

ストーリー文書を用いたレビュー文書のネタバレ判定*

前田 恭佑[†]・土方 嘉徳[‡]・中村 聡史[§]・酒田 信親[¶]Spoiler Detection from Review Comments
using Story Documents*Kyosuke MAEDA[†], Yoshinori HIJIKATA[‡], Satoshi NAKAMURA[§] and Nobuchika SAKATA[¶]

Users' review comments in shopping sites are useful for other users to decide whether or not buy the item. While users' comments or opinions are included in the reviews, descriptions about story contents are sometimes included in the reviews toward items with story like novels or movies. In some cases, these descriptions may spoil reader's or viewer's enjoyment and excitement. Hereinafter, we call these descriptions spoilers. Spoilers might be related to the position in the story line. In this study we use story documents that record all of the details of the given story. Using the story documents, we investigate the location to which the content of the spoilers correspond in the story documents. Based on the result of the investigation, we develop a method for detecting spoilers in users' review comments. We compared our proposed method with some baselines that detect spoilers using machine learning techniques with bag of words model. We found that our method performs as well as the baseline. This means that we can detect spoilers in the same level of precision even if we do not have labeled data on spoilers.

1. まえがき

近年、一般の消費者が商品やコンテンツ（以降、まとめて「アイテム」とよぶ）に対して、自分の意見や感想をレビューとして Web 上で投稿することが盛んになりつつある。一般に、レビューはユーザの実体験に基づいて書かれているため、まだそのアイテムを購入していないユーザにとっては有益な情報となりうる。しかし、コミックや小説、映画などのストーリーをもったアイテム

に対するレビューには、レビューの感想や意見のほかに、そのアイテムのストーリーに関する記述も存在する。その記述の中には、アイテムのストーリーの結末や詳細なストーリーの展開に関する記述がある。たとえば、推理小説で犯人の名前を挙げたり、トリックの内容を明かしたりすることなどが挙げられる。人は小説や映画を鑑賞するときには、劇中でつぎに何が起こるかを想像することを一つの楽しみとしている [1,2]。そのため、アイテムを体験していないユーザが上記のような記述を目にしまうと、実際にアイテムを体験した時の感動や楽しみを減らしてしまう可能性がある [3]。本研究では、このような記述を「ネタバレ」とよぶ。

ユーザがネタバレを見ることなくレビューを閲覧できるようにするためには、ネタバレを含むレビュー文書を検出し、それを非表示にしたり、「ネタバレあり」のようなラベルをつけたりする必要がある。そこで、本研究では日本語のレビュー文書を対象として、ネタバレとなる記述を含むレビュー文書（以降、「ネタバレ文書」とよぶ）の検出を試みる。これまで、ストーリーに関する記述を含むレビュー文書を検出する研究 [4] や、レビュー文書中からストーリーに関する記述を含む文を検出する研究 [5,6] が行われている。しかし、ストーリーに関する記

* 原稿受付 2018 年 1 月 5 日

[†] 大阪大学大学院 基礎工学研究科 Graduate School of Engineering Science, Osaka University; 1-3 Machikaneyamacho, Toyonaka, Osaka 560-8531, JAPAN[‡] 関西学院大学 商学部 School of Business Administration, Kwansai Gakuin University; 1-155 Uegahara Ichibancho, Nishinomiya, Hyogo 662-8501, JAPAN[§] 明治大学 総合数理学部 School of Interdisciplinary Mathematical Sciences, Meiji University; Nakano 4-21-1, Nakano-ku, Tokyo 164-8525, JAPAN[¶] 奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology; 8916-5 Takayamacho, Ikoma, Nara 630-0192, JAPAN**Key Words:** reputation information analysis, spoiler detection, review comments, story document, text position.

述のすべてが、ユーザの楽しみを削いでしまうとは限らない。多くのアイテムの公式サイトやショッピングサイトにあるアイテムの紹介ページには、ユーザの興味を引くためのストーリーの導入部分に関する記述がある。このような記述は閲覧するユーザにとって有益なものといえる。一方、結末が描かれるストーリーの終盤は、ユーザの多くが楽しみにしていると考えられる。そのため、ストーリーの終盤部分に関しての記述はユーザの楽しみを大きく減らしてしまう可能性がある。

このように、ストーリーに関する記述であっても、ユーザへの影響の大きさ（楽しみを減らしてしまう程度）は、実際のストーリーの進行における位置づけ（たとえば、序盤・中盤・終盤）により大きく異なると考えられる。われわれは、ネタバレとなる記述がストーリーの進行のどの位置に存在するのかを明らかにし、これをネタバレ文書の検出に適用することを考えた。そのために、アイテムのストーリーを記録した文書（以降、「ストーリー文書」とよぶ）を用いることにした。アイテムが小説であれば、その小説の全文や一部始終の要約文¹などがこれに相当する。

ストーリーの進行における位置づけを知るためには、ストーリーの意味的な部分への分割や場面遷移の判定を行う必要がある。ストーリー文書に出現する単語の遷移を用いて、上記の分割や判定を行うことも考えられるが、これを自動で行おうとすると、かなりの誤判定が含まれることが想像される。そこでわれわれは、ストーリー展開に完全に対応するわけではないが、ストーリーの進行における位置を、ストーリー文書におけるテキスト位置（テキストの先頭からの文字数）で代用することにした。

本研究は、二つの部分から構成される。一つは、ネタバレに関する記述がストーリー文書中のどこに存在するのかを明らかにする調査である。もう一つは、その調査結果に基づき、ストーリー文書を用いてネタバレ文書を検出する手法の提案である。

本研究の前半では、ネタバレとなる内容がストーリー文書の後半に出現する傾向にあるかどうかを調べる。そのために、ネタバレに関するキーワードがストーリー文書のどのテキスト位置に出現するかを調査する。なお、ある記述（ストーリーの内容に関する記述）をネタバレであると思うかどうかは、ユーザにより異なると思われる[7]。この調査では、多くのユーザが重大なネタバレ（問題のあるネタバレ）と判定したものにのみ焦点を当て、調査を行う。われわれはこの調査のために、日本語の小説を対象ドメインとして、各小説のネタバレと関連の深い単語のリスト（以降、「ネタバレ単語リスト」）を作成した。ネタバレは小説ごとに内容が異なるため、このリストは小説ごとに作成される。そして、ネタバレ単

語リスト内の単語が、対応するストーリー文書内のどこに出現するかを調査する。ネタバレ単語リスト内の単語の、ストーリー文書上でのテキスト位置の平均を求めたところ、57.6%~80.0%という割合（小説によって異なる）で、ストーリー文書の後半（テキスト位置の中央より後半）に出現することがわかった。

本研究の後半では、上記の調査結果を基に、ストーリー文書を用いてレビュー文書がネタバレ文書か否かを判別する手法を提案する。

提案手法では、単語のストーリー文書におけるテキスト位置（具体的には平均出現位置）を用いて、判定することとした。提案した手法を評価するために、レビュー文書がネタバレとなる記述を含むかどうかに関する正解データを作成し、評価実験を行った。評価実験では、これまでネタバレやストーリーに関する記述を含む文や文書の検出で用いられてきたBag of wordsによる機械学習を用いた方法[8,5]と比較を行い、提案手法の有効性を確かめた。評価実験の結果、提案した手法は、既存手法と同等の性能でネタバレ文書を検出できることがわかった。ネタバレに関する正解データを必要とせずとも、機械学習による方法と同程度のネタバレ判定ができることがわかった。

本論文の構成は以下のとおりである。2章で関連研究について述べる。3章でストーリー文書内でのネタバレの記述に関する調査について述べる。4章で提案手法についての説明と評価実験について述べる。5章で実際のレビュー文書を例に用いて、手法の有効性について述べる。最後に6章でまとめを述べる。

2. 関連研究

この章では、レビュー文書からストーリーの内容に関する記述（以降、「あらすじ」）やストーリーに関するネタバレを検出した研究と、ソーシャルメディアにおけるスポーツやイベントの結果のネタバレを検出した研究について述べる。

2.1 レビュー文書からのあらすじ・ネタバレ検出の研究

インターネット上のレビューに対する研究はテキストマイニングの分野で広く行われている[9]。その中で、われわれの研究に最も関連する分野は、ストーリーを伴うアイテムに対するレビュー文書を対象とした研究分野である。この研究分野では、あらすじの検出を目的とした研究や、ネタバレの検出を目的とした研究が行われている。

Guoらは、レビュー文書の文構造に着目してLatent Dirichlet Allocation(LDA)を利用することで、あらすじを文単位で検出している[4]。また、岩井らは、レビュー文書中の各文に対して、種々の機械学習のアルゴリズムでその文があらすじか否かの判定をし[5,6]、あらすじ部分を黒塗りにして表示するシステムを提案した[7]。上記

¹Web上には要約文を集合知として収集するサイトが存在する。例：<http://hm-hm.net>

で紹介した研究はネタバレの検出でなく、あらすじの検出を行っている。しかし、あらすじにはユーザにとって有益な情報とネタバレの両方が含まれている。われわれは、あらすじ全体ではなく、あらすじの中でもユーザに不利益を与えるネタバレを検出する。

