

Title	ソーシャルメディアにおけるアカウント集団特定によるキャンペーンの検出
Author(s)	油布, 翔平
Citation	
Issue Date	2021-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/17130
Rights	
Description	Supervisor: 篠田 陽一, 先端科学技術研究科, 修士 (情報科学)

修士論文

ソーシャルメディアにおけるアカウント集団特定によるキャンペーンの検出

油布 翔平

主指導教員 篠田 陽一

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
(情報科学)

令和3年3月

概要

ソーシャルメディアの普及により、情報の発信や収集が容易となり多くの人々に利用されている。ソーシャルメディアの一つに、レビューや口コミとして情報発信される情報・レビュー共有サイトがある。情報・レビュー共有サイトのレビューは商品やサービスに対する評価や情報が書き込まれており、企業などの広告・宣伝とは別にユーザと同じ視点を持つ消費者の評価を閲覧することができる。そのため、レビューは宣伝や広告にはない商品の特徴を知ることができ、利用者が商品を購入したりサービスを利用したりする際に重要な判断材料となっている。さらに、商品やサービスのレビューの評価が肯定的であれば商品やサービスの購入や利用を検討する後押しになり、否定的であれば購入や利用の検討が減少する。

また、レビューは閲覧者の商品に対する購買意欲や購買行動などの商品購入の意志決定に大きく影響している。したがって、企業側が商品の購入率を高めるために肯定的な評価を複数行うことで閲覧者に対して、肯定的な評価を印象づけることができるなど、商品やサービスに対してレビュー投稿者が投稿したレビューによる印象操作を行いやすい。

さらに、特定の商品やサービスに対する評価において、レビュー投稿者自身の評価を印象づけることができる。レビューや口コミはキャンペーンにおける印象操作を受けやすい傾向にある。しかし、レビューから得られる情報の信頼性は保証されておらず、レビューの情報の正しさについての判断は閲覧者に任されている。レビューはレビュー投稿者の印象操作を受けやすいため閲覧者が正当に判断することが困難になっている。

本研究の目的は、ソーシャルメディアの利用者がレビュー投稿者の目的にそった行動を検出することで、レビュー投稿者の目的を理解して商品やサービスに対する評価を正当に判断することを支援することである。

本研究はレビュー投稿者がレビューを投稿した目的かつ目的に対して行われる行動をキャンペーンと定め、ソーシャルメディアにおけるキャンペーンを議論した。キャンペーンを検出するアルゴリズムとしてDETECTIVECAMを提案する。DETECTIVECAMは、キャンペーンの可能性を含むレビューを検出し、検出した結果に基づきネットワークグラフを用いてキャンペーンを検出する。DETECTIVECAMは3つの段階によって検出を行う。DETECTIVECAMの動作検証及びキャンペーンの検出における評価を行うため、DETECTIVECAMを用いて二種類

の実験を行った。一つ目は、実験用のために作成したデータを用いて行い、二つ目はECサイトの実際のデータを用いて実験を行った。実験によりキャンペーンの可能性を含む各レビュワーが共通して投稿している商品が多いほどキャンペーンが共通して行われていると考えることができる。よって、明らかなキャンペーンを行なっているレビュワーを特定することで、同類のキャンペーンを行なっているレビュワーも特定することができる。

本研究の展望として次の3つがある。1つはキャンペーンの検出の精度の向上、2つ目は既存技術との併用によるスパムにより影響を受けたユーザの検出、3つ目はDETECTIVECAMのユーザインターフェースの実現である。

目次

第1章	はじめに	1
1.1	背景	1
1.2	目的	2
1.3	本論文の構成	3
第2章	ECサイトにおけるレビューの現状と課題	4
2.1	ECサイトにおけるレビューの効果と課題	4
2.2	ECサイトにおける攻撃	5
2.3	ECサイトにおけるキャンペーンについて	6
2.4	フェイクレビューグループ	7
第3章	関連研究・関連技術	10
3.1	レコメンドシステム	10
3.1.1	アイテムベース協調フィルタリング	10
3.2	ソーシャルメディアのスパムに関する研究・技術	11
3.2.1	詐欺キャンペーンの検出	11
3.2.2	フェイクレビューグループの検出	12
3.2.3	スパムキャンペーンの検出	12
3.2.4	フェイクアカウントの検出	12
3.2.5	エリートシビル攻撃の検出	13
3.2.6	フェイクレビュー検出におけるソフトウェア	14
第4章	本研究の提案	16
4.1	キャンペーンの定義	16
4.1.1	レビュープロパティ	17
4.1.2	キャンペーンプロパティ	17
4.1.3	ポテンシャルキャンペーン	18

4.1.4	キャンペーンとポテンシャルキャンペーン	18
4.2	campagin の検出	19
4.3	DETECTIVECAM のアルゴリズムの提案	19
4.3.1	ポテンシャルキャンペーンの検出	20
4.3.2	ポテンシャルキャンペーンの検出	22
4.3.3	キャンペーンの検出	23
第5章	設計・実装	26
5.1	ポテンシャルキャンペーンの検出	26
5.1.1	レビューの値の算出	26
5.1.2	レビューの類似度の算出	26
5.1.3	レビュー類似度の正規化	27
5.1.4	レビューに対する類似度の閾値の設定	27
5.2	ポテンシャルキャンペーンの検出	27
5.2.1	Dynamic Time Warping algorithm によるポテンシャルキャンペーンの検出	28
5.3	キャンペーンの検出	28
5.3.1	ポテンシャルキャンペーンの各商品の抽出	28
5.3.2	ポテンシャルキャンペーンによるグラフの作成	28
5.3.3	クラスタリングによるキャンペーンの分類	29
第6章	実験・評価	30
6.1	実験データによる実験	30
6.1.1	実験データの概要	30
6.1.2	結果	31
6.1.3	評価	31
6.2	本データによる実験	32
6.2.1	本データの概要	32
6.2.2	結果	32
6.2.3	評価	32
第7章	おわりに	34
7.1	まとめ	34

7.2	展望	34
7.2.1	より高度な精度の検出	34
7.2.2	スパム攻撃検出システムとの併用	34
7.2.3	ユーザ支援のための可視化	35
付録 A		40
A.1	シュミレーテッドデータ	40

目次

2.1	Facebookにおけるフェイクレビューグループの投稿	7
2.2	フェイクレビューグループの概要図	8
2.3	フェイクレビューグループとキャンペーンの関係	9
3.1	ELSIEDET	14
4.1	キャンペーンとレビュー	16
4.2	ECサイトのレビュー集合	20
4.3	商品Xに対するレビューの類似度の算出の概要図	21
4.4	レビューの類似度	21
4.5	特徴ベクトルの類似による分類	22
4.6	レビューとレビューワーカーの関係	23
4.7	DTW法による類似度の算出	23
4.8	ECサイトのレビュー集合による同一人物の特定	24
4.9	レビューワーカーが投稿した商品の概要図	25
4.10	レビューワーカーが投稿した商品のネットワーク図	25
6.1	実験データによるレビューワーカーが投稿した商品のネットワーク図	31
6.2	本データによるレビューワーカーが投稿した商品のネットワーク図	32
6.3	クラスタリングによるキャンペーンの分類	33

表 目 次

2.1	投稿の名前の役割	8
3.1	アイテムベース協調フィルタリングの概要	10
4.1	レビュープロパティ	17
4.2	キャンペーンプロパティ	18

第1章 はじめに

本章では、本研究の背景と目的、本論文の構成を述べる。

1.1 背景

ソーシャルメディアの普及により、情報の発信や収集が容易となり多くの人々に利用されている。ソーシャルメディアは情報収集の場として情報を入手することができ、また情報を他者へ発信する場として多く活用されている。ソーシャルメディアでの用途は、情報の発信と閲覧の二つに分けることができ、ソーシャルメディアの一つとして、レビューや口コミとして情報発信される情報・レビュー共有サイトがある。情報・レビュー共有サイトは、多くの商品・サービスに対する価格や評判、スペック等の情報を集約し提供している。

また、情報・レビュー共有サイトのレビューは身近な意見として商品やサービスに対しての評価を閲覧することができ、消費者が商品を購入する際にレビューを参考にする割合が6割以上も存在する。また、商品やサービスの評価により商品に対する購買意欲が異なるなど消費者行動に影響を及ぼしている [1]。

これにより、商品やサービスに対しての評価を意図的に操作し、消費者の購買意欲を意図的に操作させることができる。レビューから得られる情報の信頼性は保証できない。レビューの情報の正しさについての判断は情報閲覧者(以下、ユーザとする)に任されているが、商品の評価を正當に判断することは困難になっている。対象商品を宣伝するために意図的に肯定的な評価を与えるレビューおよび対象商品を批判するために不公平または悪意のある否定的な評価を与えるスパムレビューなどがある [2]。スパムレビューやサクラレビューは消費者の購買意欲を高め、商品の購入率を高める目的のために意図的に商品のレビューを操作する活動をしており、近年では複数のアカウントを利用した集団で行われることが多い。このように、商品の購入率を高めることなどを含む一定の目的を持った働きにより行わ

