

Amazonにおけるユーザレビューの特徴分析

高 木 昇

1. 概要

1994年に米国で設立されたAmazonは、「アソシエイトプログラム」「レコメンデーション」「レビューページ」などの戦略によって市場と販売チャネルを拡大してきたが[1][2]、Amazonにより始まったレビューページでは、レビューを投稿する際のユーザ認証やVineプログラム等の策がなされ、「楽天」や「食べログ」など後発ECサイトにおけるレビューページとは異なる様相を呈している。筆者は、ユーザレビューに対する他のユーザの「賛同数」をユーザレビューの品質と解釈し、「食べログ」における高品質なユーザレビューは文章中の語数としか高い相関を持たないことを述べたが[3]、前述のように様々な工夫がなされたAmazonのレビューページにおいては、ユーザレビューの品質が語数以外の属性と相関を持つ可能性がある。本研究は、Amazonにおけるユーザレビューの品質と高い相関関係にある属性を明らかにすることを目標とした。その結果、語数だけでなく、投稿されてからの日数とレビュー投稿者のランキングが共に相関をもつことが分かった。

2. 研究の背景

1995年に米国でサービスを開始したAmazonのビジネスモデルとは、書籍を一元管理できるASIN (Amazon Standard Item Number) を割り当てるのが可能となったアフィリエイトプログラムにより「ロングテール」と言われるニッチなニーズに対応した販売を可能とすること、ユーザレビューやレコメンデーション、ワンクリックによりリピート顧客層を増やすこと、書籍を管理する大規模な物流システムをM&Aにより増強することにより成り立っている。

2000年に設立された日本法人においては、ユーザレビューやアフィリエイト、レコメンデーションなどは設立直後には不可能であったが、ユーザレビューに関しては設立前から懸賞付きキャンペーンが慎重に計画され、設立後3か月間限定で毎月1,000名に¥3,000が当たる形で実行された。これにより3週目には5,000を超えるユーザレビューが投稿され、現在のAmazonのユーザレビューを築くこととなった[4]。

Amazonに限らず、ユーザーレビューには他のユーザによる評価が可能となっているが、楽天、食べログ、カカクコム、@コスメなど国内の有力ECサイトあるいはレビューサイトにおいては、賛同数だけが表示される一方、Amazonにおいては「反対票」の数まで明確にわかる仕組みになっている（図1，2，3，4，5）。

10人中、8人の方が、「このレビューが参考になった」と投票しています。

図1．Amazonの賛同数表示

31人が参考になったと回答
 あなたの評価⇒

図2．楽天の賛同数表示

参考になった2人
 このレビューは参考になりましたか？

図3．カカクコムの賛同数表示

[参考票 27票 🗳️]

図4．食べログの賛同数表示

このクチコミへの感謝：16件

図5．@コスメの賛同数表示

また、レビューの内容は玉石混合であるため、レビューの品質保証に対してAmazonは次々と対策をとった。発売前の予約可能商品に対するレビュー投稿の禁止（09年）、Amazonにより決定されるレビューアランキングの上位1,000、500、100、50、10位以内のレ

ビューアに対する「ベストレビューア」「殿堂入りレビューア」認定の表示（10年）、優良レビューアの一部の顧客に対してレビュー投稿を条件に商品を無料提供する招待制Vineプログラム（10年）、Amazonで購入した商品に対するレビューに「Amazonで購入済み」の認証表示が与えられる（12年）などが挙げられる。「ベストレビューア」や「VINEメンバー」はレビュー本文の上部に「バッジ」として表示される（図6）。購入認証も同位置に表示される。

また、楽天、食ベログ、カカクコム、@コスメのレビューページの初期画面においては、ユーザレビューを新着順に表示するが、Amazonにおいては、賛同数の高い順にユーザレビューを表示する（図7，8）。



図6. 「殿堂入り」「VINE」メンバーと「Amazon.co.jpで購入済み」認証のバッジ

このように、Amazonは「バッジ」の表示と初期画面の表示方法とで、ユーザに対して最も優良なレビューを最優先に紹介する策をとっている。

31レビュー

星5つ: (15)

星4つ: (7)

星3つ: (7)

星2つ: (2)

星1つ: (0)

おすすめ度
★★★★☆ (31件のカスタマーレビュー)

あなたのご意見やご感想を教えてください

[自分のレビューを作成する](#)