Boyd-Graberらは、アイテムの内容に関する短文をTV Tropes¹という筋書き共有サイトから収集し、短文中にネタバレらしい単語があるか否かを機械学習により判定している[8]。彼らは、判定に短文中の単語と文構造の情報を利用している。それに対してわれわれは、ストーリー文書中の位置情報を利用している。

2.2 コミュニティ内でのネタバレ検出の研究

レビューサイトではなく、SNS全体またはその一部のコミュニティ内でネタバレを遮断しようとする研究も存在する。Kleinらはアイテムをどこまで視聴・閲覧したか(進行度)をユーザごとに記録しておき、進行度の早い人の発言にネタバレがあるかもしれないと注意喚起しようとしている[10]。

ストーリーをもったアイテム以外にも、実世界のイベントを対象にしたネタバレ検出の研究も存在する。Nakamuraらは、実世界でイベントが行われる時間帯とユーザの行動する時間帯を考慮して、スポーツの結果をネタバレとして検出している[11]。また、Web上でこのネタバレをどのようにして遮断するかという表現方法にも注目している[12,13]。同様に、スポーツの結果をネタバレの対象として、Twitterのタイムラインから検出しようと試みた研究がある[14,15]。これらの研究はおもにスポーツの結果を対象としているが、われわれはストーリーを持ったアイテムごとに、そのストーリーの内容に関するネタバレを検出することを目的にしている。

3. ストーリー文書内のネタバレの記述に関する調査

本章では、ネタバレと関連の深い単語がストーリー文書中のどの位置に出現するかを調査する。この調査を行うために、いくつかの小説に対して、それぞれの小説のネタバレと関連の深い単語を収集し、リストにまとめる。以降では、このリストをネタバレ単語リストとよぶ。本調査では、ネタバレ単語リスト中の単語がストーリー文書中のどこに出現するかを調べる。

3.1 リスト作成の方針

ネタバレは小説の内容に依存するため、われわれはネタバレ単語リストを小説ごとに作成する。本研究では、五つの小説を対象にする。ネタバレ単語リストを作成するために、われわれはユーザ(評価者)からネタバレの記述を収集する。ネタバレに対して不快に思う程度には個人差があると考えられる[7]ため、多くの人が重要な

ネタバレと思う内容を対象とする。そのため、複数人の評価者にネタバレを記述してもらう。また、自分の記述したネタバレも含めて、他の人の書いたすべてのネタバレに対して、その深刻さをスコア付けしてもらう。調査では、記述してもらったネタバレの内容がストーリー文書中のどこに書かれているのかを特定する必要がある。しかし、入力してもらったテキストは評価者自身の言葉で書かれているため、文単位でテキストの完全一致により位置を特定することは困難である。そこでわれわれは、評価者が記述した文からその内容を表すのに必要な単語を抽出し、これらをネタバレに関連の深い単語とみなすことにした。これらの単語の集合を、ネタバレ単語リストとした。

ストーリーを持つアイテムには映画や小説、コミックなどさまざまな種類が存在する。その中で、われわれは青空文庫²に掲載される小説を対象とした。理由は、アイテムの本文の全文が利用できるからである。われわれは小説の本文をストーリー文書とし、小説の本文内でのネタバレ単語リスト中の単語の分布を調査する。本研究では、青空文庫の小説・物語カテゴリに属するアイテムから五つを選択した(Table 1参照)。Table 1の右端の列は、ダウンロード時のテキスト量(KB)である。

3.2 リストの作成手順

ネタバレ単語リストの作成方法は以下の通りである。まず、ネタバレの記述を収集する。ネタバレの記述を収集するにあたって、6人の評価者(男性3人、女性3人で、平均年齢は19.5歳)に協力してもらった。評価者にTable 1で示した五つの小説を読んでもらい、そのアイテムのネタバレを箇条書きの短文で記述してもらった。評価者にはネタバレを“これから作品を読む人が聞いたら楽しみが減ってしまう内容”と説明した。

つぎに、自分の記述したネタバレと、他の人の書いたすべてのネタバレに対して、その深刻さ(以降、「ネタバレ度合い」)をスコア付けしてもらった(この評価を「評価付け1」とよぶ)。ネタバレ度合いは5段階(1-少々のネタバレ, 5-重大なネタバレ)でつけてもらった。多くの人が重大なネタバレと思う記述を調査対象とするため、評価者の過半数(4人以上)が4以上のネタバレ度合いをつけた文のみを使用した。

最後に、上記で調査対象として選択されたネタバレの記述から、そのネタバレを表現するのに必要な単語を抽出する。このために、別の5人の評価者(男性5名で、平均年齢は22.6歳)に協力してもらった。評価者には、ネタバレの記述を文単位で提示した。文には文節の区切りも示した(たとえば、「赤毛連盟は / 解散 / した」のように提示した)。われわれは、提示された文の内容を表すのに必要な最低限の数の文節を選ぶよう評価者に説明

¹<http://tvtropes.org/pmwiki/pmwiki.php/Main/HomePage>

²日本国内で、おもに著作権の消滅した文学作品のテキストを公開している。 <http://www.aozora.gr.jp/>

Table 1 ネットバレル記述の調査で使用する小説

著者名	タイトル	ラベル	テキスト量
ドイル アーサー・コナン	赤毛連盟	item1	48KB
大阪 圭吉	デパートの絞刑吏	item2	25KB
宮沢 賢治	銀河鉄道の夜	item3	84KB
夏目 漱石	こころ	item4	366KB
ポー エドガー・アラン	モルグ街の殺人	item5	76KB

Table 2 記述されたネットバレルの文の数

	user1	user2	user3	user4	user5	user6	ALL
item1	15	12	17	6	11	11	72
item2	18	7	18	12	9	17	81
item3	34	19	31	17	7	14	122
item4	44	19	91	14	17	22	207
item5	15	17	29	11	13	13	98
ALL	126	74	186	60	57	77	580
1文ごとの平均文字数	55.3	25.1	46.5	23.2	27.2	28.2	

した。評価者はネットバレルの対象となる小説本文は読んでいない。このタスクは、文そのものもつ意味についてのみ注目すればよいので、アイテムの内容を知らなくても行えると判断した。文の文節分けには、日本語係り受け解析器のCaboCha¹を利用した。評価者の過半数（3人以上）に選ばれた文節を収集する。収集した文節に対して形態素解析を行う。

形態素解析とは、自然言語のテキストデータ（文）を、形態素（Morpheme、言語で意味を持つ最小単位）に分割する処理のことである（通常、形態素の品詞も判別する）[16]。

形態素解析にはMeCab²を利用した。形態素解析の出力結果から名詞と動詞を抽出し、ネットバレル単語リストに登録する。このとき、人手により人物名は統一した呼称に、動詞は原形に直した。

3.3 データセットの特徴

6人の評価者が記述したネットバレルと、ネットバレル単語リスト内の単語の特徴について述べる。6人の評価者が列挙したネットバレルの記述となる文の数と、一文ごとの平均文字数をTable 2に示す。一人当たりの入力した文の数の平均は96.6であった。

3.3.1 評価者の信頼性

6人の評価者がネットバレル度合いを評価することに対しての信頼性を測定するために、評価から半年経過した時点で再度、同じ文（ただし、各評価者が入力した文に限る）に対してネットバレル度合いを付けてもらった（この評価を「評価付け2」とよぶ）。1回目と2回目の評価において、評価値に変化がなかったかどうかを調べた。この

調査にはエーベルの級内相関係数（ICC）[17]を用いた。ICCには、1人の評価者が複数回評価したときの評価者内信頼性（ICC(1, 1)）と、複数の評価者が1回評価したときの評価者間信頼性（ICC(2, 1)）があり、それぞれの値が信頼性の指標とされる。今回の調査にはICC(1, 1)を用いる。

ICC(1, 1)を求めるには、まず一元配置分散分析を行い、その計算過程で得られる要因（ネットバレルの記述となる文）の平均平方BMSと、残差の平均平方WMSを求める。評価回数をk（今回は2）とすると、これらを用いると、ICC(1, 1)は以下の式で求めることができる。

$$ICC(1,1) = \frac{BMS - WMS}{BMS + (k - 1)WMS}$$

ICC(1, 1)の値をTable 3に示す。Table 3には、1回目と2回目のネットバレル度合いの平均値と分散も合わせて示している。LandisらのICCの値の解釈[18]では、0.6-0.8でおおむね一致しているとされている。Table 3のICC(1, 1)の値は0.601-0.795であるため、被験者の評価は1回目と2回目でおおむね一致しているといえる。