れる行動をキャンペーンと呼ぶ。これらの操作が近年では盛んに行われているため、商品購入の意思があるユーザが誤ったレビューにより求めている商品の品質と異なった商品を購入することがある。したがって、ユーザがレビューに対して正当に判断することを支援するために、スパムレビューやスパムキャンペーンを検出する研究が盛んに行われている。スパムレビューやスパムキャンペーンの検出により、悪意のあるレビューをユーザは知ることができる。しかしながら、すでにスパムレビューの影響を受けて商品を購入したユーザのレビュー等は検出されない。そのため、すでに影響を受けたユーザのレビューが他の情報閲覧者に影響を及ぼすことがある。レビューの目的に着目することで、レビューがスパムなどの悪意のある目的に使用されているのかを判別することができるが、ソーシャルメディアにおけるキャンペーンの検出を目的とした研究はない。

1.2 目的

スパムなどによってユーザはソーシャルメディアにおける口コミやレビューを正当に評価することが困難となっている。スパムレビューやサクラレビューなどの検出に関する研究は盛んに行われているが、スパムのみを検出する研究である。よって、意図せずにスパムが含まれているレビューを参照して、影響を受けたレビューや行動は検出されないため、スパムの目的や活動はソーシャルメディアに残り続ける。これらを防ぐために、各レビューのキャンペーンに着目する。キャンペーンは特定の目的を持った活動を指している。レビューが投稿された目的に着目することで、レビューが商品に対してどのような働きかけを行なっているかを理解することができる。加えて、スパムの影響を受けたレビューはスパムと類似する目的になるため、意図せずにスパムなどの影響を受けたレビューも検出することができる。また、スパムレビューなどは多くのアカウントやレビューを用いて商品の評価を操作する。よって、スパムレビューの目的を理解することで一つのレビューに対して着目する必要がない。本研究はキャンペーン及びレビューの投稿傾向に着目することで、利用者がソーシャルメディアにおいて、商品の評価を正当に判断することの支援を行うことが本研究の目的である。

1.3 本論文の構成

1章では研究の背景、目的を述べた。2章ではECサイトにおけるレビューの現状と課題について述べる。3章では、ソーシャルメディアにおけるスパムの関連研究・関連技術について述べる。4章では、本研究の提案となるシステムについて述べる。5章ではシステムの設計・実装を述べる。6章では、本システムの実験・評価について述べる。7章では考察・展望を述べる。8章では本研究をまとめる。

第2章 ECサイトにおけるレビューの 現状と課題

2.1 ECサイトにおけるレビューの効果と課題

ソーシャルメディアにおいて、レビューを多く活用しているものとしてECサイトが挙げられる。ECサイトにおけるレビューとは、レビューを投稿する人(以下、レビュワーとする)が独自の視点や観点において商品やサービスに対して評価や情報を与えるものである。そのため、情報閲覧者(以下、ユーザとする)にとっては、企業などの広告・宣伝とは別にユーザと同じ視点を持つ消費者の評価や情報を閲覧できるため、宣伝や広告にはない商品の長所や短所を知ることができる。商品やサービスを購入する際に、具体的な評価を得る手段として、レビューを参考にする人が多い。平成28年度版の情報通信白書では6割強 [1]、PowerReviewsの調査では、97%のユーザーが買い物をする際にレビューを参考にしているといった結果が出ており、かつ89%の消費者は、レビューは商品の購入を決定する際に不可欠な情報源であると述べている [3]。以上のように、ECサイトにおけるレビューは、ユーザが商品やサービスに対する情報を得るための手段として重要な要素となっている。2.1節で述べたように、ECサイトにおけるレビューユーザが商品やサービスに対する情報を得るための手段として重要な要素となっているが、短所として働く場合がある。MUFGのアンケート [4]で「口コミ等がよくなかった場合の購入取りやめ」に関する項目において、約6割強が取りやめると述べており、商品に対するレビューの評価に対して商品の購入の意志決定に大きく影響している。以上のことから、レビューの評価が肯定的であれば商品の購入率が上がり、否定的であれば商品の購入率は下がることは自明である。本来、レビューの情報の正しさについての判断はユーザに任されており、レビューから得られる情報の信頼性は保証されていない。しかしながら、レビューは商品の購入を決定する重要な要素となっていることにより、このような性質を利用し、意図的に評価を操作す

る迷惑行為(以下、スパムとする)が存在する。ECサイトにおけるスパムの例として、スパムレビューやフェイクレビューなどがある。これらの特徴については2.2節で述べる。スパムにより、ユーザが商品に対する評価が間違っただけによって、商品の意思決定が左右される危険性がある。よって、ユーザが正当な情報を判断するための支援として、ECサイトのスパム行為の検出が行われている。よく使われる手法として、おかしい日本語などのテキストによる検出が多く研究されているが、近年では実際に商品を購入しレビューをすることが多いため、テキストによる不信感を抱くことが困難である。よって、既存の手法では検出が困難になっており、加えてすでにスパム行為が行われているレビューなどを参考にして商品を購入したユーザがレビューをするなどスパムがすでに他のユーザに影響を及ぼしている可能性がある。しかし、既存の手法では、スパムの検出のみであるため、影響を及ぼされたユーザを検出することができない。よって、スパムによりユーザがレビューの正当性を判別することをより一層困難にしている [5]。

2.2 ECサイトにおける攻撃

本節では、ECサイトにおいて、意図的に評価を操作するスパムについて述べる。

スパムレビュー

スパムレビューとは、対象商品を広告するために意図的に肯定的な評価を与えるレビュー、もしくは対象商品を批判するために不公平または悪意のある否定的な評価を与えるレビューである [2]。

フェイクレビュー

フェイクレビューとは、商品を販売している企業が、物品や金銭などの見返りを見返りとして、肯定的なレビューを掲載してもらうキャンペーンを持ったレビューである。よって、フェイクレビューはステルスマーケティングの一種であり、ステルスマーケティングをおこなうためにフェイクレビューグループが存在する。フェイクレビューグループについては、2.4節で述べる。

スパムキャンペーン

スパムキャンペーンとは、意図的に肯定的な評価を与えるための活動、もしくは否定的な評価を与えるための活動である。

シビル攻撃

シビル攻撃とは、攻撃者が複数のアカウントやコンピュータなどを用いて攻撃することであり、ECサイトにおいては複数の悪意のあるユーザによって結託され、行われる攻撃の総称としても用いられる [5]。シビル攻撃はECサイトの評価を複数のアカウントを用いて操作するなどといったスパムキャンペーンをおこなうため、複数のアカウントをもちいておこなわれる。

ソーシャルボット

ソーシャルボットとは、ソフトウェアによって制御されたソーシャルメディア上のアカウント [6] である。また、ソーシャルメディアに参加するために使用される自動化プログラムとして、人間のユーザーを模倣するように構成されている。よって、ソーシャルボットは人間と同じような行動を取るため、ECサイトにおいても人間と同様なレビューを書くためにソーシャルボットが使われることがある。

2.3 ECサイトにおけるキャンペーンについて

キャンペーンとは、特定の目的に対して行われる一連の活動や働きのことである。ECサイトにおいてよく目にする「キャンペーン」とは、半額セールキャンペーンやプレゼントキャンペーンといった商品の割引や無料で商品を得ることができるなど金銭的なメリットとしてよく目にする。これらは企業が消費者に対して商品を知ってもらう目的や在庫処分、長期的な利益の確保などといった様々な目的のために、プレゼントや商品を半額にして商品の金額を下げるといった活動をする意味としてキャンペーンという言葉が用いられる。キャンペーンとは、金銭的なメリットに対する言葉ではなく、キャンペーンをおこなう人(以下、キャンペイナーとする)がある目的に対して行われる活動である。そのため、ECサイトにおけるキャンペーンは、企業が消費者に対しておこなうキャンペーンや消費者同士

が商品を進め合うなどといったキャンペーンなど、キャンペーンの種類はいくつも存在する。その一つとして、企業が商品を購入してもらう目的のために、商品や現金（またはその両方）と引き換えに高評価のレビューを投稿してもらうキャンペーンがある。ECサイトにおいては2.1節で述べたように、購買意欲を高めてもらうことで商品が購入されることがある。そのため、購買意欲を高めて商品を購入率を高くする目的のために、高評価のレビューを複数用意する活動はECサイトにおける一つのキャンペーンとして存在し、これらのキャンペーンを行なっているグループとして、フェイクレビューグループというものが存在する。フェイクレビューグループについては、2.4節で述べる。