評価が高い有用性のあるレビュー

54人中、50人の方が、「このレビューが参考になった」と投票しています。

★★★★☆ 頭ごすんなり入る本です。
「シナリオの技術」も、「シナリオの基礎Q&A」も持っていますが、結局一番開本。

出版されてから、だいぶ経っているので、実例は古かったとします。でも、書き方や用語はもちろん、考え方もわかりやすい文章で書かれているので、シナリオを書くならまずはこれ！という本だと思います。

投稿日: 2004/4/25 投稿者: manzu

› その他の星5つ、星4つのレビューを見る

評価が高くない有用性のあるレビュー

49人中、39人の方が、「このレビューが参考になった」と投票しています。

★★★★☆ 基礎技術だけです。
人物の紹介について、時間の説明について、セリフについて、省略について等、シナリオのノウハウが事細かりたくさん載っています。

各テーマに、まるで何条何項みたいな感じで小手技がびくさん…

対

ただ、技術が細分化されすぎて、ややもすればこれを読んど翌詰めて考える人間ごなり、柔軟な発想ができなくなるくらいが無意味にも非ず。(僕がそうだった。)

あと、それなりに話作りをする人間が読んで、「これだ！目から鱗が落ちた！！」と思える様なものは載ってないです。

タイトル通り、シナリオの基本的なセオリーのみ…
[レビューをすべて見る](#)

投稿日: 2006/5/15 投稿者: 野菊

› その他の星3つ、星2つ、星1つのレビューを見る

◀ 戻る | 1 | 2 3 4 | 次へ ▶
有用性の高い順 | 最新のレビューから

図7. Amazonのレビューページ（初期画面）の例



図 8 . 食べログのレビューページ（初期画面）の例

3 . 研究の目的

オンラインショッピングが一般的となるにつれて、ユーザレビューを対象とした研究が見られるが、ユーザレビュー本文と対象商品との関連[5][6]やユーザレビュー本文とユーザの評価値との関連[7][8]に見られるような、ユーザレビューと他との関係性に関する研究が多い。筆者は、オンラインショッピング時代のマーケティング活動において不可欠とされる「AISAS」の最後の「S (Share)」の計量を目標として、ユーザレビューに対する他のユーザからの「参考になった」ボタンのクリック回数（賛同数）に着目し、それと他の採取可能なレビュアー並びにレビュー本文に関する属性との関係性を考察している。まず、必要に応じた数のユーザレビューを回収してレビュー本文を品詞分解した後にデータベースで管理するMorpheme Database System (MDS) を開発した[9]。さらに、MDS

を使用して食べログのユーザーレビュー約 6000 件を回収し、賛同数と高い相関を有するのは名詞や形容詞、動詞の出現回数（語数）だけであり、投稿日時や投稿者の過去の投稿回数、5段階評価の他の属性は賛同数と相関がないことを述べ、ユーザはレビュー本文を読んだ感想に沿って評価している可能性を指摘した[3]。しかし、前述のようにAmazonではユーザビリティ上の工夫がなされているため、すでに高い賛同数を得ているユーザーレビューが優先的に評価される可能性がある。また、ユーザーレビューの品質保証に向けた独自の施策がなされているため、ユーザがレビューを評価する際に「ベストレビュアー」や「Amazon.co.jpで購入済み」のバッジが影響を与えている可能性がある。すなわち、1. 賛同数の偏りが食べログよりも顕著となる可能性、2. 「バッジ」の有無が賛同数の多寡として観測できる可能性、が考えられる。逆に、これらが見られず、語数とのみ相関を持つ場合は、Amazonによるユーザーレビュー品質保持に向けた策に囚われることなく、ユーザによる評価が行われていることを示唆する。

そこで、本研究では、食べログに対して行った研究をAmazonにも適用し、Amazonの様々な施策がユーザーレビューの賛同数に影響する可能性について議論する。具体的には、Amazonで数百規模の賛同数を持つ商品をいくつかピックアップし、それらのレビューページに対してMDSを適用して投稿者並びにレビュー本文について採取可能な属性値を獲得し、賛同数の分布について食べログと同様の結果が得られるかどうかを検証する。その後、上記1及び2を検証する。