3.3.2 評価者間の一致度合い

6人の評価者が入力した全文数と評価者の過半数（4人以上）が4以上のネットバレル度合いをつけた文の数をTable 4に示す（Table 4中の“対象となる文数”）。Table 4中の“全文数”とは、それぞれのアイテムに対して6人の評価者が記述したネットバレルの文の数の合計である。この表から、おおむね文四つのうちの 하나가、過半数（4人以上）が4以上のネットバレル度合いをつけたものであることがわかる。また、同一の文に対する評価者全員のネットバレル度合いの一致度合いを評価者間信頼性[19]を示すICC(2,1)によって調べる。

¹<http://taku910.github.io/cabocho/>

²オープンソースの形態素解析エンジン <http://taku910.github.io/mecab/>

Table 3 評価者のネタバレ度合いと評価者の信頼性 (ICC(1, 1))

	評価付け 1		評価付け 2		ICC(1, 1)
	平均値	分散	平均値	分散	
user1	2.65	1.90	2.97	1.83	.601
user2	3.02	1.64	2.86	1.70	.710
user3	3.58	1.72	3.33	1.49	.713
user4	2.83	2.27	3.01	1.88	.760
user5	3.00	2.14	3.21	2.45	.795
user6	3.14	1.99	2.79	2.21	.692
ALL	3.11	1.99	3.08	1.85	.708

Table 4 過半数 (4人以上) が4以上のネタバレ度合いをつけた文の数 (対象となる文数) と, その中の抽出された単語の数 (抽出単語数)

	全文数	対象となる文数	抽出単語数
item1	72	25	24
item2	81	24	33
item3	122	25	35
item4	207	43	64
item5	98	24	69
ALL	581	141	225

※全文数：6人の評価者が記述したネタバレの文の数の合計

ICC(2, 1) を求めるには, まず二元配置分散分析を行い, その計算過程で得られる変動要因 1 (評価者) の平均平方 BMS と, 変動要因 2 (ネタバレの記述となる文) の平均平方 JMS と, 残差の平均平方 EMS を求める. 評価者の数を k (今回は 6), ネタバレの記述となる文の数を n (今回は 580) とすると, これらを用いると, ICC(2, 1) は以下の式で求めることができる.

$$ICC(2,1) = \frac{BMS - EMS}{BMS + (k-1)EMS + k(JMS - EMS)/n}$$

その結果, すべての文における ICC(2, 1) は .591 となった. [18] の解釈からは, これは中程度の一致といえる. ネタバレであるか否かの基準は評価者ごとに異なることが指摘されており [7], 評価間の判定は一致しにくい傾向がある. これらのことから, 文の内容がネタバレとして深刻であるかどうかの判断は, 評価者によって違いはあるものの, ある程度一致しているといえる.

3.3.3 抽出した単語の数

別の 5 人の評価者による文節の選択により Table 4 に示す数の単語が得られた (Table 4 中の “抽出単語数”). この値は, 3 人以上の評価者が選択した文節を形態素解析して得られる単語の数である. すなわちネタバレ単語リスト中の単語数である. ALL の行の抽出単語数の列は, 単純にアイテムごとの抽出単語数の総和であり, 重複はなかった. 付録の Table A1 に, ネタバレ単語リスト中のすべての単語を示す.

3.4 出現位置に関する調査

作成したネタバレ単語リストを用いて, ネタバレに関連する語がストーリー文書 (各ネタバレ単語リストに対応する小説 (Table 1 参照)) 中の後半に偏って出現しているかどうかを調査する. 具体的には, ネタバレ単語リスト中の単語のうち, ストーリー文書での平均出現位置が文書の中心よりも後半に位置しているものの割合を調べる. また, 同様の調査をストーリー文書中の全単語に対しても実施する.

平均出現位置とは, ある単語の出現位置 (ストーリー文書の先頭から数えて何番目の単語か) の平均をストーリー文書内のすべての単語の出現回数で正規化したものである. 具体的には, ストーリー文書に出現する単語 w について, N_w を単語 w のストーリー文書内の出現回数, N_{all} を全単語のストーリー文書内の出現回数の合計, c_i^w を単語 w の i 番目の出現位置 (ストーリー文書の先頭から何番目の単語か) とする. 平均出現位置 \bar{c}^w は以下の式で与えられる.

$$\bar{c}^w = \frac{1}{N_w} \sum_i \frac{c_i^w}{N_{all}}$$

すなわち平均出現位置 \bar{c}^w が 0.5 より大きい単語の割合を調べる.

Table 5 に, ストーリー文書における単語の平均出現位置が文書の中心よりも後半に位置した単語の割合を示す. ストーリー文書中の全単語においては, 平均出現位置が文書後半に位置するものは 4 割程度に過ぎない (item1 のみ 5 割). ネタバレ単語リスト中の単語においては, 平均出現位置が文書後半に位置するものは 6 割程度 (item1 のみ 8 割) 存在する. Fig. 1 に item4 と 5 についてネタバレ単語リスト中の単語の平均出現位置のヒストグラムを, また Fig. 2 にすべての小説を合わせたものについて全単語とネタバレ単語リスト中の単語の平均出現位置のヒストグラムを示す. このヒストグラムからも, 平均出現位置はネタバレ単語リスト中の単語では後半に偏っていることがわかる. このことから, ネタバレに関する単語は, ストーリー文書の後半に出現しやすい

Table 5 ストーリー文書内の全単語の数とそのうち後半に偏って出現する割合 (左側) と, ネタバレ単語リストの単語のうちストーリー文書内に存在する単語の数とそのうち後半に偏って出現する割合 (右側)

アイテム	全単語		ネタバレ単語	
	単語数	後半に偏る割合	単語数	後半に偏る割合
item1	1702	0.514	20	0.800
item2	1084	0.408	26	0.576
item3	1637	0.415	25	0.680
item4	4629	0.433	58	0.586
item5	1884	0.388	51	0.647

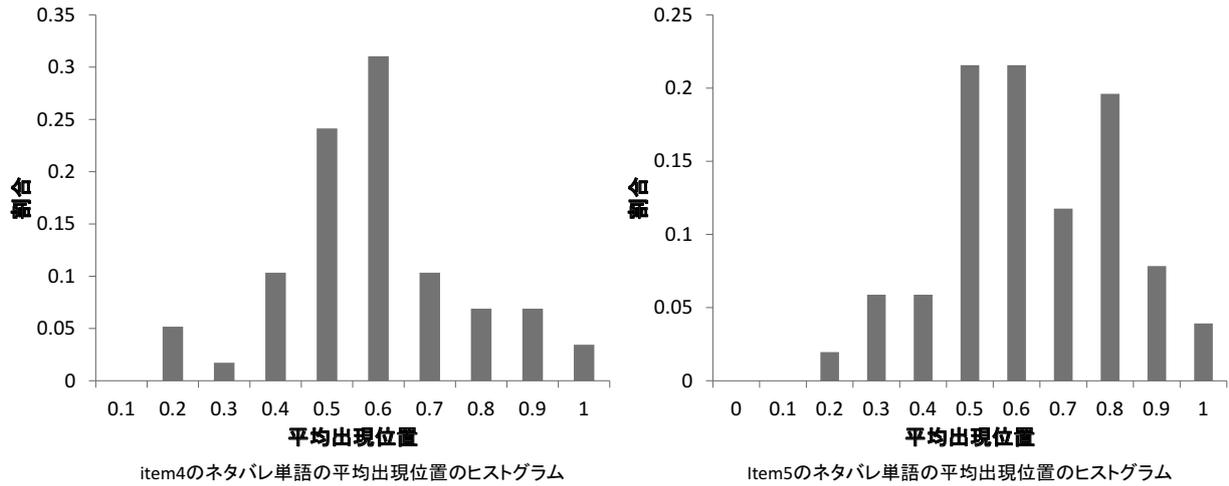


Fig. 1 item4とitem5のネタバレ単語の平均出現位置のヒストグラム

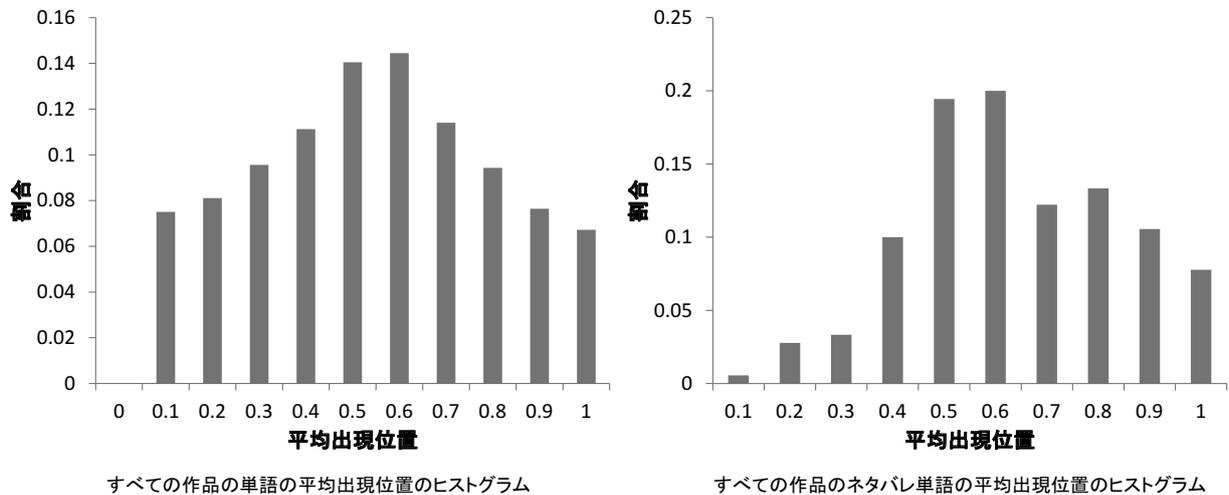


Fig. 2 すべての作品についてすべての単語とネタバレ単語それぞれの平均出現位置のヒストグラム

ことがわかった。

なお、調査に用いたネタバレの記述を、より多くの人にとって深刻なものに限定して調査した場合（評価者の多数（たとえば5人以上）が5のネタバレ度合いを付けた文のみ使用した場合）も試してみた。その結果、item1～item5の単語数と後半に偏る割合は、(14, 0.86), (18, 0.67), (22, 0.59), (35, 0.54), (30, 0.63)となった。このことから、より深刻なネタバレに限定して調査を行っても、同じ傾向であることがわかる。

