の商品を買ってくれるほど商品愛してくる消費者を獲得することが必要である。そしてこの機会を増やすためには、人によって評価が分かれるような商品、つまりニッチ商品戦略をとることが必要である。一方で、高品質の企業はマス戦略をとることによって多くの消費者に訴求することができるため、好意的な消費者が買いたくないと思う可能性を最小にすることが必要だ。

この結果は、経済的にたいへん魅力的だ。企業の質 $v$ が限界費用と関連すると理解すると、低コストの企業はマス戦略をとる一方で、高コストの企業は高い価格をつけて利潤を得るために、ニッチ戦略をとるといえる。

### C. 均衡

- ・消費者の最適行動は、(2.2) 式より以下の式をみたすときである。

$$c = \int_{-\infty}^V \int_{p_{vN}(U)+U-v}^{\infty} (v + \varepsilon - p_{vN}(U) - U) f_N(\varepsilon) d\varepsilon h(v) dv + \int_V^{\infty} \int_{p_{vN}(U)+U-v}^{\infty} (v + \varepsilon - p_{vB}(U) - U) f_B(\varepsilon) d\varepsilon h(v) dv \quad (2.7)$$

また利潤最大化条件(2.4)式、それぞれの戦略において利潤を最大化する価格 $p_{vS}(U)$ より、消費者がランダムな企業に訪れた際に消費者がその企業の製品を買う確率は以下の式で表される。

$$\rho(U, V) \equiv \int_{-\infty}^V (1 - F_N(p_{vN}(U) + U - v)) h(v) dv + \int_V^{\infty} (1 - F_B(p_{vB}(U) + U - v)) h(v) dv \quad (2.8)$$

この時、探索費用が命題3における $c_0$ よりも大きいとき、消費者が探索行動を行わず、企業が高い金額をつけるような唯一の均衡が存在する。しかし、探索費用を低い

場合はこの均衡は無視することができ、均衡は消費者が探索行動を行う場合にのみ限定できる。これらの均衡はすべての企業がニッチ戦略（もしくはマス戦略）をとる場合も、ニッチ戦略をとる企業もいればマス戦略をとる企業もいる場合も含まれる。

前者の場合の結論を以下の命題にまとめる。

命題 3 :  $U_B$  は低品質の企業がニッチ戦略をとってもマス戦略をとっても無関係に消費者が製品を購入する効用、 $U_N$  は高品質の企業がニッチ戦略をとってもマス戦略をとっても無関係に消費者が製品を購入する効用とする。

このとき、探索費用  $c_0, c_N, c_B$  は以下の均衡において存在する。

- (1)  $U_B > 0, c \in [c_B, c_0]$ ; のとき、全ての企業がマス戦略をとるのが均衡となる
- (2)  $c < \underline{c}$  のとき全ての企業がニッチ戦略をとるのが均衡となる

$$\underline{c} = \begin{cases} c_N & \text{if } U_N > 0 \\ c_0 & \text{if } U_N \leq 0 \end{cases}$$

一方で、これらのことから以下の命題 4 が得られる。

命題 4 : どんな均衡においても、探索費用の低下は消費者余剰とニッチ企業の比率を増加させる。

しかしながら、この探索費用の低下は必ずしもニッチ企業の売上をあげるのか、またニッチ企業が収益的になるのかといことを示すわけではない。その理由は、ニッチ企業の比率が増えたことで、消費者が自分によりマッチングする製品があるはずだとえり好みするようになるためだ。これにより企業は製品の価格を下げなければならなくなるし、企業に訪れた消費者に売れる製品の量も減ってしまう。また、逆にこれを相殺する効果もある。消費者がよりえり好みするようになるだけでなく、企業は少量かつ高マークアップ戦略をとるという現象も起こるためだ。したがって、探索費用の低下によって企業の利潤があがるかどうかは曖昧である。

また、後者の場合は、2.3 節のロングテール現象とスーパースター現象の定義の説明を通じて企業が異なる戦略をとる場合について言及していく。

## 2.3 ロングテール現象とスーパースター現象

ロングテール現象とスーパースター現象を以下のように定義する。

定義1:探索費用が下がるにつれて最も高い売り上げの企業の市場シェアが増加することをスーパースター現象という。

定義2:探索費用が下がるにつれて最も売り上げの低い企業の市場シェアが増加することをロングテール現象という。

この定義は、一つの企業にのみ焦点を当てたもののようなかもしれないが、このモデルにおいては、もし売上がもっとも高い企業や最も低い企業にそのような現象が起きると、次に高い企業もしくは次に低い企業も同じような現象が起きるといえる。よって、この定義はヘッド部分を占めるマス戦略をとる企業とテール部分のニッチ戦略の企業どちらが市場シェアを獲得しているかを含むものである。

