JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	[課題研究報告書] 手法と対象ドメインの関係に着目した感情語辞書の自動獲得の研究動向の調査
Author(s)	鷹, 輝政
Citation	
Issue Date	2023-12
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/18805
Rights	
Description	Supervisor: 白井 清昭, 先端科学技術研究科, 修士(情報科学)

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

課題研究報告書

手法と対象ドメインの関係に着目した感情語辞書の自動獲得の研究動向の調査

鷹　輝政

主指導教員　　白井　清昭

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５年 12 月

Abstract

Sentiment analysis is a task to classify a writer's opinion expressed in a text into positive, negative, or neutral. It is utilized for various purposes including marketing and investment. A common resource for sentiment analysis is a sentiment lexicon, a database that collects sentiment words/phrases and defines their scores of polarity (positive, negative, or neutral). The polarity of a text can be determined as positive or negative when a polarity score of the entire text is greater or less than zero, where the score of the text is calculated based on the polarity scores of the individual words in the text. However, since the polarity of a word can be changed for different domains of texts, the sentiment analysis using a general (domain-independent) sentiment lexicon may fail. Although it is preferrable to use a domain-specific sentiment lexicon, it takes a lot of time and efforts to construct it manually. Therefore, automatic acquisition of high-quality domain-specific sentiment lexicons from domain-specific corpora has attracted much attention.

There are two approaches to the automatic acquisition of sentiment lexicons: lexicon construction, in which a new domain-specific sentiment lexicon is constructed from scratch, and lexicon adaptation, in which an existing sentiment lexicon is adapted to a specific domain. On the one hand, lexicon construction starts with acquiring sentiment words, including words used only in a specific domain. On the other hand, no new sentiment word is acquired in lexicon adaptation, but the polarity of sentiment words and their scores are modified for a specific domain.

In previous surveys on sentiment analysis and automatic acquisition of sentiment lexicons, existing studies have been summarized in terms of technologies, data sources, and target languages. However, to the best our knowledge, no survey has focused on the relationship between the approach to the automatic acquisition of sentiment lexicons (i.e., lexicon construction or lexicon adaptation) and the domain of a target text.

This research investigates a trend of research on automatic acquisition of sentiment lexicons, focusing on the approach of lexicon acquisition and the domain of a text. Two approaches are considered, i.e., lexicon construction and lexicon adaptation, while six domains are considered, i.e., political speech, news, movie reviews, product reviews, social media, and others. Technical papers about automatic acquisition of sentiment lexicons are collected by searching Web with several keywords by Google Scholar and then manually selecting the genuine related papers from the top ranked ones. Next, a matrix of the approaches by the domains is prepared. The approach and the target domain of a method proposed in each paper is manually identified, then the paper is fit into one of the cells in the matrix. We investigate what pairs of the approach and the domain for

which many papers are fit in order to reveal an overall trend of the research. In addition, we discuss how the target domain influences researchers' choice of the approach of lexicon acquisition from individual case studies.

After searching and manually selecting papers, 417 papers were investigated in this survey. The number of papers for each pair of (*approach, domain*) is as follows. As for lexicon construction, 3 papers were found for (lexicon construction, political speech), 26 for (lexicon construction, news), 33 for (lexicon construction, movie reviews), 112 for (lexicon construction, product reviews), 133 for (lexicon construction, social media), and 55 for (lexicon construction, others). As for lexicon adaptation, 2 papers were found for (lexicon adaptation, political speech), 2 for (lexicon adaptation, news), 11 for (lexicon adaptation, movie review), 25 for (lexicon adaptation, product review), 4 for (lexicon adaptation, social media), and 11 for (lexicon adaptation, others).

Comparing the number of papers of lexicon construction and lexicon adaptation, it was found that lexicon construction accounted for 86.8% of the total number of papers and lexicon adaptation did for 13.2%, indicating that lexicon construction is the major approach. Seeing the proportion of two approaches in individual domains, 97.1% of the papers in the social media domain and 92.9% in the news domain took the lexicon construction approach. This may be because new words are often used in social media and news, and lexicon construction, which starts with collecting sentiment words from texts, is more appropriate. Besides, political speech (40%), movie reviews (25.0%), and product reviews (18.2%) were the domains where the lexicon adaptation approach was relatively more frequently employed. It is supposed that lexicon adaptation is appropriate for the domain of political speech, where new words are less likely to appear. Before the survey, we expected that lexicon construction would be suitable for movie and product reviews because domain-specific words were often used in these reviews. However, lexicon adaptation was also used to some extent in the movie and product review domains. In the studies for the “other” domain, comments on live videos, texts in video games or Chinese poetry was analyzed. Sentiment lexicons for these target texts were often acquired by lexicon construction method to analyze contexts specific to the domain and words/expressions used in a specific community. This may be because it is necessary to automatically collect domain-specific sentiment words to precisely capture the unique language, expression, and cultural context of the domain.

Comparing the number of papers in the individual domains, studies in the product review domain and the social media domain accounted for the most significant number of papers. The proportion of each domain was 32.9%. When limited to papers of lexicon construction, the social media domain had the most significant number of papers (36.7%),

supporting the aforementioned discussion that lexicon construction methods are more likely to be used in social media where there are many new words. However, even for the social domain, the approach of lexicon adaptation is also promising when a general sentiment lexicon that compiles many new sentiment words is available. Besides, when limited to papers of lexicon adaptation, it is frequently applied for the product review domain (45.5%) and the movie review domain (20.0%). It means that there are relatively more studies that utilize a sentiment lexicon adopted to the target domain for the sentiment analysis of review texts.

From the above findings, it was confirmed that the approach to automatic acquisition of sentiment lexicons is closely related to the domain for which they are applied. Selecting and applying the most appropriate approach according to the characteristics and needs of each domain is the key to improving the accuracy and effectiveness of sentiment analysis.

