

博士論文

ニューズメディアの特性を考慮した
ニューズ推薦システムの構築

指導教員 松尾 豊 准教授

東京大学大学院 工学系研究科
技術経営戦略学専攻

関 喜史

要旨

ウェブには多くの情報が流通し、検索エンジンや推薦システムなどの技術は重要な役割を果たしている。推薦システムとしてはAmazonのようなECサイトにおける商品推薦、Netflixのような動画配信サービスにおける映画推薦、またニュース配信サービスにおけるニュース推薦などが挙げられる。しかしニュース推薦はサービスの終了や縮小をするものも多く、商品推薦等と比べて十分な成果を挙げているとはいえない。本研究ではニュース推薦をサービスに利用する上ではビジネス上の課題があると考え、ニュース配信サービスのビジネス上の目的に合わせてニュース推薦システムを改善することを目的として研究を行う。

本研究ではニュース配信サービスのビジネスモデルから、ニュース推薦システムの問題点を次のように考える。ニュース配信サービスは課金モデルと広告モデルの2つに分けられるが、いずれもユーザから長期的に収益を得ることが重要なモデルである。そのため短期的には閲覧されるニュース記事の数を高めたいが、長期的には継続率を高めることが重要になる。しかしニュース推薦システムは閲覧されやすいニュース記事を推薦するシステムであり、短期的な閲覧数には貢献しているが、長期的な継続率に対して貢献しているとはいえない。それだけではなく、短期的な閲覧に最適化することによって長期的な継続率を損ねているケースもある。

そこで本研究では、ニュース推薦システムが短期的な閲覧に最適化することによって長期的な継続率を損ねているケースを2つ示し、それらを改善する方法を提案する。2つのケースがすべてを網羅できていないわけではないが、長期的な継続率の高めるための要素をすべて網羅することは難しい。そのためこのようにユーザが不満に感じている点を改善していく方法には十分な効果がある。

第一のケースは閲覧されやすいニュース記事を推薦しようとするために、閲覧されやすいニュース記事に類似したニュース記事でリストが埋め尽くされてしまうことである。短期的な閲覧だけに最適化すれば似たニュース記事が並んでしまうが、ニュース配信サービスとしては様々なニュース記事をバランスよく配信していることは重要であり、似たニュース記事ばかりが推薦されることで、サービスの長期的な継続率を損ねる可能性がある。

第二のケースは低俗なニュース記事や、過度に閲覧を誘発するニュース記事に

よってリストが埋め尽くされてしまうことである。低俗なニュース記事や、過度に閲覧を誘発するニュース記事は他のニュース記事より閲覧されやすいことが知られているが、一方でユーザを不快にさせることも多い。短期的な閲覧に最適化することによって閲覧されやすいニュース記事ばかりが推薦されてしまうと、ユーザを不快にさせるニュース記事が多く推薦されてしまい、長期的な継続率を損ねる可能性がある。

この2つのケースを踏まえて本研究では2つの方法を提案する。

第一に似たニュース記事ばかりが推薦されてしまうことを防ぐために、ニュース記事の多様性を高める仕組みを導入する。多様性とはリストに含まれるニュース記事同士が、どれだけ互いに類似していないかという指標である。推薦システムがユーザの行動に対して過度に最適化することによって、リストに含まれるニュース記事が類似したものばかりになることが知られている。多様性を高めることで偏ったニュース記事ばかりでなく幅広いニュース記事を提供でき、ユーザの満足度が高まることによって継続率を改善することが期待できる。

第二に閲覧されやすいがユーザが不快になりやすいニュース記事ばかりが推薦されてしまうことを防ぐために、閲覧のされやすさだけでなく、シェアされやすさも考慮したニュース推薦システムを提案する。シェアとはTwitterやFacebookなどのSNSに投稿することを指す。閲覧されやすいニュース記事には低俗なニュース記事や、過度に閲覧を誘発するニュース記事が多く、閲覧したユーザを不快にすることがある。本研究では閲覧したユーザを不快にするニュース記事はシェアされにくいのではないかと考える。例えば低俗なニュース記事はシェアすることで周りのユーザからの評価を下げる可能性があるためシェアされにくい。よってニュース記事のシェアされやすさを推薦する際の評価に導入することで、ユーザを不快にするニュース記事が推薦されにくくなり、長期的な継続率を改善することが期待できる。

2つの提案の有効性を確認するために本研究では3つの研究を行う。

第一に多様性を高める仕組みをニュース推薦システムに導入する。多様性に関する過去の研究ではアンケートによってユーザの印象がどのように変わるかという議論はされているものの、ニュース配信サービスのユーザ行動に多様性が与える影響は明らかになっていない。本研究ではニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを導入し、導入する前と後でユーザ行動がどのように変化するかを分析する。その結果、多様性を高めることによってユーザの継続率が有意に向上し、閲覧数も向上することが明らかになった。

第二にユーザが閲覧するニュース記事とシェアするニュース記事の違いを分析する。本研究ではシェアされやすさを考慮して推薦を行うことで、ユーザが不快になるニュース記事ばかりが推薦されることを防ぐことを提案している。しかし

ニュース記事の閲覧とシェアがどのように異なるのかは、ニュース配信サービスに関するデータの入手が難しいこともあり過去議論されていなかった。そこで本研究ではニュース記事の閲覧とシェアについてどのように異なるのかを分析した。その結果、閲覧されやすさとシェアされやすさの特性は異なり、特にシェアされにくいニュース記事の中には、ユーザを不快にする恐れがあるものが多いことが明らかになった。そして閲覧とシェアそれぞれの共起行動を比較し、それぞれが異なる特性を持つことを示した。

第三にシェアのされやすさを反映するために、閲覧とシェアの両方のユーザ行動を用いたニュース推薦システムを構築することを試みる。ニュース記事に対する閲覧行動とシェア行動を入力データと評価データとしてニュース推薦システムを実際に構築し、その評価からシェアされやすさを考慮したニュース推薦システムを構築する上での課題を明らかにする。その結果シェアのされやすさをニュース推薦システムに取り入れるためには、閲覧行動とシェアを分けてニュース推薦システムを構築し、それぞれの結果を組み合わせて活用していくことが重要であることを示した。

以上を通じニュース配信サービスの長期的な継続率の改善を目的として、ニュース配信サービスの改善を行った。長期的な継続率を高めることがニュース配信サービスにおいては重要であり、今後のニュース配信サービスにおけるニュース推薦システムの商用利用を促進するものになると考えている。

目次

第1章	序論	9
1.1	背景	9
1.1.1	推薦システムが求められる背景	9
1.1.2	ニュースと推薦システム	11
1.2	研究目的	12
1.3	本論文の構成	14
第2章	ニュース推薦システムに関する既存研究	16
2.1	推薦システムの基本的な構成	16
2.1.1	推薦システムとはなにか	16
2.1.2	評価値の推定	18
2.1.3	アイテムリストの生成	19
2.2	推薦システムのニュースへの適用	20
2.3	メディア研究におけるニュース推薦システム	22
2.4	SNS へのニュース記事のシェアに関する関連研究	25
2.5	本章のまとめと本研究の位置づけ	27
第3章	ニュース配信サービスのためのニュース推薦システム	29
3.1	ニュース配信サービスの目的とその課題	30
3.1.1	ニュース配信サービスのビジネスモデル	30
3.1.2	ニュース配信サービスの目的と課題	31
3.1.3	長期的な継続率を高める難しさ	32
3.2	ニュース配信サービスとニュース推薦システム	33
3.3	長期的な継続率を高める方法	35
3.3.1	ニュース推薦システムがユーザを不快にさせるケース	35
3.3.2	本研究における取り組み	36
3.4	4章以降との対応	38

第4章	本研究で用いる実験データについて	40
4.1	グノシーについて	40
4.2	本研究で用いるデータについて	41
第5章	「多様性」がニュース推薦システムに与える影響	44
5.1	推薦システムの多様性について	44
5.2	グノシーのニュース推薦システム	46
5.2.1	推薦システムの概要	46
5.2.2	グノシーのユーザ行動	47
5.3	グノシーで多様性を高める必要性	49
5.4	推薦システムへの多様性を高める仕組みの導入	51
5.4.1	Topic Diversification Algorithm	51
5.4.2	多様性を高めるユーザ減衰モデル	52
5.4.3	既存システムとの比較実験	53
5.5	多様性を高めることによるユーザ行動の変化	54
5.5.1	実験方法	54
5.5.2	評価方法	55
5.5.3	サービス利用の比較	56
5.5.4	表示順位ごとの閲覧率の変化	57
5.6	考察	58
5.6.1	閲覧されにくいニュース記事の推薦	59
5.6.2	新しい興味関心の獲得	61
5.7	本章のまとめ	62
第6章	ニュース記事の閲覧とシェアの違い	64
6.1	閲覧とシェアの違いに関する基本的な分析	65
6.2	トピックごとの傾向	67
6.3	ユーザの閲覧とシェアに対する傾向の違い	71
6.4	ネットワーク分析	72
6.4.1	閲覧行動ネットワーク	73
6.4.2	シェア行動ネットワーク	75
6.4.3	2つのネットワークの比較	76
6.5	本章のまとめ	79
第7章	SNS へのシェアを組み込んだニュース推薦システム	81
7.1	本章における新規性と貢献	82
7.2	関連研究	82

7.3	MinHash を用いた協調フィルタリングによるニュース推薦システム	83
7.4	データセット	84
7.5	評価手法	85
7.6	実験	86
7.6.1	閲覧とシェアの違いが推薦システムに与える影響	86
7.6.2	閲覧とシェアの双方を考慮した推薦システム	87
7.7	シェアを組み込んだニュース推薦システムに向けて	90
第 8 章	議論	93
8.1	本研究の整理と貢献	93
8.2	本研究の限界と今後の課題	95
第 9 章	結論	98
付 録 A	発表文献	108

目次

4.1	iPhone 版の記事リスト表示	42
4.2	iPhone 版の記事からの投稿画面表示	43
5.1	r と閲覧率の関係	47
5.2	順表示と逆順表示の際の閲覧率の比較	48
5.3	人為的に選んだニュース記事と推薦結果の比較	50
5.4	1週目の表示位置ごとの閲覧率	58
5.5	3週目の表示位置ごとの閲覧率	59
5.6	4週目の表示位置ごとの閲覧率	60
6.1	シェア数と閲覧せずにシェアした数の関係	68
6.2	トピックごとの閲覧数とシェア数の関係	69
7.1	view only model と share only model による閲覧の予測	87
7.2	view only model と share only model によるシェアの予測	88
7.3	distinguished action model と action model による閲覧の予測	89
7.4	distinguished action model と action model によるシェアの予測	90

表 目 次

5.1	多様性指標の比較	54
5.2	週次継続率の比較	56
5.3	週次の利用日数の比較	56
5.4	リスト内の一人あたり閲覧数	57
6.1	閲覧数上位5件のニュース記事	66
6.2	シェア数上位5件のニュース記事	66
6.3	閲覧せずにシェアした数上位5件のニュース記事	67
6.4	シェア率が高いトピック	68
6.5	シェア率が低いトピック	69
6.6	閲覧なしにシェアされた率が高いトピック	70
6.7	閲覧なしにシェアされた率が低いトピック	71
6.8	閲覧したトピックとシェアしたトピックとの異なり方	72
6.9	閲覧ネットワークのクラスタ	74
6.10	閲覧ネットワークのクラスタ間類似度	75
6.11	シェアネットワークのクラスタ	76
6.12	シェアネットワークのクラスタ間類似度	77
6.13	閲覧ネットワークからシェアネットワークへのクラスタ間遷移	78

第1章 序論

本章では本論文の背景，目的，及び章構成について述べる。

1.1 背景

本節では本研究でニュース推薦システムを取り扱うにあたり，まず推薦システムの概要と，推薦システムが求められる背景について述べる．そしてニュース推薦システムの取り組みとその課題を示す．

1.1.1 推薦システムが求められる背景

ウェブには多くの情報が流通している．Amazon¹ のような EC サイトによって売り場面積の制約を受けずに商品を選べるようになり，iTunes Music² のような音楽配信サービスによって保管場所を気にすること無く音楽を楽しむことができ，Netflix³ のようなビデオオンデマンドサービスによって，好きな時に好きな映画を見ることができるようになった．近年流通する情報量は急増しているものの，その一方で人々が消費できる情報量は変化していない [総務 11]．人々は大量の情報の中から自分にとって必要な情報を選択する必要がある．

そんな中で検索エンジンや推薦システムの技術は重要な役割を果たしている．本研究では推薦システムについて扱う．推薦システムという概念の成り立ちについては神嶌によってまとめられている [神嶌 16]．推薦システムという概念は 97 年の ACM Communications の特集によって広く知られるようになった [Resnick 97]．その中で推薦システムは以下のように記述されている．

¹<https://www.amazon.co.jp/>

²<http://www.apple.com/jp/itunes/music/>

³<https://www.netflix.com/jp/>

It is often necessary to make choices without sufficient personal experience of the alternatives. In everyday life, we rely on recommendations from other people either by word of mouth, recommendation letters, movie and book reviews printed in newspapers, or general surveys such as Zagat's restaurant guides. Recommender systems assist and augment this natural social process.

自分の経験だけでは違いがあまりよくわからないものの中からでも、どうしてもどれかを選ばなければならないということはよくある。こうしたときには、口コミ、推薦状、新聞の書評や映画評、ザガットのレストランガイドなどの他人からの推薦に頼ることを日常的に行っている。推薦システムは、こうした社会で普通に行われている一連の行為を補助したり、促進したりする。

このように推薦システムはユーザが情報を選ぶ過程で行っている作業を補助するシステムとされており、大量の情報が流通する現在において重要な役割を果たすことが期待されている。

ウェブにおいて推薦システムは様々な領域で活用されている。例として Amazon のような EC サイトにおける商品推薦システム、Netflix のような動画配信サービスにおける映画推薦システム、iTunes のような音楽配信サービスにおける音楽推薦システムなどがある。Amazon においては全体の売上の 35% 以上が推薦システムによって生み出されおり [西山 13]、Netflix においては推薦システムは 1 年間で 10 億ドル以上の効果をもたらしている [Gomez-Uribe 15]。このように推薦システムはウェブにおける各種産業において大きな成果を挙げている。

推薦システムは学術研究としても活発に行われている。初期の研究では情報検索や情報フィルタリングにおける研究成果を基盤にしたものが多かったが [神島 16]、ウェブにおける産業界での活用が進んでいることを背景に目的に応じて様々な方法が提案されるようになり、2007 年からは毎年 Recsys⁴ という推薦システムを専門にした国際会議が開催されるほどに活性化している。多くの研究では情報検索のようにユーザの行動の再現率を評価指標としているが、近年では推薦システムがもたらすユーザ体験についても研究が盛んに進められており、その重要性が指摘されている [Konstan 12]。

このように流通する情報が急増するウェブにおいて推薦システムの重要性が高まっており、産業、学術双方で様々な取り組みが行われている。

⁴<https://recsys.acm.org/>

1.1.2 ニュースと推薦システム

ウェブにおいて流通する情報が様々な領域で増加していることは既に述べたが、ニュースも流通する情報が増加している領域の1つである。ウェブにおいてニュース記事が増えた要因には、発信できるニュース記事の量に制約がなくなったこと、ニュース記事を制作し、発信するコストが大きく下がったこと、ブログやまとめサイトなどによってニュースとされる情報の範囲が広がったことがある。

本研究ではウェブにおいてニュース記事をユーザに配信することを目的としたサービスのことをニュース配信サービスと呼ぶ。日経電子版⁵や朝日新聞デジタル⁶といった大手新聞社のニュースサイト、Yahoo!ニュース⁷、Google News⁸のような大手ポータルサイトにおけるニュースサービス、グノシー⁹、SmartNews¹⁰、NewsPicks¹¹といったニュースキュレーションサービスなどが国内におけるその一例である。

本研究ではニュース配信サービスが配信しているものをニュース記事として扱う。ニュース配信サービスは様々な情報を扱っており、ウェブ以前ではニュースとされなかった情報も配信されている。例えばまとめサイトや個人ブログの記事もニュース記事として配信されることがある。本研究ではどこまでをニュース記事として扱うかという定義には踏み込まず、ニュース配信サービスが配信しているものをニュース記事として扱うことにする。

ウェブ以前は発信できるニュース記事の量は限られていたが、ウェブにおいてその制約はなくなった。ウェブ以前においてニュース記事を発信するのはテレビや新聞といった報道機関と呼ばれる媒体が中心であった。報道機関においてテレビには放送時間、新聞には紙面のサイズといった制約があり、発信できるニュース記事の量には制限があった。しかしウェブにおいては配信できるニュース記事の量に制約がなく、ウェブ以前と比較して数多くのニュース記事を発信できるようになった。

ウェブにおいて流通するニュース記事が増えていることから、ニュースに推薦システムを適用する試みも行われている。本研究ではニュースを対象にした推薦システムをニュース推薦システムと呼ぶ。GoogleのニュースサービスGoogle Newsでは、2010年のデザイン変更でパーソナライズ機能を強化している[佐藤 10]。またYahoo!ニュースではスマートフォン版のトップページをパーソナライズ版にす

⁵<http://www.nikkei.com/>

⁶<http://www.asahi.com/>

⁷<http://news.yahoo.co.jp/>

⁸<https://news.google.co.jp/>

⁹<http://gunosy.co.jp/>

¹⁰<https://www.smartnews.com/>

¹¹<https://newspicks.com/>

る試みが2013年に行われた[太田 10]. 新しいニュース配信サービスでは推薦システムを取り入れたものが多くあり, 国内ではユーザの SNS における行動から興味を推定し, ニュース記事を1日1回推薦するグノシーや, SNS で交流のあるユーザが話題にしているニュース記事を推薦する Crownsnest¹² というサービスが注目を集めた. 海外では Prismatic¹³ というニュース記事を推薦するサービスが1600万ドルもの資金を調達するなど注目された [Tsotsis 12].

しかし先に述べた EC サイトや動画配信サービスと比較すると, ニュース推薦システムは十分に活用されているとは言い難い. 大規模なニュースポータルサイトでは推薦システムが用いられているものもあるが, 一部機能としての提供に留まっている. Yahoo!ニュースのトップページはパーソナライズ版から元のカテゴリ別の表示に変更されている. また先に述べたグノシーは, 現在は話題のニュース記事を表示するサービスになり, Crawsnets, Prismatic はサービスを終了している [NOVET 15, スマ 15].

学術研究においてもニュース推薦システムに関する研究は, 商品や映画を対象にしたものと比べると少ない. 推薦システムの学術研究のためにはユーザがどのアイテムをどのように評価したかのデータが必要であるが, 商品や映画, レストランなどと比較してニュース記事に関する評価データは入手しづらく, それらの分野と比較するとニュース推薦システムの研究は活発に行われていない.

1.2 研究目的

本研究の目的はニュース配信サービスのビジネス上の目的に合わせてニュース推薦システムを改善することである. ニュース推薦システムをサービスに適用する上で課題がビジネスの側面にあると考え, ニュース配信サービスのビジネスモデルとニュース推薦システムの比較を行うことで, ニュース推薦システムの課題を明らかにする.

これまでのニュース推薦システムは, ユーザの短期的な閲覧行動に最適化していたことに課題があると考え, ニュース配信サービスは, そのビジネスモデルの特性から短期的には閲覧数を高めたいが, 長期的には継続率を高めることを目的としている. 一方でニュース推薦システムはユーザの閲覧行動を再現することを目的としており, ユーザが閲覧しやすいニュース記事を推薦するシステムである. しかしニュース配信サービスにおいて閲覧しやすいニュース記事ばかりが表示されることが, ユーザの満足度を低下させることがある. 例えば推薦システムでは

¹²<http://www.crownsnest.tv/>

¹³<http://getprismatic.com/>

過去の行動に類似したアイテムを推薦するために、互いに類似したアイテム同士が推薦されやすい。商品の場合は類似した商品同士が推薦されることはユーザにとって比較を行う手助けになるが、ニュース記事の場合は類似した内容のニュース記事を閲覧することは少ないので、ユーザの満足度を低下させてしまう。また閲覧を過度に誘発するタイトルのニュース記事や、ゴシップなどのニュース記事、コンプレックスを刺激する内容のニュース記事などは、他のニュース記事に比べて閲覧されやすい傾向にあるものの、閲覧した結果ユーザを不快にすることがある。そしてニュース推薦システムがユーザを不快にするニュース記事を多く配信してしまうと、サービスに対するユーザの満足度が低下し、ニュース配信サービスの信頼性を損ねてしまう。このようにニュース推薦システムが短期的な閲覧行動に最適化することが、ユーザの満足度を低下させ、ニュース配信サービスの長期的な継続率を損ねている可能性がある。

そこで本研究ではニュース推薦システムが短期的な閲覧に最適化することによって、長期的な継続率を損ねているケースを2つ示し、それらを改善する仕組みを導入する。この2つがすべてを網羅できているわけではないが、長期的継続率を高めるための要素を網羅することは難しい。よってユーザが不満に感じている点を改善していく方法には十分な効果がある。

第一のケースは閲覧されやすいニュース記事を推薦しようとするために、閲覧されやすいニュース記事に類似したニュース記事でリストが埋め尽くされてしまうことである。短期的な閲覧だけに最適化すれば似たニュース記事が並んでしまうが、ニュース配信サービスとしては様々なニュース記事をバランスよく配置していることは重要であり、似たニュース記事ばかりが推薦されることで、ユーザの満足度が低下し、長期的な継続率を損ねる可能性がある。

第二のケースは低俗なニュース記事や、過度に閲覧を誘発するニュース記事によってリストが埋め尽くされてしまうことである。低俗なニュース記事や、過度に閲覧を誘発するニュース記事は他のニュース記事に比べてより閲覧されやすいことが知られており、ニュース推薦システムが短期的な閲覧だけに最適化することによって、多く推薦されてしまう恐れがある。しかし閲覧したユーザを不快にさせる要素も多く含んでおり、サービスの長期的な継続率を損ねる可能性がある。

この2つのケースを踏まえて本研究では2つの方法を提案する。

第一に類似したニュース記事ばかりが推薦されてしまうことを防ぐために、ニュース記事の多様性を高める仕組みを導入する。多様性とは推薦結果に含まれるニュース記事同士がどれだけ互いに類似していないかという指標である。推薦システムがユーザの行動に対して過度に最適化することによって、推薦リストに含まれるニュース記事が類似したものばかりになることが知られており、多様性を高めることでユーザに飽きられないようにする効果がある。多様性を高めることで偏つ

たニュース記事ばかりでなく幅広いニュース記事を提供でき、ユーザの満足度を高めることができ、ニュース配信サービスの長期的な継続率を改善することが期待できる。

第二に閲覧されやすいがユーザが不快になりやすいニュース記事ばかりが推薦されてしまうことを防ぐために、閲覧のされやすさだけでなく、シェアされやすさも考慮したニュース推薦システムを提案する。シェアとはTwitter¹⁴やFacebook¹⁵などのSNS(Social Networking Service)に投稿することを指す。閲覧されやすいニュース記事には低俗なニュース記事であったり、過度に閲覧を誘発するニュース記事が多く、閲覧したユーザを不快にすることがある。本研究では閲覧したユーザを不快にするニュース記事はシェアされにくいのではないかと考える。例えば低俗なニュース記事はシェアすることで周りのユーザからの評価を下げる可能性があるためシェアされにくい。よってニュース記事のシェアされやすさを推薦する際の評価に導入することで、ユーザを不快にするニュース記事が推薦されにくくなり、ニュース配信サービスの長期的な継続率を改善することが期待できる。

推薦システムにおける長期的な継続率という観点はこれまでの研究でも議論されていたが、ニュース推薦システムに関する研究としては行われていなかった。それはニュース配信サービスにおけるユーザの行動データを入手するのが難しかったためである。本論文の著者はグノシーの開発・運営をしており、ニュースの閲覧やシェアに関するデータを活用することができる。

以上のように本研究では、ニュース配信サービスにおけるユーザ行動データを用いて、ニュース配信サービスのビジネスモデルの観点から、ニュース推薦システムの改善に取り組む。

1.3 本論文の構成

本論文の構成について述べる。

2章では本研究の関連研究として、推薦システムをニュースに適用する試みについて紹介した上で、ウェブにおけるニュースに対するユーザ行動についてメディア研究の観点から論じた研究について紹介する。

3章ではニュース配信サービスの性質を事業としての側面から述べ、ニュース推薦システムが行っていることがニュース配信サービスとどのように関連しているかを議論する。ニュース配信サービスのビジネスモデルでは短期的な閲覧数を高めることと、長期的な継続率を高めることが重要になるが、ニュース推薦システ

¹⁴<http://twitter.com/>

¹⁵<http://facebook.com>

ムが短期的な閲覧行動を目的に推薦を行うことでニュース配信サービスにおける長期的な継続率を損ねてしまっていることが課題であることを指摘する。その上でニュース推薦システムがニュース配信サービスの長期的な継続率を損ねているケースを示し、それぞれのケースを解消する方法を提案する。

4章では本研究における分析と実験を行うためのデータを提供するニュース配信サービスのグノシーについて紹介し、本研究で用いるデータセットの概要を述べる。

5章ではニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを取り入れることによる影響について、グノシーにおいて提供されているニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを導入した際のユーザ行動の変化から論じる。

6章においてシェアのされやすさをニュース推薦システムに取り入れるために、グノシーにおける行動履歴データを用いて分析し、ニュースの閲覧とシェアがどのように異なるのかを明らかにする。

7章では6章の結果を踏まえ、シェアのされやすさをニュース推薦システムに取り入れる方法について議論する。まずユーザの閲覧履歴のみから構築されるニュース推薦システムが、シェアと閲覧の行動特性の違いから受ける影響を確認する。その結果を踏まえシェアのされやすさをどのようにニュース推薦システムに導入するかを議論する。

以上を踏まえ8章で本研究の貢献と今後の課題について議論を行い、9章で本研究の総括を行う。

第2章 ニュース推薦システムに関する既存研究

本章ではまず推薦システムの基本的な構成について紹介し、ニュース推薦システムに関する研究が、推薦システム研究においてどのような位置づけであるかを確認する。次にニュース配信サービスのユーザ行動とニュース推薦システムについてメディア研究の観点からどのように論じられているのかを紹介した上で、本研究の位置づけについて述べる。

2.1 推薦システムの基本的な構成

本節ではまず推薦システムの基本的な構成について整理する。近年ではより高度な手法による試みが行われているが、本研究の試みは高度な手法を導入するものではなく推薦システムをサービスに応用するための考え方を論じるものであり、基本的な手法で有効性が確認できれば、高度な手法においても有効性は担保されると考えている。よって本節では高度な手法ではなく、推薦システムの基本的な手法について述べる。

2.1.1 推薦システムとはなにか

まず推薦システムの概要と本研究における推薦システムの定義について述べる。推薦システムとは、利用者にとって有用と思われる対象、情報、または商品などを選び出し、それを利用者の目的に合わせた形で提示するシステムである [神嶌 16]。推薦システムは個人化の度合いによって「非個人化」、「一時的個人化」、「永続的個人化」の三段階に分けられるが [Schafer 01]、本研究では推薦システムと言った場合に「永続的個人化」の推薦システムを指す。

一般的な推薦システムはアイテム集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_{|P|}\}$ とユーザ集合 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{|U|}\}$ が与えられたときに、あるユーザ $u \in U$ に対して K 個のアイテムからなるアイテムリスト $L_u (|L_u| = K)$ を提示するシステムである。アイテムリス

ト L_u の i 番目 ($1 \leq i \leq K$) のアイテムは $L_u(i) \in P$ として表現する. このアイテムリスト L_u をどれだけユーザ u が好むかが推薦システムの評価になる.

推薦システムの評価はユーザ u が実際に良い評価を行ったアイテムが, どれだけアイテムリスト L_u に含まれているかによって行われる. ユーザ u がアイテムリスト L_u をどれだけ好むかがその推薦システムの良さを表しており, 実際に良い評価を行ったアイテムが含まれていれば, これから良い評価を行うアイテムが含まれる確率が高いという前提に基づいている. 例えばレストラン推薦システムでは, ユーザ u が高い評価をつけたレストランがどれだけアイテムリスト L_u に含まれているかによって評価される. このようなユーザがどのアイテムにどのような評価を行ったかというデータをユーザ評価データという. つまり推薦システムはユーザ評価データの再現を行うことを目的としたシステムであるともいえる.

推薦システムはユーザ評価データを用いて構築される. 推薦システムを構築する際には, ユーザ評価データを推薦システムの構築に用いるデータと評価に用いるデータの2つに分ける. ここで推薦システムの構築に用いるデータを入力データ, 推薦システムの評価に用いるデータを評価データと呼ぶ. この評価データがどれだけ再現されたかが推薦システムの評価となる. 評価では推薦システムがユーザ u に対して生成したアイテムリスト L_u を予測結果, 評価データに含まれるユーザ u が評価したアイテムリスト L_u^* を真の結果とみなし, 情報検索などでも用いられる代表的な指標である Precision, Recall, F 値を用いる.