2.4 フェイクレビューグループ

フェイクレビューグループとは、商品や現金（またはその両方）と引き換えにフェイクレビューをかくレビュワーを募集しているグループである。フェイクレビューグループは、Amazon カスタマーもしくはSNSなどを通してレビュワーを募集している。その一つとして、Facebook を利用したフェイクレビューグループがある。フェイスブックにて行われているフェイクレビューグループの募集投稿に



図 2.1: Facebook におけるフェイクレビューグループの投稿

は図 2.1 に示されているように投稿される。投稿には、表 2.1 に示す役割がある。

このように Facebook においてフェイクレビューグループは活動しているが、企業がこのようなフェイクレビューグループに対して依頼をしている。一例として、

Key	役割
投稿者名	レビュワーを識別する ID
募集している商品	製品を販売する企業が物品や金銭を見返りに依頼している商品が写真として載せられる
コメント	投稿の閲覧者が募集している商品に対するフェイクレビューを投稿したい場合、コメントを用いて投稿者に意思表示を示し、連絡を取る

表 2.1: 投稿の名前の役割

図 2.3 に示す。

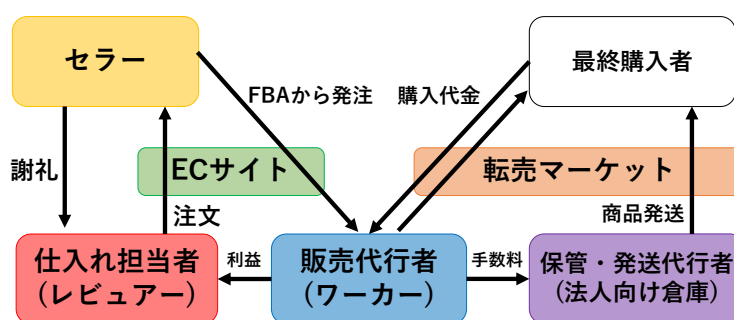


図 2.2: フェイクレビューグループの概要図

また、フェイクレビューグループが募集しているフェイクレビューにはいくつかの特徴がある。

1. レビューがいる or レビューが不必要
2. 星評価を”5” or ”4”

また、上記の依頼を受託することにより、投稿するにあたり購入した商品の金額は返済されることが多く、加えて上記の成功報酬により、金銭面での報酬も追加される。

レビュー

レビューにおいて、レビューのテキストを必要とする場合と必要としない場合に分類される。

星評価

星評価の評価の数字によって、金銭などの見返りが異なる。また、星評価に関しては”5”のみの依頼もあるが、明らかな高評価のみが多い商品の購入はユーザの商品購入率が減少するため、星評価が”4”であるケースも依頼として求めている。

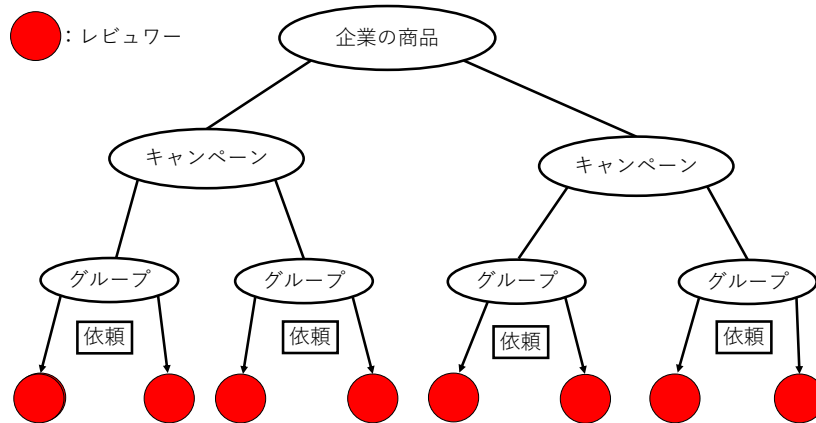


図 2.3: フェイクレビューグループとキャンペーンの関係

第3章 関連研究・関連技術

3.1 レコメンドシステム

レコメンドシステムとは、特定のユーザが興味を持つと思われる情報のおすす
めを提示するものである [7]。

3.1.1 アイテムベース協調フィルタリング

アイテムベース協調フィルタリングとは、レコメンドシステムを構築する上で
基盤となっているアルゴリズムである [8]。ユーザの購入履歴や閲覧履歴などの基
づき、ユーザとアイテム間における類似度を算出し、ユーザと似た購入履歴や閲
覧履歴であるユーザが購入もしくは閲覧した商品をユーザに対して推薦するもの
である。アイテムベース協調フィルタリングの概要図として、表 3.1 を示す。

表 3.1: アイテムベース協調フィルタリングの概要

	item1	item2	item3	item4
user1	5	1	1	2
user2		4		4
user3	4	1		2

表 3.1 の場合、item において、item2 と item4 が類似しており、user においては
user1 と user3 が類似している。また、類似度の算出方法として、レコメンドシス
テムにおける類似度は以下のように算出される。二つの $item_i, j$ とユーザ u とした
とき、 $R_{u,i}$ はユーザ u が $item_i$ に対して評価した評価点であり、 \bar{R}_u はユーザ u の
前アイテムに対する評価点の平均である。

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \bar{R}_i)(R_{u,j} - \bar{R}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \bar{R}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,j} - \bar{R}_j)^2}}$$

3.2 ソーシャルメディアのスパムに関する研究・技術

3.2.1 詐欺キャンペーンの検出

Chang Xu ら [9] は、Amazon の製品評価や Facebook のいいねボタンなどのオンライン評価において、reputation Fraud Campagin(評判詐欺キャンペーン)が存在すると述べた。reputation Fraud Campagin(以下、RFC とする)は、複数のスパマーを通じて、偽の評価を生成することにより、商品の評価を操るようなキャンペーンである。RFC の研究はいくつか行われているが、Chang Xu らは RFC の検出をおこなうために 4 つの要素が軸となると考えた。

- ユーザ id
- アイテム id(商品 id)
- 星評価
- タイムスタンプ(投稿した時刻)

また、キャンペーンの特徴として次のようなものをあげている。

- キャンペーンをおこなうスパマーが標的とする商品は同じ評価を行なっている
- 商品に対する星評価はスパムの行動が同じため、同じ星評価になる
- スпамをおこなう期間は一定の時間内に行われる

以上のキャンペーンの特徴をもとに、ユーザの星評価の行動モデリングをもとに正規化行列を用いたフレームワークを提案している

3.2.2 フェイクレビューグループの検出

既存研究では、フェイクレビューや個々のフェイクレビュー者の検出に焦点を当てていた。Arjun Mukherjee ら [10] は、フェイクレビュー単体の検出ではなく、偽レビューグループ (協力して偽のレビューを書くレビュー者のグループ) によるスパム行動の方が商品の評価を完全に操作することができるとし、Arjun Mukherjee らの研究はフェイクレビューグループを検出するための研究である。Arjun Mukherjee らは、フェイクレビューグループを検出するために、フェイクレビューグループが行なっている行動の特徴、かつフェイクレビューグループが投稿しているレビューの特徴を複数設定している。

3.2.3 スпамキャンペーンの検出

Son Dinh らによる研究では [11] スпамメールを対象とし、スパムキャンペーンの分析、検出、調査のためのソフトウェアフレームワークを提案した。Son Dinh らはメールのテキストに着目して、キャンペーンに対するラベル付けとスコア付けを行なった。さらにスパムメールの分析において、キャンペーン、IP アドレス、ドメイン名、添付ファイルの 4 つの特徴に分類し抽出をおこなう。各特徴においてスパムメールの特徴を分析し、それらの検出をおこなう。各特徴により検出できたものに対して、特徴同士の関係性をグラフ理論に基づき示すことで、スパムメールの特徴を分析していた。

3.2.4 フェイクアカウントの検出

フェイクアカウントとは、悪意あるユーザがスパムを送信したり、詐欺を行ったり、その他システムを悪用したりするための好ましい手段としている。また、一人の悪意あるユーザが多くのフェイクアカウントを作成することがある。Cao Xiao らによる研究 [12] では、同一人物によって登録されたフェイクアカウントのグループを見つけるためのアプローチの手法を提案している。主な手法として、アカウントのクラスタを把握し、悪意のあるクラスタか正当なクラスタであるかを分類する。分類するために、用いられる特徴として、以下を挙げている。

- クラスタ内のアカウント情報のテキスト (名前やメールアドレス、所属など) のパターンの頻度
- ユーザーベース全体のテキストの頻度の比較 (全ての名前は珍しいか)