ここで均衡において、企業が戦略を変えることで起こる企業の売上の分布の変化について確認していく。もしすべての企業が同じ戦略をとったら、ロングテール現象は決して生まれず、スーパースター現象のみ生じる。その理由はもしすべての企業が同じ商品を生産していたら、低品質の企業は淘汰されてしまい、高品質の企業の製品のみ人気が集まるためである。そして低品質の企業は次第に市場シェアが少なくなる中で、利益を獲得するためによりニッチな戦略をとるようになるのだ。よって、ロングテール現象は探索費用の低下だけで生じるものではなく、このように同じ商品売って負けてしまうような企業がニッチな戦略をとることで起こる。また、もし企業のとる戦略が不変である場合、探索費用が下がると企業の利潤は少なくなる。これは、新たな企業が参入してくるためだ。これは、インターネットにおいては参入にかかる固定費用が減少しており、参入障壁はかなり低くなっているため起こると言われている。つまり、企業がニッチ戦略をとり多くの利潤を獲得すると、それを見た新しい企業が市場に参入してくるのだ。これは探索費用の低下が必ずしも企業の利潤を増やすわけではないことの一因でもある。しかしながら、いずれにせよ新しい企業の参入はロングテール現象を促進する。

## 2.4 まとめ

探索費用が下がると低品質の企業はニッチ戦略をとる。これは探索費用の低下によって高品質な商品を生産する企業に人気が集まり、低品質な商品を生産する企業は自社の商品をどうしても買いたいと思ってくれるような消費者を獲得するために、人に

よって評価は分かれるが一部の消費者には高い需要あるニッチ商品を取り扱うことで少量・高マークアップ戦略をとるからだ。よって、このようにして探索費用が低下し、ニッチ商品が増えるとニッチ企業が産業の売上の多くを占めることもありうる。また、ロングテール現象が生じるためには探索費用の低下のみでは不十分であり、逆に一つの商品に人気が集中するスーパースター現象が起きてしまう。よってロングテール現象が起きるためには、探索費用の低下だけでなく各企業の戦略の異質性が求められるのだ。

### 第3章 実証分析 –検索ツールの効果-

第二章では、ロングテール現象が起こる原因電子商取引では、店舗に行かずに商品を探せるために探索費用が下がる一方で、製品数が膨大なために実店舗を利用するときよりも検索を手助けするようなツールの重要性が増している。よって本章では、膨大な製品数から求める商品を探すために必要不可欠な発見ツールがさらに探索費用の低下を促進していると仮定し、Oestreicher-Singer and Sundararajan (2012)を参考に検索を手助けするようなツールとロングテール現象の関係について実証を行っていく。

#### 3.1 Oestreicher-Singer and Sundararajan (2012)の概要

Oestreicher-Singer and Sundararajan (2012)では、Amazon.com のレコメンド機能によってニッチ商品の購入が増加しているかどうかを実証されている。Amazon.com の商品情報のページにはタイトル、著者、価格などの商品情報だけでなく、口コミや“一緒に購入されている本”の情報など、消費者が欲しい商品を見つけることを可能にする判断材料も掲載されている。この論文では“一緒に購入されている本”が提示されていることによってあまり売れ行きの良くないが消費者の嗜好に合う商品を見つけられることができるために、ニッチ商品の売上が増加しているということを実証している。

##### 3.1.1 回帰モデル

Oestreicher-Singer and Sundararajan (2012)では、ある人気商品から“一緒に購入されている本”を順々に辿っていき、レコメンド機能のネットワークが及ぶ範囲を明らかにし、そのネットワークの中のニッチ商品の売上が増加しているかが検証されている。

回帰式は以下の式を用いている。

$$\begin{aligned} \text{Log[RevenueGini]} \\ &= a + b_1 \text{Log[AvgD]} \\ &+ b_2 \text{Log[AvgPageRank]} + b_3 \text{Log[PageRankVar]} \\ &+ b_4 \text{Log[PageRankKurt]} + b_5 \text{Log[Size]} + b_6 \text{Log[Mix]} \\ &+ b_7 \text{Log[Cluster]} + b_8 \text{Log[ListPrice]} + b_9 \text{Log[SalePrice]} \end{aligned}$$

表 3-1 変数の説明

変数	データの概要
$\text{Log}[\text{AvgD}]$	ネットワーク内の各商品の売上の平均の対数
$\text{Log}[\text{AvgPageRank}]$	ネットワーク内の各商品の <i>PageRank</i> の平均の対数
$\text{Log}[\text{PageRankVar}]$	ネットワーク内の各商品の <i>PageRank</i> の分散の対数
$\text{Log}[\text{PageRankKurt}]$	ネットワーク内の各商品の <i>PageRank</i> の尖度の対数
$\text{Log}[\text{Size}]$	ネットワークの商品数の対数
$\text{Log}[\text{Mix}]$	同じネットワークの中で買われている本の割合の対数
$\text{Log}[\text{Cluster}]$	ネットワーク内の密度(隣り合う商品のネットワーク)の対数
$\text{Log}[\text{ListPrice}]$	ネットワーク内の各商品の表示価格の平均の対数
$\text{Log}[\text{SalePrice}]$	ネットワーク内の各商品の販売価格の平均の対数

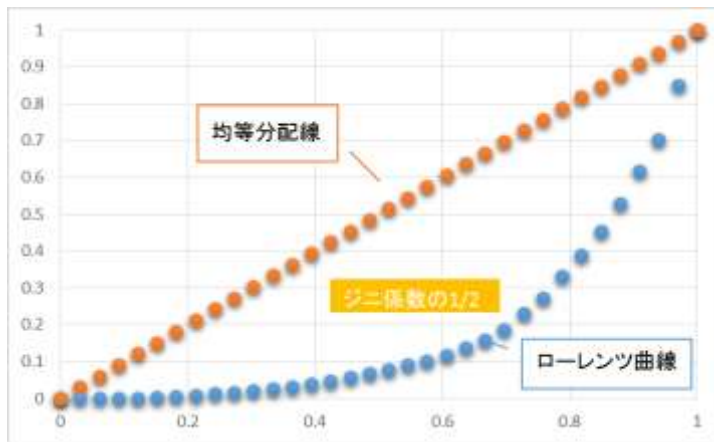
出典：Oestreicher-Singer and Sundararajan(2012) より作成