一般に推薦システムではユーザ u がアイテム p をどれだけ好むかを推定し, その推定結果を元にアイテムリスト L_u を生成している. 推定した値はユーザ u のアイテム p への評価値と呼ばれ, $r_{u,p}$ として表す. ここでユーザ u がアイテム p を求める関数 $r_{u,p} = f(u, p)$ を定義する. ユーザ u に対するアイテム集合 P へのアイテム評価値集合を R_u とすると, $f(u, P) = f(u, x) \in R_u | x \in P$ として表現できる. このようにして得られたアイテム評価値集合 R_u からアイテムリスト L_u を生成する関数を $l(u, P, R_u)$ とすると, 推薦システムのアルゴリズムは以下の2つの数式で表現できる.

$$R_u = f(u, P) \quad (2.1)$$

$$L_u = l(u, P, R_u) \quad (2.2)$$

このように推薦システムは式2.1によって示したアイテムに対する評価値を決定する段階と, 式2.2によって示した評価値に従って, 推薦するアイテムリストを生成する段階の2段階で構成されている.

2.1.2 評価値の推定

本項ではまず式 2.1 で示したアイテムに対する評価値を決定する段階について述べる。

評価値の推定を行う $f(u, P)$ の作り方によって推薦システムは協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングに分類される。協調フィルタリングは他のユーザが行ったアイテムへの評価を元に、ユーザのアイテムへの評価値を予測する方法である。協調フィルタリングにはユーザ間の類似度を定義することで対象ユーザに新しいアイテムを推薦するユーザベース協調フィルタリングと、アイテム間の類似度を定義することで一時個人化推薦を提供するアイテムベース協調フィルタリングと呼ばれる2種類の方法がある。本研究では永続的個人化推薦を扱うため、ユーザにアイテムを推薦するユーザベース協調フィルタリングを紹介する。内容ベースフィルタリングではアイテムの特徴を事前の知識やアイテムの特性によって表現し、ユーザが過去に消費したアイテムや、自ら入力したユーザの特徴と比較することで、ユーザのアイテムへの評価値を予測する。以降ではこの2つの手法について紹介する。

まずユーザベース協調フィルタリングについて紹介する。ユーザベース協調フィルタリングでは、ユーザが過去消費したアイテムからユーザ間の類似度を定義し、ユーザ間の類似度を元にアイテムの評価値を決定する。ユーザ u_i, u_j 間の類似度を w_{u_i, u_j} として定義すると、評価値 $r_{u, p}$ は式 2.3 に示すように他のユーザがつけた評価値とユーザ間類似度との重み付け和として表現する。

$$r_{u, p} = \sum_{u_i \in U} w_{u, u_i} r_{u_i, p} \quad (2.3)$$

ユーザ間の類似度 w_{u_i, u_j} はそれぞれのユーザが過去に評価したアイテムによって求められる。最も基本的な方法ではユーザが過去どのようなアイテムをどのように評価したかという情報を $|P|$ 次元のベクトルによって表現し、ベクトル間の類似度をコサイン類似度などによって求め、ユーザ間の類似度として扱う。このようなユーザの評価データに基づいたベクトルをユーザ評価ベクトルと呼ぶ。ユーザ評価ベクトルは各次元がアイテムを表し、各次元の値はユーザのそのアイテムに対する評価値によって構築される。このようにユーザ間の類似度は、ユーザを過去のアイテムへの評価からベクトルによって表現し、コサイン類似度等のベクトル演算手法によって求められる。

次に内容ベースフィルタリングについて述べる。内容ベースフィルタリングの最も基本的な方法では、ユーザとアイテムを共通のベクトル空間上で表現し、ユーザ u とアイテム p の評価値 $r_{u, p}$ を2つのベクトルの類似度によって求める。ユーザ u のベクトルをユーザ特徴ベクトル \vec{u} 、アイテム p のベクトルをアイテム特徴ベク

トル \vec{p} として表し、 \vec{u} と \vec{p} の類似度をコサイン類似度などで計算する。 \vec{u} と \vec{p} の類似度を $w_{u,p}$ とすると、内容ベースフィルタリングにおける評価値 $r_{u,p}$ は式 2.4 のように求められる。

$$r_{u,p} = w_{u,p} \quad (2.4)$$

内容ベースフィルタリングではどのようにアイテムを表現するかが重要な要素となる。アイテム特徴ベクトルを構築する際、例えば映画では出演する役者や、監督、ジャンルなどを次元として表現し、本では著者、ジャンル、出版社などを次元として表現する。またアイテムがテキスト情報から構築されている場合は、情報検索システムで用いられている文書の特徴抽出の手法を用いてアイテムを特徴ベクトルとして表現できる。内容ベースフィルタリングでは Support Vector Machine やロジスティクス回帰などの機械学習手法によってユーザがそのアイテムを嗜好するか否かの識別問題を解く方法も知られているが、[Pazzani 07]、これらの手法も構築したモデルをユーザ特徴量と考えれば式 2.4 と一致することから、アイテムの特徴量をどのように構築するかに影響を受ける。またユーザ特徴ベクトルの構築においても、ユーザが評価したアイテムのアイテム特徴量の重み付け和によって表現することが多く、アイテム特徴量の良し悪しによってユーザ特徴量の良さも決まる。このようにアイテム特徴ベクトルの構築が内容ベースフィルタリングでは重要である。

協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングはそれぞれメリット、デメリットがある。ユーザがアイテムを評価したデータが十分に推薦システムに蓄積されている場合には、協調フィルタリングは非常に有効に働くことが知られている。しかし過去に評価したアイテムが少ないユーザや、過去に評価されたことが少ないアイテムに対する推薦が困難である。これはコールドスタート問題と呼ばれている。一方内容ベースフィルタリングは先述したようにアイテムの特徴をどのように表現するかが重要であり、表現の仕方によって推薦システムとしての有効性も大きく左右される。しかしアイテム特徴ベクトルの表現がうまくいけば、新しいアイテムに対しても推薦が行えることから、コールドスタート問題が発生しない。

2.1.3 アイテムリストの生成

本項では予測された評価値に基づいて、ユーザにアイテムを提示するかを決定する方法について述べる。

最もよく知られた方法は予測された嗜好の値に従ってアイテムを並べる Top-N Recommendation と呼ばれる方法である。評価データへの再現率を高めるためには優れた手法であるが、実際にサービスを利用するユーザに提示することを考える場

合には、表示すべきではないものを選別したり、ユーザが既知のものを推薦しないようにすることや、商品における色違いのような同一のアイテムを何度も表示しないことなど様々な点を考慮しなければならないことが指摘されている。

アイテムを提示する際の工夫として最も知られているのが多様性を高めることである。多様性とは推薦するアイテムリスト内に様々なアイテムが含まれるべきという考え方である。Zieglerらは再現率を犠牲にする形で推薦結果の多様性を高める方法を提案し、ユーザへのアンケートによってある程度の多様性はユーザの満足度を向上させることを示している [Ziegler 05]。多様性は指標として定量化されており、その上有効性も示されていることから、多くの研究で Precision や Recall などの評価データに対する再現率だけではなく、多様性に対する評価も行われている。しかし実際にどの程度の多様性が必要なのか、多様性によって推薦システムを適用するサービスにどのような変化が起こるのかについては明らかになっていない。

本節では基本的な推薦システムの仕組みについて整理した。推薦システムはユーザが好むアイテムリストを生成するためのシステムであり、過去評価したアイテムがどれだけ生成リストに含まれるかという点を評価基準に研究が行われている。そしてアイテムリストの生成はアイテムへの評価値の計算と、評価値を元にしたアイテムリストの生成の2段階で行われており、それぞれの工程における基本的な仕組みを説明した。

2.2 推薦システムのニュースへの適用

本節ではニュース推薦システムに関する研究を紹介し、その特徴について整理する。

ニュース推薦システムの研究における問題の一つはどのようにそのシステムの有効性を評価するかである。1.1.1項で述べたように推薦システムを評価するためにはユーザ評価データが必要になるが、ニュースに対するユーザ評価データは公開されていない。ウェブからの取得についても、商品や映画にレビューをつけ公開することは広く行われているが、ニュース記事にレビューをつけて公開することはニュース配信サービスではほとんど行われていない。類似したものとして、はてなブックマーク¹などのソーシャルブックマークサービスのタグ付けや、Yahoo!ニュースにおけるコメントなどがあるが、いずれもニュース記事の評価とはいえない。このようにニュース記事を評価したというデータを得ることは困難であるため、ニュース推薦システムの研究ではニュース配信サービスから提供さ

¹<http://b.hatena.ne.jp/>

れたデータを用いるか、小規模なユーザでの実験を行うことでその有効性を示している。このようにニュース推薦システムでは研究のための評価データを得ることが難しいことから、システムの有効性を評価するのが難しい。

ニュース推薦システムの研究ではニュース記事に対する閲覧行動をユーザ評価データとして扱っている。ユーザがどのニュース記事を閲覧したかというデータはニュース配信サービスから直接のデータ提供を受けないと得られないため、代替としてSNSへどのニュース記事を投稿したかを評価データとして用いて研究を行っている例も数は少ないが存在する [Jonnalagedda 13, Phelan 09]。商品や映画にユーザが評価をつけることはウェブにおいて広く行われているが、ニュースでは活発には行われていない。そこでユーザがニュース記事を閲覧したことを、そのニュース記事を評価したと捉えて推薦システムを構築している。このようにユーザが意図的に評価を行った行動以外を評価として捉えることを、意図的に評価を行っていることを明示的な獲得 (explicit feedback) と呼ぶのに対して、暗黙的な獲得と呼ぶ (implicit feedback)。暗黙的な獲得は明示的な獲得に比べて得られるデータの量は大きいですが、データの正確性に欠けることが指摘されている。

ニュース推薦システムの研究はニュースというデータの特性を推薦システムに反映するための研究であると Liらは主張しており、推薦システムにおけるニュースのデータとしての特性として5つ挙げている [Li 11a]。第一に毎日多くの新しいニュース記事が様々なニュース配信サービスより生み出されるため、映画や商品などと比較すると非常にアイテムの数が多いことである。第二にウェブにおいてニュース記事はウェブページとして提供されているため、非構造化データであるという点である。例えば商品ではタイトル、値段、著者、ページ数などがあり、映画ではタイトル、監督、出演俳優など構造化されたデータとして扱えるが、ニュース記事は基本的にはタイトルと本文のみでありそれらに比べると非構造化データであるといえる。第三に新しいことが価値の一つであり、ニュース記事の価値は時間の経過により急速に下がってしまう。そのためアイテムの評価値を蓄積できる期間が商品や映画に比べて非常に短い。第四にニュース記事の多くは世の中で起こった出来事を元にしており、5W1Hと呼ばれる、いつ、どこで、だれが、なにを、なぜ、どのようにという要素が含まれている。ニュース推薦システムはこれらの要素に対する嗜好を考慮する必要がある、非構造化データからこれらの要素を取り出すこと、そしてユーザのこれらの要素に対する関心を定量化する必要がある。第五にニュース記事は同じ情報を繰り返し見ることは少ないため、嗜好の推定の後に選択と表示順序を考慮することの重要性が大きいことである。

以上の特性を背景にニュース推薦システムではスケーラビリティを担保すること、ユーザの特徴量を抽出すること、ニュース記事の選択と並べ替えが主に組み込まれている課題である [Li 11a]。スケーラビリティについては Google News の研

究がよく知られている [Das 07]. Das らは MapReduce を用いた Locality Sensitive Hashing(LSH) によって、スケーラブルな協調フィルタリングを構築している. ユーザ特徴量の抽出では内容ベースフィルタリングの領域で数多くの研究が行われている. 先に述べたようにニュース記事は新しいことに価値があるケースが多いため、協調フィルタリングは使いにくく、ニュース記事からどのような特徴量を抽出するかについて研究が行われている. 多くのニュース記事はテキストを中心に構成されていることから、自然言語処理の技術が応用されている事が多い. NewsDude は TF-IDF と k-Nearest-Neighbor を組み合わせてニュース推薦システムを構築しているほか [Billsus 99], GoogleNews ではトピックモデルを用いてニュース推薦システムを構築している [Liu 10]. ニュース記事の選択については bandit algorithm を使った手法や [Li 10], submodularity を使った手法等が検討されており [Li 11b], ユーザがニュース記事を閲覧する行動を反映した形での最適化が取り組まれている.

本節ではニュース推薦システムにおける研究の特徴について整理した. ニュース推薦システムでは公開されているユーザ評価データがなく、ウェブ上から収集することも困難であることから、小さな規模で実験を行うか、ニュース配信サービスからデータの提供を受けて研究が行われている. そしてユーザのニュース記事の閲覧行動をアイテムへの評価とする暗黙的獲得を元にした推薦システムが主流である. そして研究はニュースが映画や商品と比較してデータとしての特性が異なることに着目し、そのデータの特性をどのように反映するかという点が中心に行われている.

2.3 メディア研究におけるニュース推薦システム

本節ではニュース推薦システムについてメディア研究における議論を紹介する. まず推薦システムへの批判としてよく知られているフィルターバブル問題について紹介したあと、その根拠の一つとなっている選択的接触という現象について述べ、ニュース配信サービスを対象にした選択的接触に関する研究について紹介する. その上でニュース推薦システムを対象にした選択的接触に関する研究を紹介し、メディア研究の視点からニュース推薦システムが抱える課題について議論する.

フィルターバブル問題は推薦システムによってユーザが知らないうちに自らが接触する情報の範囲を狭められてしまうという現象である [Pariser 11]. ジャーナリストのイーライ・パリサーはフィルターバブルの例として Facebook の NewsFeed と Google の検索結果を挙げている. Facebook において友人となっているユーザの更新情報が反映されるページは NewsFeed と呼ばれており、ユーザの Facebook 上の行動に合わせてどのユーザのどのような更新を反映するかを最適化しているこ

とが知られている。パリサーは政治的信条が異なる人々とも Facebook 上で友人となり情報を得ていたが、ある日そのような人々の投稿が Facebook の NewsFeed に表示されなくなったことに気がついた。パリサーはそれが Facebook がパリサーが政治的信条が異なるユーザの投稿にあまりリアクションしないことから、政治的信条が一致するユーザの投稿をより強調して表示するようにしていると考え、このように利用者が意識していないところで得られる情報が制約されてしまうことを問題視するようになった。Facebook が利用者に通知せず NewsFeed をコントロールすることについては度々話題になっており、特にポジティブな投稿の表示を減らすこと、それを見たユーザもネガティブな投稿が増えることを明らかにした研究では、メディア関係者を中心に多くの批判を集めることになった [佐藤 14]。またパリサーは複数の友人に「エジプト」と Google で検索した結果を提供してもらい調査したところ、当時「アラブの春」がとても話題になっていたにも関わらず、ある友人の検索結果には旅行に関するウェブページばかりが表示されたと述べている。このように推薦システムによって得られる情報がユーザが知らないうちに制限されてしまうことは、市民的な対話を破壊しプロパガンダや情報操作を促進してしまおうとして批判している。一方で Facebook の事例については SNS のアルゴリズムではなく、ユーザの行動が引き起こしているものだという研究や [Bakshy 15]、Google の検索結果はパリサーが主張しているほど大きく変化していないという報告もある [Weisberg 11]。このようにフィルターバブル問題はその存在や社会に与える影響の度合いについては議論の余地はあるが、推薦システムのサービスへの応用にあたって抱える課題を指摘している。

フィルターバブル問題は選択的接触仮説の一つの側面であるとされている。選択的接触とはメディア研究や社会心理学研究において議論されている仮説であり、人は自らの考えや意見と一致する情報を意図的に選んで接触し、一致しない情報を回避するというものである [清原 11]。1950 年代ごろのメディア研究では盛んに議論されていたが [Klapper 60]、1970 代以降は注目度が低下していた。しかし近年ウェブの登場により再び注目されるようになってきている [稲増 16]。民主主義社会において意思決定プロセスが円滑に作用するために、報道機関は人々が考えや意見と一致しない情報にも接触するようにするための役割を担わなければならないとされている [Kobayashi 12]。このような選択的接触で指摘されている問題点を促進する効果があるために、フィルターバブルは問題であるとされている。

近年の選択的接触に関する研究では、偶然的な接触が重要視されている。選択的接触に関する研究は人々が支持政党の意見と反する意見を見逃す傾向にあることを検証するという目的で、主に 1950 年代に活発に行われていた。しかしウェブを対象にした実証的研究において自らの考えや意見に沿う情報に積極的に接触する傾向は見られるが、態度に沿わない情報を避ける傾向については確認できておらず選択的

接触を部分的に支持するに留まっている [Kobayashi 09, Knobloch-Westerwick 09, Garrett 09b]. Prior はウェブやケーブルテレビなどによって人々が偶発的に情報を得る機会が減少したことを指摘し、政治的情報を積極的に得る人々と、政治的情報を避ける人々の間で政治的知識の格差が拡大していることを指摘した [Prior 07, Prior 13]. Prior の研究を受け、選択的接触に関する議論では支持政党という観点ではなく、政治への関心の有無によって偶発的に得られる情報の違いという観点での研究が近年盛んに行われている。これらの研究を稲増らは「もうひとつの選択的接触」と定義している [稲増 16].

偶発的に得られる情報に対する選択的接触についての研究では、ウェブの特性を考慮した研究が行われている。Kobayashi は Prior の研究がポータルサイトのような様々なコンテンツを掲載しているニュース配信サービスを考慮していないことを指摘し、ポータルサイトにおいて政治的なニュース記事と娯楽のニュース記事の両方を掲載していることにより、ユーザの政治的知識に対して貢献していることを示している [Kobayashi 15]. また Garret はウェブにおいて人々は自分の意見と一致する情報を消費する傾向にある一方で、反対する人、賛成する人双方に対して情報を発信する傾向にあることを指摘している [Garrett 09a]. このようにウェブにおいてはニュース記事を閲覧すること以外にも、ニュース記事の見出しを見ることや、ニュース記事を SNS にシェアすることにより再発信することなどニュース記事に対する行動は様々であり、閲覧すること以外の行動が偶発的な情報の取得には重要になる。

ニュース推薦システムと選択的接触に関する研究も行われている。Beam はニュース推薦システムにおける選択的接触の影響について実証的研究を行い、閲覧履歴のみを活用するニュース推薦システムは選択的接触を促進するが、閲覧履歴以外にユーザ自身が欲しい情報を入力しその情報を活用するニュース推薦システムでは、対立的な意見をもつニュース記事への接触も行われることを示した [Beam 14]. また Yang らはニュース配信サービスにおけるニュース記事のアクセスランキングが与える影響について実証的研究を行っており、大部分のユーザがアクセスランキングを経由してニュース記事を閲覧すること、そしてアクセスランキングではこれまでジャーナリズムにおいて重視されてきた社会的重要性の優先度が低くなることを示している [Yang 16]. このようにニュース記事閲覧行動のみに最適化するニュース推薦システムの試みは選択的接触を生むことが指摘されている。

本節ではまずフィルターバブル問題とニュース配信サービスにおける選択的接触に関する研究について紹介した。ウェブにおける選択的接触に関する研究では偶発的な情報への接触に関する研究が盛んであり、ニュース記事を閲覧すること以外の行動がどのように寄与するかが議論されている。また推薦システムに関してはニュース記事の閲覧行動のみに最適化した場合は選択的接触の傾向が強まる

ことが示されている。

2.4 SNS へのニュース記事のシェアに関する関連研究

本節ではソーシャルメディアへの投稿動機に関する研究から、SNS へニュース記事をシェアする動機についてまとめる。ソーシャルメディアとは、「Web2.0 の概念を具現化したインターネットをベースとするアプリケーションであり、ユーザ自身がコンテンツを生成し、またそのコンテンツを流通させる機能を有するもの」と定義されており [Kaplan 10]、Twitter や Facebook のような SNS はソーシャルメディアの一種である。前節においてニュース記事の閲覧行動では選択的接触の傾向が現れ、見出しに触れることやニュース記事を SNS にシェアすることで再発信することによって、選択的接触の影響を軽減すると考えられていることを述べた。本節ではその中でも SNS へのニュース記事のシェアに着目し、その動機について閲覧行動との比較を中心に過去の研究を紹介する。

SNS とニュースの関係は近年ますます密接なものとなっている。SNS の普及により、個人がより容易に情報発信ができるようになった。SNS ではユーザ同士は友人として繋がりを持ち、ユーザは SNS に投稿することで友人に情報を発信し、投稿を見ることで友人から情報を受け取る。このようなユーザが SNS に投稿を行うことをシェアという。ユーザは自身が見聞きしたニュース記事を友人に伝えるために SNS にニュース記事をシェアしており、シェアがニュースに与える影響は大きくなってきている。2009 年から 2012 年にかけて Facebook, Twitter などの SNS からニュースサイトに流入したトラフィックは 57% 増加しており [Olmstead 12]、Pew Research Center の調査によれば Facebook, Twitter からニュースを得ているユーザはそれぞれのユーザの 63% となり、アメリカの成人人口の 45% にも上る [Barthel 15]。このように SNS の登場によって人々はニュースへ接触する新たな機会を得ることになった。

ユーザがメディアをどのように活用しているかを分析するための手法に利用満足理論 (the Uses and Gratifications theory) がある。利用満足理論は社会的、心理的欲求がメディアやコンテンツの選択に寄与していることを説明しようとする試みである [Diddi 06, Lin 02, Ruggiero 00]。旧来のメディア研究ではユーザが受け身であることを前提にしており、マスメディアが直接ユーザに影響するとされていたが、新しいメディアの登場によりユーザは幅広くメディアを選択できるようになり、利用満足理論はメディア研究のなかで重要な位置を占めるようになった [LaRose 04]

利用満足理論を用いて分析されたユーザがソーシャルメディアを利用するモ

チベーションは、地位追求 (status seeking), 娯楽 (entertainment), 交遊 (socializing), 情報探索 (information seeking) の 4 つである [Aine 10, Namsu 09]. 地位追求はどれだけ知り合い間での地位を得ることができるかというモチベーションであり、ウェブを用いる上で重要なモチベーションの一つであると言われている [LaRose 04]. メディアにおける娯楽は現実逃避 (escapism), 喜び (enjoyment), 感情の開放 (emotional release), 不安開放 (anxiety relief) を満たすことであると言われており [McQuail 10], ウェブでニュース記事を閲覧することは娯楽と強く関連しているとされている [Didi 06]. ウェブにおける交遊は利用によって社会的な結びつきを作り出すことを楽しむことであり [LaRose 04], ニュース配信サービスにおけるユーザ行動にも影響すると言われている [Yen-Hao 08]. 情報探索はユーザが欲しい情報が得られる度合いであり、ウェブを利用する最も重要な動機であると言われており [Papacharissi 00, Luo 02], ソーシャルメディアにおいては将来的に自身の関心のある情報を得やすくすることも含まれる [Low 10].

ニュース記事をソーシャルメディアにシェアするモチベーションについては Lee らが分析を行っている [Lee 12]. その際 Lee らは利用満足理論に加えて社会的認知理論 (Social Cognitive Theory) を用いて分析を行っている [LaRose 09]. 社会的認知理論は、人々はこれまでの経験から”その行動がどのような結果を生み出すかという結果に対する期待”と”その行動をうまくやれる自信があるかという自己効力感”の両方があるときに、その行動をする可能性が高くなるという理論である [LaRose 09, Diddi 06]. 利用満足理論は常にユーザがメディア選択に対して積極的に参加しているという仮定を置いており、積極的に参加するモチベーションを説明できないため、ソーシャルメディアの分析を利用満足理論だけでは行うことができないとされている [LaRose 04]. Lee らは積極的に参加するモチベーションが過去の経験にあるとし、社会的認知理論と利用満足理論を組み合わせることで分析を行った.

結果としてソーシャルメディアにニュース記事をシェアするモチベーションは、利用満足理論によれば地位追求、交遊、情報探索の観点から満足が得られると考えているからであり、社会的認知理論によれば地位追求についてはユーザがこれまでの経験から、シェアによって社会的評価が得られると事前に認識していることが非常に重要であると指摘した. つまりソーシャルメディアを利用する 4 つのモチベーションのうち、娯楽だけがニュース記事をシェアするモチベーションに対して有意に影響していると言えないということが明らかとなった. この結果は先に述べた娯楽がニュース記事を閲覧することに大きく関係しているという結果と大きく異なるものである [Didi 06].