4. 研究手法

4.1. MDSの適用

Amazonでは、販売品目が75カテゴリーに分けられている(2013年11月現在)。[3]と同様のサンプル数とするため、価格や消費時間が異なる4品目から、レビュー数が300を超える4商品の計16商品を選び(表1)、それぞれの商品のレビューページに対してMDSを適用して、採取可能な属性を採取した。総レビュー数は9199であった。図9に示すように、MDSは9199のレビューページへ個別にアクセスし、8個の属性値「賛同数(thanks)」「投稿日(date)」「投稿者の過去の投稿数(result)」「投稿者のランキング(ranking)」「バッジ(badge)の有無」「Amazonで購入済認証(verify)の有無」「レビュー本文に出現する動詞、名詞、形容詞の種類合計(words)」を採取ないしは計算した後、データベースへ格納する。

これに加えて、Amazonでは「〇〇人中××人が参考になった」と表示されることから、「参考にならなかった」ボタンがクリックされた回数を採用することができる。そこで、単なる人数ではない「賛同率 (rate)」を属性として加える。なお、投稿日とは、最初のレビューが投稿された日からそのレビューが投稿された日までの間隔とした。

表 1 . 研究対象とした 16 商品の品目とレビュー数

商品	レビュー数			
	TVゲーム	映画DVD	家電	書籍
A	408	304	484	475
B	666	372	364	378
C	646	397	1684	324
D	325	996	1024	352

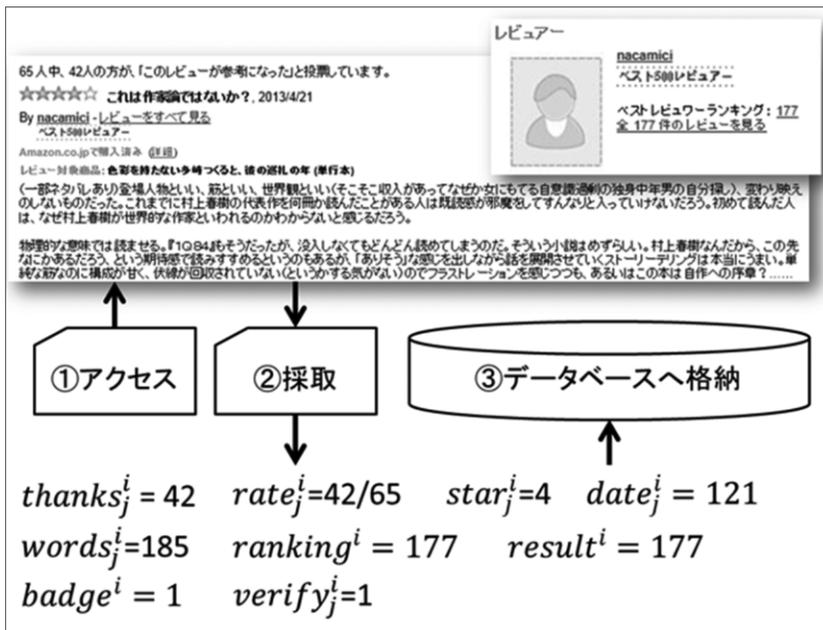


図 9 . レビュー i の商品 j に対するレビューへ対する MDS の機能

(thanks : 賛同数、rate : 賛同率、star : 評価値、date : 投稿日付、words : 語数、
 ranking : 投稿者ランキング、result : 投稿者の過去の投稿数、
 badge : 「ベストレビューア」 「VINEメンバー」等のバッジの有無、
 verify : 「Amazon.co.jpで購入済み」認証の有無)

4.2. 賛同数の分布調査

Amazonではレビューページの初期画面でユーザレビューを「有用になった」順に表示しているため、賛同数が高いレビューが優先的に閲覧される。そのため、新着順に表示する食ベログよりも、賛同数の分布の偏りが激しい可能性が考えられる。

4.3. バッジの有無と賛同率に関する調査

賛同数あるいは賛同率と、他の属性との相関係数が、「ベストレビュアー」や「VINEメンバー」等のバッジを有するユーザレビュー集合とそうでない無印のユーザレビュー集合とで異なるかどうかを調査する。

4.4. 「Amazon.co.jpで購入済み」認定の有無と賛同率に関する調査

賛同数あるいは賛同率と、それらと他の属性との相関係数が、「Amazon.co.jpで購入済み」の認定があるユーザレビュー集合とそうでないユーザレビュー集合とで異なるかどうかを調査する。

5. 研究結果

食ベログにおいては、ユーザレビューへの賛同数の分布はべき乗分布状であった。べき乗分布であることは、ヒストグラムの両対数グラフにおいて、右下がりの直線に沿っていることで確認できる。図10~17に、16商品のユーザレビューに対する賛同数分布ヒストグラムの両対数グラフを示す。いずれも、横軸は頻度の常用対数、縦軸は賛同数の幅の常用対数であり、賛同数の幅は各商品に対するユーザレビューの最大の賛同数の2.5%刻みとした。