この被説明変数の  $\text{log}[\text{RevenueGini}]$  はネットワークの中にある商品の売上ランキングのジニ係数である。ジニ係数とは、所得格差など事象の集中度を評価されるために用いられる指標で、ローレンツ曲線と均等分配線によって囲まれる領域の面積と均等分配線より下の領域の面積の比である。均等分配線とは、事象の分布が一様である場合のローレンツ曲線であり 45 度線に等しい。よってジニ係数は均等分配線とローレンツ曲線が囲む領域の面積の 2 倍に等しい。

ジニ係数がとる値の範囲は 0 から 1 で、係数の値が大きいほどその集団におけ

る事象の集中度が高い状態と評価される。ジニ係数がゼロということは、事象が均等であるということを示しており、つまりこの場合はネットワーク内にある商品の需要には差がなく、同じくらい売れているということとなる。逆に一つの事象にすべてが集中した場合は事象の集中が最大であり、ジニ係数は 1 となる。この場合は、ネットワーク内にある商品の需要には格差があり、ある特定の商品に人気が集中していることを示す。よって、ジニ係数が低ければ低いほどある特定の商品に人気が集中することなく、様々な商品に需要があるということになるため、ロングテール効果が現れていることを示すといえる。

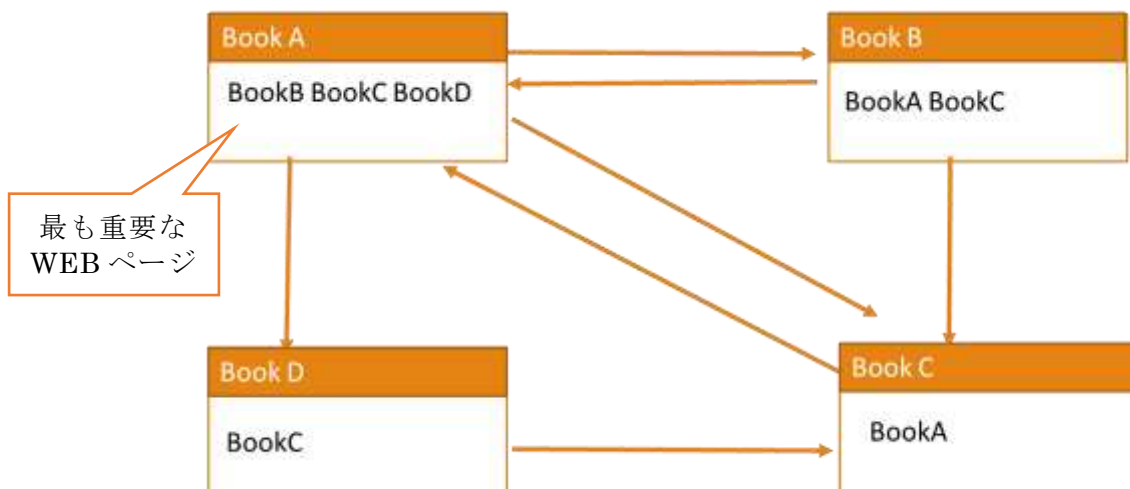
図 3-1 ジニ係数 (イメージ図)



説明変数である  $\text{Log}[\text{Avg}D]$  はネットワーク内の各商品の需要の平均であり、売上ランキングから求める。また、ネットワークの影響を測るために *Page Rank* という指標を用いる。これは「リンクがより多く集まっている WEB ページはより重要である」という考え方にに基づき Google が開発した、WEB ページの重要度の指標である。より多くのリンクが集まっているということはそれだけそのページで掲載される商品が Web ページ上で人気であることを示しており、*PageRank* は高い順に 0 から 9 で表記される。

回帰式では、ネットワーク内の商品の *PageRank* の平均、分散、尖度 ( $\text{Log}[\text{AvgPageRank}]$ ,  $\text{Log}[\text{PageRankVar}]$ ,  $\text{Log}[\text{PageRankKurt}]$ ) についての変数を加える。

図 3-2 PageRank(イメージ図)



さらにネットワークの商品数を  $\text{Log}[\text{Size}]$ 、同じカテゴリーの中で買われている本の割合を  $\text{Log}[\text{Mix}]$  とし、ネットワークの密集度合いを  $\text{Log}[\text{Cluster}]$  とする。これらによってネットワークの特徴とロングテール現象の関係性について見ていく。また、ネットワーク内の表示価格の平均  $\text{Log}[\text{ListPrice}]$ 、販売価格の平均  $\text{Log}[\text{SalePrice}]$  も説明変数として加えて、回帰を行っていく。変数は全て対数を取ることにする。