以上本項ではソーシャルメディアの利用の動機に関する研究について紹介し、その中でニュース記事をソーシャルメディアに投稿するモチベーションには、情報

探索，地位追求，交遊の観点から満足が得られるかが影響しており，その上で地位追求については，経験から予測している場合はよりその行動をしやすくなることが知られていること，そしてニュース記事を閲覧する動機が娯楽であることと比較して，ニュース記事をシェアする動機は大きく異なることを述べた。

2.5 本章のまとめと本研究の位置づけ

本章ではまず推薦システムの基本的な構成と，ニュース推薦システムについて紹介し，ニュース推薦システムに対する研究は推薦システム研究の成果を元にニュースというデータの特徴を考慮したアルゴリズムを提案するものであると述べた。ニュース推薦システムでは商品の購買や，映画のレビューと同様なデータであるとして，ニュース記事の閲覧を評価データとして扱っているが，暗黙的なデータであるため，商品や映画に比べて評価を行うことが難しい。またニュース記事に対するユーザ行動は公開されていないデータであるため，研究はそれぞれの研究者が入手可能なデータセットで行われており，手法の有効性を示すことが難しい。このような理由からニュース推薦システムに関する研究は十分に行われておらず，またニュース配信サービスの特性を考慮したような試みはこれまで行われてこなかった。

次にメディア研究の視点からニュース推薦システムに関する研究を紹介した。ニュース配信サービスはメディアであり，メディア研究の視点はサービスの特性を考える上で重要である。メディア研究の視点では推薦システムにおける選択的接触が問題視されており，閲覧行動に最適化するニュース推薦システムやニュース記事のアクセスランキングでは選択的接触を強めてしまうことを述べた。

また閲覧行動だけではなく近年ではSNSにおけるシェアもニュース配信サービスにおける重要な行動となっており，ニュース記事を推薦する上で無視できない行動になっている。シェアの動機を分析する研究を紹介し，その特性が閲覧行動とは異なることを述べた。

このようにニュース推薦システムは商品などで成果を挙げた仕組みを元に，閲覧行動に最適化することでニュース記事を推薦するシステムであるが，サービスへの適用という視点では十分な議論が行われていない。メディア研究の視点からは閲覧行動のみに最適化することには課題があるのではないかと指摘されている。しかしニュース推薦システムがメディアとしてどのような役割を担うべきかという点については，まだ十分な議論が行われていない状況であり，ニュース推薦システムを改善するための指針にするのは難しい。

そこで本研究ではニュース配信サービスのビジネスモデルの観点から，ニュース

推薦システムが閲覧行動に最適化することに対する課題を明らかにし、ニュース推薦システムの改善を試みる。ビジネスモデルの観点はメディアとしての観点と異なり、サービスの収益性という明らかな目標がある。ビジネスモデルとして見た時に閲覧行動のみに最適化することがどのような課題があるのかを議論し、その課題を解決するための手法を提案することで、ニュース推薦システムの改善を試みる。

第3章 ニュース配信サービスのための ニュース推薦システム

本研究の目的はニュース配信サービスのビジネス上の目的に合わせてニュース推薦システムの改善を行うことである。ニュース推薦システムの研究は、商品や映画で成果を上げた推薦システムの仕組みを、ニュースのデータに当てはめるという視点で行われており、ニュース配信サービスの性質はこれまであまり考慮されていなかった。本研究ではニュース配信サービスにおけるビジネスモデルの観点から、ニュース推薦システムの課題を明らかにし、それを改善する方法を提案する。

本章ではまずニュース配信サービスのビジネスモデルについて述べる。ニュース配信サービスの目的はユーザにニュースを閲覧させ、多くのユーザにサービスを利用させることである。そのため短期的には閲覧数を高めたいが、長期的には継続率を高めることが目的である。しかし長期的な継続率を高めるのは難しく、短期的な閲覧数を高める試みが、長期的な継続率を損ねるケースもある。

一方でニュース推薦システムは閲覧されやすいニュース記事を推薦するシステムである。閲覧されやすいニュース記事を推薦することによって、ユーザの満足度を低下させ長期的な継続率を低下させることがある。

そこで本研究ではニュース推薦システムがユーザの満足度を低下させるケースを2つ示し、それぞれのケースを解決することを試みる。この2つのケースが満足度を低下させる要因をすべてを網羅できているわけではないが、長期的な継続率を改善するための要因をすべて洗い出すことは難しいため、ユーザが不満に感じているケースを改善していく方法には十分な効果がある。

1つ目のケースとして似た内容のニュース記事ばかりが推薦されること、2つ目のケースとして閲覧されやすいが人を不快にするニュース記事が推薦されやすくなることを扱う。このケースの解決策として、似たニュース記事ばかりが推薦されることを防ぐために推薦リストの多様性を高める仕組みをニュース推薦システムに導入すること、人を不快にするニュース記事ばかりが推薦されることを防ぐために、シェアのされやすさをニュース推薦システムで考慮することの2つを提案する。

3.1 ニュース配信サービスの目的とその課題

3.1.1 ニュース配信サービスのビジネスモデル

まずニュース配信サービスの性質についてビジネスモデルの観点から述べる。ニュース配信サービスの収益構造は課金モデルと広告モデルの2つに分けられる。いずれも継続的にユーザから収益を得続けることが重要なモデルであり、ニュース配信サービスはLTV(Life Time Value)を高めることが重要になる。

課金モデル

国内で課金モデルを採用しているのは日経電子版、朝日新聞デジタルなどの大手新聞社のウェブサイトや、新興のサービスのNewsPicksがある。課金の仕組みとしては日経電子版のようにニュース記事の一部を無料で提供し、全文を閲覧するためのサービスを有料で提供しているもの、朝日新聞デジタルのように一日に無料で閲覧できるニュース記事の数を制限し、課金したユーザにはそれ以上閲覧できる権限を与えるもの、NewsPicksのように有料会員のみが閲覧できるニュース記事を一部提供するものがある。

いずれの場合も閲覧をする権利に対して有料サービスを提供しており、ニュース記事を閲覧させることが目的であるといえる。またいずれの場合も一部のサービスが無料で提供されており、無料ユーザから課金ユーザへの転換が収益につながる。そのために無料であっても多くのユーザにサービスを利用してもらうことが、課金モデルのニュース配信サービスにおいては重要である。

つまりユーザにニュースを閲覧させること、そして多くのユーザにサービスを利用させることが課金モデルでは重要である。

広告モデル

広告モデルが収益の中心なのはYahoo!ニュース、グノシー、スマートニュースなどでウェブ専門のニュース配信サービスに多い。課金モデルを採用しているサービスの多くも、広告モデルを同時に採用している。ウェブにおける広告は、実際に広告がクリックされた回数に対して売上が決定するパフォーマンス広告と呼ばれる仕組みが一般的であり、広告モデルの収益を伸ばすには広告のクリック数を高めることが重要である。

広告のクリック数を高めるためには広告の表示回数を高めることが重要であるが、それは健全に行われる必要がある。例えば不健全な方法としては、表示される

広告の数を不必要に増やす方法や、クリック率を高めるために誤クリックしやすい位置に広告を表示する方法がある。これらの方法は短期的に収益を高める事が可能であるが、中長期的には広告のパフォーマンスを低下させクリック単価を低下させることや、ユーザの不満を高めサービスを利用するユーザ数を低下させる恐れがあることから望ましくない。健全に広告の表示回数を高めるためには、ユーザが閲覧するニュース記事の数を増やすことである。

また広告モデルではサービスを利用するユーザ数も収益を高めるために重要である。1人のユーザが同じ広告を何度も見るとその広告の費用対効果は下がるため、広告主は定期的に新しい広告を作成する必要がある。つまりユーザ数が少ないサービスであれば、それだけ頻繁に新しい広告を作らなくてはならない。そのためユーザ数が少ないサービスであるほど、広告主側は広告を管理するためのコストがかかる。サービスのユーザ規模が大きいほど、広告のクリック単価を高めることができ、安定的な収益を作ることができる。またサービスのユーザ規模が大きくなければ受注できない収益率の高い広告もある。以上からユーザ規模は広告モデルのニュース配信サービスにおいて重要である。

このように広告モデルにおいても、ユーザにニュース記事を閲覧させること、そして多くのユーザにサービスを利用させることが重要である。

3.1.2 ニュース配信サービスの目的と課題

前項で述べたようにニュース配信サービスのLTVを高めるためには、短期的には1人辺りの閲覧数を高めること、そして長期的にはサービス利用の継続率を高める必要がある。ニュース配信サービスの事業上の目的はユーザにニュース記事を閲覧させ、多くのユーザにサービスを利用させることといえる。一人あたりのニュース記事閲覧数を増やすことで、ユーザが課金ユーザに転換する確率はあがり、広告表示回数は増えるため、広告モデル、課金モデルどちらにおいてもサービスの収益性は高くなる。

しかしユーザの可処分時間には限界があり、ニュース記事の閲覧数を高めることには限界がある。よって長期的な成長のためにはサービス利用の継続率を高める必要がある。継続率とはユーザがサービスを使い始めたユーザが、そのサービスを利用し続ける比率である。継続率が十分に高ければ、そのサービスを使うユーザの数は増え続けるが、新しく使い始めるユーザの数に比べて継続率が低ければ、サービスを使うユーザの数は減っていく。課金モデルであっても、広告モデルであってもサービスを使うユーザの数は重要な指標であり、長期的な継続率が十分に高い値を持つことは、サービスにとって重要なことである。

しかしニュース配信サービスにおいて閲覧数を高める試みが長期的継続率を低下させてしまうことがある。閲覧数を高めるためには閲覧されやすいニュース記事を表示させる方法が有効である。しかしより閲覧されやすいニュース記事が、ユーザにとって良いニュース記事であるとは限らない。短期的に閲覧数を高めるために閲覧されやすいニュース記事ばかりを配信した結果、ユーザが不快になるニュース記事が多く配信され、長期的な継続率が下がることがある。

閲覧数を高める試みによる課題の1つとして、釣り記事と呼ばれているニュース記事が生まれることがある。釣り記事とはニュース記事の内容に対して過剰なタイトルを設定することで、ユーザから閲覧されやすくしたニュース記事のことである。例えば「〇〇な芸能人、2位は〇〇、1位はなんと...!」といったタイトルを設定し1位は誰なのかという期待を持たせるが、内容としては特に意外性のない結果であるものや、「あのアイドルグループの人気メンバーが脱退!」というタイトルであるが、内容は知名度が低いアイドルグループのことを書いたニュース記事がそれにあたる。いずれの場合もそのまま内容をタイトルにした場合には閲覧されにくいことが予想されるため、閲覧されやすくするためにタイトルを工夫している。しかしユーザにとっては閲覧する前の期待を裏切られたことになる。釣り記事ばかりが配信されてしまうと、ユーザの満足度が下がりニュース配信サービスにおける長期的な継続率が低下する恐れがある。

このようにニュース配信サービスにおいては短期的には閲覧数を高めること、長期的には継続率を高めることが重要であるが、長期的な継続率を高めることは難しい。

3.1.3 長期的な継続率を高める難しさ

長期的な継続率を高めることが難しい理由は、フィードバックまでの時間が長いことにある。サービスを良くするためのプロセスではまず目標となる数値を決定し、その数値を高めるための施策を提案、実行し、実際にどれだけ数値が向上したかを観測、分析しながら、その結果を踏まえて新たな施策を提案、実行していく。これは一般にPDCAサイクルと呼ばれる。とくにウェブにおいては施策に対するユーザの反応の変化を利用ログとして捉えることができるため、施策の効果の定量化がしやすく、PDCAサイクルによるサービス改善を行いやすい。しかし長期的な継続率を高めようという目的で施策を行う場合には、その施策の結果を検証するために数ヶ月以上の時間を要してしまう。そのため数多くの施策を実行することができず、改善のペースが遅くなる。

また別の理由として、短期的なサービス利用率が向上することによって長期的継続率が低下していることが分かりにくくなることがある。長期的な継続率が低

下することは、サービスの利用を辞めたユーザが増加していることである。しかしサービスの利用を辞めたことをサービス側が知ることは難しい。特にスマートフォンの場合はアプリケーションがアンインストールされたことをサービス側が知ることは現在非常に難しい。しかしユーザのサービス利用回数が向上したことを知ることは容易である。例えばスマートフォンにプッシュ通知を大量に送るという施策によってアプリケーションをアンインストールしたユーザが増えたとしても、アンインストールしなかったユーザの起動率が高まることにより、見かけ上の継続率が高く見える場合がある。実際には高いサービスの利用回数と引き換えに離脱率を高めているが、それが実際に数値として現れるのは数ヶ月先になり、検知することが非常に難しい。このようにフィードバック期間が長いだけでなく、短期的な施策の効果が長期的におこる悪影響を隠してしまうことがある。

長期的な継続率を高めるためには、サービスを利用する中でユーザが不快に感じる点を取り除き、ユーザの効用を高めていくことが重要である。長期的な継続率を低下させる要因はユーザの離脱であり、その多くがユーザの不満から生まれている。例えば騙されたと感じるニュース記事ばかりが表示される、低俗なニュース記事ばかりが表示されることや、プッシュ通知の数が多く、通知の内容が低俗なものであることはユーザの離脱を招く。計測しながら改善していただくだけではフィードバックを得るまでの期間が長く、改善のサイクルを回すことが難しい。そのために定性的な観点から、ユーザが不満を抱く点を解消すること、そして短期的な改善が見込まれる施策であっても、ユーザの不満を増加させる施策を実行しないようにすることが、長期的な継続率を低下させず、高めていくためには重要になる。

3.2 ニュース配信サービスとニュース推薦システム

本節では前節で述べたニュース配信サービスの目的と課題に対するニュース推薦システムの位置づけについて述べる。ニュース配信サービスは短期的には閲覧数を、長期的には継続率を高めることを目的としたサービスであるが、長期的な継続率を高めることが難しく、閲覧数を高めようとするが故に長期的な継続率を低下させてしまうことを述べた。

ニュース推薦システムはユーザが閲覧しやすいニュース記事を推薦するシステムである。2章において多くのニュース推薦システムの研究ではユーザの閲覧行動を再現しようとしていることを述べた。これは推薦システムにおける一般的な評価方法であり、過去の行動を再現できれば、将来の行動を予測できるという仮定に基づいている。例えば商品推薦システムでは過去の購買行動を再現するが、これは将来の購入を予測したいというタスクである。同様に閲覧行動を再現するこ

とで、ニュース推薦システムはユーザが閲覧しやすいニュース記事を提供している。閲覧しやすいニュース記事を提供することを目標に構築されたニュース推薦システムは、短期的な閲覧数を高めることには貢献する可能性があるが、一方で長期的な継続率を低下させる可能性がある。

しかしニュース推薦システムを長期的な継続率を高めるように構築することは困難である。ニュース推薦システムはユーザがどのニュース記事を閲覧したかというデータに基づいて構築されているが、どのユーザがサービスを継続し、どのユーザが継続しなかったかをそのデータからシステムが学習することは困難である。そして多くの場合、継続しなかったユーザの行動は、十分なデータが無いためコールドスタート問題を引き起こすとして、学習に取り入れられることや、システムの評価に用いられることはない。そして実際にシステムが変わることでユーザの行動も変化するため、推薦システムが長期的な継続率へ与える影響を評価することは、実際にユーザにシステムを提供して比較する以外の方法では困難である。このようにこれまで多くの推薦システム研究ではユーザの行動を再現することがサービスに寄与するという前提で行われているが、ニュース配信サービスの場合はそれに反して、ニュース推薦システムが閲覧しやすいニュース記事を提供することがサービスの長期的継続率を下げる恐れがある。

推薦システムがユーザ満足度を低下させる問題は商品推薦では起こりにくく、ニュース推薦特有の問題である。商品推薦を用いる EC サイトでは商品の売上が収益に影響する。そのためにサイトを訪れたユーザがどれだけ商品を購入するかが重要になる。サービスが目的とする成果はコンバージョン (CV) と呼ばれ、EC サイトでは購入が CV にあたる。EC サイトはコンバージョンするユーザの比率、つまり CV 率を高めることを目的としたビジネスモデルである。つまり商品推薦システムがユーザが購入しやすい商品を推薦することは、EC サイトのビジネスモデルの目的と一致している。もちろん長期的に見れば LTV も重要な要素になるが、ニュース配信サービスにおける LTV と比べると重要度は低い。そして商品の場合には CV 率を高めた結果、LTV が低下することは起こりにくい。例えば閲覧されやすいがユーザを不快にするニュース記事は、商品の場合では購入されやすいが使うと不満が多い商品である。そして使って不満の多い商品はユーザからのレビューが低くなるため推薦されにくくすることができる。しかしニュース記事の場合は情報の新しさが重要になるため、ユーザからのレビューを待つことができない。そのためユーザを不快にするニュース記事が推薦されることを防ぐことは難しい。

以上のようにニュース配信サービスにおいて、ニュース推薦システムは長期的な継続率を高めることに対して悪影響を与える恐れがある。これはニュース配信サービスのビジネスモデルが LTV を高めることを目的としたものであるのに対して、商品などのこれまでの推薦システムは CV 率を高めることを目的としたシス

テムであったためである。以上を踏まえ、本研究ではニュース推薦システムにおいて長期的な継続率を高める方法について検討することで、ニュース配信サービスでのビジネスモデルを考慮したニュース推薦システムを構築することを目指す。

3.3 長期的な継続率を高める方法

本節ではニュース推薦システムにおいて長期的な継続率を高める方法について検討する。3.1.3項において長期的継続率を高めることは難しく、ユーザが不快に感じる点をサービスから取り除くことが重要であると述べた。それは推薦システムにおいても同様である。

本研究ではニュース推薦システムが閲覧行動に最適化することによってユーザが不快に感じる2つのケースについて検討し、それを解決することによってニュース推薦システムの改善を試みる。もちろん本研究で扱うケースはニュース推薦システムがニュース配信サービスに与える悪影響をすべてを網羅しているわけではなく、本研究で提案する方法によって長期的な継続率に対する課題がすべて解決するわけではない。理想的にはニュース配信サービスが提供する価値が定量的に定義され、その価値を高めるための方法を議論するべきである。しかしサービスが提供する価値を定量的に定義することは非常に困難であるため、本研究のようにユーザの不満を招くケースから改善の手法を考える試みが必要である。

3.3.1 ニュース推薦システムがユーザを不快にさせるケース

本項ではニュース推薦システムが閲覧行動に最適化することによって、ユーザが不快に感じてしまう2つのケースについて述べる。

第1のケースとして互いに類似したニュース記事ばかりが推薦されてしまうことがある。ここまで述べてきたようにニュース推薦システムはユーザが閲覧しやすいニュース記事を推薦するシステムである。そのためニュース推薦システムはニュース記事に対して、ユーザからの閲覧されやすさを評価する。この時似た内容のニュース記事は似た評価となり、特に内容ベースフィルタリングを用いた推薦システムの場合は顕著である。そのため高く評価されるニュース記事は互いに類似し、例えば野球の好きなユーザに推薦されるニュース記事が野球に関するニュース記事ばかりになる。似た内容のニュース記事ばかりが推薦されることは、ユーザの閲覧行動の再現率を高めること、そして短期的にユーザの閲覧数を高めることには寄与すると考えられる。しかし野球の例でいえば試合のない日や、オフシーズンなどは重要なニュースが少なく、野球のニュース記事ばかりではユーザの満足

度が低下する恐れがある。またユーザが飽きた場合や、ユーザの興味が変わった場合には対応できない。似た内容のニュース記事ばかりが推薦されることは、長期的にはユーザを不快にさせることがある。

第2のケースとして閲覧されやすいが、閲覧したユーザが不快になるニュース記事ばかりが推薦されることがある。ニュース推薦システムでは閲覧されやすいニュース記事が配信されやすい。これは商品推薦システムなどにおいても、推薦されるアイテムの大半は人気なアイテムであるといわれている。3.1.2項で述べた釣り記事は過度に閲覧を誘発するニュース記事であり、他のニュースより閲覧されやすいといえる。例えば芸能人の不倫や政治家の不正などのゴシップは、一般的なニュース記事と比べて閲覧されやすく、ビジネスのニュース記事などにおいては、経営者のインタビューなどよりも、「仕事のできない人の特徴」というコンプレックスを刺激する内容のほうが閲覧されやすい。このようなニュース記事は閲覧されやすいが、内容がタイトルから期待したものと異なるためユーザを失望させることや、不正確で過激な内容によりユーザに不快な思いさせることも多くあり、推薦されることでニュース配信サービスへのユーザを不快にさせるだけでなく、ニュース配信サービスへの信頼性を失わせる恐れもある。

以上2つのニュース推薦システムがユーザの満足度を低下させてしまうケースを元に、本研究ではニュース推薦システムの改善を試みる。

3.3.2 本研究における取り組み

前節で提示した2つのケースを元に本研究では2つの方法を提案する。

第一に互いに類似したニュース記事ばかりが推薦されることを防ぐための方法として、推薦リストの多様性を高める方法を提案する。多様性は推薦リストに含まれるアイテムがどれだけ互いに類似していないかを表す指標であり、多様性を高めることは推薦システムのユーザ体験に対して重要であるといわれている。短期的な閲覧行動を再現することに最適化すれば似たニュース記事が並んでしまうが、ニュース配信サービスとしては様々なニュース記事をバランスよく配置していることは重要である。

第二に閲覧されやすいがユーザを不快にしてしまうニュース記事ばかりが推薦されることを防ぐために、ニュース記事の閲覧されやすさだけでなく、シェアされやすさも推薦する際に考慮することを提案する。シェアされるニュース記事は、自分が読むだけでなく読んだことを他人に知らせたいという性質が強いため、過度に閲覧を誘発するニュース記事や、低俗なニュース記事のようにユーザを不快にするニュース記事はシェアされにくいと考える。そのためシェアのされやすさを推薦する際に考慮することで、閲覧されやすいがユーザを不快にするニュー

ス記事ばかりが推薦されなくなることにより、ユーザの満足度の低下を防ぐことが期待できる。

2つの提案の有効性を確認するために、3つの研究を行う。

ニュース推薦システムへの多様性の導入

第一に推薦されるニュース記事の多様性を高める仕組みを導入する。

多様性とは推薦結果に含まれるアイテム同士がどれだけ互いに類似していないかという指標である。推薦システムはユーザ行動に対して最適化することにより、推薦リストに含まれるアイテムが類似したものばかりになることが指摘されている。代表的な指標としては推薦結果のアイテム間の類似度の総和である Intra-List-Similarity があり、この値を低く下げることによって多様性が高まるといわれている [Ziegler 05]。多様性を高めることで、ユーザが飽きることを防ぐ効果があるとされており、近年推薦システムのユーザ体験への関心が高まる中で、良く議論される指標の1つである [Konstan 12]。

本研究では多様性を高めることで長期的なユーザの効用が高まることを期待する。多様性を高めることの効果は小規模な実験におけるユーザインタビューなどでは示されているが、サービス上でその効果を確認した例は報告されていない。特にニュース配信サービスの場合は類似した内容のニュース記事を比較することが少ないため、商品や映画の推薦システムに比べてより多様性が重要になると考える。多様性を高めることでニュース記事の偏りがなくなり、ユーザの満足度を長期的に高めることを期待する。

ニュース記事に対する閲覧行動とシェア行動の比較

第二にユーザが閲覧するニュース記事とシェアするニュース記事の違いを分析する。

本研究ではシェアされやすさを考慮して推薦を行うことで、ユーザが不快になるニュース記事ばかりが推薦されることを防ぐことを提案している。しかしニュース記事の閲覧とシェアがどのように異なるのかは、ニュース配信サービスに関するデータの入手が難しいこともあり過去議論されていない。そこで本研究ではニュース記事の閲覧とシェアの違いを分析する。

ユーザがニュース記事をシェアするのは、自らの周りの人々にニュース記事を発信するためであり、ユーザがシェアしたニュース記事からはそのユーザが何を周りの人々に伝えたいか、そしてそのユーザが周りの人々からどう見られたいかを読み取ることができると考える。例えば低俗なニュース記事はそのニュース記

事を発信することによって周りのユーザからの評価を下げる可能性があるためにシェアされにくい。一方でユーザ自身がそのニュース記事を閲覧していなくても、周りのユーザからの評価を高めるためにニュース記事をシェアすることも観察される。

こうした違いを考慮することでニュース推薦システムが閲覧されやすいがユーザを不快にするニュースばかりを推薦することがなくなり、長期的な継続率を改善することを期待する。

閲覧とシェアを用いたニュース推薦システムの構築

第三にシェアのされやすさを反映するために、閲覧とシェアの両方のユーザ行動を用いたニュース推薦システムの構築を試みる。

ニュース記事に対する閲覧行動とシェア行動を入力データと評価データとしてニュース推薦システムを実際に構築し、そのシステムの評価からニュース推薦システムの課題を明らかにする。過去閲覧行動の代わりにシェアを用いてニュース推薦システムを構築する試みは行われているが、閲覧とシェアを両方用いた試みや、2つの特性の違いがニュース推薦システムに与える影響についての議論は行われていない。閲覧とシェアの特性の違いが、ニュース推薦システムに対して与えている影響を実験によって明らかにし、シェアされやすさをニュース推薦システムに取り入れることの課題を示す。

そしてその課題をうけて閲覧のされやすさだけでなく、シェアされやすさを考慮したニュース推薦システムを構築する方法について論じる。シェアされやすさをどのように取り入れるべきかはニュースサービスの方向性によって異なる。本研究ではいくつかの方法を提案し、それぞれがサービスにもたらす効果について論じる。

3.4 4章以降との対応

4章では本研究で用いる実験データについて述べる。本研究ではニュース推薦システムを用いたニュース配信サービスであるグノシーのユーザ行動データを用いる。ニュース推薦システムの研究ではニュース配信サービスに関わるデータが入手しづらいことが1つの課題であった。本研究の著者はグノシーの開発・運営に携わっており、ニュース配信サービスのユーザ行動やビジネスに十分な知見を持っており、サービスのユーザ行動データを十分に利用できる立場にある。これは本研究の優位性の1つである。

5章ではニュース推薦システムに多様性を導入する。まずグノシーのユーザ行動データから、閲覧行動に最適化したニュース推薦システムのユーザ行動を確認す

る。その上でグノシーのニュース推薦システムに多様性を導入し、導入する前と後でのユーザ行動の変化を分析することで、多様性を高め閲覧への最適化を緩和することによってユーザ満足度が向上していることを確認する。

6章ではニュース記事の閲覧とシェアの違いについて、グノシーのユーザ行動を元に分析を行う。本研究ではこれまでのニュース推薦システムが閲覧されやすいニュース記事を推薦するために閲覧行動から構築されていたことに対し、ニュース記事のシェアのされやすさを導入するために、シェアをニュース推薦システムの構築に用いることを提案している。そのためにまず閲覧とシェアの違いを明らかにすることにより、その提案の有効性を確かめる。ニュース配信サービスのデータが入手しづらいことから、閲覧行動とシェア行動を比較する研究はこれまで行われていなかった。シェアされやすいニュース記事と閲覧されやすいニュース記事の違いを明らかにし、閲覧されやすいがユーザを不快にするニュース記事の特徴がシェアのされやすさに現れることを確認する。またシェア行動と閲覧行動における共起行動の特性の違いや変化を分析し、閲覧とシェアの間でユーザの行動が異なることを明らかにする。

6章の結果をうけて7章ではニュース記事に対する閲覧行動とシェア行動を入力データと評価データとしてニュース推薦システムを実際に構築し、その評価からシェアされやすさを考慮したニュース推薦システムを構築する上での課題を明らかにする。まず閲覧行動のみ、シェア行動のみで構築したシステムを検討した。閲覧行動のみによって構築されたシステムではシェア行動を十分に再現することができないこと、またシェア行動のみによって構築されたシステムでは閲覧行動を十分に再現できないことを確認した。そして閲覧行動とシェア行動の両方を用いたシステムにおいては、閲覧行動のみを用いたシステムと比較して閲覧行動は同程度に再現できるが、シェア行動のみを用いたシステムと比較するとシェア行動は十分に再現できないことを確認した。これは閲覧の共起行動からシェアを予測するのが難しいということを示している。以上の結果を踏まえ、シェアのされやすさを反映したニュース推薦システムを構築する方法について幾つかの方法を提案し、ニュース配信サービスに与える影響について論じる。

第4章 本研究で用いる実験データについて

本研究では実験データにニュース配信サービスのグノシーを用いる。グノシーは推薦システムを用いたニュース配信サービスを提供しており、グノシー上のユーザ行動データを用いることで本研究の有効性を示す。

本章ではまずグノシーの概要を述べ、次に本研究で用いるデータについて紹介する。

4.1 グノシーについて

本節では本研究で実験データとして用いるニュース配信サービスであるグノシーの概要について述べる。本研究の5章ではグノシー上で提案した推薦システムをユーザに提供し、その影響をユーザ行動から分析する実験を行い、6章、7章では後述するグノシーのデータを用いて分析、実験を行う。

グノシーは株式会社 Gunosy が運営する情報キュレーションアプリである。2011年9月に大学院3人によってウェブサービスとしてリリースされ、2012年11月に法人化された。本論文の著者はこの3人のうちの1人である。2013年1月にはiOS対応のスマートフォンアプリがリリースされ、2013年2月にはAndroid版がリリースされており、2016年10月の時点で1,600万ダウンロードと国内では最大級のスマートフォンにおけるニュース配信サービスとなっている。

サービスを開始した当初はウェブページとメールが中心のサービスであり、Twitter, Facebook, はてなブックマークのアカウントをサービスと連携することにより、登録したユーザのそれぞれのサービス内での行動から、1日1回、25件のニュース記事をユーザに提示するニュース推薦システムを用いたニュース配信サービスを提供していた。当初はメールを介した利用が中心であったが、2013年にスマートフォンアプリケーションの提供を開始して以降は、スマートフォンアプリケーションからの利用が中心となっている。2014年3月にサービスの大規模リニューアルが行われ、「旬のニュースをまとめ読み」をキャッチコピーに非個人化推薦を中心と

したサービスに転換され、ニュース推薦システムの機能は「マイニュース」という一機能として提供されるようになった。また2016年7月にはメールによるサービスも提供を終了している。このようにニュース推薦システムとしての機能は現在縮小されつつある。

本研究で用いる実験データは2014年3月の大規模リニューアル以前のものを用いる。当時はニュース推薦システムを中心にサービスを運営しており、本研究において提案するニュース推薦システムの効果を分析するためには有用なデータである。

4.2 本研究で用いるデータについて

本節では本研究で用いるデータについて述べる。本研究ではグノシーにおいて提供されているニュース推薦システムの推薦結果、ユーザ行動履歴、ニュース記事のデータを分析に用いる。5章では推薦結果とユーザ行動履歴を分析することで、多様性の必要性、有効性について論じ、6章ではユーザ行動履歴とニュース記事のデータを分析し、7章ではユーザ行動履歴を用いて推薦システムを構築する実験を行う。

推薦結果のデータは、(日付, ユーザ識別子, ニュース記事識別子, 表示順序, スコア)で構成されている。日付はその推薦がいつ行われたか、ユーザ識別子は誰に対して行われたか、ニュース記事識別子はどのニュース記事が推薦されたか、表示順序は25件のうち何番目に表示されたかを示す。そしてスコアはユーザに対してこのニュース記事がどれほど読まれるかを推定した値であり、詳細については5章において述べる。またグノシーでは2013年7月24日までは1日1回、2013年7月25日以降は1日2回の推薦結果をユーザに対して配信しているが、本研究で用いる推薦結果に対するデータは2013年7月24日以前のものであるため、各ユーザ1日1回として時間情報は含まれていない。また推薦の元になるニュース記事集合はユーザにニュース記事リストが提供される前日の0時から24時までにグノシーが収集したニュース記事であるため、推薦が何時に行われたかはユーザの推薦結果に影響しない。そしてユーザ識別子については匿名化のためユーザの特定ができない形に変換して扱われている。この推薦結果を生み出す推薦システムの詳細については5.2節で述べる。

次にユーザ行動履歴について述べる。グノシー上においてユーザが行う行動のうち本研究では、

- ニュース記事を閲覧した



図 4.1: iPhone 版の記事リスト表示

- ニュース記事をシェアした (Facebook または Twitter にニュース記事のリンクを投稿した)

上記2つの行動を対象とする。

iPhone 版での表示を図 4.1 に示す。推薦されたニュース記事にはタイトルとサムネイル画像を含んだセルとして表示されており、ユーザは閲覧したいニュース記事のセルをタップしてニュース記事を閲覧することができる。また図 4.1 に見られるように、ニュースタイトル下部の各種サービスへのシェアボタンを用いてニュース記事を閲覧する前にソーシャルメディアに投稿することもできる。メールやウェブブラウザの場合クリックした後は元の配信者のウェブページに遷移するが、スマートフォンアプリの場合はアプリ上での遷移となり、図 4.2 に示すように記事を読んでいる途中や読み終わったあとでグノシーを経由してニュース記事をシェアをすることができる。そのためグノシーを経由せずにニュース記事上のシェアボタンを用いて行ったシェアはユーザ行動履歴に含まれていない。また実際に投稿されたかや、その後削除されたかなどのグノシー外での行動も含まれていない。

ユーザ行動履歴データは (行動日時、ユーザ識別子、ニュース記事識別子、行動種別) で構成されている。行動日時にはその行動を行った日時が記録されており、ユーザ識別子、ニュース記事識別子は推薦結果のものと同様である。そして行動種別には閲覧かシェアのどちらの行動を行ったかが記録されている。ユーザ識別子は推薦結果と同様な方法で匿名化されており、推薦結果データと突き合わせることが可能となっている。またニュース記事識別子も推薦結果のニュース記事識別子



図 4.2: iPhone 版の記事からの投稿画面表示

と突き合わせることが可能である。

最後にニュース記事のデータについて述べる。推薦結果及びユーザ行動履歴データにおいて用いられていたニュース記事識別子のマスタデータである。データは(ニュース記事識別子, タイトル, リード文)が与えられている。本研究においては定性的な分析の中で個々のニュース記事について言及する際には、ニュース記事配信元の著作権に配慮し、タイトルやリード文を直接使用せずに概要の記述のみに留める。

本研究ではグノシーがリニューアルした2014年3月以降のデータは用いていない。ユーザに対して訴求している機能やユーザインタフェースが大きく異なるため、ユーザ行動が大きく変わるためである。また各章で行う分析によってデータの期間や規模は異なるため、その情報は各章において個別に記述する。またビジネス上の制約から規模や期間について一部のみの開示となるが、本研究の成果に与える影響は軽微であると考えている。

第5章 「多様性」がニュース推薦システムに与える影響

本章では「多様性」がニュース推薦システムに与える影響について、サービス上での実験を通して考察する。

本研究ではニュース推薦システムが閲覧行動を再現しようとした結果、ユーザが過去閲覧したニュース記事に類似したニュース記事が推薦されることにより、似た内容のニュース記事ばかりが推薦されてしまうことがニュース配信サービスに適用する上での課題であるとして、ニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを導入することを提案する。

推薦システムにおける多様性は、推薦リストに含まれるアイテム同士がどれだけ類似していないかという指標である。多様性を高めることで実験用データへの再現率は低下するものの、利用者へのアンケートによれば多様性を高めた推薦結果の方が好まれることが確認されており [Ziegler 05]、ユーザ体験の観点や、フィルターバブル問題への対応という観点からも注目されている [Konstan 12, Resnick 11]。

本研究ではグノシーにおいて提供されているニュース推薦システムに対して多様性を高める仕組みの導入を行い、ニュース推薦システムの多様性を高めることがニュース配信サービスにおけるユーザ行動に与える影響を分析し、ニュース推薦システムにおいて多様性を高める仕組みを導入することの有効性を示す。

まず推薦システムにおける多様性の研究について紹介する。次にグノシーにおける実験を通して、グノシーのニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを導入する有効性を示した上で、グノシーのニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを導入する方法について述べる。そして多様性を高める仕組みを導入したニュース推薦システムがニュース配信サービスに与える影響をサービス上での実験を通じて考察する。

5.1 推薦システムの多様性について

本節では推薦システムの多様性に関する研究について紹介する。

推薦システムの研究では検索エンジンと同様に推薦結果の再現率によって推薦システムが評価されている [Jannach 10]. しかし近年では Herlocker らの研究によって多様性, 意外性, 新規性などが推薦システムのユーザ満足度を高める可能性がある」と指摘され [Herlocker 04], 現在では Konstan らが推薦システムとユーザ体験に関する研究についてまとめたように様々な試みがなされている [Konstan 12].