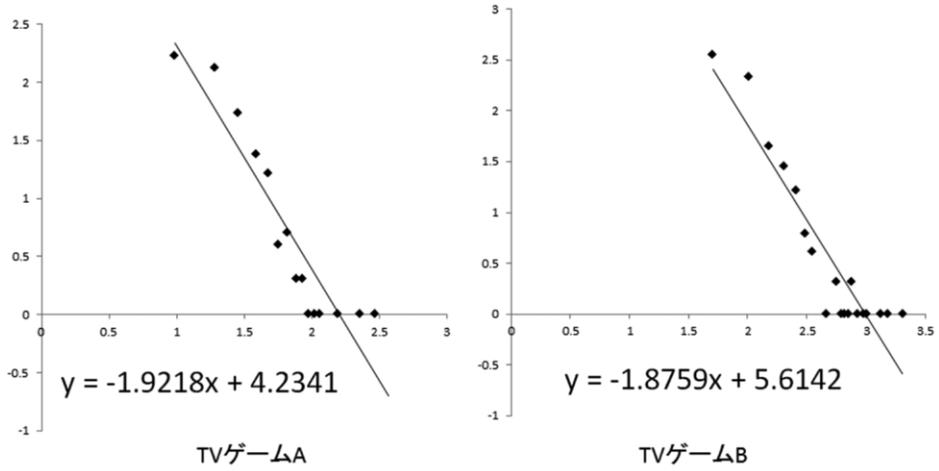


図 10. TVゲーム A、B の賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

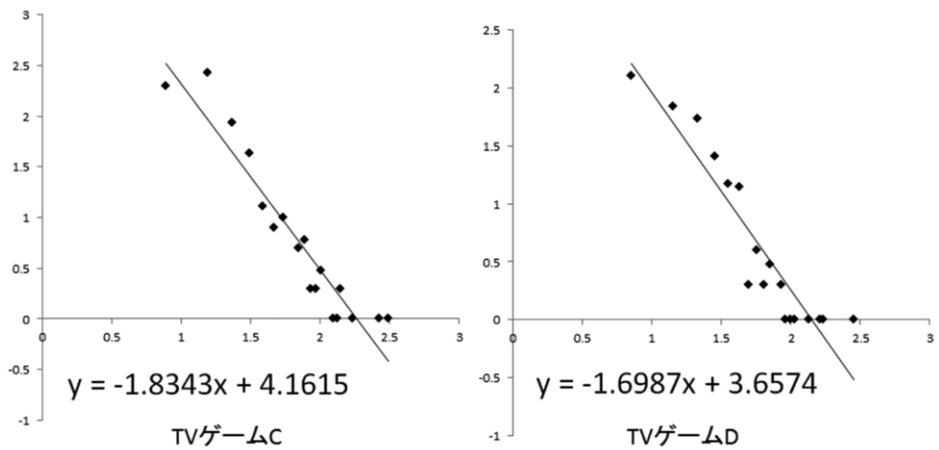


図 11. TVゲーム C、D の賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

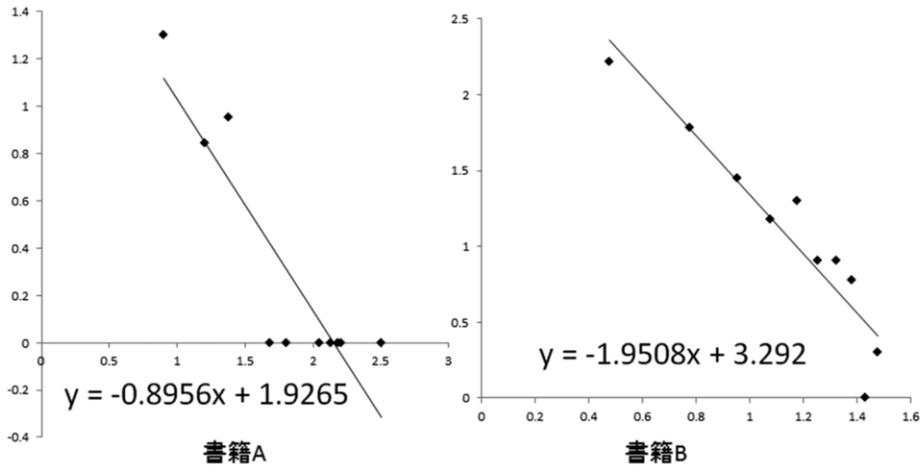


図 12. 書籍 A、B の賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

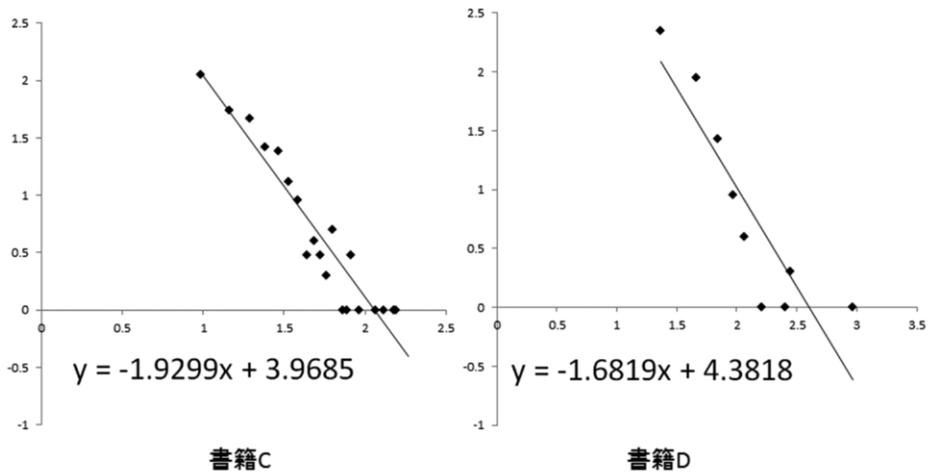