概要

感情分析は、テキストに表明されている書き手の意見を肯定的・否定的・中立のいずれかに分類するタスクであり、マーケティングや投資など多岐にわたる分野で活用されている。感情分析では、感情を表す単語やフレーズを収集し、それらの極性(肯定、否定、中立)のスコアを定義したデータベースである感情語辞書がよく利用されている。個々の単語が持つ極性スコアを基にテキスト全体の極性スコアを計算し、その結果が正であれば肯定的、負であれば否定的と判定する。しかし、単語の極性はテキストのドメインによって異なるため、汎用的な感情語辞書を用いると解析を誤る可能性がある。ドメインに固有の感情語辞書を用意することが望ましいが、感情語辞書を人手で構築するためには多くの時間と労力を要する。そのため、ドメインに固有のコーパスから高品質なドメイン固有の感情語辞書を自動獲得する手法が注目されている。

感情語辞書の自動獲得では、ドメインに特化した辞書を新たに作成する「辞書構築」(lexicon construction)と、既存の感情語辞書を特定のドメインに適応させる「辞書適応」(lexicon adaptation)の2種類のアプローチがある。辞書構築は、感情語を獲得するところから始め、当該ドメインにしか使われない感情語も含めて辞書を獲得する。一方、辞書適応は、新しい感情語は獲得しないが、感情語の極性やそのスコアを当該ドメインにあわせて修正する。

感情分析や感情語辞書の自動獲得に関する既存のサーベイでは、要素技術、データソース、対象言語などを軸に既存研究がまとめられてきた。しかし、感情語辞書の自動獲得のアプローチ(辞書構築もしくは辞書適応)と対象テキストのドメインの関係性に注目したサーベイは筆者の知る限り存在しない。

本課題研究では、手法のアプローチと対象テキストのドメインに着目して、感情語辞書の自動獲得に関する研究の動向を調査する。辞書の自動獲得のアプローチとして辞書構築と辞書適応の2つを考慮する。一方、ドメインとして、政治演説、ニュース、映画レビュー、商品レビュー、ソーシャルメディア、その他の6つを考慮する。Google Scholar を用いて論文を検索し、検索結果上位の論文の中から感情語辞書の自動獲得に関連する論文を人手で選別し、調査対象とする。辞書獲得のアプローチ×ドメインの行列を作成し、調査対象の論文のそれぞれをこの行列のセルに当てはめ、該当する論文が多いのはどのアプローチとドメインの組み合わせであるかといった全体的な研究動向を調査する。あわせて、個々の研究事例から、ドメインが辞書獲得のアプローチの選択に与える影響について考察する。

論文検索と人手による選別の結果、417件の論文を調査対象とした。辞書獲得のアプローチとドメインのそれぞれの組み合わせについて、該当する論文数は

以下の通りである。辞書構築の論文については、(辞書構築,政治演説)は 3 件、(辞書構築,ニュース)は 26 件、(辞書構築,映画レビュー)は 33 件、(辞書構築,商品レビュー)は 112 件、(辞書構築,ソーシャルメディア)は 133 件、(辞書構築,その他)は 55 件であった。一方、辞書適応の論文については、(辞書適応,政治演説)は 2 件、(辞書適応,ニュース)は 2 件、(辞書適応,映画レビュー)は 11 件、(辞書適応,商品レビュー)は 25 件、(辞書適応,ソーシャルメディア)は 4 件、(辞書適応,その他)は 11 件であった。

辞書構築と辞書適応の論文数を比較すると、辞書構築の論文は全体の 86.8%、辞書適応の論文は 13.2%を占め、辞書構築の手法が主流であることがわかった。個々のドメインに着目すると、ソーシャルメディアドメインでは 97.1%、ニュースドメインでは 92.9%が辞書構築の論文であった。ソーシャルメディアやニュースでは新しい単語が使われることが多く、テキストから感情語を収集することから始める辞書構築の手法の方が適しているためと考えられる。一方、相対的に辞書適応の手応が採用されることが多かったドメインは、政治演説(40%)、映画レビュー(25.0%)、商品レビュー(18.2%)であった。新語が出現しにくい政治演説のドメインでは辞書適応の手法が適していると考えられる。映画・商品レビューでは、ドメイン固有の単語が使われるために辞書構築の手法が適していると予想していたが、実際には辞書適応の手法もある程度使用されている。その他のドメインに該当する研究では、動画コメント、ビデオゲーム、漢詩といったテキストを対象とし、特定のコンテキストやコミュニティに根ざした言葉や表現を分析するために、辞書構築のアプローチが積極的に採用されていることがわかった。これは、それぞれのドメインが持つ独自の言語、表現、文化的背景を正確に捉えるためには、ドメインに固有の感情語を自動的に収集する必要があるためと考えられる。

ドメインについて論文数を比較すると、商品レビュードメインとソーシャルメディアドメインの研究が最も多く、全体に占める割合はそれぞれ 32.9%であった。辞書構築の論文に限ると、ソーシャルメディアドメインの論文が 36.7%と最も多く、新語の多いソーシャルメディアでは辞書構築の手法が使われやすいという先の考察を裏付ける結果が得られた。ただし、ソーシャルメディアにおいても、新語を多く含む汎用の感情語辞書があれば辞書適応の手法も有望であることがわかった。一方、辞書適応の論文に限ると、商品レビュードメイン(45.5%)、映画レビュードメイン(20.0%)で用いられることが多く、レビューを対象とした感情分析には既存の汎用的な感情語辞書をレビューに適応させた辞書が使われることが相対的に多いことがわかった。