多様性に関する研究としては Ziegler らの研究がよく知られている [Ziegler 05]. Ziegler らはリスト内の多様性を表す *intra-list-similarity* という多様性に関する指標を提案し, 通常の類似度による推薦との重み付け和によって推薦を行う手法を提案した. その研究で行われたアンケートにおいて, ユーザは推薦されたリストが自分に最適化されていないことは認識するが, 多様性を高めた推薦リストの方が好ましいと答えた. この結果が多様性が推薦システムにおいて重要だとされる根拠となり, 推薦システムにおいて多様性を考慮する研究が数多く行われている. しかし多様性がユーザに与える影響をより踏み込んで分析した研究は, 我々の知る限りでは行われていない [村上 09, Zhang 08, Lathia 10]. 本研究はサービス上において多様性を高めた推薦システムをそうでない推薦システムと比較することで, 多様性がユーザに与える影響について, より深い知見を得ることを目的としている.

推薦システムのユーザ行動に関する知見が少ない理由として, サービス上で行われた実験が少ないことが挙げられる. ここではサービス上で行われた実験をいくつか紹介する. Davidson らは Youtube において推薦システムを導入した際の効果について報告した [Davidson 10]. その推薦システムは閲覧の共起を用いた単純なものであり, 手法の詳細については公開されていないが, 単純な人気ランキングを表示するのとは比べて 207% 閲覧率が向上したと報告されている. Belluf らはブラジルの EC サイトを対象に, 5% のユーザに対して推薦システムを適用しユーザ行動の差を分析する研究を行い, 結果として 8-20% の売上の向上が見込めることを報告している [Belluf 12]. なおこちらの研究においても推薦システムの手法の詳細は公開されていない. サービス上での評価とは少し異なるが, Fleder らは推薦システムを経済シミュレーションにより分析し [Fleder 07], 経路依存性が存在すること, 推薦システムによってその特性が様々に変わることを指摘している. このように推薦システムがサービスに与える影響を調べた研究はまだ少ない.

以上のように推薦システムにおける多様性の重要性は認識されているものの, サービス上において検証をおこなった研究は行われていない. 本研究ではニュース配信サービスにおいて提供されているニュース推薦システムに多様性を組み込み, ユーザに提供することで多様性がサービスに与える影響を分析する.

5.2 グノシーのニュース推薦システム

本節ではグノシーで利用されているニュース推薦システムについて述べる。

5.2.1 推薦システムの概要

まずグノシーで利用されているニュース推薦システムの概要について述べる。グノシーの推薦システムは内容ベースフィルタリングをベースとしており、[Jannach 10]。ニュース記事集合 S から K 件のニュース記事を、ユーザ集合 U のユーザそれぞれに提示するシステムである。多くの内容ベースフィルタリングによる推薦システムと同様に、ユーザ u の興味関心とニュース記事 s の特徴量を共通の N 次元ベクトル空間で表現し、評価値 r はベクトルの類似度により求められる。この評価値は正の値をとり、正規化されておらず値域は $[0, \infty)$ となる。この評価値を元にユーザ u に対して r が大きい順にニュース記事を $s_1, s_2, \dots, s_{|S|}$ と並べると、 s_1, \dots, s_K のニュース記事がユーザに提示するニュース記事のリストとなる。 K はユーザに提示するニュース記事の個数で、グノシーの場合は $K = 25$ となる。

ニュース記事特徴量 \vec{s} とユーザ特徴量 \vec{u} は単語によって構築される共通の次元空間を持っており、評価関数はニュース記事の特徴量 \vec{s} とユーザ特徴量 \vec{u} との内積をベースに重み付けや正規化にいくつかのヒューリスティクスを用いている。

ニュース記事の特徴量 \vec{s} の構築には、ニュース記事内のテキストにおける単語の TF-IDF 値を出現位置を元に重み付けした値をベースに、そのニュース記事の発信元に応じて単語に値が追加されるルールや、SNS、ソーシャルブックマークサービス、ブログなどの外部のウェブサイトに投稿された内容を解析した結果なども用いている。

ユーザの特徴量 \vec{u} にはサービス登録時は連携したサービスでのプロフィールなどから構築した特徴量と、連携したサービスに投稿したニュース記事とグノシー内で閲覧したニュース記事の特徴量 \vec{s} の重み付け和を組み合わせたものを利用している。

このように手法は様々なルールやヒューリスティクスを含む形で構築されている。ニュース記事の特徴量を生成するための詳細や、連携サービスからの特徴量の抽出、重み付けの詳細などは事業上の理由により公開することができない。

しかし手法の詳細が非公開であることが本研究に与える影響は軽微である。本章では本システムに多様性を導入した際のユーザ行動を明らかにすることが目的であるため、多様性を導入した手法と既存手法で非公開にしているニュース記事の特徴量 \vec{s} 、ユーザの特徴量 \vec{u} 、評価関数 f は共通であること、そして既存手法におけるユーザ行動の分析が十分に行われていることによって、本章の目的と結果の

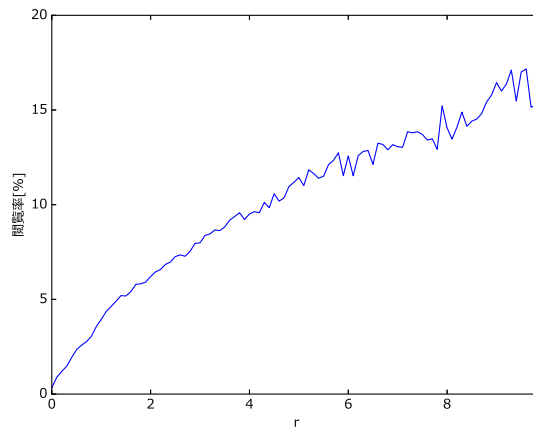


図 5.1: r と閲覧率の関係

有効性は担保されている。また以降においても 6 章, 7 章にではグノシーにおけるユーザ行動履歴を用いた分析であることから, 本システムの手法が非公開であることは本研究の成果に影響しない。

5.2.2 グノシーのユーザ行動

本項ではグノシーのニュース推薦システムが有効に作用しているのかを, ユーザ行動の分析により示す。前項で述べたように, グノシーのニュース推薦システムは事業上の理由により詳細を明らかにすることができないため, 有効に作用しているのかをグノシーのユーザ行動から明らかにする。

本システムではユーザ u がニュース記事 s に興味の持つ度合い r を求めている。 r が適切に求められているのであれば, r が高いほどユーザ u がニュース記事 s を閲覧する確率は高くなる。2012 年 5 月から 9 月にサービスを利用した全ユーザに対して, 推薦されたニュース記事の r とそのニュース記事の閲覧率を比較し相関関係を求めた。各ニュース記事の r を 0~9.9 まで 0.1 刻みとそれ以上に分け, 各区分での閲覧率を $\frac{\text{閲覧したユーザ数}}{\text{推薦されたユーザ数}}$ として求める。

閲覧率と r の関係を図 5.1 に示す。相関係数は 0.958 となり, 閲覧率と r には強い正の相関があることが示された。ニュース記事の閲覧率がユーザの興味関心の度合いを示すと仮定すれば, r はそのニュース記事に対するユーザの興味関心の度合いを示すことができている。

次にニュース記事の表示順位が閲覧率にどう影響を及ぼしているかについて述べ, 多様性を高める仕組みを導入することがグノシーに与える影響を考察する。グ

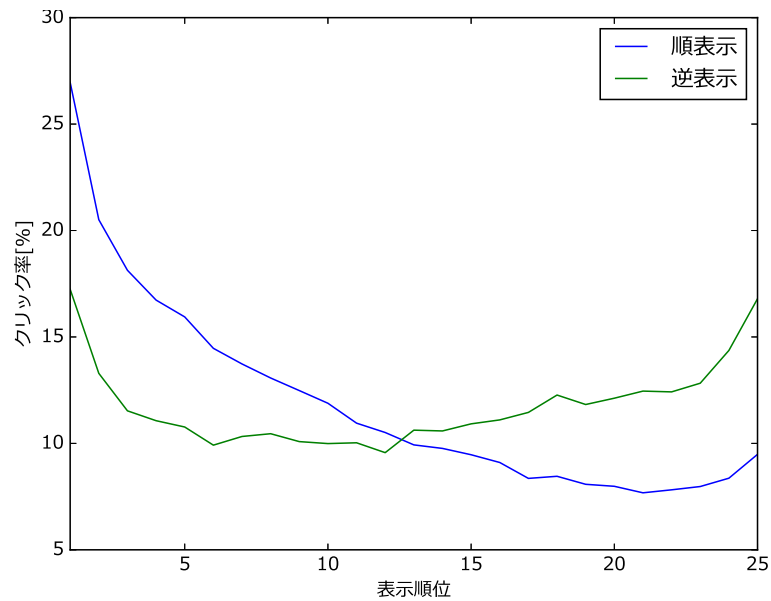


図 5.2: 順表示と逆順表示の際の閲覧率の比較

ノシーではユーザごとに r の大きい順に 25 件のニュース記事を縦に並べて提示している。これは一般的な検索エンジンが検索結果を表示する手法と似ており、検索エンジンにおける検索結果の閲覧率は順位によって変動することが知られている [Manning 08b]。前節では r と閲覧率に強い相関があることを示したが、 r が高ければグノシーでは高い位置に表示される。そのため r と閲覧率の相関は、表示される順位が高いことによる影響である可能性がある。

そこで一部のユーザに対して推薦結果のリストを逆順に表示する実験を行い、 r の大きい順に表示したユーザと閲覧率を比較した。本システムでは通常 25 件のニュース記事を r の大きい順に表示しているが、この実験では k 番目のニュース記事を $26 - k$ 番目に表示する。つまり元々 1 番目に表示されていたニュース記事が 25 件目に表示され、25 番目に表示されていたニュース記事が 1 番目に表示される。対象ユーザとしてアクティブなユーザの中から 2,000 人のユーザをランダムに抽出し、一定期間実施した。

図 5.2 に順表示と逆表示での位置ごとの閲覧率を比較したグラフを示す。ここで閲覧率はそのリスト内のニュース記事を 1 つ以上閲覧したユーザを母数として求めている。もし r と閲覧率の相関関係が、 r が高いニュース記事が上位に表示されるためであれば、逆表示の場合も最上位に表示されたニュース記事の閲覧率は高くなり、最下位に表示された r の高いニュース記事の閲覧率は低くなる。

まず順表示のほうの閲覧率を見ると、表示順位が高いほど閲覧率が高いことがわ

かる。またリストの最下部でも閲覧率は若干上昇しているが、これはリストの最下部ではスクロールが止まるため、最下部のニュース記事は閲覧されやすいためであると考えられる。次に逆順表示の閲覧率をみると、最上部は少し高いものの順表示と比べてると大幅に低く、その後5番目から緩やかに上昇しだし、最下部では最上部と同様の閲覧率であった。逆表示において最上部以外は順位が下がるにつれて閲覧率が上昇すること、最上部の閲覧率は順表示と逆表示で大きな差があることから、 r と閲覧率の相関関係が表示位置のみによるものではなく、 r がユーザの興味関心度合いをある程度表していることが明らかとなった。

以上2つの分析から、 r の値が高くなるほど閲覧率が高いこと、そしてそれが表示順位のみ依存したものではないことが明らかとなり、グノシーのニュース推薦システムが有効に作用していることが明らかとなった。

5.3 グノシーで多様性を高める必要性

本節ではグノシーに多様性を高める仕組みを導入するにあたり、グノシーにおける既存のニュース推薦システムで行った実験によって、多様性を高める仕組みを導入する必要性を明らかにする。グノシーにおける既存のニュース推薦システムを以降は既存システムと呼ぶ。

5.2.2項で行ったグノシーのユーザ行動分析では、グノシーのニュース推薦システムにおける評価値とユーザの閲覧率が相関していること、そしてその相関が表示順位のみ依存するものではないことを確認した。本節では推薦結果にユーザの興味関心と無関係に人手で選んだニュース記事を差し込むことで、推薦されたニュース記事が、推薦されなかったニュース記事に対してどれだけ優位性を持っているのかを検証し、多様性を高める仕組みを導入する必要性を示す。

人手で選択したニュース記事を25件のランダムな位置に挿入し、推薦システムによって推薦されたニュース記事との閲覧率の差分を調べる。ニュース記事の選択に際しては外部のニュース配信サービス運営者に協力を依頼し、その運営者が運営するニュース配信サービスのニュース記事から、1日につき1件ニュース記事を選択し利用した。選択されたニュース記事は対象となったユーザに推薦されたニュース記事リストのランダムな位置に挿入される。本実験は一定期間すべてのユーザを対象に行われた。

この実験の目的は r の値にしたがってニュース記事のリストを構築することがどれだけユーザの閲覧率に寄与しているのかを確認することである。 r の値に関係なく人手で選んだニュース記事の閲覧率が高くなる表示位置があるのであれば、グノシーのニュース記事の選び方に課題があると考えられる。図5.3に比較結果を示

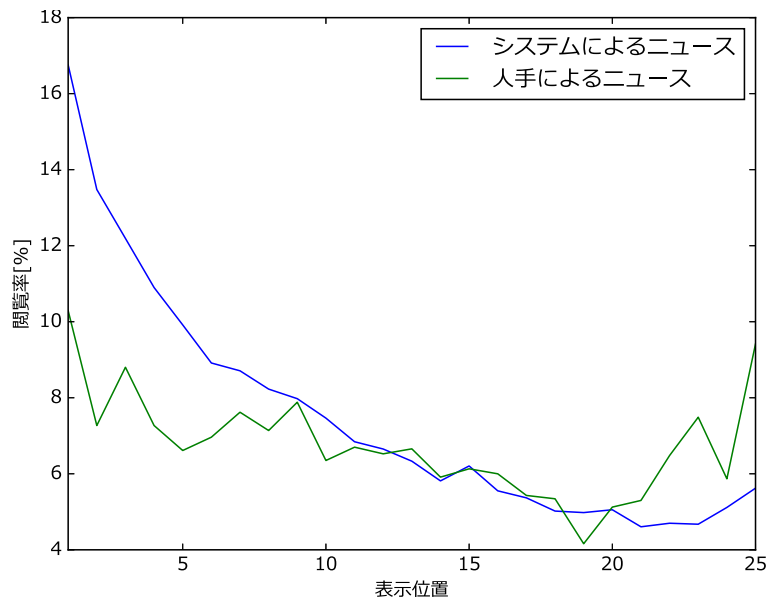


図 5.3: 人為的に選んだニュース記事と推薦結果の比較

す。リストの上位では人手で挿入されたニュース記事より閲覧率は高いが、リストの中位では人手で挿入されたニュース記事と閲覧率は同程度になり、下位では人手で挿入されたニュース記事のほうが閲覧率は高くなる。この結果は、グノシーのニュース推薦システムにおいて中位以降では、 r に従って推薦することがユーザーの閲覧率を高めることに寄与しない可能性があることを示唆している。

つまりグノシーのニュース推薦システムは興味関心のある程度表現できているが、推薦リストの構築として考えた際に中位以降の表示に対して課題があることが明らかになった。本システムではユーザーの特徴量 \vec{u} とニュース記事の特徴量 \vec{s} の類似度が高いものから順に並べてリストを構築している。ここでユーザーの特徴量 \vec{u} において i 番目の次元の u_i の値が他の次元の値と比べ非常に大きいとする ($u_i \gg u_{\setminus i}$)。その時 i 次元が高い値の特徴量を持つニュース記事の r が高くなるため、推薦リスト内のニュース記事には同じ次元の値が高い特徴量を持つニュース記事が多くなる。特徴量の各次元はユーザーの興味関心の方向を表しているため、結果として推薦リスト内に似たニュース記事が多くなる。上記の例は極端ではあるが、上部で既に提示されたニュース記事と似た内容になるため、中位以降では飽きが生じる。そして人手で挿入したニュース記事のほうが新鮮さがあるため、閲覧率が同程度かそれ以上になると考える。以上からグノシーの推薦システムに多様性を高める仕組みを導入することにより、中位以降の閲覧率を改善することが期待できる。

5.4 推薦システムへの多様性を高める仕組みの導入

本節ではグノシーの推薦システムに多様性を高める仕組みを導入する方法について述べる。まず多様性を高める手法としてよく知られている Ziegler らの Topic Diversification Algorithm(TDA)を紹介する [Ziegler 05]。そして TDA をベースにグノシーの推薦システムに多様性を高める仕組みを導入するためのユーザ減衰モデルについて述べ、TDA との関連について議論する。そしてユーザ減衰モデルがどれだけ多様性を向上させているのかを比較実験によって示す。

5.4.1 Topic Diversification Algorithm

本項では推薦リストの多様性に関する手法としてよく知られている Ziegler らの手法を紹介する [Ziegler 05]。Ziegler らは多様性を表す指標 Intra-List Similarity と、関連度順に与えられた推薦リストから多様性を高めた推薦リストを生成する Topic Diversification Algorithm(TDA)を提案している。

TDA は既に関連度順に並んでいるアイテムリスト L があるときに、そのリストを多様性を高めるように並び替えた多様性リスト L_{diver} を構築することを目的としている。ここで多様性リスト L_{diver} は元のリスト L と同じ長さかそれより短いものとする。ここでアイテムリスト l とアイテム p の類似度を表す関数を $c(l, p)$ と、アイテム p のリスト l 内での位置を表す関数を $rank(p, l)$ とする。またリスト L の i 番目のアイテムを $L(i)$ とする。つまり $rank(L(i), L) = i$ と書ける。

TDA ではまず $L_{diver}(0) = L(0)$ として、その後 L_{diver} に含まれない L 内のアイテムリスト $L \setminus L_{diver}$ から L_{diver} にアイテムを1つずつ追加する。まず $L \setminus L_{diver}$ 内のアイテム p とリスト L_{diver} との類似度 $c(L_{diver}, p)$ の昇順になるようにソートしたりリスト $L_{similar}$ を構築し、以下の条件を満たす p を L_{diver} の末尾に加える。

$$\min_p \{(1 - \alpha) \times rank(p, L) + \alpha \times rank(p, L_{similar})\} \quad (5.1)$$

式 5.1 では既に作られている多様性リスト L_{diver} との類似度の小ささの順位と、推薦システムにおける評価値の順位の重み付け平均順位が最も高いアイテムを選ぶ。このようにして選ばれたアイテムを多様性リスト L_{diver} に加えることを繰り返し、多様性を高めたリストを作る。この手法によって構築した推薦リストは α を高めると Precision や Recall は低下するが多様性は高まっていき、アンケートによる実験の結果ユーザは α が 0.3~0.4 のリストを最も好むと報告された。特に内容ベースフィルタリングを用いた推薦リストにおいて著しいユーザ満足度の向上が見られたことが報告されている。

5.4.2 多様性を高めるユーザ減衰モデル

本項では5.2節で述べた手法に多様性を高める仕組みを導入する方法について述べる。前項で紹介したTDAは既に推薦されたリスト内のアイテムと類似度が高いアイテムが推薦されにくくなることを目的とした手法である。この考え方を元に既存システムに多様性を高める仕組みを組み込むために、本研究では推薦されたアイテムの特徴量を、ユーザの特徴量から減衰することによって同様の多様性を高める効果を得ることを目指す。以降本手法をユーザ減衰モデルと呼ぶ。このユーザ減衰モデルはTDAの考えをグノシーのシステムで実現するための手法であり、本研究で新規に提案するものではない。

まず推薦リストをいくつかのブロックに分割する。 K 個のニュース記事を推薦する場合それを $N < K$ となる N 個のリストに分割する。ここで i 番目のリスト内のニュース記事の個数を k_i とすると $K = \sum_{i=0}^N k_i$ と書ける。また i 番目のブロックまでに推薦されているニュース記事の数を n_i とすると、 $n_0 = 0$ 、 i が1以上のときは $n_i = \sum_{j=0}^i k_j$ と書ける。

このようにリストを N 個に分割した上で、各ブロックごとに推薦を行いながらユーザの特徴量 \vec{u} を減衰させる。 i 番目のリストを生成するためのユーザの特徴量を \vec{u}_i とすると以下のように書ける。

$$\begin{aligned} \vec{u}_0 &= \vec{u} \\ \vec{u}_{i+1} &= \vec{u}_i - \alpha \sum_{j=n_i}^{n_{i+1}} \vec{w}_j \quad (i \geq 0) \end{aligned} \quad (5.2)$$

ここで α は定数である。

このユーザ減衰モデルがTDAと同じ性質を持つことを示す。ユーザ減衰モデルにおいて $k_0 = 3$ であり、 \vec{u}_0 を用いて s_0, s_1, s_2 を推薦したとする。ここで次の推薦のための減衰されたユーザの特徴量 \vec{u}_1 は式5.2から以下のように求められる。

$$\vec{u}_1 = \vec{u}_0 - \alpha * (\vec{s}_0 + \vec{s}_1 + \vec{s}_2)$$

ここで次に推薦されるニュース記事 s_4 は以下のように書ける。

$$w_4 = \max_{w \in W \setminus \{s_0, s_1, s_2\}} f(\vec{u}_1, \vec{w})$$

ここで $f(\vec{u}, \vec{s})$ は同じベクトル空間上のユーザ特徴量とニュース記事特徴量の類似度をベースに表現されることから、 f では以下が成立すると仮定する。

$$f(\vec{u}_1 + \vec{u}_2, \vec{s}) \propto f(\vec{u}_1, \vec{s}) + f(\vec{u}_2, \vec{s})$$

$$f(\alpha\vec{u}, \vec{s}) \propto \alpha f(\vec{u}, \vec{s})$$

これを利用すると $f(u_1, s)$ は以下のように展開できる。

$$f(u_1, s) \propto f(u_0, s) + f(-\alpha(s_1 + s_2 + s_3), s) \propto f(u_0, s) - \alpha f(s_1 + s_2 + s_3, s) \quad (5.3)$$

ここで第一項の $f(\vec{u}_0, s)$ は減衰前のユーザ特徴量と s の類似度を求め、第二項目は既に構築された推薦リストと s の類似度を求めている。つまりユーザ減衰モデルでは元々のユーザ特徴量の評価値から、既に構築されたニュース記事リストとの評価値に一定の値を乗じた値を引いた値が最大になるニュース記事を推薦しているといえる。ここで式 5.1 と式 5.3 を比較すると、TDA における順位を返す関数 $rank$ は、評価値を返す関数 f が評価値として順位を返していると考えれば、ユーザ減衰モデルと TDA は一致するといえる。

ユーザ減衰モデルと TDA の違いを以下にまとめる。

- TDA ではリストとの類似度を順位として重み付け平均で計算しているが、ユーザ減衰モデルでは評価値の重み付け平均とすることでユーザ特徴量の減衰によって実現している。
- TDA では構築したリストにアイテムを 1 つずつ追加しているが、ユーザ減衰モデルではブロックにわけて複数個ずつ追加している。

このように細部の違いはあるもののユーザ減衰モデルの基本的な考え方は TDA と一致している。

5.4.3 既存システムとの比較実験

本項ではユーザ減衰モデルがどれだけ多様性を向上させているのかを既存システムと比較することによって示す。実験には 2012 年 11 月の 1 週間のニュース記事のデータを用いる。当該期間にアクティブであったユーザから無作為に抽出した 1,000 人のユーザに対して、既存システムとユーザ減衰モデルを用いて 25 件の推薦リストを 1 週間分生成して比較を行う。このとき推薦リストの分割数 $N = 5$ とし、各ブロックの大きさは $k_1 = 3, k_2 = 4, k_3 = 5, k_4 = 6, k_5 = 7$ とした。評価には Ziegler らの研究でも用いられていた Intra-List-Similarity (ILS) と overlap の 2 つの指標を用いる [Ziegler 05]。ILS は Ziegler らが提案した多様性を評価するための指標であり、多様性を評価する上で代表的な手法である [Konstan 12]。定義を以下に示す。

$$ILS(P_{s_i}) = \frac{\sum_{b_k \in P_{s_i}} \sum_{b_e \in P_{s_i}, b_k \neq b_e} c_o(b_k, b_e)}{2}$$

表 5.1: 多様性指標の比較

	既存システム	ユーザ減衰モデル
ILS	49.54	13.94

このように ILS はリスト内のすべてのアイテムの組み合わせの類似度の総和である。本項では各ニュース記事の特微量のコサイン類似度によって ILS を求めることとする。overlap は元の推薦リストと多様性を高めた推薦リストが何件一致しているかによって求められる。このようにして多様性を高めることが推薦リストをどれだけ変化させるのかを明らかにする。

まず 7 日間全体での ILS の平均値を表 5.1 に示す。

ユーザ減衰モデルでは既存システムに比べて ILS が下がっていることが分かる。これはユーザ特微量を減衰しながら推薦することで、リスト上位で既に推薦されたニュース記事と類似しているニュース記事が既存システムでは推薦されていたが、ユーザ減衰モデルでは推薦されにくくなったためである。overlap は 8.06 であり既存システムと提案手法では約 8 件と約 2/3 のニュース記事が変化していることが分かる。最上位ブロックは両方の手法で変化せず、 $k_1 = 3$ であるため今回の実験では 3 件のニュース記事は必ず一致する。そのため残りの 22 件のうち 17 件が多様性によって変化したといえる。このようにユーザ減衰モデルがリスト内の類似度を低下させ、推薦されるニュース記事リストを変化させていることが明らかとなった。