期待される符号は以下のとおりである。

表 3-2 期待される符号

Variable	$\text{Log}[\text{AvgD}]$	$\text{Log}[\text{AvgPR}]$	$\text{Log}[\text{PRVar}]$	$\text{Log}[\text{PRKurt}]$
期待される符号	正	負	正	負
$\text{Log}[\text{Size}]$	$\text{Log}[\text{Mix}]$	$\text{Log}[\text{Clustur}]$	$\text{Log}[\text{ListPrice}]$	$\text{Log}[\text{SalePrice}]$
負	負	正	正	負

出典：Oestreicher-Singer and Sundararajan(2012) より作成

上記の表では、*PageRank* を  $PR$  と示すことにする。以下では、いくつかの注目すべき係数について予測の根拠を述べていく。

まず  $\text{Log}[\text{AvgPR}]$  はネットワーク内の各商品ページの重要度の平均であるが、値が高ければ高いほど重要度は低いために  $\text{Log}[\text{AvgPR}]$  は低ければ低いほどニッチ商品が多くなり、ロングテール現象があらわれやすい。よって。期待される符号は負である。

また今回はネットワークの特性がロングテール現象に与える影響も確認するため、 $\text{Log}[\text{Mix}]$  と  $\text{Log}[\text{Cluster}]$  の変数についても解釈を明らかにしたい。まず、 $\text{Log}[\text{Mix}]$  は同じネットワークの中で買われている本の割合を示す。直感的には同じカテゴリーの商品が多いとき、消費者はレコメンド機能をたどってよりニッチな商品に出会いやすいと推測される。よってこの係数が大きければ大きいほど、そのカテゴリー内のニッチ商品に辿りつきやすいと考えられ、期待される符号は負である。一方で、 $\text{Log}[\text{Clustering}]$  はネットワークの密度を示す指標であり、これが大きいとネットワーク同士が複雑に絡み合っているということになる。つまり、レコメンド機能が小さいネットワーク内で完結しているということになり、人気商品同士が互いにおすすめし合うなど、より人気の商品に需要が集まっているということを示す。よってロングテール効果は表れにくく、期待される符号は正である。

次にコントロールのために入れた二つの係数についても期待する符号を見ていく。まず  $\text{Log}[\text{Size}]$  であるが、この係数が大きければ大きいほど多くの商品がネットワー



ク内に存在するため、ニッチ商品も多く存在する可能性が高い。そのため、売上の分布にバラつきがでると考えられ、期待される符号は負である。

一方で、 $\text{Log}[\text{AvgDemand}]$ はネットワーク内の各商品の需要の平均であり、これが高いと人気商品が多く、ニッチ商品が少ないことになる。よってこの係数が大きいほどロングテール現象は表れにくく、期待される符号は正である。

### 3.1.2 データの収集

前節の回帰式を計算するために、先行研究では Amazon の XML サービスで毎日情報を収集している。それぞれの製品について以下の情報をとる。

**固定:**ASIN(本の ID)、タイトル、著者、表示価格、カテゴリ、頁数

**毎日:**販売価格、Sales Rank (3 時間の間隔)、“一緒に購入されている商品”

人気商品からプログラミングのバックトラック法を用いて、“一緒に購入されている商品”を順々に辿っていき、ネットワークの情報を収集していく。バックトラック法とは、問題の解を見つけるために、解の候補をすべて調べることを組織的にかつ効率よく行うための技法である。

先行研究では、この方法を用いることによりその人気商品から一緒に購入された商品として提案された商品を全て拾い上げことを可能にした。200 カテゴリーについて、一か月間毎日データ収集を行い、ネットワークの情報を収集しており、どの商品とどの商品が隣あっているかの情報やそのネットワークの情報も全て記録されている。先行研究ではデータを収集した本の数は、250,000 冊にも及び、莫大なデータを用いて詳細な分析を行っている。

また、先行研究ではカテゴリごとの調整や日にちごとの調整なども行ってはいたが、どの回帰結果も符号や有意水準に大きな違いが見られなかった。本論文では、通常の OLS 回帰の結果のみを説明していく。

### 3.1.3 回帰結果

回帰結果は以下のとおりである。

表3-3 OLS回帰

変数	Log[AvgD]	Log[AvgPR]	Log[PRVar]	Log[PRKurt]
係数	0.15	-0.28	0.03	-0.005
(t値)	***	***	***	**
Log[Size]	Log[Mix]	Log[Clustur]	Log[ListPrice]	Log[SalePrice]
0.03	-0.03	0.05	0.14	-0.11
***	***	***	***	***
Number of observation=7070		R-squared=0.718		

(注)有意水準は、\*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$ で示している。

なお、太字は有意を表す。

出典：Oestreicher-Singer and Sundararajan(2012) より作成

先ほど取り上げた四つの変数の符号と有意水準を見てみるとおおよそ期待される符号の通りであった。よって、ネットワーク内にニッチ商品が多い場合、ニッチ商品の売上は増加し、ロングテール現象が現れることがわかった。

また、ネットワーク内の平均 Page Rank があがる、つまり重要度の低いページが増えるとロングテール現象は現れるということも実証された。よって、レコメンド機能がより重要度の低い Web ページを提案されていくとニッチ商品の売上は増加してロングテール現象が確かに現れることが実証された。