これらの結果から、感情語辞書の自動獲得アプローチは、その適用されるドメインに密接に関連していることが確認された。各ドメインの特性とニーズに応

じて最適なアプローチを選択し、適用することが、感情分析の精度と有効性を向上させる鍵であると言える。

目次

第 1 章 はじめに 1

1.1 背景 1

1.2 目的 2

1.3 本課題研究報告書の構成 2

第 2 章 関連研究 4

2.1 要素技術に着目したサーベイ 4

2.2 データソースに着目したサーベイ 5

2.3 特定の対象言語に着目したサーベイ 5

2.4 本課題研究の特徴 6

第 3 章 調査方法 7

3.1 分類カテゴリの定義 7

3.2 調査対象論文の収集 8

3.3 論文の分類 9

3.4 予想される結果 9

第 4 章 調査結果 11

4.1 分析結果 11

4.2 考察 14

4.3 個々の研究事例に関する考察 15

4.3.1 個々の研究事例に関する考察 16

4.3.2 ニュースドメインに関する考察 16

4.3.3 映画レビュー・商品レビュードメインに関する考察 17

4.3.4 ソーシャルメディアドメインに関する考察 18

4.3.5 その他のドメインに関する考察 19
4.3.6 考察のまとめ 20
第5章 おわりに 22
5.1 本課題研究のまとめ 22
5.2 今後の課題 23
参考文献 24

表目次

表 3-1 研究の分類 8

表 3-2 予想される分類結果 10

表 4-1 アプローチとドメインによる論文の分類結果 11

表 4-2 ドメイン毎の論文数の割合 15

表 4-3 アプローチ毎の論文数の割合 15

第1章 はじめに

1.1 背景

感情分析は、自然言語処理タスクのひとつであり、テキストに表明されている書き手の意見を肯定的・否定的・中立のいずれかに分類するタスクである[1, 2]。感情分析は、商品レビュー、顧客対応のテキスト、株式市場に関連するテキスト(市場レポート、企業の業績報告、株価売買の掲示板への書き込みなど)、政治家の演説など様々なデータに対して行われ、マーケティングや投資などの分野で活用されている[3, 4, 5]。

感情分析の手法の一つとして、感情語辞書を利用するアプローチがある。感情語辞書とは、感情を表す単語やフレーズを収集したデータベースであり、多くの場合それらの感情的な傾向の強さを表すスコアが付与されている。例えば、「素晴らしい」や「魅力的」といったポジティブな単語には正の値が、「ひどい」や「まずい」といったネガティブな単語には負の値が、そして中立的な意味を持つ単語には0に近い値が割り当てられる。テキストの極性を判定する際は、テキスト内の全単語のスコアを合計し、その結果が正であれば極性は肯定的、負であれば否定的と判断される。

汎用的に用いられる感情語辞書としては、JIWC-Dictionary [6]やSentiWordNet3.0 [7]がある。ただし、特定のドメインのテキストに対して汎用的な感情語辞書を用いて感情分析を行うと、単語の極性(肯定、否定、中立)がドメインによって異なるため、解析を誤る可能性がある。例えば、「小さい」という単語は、携帯電話に関する商品レビューに現れた場合は「コンパクト」という肯定的な意味を持つ一方で、賃貸物件に関するレビューに現れた場合は「狭い」という否定的な意味を含む。

ドメインに特有の単語の極性を考慮して感情分析を行うためには、汎用的な感情語辞書ではなく、ドメインに固有の感情語辞書を用意する必要がある。ところが、感情語辞書を人手で構築するためには多くの時間と労力を要する。そのため、ドメインに固有のコーパスから高品質なドメイン固有の感情語辞書を効率的に自動獲得する手法が注目されている。

感情語辞書の自動獲得に関して、Salahらは、ドメインに特化した辞書を新たに作成する「辞書構築」(lexicon construction)と、既存の感情語辞書を特定のドメインに適応させる「辞書適応」(lexicon adaptation)の2種類のアプローチを紹介している[8]。辞書構築は、感情語を獲得するところから始め、当該ドメインにしか使われない感情語も含めて辞書を獲得する。具体例とし

て、Birla らは、辞書構築のアプローチで健康や観光に関する感情語辞書を自動獲得する手法を提案している [9]。一方、辞書適応は、新しい感情語は獲得しないが、感情語の極性やそのスコアを当該ドメインにあわせて修正する。例えば、Choi らは汎用的な感情語辞書をあるドメインに適応させるために整数線形計画法を用いている [10]。

1.2 目的

本課題研究は、辞書獲得のアプローチと対象テキストのドメインに注目し、感情語辞書の自動獲得に関する研究動向を調査することを目的とする。ここでは、辞書獲得のアプローチとは、辞書構築か辞書適応のいずれかを指す。一方、対象テキストのドメインとは、ニュース、商品レビュー、ソーシャルメディアなどといったテキストのジャンルを指す。本課題研究では、辞書獲得のアプローチと対象テキストのドメインの組み合わせによって先行研究を分類する。そして、「ソーシャルメディアのコーパスから感情語辞書を獲得する場合は辞書構築のアプローチが採用されることが多い」や「ニュースのコーパスから感情語辞書を獲得する場合は辞書適応のアプローチが向いている」といったように、対象ドメインと辞書獲得のアプローチの関連性を調査する。

感情語辞書の自動獲得に関する既存のサーベイは、主に辞書獲得の要素技術に着目して行われている。これに対し本課題研究は、辞書構築と辞書適応というアプローチと、ニュース・商品レビュー・ソーシャルメディアといった対象ドメインに着目して研究動向を調査することに特徴がある。本調査により、対象ドメインごとにどのようなアプローチをとるべきかという知見が明らかになり、今後の研究の発展や実用的なシステムの構築に貢献する。

1.3 本課題研究報告書の構成

本研究報告書の構成を以下に示す。第 2 章では、感情語辞書の自動獲得に関連する既存のサーベイを概観する。まず、主に要素技術やデータに関して感情分析の先行研究を比較し分析した Darwich らや Lahase らのサーベイを紹介する。次に、特定の言語を対象とした研究として、Kaity らの英語以外の言語に関するサーベイ [11]や、Biltawi らによるアラビア語 [12]、Pereira らのポルトガル語 [13]の感情分析に関するサーベイを紹介する。これら既存のサーベイはドメインとアプローチの関係に着目していないことを指摘し、この二つの軸から感情語辞書の自動獲得の研究動向を調査する点に本課題研究の意義があることを述べる。