図 13. 書籍 C、D の賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

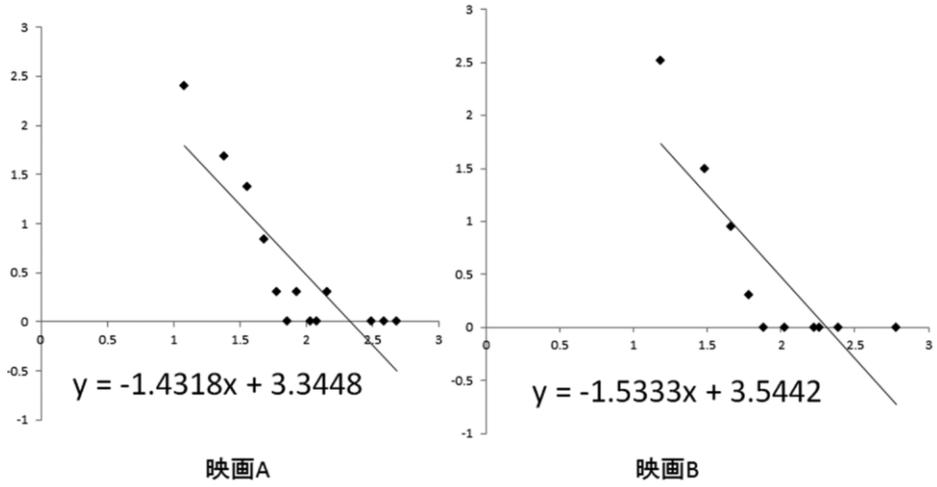


図 14. 映画A、Bの賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

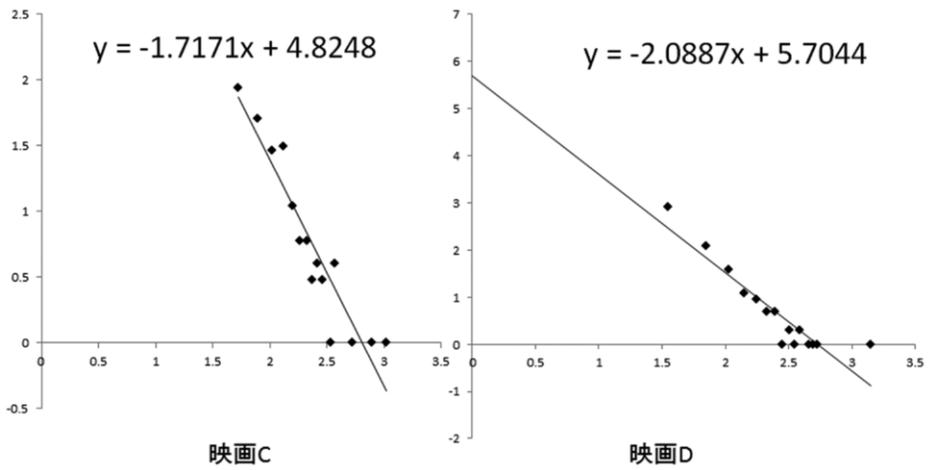


図 15. 映画C、Dの賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

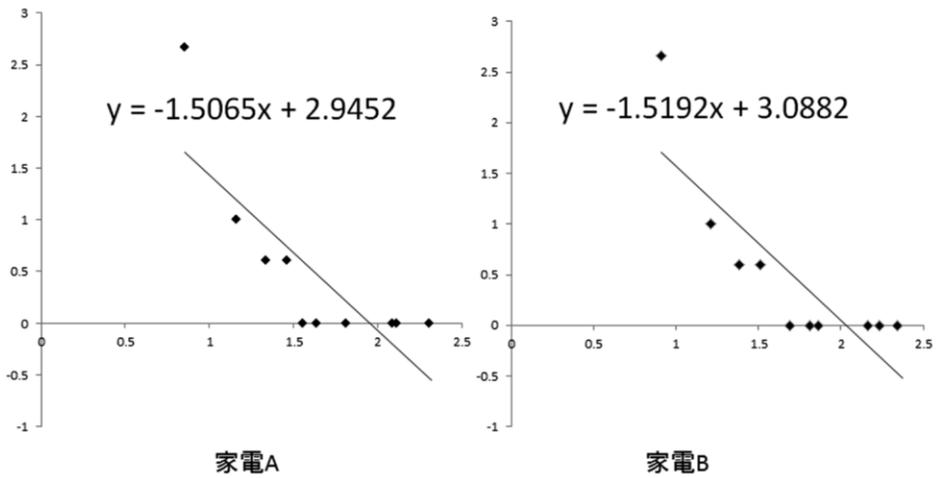