それだけでなく、ネットワークの特徴によってもロングテール現象の生じやすさが異なるということも証明された。ネットワーク内に同じカテゴリーの商品が多い場合はロングテール現象が生じやすく、これは一つのカテゴリーで完結している場合ほどレコメンド機能によってニッチ商品が提案されやすいことが原因と考えられる。また、カテゴリーが完結しているということは、消費者が欲しい商品があるカテゴリーに限定されているということであり、消費者の選好に偏りが見られる。このような場合は、消費者は探索行動を行いやすく、テール商品に出会う確率が高くなるため、その購入が増加する傾向にあるともいえる。

一方で、もしレコメンド機能によって人気な商品同士がおすすし合う場合は、人気が集まっていくことになるため、レコメンド機能によってロングテール現象が生じにくくなり、むしろスーパースター現象に繋がりうる。

しかしながら、*Log[Size]*に関しては期待する符号とは逆の正であった。この原因は、

ネットワークの商品数が大きければ大きいほど、人気商品がネットワーク内に多いことにある。ネットワーク内の需要の平均と同様に、人気商品の影響でロングテール効果は表れにくくなるといえる。

#### 3.1.4 まとめ

「この商品を買った人は一緒にこんな商品も買っています」というレコメンド機能のネットワークにおいて、この機能によってニッチ商品が提案される場合にはロングテール現象が起りやすい。特にネットワークが一つのカテゴリーで完結しているとき、これは顕著である。一方で、レコメンド機能のせいでロングテール現象が起りにくくなる場合もある。これは、人気商品同士がおすすし合うことで人気商品に需要が集中することによっておこる。よって Amazon.com におけるレコメンド機能はたしかにテール商品の需要を増やすが、一方でヒット商品を生み出す可能性も大いにある。

### 3.2 実証分析

本節では、先行研究を参考に書籍をテーマに実証研究を行っていく。書籍は、日本においても EC 化率が高いうえ、多くの消費者が日常的に利用する馴染のある商品カテゴリーであるためだ。

しかしながら、データの関係上、先行研究と同様にできない点もいくつも存在した。そのため、まず初めに先行研究を参考にどのようにして実証を行ったのかについて示していく。

#### 3.2.1 実証プランとデータ

第一に、先行研究では人気商品からプログラミングのバックトラック法を用いて、“一緒に購入されている商品”を順々に辿っていき、ネットワークの情報を収集しており、その人気商品から一緒に購入された商品として提案された全ての商品をネットワーク内に含めることが可能であった。しかしながら、短期間でプログラミングを習得することができなかつたため、データ収集は今自らそれぞれの本のページを訪れて一冊一冊情報収集しなければならかつた。そのため、先行研究と同じようにレコメンド機能のネットワークを全て網羅することができず、ネットワークのデータが不完全なものとなつてしまった。

また、一つ一つの情報収集に大変時間がかかつてしまうため、カテゴリーを 20 カ

テゴリーに絞り、各カテゴリーの1位の商品から二回おすすめ機能を追いかけたものを一つのネットワークとして扱うこととした。

表 3-4 は今回実証するのすべてのカテゴリーである。歴史・地理、文芸・評論の分野から 20 個のカテゴリーを取り扱うこととしたが、これは実店舗でも取り扱いの多い小説などの文芸・評論カテゴリーと実店舗ではあまり扱われない学術的なカテゴリーの両方を回帰に組み込むためである。

表 3-4 取り扱うカテゴリー一覧

歴史	経済社会小説
日本史	ミステリーサスペンスハードボイルド
世界史	SFホラーファンタジー
考古学	ロマンス
歴史読み物	エッセー随筆
地理・地域研究	古典
地図	詩歌
参考図書・白書	戯曲シナリオ
日本文学	評論・文化研究
考古学	伝記・神話
歴史時代小説	

さらに、おすすめ機能の辿り方についても工夫せざるを得なかった。先行研究では、“よく一緒に購入されている本” という 2,3 冊のおすすめ機能をたどって商品のネットワークを探し出していたが、“よく一緒に購入されている本” のほとんどがセットであるため、2 回や 3 回おすすめ機能をたどるだけではお互いおすすめし合っているだけになってしまい、ごく小さいネットワークになってしまう。これは明らかにロングテール現象を検証するには不適切であり、何か他の方法を用いる必要があると考えた。

そこで本論文では、ロングテール現象をみるために、Amazon.com のレコメンド機能である“この商品を買った人はこんな商品も買っています”という項を利用して、ネットワークの情報として収集していくこととする。この機能では、本にもよるが 50 冊程度の関連本が提示されており、日によって本の種類も変わっていく。そのため、これを追いかけて製品の情報を集めていけば、ネットワークがより広範囲に及ぶことが期待できる。今回は、一つの本の Web ページにつき詳細をクリックしなくても消費者

の目に留まる 1 ページ目に掲載されている 7 冊を対象にデータを収集していく。またこの際、すでにネットワーク内で既出の本は重複してデータ収集しないこととする。つまり、ネットワーク内の商品同士がおすすし合っている場合ほど、ネットワークに含まれる商品数が少なくなる。

それぞれの製品について以下の情報をとった。期間は 2015 年 12 月 5 日から 12 月 9 日までである。

**固定** : ASIN(本の ID)、タイトル、著者、価格、カテゴリー、頁数  
**毎日(15 日間)** : Sales Rank (1 時間の間隔)、“一緒に購入されている商品”、“この商品を買った人はこんな商品も買っています”で紹介されている本、レビュー数、レビューの評価