第3章では、感情語辞書の自動獲得に関する先行研究の分類方法や調査対象となる論文の収集手段の詳細を述べる。3.1節では、調査対象となる研究を分類する方針について述べる。辞書構築と辞書適応のアプローチや、それがどのドメイン（政治演説・ニュース・映画レビュー・商品レビュー・ソーシャルメディア・その他）に該当するかに基づいて先行研究を分類する。3.2節では、Google Scholarを使用して感情語辞書の構築や適応に関する先行研究を収集する手段について詳述する。使用した検索ワード、調査対象とする論文の検索件数、論文を調査対象から除外するときの条件などについて述べる。3.3節では、収集した論文のアプローチとドメインを人手で分類する際、論文の概要を基に分類することを説明する。3.4節では、調査に先立ち、新語の出現傾向に基づいて、辞書構築と辞書適応のどちらのアプローチがどのドメインで多く採用されるかを予想する。特に、ソーシャルメディアのような新語が出現しやすいドメインや、政治演説のような新語が出現しにくいドメインにおいて、採用されることが多いと予想されるアプローチの傾向について考察する。

第4章では、感情語辞書の構築および適応に関連する研究論文の分類結果を報告する。まず、4.1節では、辞書構築と辞書適応のアプローチを用いた研究論文の数を集計し、その結果を表形式で提示する。4.2節では、各ドメインにおける研究のアプローチ別の割合を示し、各ドメインでの研究の傾向を詳細に分析する。辞書適用よりも辞書構築の研究が多いこと、ソーシャルメディアや商品レビューのドメインに該当する研究が多いことなどを指摘する。4.3節では、個々の研究事例の詳細を報告し、ソーシャルメディアなど新語が頻繁に出現するドメインにおける研究の傾向や、辞書構築と辞書適応の選択についての基準について考察する。

第5章では、本課題研究の成果と今後の課題について述べる。5.1節では、本課題研究で得られた重要な知見をまとめる。5.2節では、今回の研究成果から導かれる今後の研究課題を提起する。具体的には、新語の出現パターンやその影響、辞書の更新頻度と感情分析の精度との関係性などについての検討が必要であることを指摘する。

第2章 関連研究

本課題研究で調査の対象とする感情語辞書の自動獲得は、広くは感情分析のひとつと位置付けられる。本章では、感情分析に関する研究、特に感情語辞書の自動獲得に関する研究について、過去のサーベイを概観する。2.1 節では、感情語辞書獲得の要素技術に着目して既存研究の動向をまとめたサーベイを紹介する。2.2 節では、Twitter を感情語辞書獲得のデータソースとする研究のサーベイについて述べる。2.3 節では、特定の言語に対する感情分析に関するサーベイを紹介する。2.4 節では、これら既存のサーベイに対する本課題研究の特色について述べる。

2.1 要素技術に着目したサーベイ

感情分析や感情語辞書の自動獲得に関連する研究のサーベイは、その目的を達成するために用いた要素技術に着目して既存研究を整理したものが多い。Hu らは、テキストを用いた感情分析の現状と進展を概観し、具体的な分析手法やアプローチについて詳述している [14]。具体的には、辞書に基づく分析、機械学習に基づく分析、深層学習に基づく分析の三つを主要なアプローチとして取り上げ、それぞれに該当する研究を紹介している。また、中国語テキストの感情分析について、それぞれの手法の利点と限界について詳しく説明している。

Lahase らの論文は、インターネット上のレビューやコメントに対する感情分析の技術と方法に焦点を当てたサーベイである [15]。特に、感情語辞書の作成方法、その応用、およびそれに関連する問題について詳しく調査している。感情分析に用いられる多様な辞書とその獲得方法について議論し、実際に構築された感情語辞書の例とその特性を紹介している。

Osman と Ahmad は、感情分析のための感情語辞書の生成に焦点を当て、そのために使用される要素技術を比較し分析している [16]。あわせて、感情分析における辞書ベースのアプローチとコーパスベースのアプローチの違いとそれぞれの利点について説明している。

Sanagar と Gupta は、感情分析に関する研究を包括的に調査したサーベイの一環として、感情語辞書の獲得とそのために用いられるデータに焦点を当てた調査を行っている [17]。特に、感情語辞書の獲得に関する技術と、オープンソースの感情語辞書について詳細に報告している。

Darwich らは、コーパスベースの技術を利用した感情語辞書生成に関する重要な研究成果を紹介し、提案されたアルゴリズムの性能を比較分析している[18]。現代における感情分析では特定のドメインやソーシャルメディアなどに現れる砕けた書き方への対応を考慮しなければならないことを指摘している。

Nandwani と Verma は、インターネット上に存在する大量の非構造化データを感情分析を用いて解析する様々な手法をレビューしている [19]。感情分析のために用いられる個々の要素技術について、それがどのような課題を解決するために用いられているのかを詳述している。

Saberi と Saad は、感情分析とオピニオンマイニングに用いられる要素技術に焦点を当てたレビューを行っている [20]。彼らは、非構造化データの感情分析を行うために使われる技術がどのように進化してきたかを詳細に論じている。特に、機械学習のアプローチと辞書ベースのアプローチ、それぞれの応用事例、さらに 2 つのアプローチそれぞれの課題についての議論は興味深い。

2.2 データソースに着目したサーベイ

特定のデータソースに着目し、そのデータソースを対象にした感情分析や感情語辞書の自動獲得に関する研究を概観したサーベイも報告されている。Zimbra らは、代表的なソーシャルメディアである Twitter に書き込まれたテキストを対象とした感情分析に関する研究の動向と成果を評価している [21]。中でも、Twitter のデータから自動獲得された感情語辞書を用いた感情分析手法について、Twitter 自体の特徴や他のアプローチによる感情分析手法との比較も交えて議論している。

Giachanou と Crestani は、Twitter データを対象とした感情分析に用いられる要素技術を分類し、そのアルゴリズムを説明している [22]。この中には感情語辞書の自動獲得に関する要素技術の調査も含まれる。