5.5 多様性を高めることによるユーザ行動の変化

本節ではユーザ減衰モデルを実際にグノシーに適用することでユーザ行動におこった変化について述べ、ニュース推薦システムの多様性を高めることがニュース配信サービスのユーザ体験に与える影響について考察する。

5.5.1 実験方法

本項では実験方法について述べる。本研究ではグノシー上で 5.2 節で述べた既存システムと 5.4 節で述べたユーザ減衰モデルの比較を行った。実験は 2012 年の 8 月から 12 月において行われた。既存システムによってサービスを提供する期間と、ユーザ減衰モデルによってサービスを提供する期間に分け、それぞれの期間にお

ける新規登録ユーザのサービス内でのユーザ行動を比較した。新規ユーザで実験を行う理由は、これまで利用していた推薦システムと変化したことによる影響を受けないようにするためである。

またグノシーでは各種ウェブサービスとの連携によって初期のユーザ特徴量を構築しているが、連携したウェブサービス上での行動が少ない場合は初期のユーザの特徴量を構築することができない。グノシーでは初期のユーザ特徴量が生成できないユーザに対してランダムなニュースリストの生成を初期段階で行い、閲覧したニュース記事のみによってユーザ特徴量を生成している。初期のユーザ特徴量が生成できないユーザは、継続率やニュース記事の閲覧率がそうでないユーザに比べて低いことが経験的に知られており、期間中のそのようなユーザの登録人数の比率が実験結果に影響を及ぼすと予想されることから、今回登録時にユーザ特徴量が生成できないユーザは比較実験の対象外とした。

このようにして実験対象となるユーザ群を定義した。既存システムによるサービスを受けたユーザは3,465人、ユーザ減衰モデルによるサービスを受けたユーザは3,482人であり比較実験として同程度のユーザ数となった。各手法でユーザの登録期間は異なるが、実験期間において手法の変更以外のサービスのアップデートはデザインなども含めて行われてはいないため、実験として期間の違いは問題にならないと考えている。

5.5.2 評価方法

本項では行った実験の評価方法について述べる。ユーザ減衰モデルでは多様性の導入により推薦結果の偏りが軽減されることから、ユーザが飽きにくくなり、サービスを利用しているユーザの継続率が向上することが期待されている。

本研究ではそれぞれのシステムを利用したユーザの週次継続率を用いて評価を行う。継続の定義としては登録してから7日目以内にニュース記事を1件でも閲覧した場合はそのユーザは1週目に継続したとする。そして8日目以降14日目以内にニュース記事を1件でも閲覧した場合はそのユーザは2週目に継続したとする。このようにユーザが登録日から7日毎に推薦されたニュース記事を閲覧したかを、対象期間の登録ユーザ数を母数とした週次の継続率として評価に用いる。継続率はニュース記事の改善の指標としてよく用いられる指標であり、これが高いとユーザがサービスに満足していると評価することができる。

その上で各週に継続しているユーザがその週次内で何日間サービスを利用したかを比較する。この数値が高いとサービスを利用している日数が多いといえるため、ユーザがよりサービスに定着していると考えられる。そして順位ごとの閲覧

表 5.2: 週次継続率の比較

	1 週目	2 週目	3 週目	4 週目
既存システム	72.7%	61.5%	58.4%	56.0%
ユーザ減衰モデル	76.6%	66.7%	62.7%	60.9%

表 5.3: 週次の利用日数の比較

	既存システム			ユーザ減衰モデル		
	ユーザ数	平均	分散	ユーザ数	平均	分散
1 週目	2,520	3.06	3.07	2,667	3.27	3.34
2 週目	2,132	3.06	2.96	2,334	3.32	3.28
3 週目	2,024	3.02	3.02	2,189	3.30	3.28
4 週目	1,942	3.07	3.07	2,119	3.36	3.22

率を比較し、ユーザが推薦リストをどのように利用しているか、そして利用日数が増えるごとにどのように変化していくかを評価する。

5.5.3 サービス利用の比較

本項では既存システムとユーザ減衰モデルの継続率の比較結果について述べる。

既存システムとユーザ減衰モデルのそれぞれの週次継続率を表 5.2 に示す。ユーザ減衰モデルがすべての週次で良い継続率を記録していることがわかる。2つの推薦システムにおける継続率が同等であるという仮説は1週目から4週目まですべてカイ二乗検定において有意水準1%で棄却することができるため、ユーザ減衰モデルがユーザの継続率を有意に改善しているといえる。

次に各週内でのサービスの利用日数を調べる。ユーザ減衰モデルがユーザの満足度を向上させているのであれば、利用日数も高くなっていることが期待される。

表 5.3 に既存システム、ユーザ減衰モデルそれぞれの週次での平均利用日数とその分散を示す。ユーザ減衰モデルのほうが平均利用日数が高いことがわかる。2つの手法の平均利用日数は差がないという仮説は平均利用日数が正規分布に従うとするとt検定によって有意水準1%で棄却されるため、この平均利用日数の差は統計的に有意であるといえる。

このようにユーザ減衰モデルによって推薦リストに多様性を高める仕組みを導

表 5.4: リスト内の一人あたり閲覧数

	ユーザ減衰モデル			既存システム		
	平均閲覧数	10 段目まで	11 段目以降	平均閲覧数	10 段目まで	11 段目以降
1 週目	3.45	1.85	1.59	3.37	1.80	1.58
2 週目	3.48	1.89	1.58	3.34	1.84	1.50
3 週目	3.50	1.86	1.63	3.29	1.80	1.49
4 週目	3.71	2.04	1.68	3.29	1.81	1.48

入した結果、ユーザのサービス利用の満足度が向上したことが示唆された。

5.5.4 表示順位ごとの閲覧率の変化

本項では多様性を高める仕組みを導入したことがニュース記事の閲覧に対して与えた影響を分析する。ユーザ減衰モデルでは上位で推薦したニュース記事に関係するユーザの特徴量が減衰され、既存システムでは推薦されなかったニュース記事が推薦される。その結果として、順位ごとの閲覧率がどのように変化しているのかを調べる。ユーザ減衰モデルによって新たに推薦されるようになったニュース記事は、既存システムでは r が低いためにより低い位置で推薦されるニュース記事か、もしくは推薦されなかったニュース記事であるため、 r と閲覧率の相関関係のみを考えれば閲覧率が低下する恐れがある。ユーザ減衰モデルではリスト内の多様性を高めることによって、既存システムと同等かそれ以上の閲覧率になることを期待している。

表 5.4 に週次のリスト内での平均閲覧数と 10 段目までと 11 段目以降の平均閲覧数を示す。平均閲覧数はユーザ減衰モデルが既存システムをすべての期間で上回っており、登録から日数が経つごとにその差は拡大していく。平均閲覧数が正規分布に従うと仮定し t 検定を行った結果、3 週目と 4 週目においてリスト全体の平均閲覧数と 11 段目以降の平均閲覧数、4 週目において 10 段目までの平均閲覧数においてそれらが等しいという仮説が有意水準 1% で棄却された。以上のことからユーザ減衰モデルによって平均閲覧数、特にリスト下部での平均閲覧数が 3 週目以降で改善していることが示される。特に 11 段目以降の閲覧数は、既存システムは低下していくのに対して、ユーザ減衰モデルでは中位以降の閲覧数が上昇していき、既存システムの課題が改善していることが分かる。

図 5.4 に登録 1 週目の表示位置による閲覧率の既存システムとユーザ減衰モデル

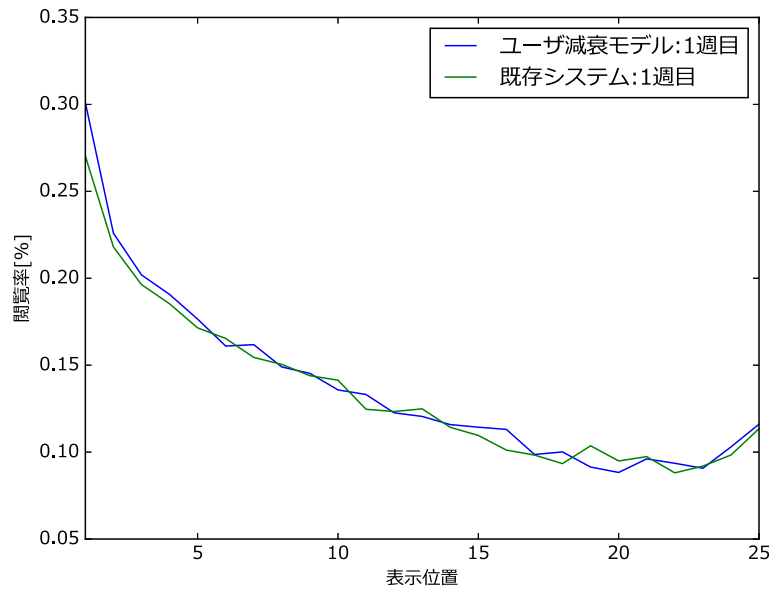


図 5.4: 1 週目の表示位置ごとの閲覧率

の比較を示す。ばらつきはあるものの各表示位置において閲覧率はほぼ同等の傾向を示しており、多様性を高める仕組みを導入することによって閲覧率に対して悪影響が出ていないことが確認された。

2 週目も 1 週目と同等に既存システムとユーザ減衰モデルには大きな差は見られなかった。しかし図 5.5 に示す 3 週目には、中位以降でユーザ減衰モデルのほうがわずかではあるが閲覧率が高い傾向になる。そして図 5.6 に示す 4 週目にはリスト全体でユーザ減衰モデルのほうが閲覧率が上回る傾向にある。このように登録してから日が浅い段階ではユーザ減衰モデルと既存システムは同等であったが、利用日数が伸びるにしたがってユーザ減衰モデルの方が閲覧率が高くなる。

5.6 考察

前節では多様性を持たない既存システムと多様性を高める仕組みを導入したユーザ減衰モデルを実際のサービス上で提供し、ユーザに与える影響を比較し、多様性を高めることによってユーザのサービス利用の継続率と利用日数が有意に向上することが示された。サービスにおけるユーザの継続率はユーザの満足度を表す重要な指標であると言われている [Rust 93]。週次の継続率と利用日数が向上したことにより、推薦システムの多様性を高めることがサービスのユーザ満足度の向上をもたらすことを示したと我々は考えている。

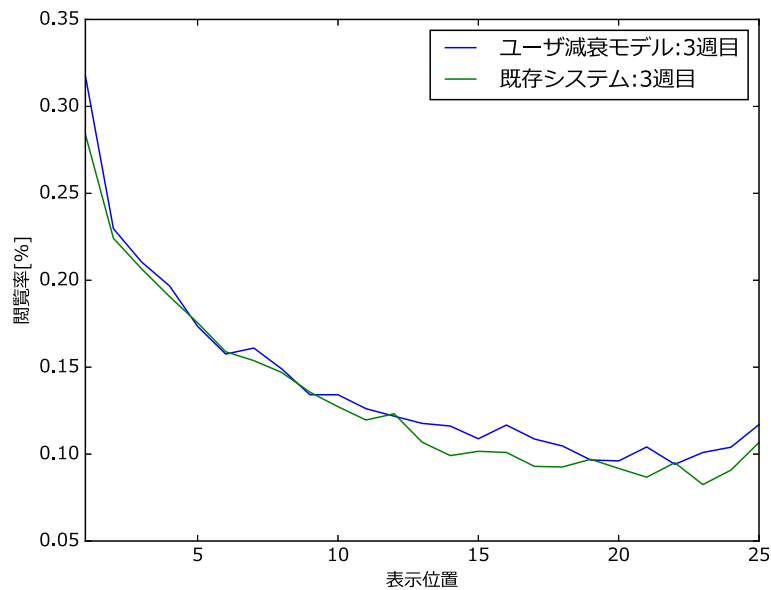


図 5.5: 3 週目の表示位置ごとの閲覧率

また利用開始から日が浅い段階ではニュース記事リストの閲覧率に変化はないが、利用日数が増えるに従ってニュース記事リスト全体で閲覧率が高くなる。特にリスト下部の閲覧率が既存システムでは低下するが、ユーザ減衰モデルでは上昇することが示された。そして利用日数が増えるに従って閲覧率の差が大きくなる点については、推薦システムのオンラインでの評価を行う上で短期的な評価だけでなく中長期的な評価も行う必要性があることを示した。

多様性を高めることで、ニュース推薦システムには2つの効果があったと考えられる。1つは閲覧されることが少ないニュース記事を推薦することができるようになることである。もう1つは登録段階でシステムが獲得することのできなかった興味関心に関するニュース記事や、ユーザが得た新しい興味関心に関するニュース記事も、サービスの利用を続けるうちに推薦できるようになることである。以降ではそれぞれの効果について詳しく述べる。

5.6.1 閲覧されにくいニュース記事の推薦

本項では多様性を高めることでニュース推薦システムが得られる効果の1つとして、閲覧されにくいニュース記事が推薦できることについて述べる。

5.4節で述べたように本研究では推薦リストに既に出現したニュース記事と類似したニュース記事がリストに含まれにくくなるようにして多様性を高めている。そ

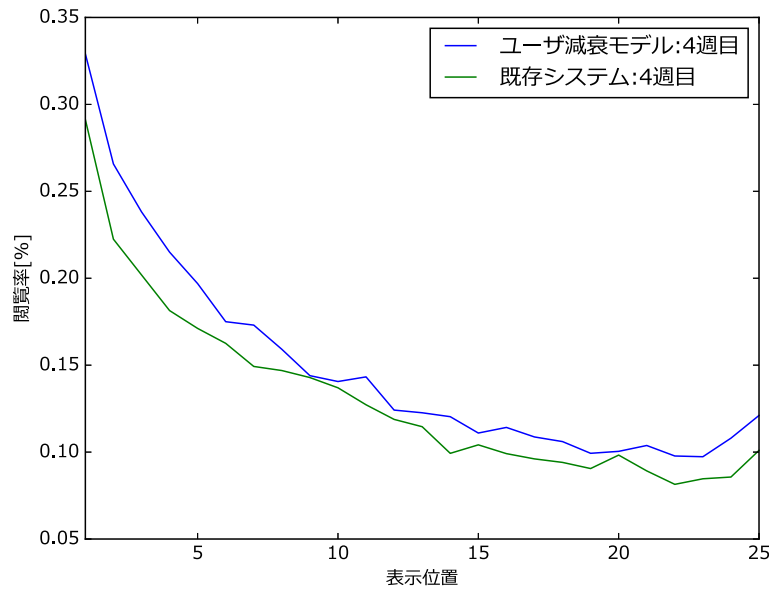


図 5.6: 4 週目の表示位置ごとの閲覧率

の際には 25 記事からなる推薦リストを 3 記事, 4 記事, 5 記事, 6 記事, 7 記事の 5 つに分割し, まず 3 記事を推薦したあと, その 3 記事と類似していないという条件のもとで 4 記事を推薦し, 次に既に推薦した 7 記事と類似していない 5 記事を推薦するといった形でリストを構築している。

多様性を高める仕組みがないリストの場合は閲覧されやすい分野のニュース記事がより推薦されやすくなる。例えば政治と芸能に興味があるユーザを考える。そのユーザは両方に興味があるが, 芸能に関するニュース記事のほうが閲覧しやすいとする。その場合多様性を高める仕組みがある場合は, 芸能に関するニュース記事は一定件数以上推薦された後には推薦されにくくなり, 政治に関するニュースもリストの中位から下位で推薦することができる。しかし多様性がない場合は, より閲覧されやすい方に推薦されるニュース記事が偏ってしまい, 芸能情報ばかりの推薦リストになる。このように閲覧されやすいニュース記事によって, 比較的閲覧されにくいニュース記事を推薦しにくくなる。

またニュース記事がどの程度の頻度で公開されているかにも影響を受ける。例えばスポーツにおいて野球に関するニュース記事はほぼ毎日新しく公開されているが, マラソンに関するニュース記事は大きな大会の前後以外ではあまり公開されていない。野球とマラソンに興味のあるユーザがいた場合, 野球に関するニュース記事は毎日のように発信されるため毎日推薦されるが, マラソンに関するニュース記事は毎日発信されないため, 推薦される頻度は野球に比べて少ない。その

結果システムはユーザが野球に関するニュース記事に興味があると考え、野球に関するニュース記事ばかりが推薦されるようになる。この場合にも多様性を高めると野球に関するニュース記事が上位で一定件数推薦された後は推薦されにくく、マラソンに関するニュース記事をリストの中位から下位で推薦できる。

このように多様性を高めることで、閲覧されにくいに興味があるニュース記事や、件数が少ないが興味のあるニュース記事も推薦できるようになる。多様性を高める仕組みがない場合には先述したとおり利用を続けるに従って閲覧されやすいニュース記事や、件数が多いニュース記事に関する興味ばかりを学習してしまい、閲覧されにくいに興味があるニュース記事や、件数が少ないが興味のあるニュース記事が推薦されにくい。しかし多様性を高める仕組みが導入されていることによって、よく閲覧するニュース記事や、件数が多いニュース記事はリスト上部で表示されるのみにとどまり、中位以降で他のニュース記事を推薦することができる。このような理由から利用を続けるに従って多様性を高める仕組みがあるニュース推薦システムではユーザの満足度を高めることができ、利用日数が経過するに従ってさらにユーザ行動に与える影響が高まると考えられる。

5.6.2 新しい興味関心の獲得

本項では多様性を高めることで、登録段階でシステムが獲得することのできなかった興味関心に関するニュース記事や、ユーザが得た新しい興味関心に関するニュース記事を、サービスの利用を続けると推薦できるようになることについて述べる。

推薦システムではユーザの興味関心をユーザ特徴ベクトル \vec{u} として表現しているが、ユーザの興味関心のすべてを網羅できていないわけではない。特にサービス利用開始の初期段階に獲得した興味関心は多くの場合不十分なものである。多様性を高める仕組みがない場合は、この不十分な興味関心に基づいて推薦リスト全体が構成されてしまう。しかし多様性を高めることで不十分な興味関心に関するニュース記事はリスト上部では推薦されるが、推薦されたニュース記事の特徴量がユーザの特徴量から減衰されることにより、リスト下部では異なる傾向のニュース記事が推薦される。そのためリストの下部はシステム側が獲得した興味関心に沿わないニュース記事になっている可能性がある。このリスト下部に推薦されたニュース記事の中に興味のあるニュース記事が合った場合、ユーザがそのニュース記事を閲覧することでシステムはこれまで得られていなかったユーザの興味関心を得ることができる。つまり多様性を高めることで、ニュース推薦システムはこれまで得られなかったユーザの興味関心をユーザ特徴ベクトルとして獲得できる。

この新しく得られた興味関心を推薦リストに反映できるのも多様性を高めるメリットである。前項で述べたように多様性を高める仕組みがない場合は、閲覧しやすいニュース記事や、記事数の多いニュース記事が推薦リストに多く現れる。しかし多様性を高めることで、新しく獲得した興味関心もリストの中位から下位に反映できる。そして仮に新しく獲得した興味関心がユーザにとって最も関心があるものであった場合であっても、その後のユーザの閲覧行動によって興味関心の強さを反映することができる。

つまり多様性を高めることによって、初期段階では得ることができなかった興味やユーザの新たな興味を獲得でき、ユーザの興味関心をより正しく推薦結果に反映することができる。これによって利用開始時はリストの中位以降に興味関心があるニュース記事が少ないため閲覧数は少ないが、利用が進むとリストの中位以降に興味関心があるニュース記事が出現し閲覧数が向上していく。そして新たに獲得した興味によってユーザの興味関心の優先順位を正しく判断できるようになり、リスト全体の閲覧数を向上させることができる。

5.7 本章のまとめ

本章では閲覧しやすいニュース記事を推薦しようとするために、類似したニュース記事ばかりが推薦されてしまうというニュース推薦システムの課題に対して、ニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを導入することを提案しその有効性を示した。

まずグノシーのユーザ体験を改善することを目的にユーザ行動の分析を行い、ニュース推薦システムに多様性を高める仕組みを導入することでユーザの満足度を高める可能性があることを示した。その上でユーザ特徴量を減衰していく形で推薦システムに多様性を導入し、既存システムとの比較実験によってユーザ行動の変化を分析した。結果として継続率やサービス利用日数が有意に改善していることを示し、従来研究で主張されていた多様性を含む推薦リストのほうがユーザに好まれるということをサービス上で示した。そして利用日数が増えるにしたがってリスト全体の閲覧率が改善していくこと、特にリスト下部の閲覧率が多様性のない手法では下がっていくのに対して、多様性を高める仕組みのある手法では向上していくことを示した。

以上の結果から多様性を高めることでニュース推薦システムのユーザ体験を改善させることが明らかとなり、閲覧への最適化を緩和することによってユーザ満足度が向上することを示すことができた。

推薦システムをサービスに適用した際の効果については不明な点が多い。本章

の結果はリストの多様性が中長期的な視点でみたときにユーザ体験の改善に貢献することを示唆しており、今後推薦システムにおいて多様性を考慮する上で重要な知見を示すことができたと考えている。また中長期においてもユーザ行動の変化が確認できたことから、サービス上で推薦システムを評価する時はある程度期間を設けて実験を行う重要性を示したといえる。

第6章 ニュース記事の閲覧とシェアのの違い

本章ではニュース記事に対するシェア行動と閲覧行動の違いを示すことで、シェアのされやすさをニュース推薦システムに取り入れる必要性を示す。

本研究では閲覧されやすいが、ユーザを不快にさせてしまうニュース記事ばかりが推薦されやすくなってしまふというニュース推薦システムの課題に対して、ユーザを不快にさせるニュース記事はシェアされにくいのではないかという考えのもとで、シェアされやすいニュース記事を推薦できるようにすることを提案している。閲覧しやすいニュース記事を推薦するニュース推薦システムは、低俗なニュース記事やタイトルが過激で中身の薄いニュース記事などの閲覧されやすいニュース記事を推薦しやすくなる。低俗なニュース記事やタイトルが過激で中身の薄いニュース記事などはユーザを不快にさせることがあることから、推薦されることでユーザの満足度を低下させることや、ニュース配信サービスの信頼性を失わせてしまうと考えられる。SNS へのシェアはユーザが周りの人に発信するために行うものであり、自分がこのニュース記事を読んでいると周りの人に伝えることや、周りの人の役にたつニュース記事を提供したいという目的で行われる。そのためユーザを不快にさせるニュース記事はシェアされにくいのではないかと考える。

しかし閲覧されやすいニュース記事とシェアされやすいニュース記事がどのように違うのかという点を議論した研究はこれまで行われていない。SNS 上にシェアされるニュース記事を分析した例や、ニュース記事のシェアを行う動機を議論した例はあるが、ニュース配信サービスのデータを入手しづらいことから、ユーザ行動においてシェアの閲覧の違いや、ユーザによっての違いなどを議論した研究はこれまで行われてこなかった。

そのため本章ではニュース推薦システムにニュース記事のシェアを導入するにあたり、閲覧行動とシェア行動がどのように異なるのかを分析することで、シェアのされやすさをニュース推薦システムに導入することの必要性や意義について論じる。まず閲覧されやすいニュース記事、シェアされやすいニュース記事を比較し、その異なり方について明らかにする。そして閲覧とシェアの共起行動についてクラスタ分析を行うことで、閲覧とシェアの行動特性がどのように異なるか、

閲覧とシェアがどのように関係しているかを確認する。

6.1 閲覧とシェアの違いに関する基本的な分析

本章ではニュース配信サービスであるグノシーにおいて、2013年のある期間にシェアを活発に行なっていたユーザ12,768人を対象として分析を行う。活発に行っていたかはそのユーザがシェアしたニュース記事の数が一定期間にしきい値以上であったかによって決定しているが、ビジネス上の制約からそのしきい値、期間については非公開とする。このことが分析の結果に与える影響は限定的であると考えている。対象となったユーザの対象期間の行動履歴データと、行動履歴データに含まれるニュース記事のデータを用いて分析を行う。

グノシーはニュース推薦システムを利用したニュース配信サービスであるため、本章の結果はグノシーのニュース推薦システムがどのユーザにどのニュース記事を配信しているかに影響を受ける。影響のひとつにそのニュース推薦システムがユーザにとって良いニュース記事を配信しているかということがあるが、本研究では対象のユーザをシェアを活発に行なっていたユーザに絞っているため、その点は問題ないとする。他の影響にニュース記事によってどれだけのユーザに配信されているかが異なる点がある。本研究では閲覧とシェアの割合や、トピックモデルによる分析などが中心であり、個々のニュース記事の配信数が本研究の結果に与える影響は軽微であるとする。

行動データのうち86.2%が閲覧であり、残りの13.8%がシェアという構成になっている。このシェアのうち30.6%は閲覧していないニュース記事に対するシェアであり、閲覧をせずにシェアを行ったことのあるユーザ数は9,055人である。つまり今回の対象ユーザの内70.9%のユーザがニュース記事を読まずにシェアをしたことがある。

次に実際にどのようなニュース記事が閲覧・シェアされていたのかを閲覧数、シェア数上位のニュース記事から確認する。

表6.1に閲覧数の高いニュース記事上位5件、表6.2にシェア数の高いニュース記事上位5件を示す。閲覧数の上位5件のニュース記事はシェア数の上位5件に入っておらず、同様にシェア数上位5件のニュース記事も閲覧数の上位5件に入っていない。これを上位10件まで広げてもシェア数2位の報連相のニュース記事が閲覧数8位に入っているのみである。仮にすべてのニュース記事が同じ確率でシェアされるのであれば閲覧数が多いニュース記事はシェアが多く、またその逆も成立するはずである。このことから閲覧とシェアについては異なる傾向があることが予想される。

表 6.1: 閲覧数上位 5 件のニュース記事

1	企業経営者の不適切な発言についてのニュース記事
2	誤って子供がスマートフォンサイトで車を購入してしまった父親についてのニュース記事
3	iOS7 発表前の憶測をまとめたニュース記事
4	男性から印象の悪い女性の服装についてのランキング
5	Web サービスやアプリについてまとめて紹介したニュース記事

表 6.2: シェア数上位 5 件のニュース記事

1	ある地方に IT 企業のサテライトオフィスが集まっているというニュース記事
2	報連相に関するニュース記事
3	スマホレジについてのニュース記事
4	日本企業の課題についてのニュース記事
5	ある高校のサッカー部の PV を紹介したニュース記事

閲覧数が多いニュース記事群の中には、一部の人を不快にさせるニュース記事が含まれている。最も閲覧された企業経営者の不適切な発言を扱ったニュース記事は、いわゆる炎上記事とよばれるニュース記事である。車が注文されてしまったというニュース記事は、海外のニュース記事を翻訳したものであるが、内容的には過度に閲覧を誘発している釣り記事であるともいえる。そして 4 番目の印象の悪い服装のニュース記事は、コンプレックスを刺激する内容である。このようにユーザが不快になる恐れのあるニュース記事が、閲覧されやすい傾向にあることが確認できる。

表 6.3 に閲覧せずにシェアされた数が上位のニュース記事を 5 件示す。上位 2 件はシェア数の 1 位、3 位と一致している。3 位～5 位は iPhone に関するニュース記事が占めており、6 位以降も Apple や iPhone に関するニュース記事が多い。シェア数のランキングとも異なることから、シェアされやすければ、閲覧しないでシェアされやすいわけではない。

図 6.1 に示したのはシェア数上位 100 件のニュース記事を縦軸に閲覧なしのシェア数、横軸をシェア数としてプロットしたものである。同じシェア数であっても閲覧せずにシェアされていた数にはばらつきが多く、ニュース記事によって傾向が異

表 6.3: 閲覧せずにシェアした数上位 5 件のニュース記事

1	ある地方に IT 企業の サテライトオフィスが集まっているというニュース記事
2	スマホレジについてのニュース記事
3	iPhone アプリの無料キャンペーンについてのニュース記事
4	iPhone アプリのデザインをまとめたニュース記事
5	iPhone の文字入力を シェイクで訂正する方法についてのニュース記事

なることがわかる。

このようによく閲覧されるニュース記事とよくシェアされるニュース記事の傾向が一致しないだけでなく、よくシェアされるニュース記事とよく閲覧せずにシェアされるニュース記事の傾向も異なる。

6.2 トピックごとの傾向

前節では閲覧・シェア行動について簡単な集計を行うことで、ユーザの閲覧・シェアの傾向がその対象となるニュース記事によって異なることを示した。本節ではニュース記事をトピック分析によって分類することで、ニュース記事の特徴によって閲覧・シェアの行動がどのように異なるのかをみていく。

トピック分析には Latent Semantic Indexing (LSI) を用いた [Manning 08a]。ニュース記事はタイトルとリード文を Mecab によって形態素に分割して一般語やメディア名などをストップワード処理により除去した。その後各形態素を TF-IDF によってスコア付けし、LSI による次元圧縮を行い、最もスコアの高いトピックを各ニュース記事のトピックとする。トピック数は 300 とした。トピック数は最もニュース記事の数が多いトピックが全体のニュース記事の数の 5% を下回るように設定した。

本節ではトピックごとのシェア率を元に、ニュース記事のトピックによってシェアのされやすさがどのように違うのかを分析する。その前にトピックごとのシェア率は比較できるものなのかを考える。閲覧されやすいトピックほど、シェアされやすい傾向があった場合に、トピックごとのシェア率の違いは、閲覧のされやすさに影響を受ける。図 6.2 はトピックごとのシェア数の総和を縦軸に、トピックごとの閲覧数の総和を横軸にし、それぞれ対数軸でプロットしたものである。閲覧

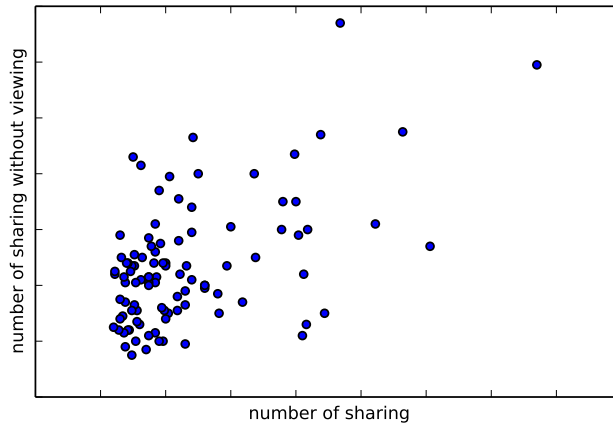


図 6.1: シェア数と閲覧せずにシェアした数の関係

数, シェア数はトピックごとに大きく異なるが, 2つの関係は一定の相関関係にあることがわかる. つまり閲覧数が多いトピックのニュース記事のほうがシェアをされやすいことや, 閲覧数が少ないトピックのニュース記事のほうがシェアされやすいことはない. このように閲覧数の大小がシェアされる割合に影響しないことから, 閲覧のされやすさが異なるトピック間において, シェア率を比較することは妥当である.