日本では、再販売価格維持制度によって書籍の小売価格は米国と異なり一定である。また、電子書籍については電子商取引において大変重要なテーマであるが、今回は取り扱わないことし、本の価格は、全て書店で新品の商品を買うときと同じ値段のデータを利用し、新書・文庫など本の形態が異なる場合は別の本として扱った。

また、今回は消費者が紙の書籍を購入する場合を想定したため、各カテゴリーの 1 位の商品が電子書籍であった場合は 2 位の商品を選んでデータを取った。また、レコメンド機能を追いかけて製品のデータを取っている途中で電子書籍が提示された場合は、同じ内容のものが紙の書籍でもある場合はその紙の書籍のデータを収集し、ない場合はその書籍を省略することとした。

電子書籍は近年急速に普及しており、消費者行動に大きな影響を及ぼしているため、本来であれば分析の対象に含めたかったが、紙の書籍と電子書籍で価格が異なること、また、どちらを利用したかの場合分けが非常に困難であることから、今回は消費者が紙の書籍を利用する場合のみを想定した。

また、先行研究の回帰モデルに加えて、検索を助けるツールとしてレビューのデータも収集することとした。これは、消費者の書き込みにより日々変化するものであるため、毎日商品のカスタマーレビューの数とその評価の値を収集とした。

一方で、ネットワークの密度を示す係数 **Clustur** は今回収集することができなかった。先行研究では、プログラミングを用いているため、ネットワーク内の隣り合う商品同士のデータを収集することができていたが、今回は一つ一つ打ち込むことでし

かデータ収集ができないため断念した。

### 3.2.3 回帰結果

先行研究にならい、回帰式は以下の式を用いる。同様に、被説明変数はネットワーク内の商品の売上のジニ係数の対数をとったものを使用した。また、説明変数は以下の表 3-5 のものを使用している。

$$\begin{aligned}
 & \text{Log}[\text{RevenueGini}] \\
 & = a + b_1 \text{Log}[\text{AvgD}] \\
 & + b_2 \text{Log}[\text{AvgPageRank}] + b_3 \text{Log}[\text{PageRankVar}] \\
 & + b_4 \text{Log}[\text{PageRankKurt}] + b_5 \text{Log}[\text{Size}] + b_6 \text{Log}[\text{Mix}] \\
 & + b_8 \text{Log}[\text{Price}]
 \end{aligned}$$

表 3-5 変数の説明

変数	データの概要
$\text{Log}[\text{AvgD}]$	ネットワーク内の各商品の売上の平均の対数
$\text{Log}[\text{AvgPageRank}]$	ネットワーク内の各商品の <i>PageRank</i> の平均の対数
$\text{Log}[\text{PageRankVar}]$	ネットワーク内の各商品の <i>PageRank</i> の分散の対数
$\text{Log}[\text{PageRankKurt}]$	ネットワーク内の各商品の <i>PageRank</i> の尖度の対数
$\text{Log}[\text{Size}]$	ネットワークの商品数の対数
$\text{Log}[\text{Mix}]$	同じネットワークの中で買われている本の割合の対数
$\text{Log}[\text{Price}]$	ネットワーク内の各商品の販売価格の平均の対数

ジニ係数が小さいほどロングテール現象が現れるため、期待される符号は先行研究の回帰結果と同様に以下の通りである。

表 3-6 期待される符号

<b>Variable</b>	<b>Log[AvgD]</b>	<b>Log[AvgPR]</b>	<b>Log[PRVar]</b>
<b>符号</b>	正	負	正
<b>Log[PRKurt]</b>	<b>Log[Size]</b>	<b>Log[Mix]</b>	<b>Log[Price]</b>

負	正	負	正
---	---	---	---

回帰結果を表3-7に記した。

表3-7 OLS回帰結果

変数	係数	t 値
Log[AvgD]	-0.0598762	-1.58
Log[AvgPR]	<b>-1.323436</b>	<b>-8.8***</b>
Log[PRVar]	<b>0.8340054</b>	<b>5.22***</b>
Log[PRKurt]	-0.1563861	-1.43
Log[Size]	-0.0512514	-1.57
Log[Mix]	-0.0828322	-0.57
Log[Price]	-0.7580576	-1.56
Number of observation=294		R-squared=0.9335

(注)有意水準は、\* p<0.1, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01で示している。

なお、太字は有意を表す。

データが不十分なことも影響しているだろうが、明らかに期待する符号と異なる変数が多く、また、先行研究と同様カテゴリーや日にちによって調整を加わったが、結果は改善しなかった。これは、毎日カテゴリー内で1位になる商品はかわることも多く、一つ一つのデータの独立性が高いことがその要因だと考えられる。

そこで本論文では、書籍のレビューに関する係数も加えてみることにした。以下は、その回帰式と係数の説明の表である。

$Log[RevenueGini]$

$$\begin{aligned}
 &= a + b_1 Log[AvgD] \\
 &+ b_2 Log[AvgPageRank] + b_3 Log[PageRankVar] \\
 &+ b_4 Log[PageRankKurt] + b_5 Log[Size] + b_6 Log[Mix] \\
 &+ b_8 Log[Price] + b_9 Log[review] + b_{10} Log[valuation]
 \end{aligned}$$