2.3 特定の対象言語に着目したサーベイ

ある特定の言語を対象に行われた感情分析・感情語辞書の自動獲得に関する研究動向を調査したサーベイも行われている。Kaity と Balakrishnan は、英語以外の言語に焦点を当てて、感情語辞書と感情分析に関する包括的な調査を行っている [11]。英語以外の言語の感情語辞書を構築するための方法とツールを調査・分類し、それぞれのアプローチの欠点とそれを改善のための手法について詳述している。

Biltawi らは、アラビア語の感情分析に関する包括的な調査を行い、辞書ベース、機械学習、およびそれらを両方用いたハイブリッド技術に既存研究を分類し、それぞれの研究事例を詳述している [12]。

Pereira は、ポルトガル語を対象とした感情分析に焦点を当てて、現行の技術と課題を調査し、また課題に対する解決策を示している [13]。また、ポルトガル語の感情分析にはポルトガル語に特化した技術とツールの開発が必要であると主張している。

2.4 本課題研究の特徴

これまで述べてきた感情分析や感情語辞書の自動獲得に関するサーベイでは、要素技術、データソース、対象言語を軸に既存研究がまとめられている。しかし、1.2 節で述べたような感情語辞書の自動獲得のアプローチ(辞書構築もしくは辞書適応)と対象テキストのドメインの関係性に注目したサーベイは筆者の知る限り存在しない。商品レビュー、ニュース、ソーシャルメディアといった各ドメインには、そのドメインに固有の言語表現、語彙、文脈が存在し、それぞれに適した感情語辞書の獲得方法を用いることが必要である。感情語辞書の自動獲得アプローチとドメインとの関係性に焦点を当てて感情語辞書の自動獲得の研究動向を調査する点に本課題研究の意義がある。

第3章 調査方法

3.1 分類カテゴリの定義

本課題研究では、感情語辞書の自動獲得に関する先行研究を 2 つの観点から分類する。ひとつは辞書の自動獲得のアプローチである。1 章で述べたように、Salah ら[8]は、辞書獲得の手法として辞書構築と辞書適応を挙げている。辞書構築とは、ドメインに固有の感情語辞書を最初から構築する手法である。一般に、ドメイン固有のコーパスから、まず感情語に相当する単語や句を抽出し、それに対する極性のスコアを推定する。一般のテキストでは使われないがある特定のドメインでよく使われる感情語が多い場合に適した手法であると言える。一方、辞書適応とは、既存の汎用的な感情語辞書を用意し、その極性のスコアをドメインに応じて修正する手法である。一般的なテキストと比べて使われる感情語に大きな違いはないが、それが意味する極性が大きく異なるドメインに対する感情語辞書の獲得に適している。本課題研究では、Salah らによる分類に従い、感情分析に関する先行研究を辞書構築と辞書適応のいずれかに分類する。

もうひとつの観点は感情分析の対象となるドメインである。ここでのドメインとは、テキストのジャンルおよび媒体を指す。具体的には、ドメインを「政治演説」「ニュース」「映画レビュー」「商品レビュー」「ソーシャルメディア」「その他」の 6 つと定義する。「映画レビュー」と「商品レビュー」は、媒体としては同じレビューだが、その内容は大きく異なること、また感情分析に関する先行研究は映画もしくは商品に対するレビューを対象にしたものが多いことから、別のドメインとして定義する。感情語の使われ方は上記の 6 つのドメインによって大きく異なり、適切な感情語辞書の自動構築手法もまたドメインによって異なると考えられる。

感情分析に関する先行研究を分類する際のカテゴリは、感情語辞書の自動獲得のアプローチと対象ドメインの組とする。すなわち、調査対象の研究を表 3-1 にしたがって分類する。表の行は辞書構築と辞書適応のどちらのアプローチが採用されているかを表し、列は政治演説、ニュース、映画レビュー、商品レビュー、ソーシャルメディアといった、感情語辞書の自動獲得の対象となるドメインを表す。例えば、商品レビューのデータをもとに辞書構築を行った Wu らの研究 [23]は、表 3-1 の(A)に分類される。一方、株式市場や政治に関する大量のソーシャルメディアの投稿を用いて辞書適応を行った Deng らの研究 [24] は、表 3-1 の(B)に分類される。

表 3-1 研究の分類

	政治 演説	ニュース	映画 レビュー	商品 レビュー	ソーシャル メディア	その他
辞書構築				(A)		
辞書適応					(B)	

3.2 調査対象論文の収集

調査対象とする論文の収集方法について述べる。感情語辞書の自動獲得に関する研究を取得するために、学術論文専用の検索エンジンである Google Scholar を利用する。以下の検索キーワードによって論文を検索する。

・sentiment lexicon construction (1000)
・sentiment lexicon adaptation (1000)
・sentiment lexicon induction (100)
・sentiment lexicon update (100)
・sentiment lexicon creation (100)

検索結果の上位の論文の中から感情語辞書の自動構築に関連するものを選別し、調査対象論文とする。括弧内の数は人手でチェックする検索ランク上位の論文の件数である。“sentiment lexicon construction”は辞書構築、“sentiment lexicon adaptation”は辞書適応に関する研究を収集するための検索キーワードである。これらについては検索上位 1000 件の論文を調査対象とする。研究の初期にはこれら 2 つのキーワードを用いていたが、その後、それ以外の 3 つのキーワードを追加した。追加キーワードの検索結果は“sentiment lexicon construction”と“sentiment lexicon adaptation”の検索結果との重複が多かったため、検索ランク上位 100 件の論文を調査対象とした。

検索の結果得られた論文のうち、感情語辞書の自動獲得に関係のない論文は調査対象から除外する。また、ジャーナルや国際会議の論文として発表されたものとの重複を避けるため、修士論文や博士論文は調査の対象から除外する。複数の検索キーワードによって同じ論文が重複して検索されることがあるが、重複して検索された論文も当然除外する。論文の発表年については特に制限を設けない。また、英語で書かれた論文のみを調査対象とし、それ以外の言語で書かれた論文は除外する。