表 6.4: シェア率が高いトピック

トピックの概要	シェア率
科学や自然に関するトピック	15.9%
音楽に関するトピック	14.7%
健康に関するトピック	14.5%
プロダクトデザインに関するトピック	14.3%
Web デザインに関するトピック	14.1 %

トピックの違いによってどの程度シェア率にばらつきがあるかを示す. シェア率(シェア数/閲覧数)について高いトピックを表 6.4 に, 低いトピックを表 6.5 に示す. このとき閲覧数が1万件を下回るトピックは集計から除いている. シェア率の最も高いトピックと最も低いトピックではシェア率に2倍の差があった. このよう

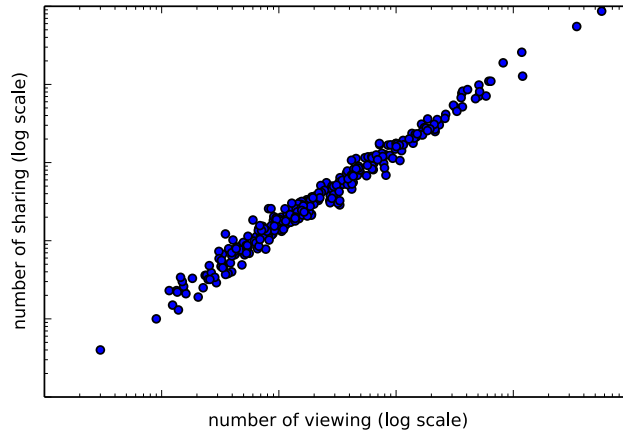


図 6.2: トピックごとの閲覧数とシェア数の関係

表 6.5: シェア率が低いトピック

トピックの概要	シェア率
恋愛に関するトピック	7.9%
ブログに関するトピック	8.8%
SNS の炎上に関するトピック	9.2%
仕事術に関するトピック	9.3%
マネージメントに関するトピック	9.4 %

にニュース記事のトピックによってシェアのされやすさは異なる。

シェア率の高いトピックのニュース記事は周りの人と話題にしやすいものが多い。最もシェア率が高かった科学や自然に関するトピックで多くシェアされているニュース記事には写真を集めたものが多い。写真を集めたニュース記事は、例えば世界の絶景の写真を集めたニュース記事や、猫の可愛い仕草の写真を集めたニュース記事である。つまり周囲の人に不快感を与えることがないようなニュース記事が多くシェアされているといえる。また新しい科学的発見に関するニュース記事も多くシェアされているが、内容は専門的なものではなく、わかりやすく書かれているニュース記事が多くシェアされる傾向にあり、特にタイトルにおいて煽情的な表現のものが目立つ。これは健康に関するニュース記事も同様であり、「1日5分〇〇するだけで」といったタイトルのニュース記事がよくシェアされて

いる。一方で音楽に関するニュース記事、プロダクトデザイン、ウェブデザインのニュース記事は、単純なものより深い考察がなされているものがシェアされている傾向がある。これは音楽関係者や、ウェブサービス関係者がSNSを活用して活発に意見交換を行っていることが影響していると思われる。

低いトピックのニュース記事は読んでいることを周囲に知られたくないニュース記事であるといえる。最もシェアされにくかったトピックは恋愛に関するニュース記事のトピックである。恋愛に関するニュース記事の中で閲覧したユーザ数が多いものは、アダルトなものや、批判的な内容、コンプレックスを刺激する内容のものが多く、これらのニュース記事はほとんどシェアされていない。ブログに関するニュース記事は、ブログでどのように収益を上げるかという内容のニュース記事が多く閲覧されているが、これらのニュース記事もシェアされにくい傾向にある。またSNSの炎上に関しても同様に多く閲覧されるがあまりシェアされていない傾向にあった。これらのニュース記事は人々の興味を強く引くため閲覧されやすいが、閲覧していることを周りの人に主張したいものではないということがシェア率からわかる。一方仕事術、マネージメントに関するトピックは直感的にはシェアされやすいように思われるがシェア率が低いトピックである。表6.2で示したシェア数が2番目多いニュース記事であった報連相のニュース記事はこのトピックに含まれており、このトピックにシェア数が多いニュース記事は一定数存在する。しかしそれ以上に特定企業の経営体質を批判するニュース記事や、仕事が出来ない人の特徴といったネガティブなニュース記事が多く閲覧を得ており、そのようなニュース記事はシェアの数が少なく、全体としてのシェア率を低下させている。

表 6.6: 閲覧なしにシェアされた率が高いトピック

トピックの概要	閲覧なしシェア率
野球に関するトピック	52.3%
アニメに関するトピック	41.2%
ソーシャルゲームに関するトピック	38.0%
医療に関するトピック	37.8%
働き方に関するトピック	37.2 %

同様にシェアのうち閲覧をしないでシェアした割合についても高いトピックを表6.6, 低いトピックを表6.7に示す。このときシェア数が1,000件を下回るトピックは集計から除いている。最も低いトピックと最も高いトピックでは閲覧なしの

表 6.7: 閲覧なしにシェアされた率が低いトピック

トピックの概要	閲覧なしシェア率
仕事術に関するトピック	20.4%
おもしろ画像に関するトピック	21.7%
労働問題に関するトピック	21.9%
ベンチャーに関するトピック	23.5%
教育に関するトピック	24.0 %

シェアの割合の比が2.5倍にも上る。閲覧なしにシェアされた率が高いトピックは多くのニュース記事はあまりシェアされないが、まれにシェアされやすいニュースが出現しそれを閲覧せずにシェアすることを好むユーザが数多くシェアすることで、そのトピックのシェアのうち多くが閲覧なしのシェアになる。例えば野球に関するトピックではWBCの際の選手の発言に関するニュース記事であったり、アニメに関するトピックでは日本アニメの海外での評価に関するニュース記事などが多く閲覧することなしでシェアされていた。

このようにトピックごとに閲覧・シェアの傾向が異なることが明らかになった。シェアされやすいトピックは周りの人に伝えるというシェアの特性を反映して、ポジティブな内容が多い。一方でシェアされにくいトピックはコンプレックスを刺激する内容や、ネガティブな内容が多く、現実世界においてもあまり公の場では話題にしにくい内容が多い。ニュース配信サービスにおいてこのような内容のニュース記事ばかりが配信されてしまうと、人々はサービスから不快感を抱いてしまう恐れがある。このように閲覧されやすいニュース記事を配信するだけでは不十分であり、シェアのされやすさも考慮して配信するニュースを選ぶことの重要性が示唆された。

6.3 ユーザの閲覧とシェアに対する傾向の違い

本節ではユーザが最も閲覧したトピックと最もシェアしたトピックを比較し、ユーザの閲覧とシェアがどのように異なるかを分析する。ユーザが最も閲覧したトピックとシェアしたトピックが異なるユーザは4,112人で全体の32.2%になる。

閲覧したトピックとシェアしたトピックの異なり方を調べる。最も閲覧したトピックが t_{view} 、最もシェアしたトピックが t_{share} だったユーザ数を $N(t_{view}, t_{share})$ と表すこととする。ここでその組み合わせが最も閲覧したトピックと最もシェアし

たトピックが等しいユーザに比べてどの程度多いのかを以下の指標で評価する。

$$R(t_{view}, t_{share}) = \frac{N(t_{view}, t_{share})}{N(t_{view}, t_{view})}$$

この R は最も閲覧したトピックと最もシェアしたトピックが一致しているユーザの数と、最も閲覧したトピックと最もシェアしたトピックが一致しない数の比であり、そのトピックを閲覧したユーザのうち、そのトピックをシェアしなかったユーザがどの程度いるのかを表している。最も閲覧したトピックと最もシェアしたトピックが一致するユーザが少ないと大きく出やすくなるため、100人以上いるトピックにおいて評価を行った。

表 6.8: 閲覧したトピックとシェアしたトピックとの異なり方

t_{view}	t_{share}	$R(t_{view}, t_{share})$
恋愛コラムに関するトピック	ライフハックに関するトピック	0.856
写真に関するトピック	ライフハックに関するトピック	0.291
恋愛コラムに関するトピック	健康に関するトピック	0.273
恋愛コラムに関するトピック	iPhone アプリに関するトピック	0.223
アニメに関するトピック	ライフハックに関するトピック	0.189

表 6.8 に R が高い 5 つの組み合わせを示す。いずれの組み合わせも最も閲覧したトピックと最もシェアしたトピックの関連性は低いと考えられる。中でも恋愛コラムについては、そのトピックに関するニュース記事を読んでいる、恋愛コラムをシェアするユーザより、それ以外のトピックをシェアするユーザのほうが多いことがわかる。

このようにニュース記事の閲覧とシェアの間には差異があるケースがある程度存在することが明らかとなった。閲覧が情報欲求や娯楽目的によるものであるとすればシェアの場合は社会的ステータスや人間関係がそれらに加わる。恋愛コラムのトピックに関するニュース記事をシェアすることは社会的ステータスや人間関係を毀損すると人々が考えている可能性が高いといえる。

6.4 ネットワーク分析

本節では閲覧、シェアの共起性から構築したネットワークをクラスタ分析することによって、閲覧とシェアが持っている特性とその違いを分析する。6.2 節, 6.3

節ではニュース記事のトピックから閲覧とシェアについて分析を行い、閲覧されやすいニュース記事とシェアされやすいニュース記事に差があることを明らかにした。ネットワーク分析はグラフ理論を背景にした手法であり、データをノードとそれらの関係性を表すエッジから表現することでデータ全体の構造を分析する。本節では閲覧、シェアそれぞれの行動をネットワークにより表現し、ユーザの行動が閲覧、シェアでどのように異なり、どのように変化しているのかを述べる。

推薦システムにおいて行動の共起性は重要である。協調フィルタリングは共起性を元に構築された手法であり、内容ベースにおいても共起性をアイテムの特徴量で表現している手法である。閲覧とシェアにおける行動の共起がの特性とその違いを分析することは、ニュース推薦システムにシェアのされやすさを導入する上で重要であるといえる。

6.4.1 閲覧行動ネットワーク

まず閲覧行動によるユーザネットワークの構築とその分析について述べる。ノードを各ユーザ、エッジをユーザ同士で同じニュースを閲覧した回数で表す。このようなネットワークは共起ネットワークと呼ばれ、主に推薦システムなどで利用されている。ここで1件でも共起行動が発生した場合にエッジを生成するとグラフが大規模かつ複雑になるのでエッジを一定の条件で間引く。一般にしきい値を設定し一定以上の重みのエッジのみを残す方法が取られるが、本研究のようにユーザ間の行動量の差が大きい場合には行動の数が少ないユーザの作るエッジがなくなってしまう。

本研究では k-Nearest Neighbour Graph(kNN Graph) を用いて共起ネットワークを構築する [Cao 15]。kNN グラフとは各ノードが少なくとも重みが大きい k 個のエッジを持つように作られたグラフである。これによって行動が少ないユーザも一定のエッジを持ち、行動の多いユーザのエッジを間引くことができる。

今回は k の値を 7 としてグラフを構築し、12,764 個のノード、88,931 個のエッジからなる 1 つのネットワークが得られた。本研究で用いたデータのユーザ数は 12,768 人のため 4 人のユーザについては、閲覧行動において他のユーザとの共起が一切発生しなかったこととなる。1 ノードの平均次数 (平均エッジ数、もしくは隣接ノード数) は 13.9 となる。これは各ノードが最低 7 つのエッジを持つようにしているため、それ以上のエッジを持つノードが存在するためである。次数が 7 のノードは 9,356 個ある。これは全体の 72.3%、次数が 8 のノードは 1,355 であり、7 のノードと合わせると 84.0%にも登る。残りの 16%のノードが平均次数を大きく押し上げている。

次に共起ネットワークのクラスタリングを行う。クラスタリングには louvian method[Blondel 08]を用いる。louvian methodはネットワークにおける modularity という手法を最適化するようにクラスタリングを行う手法であり、高速で、特に人間同士の関係性を表現するために優れた手法として知られている [Fortunato 10]. 本研究はユーザ間における興味関心の類似性をネットワークとして分析するものであるため適当な手法である。

閲覧行動ネットワーク louvian method によるクラスタリングを適用した結果ネットワークは8つのクラスタに分割された。louvian methodはk-meansなどの代表的なクラスタリング手法と違い、パラメータを設定したり調整する必要がない。これらのクラスタの特徴を把握するためにクラスタを文書、ユーザに閲覧されたニュースを語、クラスタ内でそのニュースを閲覧したユーザ数を語の出現頻度としてTF-IDF分析を行い、そのクラスタ内での特徴的なニュースから各クラスタの概要を判断する。各クラスタのユーザ数と概要を表6.9に示す。

表 6.9: 閲覧ネットワークのクラスタ

	クラスタの概要	ユーザ数
(a)	Web デザイン	1,507
(b)	労働問題	1,784
(c)	iPhone の機能やデザイン	2,705
(d)	面白い画像などを中心としたコラム	1,349
(e)	科学・健康などの話題を中心としたコラム	1,490
(f)	政治	1,271
(g)	Web サービス	1,482
(h)	仕事術	997
(i)	スポーツ	179

各クラスタの概要はTF-IDF値の高いニュース記事のタイトルから得た著者の主観によるものである。(f)や(i)については明らかにそれとわかるように関連するニュース記事ばかりであったが、特に(a),(g)や(b)と(h)などは瞬時に2つのクラスタの区別をつけることが困難なほど傾向は類似していた。

次に各クラスタ間の関係を見るために、各ニュース記事を次元とし、TF-IDF値を値としたベクトルを各クラスタの特徴ベクトルとして、クラスタ間のコサイン類似度を測る。コサイン類似度が高いクラスタの組み合わせ10個を表6.10に示す。クラスタ間のコサイン類似度が高いことはそのクラスタ間で閲覧されたニュース記

表 6.10: 閲覧ネットワークのクラスタ間類似度

クラスタの組み合わせ	コサイン類似度
(a), (g)	0.68
(b), (h)	0.65
(a), (c)	0.62
(b), (g)	0.59
(c), (g)	0.56
(a), (b)	0.50
(a), (h)	0.49
(d), (g)	0.48
(e), (h)	0.47
(b), (e)	0.43

事の内容が類似しているといえる。(a), (c), (g) や (b), (h) は高く類似しており、またこの2つのまとまりの間も比較的高く類似していると言える。しかし TF-IDF 値の高いニュース記事上位 30 件を比較した場合一致したニュース記事は、(a), (c) 間では 6 件、(a), (g) 間では 10 件、(c), (g) 間では 4 件、(b), (h) 間では 3 件と特徴が著しく類似しているわけではないことがいえる。同様に読みもの系である (d) と (e) については類似度 0.39 であり強く類似してはいない。(d) はより (a), (c), (g) 側に、(e) はより (b), (h) 側に類似しておりユーザ層の違いが現れている。(f), (i) は他のクラスタとは大きく異なっており、(f) は (b) と 0.39、(e) と 0.22 となっているほかはすべて 0.2 未満、(i) はすべてのクラスタと 0.2 未満であった。

6.4.2 シェア行動ネットワーク

閲覧行動と同様にシェア行動についても $k=7$ の kNN Graph を構築しノード数 12,767、エッジ数 88,877 のグラフを得た。全ユーザ中 1 人のユーザは他のユーザとの共起行動が一切発生しなかった。1 ノードの平均次数は 13.9 で閲覧行動ネットワークと大きな違いはない。次数が 7 のノードは 8,223 ノードで全体の 64.4% にあたる。これは閲覧行動ネットワークに比べて 10% 程度低い。次数が 8 のノードは 1,893 ノードで全体の 79.2% であり閲覧行動ネットワークとくらべて 5% ほど低い。次数分布がより高い方に偏っていることがわかる。

閲覧行動ネットワークと同様にクラスタリングも行った。得られたクラスタの

ユーザ数と概要を表 6.11 に、各クラスタ間のコサイン類似度を表 6.12 に示す。

表 6.11: シェアネットワークのクラスタ

	クラスタの概要	ユーザ数
(A)	iPhone やアプリ	1,834
(B)	仕事術	2,132
(C)	アプリ開発, ガジェット	1,566
(D)	政治	1,182
(E)	健康	1,864
(F)	Web デザイン	1,324
(G)	仕事術	1,541
(H)	スポーツ	170
(I)	アート	1,154

(f) と (D), (j) と (H), (i) と (B) などなど閲覧ネットワークと対応したクラスタが現れたが、既に述べたように閲覧されるニュース記事とシェアされるニュース記事の傾向は違うため、対応するクラスタにおいて現れるニュース記事にも違いがあった。閲覧ネットワークとシェアネットワークの比較については後ほどより詳しく検討する。

またクラスタ間類似度については全体として閲覧ネットワークに比べて低くなっており、クラスタ間でシェアのされ方の異なり方がより強くなっているといえる。これは閲覧されやすいニュース記事は興味関心が異なっても共通のニュース記事が一定数現れるのに対して、シェアされやすいニュース記事は興味関心によって異なりが大きいことを示しているといえる。

また読み物系についてはその他のクラスタの類似度が閲覧ネットワークでは高かったのに対して、シェアネットワークではビジネス系と Web 系の結びつきのほうが強くなっている。(D) の政治、(H) のスポーツについては更に他のクラスタからの異なりが強くなっており、(D) は (B) との類似度が最大で 0.25 であり、その他のクラスタとは 0.2 未満、(H) はすべてのクラスタとの類似度が 0.1 未満であった。

6.4.3 2つのネットワークの比較

ここまで閲覧ネットワークとシェアネットワークそれぞれの分析を行い、それぞれの特徴が異なることを示した。本節ではより詳細に2つのネットワークの比

表 6.12: シェアネットワークのクラスタ間類似度

クラスタの組み合わせ	コサイン類似度
(B), (G)	0.55
(A), (C)	0.46
(A), (B)	0.40
(B), (F)	0.36
(C), (F)	0.32
(C), (G)	0.29
(A), (F)	0.28
(F), (G)	0.26
(B), (C)	0.25
(A), (G)	0.25

較を行い、閲覧とシェアの間の関係について論じる。

まずはそれぞれのネットワークのクラスタ内ユーザがどのように変化しているかを調べるために、ネットワーク間でユーザがどのクラスタからどのクラスタに遷移しているかをみる。まずは閲覧ネットワークからシェアネットワークへの遷移について、閲覧ネットワークの各クラスタから最も遷移率の高いシェアネットワークのクラスタとその遷移率を表 6.13 に示す。

ここで遷移率は $\frac{\text{遷移先クラスタと遷移元クラスタに共通するユーザ数}}{\text{遷移元クラスタのユーザ数}}$ で求めることとする。Jaccard 係数のような集合間の類似度指標を使用しないのは、閲覧における興味関心のクラスタからシェアの興味関心クラスタにどれだけ変化しているかを割合として知りたいという動機からである。また閲覧からシェアという方向で評価しているのは、閲覧のみで構築するニュース推薦システムにシェアを導入したときの影響について論じるためである。

最も高い遷移先は重複しておらず閲覧とシェア間で対応するクラスタが構成されていることがわかる。

全体で最も遷移率が高い組み合わせは (e),(E) 間であり全体の 3/4 が遷移している他、(f) も約 7 割が (D) 遷移に遷移している。(e), (E) は科学や健康に関するニュース記事への行動が多いクラスタであり、(f), (D) も政治に関するニュース記事への行動が多いクラスタであり、これらのクラスタに所属するユーザの行動は閲覧とシェアでは比較的一貫しているといえる。しかし閲覧されやすいニュース記事とシェアされやすいニュース記事はそれぞれのクラスタで大きく異なっている。

表 6.13: 閲覧ネットワークからシェアネットワークへのクラスタ間遷移

閲覧クラスタ	遷移先シェアクラスタ	遷移率
(a)	(F)	0.49
(b)	(B)	0.52
(c)	(C)	0.39
(d)	(I)	0.51
(e)	(E)	0.76
(f)	(D)	0.71
(g)	(A)	0.36
(h)	(G)	0.57
(i)	(H)	0.63

(c), (g) は最も高い遷移先の遷移率が0.4を下回り閲覧クラスタの中では低い水準になっている。(c)はiPhoneに関するクラスタであり、(g)はウェブサービスに関するクラスタである。この2つの関係は表6.10で示した記事のコサイン類似度においても全体で5番目と高い値になっており、行動が類似しているクラスタであるといえる。(C)はガジェットやアプリ開発、(A)はiPhoneやアプリに関するクラスタであり、(c)と(C)、(g)と(A)は互いに類似しているといえる。

(c)の2番目に遷移率が高いクラスタの(A)は(g)の1番遷移率が高いクラスタであるが、(c)の1番遷移率が高いクラスタである(C)に対して(g)からは0.03の遷移率しかない。これから(g)のユーザはガジェットやアプリ開発への関心は薄いことが読み取れる。同様に(g)が2番目に遷移した(B)に1番遷移した(b)から(A)への遷移率も0.03なのであった。(B)は仕事術などに関するクラスタであり、(c)はギークな人々が多く、(g)はビジネス志向のユーザが多いと言えそうである。このようにシェアと組み合わせることによってユーザの興味関心はより深く読み取ることができるようになる。

その他に遷移率が高い組み合わせとしては(d)から(E)が0.21で遷移している。(d)は面白画像に関するニュース記事を多く閲覧しているユーザのクラスタで、最も遷移している先は(I)のアートに関するニュース記事を多くシェアしているユーザのクラスタである。(E)は先に述べた通り科学に関するニュースを多くシェアしているユーザのクラスタであり、(e)の科学、健康コラムに関するニュースを多く閲覧しているユーザのクラスタから多くのユーザが遷移している。(d)と(e)の2つの閲覧傾向の類似性は表6.10にあるように高くない。このように閲覧の情報で

は関係性が高くないクラスタであっても、シェアへの遷移を考慮すると関係性が確認できる。

このように本節では閲覧とシェアにおけるクラスタリングの関係性を分析した。その結果閲覧における興味関心の傾向がシェアにおける興味関心に必ずしも反映されるわけではないこと、閲覧とシェアを組み合わせることで、ユーザの興味関心をより深く読み取ることができることが明らかになった。

6.5 本章のまとめ

本章ではニュース推薦システムにシェアを導入することの必要性や意義について論じることを目的に、ニュース記事の閲覧とシェアの違いについての分析を行った。

まず基本的な分析として、よく閲覧されたニュース記事、よくシェアされたニュース記事、よく閲覧することなしにシェアされたニュース記事がどのようなものであったを示し、それぞれの傾向が大きく異なっていることを示した。

次にニュース記事の内容による違いを分析するためにトピックモデルを使った分析を行った。ニュース記事のトピックごとにシェアされる率が違うことを示し、どのようなトピックのニュース記事がシェアされやすく、どのようなトピックのニュース記事がシェアされにくいのかを示した。

そしてユーザごとに最も閲覧したトピックと最もシェアしたトピックの異なり方を分析し、定性的な評価からシェアでは周りの人にどう見られるかをユーザが考慮している様子を確認できた。

そしてネットワーク分析により、閲覧とシェアでネットワークの特性が異なること、そしてクラスタの遷移から閲覧時のクラスタとシェア時のクラスタの関係が一致しないことを示し、閲覧とシェアの両方からユーザの興味関心をより深く理解できることを示した。

このようにユーザの閲覧行動とシェア行動は異なり、ニュース記事をシェアするという行動には周りからどう見られたいかという点が確認できた。過去の研究において指摘されていたシェアの動機を、ユーザ行動履歴から確認することができたといえる。

閲覧のされやすさに対してシェアされにくいニュース記事は低俗なニュース記事や、閲覧を誘発するニュース記事や、コンプレックスを刺激する内容のニュース記事が多い。これらのニュース記事は閲覧されやすい一方で、閲覧したユーザを不快にさせてしまうことがある。閲覧されやすいニュース記事ばかりを推薦してしまうと、低俗なニュース記事や、閲覧を誘発するニュース記事や、コンプレックスを刺激する内容のニュース記事が推薦されやすくなり、ユーザを不快にするニュー

ス記事が推薦されやすくなってしまうことが考えられる。閲覧されやすくシェアされにくいニュース記事は強い興味を引くものの、一方でユーザに不快な思いをさせるニュース記事であるともいえる。このようなニュース記事ばかりを推薦するニュース推薦システムでは、ニュース配信サービスを利用するユーザに不快な思いをさせてしまい、長期的な継続率を低下させてしまう恐れがある。

このことから閲覧されやすさだけでなく、シェアされやすさもニュース推薦システムでニュース記事を推薦する際に考慮されるべきであると考えられる。周りの人にシェアしたいニュース記事がこれまでより多く推薦されるようになることは、ユーザにとって利益があることであり、長期的な継続率にも有効に働くことが期待される。このように本章においてはシェアのされやすさをニュース推薦システムに導入する必要性と意義を確認することができた。

第7章 SNSへのシェアを組み込んだ ニュース推薦システム

本章ではシェアのされやすさを考慮してニュース推薦システムを構築する方法について検討する。本研究では閲覧されやすいが、ユーザを不快にさせてしまうニュース記事ばかりが推薦されやすくなってしまいうというニュース推薦システムの課題に対して、ユーザを不快にさせるニュース記事はシェアされにくいのではないかという考えのもとで、シェアされやすいニュース記事を推薦できるようにすることを提案している。閲覧しやすいニュース記事を推薦することは短期的にはニュース配信サービスの閲覧数を向上させることが期待できるが、ユーザを付加にするニュース記事が推薦されてしまうことによって、長期的な継続率が低下してしまうのではないかと考えている。

前章ではユーザがSNSにニュース記事をシェアする行動について、ニュース記事を閲覧する行動との比較によって分析を行った。その結果閲覧されやすいニュース記事とシェアされやすいニュース記事の特性が異なること、そして閲覧されやすくシェアされにくいニュース記事は、比較的低位なものが多いことを確認した。つまりシェアされやすいニュース記事を推薦できるようになることで、ユーザが不快にさせるニュース記事が推薦されにくくなり、長期的な継続率を高めることが期待できる。

本章ではシェアされやすいニュース記事を推薦するために、ユーザが閲覧したニュース記事だけではなく、シェアしたニュース記事を入力データ及び評価データとして用いてニュース推薦システムを構築する方法について検討を行う。前章では閲覧とシェアそれぞれの行動特性の違いについて論じたが、そこではユーザにおける閲覧とシェアの行動特性は一致していないことが多く、閲覧からシェア、シェアから閲覧を予測することは困難であることが示唆された。ニュース配信サービスのユーザ行動から入力データと評価データにニュース記事の閲覧とシェアを用いてニュース推薦システムを構築し、その効果と課題について論じる。

7.1 本章における新規性と貢献

本章ではニュース推薦システムの入力データと評価データにニュース記事の閲覧とシェアを用いて、閲覧とシェアの特性の違いがニュース推薦システムに与える影響を明らかにする。本研究の目的はニュース記事のシェアされやすさをニュース推薦システムに導入することである。シェアされやすいニュース記事を推薦できるようにするには、入力データとしてユーザのシェア行動を用いて、シェア行動を再現できるように推薦システムを構築する必要がある。ニュース推薦システムでは入力データとしてニュース記事の閲覧が主に用いられている。シェアを用いる研究も一部存在するが、閲覧データの代替としての利用であり、閲覧とシェアの違いを論じた研究は存在しない。

本研究では6章において、閲覧とシェアにおけるユーザ行動は異なることを示した。本章ではこの違いがニュース推薦システムに与える影響を明らかにするために、閲覧とシェアそれぞれで構築したニュース推薦システムと、双方のデータで構築した推薦システムを元に、閲覧とシェアそれぞれの予測精度を比較し、シェアをニュース推薦システムに取り込むことによる効果について論じる。

本章の実験はニュース推薦システムにおける入力データと評価データの影響を明らかにするものであり、ニュース推薦システムのアルゴリズム自体の提案は行わず、ニュース推薦システムのアルゴリズムには既存の手法を用いる。

7.2 関連研究

本節では関連研究として、ソーシャルメディアを推薦システムに活用する試みについて紹介する。

ソーシャルメディアが急速に普及したことを背景に、ソーシャルメディアの情報を推薦システムに活用しようという試みは数多く行われている [Bu 10, Qian 14, Rathod 15]。ソーシャルメディアによって人々がコンテンツに対して言及したり、タグ付けを行ったりすることによって、これまで獲得できなかった種類のデータが獲得できるようになり、コールドスタート対策や、スパーズ対策、コンテンツ情報の抽出を中心に用いられている。

ニュース推薦システムの研究では Twitter のデータを用いたものが提案されている。ニュース配信サービスのデータが得られにくいのに対して、Twitter のデータは比較的入手しやすいことから、ニュース配信サービスの閲覧データの代替として Twitter のデータを用いている。Jonnalagedda らは Twitter における直近のそのニュース記事に関係する投稿の数からニュース記事の価値を推定し、個人の興味と組み合わせることでハイブリッド型のシステムを提案している [Jonnalagedda 13]。

Phelan らは Twitter におけるユーザの投稿からユーザの興味を抽出し、ユーザのプロファイル情報を構築している [Phelan 09]. Jonnalagedda らは Twitter のデータを元に人気ランキングを構築しており、ニュース配信サービスにおける閲覧数の代わりに、そのニュース記事に関連するツイート数を用いているといえる。Phelan らはユーザの興味関心を構築するために Twitter のデータを用いており、ユーザのニュース記事閲覧情報を Twitter の投稿によって代替していると言える。

このようにソーシャルメディアへの投稿を活用してニュース推薦システムを作ろうという試みはあるが、それは閲覧データの代替としてであり、閲覧データと比較した時の有効性などは議論されていない。

本章ではニュース推薦システムに閲覧とシェアが与える影響について比較することで、シェアを活用したニュース推薦システムを構築することを試みる。

7.3 MinHash を用いた協調フィルタリングによるニュース推薦システム

本節では本章での実験に用いるニュース推薦システムについて述べる。本章ではニュース記事の閲覧とニュース記事のシェアを、ニュース推薦システムとしてどのように活用するかを検討することを目的としているため、推薦システム自体はすでに提案されている手法として、Das らが提案している Google News における MinHash を用いた協調フィルタリングによるニュース推薦システムを用いて実験を行う [Das 07].