また、登録されている ip アドレスと登録日によってアカウントデータをグループ化している。

3.2.5 エリートシビル攻撃の検出

製品やサービスの評価を意図的に操作するために、偽のレビューを投稿する攻撃があり、一人のユーザがこれらの攻撃を複数アカウントを用いておこなう手段としてシビル攻撃と呼ばれるものがある。Haizhong Zheng ら [13] は従来のシビル攻撃の検出手法では、検出することのできないシビル攻撃をエリートシビル攻撃と定め、ユーザーレビューソーシャルネットワークにおけるエリートシビル攻撃の検出の提案を行った。Haizhong Zheng らはエリートシビル攻撃の検出のフレームワークとして、ELSIEDET を考案した。ELSIEDET は3つのフェーズで考えられている。ELSIEDET のフレームワークは図 3.1 に示す。

Sybil community Detection

Sybil community Detection のフェーズでは、シビルコミュニティの検出をおこなう。シビルユーザによるコミュニティ(以下、シビルコミュニティとする)と、そのほかのコミュニティ(以下、Undeteced User)に分ける。エリートシビルは、既存のシビルユーザの検出では難しいため、エリートシビルユーザは Undeteced User に属する。

Campaign Window Detection

Campaign Window Detection のフェーズでは、シビルコミュニティにより抽出されたシビルユーザが活動している時間を調べる。これにより、対象商品に対してキャンペーンが行われている時間を抽出することができる。この活動時間を抽出することで、シビルユーザはキャンペーン期間中にレビューを投稿するため、

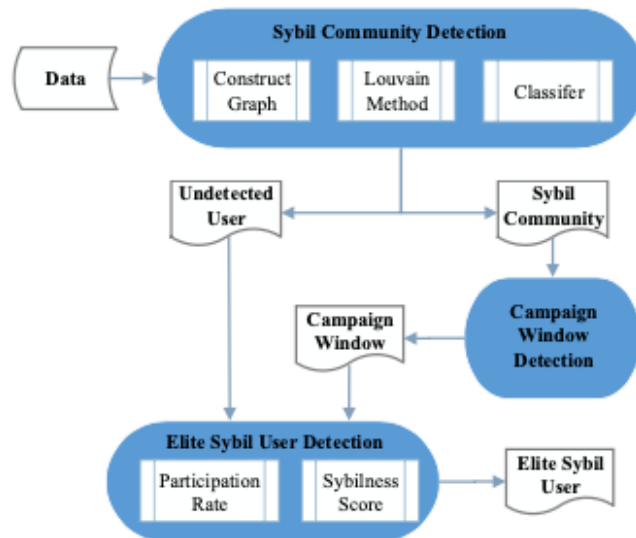


Fig. 4. System overview

図 3.1: ELSIEDET

Undetected User のコミュニティに存在するユーザで、同様の時間内で活動していた場合、エリートシビルユーザである可能性が高い。

Elite Sybil User Detection

Elite Sybil User Detection では、エリートシビルユーザの特徴かつエリートシビルユーザの行動傾向を分析し、それに基づきエリートシビルユーザを特定している。

3.2.6 フェイクレビュー検出におけるソフトウェア

サクラチェッカーとは、EC サイトにおけるサクラ、やらせ、ステマレビューなどのスパムレビューを検出しするシステムである [14]。2019 年 7 月にサイトが開設され、ユウさんが運営者としてサクラチェッカーを運営している。また、サクラチェッカーを用いることで、EC サイトのレビューからスパムレビューの評価を削

除して、再度商品の評価をおこなう機能がある。サクラチェッカーは、スパムレビューを識別する際に以下を分析項目としている。

- 製品に対して相場の価格設定が行われているかどうか
- 商品を販売しているショップの地域や情報
- 商品を販売しているショップに対するレビュー
- レビュー分布
- レビューを投稿した日付
- レビュー&レビュワー
 - － 日本語で書かれたレビューに対して、正しい日本語で書かれているのか
 - － 商品を販売しているショップや企業などの同業種や同業社からの否定的なレビュー

第4章 本研究の提案

本章では、キャンペーンを検出するためのアルゴリズムとして DETECTIVE-CAM を提案する。また、キャンペーンを定義し、キャンペーンを検出するためのプロパティなどを議論する。

4.1 キャンペーンの設定

本研究では 2.3 節にも述べたように、キャンペーンとは特定の目的に対して行われる一連の活動や働きとして用いており、EC サイトでショップや商品に対して特定のキャンペーンをおこなう手段としてレビューが使われている。ユーザがレビューを用いて、キャンペーンをおこなう関係を図 4.1 のように示すことができる。

また、キャンペーンは商品に対して、肯定的なレビューを書いているキャンペー

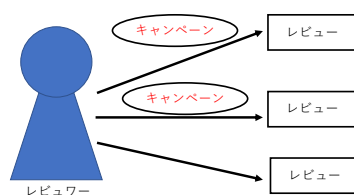


図 4.1: キャンペーンとレビュー

ン (以下、ポジティブキャンペーンとする) と、否定的なレビューを書いているキャンペーン (以下、ネガティブキャンペーンとする) に分類することができる。これらはレビューに含まれるプロパティ (レビュープロパティ) を用いることで分類することができる。レビュープロパティは 4.1.1 節で述べる。加えて、レビュープロパティを用いて、キャンペーンに特有な値を含む可能性のあるレビューのプロパ

ティ(以下、キャンペーンレビュープロパティとする)を仮定した。キャンペーンプロパティは4.1.2節で述べる。

4.1.1 レビュープロパティ

ECサイトにおけるレビューには、レビューIDや商品番号、投稿した日付などレビューを識別するためのプロパティ(以下、レビュープロパティとする)が存在する。レビュープロパティを表4.1に示す。

表 4.1: レビュープロパティ

Key	内容
reviewerID	レビュワーを識別するID
asin	商品を識別するID
reviewerName	レビュワーの名前
helpful/0	参考になっていない
helpful/1	参考になった
reviewText	レビューコメント
rating	星評価などの評価
summary	概要
reviewTime	レビューした日付
verified purchase	購入済みかどうか
early	早期購入プログラムを行ったか

4.1.2 キャンペーンプロパティ

キャンペーンには、ポジティブキャンペーンやネガティブキャンペーンなどに分けることができ、星評価の数字を表すratingやレビュワーが投稿した期間を表すreviewTimeなどのレビュープロパティによる比較で、キャンペーンの分類をおこなうことができる。よってレビュープロパティからキャンペーンに特有な値を含む可能性のあるレビューのプロパティを、2章の2.4節で述べたような投稿傾向などがあるレビュワーやレビューの特徴をもとに、キャンペーンレビュープロパティを仮定した。

キャンペーンレビュープロパティは表4.2に示されるとおりである。

表 4.2: キャンペーンプロパティ

Key	内容
reviewerID	レビュワーを識別する ID
asin	商品を識別する ID
reviewText	レビューコメント
rating	星評価などの評価
reviewTime	レビューした日付
verified purchase	購入済みかどうか
early	早期購入プログラムを行ったか

4.1.3 ポテンシャルキャンペーン

4.1.2 節に示したようにキャンペーンに特有な値を含む可能性のあるレビュープロパティによって、商品に投稿しているレビューを識別し、類似しているレビュー同士による集合をポテンシャルキャンペーンとする。よって、ポジティブな意見を投稿しているポジティブキャンペーンや批判的な意見を投稿しているネガティブキャンペーンなどに分類することができる。

4.1.4 キャンペイナードとポテンシャルキャンペイナード

キャンペイナードとは、キャンペーンをおこなっているレビュワーのことであり、キャンペーンとは4.1 節で示した。それに伴い、ポテンシャルキャンペーンを行なっているレビュワーから明らかなキャンペーンを行なっているキャンペイナードをポテンシャルキャンペイナードとする。本提案では、2.4 節で述べたようにフェイクレビューグループに基づくキャンペイナードは明らかなキャンペーンを行なっているキャンペイナードである。よって、フェイクレビューグループに基づくキャンペイナードの特徴を、ポテンシャルキャンペイナードの検出のための判定用のプロパティとして、キャンペイナードのレビューの特徴とキャンペイナードの行動傾向の視点から仮定した。

ポテンシャルキャンペイナードが投稿するレビューの特徴

キャンペイナードが投稿するレビューの特徴として、以下のとおりに仮定する。

- 星評価を星5のみ投稿する
- レビューのテキストをかいている
- 購入済み

ポテンシャルキャンペイナーの行動傾向

キャンペイナーの行動傾向として、以下のとおりに仮定する。

- 毎日複数件投稿している。

金利目的のためにレビューを投稿するため、1日に複数の商品に対して投稿することが考えられる。以上のように、フェイクレビューグループに基づくキャンペイナーの特徴に基づいたパラメータとして仮定した。