3.3 論文の分類

調査対象論文の概要を読み、各研究が辞書構築と辞書適応のどちらのアプローチを取っているのか、また、政治演説・ニュース・映画レビュー・商品レビュー・ソーシャルメディア・その他のどのドメインを対象に感情語辞書を自動獲得しているかを人手で分類する。各研究において、新しい感情語をコーパスから獲得している場合は辞書構築に、既存の辞書の極性スコアを更新するのみである場合は辞書適応の研究として分類する。概要だけではどのアプローチを取ったか、どのドメインに属するかが判断できない場合は、論文の本文を読んで確認する。最終的に、各論文を表 3.1 のセルのいずれかに当てはめる。なお、辞書構築と辞書適応の両方を行っている論文、または複数のドメインから感情語辞書を獲得している論文は、該当する複数のセルに割り当てる。すなわち、1 つの論文が複数のセルでカウントされることがある。

さらに、表 3.1 のそれぞれのセル、すなわち辞書獲得のアプローチとドメインの組のそれぞれについて、そのカテゴリに分類された論文で採用されている手法や要素技術の傾向を調査する。

3.4 予想される結果

新語が現れやすいドメインについては辞書構築が、現れにくいドメインについては辞書適応が多く採用される傾向があると予想し、これが正しいかを検証する。辞書構築は感情語を獲得する処理を含むため、ソーシャルメディアなど新語が出現しやすいドメインに適していると考えられる。また、辞書適応は既存の感情語辞書を修正するため、政治演説やニュースなど新語が出現しにくいドメインに適していると思われる。

表 3-2 は上記の予想を「辞書獲得のアプローチ×ドメイン」の表の上で可視化したものである。色の濃さは予想される研究事例の数を示し、濃い色のセルには多くの論文が該当すると予想する。この表におけるドメインは、「その他」を除き、左から右へ向かって、新しい感情語が現われにくいと予想されるドメインから現われやすいと予想されるドメインの順に並べられており、辞書構築は表の右に配置されたドメイン、辞書適応は表の左に配置されたドメインでより多く使われると予想される。

表 3-2 予想される分類結果

	政治演説	ニュース	映画 レビュー	商品 レビュー	ソーシャル メディア	その他
辞書構築						
辞書適応						

第4章 調査結果

4.1 分析結果

3.2 節で述べた方法に従い、検索エンジンを用いて感情語辞書の構築および適応に関連する研究論文を収集した。これらの研究の中から感情語辞書の自動獲得に関連するものを選別し、調査対象とした。その結果、合計で 417 件の論文が得られた。この中には、辞書構築と辞書適応の両方を採用した論文が 4 件、複数のドメインを対象に感情語辞書を獲得した論文が 16 件含まれている。重複を除いた調査対象論文の数は 399 件である。次に、3.3 節で述べた方法に従い、これらの論文で提案されている手法が辞書構築なのか辞書適応なのか、対象としているテキストのドメインは何かを人手で分類した。集計結果を表 4-1 に示す。

表 4-1 アプローチとドメインによる論文の分類結果

	政治演説	ニュース	映画レビュー	商品レビュー	ソーシャルメディア	その他	合計
辞書構築	3	26	33	112	133	55	362
辞書適応	2	2	11	25	4	11	55
合計	5	28	44	137	137	66	417

辞書構築に関連する論文は 362 件、辞書適応に関連する論文は 55 件であった。政治演説ドメインでは、辞書構築のアプローチを用いた研究が 3 件、辞書適応のアプローチを用いた研究が 2 件集計された。ニュースドメインでは、辞書構築のアプローチを用いた研究が 26 件、辞書適応のアプローチを用いた研究が 2 件集計された。映画レビュードメインでは、辞書構築のアプローチを用いた研究が 33 件、辞書適応のアプローチを用いた研究が 11 件集計された。商品レビュードメインでは、辞書構築のアプローチを用いた研究が 112 件、辞書適応のアプローチを用いた研究が 25 件集計された。ソーシャルメディアドメインでは、辞書構築のアプローチを用いた研究が 133 件、辞書適応のアプローチを用いた研究が 4 件集計された。その他のドメインでは、辞書構築のアプローチを用いた研究が 55 件、辞書適応のアプローチを用いた研究が 11 件集計された。

アプローチとドメインの組み合わせについて、すなわち表 4-1 の各セルについて、それぞれに該当する代表的な論文のタイトルを以下に挙げる。詳細な文献情報は参考文献リストを参照していただきたい。また、各セルに該当する全ての論文のリストは GitHub にて公開している。[1]

辞書構築×政治演説
・Learning domain-specific sentiment lexicon with supervised sentiment-aware LDA [25]
・Generating domain-specific sentiment lexicons for opinion mining [8]
・Unsupervised method for sentiment analysis in online texts [26]

辞書構築×ニュース
・Measuring news sentiment [27]
・Lexicon generation for detecting fake news [28]
・Building emotional dictionary for sentiment analysis of online news [29]

辞書構築×映画レビュー
・Building sentimental word lexicon for Chinese movie comments [30]
・Improving sentiment rating of movie review comments for recommendation [31]
・Constructing Chinese domain lexicon with improved entropy formula for sentiment analysis [32]

辞書構築×商品レビュー
・Cross-domain sentiment analysis of product reviews by combining lexicon-based and learn-based techniques [33]
・Generating a context-aware sentiment lexicon for aspect-based product review mining [34]
・A data processing method based on sequence labeling and syntactic analysis for extracting new sentiment words from product reviews [35]

辞書構築×ソーシャルメディア

[1] https://github.com/AnguillaJaponica/jaist_is_master_research_paper

・Towards a new lexicon-based features vector for sentiment analysis: application to Moroccan Arabic tweets [36]
・Developing lexicon-based algorithms and sentiment lexicon for sentiment analysis of Saudi dialect tweets [37]
・Sentiment identification in football-specific tweets [38]

辞書構築×その他
・A method of constructing a fine-grained sentiment lexicon for the humanities computing of classical Chinese poetry [39]
・Creating a sentiment lexicon with game-specific words for analyzing NPC dialogue in the elder scrolls [40]
・Analyzing sentiment in classical Chinese poetry [41]