表3-8 変数の説明

係数	データの概要
<i>Log[review]</i>	ネットワーク内の各商品のレビュー数の平均の対数
<i>Log[valuation]</i>	ネットワーク内の各商品の評価の値の平均の対数

電子商取引においては探索費用が低下する一方で、製品数が膨大なために、電子商取引では検索ツールやレビューの活用によって消費者は賢く自分の欲しい商品を探し、購入している。よって、レコメンド機能のみでなく、ネットワーク内の製品のレビューの量・質ともにニッチ商品の売上に影響があるのではないかと考えた。直感的には、レビューの数が多い商品は注目度が高く人気商品であると考えられ、そのような商品が多くあるネットワークにおいてロングテール効果は現れにくい。よって、期待される符号は正である。また、評価の高い商品が多くあるネットワークにおいても同じことが言えるため、期待される符号は正である。

表 3-9 期待される符号

変数	<i>Log[AvgD]</i>	<i>Log[AvgPR]</i>	<i>Log[PRVar]</i>	<i>Log[PRKurt]</i>
期待される符号	正	負	正	負
<i>Log[Size]</i>	<i>Log[Mix]</i>	<i>Log[Price]</i>	<i>Log[review]</i>	<i>Log[valuation]</i>
正	負	正	正	正

以下は、レビューに関する変数を含めた回帰式の回帰結果である。

表3-10 OLS回帰結果

変数	係数	t 値
<i>Log[AvgD]</i>	0.1094425	<b>2.61***</b>
<i>Log[AvgPR]</i>	-0.9836172	<b>-7.47***</b>
<i>Log[PRVar]</i>	0.4744493	<b>2.94***</b>
<i>Log[PRKurt]</i>	-0.0479952	-1.4
<i>Log[Size]</i>	0.1151831	0.59
<i>Log[Mix]</i>	-0.0140421	-0.34
<i>Log[Price]</i>	0.89336787	<b>1.93***</b>



Log[review]	0.2686344	<b>2.72***</b>
Log[valuation]	0.4713492	<b>7.14***</b>
定数項	-10.52807	<b>-2.27***</b>
Number of observation=294		R-squared=0.9991

(注)有意水準は、\*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$ で示している。

なお、太字は有意を表す。

表 3-10 の回帰結果を見ると、*Log[Size]*, *Log[Mix]*, *Log[PRKurt]*以外の説明変数は期待される符号通りなうえ有意である。よって、先行研究と同様に「この商品を買った人は一緒にこんな商品も買っています」というレコメンド機能のネットワークにおいて、この機能によってニッチ商品が提案される場合にはロングテール現象が起こりやすいと言える。

次に、この回帰式に新しく組み込んだレビュー機能に関する係数について見ていく。*Log[review]*, *Log[valuation]*の二つとも予想通り正に有意であることから、レビューの数やその評価の平均が高い数値であるほど、ロングテール現象は現れにくいということがわかる。これはレビュー機能によって消費者はより人気の高い製品を選ぶ傾向にあることを示していて、ある特定の商品に人気が集まるスーパースター現象に繋がらう。

一方で、*Log[Size]*, *Log[Mix]*の二つの説明変数が有意にならなかった原因は、データの制約にあると考えられる。先行研究において *Log[Size]*が大きいほど、より需要の高い商品が含まれていることが多く、ロングテール現象は起こりにくいと言われていたが、本論文ではレコメンド機能が提示するすべての商品をネットワークに含むことができないため、これと逆の事象がおこりやすくなる。つまり、本論文においてはネットワーク内の商品同士がおすすめし合っている場合ほど、ネットワークに含まれる商品数が少なくなるため、*Log[Size]*が小さいほどより需要の高い商品が含まれるという逆転現象が同時に起こっていると推測される。また、*Log[Mix]*についても、レコメンド機能が提示するすべての商品がネットワークに含まれる場合は同じカテゴリーの商品が多いとき、消費者はレコメンド機能をたどってよりニッチな商品に出会いやすいと考えられるが、今回はデータの制約によって同じように需要が集中していた可能性が高い。よってこれらは有意にならなかったと考える。

### 3.2.3 まとめ

先行研究と同様、ネットワーク内の製品の需要の平均があがるとロングテール効果は現れにくく、またそのネットワーク内に Web ページの重要度が低い製品がおおいとロングテール現象は現れる。一方で、レビューの数やその評価の平均が高い数値であるほど、ロングテール現象は現れにくい。

よってレコメンド機能とレビュー機能は両方とも消費者の探索費用を低下させるものではあるが、レコメンド機能によってニッチ商品が提案されることにより、ニッチ商品の需要は増加し、ロングテール現象を引き起こす。しかしながら、レビュー機能によって消費者はより人気の高い製品を選ぶ傾向にあり、これはスーパースター現象に繋がりうる。

## 第4章 結論と考察

本論文では、日本における電子商取引のロングテール効果について分析を行った。第一章では、近年日本の BtoC・EC 市場は急速に拡大し、広く普及しているが、依然日電子商取引の料金的メリットが優先されやすく、質的側面については依然米国に遅れていることを取り上げた。一方、電子商取引によって実店舗では売れないような商品の売上が増加するロングテール現象が起こっており、市場構造に影響を及ぼしているが、逆に一つのヒット作に人気が集中するスーパースター現象が起こることも確認した。