4. ネタバレ検出手法の提案と評価

この章では、ストーリー文書を用いたネタバレ検出手法について説明する。まず、われわれが提案する手法について述べる。つぎに、提案した手法がネタバレ文書をどれだけ検出することができるかを評価するためのデータセットについて述べる。つぎに、提案手法の有効性を評価するために、提案手法と比較する機械学習アルゴリズムについて述べる。最後に、提案した手法の有効

性を評価する実験について述べる。

4.1 提案手法の詳細

3章の調査の結果、ネタバレの記述にはストーリー文書の後半に偏った単語が使用される傾向があることがわかった。この結果をもとに、レビュー文書に対してネタバレ文書か否か（ネタバレが含まれているか否か）を判別する手法を提案する。具体的には、ストーリー文書の後半に偏る単語がレビュー文書内にどれだけ含まれているかを基に、そのレビュー文書がネタバレ文書か否かを判別する。ここで、後半に偏る単語の定義には、3章で説明した平均出現位置 \bar{c}^w を利用する。すなわち \bar{c}^w が0.5より大きい単語を後半に偏る単語とする。ストーリー文書の後半に現れる単語の中にはネタバレに関連しない単語も含まれるが、よりネタバレに関連する可能性の高い単語が多く含まれているかどうかから判定する。

最初に提案手法のコンセプトについて説明する。前章では、人手でアイテムごとにネタバレ単語リストを作成し、ネタバレの記述がストーリー文書中のどこに出現す

るかを調査した。提案手法では、ネタバレ単語リストは用いない。提案手法は、ストーリー文書を用いて、そこに出現する単語とその出現位置の情報のみを用いて、レビュー文書のネタバレ判定を行う。ネタバレに関する正解ラベルを付与したり人物名の呼称を統一するような人手を要することなく、ネタバレ判定ができることを目指す。

提案手法のアルゴリズムをアルゴリズム 1 に示す。まず、対象となるアイテムのストーリー文書 s を形態素解析して、後半に偏る単語のリスト L (以降、「偏向単語リスト」とよぶ) を作成する。つぎに、判定したいレビュー文書 r を形態素解析し、偏向単語リスト L を参照して、レビュー文書内に含まれる後半に偏る単語の数 (種類数) c を算出する。レビュー文書ごとに算出されるこの数に対して閾値 θ を用いて、ネタバレ文書であるか否かを判定する。

なお、提案手法で用いる単語は名詞と動詞である。具体的には、IPA の品詞体系¹ を利用して、名詞に関しては、「固有名詞」、「一般」、「サ変接続」、「形容動詞語幹」を、動詞に関しては、「自立」を用いた。これらに該当しない単語は除外した。また、上記に該当する単語であっても、ひらがな1文字、カタカナ1文字、「する」、「いる」、「しまう」、「れる」、「なる」、「られる」はストップワードとして除外する。形態素解析には MeCab を利用した。

提案手法において後半に偏る単語のリストを作成する際、多くの小説で登場する単語を除去する。そのために、情報検索で一般的に利用されている IDF 法 [20] を用いて、単語に対して重み付けを行う。われわれは、評価実験に利用する 12 のストーリー文書 (小説の本文) を基に IDF 値を算出し、IDF 値に閾値を用いて使用する単語を限定する。具体的には、七つ以上の小説で使用される (小説の本文で一度でも出現する) 単語を除去した。

4.2 評価用のデータセット

提案手法の評価に用いるデータセットについて述べる。われわれは、評価者にレビュー文書内にネタバレとなる記述が存在するか否かの判断を行ってもらい、各文書がネタバレ文書であるか否かを正解として持つデータセットを作成した。このために、6 人の評価者 (男性 6 人で、平均年齢は 20.6 歳) に協力してもらった。なお、この 6 人の評価者は、3 章でネタバレの記述を提供した評価者とは異なる人である。データセットの作成方法は以下の通りである。われわれは、3 章の調査のときと同様に、ストーリーをもつアイテムのカテゴリとして日本語の小説を選択した。小説は青空文庫から、調査実験の小説とは別の 12 作品を選択した (Table 6 参照)。

そして、Amazon.co.jp, Booklog, 読書メーターの三個のサイトから各小説のレビューを収集した。収集でき

アルゴリズム 1 : 提案手法

Require: StoryDocument s , Review r , Threshold θ

procedure

```

 $W_s \leftarrow \text{extractWords}(s)$  ▷ ストーリー文書を形態素解析
for each word  $w \in W_s$  do
  if  $\overline{c^w} > 0.5$  then
    append  $w$  to  $L$  ▷ 偏向単語リスト  $L$  に登録
  end if
end for
 $c \leftarrow 0$  ▷  $c$ : 偏向単語の出現回数
 $W_r \leftarrow \text{extractWords}(r)$  ▷ レビュー文書を形態素解析
for each word  $w \in W_r$  do
  if  $w \in L$  then
     $c \leftarrow c + 1$ 
  end if
end for
if  $c \geq \theta$  then
  return true ▷ Spoiler
else
  return false ▷ Non-spoiler
end if
end procedure

```

Table 6 評価実験で使用する小説

著者名	タイトル	収集したレビュー文書数
ルブラン モーリス	奇巖城	69
ステイーブンソン	ジーキル博士と	34
ロバート・ルイス	ハイド氏の怪事件	
カフカ フランツ	変身	147
堀 辰雄	風たちぬ	326
アンデルセン	雪の女王	59
ハンス・クリスチャン		
ポー エドガー・アラン	盗まれた手紙	99
トルストイ レオ	イワンの馬鹿	103
ポー エドガー・アラン	アッシャー家の崩壊	46
中島 敦	山月記	194
夢野 久作	瓶詰地獄	105
芥川 龍之介	藪の中	99
ポー エドガー・アラン	黒猫	49

たレビューの数を Table 6 に示す。収集したレビューからランダムに、最大 50 件を小説ごとに選択する。このようにして、全部で 579 件のレビュー文書を取得した。その後、取得したレビュー文書に対し、6 人の評価者にネタバレ文書かそうでないかを表すラベル付けを行ってもらった。具体的には、各評価者はすべての小説を読ん

¹<http://chasen.naist.jp/snapshot/ipadic/ipadic/doc/ipadic-ja.pdf>

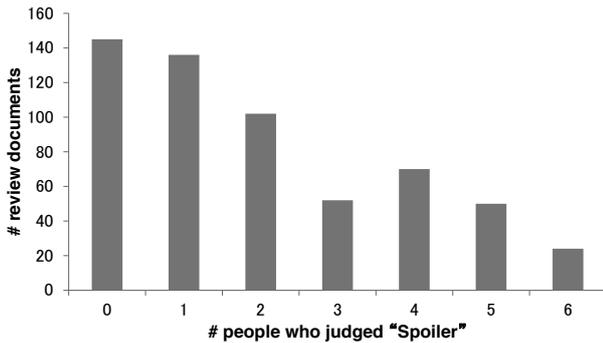


Fig. 3 「ネタバレ文書」のラベルを付けた人数と文書数

だうで、すべてのレビュー文書に対してネタバレが含まれているか否かを判別する。評価者にはネタバレを“これから作品を読む人が聞いたら楽しみが減ってしまう内容”と説明した。6人の評価者のうちの過半数(4人以上)がネタバレを含むと判別した文書を、ネタバレ文書とみなし、正解データを作成した。Fig. 3は「ネタバレ文書」のラベルを付けた人数とその文書数を表している。この結果から、ネタバレ文書(4人以上がネタバレを含むと判別した文書)は合計で144件となり、全体の24.8%となった。