図 16. 家電 A、B の賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

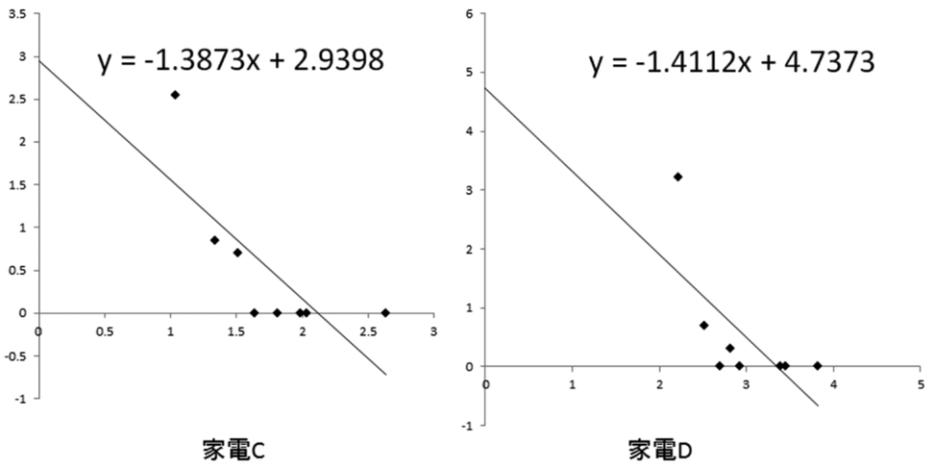


図 17. 家電 C、D の賛同数ヒストグラムの両対数グラフ

いずれも、右下がりの直線状となっており、食べログと同様に、多数の賛同数を有するユーザーレビューはごく少数に限られていることが分かる。

次に、Amazonにおけるレビューページの初期画面が与える影響について検証する。Amazonの16商品と食べログの16店舗のユーザーレビューの賛同数ヒストグラムを比較するため、賛同数ヒストグラムの両対数グラフを縦横軸について標準化したものを図18に示す。Amazonにおける分布は食べログにおける分布よりも直線より下にデータが集まっており、下部に多くのデータが集合している。