4.2 キャンペーンを検出

本節では、本提案におけるキャンペーンの検出を述べる。キャンペーンとは、2.3節で述べたとおり、ポジティブキャンペーンやネガティブキャンペーンなどいくつかの種類のカンパーンが存在する。これらをポテンシャルキャンペイナーとキャンペーンプロパティを用いてキャンペーンを分類・検出をおこなう。ポテンシャルキャンペイナーは明らかなキャンペイナーとしているため、ポテンシャルキャンペイナーとキャンペーンプロパティに類似しているレビューは同様のキャンペーンを行なっているもしくは、キャンペーンの影響を受けたレビューである可能性がある。

よって、ポテンシャルキャンペイナーとキャンペーンプロパティにより検出されたレビューたちによりできた集合を検出することをキャンペーンの検出とする。

4.3 DETECTIVECAMのアルゴリズムの提案

本節では、キャンペーンを検出するためのアルゴリズムとして、DETECTIVE-CAM(Campaign detection system that detects affected reviewers)を提案する。本研究では、DETECTIVECAMはキャンペーン検出するために、3つの構成要素、

すなわちポテンシャルキャンペーンの検出、ポテンシャルキャンペイナの検出、キャンペーンの検出で構成されている。具体的な設計や実装は5章で述べる。

4.3.1 ポテンシャルキャンペーンの検出

本節では、4.1.3節で示したようなポテンシャルキャンペーンを検出する。

1. ECサイトの全体のレビューの集合をレビューセットとする。各レビューには4.1.1節に示したようなレビュープロパティが含まれている。

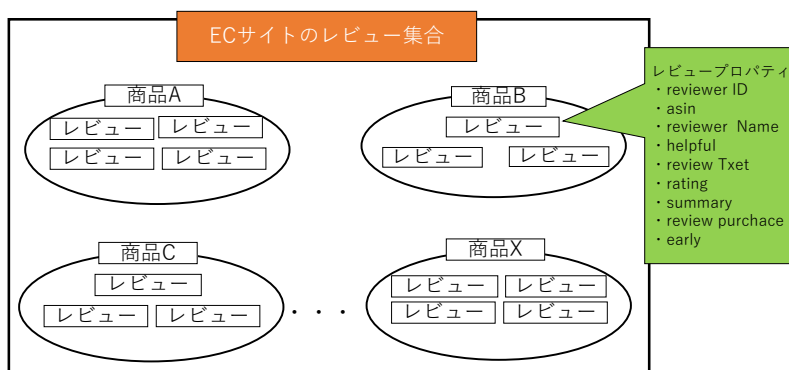


図 4.2: ECサイトのレビュー集合

2. レビューセットから商品 X に対するレビューセットに着目する。特定の商品 X に対してのレビューセットを Goods-specific-Review-Set とする。Goods-specific-ReviewSet には商品 X に対して投稿したレビューがある。レビューには、高評価や低評価、購入したかしていないかなどレビュワーが商品に対してどのように感じているかなどをレビュープロパティによって特徴付けることができ、かつキャンペーンに特有な値を含む可能性のあるレビュープロパティを抽出することで、レビューがどのようなキャンペーンの要素を持っているのかを識別することができる。

よって、Goods-specific-Review-Set にあるレビューに対して、4.1.2節に示したようなキャンペーンプロパティがあり、各レビューに対して特徴ベクトルを生成する。

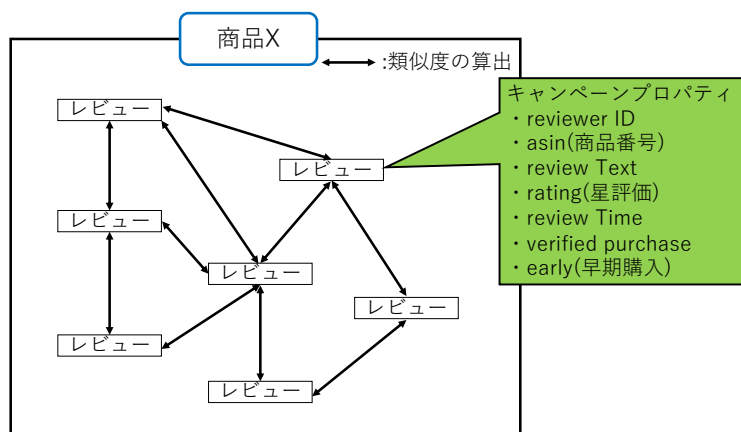


図 4.3: 商品 X に対するレビューの類似度の算出の概要図

3. レビューには高評価などのポジティブなキャンペーンか、もしくは批判的なネガティブなキャンペーンなのかをキャンペーンプロパティにより分類することができると考えた。よって、キャンペーンプロパティによって算出した特徴ベクトルを用いて、レビュー同士の類似度を算出し、類似しているキャンペーンに分類する。レビュー同士の類似度を算出する手法として Cos 類似度を用いる。Cos 類似度はベクトル空間モデルにおいて、レビューの要素を用いて比較する際に使われる手法である。Cos 類似度の値が 1 に近ければ類似しており、0 に近ければ類似していないと判断することができる。

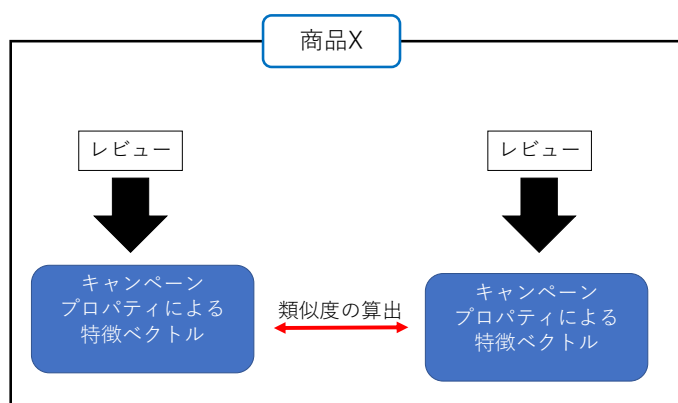


図 4.4: レビューの類似度

4. 図 4.4 に示したように、各レビューにおける類似度を算出する。レビューにおいて同様の類似性があると判断するために閾値を設定し、閾値を超えるとレビューは商品 X に対して類似している意見かつキャンペーンを持つとする。

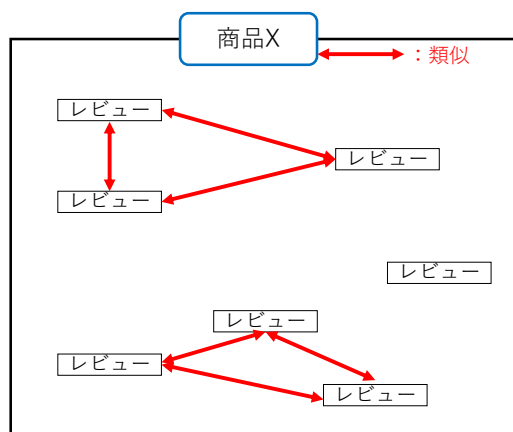


図 4.5: 特徴ベクトルの類似による分類

4.3.2 ポテンシャルキャンペイナーの検出

本節では、5.2 節に示したようにポテンシャルキャンペーンからポテンシャルキャンペイナーを特定する。レビューとは、レビューワーが商品 X に対する意見や評価を述べるものであり、レビューワーが商品 X に対して他者に「おすすめしたい」や「よくなかった」などを伝える目的によって投稿されている。よって、レビューにはキャンペーンが含まれており、レビューのキャンペーンはレビューワーが商品 X に対しておこなうキャンペーンであるといえる。そのため、レビューを投稿しているレビューワーに着目する。よって、図 4.4 に対して、レビューワーが投稿したレビューとして図 4.6 のように表現することができる。商品 X に対してレビューを投稿しているレビューワーは、キャンペーンに基づいたレビューを投稿している。4.1.4 節に示したように、フェイクレビューグループはキャンペイナーの特徴を持っている。そのため、図 4.6 から、明らかにキャンペーンを行なっているフェイクレビューグループのキャンペイナーと類似しているレビューワーは一つのキャンペーンを行なっていると考えることができる。よって、類似しているキャンペイナーを検出する手法として、Dynamic Time Warping algorithm(以下、DTW 法とする)を用

1. 4.3.2 節により、商品 X に対してのポテンシャルキャンペーンとポテンシャルキャンペーンから検出されたポテンシャルキャンペイナーを検出した。ポテンシャルキャンペイナーは、キャンペーンの一つであるフェイクレビューグループのキャンペーンを行なっているキャンペイナーと類似した投稿傾向を持つ。したがって、ポテンシャルキャンペイナーは商品 X に対して行なっているキャンペーンを他の商品に対して行なっている可能性があり、商品 X に対して検出されたポテンシャルキャンペイナーが投稿している他の商品を抽出する。