ここで、6人の評価者の判定の一致の程度を調べた。評価用データセットの作成では、評価者にレビュー文書がネタバレか否かを判定してもらった。すなわち2値(カテゴリ値)のデータを入力してもらった。評価者間でのカテゴリ値の一致の程度を調べるには、Fleissの κ 係数[21]を用いるのが一般的である。そこで、本研究でもFleissの κ 係数を計算した。 κ 係数は0.286となった。 κ 係数は、0-0.4で低い一致、0.4-0.6で中程度の一致、0.6-0.8でかなりの一致、0.8-1.0で高い一致といわれており[18]、今回のラベル付けでは低い一致ということになる。これは、ネタバレであるか否かの基準が評価者ごとに異なる[7]ためであると考えられる。本研究は、多くのユーザーがネタバレを含んでいると思う文書の検出に焦点を当てている。そのため、評価の一致の程度は低いが、提案手法の評価に使用するデータとしては問題ないと考えられる。

提案手法では、12作品のストーリー文書より偏向単語リストを作成した。紙面のスペースの関係上、すべてを掲載することはできないが、「アッシャー家の崩壊」と「藪の中」について、偏向単語リスト中の単語を付録のTable A2に示す。

4.3 提案手法と比較する機械学習アルゴリズム

本節では、提案手法を定量的に評価する。ここで、レビュー文書内の単語を素性とした機械学習によって、あらずじ(ストーリーに関する記述)の分類をした研究[8,5]がある。われわれは、このあらずじ分類の手法をネタバレ文書の分類にも適用できると考えた。そこで、レ

ビュー文書内の単語を素性とした機械学習によってネタバレ文書の分類を行い、その結果を提案手法によるネタバレ文書の分類結果と比較する。

使用する機械学習アルゴリズムは、あらずじ分類の研究[5]で有効とされたSVM[22]とNaive Bayes[23]の二つである。前述した評価用のデータセットには、各文書にネタバレが含まれるか否かを表すラベルが付与されている。文書を形態素解析してbag-of-wordsで表現し、SVMとNaive Bayesにより機械学習を行う。ここで、提案手法と同様に、形態素解析で出力する品詞を限定した。本論文で使用したSVMは、オープンソースの機械学習ライブラリであるLIBSVM¹を用いている。SVMは線形カーネルとRBFカーネルを用いた。それぞれのカーネルにおいて、ハイパーパラメータはグリッドサーチ(γ は 10^{-5} - 10^5 の範囲、 cost は 10^{-2} - 10^2 の範囲)により最適なパラメータ(F値を最大化することを目的とした場合と、再現率を最大化することを目的とした場合の2通り)を探して調整した。

4.4 手法の評価

4.4.1 評価方法と評価尺度

われわれが収集したデータセットでは、正解ラベルのデータ数(144件)と不正解ラベルのデータ数(435件)が不均衡となっている(多くのレビューは、ネタバレとなる記述に気を付けてレビュー文書を書くので、ネタバレとなる記述を含むレビュー文書は、そうでないレビュー文書に比べて、数が少なくなる)。一般に識別問題において、不均衡データは予測精度に悪影響を与えることがある。そこでわれわれは、不正解ラベルのデータをサブサンプリング[24]して正解ラベルのデータ数に合わせた。このサブサンプリングを5回行い、5回の結果の平均を評価する。

提案手法について、レビュー文書内に含まれる後半に偏る単語の数を閾値とし、閾値を変化させたときの評価を行う。機械学習アルゴリズムについて、10分割交差検定法(ten-fold cross validation)[25]で評価を行う。一般に、機械学習の性能は用いる素性数(素性に利用する語彙のサイズ)に依存する。そこで、素性数を10個から4294個(最大値)まで変化させて評価を行った。素性として用いる単語は、Gloverらの手法[26]に従い、ネタバレ文書のラベルとの相互情報量の高い順に選択した。この評価での素性数は10, 53, 107, 254, 373, 590, 1158, 4294となった。

また、評価尺度として、ネタバレである文書の判定に対する精度(Precision)と再現率(Recall)、F値(F-Measure)を用いる。F値は精度と再現率の調和平均により算出される指標であり、正確性と網羅性を総合した評価の際に利用される尺度である。

¹<https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

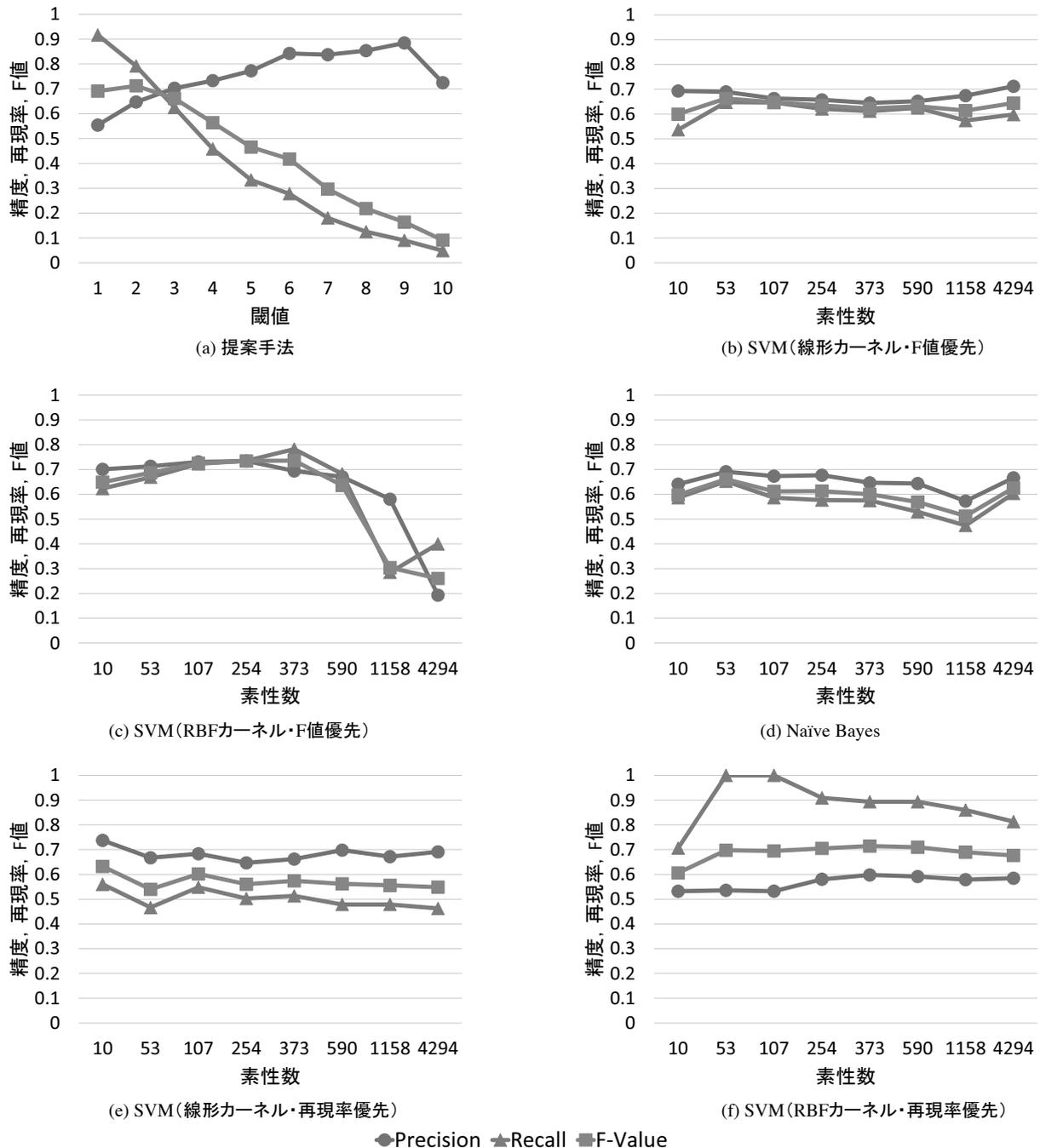


Fig. 4 各アルゴリズムによるネタバレ判定の精度, 再現率, F 値

4.4.2 実験結果

閾値（レビュー文書内の後半に偏る単語の数）を変化させたときの、提案手法によるネタバレ判定の結果を Fig. 4(a) に示す。再現率は、閾値が1のときに最大で、閾値を大きくしていくと一定の割合で減少している。一方、精度は、閾値が6までは一定の割合で上昇し、閾値が6-8ではおおよそ一定であり、その後閾値が9で最大となっている。F 値は、閾値2のときに最大で0.71となった（閾値1のときに0.69）。

また、素性数を変化させたときのSVMとNaive Bayes

のネタバレ判定の結果を Fig. 4(b), (c), (d), (e), (f) に示す。Fig. 4(b), (c) は、それぞれF 値最大化の目的でパラメータ調整した場合（F 値優先）のSVM（線形カーネル）とSVM（RBFカーネル）の結果である。Fig. 4(d) は、Naive Bayesによるネタバレ判定の結果である。Fig. 4(e), (f) は、それぞれ再現率最大化の目的でパラメータ調整した場合（再現率優先）の、SVM（線形カーネル）とSVM（RBFカーネル）の結果である。