辞書適応×政治演説
・Generating domain-specific sentiment lexicons for opinion mining [8]
・Machine learning and sentiment analysis approaches for the analysis of parliamentary debates [42]

辞書適応×ニュース
・Domain adaptation using stock market prices to refine sentiment dictionaries [43]
・Lexicon-based comments-oriented news sentiment analyzer system [44]

辞書適応×映画レビュー
・Domain adaptation of polarity lexicon combining term frequency and bootstrapping [45]
・SWIMS: Semi-supervised subjective feature weighting and intelligent model selection for sentiment analysis [46]
・Adaptation and use of subjectivity lexicons for domain dependent sentiment classification [47]

辞書適応×商品レビュー
・Adapting domain-specific sentiment lexicon using new NLP-based method in Arabic language [48]
・Domain adaptation using domain similarity and domain complexity-based instance selection for cross-domain sentiment analysis [49]

・SentiDraw: Using star ratings of reviews to develop domain specific sentiment lexicon for polarity determination [50]

辞書適応×ソーシャルメディア
・Adapting sentiment lexicons to domain-specific social media texts [24]
・Adapting sentiment lexicons using contextual semantics for sentiment analysis of Twitter [51]
・Analysing domain suitability of a sentiment lexicon by identifying distributionally bipolar words [52]

辞書適応×その他
・A multilingual BPE embedding space for universal sentiment lexicon induction [53]
・Automatic domain adaptation outperforms manual domain adaptation for predicting financial outcomes [54]
・Sentiment lexicon adaptation with context and semantics for the social Web [55]

4.2 考察

ドメインごとの論文数について着目すると、商品レビュードメインとソーシャルメディアが最も多い。商品レビュードメインでは 112 件の辞書構築関連論文と 25 件の辞書適応関連論文が、ソーシャルメディアドメインでは 133 件の辞書構築関連論文と 4 件の辞書適応関連論文があり、それぞれ全体の約 34%を占めている。これに対し、政治演説ドメインが最も少なく、3 件の辞書構築関連論文と 2 件の辞書適応関連論文があり、全体の約 1.2%を占めている。

また、辞書適応に関連する論文の数は、全てのドメインにおいて辞書構築に関連する論文の数に比べて少なかった。特にソーシャルメディアドメインでは、辞書構築のアプローチをとった論文が 133 件あるのに対し、辞書適応のアプローチをとった論文は 4 件である。

ドメイン毎に辞書構築もしくは辞書適応のどちらのアプローチが採用されているかの傾向を考察するため、各ドメインにおいて辞書構築・辞書適応の論文が占める割合を計算する。結果を表 4-2 に示す。一番偏りが大きいドメインはソーシャルメディアであり、97.1%が辞書構築に関連し、辞書適応に関連する

論文は 2.9%であった。全体(86.8%)と比べて辞書構築のアプローチを採用する割合が多いドメインは、ソーシャルメディアとニュースだった。

表 4-2 ドメイン毎の論文数の割合

	政治演説	ニュース	映画レビュー	商品レビュー	ソーシャルメディア	その他	合計
辞書構築	60.0%	92.9%	75.0%	81.8%	97.1%	83.3%	86.8%
辞書適応	40.0%	7.1%	25.0%	18.2%	2.9%	16.7%	13.2%
合計	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%

次に、辞書構築ならびに辞書適応がどのドメインで多く採用されているかの傾向を考察するため、それぞれのアプローチについて、各ドメインに該当する論文数の割合を計算する。結果を表 4-3 に示す。辞書構築のアプローチについては、ソーシャルメディアのドメインが最も多く、36.7%を占めている。これに続いて、商品レビューのドメインが 30.9%、その他のドメインが 15.2%、映画レビューのドメインが 9.1%、ニュースのドメインが 7.2%、そして政治演説のドメインが 0.8%である。一方、辞書適応のアプローチでは、商品レビューのドメインが最も多く、45.5%を占めている。次いで、その他のドメインと映画レビューのドメインがそれぞれ 20.0%、ソーシャルメディアのドメインが 7.3%、政治演説とニュースのドメインがそれぞれ 3.6%である。

表 4-3 アプローチ毎の論文数の割合

	政治演説	ニュース	映画レビュー	商品レビュー	ソーシャルメディア	その他	合計
辞書構築	0.8%	7.2%	9.1%	30.9%	36.7%	15.2%	100.0%
辞書適応	3.6%	3.6%	20.0%	45.5%	7.3%	20.0%	100.0%
合計	1.2%	6.7%	10.6%	32.9%	32.9%	15.8%	100.0%

4.3 個々の研究事例に関する考察

感情語辞書の自動獲得に関する研究の傾向を把握するため、政治演説、ニュース、映画レビュー、商品レビュー、ソーシャルメディア、その他のドメイン

における具体的な研究事例について考察する。特に、それぞれの研究事例が提供する知見と、それが感情語辞書の自動獲得におけるアプローチの選択にどのように寄与するかについて考察する。

4.3.1 政治演説ドメインに関する考察

政治演説といった新語が出現しにくいと考えられるドメインについては、辞書構築よりも辞書適応のアプローチがより採用されやすいと考えていた。しかし、集計した結果からは、辞書構築のアプローチがより多く採用されていることが確認された。表 4-2のドメイン毎の論文数の割合を見ると、政治演説については60%が辞書構築に分類されていた。ただし、政治演説を対象ドメインとする論文の件数は5件と少ないため、辞書構築のアプローチの方が適していると結論付けることについては注意を要する。

政治演説のドメインについて、辞書構築と辞書適応の両方のアプローチを比較したSalahらの研究 [8]に着目する。この研究では、イギリス議会下院の政治演説のデータセットを用いて、ある議題に対して賛成したか反対したかという観点から政治演説のテキストを分類している。実験の結果、汎用的な感情語辞書であるSentiWordNet 3.0を使用した場合よりも、辞書構築と辞書適応のそれぞれのアプローチにより獲得された感情語辞書を用いた方が感情分析の精度が良かった。また、辞書構築と辞書適応それぞれによる改善はほぼ同程度であった。さらに、自動獲得した感情語辞書を使用することの効果について、賛成の演説と比較して、反対の演説に対する感情分析においてはその効果は小さいことを指摘している。Salahらはこの原因は不明であるとしており、何がこの差を生んでいるのかは明らかにされていない。