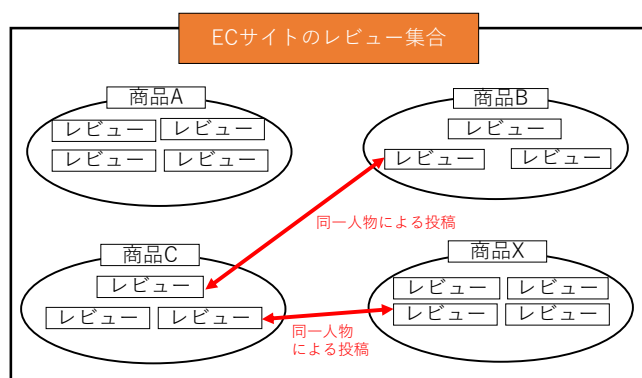


図 4.8: EC サイトのレビュー集合による同一人物の特定

2. 商品 X に対して検出されたポテンシャルキャンペイナーが投稿している他の商品を抽出し、抽出された商品に対してポテンシャルキャンペーンとポテンシャルキャンペイナーの検出を繰り返しおこなう。繰り返し行った結果を図 4.9 のように各商品に投稿しているポテンシャルキャンペイナーを検出する。また、図 4.9 をノードをレビューワーとし、ノード同士で共通して投稿している商品がある場合にエッジを与えるネットワークグラフを図 4.10 とする。
3. 図 4.10 のノードであるポテンシャルキャンペイナーは、フェイクレビューグループのキャンペーンを行っているキャンペイナーの投稿傾向が類似しているキャンペイナーであるため、ポジティブキャンペーンが働いているグラフであるといえる。また、ノード同士を比較した時に共通して投稿している商品が多い場合、キャンペーンが類似していると考えられることができる。

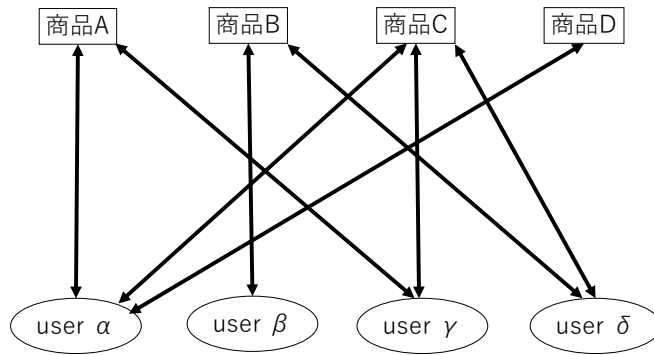


図 4.9: レビュー者が投稿した商品の概要図

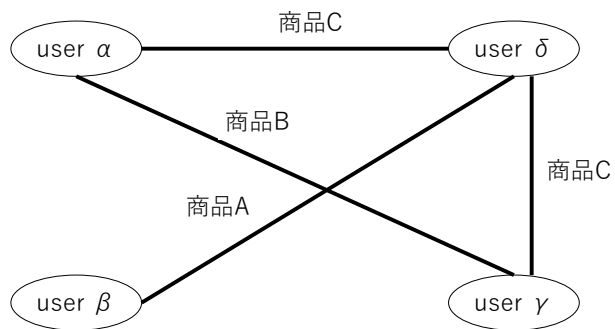


図 4.10: レビュー者が投稿した商品のネットワーク図

第5章 設計・実装

本章では、提案システムの設計・実装について述べる。

5.1 ポテンシャルキャンペーンの検出

本節では、一つの商品に着目する。一つの商品に投稿されている複数のレビューをキャンペーンプロパティを用いて、分類する。

5.1.1 レビューの値の算出

4.1.2 節で述べたように、レビューをキャンペーンプロパティを用いて特徴付けることができる。よってキャンペーンプロパティを用いて、レビューに対して特徴ベクトルにより値を与える。レビュー i の特徴ベクトルを \vec{i} とする。

5.1.2 レビューの類似度の算出

レビュー同士のキャンペーンの類似性を比較する。3.1.1 節に述べたようにアイテムベース協調フィルタリングでは、類似度の算出を行うために \cos 類似度が用いられている。本提案においてもアイテムベースにおけるキャンペーンプロパティを設定している。レビュー同士を比較するために、アイテム協調フィルタリングと同様に \cos 類似度を用いて類似度の算出をおこなう。

レビュー同士の類似度の算出は \cos 類似度を用いて行い、商品に投稿されているレビューの比較は総当たりで行う。レビュー i, j の特徴ベクトルを \vec{i}, \vec{j} とし、 \cos 類似度の式を以下に示す。

$$\cos(\vec{i}, \vec{j}) = \frac{\vec{i} \cdot \vec{j}}{\|\vec{i}\| \|\vec{j}\|} \quad (5.1)$$

5.1.3 レビュー類似度の正規化

キャンペーンプロパティに用いられる要素は様々であり、特徴量の値の分布に偏りがある。例えば、キャンペーンプロパティとして、星評価は1から5の5段階評価になっており、また、購入済みかどうかは0か1の2段階で判断する。よって、分布の偏りをなくすために、正規化をおこなう。今回は、Min-Max スケーリングをおこなう。Min-Max スケーリングとは、最大値が各プロパティのデータにおいて、最大値を1、最小値を0のデータとなるようにする。データ X が与えられた時、 x_{min} はデータの最小値とし、 x_{max} はデータの最大値とする。そして、正規化したデータ Y の算出の式は (5.2) に示す。

$$Y = \frac{X - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (5.2)$$

5.1.4 レビューに対する類似度の閾値の設定

5.1.2 節では、レビュー同士で類似度を算出した。これらをもとに、レビュー同士において類似の閾値を定め、閾値を超えるものをレビューにおいて類似していると判定する。

5.2 ポテンシャルキャンペイナーの検出

本節では、ポテンシャルキャンペイナーの検出において述べる。ポテンシャルキャンペイナーは、4.1.4 節で示した。5.1 節で検出できたポテンシャルキャンペーンを行っているレビュワーから、4.1.4 節の特徴を持つレビュワーを検出する。

5.2.1 Dynamic Time Warping algorithmによるポテンシャル キャンペーンの検出

ポテンシャルキャンペーンのレビュワーとフェイクレビューグループのキャンペーンをDTW法を用いて類似度を算出し、ポテンシャルキャンペーンを検出する。本提案において、ポテンシャルキャンペーンの投稿傾向を5.2節で述べた。DTW法は二つのグラフの時系列において、各点の距離を総当たりで求めて最短となる距離を見つけておこなう。DTW法により、5.2節で述べたレビュワーとポテンシャルキャンペーンで検出したレビュワーの投稿傾向を比較し、類似度を算出する。

5.3 キャンペーンを検出

5.3.1 ポテンシャルキャンペーンの各商品の抽出

5.2.1節で各商品におけるポテンシャルキャンペーンを抽出することができた。このポテンシャルキャンペーンは他の商品に対してもレビューを同等のキャンペーンを行なっている可能性がある。よって、ポテンシャルキャンペーンが他にも投稿している商品を検出し、検出された商品に対してポテンシャルキャンペーンとポテンシャルキャンペーンの検出を繰り返しおこなう。ポテンシャルキャンペーンのレビュープロパティの一つであるreviewerIDをレビューセットから抽出することで、ポテンシャルキャンペーンが投稿した商品がわかる。

5.3.2 ポテンシャルキャンペーンによるグラフの作成

各商品に対してポテンシャルキャンペーンを検出することができたため、ポテンシャルキャンペーンをノードとし、ノード同士で共通して投稿している商品がある場合にエッジを与えるネットワークグラフを作成する。

5.3.3 クラスタリングによるキャンペーンの分類

本節では、5.3.1節で示したグラフを固有ベクトル中心性を用いて、クラスタリングをおこなう。固有ベクトル中心性とは、ネットワークグラフにおいてどのノードが重要なのかを図る指標の一つで、各ノードの次数を調べ、次数が一番高いものが重要であると考え、重要なノードと繋がっているものも重要であるという概念を取り入れたクラスタリングである。ノードはレビュワーであり、ノードの次数が高いということは多くレビューしていることになる。ポテンシャルキャンペイナーとして、多くにレビューしていることはより多くの商品に対してキャンペーンを行なっていることとなり、固有ベクトル中心性を用いてキャンペーンを分類する。

第6章 実験・評価

本章では、本提案・設計実装をもとにして実験・評価を行なった。本章で用いているデータは Amazon のレビューデータセットを使用している。

6.1 実験データによる実験

本節では、ECサイトにおけるレビューのデータ集合からキャンペーンを検出する。シュミレーテッドデータは amazon におけるレビューを参照して作成した。本節で用いるデータは、5つの商品に対して総計24人がレビューをすることを想定した実験データ(以下、シュミレーテッドデータとする)である。