F 値優先のSVM（線形カーネル）によるネタバレ判定の結果について、各評価指標は素性数の影響をあまり

受けず、一定の範囲に収まっていた。具体的に、再現率は 0.53–0.64 の範囲で変動している。精度は 0.64–0.71 の範囲で変動している。F 値は素性数 53 のときに最大で 0.66 となった。

F 値優先の SVM (RBF カーネル) によるネタバレ判定の結果について、各評価指標はある素性数までは少しずつ上昇し、それより大きい素性数では大きく減少している。具体的に、再現率は、素性数が 373 までは一定の割合で上昇し、その後素性数が 1158 まで減少し、素性数が最大のときに再び増加している。精度は、素性数が 254 までは上昇し、その後減少している。F 値は素性数 254 の時に最大で 0.73 となった。

Naive Bayes によるネタバレ判定の結果については、SVM (線形カーネル) のときと同様に、各評価指標は素性数の影響をあまり受けず、一定の範囲に収まっていた。具体的に、再現率は 0.47–0.65 の範囲で変動している。精度は 0.57–0.69 の範囲で変動している。F 値は素性数 53 のときに最大で 0.66 となった。

再現率優先の SVM (線形カーネル) では、精度、再現率、F 値のそれぞれの値は、素性数によってあまり変化していない。再現率優先の SVM (RBF カーネル) では、素性数が 53 と 107 において再現率が最大の 1 となった。しかし、精度が 0.53 程度しかなく、分類器としてはテストデータ中のレビュー文書のほとんどを「ネタバレ」と判定するものになっており、ほとんどネタバレ判定の妥当性を有していないものであった。素性数が 254 を超えてくると、ある程度の精度 (0.58 程度) と高い再現率 (0.91 程度) を達成していた。

4.4.3 提案手法の有効性の考察

われわれの提案手法の有効性について、SVM と Naive Bayes の結果と比較することで議論する。F 値に関しては、SVM (RBF カーネル) が 0.73 と最大となったが、どの手法も 0.7 前後の値となっており、大きな差があるとはいえなかった。提案手法は閾値が 1 において高い再現率 (0.92 程度) とある程度高い精度 (0.56 程度) を達成している。しかし、再現率優先の SVM (RBF カーネル) でも、高い再現率 (0.91 程度) とある程度高い精度 (0.58 程度) を達成しているため、再現率においてもとくに大きな差があるとはいえなかった。このことから、提案手法によるネタバレ文書の分類能力は機械学習アルゴリズムと同程度であることがわかった。

われわれの提案手法は、単語のストーリー文書中の平均出現位置のみを用いるという単純な手法であるため、機械学習アルゴリズムを用いた既存手法の性能を上回るのとは、もともと難しかったと思われる。しかし、今回の実験結果は、既存手法とはまったく異なる手法で、同程度の性能を発揮することができた点については、一定の成果があったとみている。その理由としては、ネタバレか否かという正解ラベルに関するデータが別途必要な機械学習と違い、提案手法は正解ラベルを必要としない。

とくに、ネタバレかどうかの判定は難しく、ラベルの付与にかかるコスト (とくに心理的負担) が高い。そのため、正解ラベルが必要ない点については、大きな利点になると考えている。また、提案手法はストーリー文書という新しい情報源を用いているため、既存手法と組み合わせることで、判定性能を向上させることができる可能性がある。今後は、既存手法と組み合わせたハイブリッド方式を開発することが課題となる。

最後に、ネタバレ判別の正確さという点においては、機械学習アルゴリズムを用いた既存手法と変わらなかったが、そもそもこの既存手法はネタバレ判定を行うために開発されたものではない。すなわちストーリーを伴うアイテムのレビュー文書に対するネタバレ判定というタスクに取り組んだのは、本研究が初めての試みである。そのため、機械学習による判定とストーリー文書を用いた判定で、それぞれどれほどの精度が出るのかを初めて示した点にも価値があると考えている。

5. 考察

この章では、実際のレビュー文書を例として取り上げ、提案手法の判別結果について考察する。また、提案手法の課題について考察する。

5.1 レビュー文書内のネタバレの記述に関する考察

「アッシャー家の崩壊」のレビュー文書の例に対する判別結果を Table 7 に示す。表の第 3 列は、「ネタバレを含む」と判定した人数 (判定人数)、第 4 列は文書内に含まれる後半に偏る単語の数 (偏向単語数) を表す。ストーリー文書 (小説の本文) の中で後半に偏る単語には下線を引いている。

例 1 と例 2、例 3 のレビュー文書では、いずれもストーリーの具体的な内容については記述されず、小説の雰囲気についてのみ記述されている。そのため、「ネタバレを含む」と判定した人数はどれも少数である。例 1 と例 2 のレビュー文書内には、後半に偏る単語は存在せず、提案手法で検出されることはない。しかし、例 3 のレビュー文書では、「礎」という単語 (「アッシャー家の崩壊」のストーリーで重要な単語と思われる単語) が後半に偏る単語として検出されている。このため、閾値によってはネタバレ文書と誤検出されてしまう。このように、レビュー文書中にストーリーの内容に関する記述がなくても、後半に偏る単語が使用される場合もあり、低い閾値での精度に課題が残ることがわかった。

例 4 のレビュー文書では、ストーリーの登場人物名や舞台 (「妹」や「館」など) について記述されており、後半に偏る単語の数も多い。しかし、「ネタバレを含む」と判定した人数は 1 人のみである。これは、登場人物名や舞台について記述はしているが、それらの行動や状況に関する詳細な説明がないためであると考えられる。

例 5 のレビュー文書では、登場人物名や舞台について

Table 7 レビュー文書に対するネタバレの判別例

	レビュー文書	判定人数	偏向単語数
例 1	kindle 無料版だからこそ読んだというか何というか。。。何とも不気味なお話でした。。。怖	0	0
例 2	怖かった。	1	0
例 3	色んな作家の <u>礎</u> になってる人だから、あちこちで引用を見かけるわけだ。ポーについて殆ど知らないが故にその度「絶対損してるんだろうな」と思って来た。一念発起、ここから始めなければという思いでポーを読み始めた。この作品は短編だから、読むのに時間は要らないが、実時間以上に色々と消耗した。出だしの家が不気味である所の説明は退屈で挫折しかかったけど、後半はなる程、ゴシックホラーですわ。眉間にキューっと皺が…。ゴチでした。	1	1
例 4	家と共に生きて共に滅びる。ひとつのものが崩壊した時、「私」は何を思い帰路についたのか。読後すぐに虚しさを感じた。その後になんとも <u>言え</u> ない不思議な思いに捉 <u>われ</u> た。館自体が <u>主</u> が <u>妹</u> の存在さえもあやふやな、最初から無であったのではないかと勘ぐり始める。短いページながらもじわじわと存在感が増していく。	1	5
例 5	奇怪な病的体質を得て死の淵にいるアッシャー家最後の双生児の兄妹。暗い <u>澱</u> んだ館の中に響き渡る <u>絃</u> 楽器のこの世ならぬ音色。美しく昏い、メランコリックな世界に <u>迷</u> いこみ、死の匂いに幻惑される。アッシャー家の <u>妹</u> の死。そして一恐怖の頂点でアッシャー家は崩壊する。文字通り、そのまま。本当にそのまんまに。	5	6
例 6	色々な小説や漫画で話題が出るので読了。アッシャー家へ招かれた男性が奇妙な出来事を体験する話。序盤～中盤まで淡々とした描写が続きとても怖かった。終盤は状況が急展開し、タイトル通りな結末になる。タイトルがネタバレだなと思った(笑)	5	0

下線：ストーリー文書内に出現する単語の中で後半に偏る単語

具体的な記述（「アッシャー家最後の双生児の兄妹」や「アッシャー家の妹の死」）が多い。そのため、「ネタバレを含む」と判定した人数は5人と多くなっている。文書内に含まれる後半に偏る単語の数も多く、重要なネタバレを正しく「ネタバレ」と検出できた例といえる。例6のレビュー文書では、「ネタバレを含む」と判定した人数は5人である。「タイトル通りな結末になる」や「タイトルがネタバレ」という記述が、結末の内容を読者に想像させてしまうからであると思われる。しかし、例5のレビュー文書と比較するとストーリーの具体的な記述は少なく、後半に偏る単語の数も0である。そのため、提案手法ではうまく判定できないネタバレといえる。

提案手法は、ストーリー文書中に出現する単語を用いてネタバレかどうかを判定している。そのため、レビュー文書中でストーリー文書中に出現する単語を用いてネタバレを記述している場合には、それをネタバレとして検出できる可能性がある。しかし、レビューによってはネタバレではあるもののそれをストーリー文書中に出現する単語を用いずに表現していることがあった（たとえば、「タイトル通りな結末になる」など）。これらは作中のキーワードを直接使用していないため、われわれ