本章で用いる協調フィルタリングはクラスタリングを用いた手法である。ニュース記事の集合を S 、ユーザの集合を U とし、あるユーザ $u_a \in U$ に対するニュース記事 $s_k \in S$ の評価値 r_{u_a, s_k} を以下のように表す。

$$r_{u_a, s_k} \propto \sum_{c_i: u_a \in c_i} w(u_a, c_i) \sum_{u_j: u_j \in c_i} I(u_j, s_k) \quad (7.1)$$

ここで c_i はクラスタを表し、 $u_a \in c_i$ はユーザ u_a がクラスタ c_i に属することを示し、 $w(u_a, c_i)$ はユーザ u_a がクラスタ c_i に所属する度合いを表す。 $I(u_j, s_k)$ はユーザ u_j がニュース記事 s_k を評価したかどうかを示し、評価した場合は 1、そうでない場合は 0 の値をとる。

クラスタリングではユーザ同士が同じクラスタに所属する確率を、それぞれのユーザが評価したアイテム集合の重複率としてクラスタリングを行う。2つの集合の重複率を図る指標としては Jaccard 係数が知られているが、推薦システムに用いる場合すべてのユーザ間において関連性を評価しなければならず、計算コストの高さが課題となる。

そこでクラスタリングに MinHash を用いる。MinHash とは Locality Sensitive Hashing (LSH) と呼ばれるハッシュを使った近傍探索の技術の一つであり、LSH の考え方をういて Jaccard 係数を求める手法のことを MinHash と呼ぶ [Cohen 01]。LSH は Indyk と Motwani により提案され [Indyk 98]、様々な分野で応用されている [Gionis 99, Cohen 01, Buhler 01]。MinHash は集合からランダムな要素を選ぶハッシュ関数において、2つの集合から共通のハッシュ関数によって選ばれた要素が一致する確率が、Jaccard 係数と一致するという性質を元にしていて。そこで MinHash では k 個のハッシュ関数を用意し、共通のハッシュ関数で一致した要素が選ばれた回数を k で割った値が Jaccard 係数であるとする。ハッシュ値は事前に計算しておくことができるため、Jaccard 係数を毎回計算することと比較してスケラブルに計算することが可能となる。

Das らは MinHash をニュース推薦システムに用いる際に、あるハッシュ関数 h を元に要素 v が選ばれた場合に、そのユーザ u はクラスタ $c_{h,v}$ に属するものとし、ユーザ間の類似度 $w(u, u_i)$ を所属した共通のクラスタの数を元に、全ユーザで総和が 1 になるように正規化したものであるとした。これにより式 7.1 で示された評価値 r_{u_a, s_k} は、以下のように表すことができる。

$$r_{u_a, s_k} = \sum_{u_i \in U} w(u_a, u_i) I(u_i, s_k) \quad (7.2)$$

本研究ではハッシュ関数に MurmurHash3¹ を使い、シードの値を変えることにより複数のハッシュ値を生成する。シードの数は Das らの実験にならい 100 個とした。

以降このニュース推薦システムを用いて、入力データに閲覧とシェアを用いて実験を行うことにより、閲覧とシェアの行動特性の違いがニュース推薦システムに与える影響について分析を行う。

7.4 データセット

本節では本章で用いるデータセットについて述べる。まずデータセットの概要について述べたあと、訓練データとテストデータの設計について述べる。

本章では前章と同様にグノシーにおけるユーザの行動履歴データを用いる。ここで協調フィルタリングによる推薦システムの検証に用いるために、コールドスタート問題を引き起こすデータについては事前に除去することとする。コールドスタート問題を引き起こすデータとしては、一定数以上のユーザが閲覧、シェアを行って

¹<https://github.com/aappleby/smhasher>

いないニュース記事と、一定回数以上の閲覧、シェアを行ってないユーザが該当する。そのため2013年の一定期間の行動履歴データから、まず一定数以上の閲覧とシェアが行われているニュース記事に関するデータを抽出し、その上で一定回数以上の閲覧とシェアを行っているユーザを抽出し、その結果ニュース記事が6,188件、ユーザ数が6,458人となった。

このように得られた行動履歴データを用いてニュース推薦システムとして検証を行うために、本章ではユーザの行動履歴データについて、訓練データとテストデータに8:2の比率で分割した。ユーザごとに、また行動の種類ごとに訓練データとテストデータの比率が異ならないように、分割の比率はユーザ単位で閲覧、シェアそれぞれを8:2で分割した。またその際に閲覧とシェアでニュース記事の分割は一定になるようにした。例えばあるユーザが閲覧とシェアの両方を行ったニュース記事に対して、閲覧が訓練データ、シェアがテストデータに含まれるケースは発生しないようにし、必ず両方のデータがどちらか一方のみに含まれるようにした。これはデータの分け方によって精度が変化することを防ぐためである。

本研究では閲覧とシェアのニュース推薦システムにおける比較を行うために、閲覧データで構築したニュース推薦システムを用いてユーザがシェアするニュース記事を予測することや、その逆にシェアデータで構築したニュース推薦システムを用いてユーザが閲覧するニュース記事を予測する実験を行う。そのため例えばあるユーザ u_a の行動履歴データにおいて、ニュース記事 s_k への閲覧が訓練データに、シェアがテストデータに分割された場合、閲覧データで構築したニュース推薦システムからユーザがシェアの予測を行う際に、すでに訓練データに含まれていることから過剰に高い精度が出てしまうことが考えられる。それを避けるためにあるユーザ u_a のニュース記事 s_k に対する行動履歴データは、訓練データとテストデータへの振り分けがニュース記事単位で一貫している必要がある。

7.5 評価手法

本章で行う実験の評価手法には推薦システム研究においてよく用いられる評価手法である Precision Recall Curve と F 値を用いる。Precision は推薦結果のうち正解であった比率であり、Recall は正解データの中で推薦結果に含まれていた比率のことを指し、この2つの指標はトレードオフの関係であることが知られている。Precision Recall Curve はその名の通り Precision と Recall の関係を、Precision を縦軸に、Recall を横軸にとったグラフにプロットしたものであり、その曲線が高い位置にあるほうがよい結果であるとされている。

Precision Recall Curve を描くためには式7.2で求められた評価値からしきい値

以上のユーザとニュース記事の組み合わせを推薦結果として取り出し、Precision と Recall を計算する。この推薦結果を決定するためのしきい値を変化させることで、Precision Recall Curve を描く。本章ではこのしきい値を Das らの研究に倣い $\{10^{-x} | x \in \{0.1, 0.2, \dots, 4.0\}\}$ として設定した [Das 07].

F 値は Precision と Recall の調和平均によって求められる評価指標であり、検索システムや推薦システムの総合的な評価を行う指標として広く用いられている。本章の実験では Precision Recall Curve の中で最大の F 値を評価値として用いる。

7.6 実験

7.6.1 閲覧とシェアの違いが推薦システムに与える影響

本項では閲覧とシェアの違いがニュース推薦システムに与える影響について実験を行う。訓練データにおける閲覧行動のみから構築したニュース推薦システムと、シェア行動のみから構築したニュース推薦システムを用いて、テストデータの閲覧行動とシェア行動それぞれの予測を行う。

この実験では閲覧とシェアの行動特性の違いがニュース推薦システムにどれだけ影響するかを確認することを目的としている。閲覧行動のみを用いたニュース推薦システムが、シェア行動のみを用いたニュース推薦システムに対してどれだけシェアを予測できるのか、またその逆としてシェア行動のみを用いたニュース推薦システムが、閲覧行動のみを用いたニュース推薦システムに対してどれだけ閲覧を予測できるのかを検証する。前章では閲覧されるニュース記事とシェアされるニュース記事の特性が大きく異なることを示した。これは閲覧行動に最適化することを目的とした既存のニュース推薦システムが、ユーザがニュース記事をシェアすることを考慮できていない可能性を示唆している。本項では実際にどれほど行動の特性の違いが精度に影響するのかを示す。以降閲覧のみを用いたものを view only model, シェアのみを用いたものを share only model と呼ぶ。

評価については 7.5 節でも述べたように Precision Recall Curve と F 値によって行う。view only model, share only model それぞれが一定のしきい値以上の評価値を与えたニュース記事群について、閲覧行動を正解データとした場合とシェア行動を正解データとした場合において、Precision と Recall をそれぞれ求め、Precision Recall Curve を描き最も F 値が大きい点を求める。

図 7.1 は view only model と、share only model によってユーザの閲覧するニュース記事を予測した時の Precision Recall Curve である。

明らかに view only model のほうが、share only model を上回っている。最大の F 値は view only model が 0.076 で、share only model が 0.055 であり、view only model

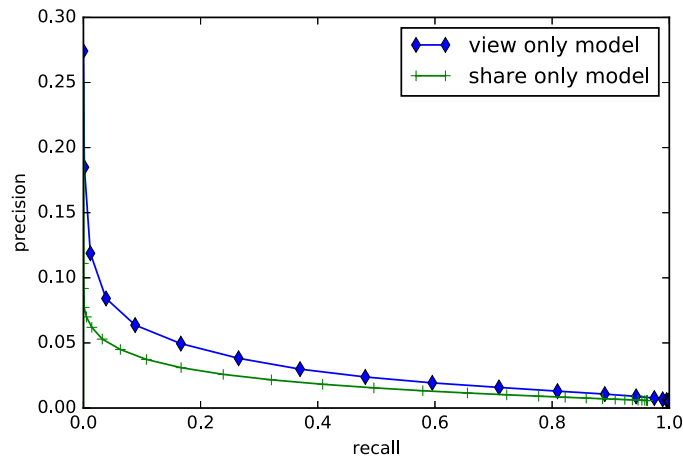


図 7.1: view only model と share only model による閲覧の予測

のほうが約 1.4 倍高い結果となっている。つまりシェアの共起行動を用いたモデルでは、閲覧を予測することは難しい。

図 7.2 は同様な 2 つのニュース推薦システムによってユーザーのシェアするするニュース記事を予測した時の Precision Recall Curve である。こちらも明らかに share only model のほうが、view only model を上回っている。最大の F 値は閲覧行動から構築したほうが 0.023 で、シェア行動から構築したほうが 0.042 であり、約 1.8 倍となっている。シェアから閲覧を予測できなかったことと同様に、閲覧の共起行動を用いたモデルでは、シェアを予測することが難しい。

以上のように前章で見てきた 2 つの行動の特性の違いを反映した形で、一方の行動のみから構築したニュース推薦システムではもう一方の行動を予測することが難しいことが確認できた。つまりこれまでの閲覧行動のみを考慮した一般的なニュース推薦システムである view only model は、ユーザーが他人にシェアしたいニュース記事を十分に推薦結果に反映できていないと言える。一方で Twitter などのデータを用いて構築したニュース推薦システムでは、閲覧行動を予測することが難しい。

7.6.2 閲覧とシェアの双方を考慮した推薦システム

本項ではニュース推薦を構築するユーザー行動データとして閲覧とシェアの双方を考慮する。前項で閲覧行動だけではシェアを予測できず、シェア行動だけでは閲覧を予測できないことを示した。本項の試みでは両方のデータを入力としてニュー

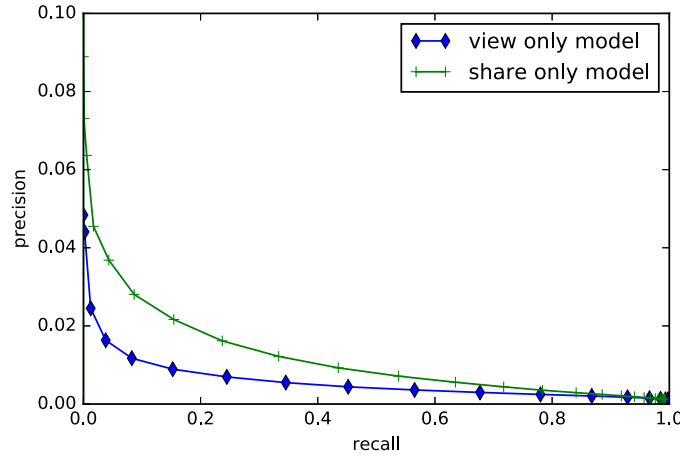


図 7.2: view only model と share only model によるシェアの予測

ス推薦システムを構築することで、ユーザが閲覧したいニュース記事だけでなく、シェアしたいニュース記事の両方を考慮したニュース推薦システムを構築することを試みる。

閲覧とシェアの双方を考慮するにあたって2つの方法を検討する。

第一の方法は閲覧とシェアを区別せず、ニュース記事に対して何らかの行動を行った否かを用いてニュース推薦システムを構築する方法である。これを action model とする。

第二の方法は閲覧とシェアを区別する方法である。これを distinguished action model とする。この方法ではニュース記事に対する閲覧と、ニュース記事に対するシェアを違う行動として入力を行い、ニュース推薦システムが出力する推薦結果においても、閲覧とシェアを区別する。これを式 7.2 を拡張する形で表現すると以下の様になる。

$$r_{u_a, s_k, act} \propto \sum_{c_i: u_a \in c_i} w(u_a, c_i) \sum_{u_j: u_j \in c_i} I(u_j, s_k, act) \quad (7.3)$$

式 7.3 において変数 act はニュース記事に対するユーザの行動を表し ($view, share$) のいずれかの値を取るものとし、 $r_{u_a, s_k, act}$ はユーザ u_a がニュース記事 s_k に対して行動 act をどれだけ起こしやすいかの推定値であるとする。 $I(u_j, s_k, act)$ はユーザ u_j がニュース記事 s_k に対して行動 act を行っている場合に 1, そうでない場合に 0 を取るものとする。

action model と distinguished action model を比較する目的は、閲覧行動とシェア行動の特性の違いがどれだけニュース推薦システムの評価に影響するのかを明

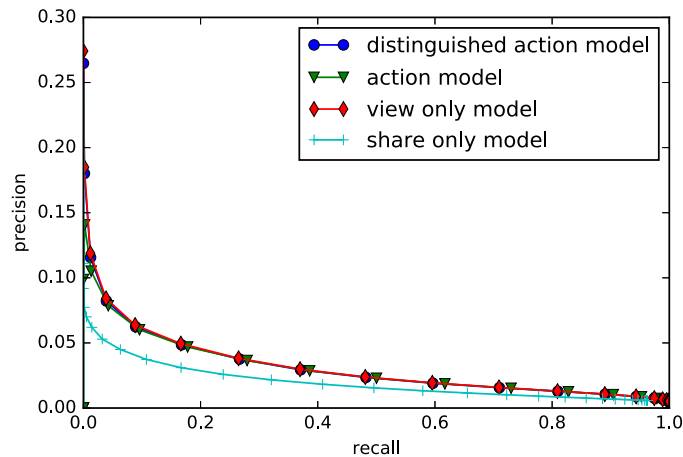


図 7.3: distinguished action model と action model による閲覧の予測

らかにするためである。本研究ではシェアされたニュース記事を推薦できるようにすることで、ニュース推薦システムの長期的な効用を高めることを目的としている。

評価は view only model, share only model と同様に Precision Recall Curve と F 値によって行う。action model の評価方法は 2 つの手法と全く同じく、一定のしきい値以上の評価値を与えた記事群と閲覧とシェアそれぞれの正解データと比較を行う。一方 distinguished action model は閲覧とシェアを区別して予測するため、一定のしきい値以上の閲覧するという評価値を与えた記事群を閲覧行動の正解データと比較し、一定のしきい値以上でシェアするという評価値を与えた記事群をシェア行動の正解データと比較する。

まずニュース記事の閲覧に対する予測を行った結果について、前項の view only model, share only model も合わせて比較を行った結果を図 7.3 に示す。distinguished action model, action model とともに view only model とほとんど同等の Precision Recall Curve を描いている。distinguished action model の最大の F 値は 0.075, action model の最大の F 値は 0.074 であり、view only model の 0.076 とほとんど同等の精度であると言える。

次にニュース記事のシェアに対する予測について、同様に前項の view only model, share only model も含めた 4 手法の比較結果を図 7.4 に示す。Precision Recall Curve において action model は view only model よりも更に下に位置しており、シェアの予測においては悪化していることがわかる。そして distinguished action model は share only model は下回るものの、view only model を大きく上回っている。最大の

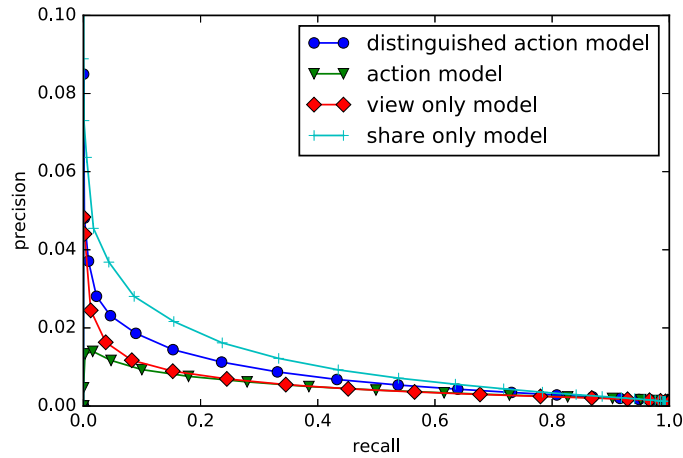


図 7.4: distinguished action model と action model によるシェアの予測

F 値においても action model は 0.019 と view only model の 0.023 をも下回っている。distinguished action model は 0.031 であり、view only model と比較すると精度の改善が見られるが、share only model の 0.042 には大きく及ばない。

このようにシェアと閲覧の両方を用いてニュース推薦システムを構築することは、逆に精度の悪化を招くことが明らかになった。これは閲覧とシェアの性質の違いがニュース推薦システムの精度に大きく影響することを示している。

7.7 シェアを組み込んだニュース推薦システムに向けて

本研究では閲覧されやすいが、ユーザを不快にさせてしまうニュース記事ばかりが推薦されやすくなってしまいうというニュース推薦システムの課題に対して、ユーザを不快にさせるニュース記事はシェアされにくいのではないかと考えた。6章において閲覧されるニュース記事とシェアされるニュース記事の特性を比較し、閲覧とシェアそれぞれの共起行動の特性を分析することにより閲覧とシェアの違いを明らかにし、シェアされやすいニュースを推薦しやすくし、シェアされにくいニュースを推薦されづらくすることで、ユーザの満足度を高めることができるのではないかと考えた。本章ではそれをニュース推薦システムに反映するための方法を論じている。

まず閲覧とシェアそれぞれでニュース推薦システムを構築し、評価データに関

覧とシェアそれぞれを用いた場合のそれぞれのシステムの評価について比較した。その結果閲覧からシェアを予測すること、シェアから閲覧を予測することは難しいことが明らかになった。

次に閲覧とシェアの両方を用いてニュース推薦システムを構築することを試みた。閲覧とシェアを区別して構築した distinguished action model と、閲覧とシェアを同一にして構築した action model について閲覧とシェアそれぞれにおける評価を比較した。その結果、閲覧行動は action model, distinguished action model 共に view only model と同程度に予測できるものの、シェア行動において action model は view only model よりも評価が悪く、distinguished action model は view only model よりも良いものの、share only model と比較すると悪いことが明らかとなった。

以上からシェアするニュース記事の予測には、閲覧するニュース記事との共起行動を使うのは難しいといえる。share only model では同じニュース記事をシェアしたユーザが他にシェアしたニュース記事を推薦する。一方 distinguished action model では share only model が推薦するものに加えて、同じニュース記事を閲覧したユーザがシェアしたニュース記事を推薦するようになる。この同じニュース記事を閲覧したユーザがシェアしたニュース記事を推薦していることが、シェアの予測精度を下げているといえる。

この結果はユーザがどのニュース記事を閲覧するかと、どのニュース記事をシェアするかとの関係性は薄いことを示している。6章の分析においても指摘したとおり、閲覧するニュース記事のクラスタとシェアするニュース記事のクラスタに一貫性がみられなかった。閲覧したニュース記事からシェアするニュース記事を予測するのは単純な方法では困難であるといえる。

機械学習の手法を用いることで、distinguished action model の精度を高めることができる可能性はある。しかしニュース推薦システムの場合、新しいニュース記事を推薦しなくてはならない。本研究で用いた単純な協調フィルタリングであれば新しいニュースを推薦することも可能だが、機械学習のモデルを適用する場合、モデルの生成と検証のサイクルを非常に早いスピードで回さなくてはならず現実的であるとはいえない。

このことから閲覧するニュース記事を予測するニュース推薦システムとは別に、シェアするニュース記事を予測するニュース推薦システムを構築し、2つを組み合わせる用いることが重要である。2つをどのように組み合わせるかはサービスが目指す方向によって異なる。ここでは組み合わせる方法とその効果についていくつかの可能性を提示する。

まずシェアされやすさが一定以下のニュース記事を推薦しないようにする方法である。シェアを用いて構築したニュース推薦システムは、ユーザがそのニュース記事をどれだけシェアするかを予測するシステムであるといえる。この評価値

が一定以下になるニュース記事を推薦の対象から外すことで、シェアされにくいと予測したニュース記事を推薦しないようにする。この方法はシェアされにくいニュース記事はユーザを不快にするニュース記事であるという前提に基づいている。閲覧されやすいがシェアされにくいニュース記事は低俗なニュース記事や、閲覧を誘発するニュース記事、コンプレックスを刺激するニュース記事が多く含まれており、閲覧したユーザを不快にすることがある。シェアされにくいニュース記事を推薦しないことで、ユーザを不快にするニュース記事が推薦されにくくなる効果を期待できる。しかし一方で短期的な閲覧数の大きな低下を招く可能性や、シェアされにくいユーザにとって関心のあるニュース記事が推薦されにくくなることによるユーザ満足度の低下も起こりうる。

閲覧されやすさとシェアされやすさの評価値の重み付け和によって表現する方法も考えられる。重み付けを調整することによってシェアされやすさと閲覧のされやすさの双方を考慮してニュース記事を推薦することができるだけでなく、評価値を対数変換することなどにより、推薦のされやすさをコントロールすることもできる。またどのように重み付けするかをユーザの行動に合わせて最適化する事もできる。このようにコントロールする変数は多いものの、調整によって様々な目的に用いることができる方法である。

シンプルな方法としては閲覧されやすいニュース記事とシェアされやすいニュース記事を一定の比率で交互に並べ替える方法が考えられる。コントロールするのは表示する段数のみであり、また閲覧されやすいニュース記事、シェアされやすいニュース記事の両方を推薦することができるため、シンプルでコントロールしやすい手法であるといえるが、それ以上の成果を求めることが難しいことが課題である。

2つの行動の特性を両方反映するためには、より高度なアルゴリズムによるニュース推薦システムを提案する必要があると考えられるが、高度なアルゴリズムはサービスで利用することを考えた場合に、メンテナンス性や、結果の解釈性において課題がある。本章で用いた協調フィルタリングはシンプルな手法でありメンテナンス性や解釈性も高く、サービスで利用しやすい推薦システムのアルゴリズムである。サービスの応用という観点から見れば2つのニュース推薦システムを組み合わせることは十分に有効であるといえる。

第8章 議論

本章では本研究の成果について整理した上で、本研究の貢献についてまとめる。その上で本研究の成果の限界について論じ、今後の課題について議論する。

8.1 本研究の整理と貢献

本研究ではニュース配信サービスの事業的な側面から、ニュース推薦システムの課題を示した。これまでニュース推薦システムでは事業的な側面はほとんど考慮されていなかった。推薦システムはウェブサービスの事業と密接に結びついており、適用するサービスの事業は考慮すべき点である。本研究は著者が推薦システムを活用したニュース配信サービスの開発・運営を行なっており、サービスを成長させた経験を持つことから、ニュース配信サービスの事業について十分に論じることができる。ニュース配信サービスの事業としての側面から課題について論じたことは、本研究の貢献の1つである。

そしてニュース配信サービスの事業はLTVを最大化することを目的としたモデルであり、ニュース推薦システムはCV率を高めるように構築されていることに課題があることを示した。ニュース推薦システムの研究は商品などで成果を上げた推薦システムの仕組みをニュースに導入する形で行われていた。本研究はビジネスモデルの観点からECサイトがCV率を高めるモデルであるのに対して、ニュース配信サービスがLTVを高めるモデルであるという違いが、ニュース推薦システムの課題につながっているとした。これはニュースと商品というだけでなく、その他様々な領域でも同様の議論ができると考えている。

ニュース推薦システムがサービスの長期的な継続率を損ねないことを目的に改善を行うために、ニュース記事の閲覧行動に最適化することでユーザの不満を招いてしまうケースを示し、それを改善する方法を提案した。推薦システムを構築するためにはユーザ行動のデータセットが必要であるが、多くのデータセットにはユーザが継続的にサービスを利用したかということは含まれておらず、またその情報をシステムに反映させる仕組みを構築することは困難である。理想的にはニュース配信サービスの価値を定義することで、改善の方法を示していくことが

求められると考えられるがそれも非常に難しい。本研究では重要と考える2つのケースを示し、その改善を試みた。このケースによってすべてが網羅できているわけではないが、いずれも重要な問題であると考えている。