6.1.1 実験データの概要

実験データ(以下、シュミレーテッドデータとする)を以下の特徴をもとに作成した。作成したシュミレーテッドデータは、A.1節に記載する。

- 一人のレビューワーが一つの商品に対して複数レビューすることはない
- レビューワーが複数の商品に対してレビューをおこなうことがある
- 一つの商品に対してレビューが8つある(8人が書いている)
- 商品を goods とし、goods01～goods05 の5つの商品を用意

また、シュミレーテッドデータにおける商品やユーザの特徴を以下をもとに作成した。

- フェイクレビューグループによるキャンペイナーは全ての商品の星評価は”5”である
- フェイクレビューグループによるキャンペイナーは商品の購入をしている

6.1.2 結果

DETECTIVECAMにより、シミュレーテッドデータにおけるキャンペーンの検出を行った。5.3節の図4.10のように、シミュレーテッドデータに含まれるポテンシャルキャンペイナを抜き出し、キャンペーンを検出した。

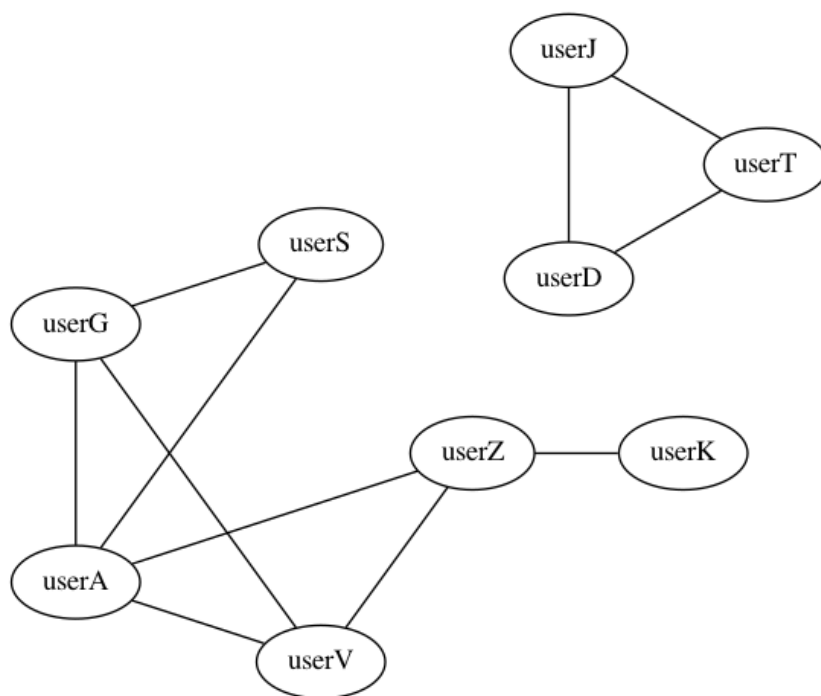


図 6.1: 実験データによるレビューが投稿した商品のネットワーク図

6.1.3 評価

本データにおいて、フェイクレビューグループの動きとして、設定したのは以下のレビューである。

- userA,userG,userS,userV,userZ

6.1.2節の結果から、フェイクレビューグループのレビューを検出することはできた。また、各レビューが共通して投稿している商品を検出していることから、レビューが共通の商品たちに対して高評価のレビューを行うキャンペーンの検出をすることができている。さらに、フェイクレビューグループのレビューは

回数が多く同じ商品に対してレビューを投稿していることがわかり、ユーザにおける三角関係が成り立つとき、同じレビューグループに属している可能性があると考えられる。

6.2 本データによる実験

6.2.1 本データの概要

本データは Amazon.com の Amazon インスタント・ビデオのカテゴリにおいて収集してきたデータを用いた [17]。Amazon インスタント・ビデオは、映画や TV 番組などを提供するオンライン動画配信サービスである。

6.2.2 結果

本データでは、16 人のレビュワーをポテンシャルキャンペイナーと抽出することができた。

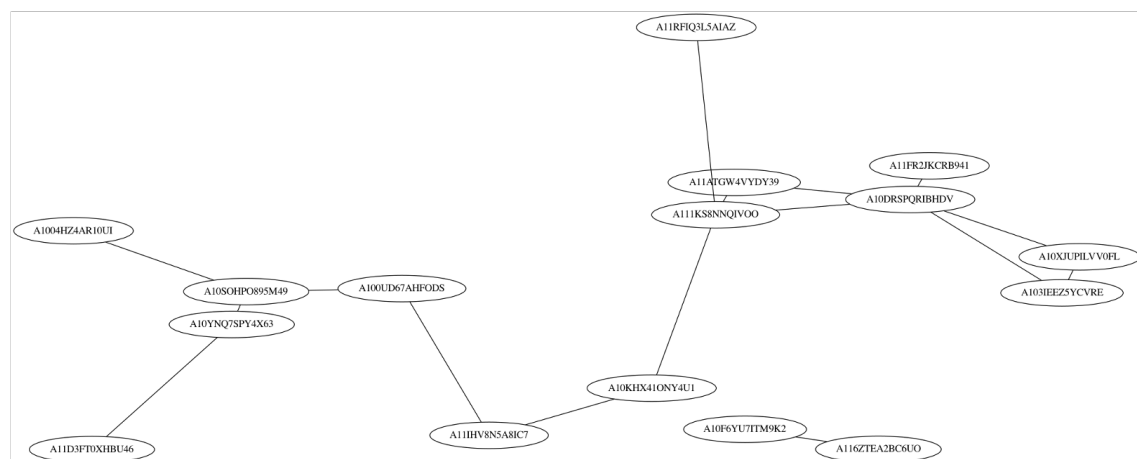


図 6.2: 本データによるレビュワーが投稿した商品のネットワーク図

6.2.3 評価

本実験では、中心性ベクトルを用いることでクラスタリングを行った。本データでは 3 種類のキャンペーンに分類することができた。本データにおいて、ポ

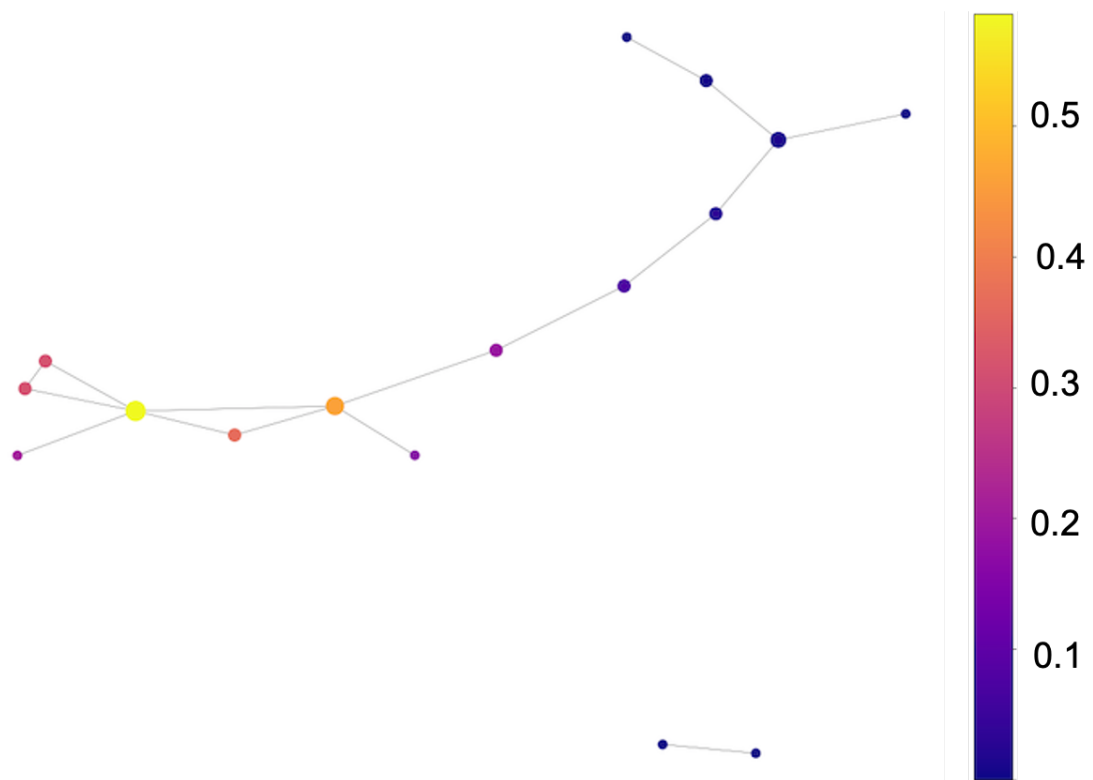


図 6.3: クラスタリングによるキャンペーンの分類

テンシャルキャンペイナである”A10DRSPQRIBHDV”が最も字数が高い。よって、”A10DRSPQRIBHDV”が本データにおいて活発なキャンペーンが行われていると予想できる。また、中心性ベクトルを用いているため、2種類のキャンペーンに分類できるといえる。また、”A10F6YU71TM9K2”と”A116ZTEA2BC6UO”の二つのノード間においてのみエッジが与えられている。よって、これらはこの二つの間でのみで働かれている独自のキャンペーンが存在すると言える。本データにおいて、”A11RFIQ3L5AIAZ”は1日にレビューする件数が複数存在し、星評価も高評価のみ、また他の要素からもフェイクレビューグループのキャンペイナと非常に類似した投稿傾向を持っている。よって、”A11RFIQ3L5AIAZ”に着目した場合、少なくとも”A111KS8NNQIVOO”は”A11RFIQ3L5AIAZ”のキャンペーンが働いている可能性が高い。また、それに伴い、”A11ATGW4VYDY39”と”A10KHX410NY4UI”、”A10DRSPQRIBHDV”も同様にキャンペーンが働いている可能性が高いと言える。このように、キャンペーンに着目することで、影響を受けているレビュワーも理解することができる。