の提案手法では適切にネタバレを検出できないことがわかった。ストーリー文書中での単語の表記と、レビュー文書中での単語の表記に少しでも違いがあると、対応がとれなくなることが原因である。ストーリー文書中での単語とレビュー文書中での単語を、抽象的な概念で一般化する必要があるといえる。

5.2 提案手法の課題に関する考察

前節にて、提案手法の課題として、単語の抽象的概念での表現の必要があることを説明したが、その他の課題についても考察する。

提案手法では、単語のテキスト位置を取得し、その平均が文書の前半に存在するか後半に存在するかどうかで、ネタバレの検出を行った。ストーリーの意味的な部分への分割や場面遷移の判定を行い、その分割を用いて単語のストーリー進行上の位置を獲得すれば、もう少し検出の精度を向上させることができるかもしれない。このような意味的な解析を行うことが今後の課題である。

また、提案手法では、後半に偏って存在する単語の数に関する閾値をパラメータとして持っている。本論文の評価においては、それをすべての小説に共通で設定して評価した (Fig. 4 参照)。より精度を向上させるには、

小説ごとにこの閾値を設定することが考えられる。このようなパラメータ調整は、機械学習に基づく判定手法でも同様に発生する（機械学習で用いる素性数など）。適切な閾値や素性数を設定する方法としては、これらを変動させて、その時の精度を測定することが考えられる。これを、小説ごとに行うか、すべての小説に共通で行うかについては、提案手法を実用化した際にかけられることができるコストと利用可能なレビュー文書数に依存する。すなわち、小説ごとにパラメータを設定するには、すべての小説について学習用データを用意しないとけないが、正解ラベルを付与するためにかけられるコストには限界があると思われる。また、レビュー文書数の少ない小説に対しては、十分な学習データを得ることができないため、そもそもパラメータを設定することはできない。このことから、両手法とも、効率的にパラメータを設定できる支援手法が望まれる。

6. あとがき

本研究では、ストーリーをもつアイテムについて書かれたレビュー文書を対象に、ストーリー文書を用いてネタバレを検出することを試みた。ストーリー文書においてネタバレに関する記述を調査した結果、ネタバレに関連する単語は後半に偏って出現する傾向が見られた。調査結果を基に、ストーリー文書の後半に偏る単語の数を閾値として、ネタバレを含むレビュー文書の検出手法を提案した。

評価実験の結果、提案手法は、ストーリーについての具体的な記述がある場合に、適切にネタバレを抽出できる可能性があることがわかった。また、bag-of-wordsモデルに機械学習アルゴリズムを用いた手法と比較したところ、提案手法はそれと同程度の判別性能をもつことがわかった。判別の性能そのものは同程度であったが、提案手法は機械学習アルゴリズムを用いた手法と異なり、ネタバレか否かという正解ラベルに関するデータを必要としない。そのため、手法の導入コストが低い利点がある。また、提案手法は機械学習アルゴリズムを用いた手法とはまったく異なる手法であるため、今後これらのハイブリッド手法を開発することにより、判別性能の向上が期待される。

今後は、ストーリー文書の単語位置を用いた手法と、単語を素性とした機械学習アルゴリズムを用いた手法とのハイブリッド手法を開発する予定である。また、レビュー文書とストーリー文書の内容を抽象化し、単語の完全一致でなくてもネタバレを検出できる手法を開発する予定である。

謝 辞

本研究は日本学術振興会科学研究費補助金（課題番号：25540080）とJST ACCELの助成を受けたものである。

参 考 文 献

- [1] G. Loewenstein: The psychology of curiosity: A review and reinterpretation; *Psychological Bulletin*, Vol. 116, No. 1, pp. 75–98 (1994)
- [2] T. D. Wilson, D. B. Centerbar, D. A. Kermer and D. T. Gilbert: The pleasures of uncertainty: prolonging positive moods in ways people do not anticipate; *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 88, No. 1, pp. 5–21 (2005)
- [3] A. S. Tsang and D. Yan: Reducing the spoiler effect in experiential consumption; *Advances in Consumer Research*, Vol. 36, pp. 708–709 (2009)
- [4] S. Guo and N. Ramakrishnan: Finding the storyteller: Automatic spoiler tagging using linguistic cues; *Coling 2010*, pp. 412–420 (2010)
- [5] 岩井, 池田, 土方, 西田: レビュー文を対象としたあらすじ分類手法の提案; 電子情報通信学会論文誌, Vol. J96-D, No. 5, pp. 1222–1234 (2013)
- [6] 岩井, 土方, 西田: レビューの文脈一貫性を用いたあらすじ文判定手法; 情報処理学会論文誌, Vol. 7, No. 2, pp. 11–23 (2014)
- [7] 岩井, 池田, 土方, 西田: レビュー文を対象としたあらすじ分類手法の提案とあらすじ非表示システムの開発; 情報処理学会インタラクシオン 2013, pp. 1–8 (2013)
- [8] J. Boyd-Graber, K. Glasgow and J. S. Zajac: Spoiler alert: Machine learning approaches to detect social media posts with revelatory information; *ASIST 2013*, pp. 1–9 (2013)
- [9] B. Pang and L. Lee: Opinion mining and sentiment analysis; *Foundations and Trends in Information Retrieval*, Vol. 2, Nos. 1–2, pp. 1–135 (2008)
- [10] D. V. Klein and D. K. Jackson: *Processing Content Spoilers* (2014)
- [11] S. Nakamura and K. Tanaka: Temporal filtering system to reduce the risk of spoiling a user's enjoyment; *IUI' 07*, pp. 345–348 (2007)
- [12] S. Nakamura and T. Komatsu: Study of information clouding methods to prevent spoilers of sports match; *AVI' 12*, pp. 661–664 (2012)
- [13] 中村, 小松: スポーツの勝敗にまつわるネタバレ防止手法: 情報曖昧化の可能性; 情報処理学会論文誌, Vol. 54, No. 4, pp. 1402–1412 (2013)
- [14] J. Golbeck: The twitter mute button: A web filtering challenge; *CHI' 12*, pp. 2755–2758 (2012)
- [15] 中村, 川連: スポーツのネタバレを防止する Twitter クライアントの開発と諸検討; Web インテリジェンスとインタラクシオン研究会, No. 4, pp. 1–2 (2014)
- [16] 石崎: 自然言語処理, 昭晃堂 (1995)
- [17] K. O. McGraw and S. P. Wong: Forming inferences about some intraclass correlations coefficients; *Psychological Methods*, Vol. 1, No. 1, pp. 30–46 (1996)
- [18] J. R. Landis and G. G. Koch: The measurement of observer agreement for categorical data; *Biometric*, Vol. 33, No. 1, pp. 159–174 (1977)

- [19] F. E. Saal, R. G. Downey and M. A. Lahey: Rating the ratings: Assessing the psychometric quality of rating date; *Psychological Bulletin*, Vol. 88, No. 2, pp. 413–428 (1980)
- [20] R. Baeza-Yates and B. Ribeiro-Neto: *Modern Information Retrieval: The Concepts and Technology Behind Search*, Addison-Wesley Professional (2011)
- [21] S. Siegel and N. J. Castellan: *Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences*, McGraw-Hill Humanities (1988)
- [22] S. S. Keerthi, S. K. Shevade, C. Bhattacharyya and K. R. K. Murthy: Improvements to Platt's SMO algorithm for SVM classifier design; *Neural Computation*, Vol. 13, No. 3, pp. 637–649 (2001)
- [23] G. H. John and P. Langley: Estimating continuous distributions in Bayesian classifiers; *UAI' 95*, pp. 338–345 (1995)
- [24] N. Japkowicz: Learning from imbalanced data sets; *AAAI' 2000 Workshop*, pp. 10–15 (2000)
- [25] R. Kohavi: A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection; *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 2, pp. 1137–1143 (1995)
- [26] E. J. Glover, K. Tsioutsouliklis, S. Lawrence, D. M. Pennock and G. W. Flake: Using web structure for classifying and describing web pages; *WWW' 02*, pp. 562–569 (2002)

著者略歴

まえだ きょうすけ
前田 恭佑



2015年大阪大学基礎工学部システム科学科卒業，2017年同大学大学院修士課程修了。同年西日本電信電話株式会社入社，現在に至る。在学中は，テキストマイニングの研究に従事。

ひじ かた よし のり
土方 嘉徳



1996年大阪大学基礎工学部システム工学科卒業，1998年同大学大学院修士課程修了。同年日本アイ・ビー・エム（株）東京基礎研究所入社，2002年大阪大学大学院基礎工学研究科システム創成専攻助手，2009年同准教授，2014年ミネソタ大学

GroupLens Research 客員研究員，2017年より関西学院大学商学部准教授，現在に至る。ソーシャルコンピューティング，情報推薦，テキストマイニングの研究に従事。博士（工学）。情報処理学会，電子情報通信学会，人工知能学会，ヒューマンインタフェース学会，日本データベース学会ほか会員。