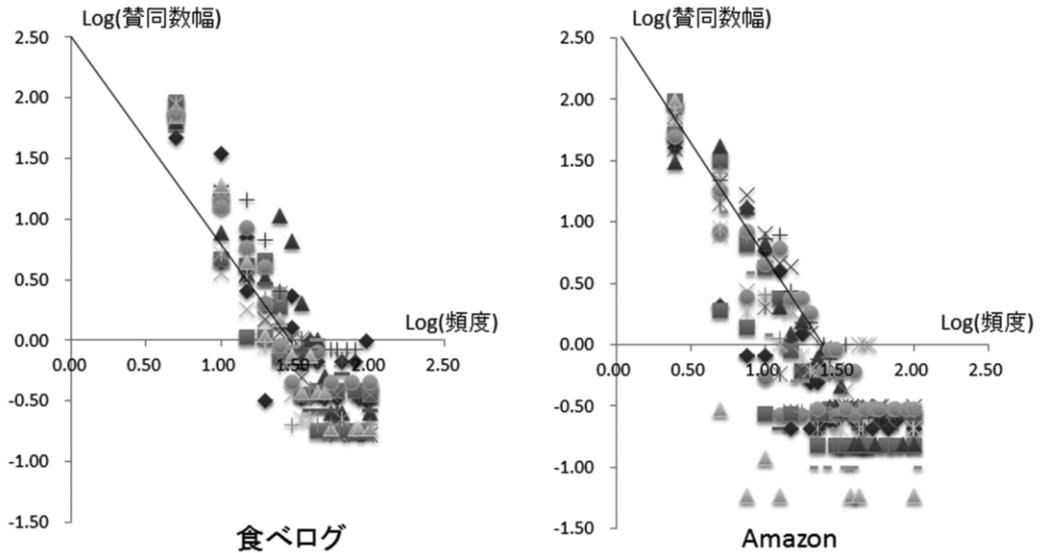


図 18. 賛同数分布の偏りの違い

次に、バッジと購入認証の有無が、それぞれ賛同数にどのような影響を与えるかを検証した。16 商品のユーザレビューを「バッジ有」と「バッジなし」に分け、それぞれについて相関分析を行い、平均値を算出したものを表 2 に示す。また、同様に 16 商品のユーザレビューを購入認証の有無でわけ、相関分析を行って平均値を算出したものを表 3 に示す。

いずれの表においても、有の方が賛同数と賛同率の相関値が若干高いこと、賛同値あるいは賛同率と相関が高いのは語数の他に投稿日と投稿者ランキングが挙げられること、投稿者の過去の投稿数は相関がないことが共通している（投稿日は最初の投稿がなされてからの日数、投稿者ランキングは少ないほど高位であることから、相関値は初期の投稿ほど、あるいは高位のランキングであるほど、負の値となる）。

表 2 . バッジの有無と相関係数 (16 商品の平均値) の違い

	バッジ有						バッジなし						
	賛同数	賛同率	語数	投稿日	投稿数	投稿者 ランキング	賛同数	賛同率	語数	投稿日	投稿数	投稿者 ランキング	
賛同数	1.00						賛同数	1.00					
賛同率	0.43	1.00					賛同率	0.26	1.00				
語数	0.17	0.15	1.00				語数	0.18	0.18	1.00			
投稿日	-0.24	0.01	-0.06	1.00			投稿日	-0.17	-0.12	-0.13	1.00		
投稿数	-0.08	-0.02	0.00	0.03	1.00		投稿数	-0.02	0.00	0.05	0.01	1.00	
投稿者 ランキング	-0.16	-0.24	-0.18	-0.04	-0.31	1.00	投稿者 ランキング	-0.14	-0.30	-0.23	0.02	-0.25	1.00

表 3 . 購入認証の有無と相関係数 (16 商品の平均値) の違い

	「Amazon.co.jpで購入済み」認証あり						「Amazon.co.jpで購入済み」認証なし						
	賛同数	賛同率	語数	投稿日	投稿数	投稿者 ランキング	賛同数	賛同率	語数	投稿日	投稿数	投稿者 ランキング	
賛同数	1.00						賛同数	1.00					
賛同率	0.32	1.00					賛同率	0.27	1.00				
語数	0.26	0.25	1.00				語数	0.20	0.17	1.00			
投稿日	-0.30	-0.16	-0.29	1.00			投稿日	-0.16	-0.04	-0.03	1.00		
投稿数	0.03	0.01	0.11	-0.15	1.00		投稿数	0.04	0.01	0.08	0.00	1.00	
投稿者 ランキング	-0.26	-0.35	-0.33	0.30	-0.46	1.00	投稿者 ランキング	-0.19	-0.30	-0.29	0.01	-0.32	1.00