まず閲覧しやすいニュース記事に類似したニュース記事ばかりが推薦されてしまうという課題に着目し、ニュース推薦システムに多様性を導入したときの影響について実験を通して考察を行い、多様性の向上がニュース配信サービスのユーザ満足度の向上につながることを示した。推薦システムに多様性を導入することの意義についてはこれまで小規模なユーザへのアンケートを通して確認されていたが、実際のユーザ行動を通してその影響を明らかにした点が本研究における貢献であるといえる。また2つの推薦システムを比較する際に、ある程度の期間を得てユーザ行動の差分が大きくなり提案した推薦システムの有効性が確認できたことから、推薦システムのサービス上における実験に置いては一定の期間を設けて検証を行うことが重要であることを示したことも貢献であるといえる。

また閲覧しやすいがユーザを不快にさせてしまうニュース記事ばかりが推薦されてしまうという課題に着目し、ニュース記事のシェアをニュース推薦システムの入力データ及び評価データとして取り入れることを提案した。低俗なニュース記事や、過度に閲覧を誘発するニュース記事、コンプレックスを刺激するニュース記事は閲覧されやすいが、それを閲覧したユーザを不快にしてしまうことがある。この提案はシェアされやすいニュース記事は周りの人々に見せやすいニュース記事のため、低俗なニュース記事などはシェアされにくいのではないかという考えに基づいている。そのためにまずニュース記事の閲覧とニュース記事のシェアでは行動特性が大きく異なること、その異なり方はユーザごとに一致しないことを明らかにし、推薦システムにおいて閲覧とシェアを分けて考えることの重要性を示した。そして閲覧とシェアをニュース推薦システムに組み込みための方法について議論し、その有効性と課題について明らかにした。ニュースの閲覧とシェアの特性の違いをユーザ行動履歴から論じる研究はこれまで行われておらず、またその特性の違いがニュース推薦システムに与える影響についてもこれまで論じられていなかった。この2点について明らかにしたことは本研究の貢献であるといえる。

5章の研究においては7章の研究に反して閲覧数でシステムの評価を行ったが、これは実験を行った時期が異なるためである。当時サービス上でのシェア行動については十分なログを収集しておらず、効果を検証することはできなかった。しかし閲覧行動に対して多様なニュース記事を提示するようになっていることは、シェア行動に対しても有効に働いていると考える。

そして本研究の最も大きい貢献はこのように適用先のサービスとしての特性を考慮して推薦システムを構築しようという試みを行い、その有効性を示した点で

あると言える。ニュース推薦システムに関する研究はニュースというデータの特徴を扱った研究であり、ニュース自体の特性については考慮されていなかった。

近年推薦システムのユーザ体験に関する研究は注目されているものの、推薦システムを適用する先のサービスの性質について考慮している研究は少ない。適用する先のサービスを十分に分析し、その性質を取り入れることの重要性を示したという点で本研究は重要な意味を持つと考えている。

8.2 本研究の限界と今後の課題

本節では本研究の限界と今後の課題について議論する。

本研究ではニュース配信サービスであるグノシーのデータを用いて分析、実験を行っているため、本研究の成果はグノシーのサービスの特性に影響を受ける。本研究が対象にした期間においてグノシーは個人に最適化されたニュース記事を配信するサービスとして展開しており、ユーザは個人に最適化されたニュース記事が配信されることを期待してサービスを利用しており、利用者のモチベーションは一般のニュース配信サービスにおけるユーザとは異なると推測される。そのため本研究の成果は利用者が個人化されたニュース記事を期待している場合の有効性については明らかになったといえるが、一般のニュース配信サービスにとって有効であるかどうかについてはさらなる議論が必要であるといえる。

またグノシーは日本国内において普及しているサービスであり、本研究において得られた知見が日本国外においても適用可能かについては明らかではない。ウェブにおけるニュース利用の傾向はその国によって異なることが調査によって明らかになっており、特に日本のニュース消費の動向が先進国の中でも特異であることが指摘されており [Newman 16], どの知見が日本特有のもので、どの知見が世界共通のものなのかという点についてはより議論が必要である。

また本研究では SNS へのシェアとして Twitter, Facebook を区別せずに扱っているが、これらの SNS はサービスによって利用の傾向が異なることが知られており、本研究ではその傾向の違いを考慮できていない。近年では LINE¹, Instagram² 等の様々な SNS が普及しており、それぞれのサービスで利用のされ方も異なる。ニュース記事をシェアする上でユーザがどのように各種 SNS を利用しており、その利用の違いがデータとしてどのように現れ、ニュース推薦システムにどのように影響するのかは今後の研究課題であると言える。

また本研究ではシェアのされやすさを導入したが、近年話題になっているフェイ

¹<https://line.me/>

²<https://www.instagram.com/>

クニュース問題はより強調されてしまう可能性がある。フェイクニュースとは事実ではない事柄について、あたかも事実であるかのように書かれたニュース記事のことである。フェイクニュースは近年 SNS 上で大きく拡散しており、アメリカ大統領選挙においてトランプ大統領の勝利にも影響したと言われている [小林 16]。フェイクニュースはその内容が嘘であることを除いて品質の高いニュース記事であり、釣り記事などの問題と混同されることが多いが、本質的には異なる性質を持った問題である。本研究ではシェアのされやすさをニュース推薦システムに導入することによって、釣り記事や、低俗なニュース記事、コンプレックスを刺激するニュース記事などの閲覧されやすいがシェアされにくいニュース記事ばかりが推薦されないようにした。しかしフェイクニュースは、シェアされやすいニュース記事であり、本研究の手法ではより推薦されやすくなってしまう可能性がある。フェイクニュースの問題は現在大きな注目を集めているが、この問題はニュース推薦システムにおいても重要な課題になるといえる。

このように他にも考慮する点は様々にあるが、今後より良いニュース推薦システムのためにはニュース配信サービスの特性を考慮した新たな評価関数を提案する必要があるといえる。推薦システム研究においては評価関数が重要であり、現状のニュース推薦システムでは閲覧行動の再現率を上げることが評価の基準となっている。しかし本研究で指摘したとおり、ニュース推薦システムにおいて閲覧行動にのみ最適化することはよいとはいえない。本研究で述べた観点や、その他にも考慮すべき様々な点が評価できる新たなニュース推薦システムに対する評価関数が必要になる。

そのためにはニュースにおけるユーザ行動データを容易に扱えるようにできることが重要になる。過去のメディア研究における実証研究はユーザへのアンケートを用いて仮説を評価するという形で行われており、ユーザ行動の持つ意味や、ユーザ行動の評価方法に関する議論は進んでいない。ウェブにおける特性の一つとして様々なユーザの行動に関する様々なデータが大規模に取得できるという点がある。ニュースに対する滞在時間、スクロール量、ニュース記事から別のニュース記事へのリンク遷移などがその一例である。今後ウェブにおける大規模で詳細なデータを用いてメディアにおける実証研究が行われ、その過程でメディアとしての良さを評価する評価関数が生まれることが期待される。

そのためにはニュースに関するデータがよりオープンになることが必要であると考えている。自然言語処理研究などに適用される目的でニュース配信サービスがデータを公開している例はあるが、それに付随するユーザ行動については公開されているデータはない。ニュース推薦システムの研究は研究室内などの小規模な実験環境で行われているか、実際にニュース配信サービスを運営している企業の内部データを用いて行われている。ニュース配信サービスのユーザ行動データ

公開に関してはユーザの個人情報保護の観点だけではなく、ニュース配信サービス側の権利問題などもあり容易に行うことは難しいが、公開されることでニュース推薦システムだけでなく、メディア研究においても重要な価値を残すものとなると考えられる。

第9章 結論

本研究ではニュース配信サービスのビジネス上の目的に合わせてニュース推薦システムの改善を行った。

ニュース配信サービスにおいて短期的にはユーザの閲覧数を、長期的にはユーザの継続率を高めることが重要である。しかしニュース推薦システムは短期的なユーザの閲覧数の増加を高めるための仕組みであり、その結果、長期的な継続率を損ねてしまう場合もある。本研究ではニュース推薦システムが短期的な閲覧に最適化することによって長期的な継続率に悪影響を及ぼすケースとして、閲覧されやすいニュース記事に類似したニュース記事ばかりが推薦されてしまうこと、閲覧されやすいがユーザを不快にさせるニュース記事ばかりが推薦されてしまうことの2点を挙げ、この2点をニュース推薦システムにおいて改善する方法を提案した。

閲覧されやすいニュース記事に類似したニュースばかりが推薦されてしまうことに対しては多様性を高める仕組みをニュース推薦システムに導入することを提案し、閲覧されやすいがユーザを不快にさせるニュース記事ばかりが推薦されてしまうことに対しては、ニュース記事を推薦する上でシェアのされやすさを考慮することを提案した。

5章においては多様性を高める仕組みをニュース推薦システムに導入し、ニュース配信サービス上の実験において有効性の検証を行った多様性を考慮しないニュース推薦システムと、多様性を高める仕組みを導入したニュース推薦システムのユーザ行動を比較することで、一人あたりのニュース記事の閲覧数、サービス利用の継続率の増加などによって、多様性を高めることがニュース推薦システムを改善することを確認した。

6章ではニュース記事に対するシェアのされやすさをニュース推薦システムに導入するために、閲覧行動とシェア行動の比較を行った。比較によってニュース記事の閲覧とシェアが異なる特性を持ち、閲覧されやすいがシェアされにくいニュース記事には低俗なニュース記事や、閲覧を誘発するニュース記事、コンプレックスを刺激するニュース記事が多いことを示した。そして閲覧行動とシェア行動の共起の特性が大きく異なることを示し、ニュース推薦システムにニュース記事に対するシェアのされやすさを取り入れることの必要性を示した。

次に7章において、入力データと評価データにニュース記事の閲覧とシェアを用いてニュース推薦システムの構築を行い、シェアのされやすさをニュース推薦システムに取り入れる方法について検討し、ニュース記事の閲覧とシェアの特性の違いがニュース推薦システムに与える影響とその課題を明らかにした。

以上6章と7章の試みを通じて、シェアのされやすさをニュース推薦システムに導入することを提案し、その方法と効果、課題について論じた。

以上を通じ、ニュース配信サービスのビジネス上の目的に合わせてニュース推薦システムの改善を行った。ニュース推薦システムの研究の多くは閲覧行動の再現率を高めることを評価にしているが、閲覧に最適化することで長期的なサービスの継続率を損ねてしまう場合がある。そこでニュース推薦システムが長期的にユーザの不満を招いてしまうケースを示し、それを解決する方法として推薦リストの多様性を高める仕組みをニュース推薦システムに導入することと、ニュース記事に対する閲覧のされやすさだけでなく、ニュース記事に対するシェアのされやすさをを用いてニュース推薦システムを構築する方法を提案した。そして多様性を高める仕組みを導入することによってサービスの利用率や継続率を高めることができることを示し、ニュース記事の閲覧行動とシェア行動の違いを明らかにし、シェア行動をニュース推薦システムの構築に導入するための方法と課題について論じることで、シェアされやすさをニュース推薦システムに導入することの効果と課題について明らかにした。本研究は今後のニュース配信サービスにおけるニュース推薦システムの商用利用を促進するものになると考えている。

参考文献

- [Aine 10] Aine, D., Margaret-Anne, L., and Jennifer, R.: Young People’s Use of Online Social Networking Sites: a Uses and Gratifications Perspective (2010)
- [Bakshy 15] Bakshy, E., Messing, S., and Adamic, L.: Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook, *Science* (2015)
- [Barthel 15] Barthel, M., Shearer, E., Gottfried, J., and Mitchell, A.: The Evolving Role of News on Twitter and Facebook, <http://www.journalism.org/2015/07/14/the-evolving-role-of-news-on-twitter-and-facebook/> (2015)
- [Beam 14] Beam, M. A.: Automating the News How Personalized News Recommender System Design Choices Impact News Reception, *Communication Research*, Vol. 41, No. 8, pp. 1019–1041 (2014)
- [Belluf 12] Belluf, T., Xavier, L., and Giglio, R.: Case study on the business value impact of personalized recommendations on a large online retailer, in *Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender systems*, pp. 277–280ACM (2012)
- [Billsus 99] Billsus, D. and Pazzani, M. J.: A personal news agent that talks, learns and explains, in *Proceedings of the third annual conference on Autonomous Agents*, pp. 268–275ACM (1999)
- [Blondel 08] Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., and Lefebvre, E.: Fast unfolding of communities in large networks, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, Vol. 2008, No. 10, p. P10008 (2008)
- [Bu 10] Bu, J., Tan, S., Chen, C., Wang, C., Wu, H., Zhang, L., and He, X.: Music Recommendation by Unified Hypergraph: Combining Social Media Information and Music Content, in *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia*, MM ’10, pp. 391–400, New York, NY, USA (2010), ACM

- [Buhler 01] Buhler, J.: Efficient large-scale sequence comparison by locality-sensitive hashing, *Bioinformatics*, Vol. 17, No. 5, pp. 419–428 (2001)
- [Cao 15] Cao, C., Caverlee, J., Lee, K., Ge, H., and Chung, J.: Organic or Organized?: Exploring URL Sharing Behavior, in *Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management, CIKM 2015, Melbourne, VIC, Australia, October 19 - 23, 2015*, pp. 513–522 (2015)
- [Cohen 01] Cohen, E., Datar, M., Fujiwara, S., Gionis, A., Indyk, P., Motwani, R., Ullman, J. D., and Yang, C.: Finding interesting associations without support pruning, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 13, No. 1, pp. 64–78 (2001)
- [Das 07] Das, A. S., Datar, M., Garg, A., and Rajaram, S.: Google news personalization: scalable online collaborative filtering, in *Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web*, pp. 271–280ACM (2007)
- [Davidson 10] Davidson, J., Liebald, B., Liu, J., Nandy, P., Van Vleet, T., Gargi, U., Gupta, S., He, Y., Lambert, M., Livingston, B., et al.: The YouTube video recommendation system, in *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*, pp. 293–296ACM (2010)
- [Didi 06] Diddi, A. and LaRose, R.: Getting hooked on news: Uses and gratifications and the formation of news habits among college students in an Internet environment, *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, Vol. 50, No. 2, pp. 193–210 (2006)
- [Fleder 07] Fleder, D. M. and Hosanagar, K.: Recommender systems and their impact on sales diversity, in *Proceedings of the 8th ACM conference on Electronic commerce*, pp. 192–199ACM (2007)
- [Fortunato 10] Fortunato, S.: Community detection in graphs, *Physics Reports*, Vol. 486, No. 3, pp. 75–174 (2010)
- [Garrett 09a] Garrett, R. K.: Echo chambers online?: Politically motivated selective exposure among Internet news users¹, *Journal of Computer-Mediated Communication*, Vol. 14, No. 2, pp. 265–285 (2009)

- [Garrett 09b] Garrett, R. K.: Politically motivated reinforcement seeking: Reframing the selective exposure debate, *Journal of Communication*, Vol. 59, No. 4, pp. 676–699 (2009)
- [Gionis 99] Gionis, A., Indyk, P., Motwani, R., et al.: Similarity search in high dimensions via hashing, in *VLDB*, Vol. 99, pp. 518–529 (1999)
- [Gomez-Uribe 15] Gomez-Uribe, C. A. and Hunt, N.: The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation, *ACM Trans. Manage. Inf. Syst.*, Vol. 6, No. 4, pp. 13:1–13:19 (2015)
- [Herlocker 04] Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., and Riedl, J. T.: Evaluating collaborative filtering recommender systems, *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, Vol. 22, No. 1, pp. 5–53 (2004)
- [Indyk 98] Indyk, P. and Motwani, R.: Approximate nearest neighbors: towards removing the curse of dimensionality, in *Proceedings of the thirtieth annual ACM symposium on Theory of computing*, pp. 604–613 ACM (1998)
- [Jannach 10] Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., and Friedrich, G.: *Recommender Systems: An Introduction*, Cambridge University Press, New York, NY, USA, 1st edition (2010)
- [Jonnalagedda 13] Jonnalagedda, N. and Gauch, S.: Personalized News Recommendation Using Twitter, in *Proceedings of the 2013 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT) - Volume 03*, WI-IAT '13, pp. 21–25, Washington, DC, USA (2013), IEEE Computer Society
- [Kaplan 10] Kaplan, A. M. and Haenlein, M.: Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media, *Business Horizons*, Vol. 53, No. 1, pp. 59 – 68 (2010)
- [Klapper 60] Klapper, J. T.: The effects of mass communication. (1960)
- [Knobloch-Westerwick 09] Knobloch-Westerwick, S. and Meng, J.: Looking the other way selective exposure to attitude-consistent and counterattitudinal political information, *Communication Research*, Vol. 36, No. 3, pp. 426–448 (2009)

- [Kobayashi 09] Kobayashi, T. and Ikeda, K.: Selective exposure in political web browsing: Empirical verification of ‘cyber-balkanization’ in Japan and the USA, *Information, Communication & Society*, Vol. 12, No. 6, pp. 929–953 (2009)
- [Kobayashi 12] Kobayashi, T.: Social Media and Fragmented Social Reality (Special Issue: Twitter and Social Media), *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol. 27, No. 1, pp. 51–58 (2012)
- [Kobayashi 15] Kobayashi, T. and Inamasu, K.: The knowledge leveling effect of portal sites, *Communication Research*, Vol. 42, No. 4, pp. 482–502 (2015)
- [Konstan 12] Konstan, J. A. and Riedl, J.: Recommender systems: from algorithms to user experience, *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 22, No. 1, pp. 101–123 (2012)
- [LaRose 04] LaRose, R. and Eastin, M. S.: A social cognitive theory of Internet uses and gratifications: Toward a new model of media attendance, *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, Vol. 48, No. 3, pp. 358–377 (2004)
- [LaRose 09] LaRose, R.: Social cognitive theories of media selection, *Media choice: A theoretical and empirical overview*, pp. 10–31 (2009)
- [Lathia 10] Lathia, N., Hailes, S., Capra, L., and Amatriain, X.: Temporal diversity in recommender systems, in *Proceedings of the 33rd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 210–217 ACM (2010)
- [Lee 12] Lee, C. S. and Ma, L.: News sharing in social media: The effect of gratifications and prior experience, *Computers in Human Behavior* (2012)
- [Li 10] Li, L., Chu, W., Langford, J., and Schapire, R. E.: A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation, in *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pp. 661–670 ACM (2010)
- [Li 11a] Li, L., Wang, D.-D., Zhu, S.-Z., and Li, T.: Personalized news recommendation: a review and an experimental investigation, *Journal of Computer Science and Technology*, Vol. 26, No. 5, pp. 754–766 (2011)
- [Li 11b] Li, L., Wang, D., Li, T., Knox, D., and Padmanabhan, B.: Scene: a scalable two-stage personalized news recommendation system, in *Proceedings of*

- the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval*, pp. 125–134ACM (2011)
- [Lin 02] Lin, C. A.: Perceived gratifications of online media service use among potential users, *Telematics and Informatics*, Vol. 19, No. 1, pp. 3–19 (2002)
- [Liu 10] Liu, J., Dolan, P., and Pedersen, E. R.: Personalized news recommendation based on click behavior, in *Proceedings of the 15th international conference on Intelligent user interfaces*, pp. 31–40ACM (2010)
- [Low 10] Low, G., Goh, D. H.-L., and Lee, C. S.: A multifaceted approach to exploring mobile annotations, in *International Conference on Asian Digital Libraries*, pp. 71–80Springer (2010)
- [Luo 02] Luo, X.: Uses and gratifications theory and e-consumer behaviors: a structural equation modeling study, *Journal of Interactive Advertising*, Vol. 2, No. 2, pp. 34–41 (2002)
- [Manning 08a] Manning, C. D., Raghavan, P., and Schütze, H.: *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press, New York, NY, USA (2008)
- [Manning 08b] Manning, C. D., Raghavan, P., Schütze, H., et al.: *Introduction to information retrieval*, Vol. 1, Cambridge university press Cambridge (2008)
- [McQuail 10] McQuail, D.: *McQuail’s mass communication theory*, Sage publications (2010)
- [Namsu 09] Namsu, P., F, K. K., and Sebastián, V.: Being immersed in social networking environment: Facebook groups, uses and gratifications, and social outcomes, *CyberPsychology & Behavior*, Vol. 12, No. 6, pp. 729–733 (2009)
- [Newman 16] Newman, N., Levy, D. A., and Nielsen, R. K.: Reuters Institute digital news report 2016 (2016)
- [NOVET 15] NOVET, J.: Prismatic is shutting down its news app for iOS, Android, and Web on December 20 (2015), <http://venturebeat.com/2015/12/11/prismatic-is-shutting-down-its-news-app-for-ios-android-and-web-on-december-20/>

- [Olmstead 12] Olmstead, K., Sasseen, J., Mitchell, A., and Rosenstiel, T.: Digital: News Gains Audience but Loses Ground in Chase for Revenue, <http://www.stateofthemediamedia.org/2012/digital-news-gains-audience-but-loses-more-ground-in-chase-for-revenue/> (2012)
- [Papacharissi 00] Papacharissi, Z. and Rubin, A. M.: Predictors of Internet use, *Journal of broadcasting & electronic media*, Vol. 44, No. 2, pp. 175–196 (2000)
- [Pariser 11] Pariser, E.: *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*, The Penguin Group (2011)
- [Pazzani 07] Pazzani, M. J. and Billsus, D.: Content-based recommendation systems, in *The adaptive web*, pp. 325–341, Springer (2007)
- [Phelan 09] Phelan, O., McCarthy, K., and Smyth, B.: Using Twitter to Recommend Real-time Topical News, in *Proceedings of the Third ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '09*, pp. 385–388, New York, NY, USA (2009), ACM
- [Prior 07] Prior, M.: *Post-broadcast democracy: How media choice increases inequality in political involvement and polarizes elections*, Cambridge University Press (2007)
- [Prior 13] Prior, M.: Media and political polarization, *Annual Review of Political Science*, Vol. 16, pp. 101–127 (2013)
- [Qian 14] Qian, X., Feng, H., Zhao, G., and Mei, T.: Personalized recommendation combining user interest and social circle, *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, Vol. 26, No. 7, pp. 1763–1777 (2014)
- [Rathod 15] Rathod, A. and M, I.: A Survey of Personalized Recommendation System with User Interest in Social Network, *International Journal of Computer Science and Information Technologies* (2015)
- [Resnick 97] Resnick, P. and Varian, H. R.: Recommender Systems, *Commun. ACM*, Vol. 40, No. 3, pp. 56–58 (1997)
- [Resnick 11] Resnick, P., Konstan, J., and Jameson, A.: Panel on The Filter Bubble (2011), <https://acmrecsys.wordpress.com/2011/10/25/panel-on-the-filter-bubble/> 2016年5月3日に閲覧

- [Ruggiero 00] Ruggiero, T. E.: Uses and gratifications theory in the 21st century, *Mass communication & society*, Vol. 3, No. 1, pp. 3–37 (2000)
- [Rust 93] Rust, R. T. and Zahorik, A. J.: Customer satisfaction, customer retention, and market share, *Journal of Retailing*, Vol. 69, No. 2, pp. 193 – 215 (1993)
- [Schafer 01] Schafer, J. B., Konstan, J. A., and Riedl, J.: E-commerce recommendation applications, in *Applications of Data Mining to Electronic Commerce*, pp. 115–153, Springer (2001)
- [Tsotsis 12] Tsotsis, A.: Prismatic Gets \$15M From Jim Breyer And Yuri Milner To Attack The Impossible Problem Of Bringing You Relevant News (2012), <https://techcrunch.com/2012/12/05/prismatic/>
- [Weisberg 11] Weisberg, J.: Bubble trouble: Is web personalization turning us into solipsistic twits, *Slate. com*, pp. 10–06 (2011)
- [Yang 16] Yang, J.: Effects of Popularity-Based News Recommendations (“Most-Viewed”) on Users’ Exposure to Online News, *Media Psychology*, Vol. 19, No. 2, pp. 243–271 (2016)
- [Yen-Hao 08] Yen-Hao, H. C. and Corkindale, D.: Towards an understanding of the behavioral intention to use online news services, *Internet Research*, Vol. 18, No. 3, p. 286 (2008)
- [Zhang 08] Zhang, M. and Hurley, N.: Avoiding monotony: improving the diversity of recommendation lists, in *Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems*, pp. 123–130ACM (2008)
- [Ziegler 05] Ziegler, C.-N., McNee, S. M., Konstan, J. A., and Lausen, G.: Improving recommendation lists through topic diversification, in *Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web*, pp. 22–32ACM (2005)
- [スマ 15] スマートニュース株式会社: Crowsnest サービス終了のお知らせ (2015), <http://about.smartnews.com/ja/2015/07/09/20150709crowsnest/>
- [稲増 16] 稲増一憲, 三浦麻子: 「自由」なメディアの陥穽, *社会心理学研究*, Vol. 31, No. 3, pp. 172–183 (2016)

- [佐藤 10] 佐藤 由紀子：「Google News」がデザイン変更 パーソナライズ機能を強化 (2010), <http://www.itmedia.co.jp/enterprise/articles/1007/01/news078.html>
- [佐藤 14] 佐藤 由紀子：Facebook、ユーザー約70万人のニュースフィードを操作した実験結果論文を発表 (2014), <http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1406/29/news007.html>
- [小林 16] 小林 恭子：ネットに広がる「フェイク・ニュース」— 嘘と真実の見分け方とは (2016), <http://www.newsweekjapan.jp/stories/world/2016/12/post-6474.php>
- [神嶋 16] 神嶋 敏弘：推薦システムのアルゴリズム (2016), <http://www.kamishima.net/archive/recsysdoc.pdf>
- [清原 11] 清原聖子, 前嶋和弘：インターネットが変える選挙: 米韓比較と日本の展望 (2011)
- [西山 13] 西山 毅：マッキンゼーポール・マクナーニ氏：ビッグデータ活用を競争力にする4つの優先課題 (2013), <http://www.sbbbit.jp/article/cont1/26276>
- [総務 11] 総務省：我が国の情報通信市場の実態と情報流通量の計量に関する調査研究結果 (平成21年度)—情報流通インデックスの計量— (2011)
- [村上 09] 村上 知子, 森 紘一郎, 折原 良平：推薦の意外性向上のための手法とその評価, 人工知能学会論文誌, Vol. 24, No. 5, pp. 428–436 (2009)
- [太田 10] 太田 亮三：Yahoo! JAPANにパーソナライズ強化の“スマート版” (2010), <http://internet.watch.impress.co.jp/docs/news/608383.html>

付 録 A 発表文献

論文誌

1. 関 喜史, 福島 良典, 吉田 宏司, 松尾 豊. 多様性の導入による推薦システムにおけるユーザ体験向上の試み. 自然言語処理, Vol.24, No.1, 2017.[印刷中]
2. 塚田 章, 関 喜史. レーザポインタを用いた肢体不自由者用ハンズフリーポインティングシステム. 生体医工学, Vol. 50, No.1, 2012.

謝辞

本研究を行うにあたり、非常に多くの方のご指導・ご鞭撻を賜りましたことを、この場をお借りして心より感謝申し上げます。

指導教官の松尾豊准教授には、学部4年生からの長きに渡り、研究活動のみに留まらず、ビジネスや人生観など多くの方のご指導・ご鞭撻をいただきました。不出来な学生で最後まで多くのご迷惑をおかけしたことをお詫びすると共に、このような貴重な機会を頂けたことを心から感謝致します。

また松尾研究室の中山浩太郎講師、上野山勝也助教をはじめ、後輩の学生の皆様には日々の研究活動の中で様々なご助言を頂きましたこと感謝いたします。そして秘書の皆様、カルチャーの皆様には研究活動を滞りなく推敲する上でのこの上ない支援を頂きました。松尾研究室で学生生活を過ごせたことは私にとって非常に幸運なことでした。皆様ありがとうございました。

株式会社 Gunosy の皆様には、会社として重要な時期にも関わらず、研究活動の重要性をご理解いただき、博士号取得のためのご支援を数多く頂きましたこと感謝いたします。特に創業メンバーである社長の福島良典氏、執行役員の吉田宏司氏とは日々の業務の中で様々な経験を共にし、多くの議論を行い、その時の経験によって本論文を書き上げることができました。今回の経験を会社のより大きな成長へと繋げられるように今後も邁進していきます。

そして妻の美波には新婚の時期にも関わらず、研究活動を支えて頂いたことを強く感謝します。私生活や精神面のケアだけではなく、論文の推敲に至るまで非常に多くのサポートを頂きました。美波がいなくてはこの論文を完成させることは不可能であったと感じています。この恩は一生をかけて返していくつもりです。

スタートアップの創業と急成長、そして人工知能技術の急速な発展の中での研究活動という2つの急速な変化の波の中に自らを置くことで過ごせたこの4年間は、人生の中で最も濃密な4年間であったと思います。この過程で関わったすべての人に感謝すると共に、今後皆様、そして社会に少しでも還元できるように日々努めて参ります。