なかむら きたし
中村 聡史



2004年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年，独立行政法人情報通信研究機構 専攻研究員。2006年京都大学大学院情報学研究科特任助手，2009年同特定准教授，2013年明治大学総合数理学部先端メディアサイエンス学科准教授，2018年より同教授，現在に至る。サーチとインタラクションや，ネタバレ防止技術，平均手書き文字，BADUIなどの研究活動に従事。博士（工学）。情報処理学会，ヒューマンインタフェース学会などの会員。

さかた のぶちか
酒田 信親（正会員）



2002年筑波大学工学システム学類卒業，2007年筑波大学大学院システム情報工学研究科知能機能システム専攻博士課程修了。2012～13年 HITLAB NZ University of Canterbury 客員研究員。2007年4月大阪大学大学院基礎工学研究科助教，2017年より奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科助教，2018年より同准教授。実世界指向インタフェースの研究に従事。博士（工学）。著書は「次世代ヒューマンインタフェース開発の最前線」（NTS，共著），「AR（拡張現実）技術の基礎・発展・実践」（科学情報出版），「ARの教科書」（マイナビ，翻訳編集）

付 録

ネタバレ単語データセットのリストと偏向単語リスト

Table A1 ネットバレ単語データセットのリスト

アイテム	単語リスト
item1	偽物, 正体, 捕まえる, 完成, 窃盗, 黒幕, 確保, 架空, 地下室, 穴, 質屋, 店員, スポールディング, ジョン・クレイ, 赤毛連盟, 銀行, ダンカン・ロス, 犯人, トンネル, 掘る, 見つける, 捕らえる, 解散, 共犯
item2	事故死, 附く, 締め付ける, 死ぬ, 絡みつく, 振り落とす, 絶える, 凶器, 墜す, 被害者, バルーン, 首飾り, 擦過傷, ロープ, 犯人, 事件, 野口, 掌中, 上昇, 屍体, 血痕, 隠す, 内底部, 落下, 続ける, 揚る, 張り切る, 握る, 引っ張る, 盗む, 息, 殺す, 弛む
item3	見附, 息子, 睡る, 死, 客, のまれる, 飛びこむ, 行方, 銀河鉄道, 父親, 諦める, すべて, 姿, ジョバンニ, 人, カムパネルラ, 川, 青年, 女の子, お父さん, わかる, ザネリ, 男の子, 子供, 天上, 落ちる, 乗る, 夢, 死ぬ, 助ける, 消える, 助かる, 以外, 渦, 溺れる
item4	諦, 恨む, 仄めかす, 負い目, 恋, 明かす, 早い, 埋葬, 落とす, 気持, 行手, 答える, 私, 先生, K, 奥さん, 自分, お嬢さん, 妻, 死ぬ, 書く, 手紙, 叔父, 話す, 取る, 黙る, 打ち明ける, 恋, 友達, 財産, 墓, 覚悟, 決心, 下宿, 結婚, 述べる, 馬鹿, 死, 欺く, 雑司ヶ谷, 思い, 自殺, 好き, 罪悪, 談判, 感ずる, 乃木大将, 伝える, この世, 承諾, 埋める, 葬る, 殺す, 懺悔, 書き上げる, 塞ぐ, 親友, お参り, 亡くす, 勘当, 変死, 遺書, 知らせる, 居直り強盗
item5	おびき寄せる, 預かる, きれっぱし, 関与, 割る, 荒々しい, 持主, おびきだす, 侵入, 超, 特徴, 主人, 誘き寄せる, 現す, 殺害, 放る, オランウータン, 叱る, 鋭い, 耳ざわり, ひとりで, 落す, 事故, 人, 声, 窓, 家, 力, 知る, デュパン, 猩々, 入る, 事件, フランス人, 人間, 殺人, 死体, レスパネエ夫人, 開く, レスパネエ嬢, 凶行, 水夫, 逃げる, 出す, 隠す, 獣, 突き上げる, 犯人, 剃刀, 狂人, 広告, 逃げ出す, 残忍, 恐怖, 落ちる, リボン, 口, 追う, 打撲傷, 船員, 毛, 捕獲, 投げる, 始める, 異なる, 犯行, 姿, 悪鬼, 閉じる

Table A2 偏向単語リスト

アイテム	単語リスト
item8	呑みこむ, 破片, 濤, 崩れ落ちる, 眼前, 輪, 亀裂, とおす, 土台, 満月, かえる, 振り, 背後, さす, 沿う, 吹きすさぶ, くるう, 走る, 逃げ出す, 血, 犠牲, 予想, 死体, 押し倒す, 苦悶, 呻く, よろめく, 震う, 闕, あと, 背, 疾風, うし, 鏡板, 古風, 差す, ひそむ, 呪文, 断末魔, 外, 仕業, 道, エセルレッド, 夢中, 足もと, 動悸, 責め, 早まる, 逃げる, 拱廊, 牢獄, 鳴り, 叫び, 頭, 戸, 上がる, 羞, エセルレッド, 怒り, 動く, 思いきる, 幾日, 跳ぶ, 墓, 何分, 叫ぶ, かがめる, とぎれとぎれ, 早口, みなぎる, ばった, 顔面, 前方, 怒る, 運動, 規則, ぬく, 度胆, 押す, 言える, あげる, 鏘然, 倒れる, 金属, 轟然, 月, 銀, 否や, 洩れる, 震える, ゆする, 取る, 近づく, かかれる, 館, 鼓, 勇, 押しのける
item11	大正, 沈む, 永久, ぎり, 溢れる, 血潮, 立ちこめる, 薄闇, 忍び足, 包む, 薄れる, 漂う, 日影, 杪, 囀る, 小鳥, しん, こみ上げる, 塊, 刺す, 光る, 果てる, 疲れ, 自身, 泣く, 咬く, 隠す, 身の上, 切る, 取り上げる, 景色, 幻, 袖, 姿, 走り出す, 一声, ためらう, 中有, 赦す, 頷く, 助ける, 苦しみ, 闇, 組む, 沈黙, 嘲笑, 進む, 触れる, 静か, 憎む, 逆様, 返事, 嵐, 叫び, 狂う, 指さす, 空, 顔色, やる, あたり, 夢, もつれる, ためし, 噴悲, 迷う, 擡げる, 持ち出す, 大胆, 真似, それる, 自分, 妻, 連れ添う, 折り合う, 仲, 汚す, 肌身, 進める, 人, 巧妙, 妬, 聞き入る, 気がつく, 膝, 坐る, 悄然, 耳, 目, 意味, 思える, 声, くばる, 口, 慰める, 失う, 下す, 死霊, 借りる, 蹴る, 巫女, 獻献, 底, 眺める, 見放す, 観世音菩薩, 大慈大悲, 甲斐, 腑, 自慢, いろいろ, 澄む, 投げる, 笹, 体, 池, 裾, 突き立てる, 腕, 外, 呑む, 泣き声, 一すじ, とる, 西日, 解く, 思い出す, ざめた, 蒼, 絶える, 息, 手, まわす, 叫ぶ, 飛びかかる, 刺し通す, 盗人, なする, 夢うつ, 去る, 手ごめ, 伝える, 抜く, つまる, 一ぱい, 小刀, 言葉, 唇, 身悶え, 供, 頂く, 振り上げる, 足もと, 見当る, 胸, 抑える, 裂ける, 見つめる, 聞く, 死, 思い, 夫, 一言, 近寄る, 蔑む, 立ち上る, 蹴倒す, 覚る, 罪, 縫る, 知れる, 起す, 縛る, 憎しみ, 変る, 見守る, 奥, 喉, 燃える, 利く, 我, 落す, 立てる, 光, 悲しみ, 怒り, 閃く, 捨てる, 身震い, 宿る, 輝き, 探す, 力, 寄る, 走り, 転ぶ, 食い入る, 縄目, かかる, 無念, 笑う, 嘲る, 着る, 懺悔, 逃げる, 来れる, 清水寺, 態度, 昂然, 極刑, 出る, 眼, 首, 懸ける, 覚悟, 梢, 咄嗟, 櫛, 手放す, 跡, 身, 口数, 無用, 見る, もと, くぐる, 死ぬ, 嘘, 呼ぶ, 助け, 人間, 恥, 始める, 太刀打, よる, 事, 根, 側, 音, 気, 見せる, 断末魔, 残る, はいる, 生きる, 話, 振り返る, 下げる, 刀, 染まる, 申し上げる, むら, 吹く, 快活, 天下, 結ぶ, 感心, 心, 下さる, 貫く, 合, 思う, 忘れる, 憤然, 行く, 変える, 血相, 太刀打ち, 微笑, 色, 残す, 云う, 打つ, 動かす, 杉, 捉える, 塗る, 倒れる, 落葉, 覚える, 性欲, 一事, 縄, 念頭, 来る, 竹, 藪, 打ち殺す, 斬る, 鳴る, 神, 合せる, 瞳, 受ける, 残酷

item8に関して, リスト内の単語数が500以上と多いため, 偏向単語の中でもとくに後半に偏っている単語 (平均出現位置 $\bar{c}^w > 0.9$) のみを掲載.