6 . 考察

6.1. 賛同数の分布について

データの分布における偏りが大きいと、ヒストグラムを両対数グラフとした場合に、比較的多くのデータが下部に集まり、集合の形状は下に凸に近い形状となる。図 18 によれば、Amazonにおいては食べログよりもその傾向が強い。すなわち、Amazonは食べログよりも賛同数分布の偏りが激しい。Amazonのレビューページの表示方法が食べログと異なり「有用性の高い順」に表示されるため、ユーザは一部のユーザレビューを優先的に評価した可能性を考えることができる。

6.2. バッジの有無と購入認証の有無について

賛同数と賛同率の相関値がいずれも有の方が若干高かった点については、ベストレビューアーやVINEメンバー、あるいはAmazonで購入したことが明確なユーザレビューの方が、

「参考にならなかった」よりも「参考になった」ボタンをクリックされる頻度が比較的高いと考えることができる。ベストレビュアーは投稿者ランキングの高位者であり、VINEメンバーはAmazonから優良と認定されたユーザなので、賛同を得られやすいユーザレビューを投稿する頻度が高いためと考えることができる。

賛同数や賛同率と相関が高い属性として語数の他に投稿日と投稿者ランキングが挙げられることは、より初期の投稿ほど、あるいはより高位なランキングのユーザほど、賛同数が高くなる傾向にあることを示している。食べログについては投稿日に関しては相関が見られなかったにも関わらずAmazonにおいては相関がみられた点については、「有用性の高い」順に表示される期間が長いことが考えられる。すなわち、ユーザレビューが極めて少ない初期の段階で高い賛同数を持つユーザレビューほど、その後に賛同数を高めることができると考えられる。これは、新規のユーザレビューが賛同を得るには「質的に」高いハードルが用意されていると解釈可能であろう。

投稿者の過去の投稿数が賛同数や賛同率と相関がなかった点については、食べログにおける結果と一致する。これは、高い賛同数を持つユーザレビューの投稿者が、必ずしも過去の投稿数が多いとは限らないことを表している。

7. まとめと課題

本研究は、ユーザレビューの品質向上と表示方法において食べログにはない策を施しているAmazonでは、ユーザレビューの賛同数分布が食べログと異なるとの仮説を立て、MDSを適用して賛同数の分布とその他の属性との相関を調査した。その結果、分布自体は食べログ同様にべき乗分布に従うがその形状はより偏りが激しいこと、賛同率はバッジや購入認証があるほど高くなる傾向があることから、賛同数や賛同率は語数だけでなく投稿日や投稿者ランキングが相関を有することがわかり、Amazonのユーザレビューに対する策が、賛同数の分布や相関に影響を与えていることに言及した。

賛同数と投稿日に相関が見られたことについては、より初期の段階で賛同数を高める傾向があることから、複雑ネットワークにおけるBAモデル [10] のような、優先的選択モデルとして考察が可能である。また、ランキングやバッジは高い賛同数を持つユーザレビューを多数投稿した結果と考えることが妥当であるために賛同数との相関は解釈できるが、賛同数と語数の相関の原因については、食べログ同様に確認することができた。レビュー本文のどのような特徴が賛同数を高めるのかについて、今後の課題としたい。

参考文献

- [1] “アップル、アマゾン、グーグルの競争戦略”，雨宮 寛二，エヌティティ出版，2012
- [2] “ネット通販大解明！”，週刊東洋経済増刊，2013年
- [3] “インターネット上のユーザレビューの品質分布とその要因”，高木昇、商経論叢、第54巻第1号、2013年
- [4] “アマゾンの秘密”，松本晃一，ダイヤモンド社，2005年
- [5] “ECサイトにおけるユーザレビューが購買行動に与える影響に関する研究について”，江川雄太 他、情報処理学会，全国大会講演論文集(1)，pp. 591-593，2011
- [6] “オンラインショッピングサイトにおけるレビューを用いた商品対の目的判定による商品推薦”，本田達也 他，情報処理学会関西支部大会，2012年
- [7] “レビュー文を利用したランキング関数の特徴量の提案”，大知正直 他，人工知能学会 情報編纂研究会 第4回研究会 pp. 1-8，2011
- [8] “相関ルールに基づく外れ値検出手法を用いたユーザレビュー情報の分析”，情報処理学会，高橋毅，天笠俊之，北川博之，全国大会講演論文集(1)，pp. 589-591，2011
- [9] 山本久義，平野英一他，“九州マーケティングの探求”，九州産業大学産業経営研究所叢書，pp. 197-240，2013
- [10] “Emergence of scaling in random networks”，Barabási, A.-L., and Albert, R., Science 286, pp. 509-512, 1999年