第二章では Bar-Isaac *et al.* (2012) に基づいて、電子商取引によってロングテール現象やスーパースター現象が起こる理論を紹介した。一般に、ロングテール現象は探索費用の低下によっておこると言われているが、探索費用の低下のみ起こる場合は逆に一つの商品に人気集中するスーパースター現象が起きてしまう。よってロングテール現象は探索費用の低下だけでは生じえず、各企業の戦略の異質性が必要不可欠である。このように電子商取引では店舗に行かずに商品を探せるために探索費用が下がるが、その一方で製品数が膨大なために実店舗を利用するときよりも検索を手助けするようなツールの重要性が増している。

第三章では、膨大な製品数から求める商品を探すために必要不可欠な発見ツールがさらに探索費用の低下を促進していると仮定し、Oestreicher-Singer and Sundararajan (2012)を参考に検索を手助けするようなツールとロングテール現象の関係について実証を行った。その結果、「この商品を買った人は一緒にこんな商品も買っています」というレコメンド機能のネットワークにおいて、この機能によってニッチ商品が提案される場合にはロングテール現象が起こっていることがわかった。その一方で、レビューの数やその評価の平均が高い数値であるほど、ロングテール現象は現れにくいことも判明した。よってレコメンド機能とレビュー機能は双方とも消費者の探索費用を低下させるものではあるが、レコメンド機能によってニッチ商品が提案されることにより、ニッチ商品の需要は増加し、ロングテール現象を引き起こす。しかしその一方、レビュー機能によって消費者はより人気の高い製品を選ぶ傾向にあり、これはスーパースター現象に繋がりうる。

以上のことから、日本においても電子商取引におけるロングテール現象はたしかに存在しており、レコメンド機能によって消費者はたしかに店頭で探すだけでは出会えないような自分のニーズに合致するニッチ商品に出会えているようだ。このような検

索ツールによって消費者が Bto-CEC 市場ををここでしか手に入らない商品が多数存在する宝の山だとさらに感じるようになれば、日本の電子商取引の質的側面も諸外国に追いつき、より豊かな暮らしがおくれるようになるのではないかと考える。

## 参考文献

- Brynjolfsson, Hu, and Simester. , (2007), "Good-bye Pareto Principle, Hello Long Tail: The Effect of Search Costs on the Concentration of Product Sales, *Management Sciences* 57.8 , pp1373-1386
- Bar-Isaac, Caruana, and Cuñat. , (2012) "Search, Design, and Market Structure" , *The American Economic Review*, Vol 102, No. 2, pp1140-1160
- Johnson, JustinP. , and DavidP. Myatt., (2006), "On the Simple Economics of Advertising, Marketing and Product Design." *American Economic Review*, Vol 96, No.3, pp756-784
- Oestreicher-Singer, G., and Sundararajan. A. ,(2011), "Recommendation Networks and the Long Tail of Electronic Commerce." *MIS Quarterly*, pp65-83
- Rosen, M., (1981), "The Economics of Two-Sided Markets" , *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 23, No. 3, pp125-143
- 総務省 <http://www.soumu.go.jp/>
- 経済産業省 <http://www.meti.go.jp/>

## あとがき

やっと卒業論文を書き終えてほっと安心すると同時に、これまでを振り返って感慨深い気持ちがある。

なかなかテーマが決まらず、書き始め当初から苦戦していたが、大学1,2年のときに学術サークルで学んだロングテール現象が石橋ゼミで学んだ電子商取引における探索費用の低下によって起こっていることを知り、ぜひ研究したいと万策を尽くした。

しかしながら、この分野は米国ではよく取り扱われているものの、データの制約などから実際に実証分析を行える先行研究が非常に少ないうえ、実際に行った実証分析においてもデータ集めに大変苦戦し、何度も「もうこれ以上は無理だ!」と思った。

それでも最後までなんとか書ききることができたのは、何より「また石橋先生に会いたい!」という思いがあったからにほかならない。石橋先生はゼミに入ったときから、厳しいながらもわからないことは大変優しく、丁寧に説明してくださって、そのおかげで自分で読んだときはさっぱりわからなかった数式や理論も、石橋先生の説明でいつも魔法のように理解することができた。また、ゼミ活動以外でも気さくにお話ししてくださり、ゼミ活動は大変ではあったものの、ゼミに行くことが毎週楽しみであった。

また、辛いときに励ましてくれる同期のみんながいたことも卒業論文を書き上げる大きな原動力であったことは間違いない。また、こんなに楽しくゼミ活動を行えたのも同期のみんなが優しく、楽しい人ばかりであったからだと切に感じており、同期のみんなへの感謝で胸がいっぱいである。

就職してからはもっと大きな苦難が待ち受けていると思うが、石橋ゼミで得た経験を糧にがんばっていきたい。

最後に、支えてくれた家族や、一緒にがんばってきた同期のみんな、また楽しいお話をたくさんしてくださった15期の先輩方や優しくお話してくれた17期の後輩のみんな、そしてなにより私を見捨てずに最後までご指導してくださった石橋先生に感謝の意を表して、本論文を書き終えることにする。