第7章 おわりに

7.1 まとめ

本研究では、キャンペーンを行なっている可能性のあるレビュワーを検出し、各レビュワーが他に投稿している商品を見つけることで、各々のレビューにおいて影響を与えている、もしくは受けているレビュワーを検出することができた。ポテンシャルキャンペイナーはキャンペーンを行なっているレビュワーであり、影響を与え合うポテンシャルキャンペイナー同士は同じキャンペーンを行なっていると言える。よって、一つのレビューが影響を及ぼしている他のレビューをキャンペーンを通して検出することができるため、よりレビューを正当に判断することができる。

7.2 展望

7.2.1 より高度な精度の検出

本提案システムにおいて、キャンペーンを検出するためのプロパティの設定と類似度の基準値など様々な要素の設定をしている。キャンペーンプロパティの要素やキャンペイナーの投稿傾向など高度な検出をおこなうために再度検討する必要がある。

7.2.2 スпам攻撃検出システムとの併用

本提案システムは、ECサイトのある商品のレビューから、キャンペーンのプロパティを用いてポテンシャルキャンペイナーの集合からキャンペーンを特定する。そのため、あるキャンペイナーの影響を受けているキャンペイナーを特定することができる。よって、3章の既存研究において、3.2節のスパムレビューの検出や

スパムアカウントの検出により、スパムを特定することができる。本研究では、レビューやアカウント、キャンペーンなどを抽出するフェーズが本提案システムに存在する。よって、既存研究におけるスパムレビュアーやスパムアカウントの検出を用いることで、そのスパムと同様のキャンペーンを行なっているレビューやスパムの影響を受けて商品を購入して投稿しているレビューを特定することができる。

7.2.3 ユーザ支援のための可視化

本研究はソーシャルメディアの情報口コミサイトにおいて、ユーザがレビューや口コミのキャンペーンを理解することで、レビュアーの意図や目的を知ることによってレビューに対する信頼性や商品の評価を正当に判断するための支援として本システムを提案した。そのため、ユーザが本システムを理解し、正当な判断を行えるように GUI においてキャンペーンの可視化などを検討する必要がある。

謝辞

本研究を行うにあたり、多くの方から多大なご助言やご助力を頂きました。心から厚くお礼申し上げます。

本研究を進めるにあたり、主指導教員である篠田陽一教授には研究の御指導だけではなく、多くの御助言を賜りました。心から深く感謝しております。また、知念賢一准教授、宇多仁助教には研究に関して活発な議論や多大な御指導を賜りました。深く感謝しております。インターンシップ指導教員をお引き受けいただくとともに、研究に関するご助言をいただいた丹康雄教授に感謝しております。

また、本研究室の博士後期課程の三浦良介氏には、研究に関して活発な議論、ご指導を賜りました。深く感謝しております。また先輩の砂川真範氏、阿波史和氏、渡邊司揮氏、菅野 洋信氏、北沢堯宏氏、廣中颯氏に加え、本研究室の博士前期課程の馬越紘氏、門脇真之佑氏、古寺雄馬氏、本間 可楠氏、吉原昂司氏、岡田真一、梅内翼、片岡拓海、瀧島和則には、研究に関する活発な議論や研究生活を送る上での多大なご助力をいただきました。心より感謝いたします。

最後に、これまでの学生生活および私生活をあらゆる面で支えてくれた家族へ心から感謝いたします。

参考文献

- [1] 総務省. 平成 30 年版情報通信白書. <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r02/pdf/02honpen.pdf>. (参照 2020-01-11) .
- [2] N. Jindal and B. Liu. Review spam detection, 2007.
- [3] The growing power of reviews, 2018.
- [4] 三菱UFJ リサーチ&コンサルティング. 口コミサイト・インフルエンサーマーケティングに関するアンケート結果, 2018.
- [5] 栗原良尚. ユーザ評価により信頼性を保証するレピュテーションシステムに関する研究. Master's thesis, 北陸先端科学技術大学院大学, 2010.
- [6] Chengcheng Shao, Giovanni Luca Ciampaglia, Onur Varol, Kai-Cheng Yang, Alessandro Flammini, and Filippo Menczer. The spread of low-credibility content by social bots, 2018.
- [7] Brent Smith and Greg Linden. Two decades of recommender systems at amazon.com, 2017.
- [8] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan, and John Riedl. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms, 2001.
- [9] Chang Xu, Jie Zhang, and Zhu Sun. Online reputation fraud campaign detection in user ratings.
- [10] Arjun Mukherjee, Bing Liu, and Natalie Glance. Spotting fake reviewer groups in consumer reviews, 2012.

- [11] Son Dinh, Taher Azeb, Francis Fortin, Djedjiga Mouheb, and Mourad Deb-babi, 2015.
- [12] Cao Xiao, David Mandell Freeman, and Theodore Hwa. Detecting clusters of fake accounts in online social networks.
- [13] Haizhong Zheng, Minhui Xue, Hao Lu, Shuang Hao, Haojin Zhu, Xiaohui Liang, and Keith Ross. Smoke screener or straight shooter: Detecting elite sybil attacks in user-review social networks, 2018.
- [14] サクラチェッカー. <https://sakura-checker.jp>.
- [15] Pavel Senin. Dynamic time warping algorithm review, 2008.
- [16] 水原悠子, 林朗, 末松伸朗. Dtw 距離を用いた時系列データのベクトル空間への埋込, 2005.
- [17] Amazon データセット. https://snap.stanford.edu/data/amazon/productGraph/amazon_readme.txt.

本研究に関する对外発表

- [1] 油布 翔平, “ソーシャルメディアにおけるアカウント集団特定によるキャンペーンの検出”, WIDE Project ポスターセッション, Sep.2020

付録A

A.1 シュミレーテッドデータ

reviewerID	asin	text	overall	unixReviewTime	purchase	early
userA	goods01	1	5	1400284800	1	0
userF	goods01	1	1	1400716800	1	0
userE	goods01	1	4	1395532800	1	0
userO	goods01	1	2	1403395200	1	0
userU	goods01	1	1	1395532800	0	0
userV	goods01	1	5	1400716800	1	0
userW	goods01	1	1	1390262400	1	0
userZ	goods01	1	5	1392163200	1	0
userA	goods02	0	5	1400284800	1	0
userF	goods02	1	4	1368748800	1	0
userG	goods02	0	5	1385942400	1	0
userM	goods02	1	2	1398211200	1	0
userP	goods02	1	3	1399161600	1	0
userQ	goods02	1	4	1398211200	0	0
userR	goods02	1	4	1396137600	1	0
userS	goods02	0	5	1397520000	1	0
userC	goods03	1	4	1384819200	1	0
userH	goods03	1	5	1384905600	1	0
userI	goods03	1	2	1384905600	1	0
userK	goods03	1	5	1384819200	1	0

userL	goods03	1	5	1360454400	1	0
userO	goods03	1	4	1372550400	1	0
userU	goods03	1	4	1366502400	1	0
userZ	goods03	1	5	1369008000	1	0
userB	goods04	1	3	1366502400	1	0
userD	goods04	1	5	1366502400	1	0
userE	goods04	1	1	1378166400	0	0
userJ	goods04	1	5	1379116800	1	0
userN	goods04	1	3	1376265600	1	0
userP	goods04	1	5	1350950400	1	0
userT	goods04	1	5	1404000000	1	0
userU	goods04	1	4	1378166400	1	0
userA	goods05	1	5	1400371200	1	0
userB	goods05	1	1	1354665600	1	0
userF	goods05	1	2	1404000000	1	0
userG	goods05	1	5	1389830400	1	0
userH	goods05	1	1	1359676800	1	0
userL	goods05	1	3	1362355200	1	0
userR	goods05	1	1	1359676800	0	0
userV	goods05	1	5	1389398400	1	0