4.3.2 ニュースドメインに関する考察

ニュースのドメインも、政治演説のドメインと同じように新語が比較的出現しにくいドメインであり、辞書構築よりも辞書適応の手法が多く採用されると予想していたが、表 4-2に示す通り92.9%の論文が辞書構築に分類されており、予想に反する結果が得られた。Mooreらは、企業に関するニュース記事について辞書適応の手法を採用して感情語辞書を獲得し、それを用いて感情分析を行っている [43]。既存の感情語辞書と比較して、提案手法によって得られた感情語辞書を用いた方がより高い精度でテキストの極性を判定できると報告している。新語があまり出現しないと考えられるニュースドメインで辞書適応のアプローチを取ることでより良い結果が得られたことは、当初の予想に沿うものである。

一方、ニュースドメインで辞書構築のアプローチにより感情語辞書を獲得した研究の例として、Raoらは、自動獲得した感情語を使用することで、ニュースの本文を対象とした感情分析については従来手法よりも性能の向上が見られたが、ニュースの見出しを対象とした感情分析については顕著な性能の向上は確認できなかったと報告している [29]。このように、同じドメインでも感情分析の対象とするテキストによって自動獲得された感情語辞書の効果が異なることから、ドメインによって辞書構築、辞書適応のどちらのアプローチが適しているのかを一概に結論付けることはできない。

また、ニュースドメインにおいて辞書構築のアプローチが多く採用される理由の一つとして、感情分析の対象となる言語によっては、特に低資源言語については、既存の汎用的な感情語辞書を用いた感情分析手法の性能が低いことが考えられる。Neshirらは、低資源言語のひとつであるアムハラ語のニュースコーパスから辞書構築のアプローチにより感情語辞書を自動獲得している [56]。感情語辞書の整備が進んでいる英語などの高資源言語では、既存の感情語辞書を用いた手法でも十分な性能が得られるのに対し、アムハラ語の場合、既存の感情語辞書ではアムハラ語に固有の特徴やアムハラ語が話される文化的背景を捉えることができず、感情語辞書を一から自動獲得する必要性を指摘している。

4.3.3 映画レビュー・商品レビュードメインに関する考察

映画レビューや商品レビューのドメインについては、いずれも辞書適応よりも辞書構築のアプローチが多く採用されていた。表 4-2に示したように、商品レビューについては81.8%、映画レビューについては75.0%の論文が辞書構築に分類されている。商品レビューのほうが映画レビューよりも辞書構築のアプローチを採用する傾向が強いのは、商品レビューの方が映画レビューに比べて、より多様な商品やサービスが評価の対象となっており、相対的に新語やそのドメイン特有の感情語が現れやすいためと考えられる。

映画レビューや商品レビュードメインにおける個々の研究について考察する。Sharmaらは、レビューに特有の星の評価分布を極性スコアの計算に活用して、商品レビューと映画レビューのデータから辞書構築のアプローチにより感情語辞書を作成している [50]。ここでの「星」とは、映画の口コミサイトや通信販売のサイトにおいて、レビューワーが映画や商品の質や内容を点数で評価し、それを星の数で視覚的に表示する機能を指す。星によるユーザの評価値を利用して感情語の極性スコアを推定することにより、感情語辞書の品質を向上させ、これを用いた感情分析の性能も向上したことを報告している。「星」

は映画ドメインや商品ドメインでよく利用される情報であり、「星」を活用した辞書構築はこれらのドメインに固有の手法と言える。

一方、Demirozらは、ホテルのカスタマーレビューと映画レビューを対象に、辞書適応のアプローチによって感情語辞書を獲得し、感情分析を行った[57]。結果として、辞書適応によって極性スコアが変更された単語はわずかであったものの、ホテルデータセットでは77%から83%、映画データセットでは61%から66%と、感情分析の精度が向上したことが確認された。辞書適応の手法は映画・商品レビューのドメインでは採用されることが少ないが、Demirozらの研究のように辞書適応の手法が有効に働くケースもある。

4.3.4 ソーシャルメディアドメインに関する考察

ソーシャルメディアのドメインについては、辞書構築に関連する研究が133件と6つのドメインの中で最も多く、ソーシャルメディアに関連する全論文の97.1%を占めている。これは、ソーシャルメディアでは新しい言葉や表現、そして感情を含む言葉が大量に生み出されているため、ソーシャルメディアのデータを対象とした辞書の自動獲得については辞書構築のアプローチが向いているという当初の予想を裏付けるものである。

具体的な研究事例について見ると、Bravo-Marquezらは、Twitterに投稿された大量の英語のツイートから辞書構築のアプローチによって感情語辞書を自動獲得している[58]。Twitterの英語のデータ以外にも、IhnainiとMahmuddinは、アラビア語のツイートをもとに辞書構築のアプローチによって辞書を獲得している[59]。英語と比べて、アラビア語、特にソーシャルメディアにおけるアラブ方言を対象とした感情分析に関する研究は少なく、アラビア語の感情語辞書の構築は意義があると強調している。同様に、Farizkiらは、辞書構築のアプローチを採用して、Twitterのデータからインドネシア語の感情語辞書を獲得している[60]。

また、Twitter以外のソーシャルメディアのデータを用いた研究も報告されている。Xuらは、中国で最も人気のあるソーシャルメディア・プラットフォームの1つであるWeiboのテキストについて、辞書構築のアプローチで感情語辞書を獲得している[61]。

たしかに、辞書構築のアプローチでは、インフォーマルな用語やインターネットスラングを多く含むソーシャルメディアのドメインに適した感情語辞書を生成できるという利点がある[62]。しかし、これには課題もある。ソーシャルメディアに固有の感情語を網羅的に含む辞書を一から構築するには、様々な感情語を含む膨大な量のコーパスが必要であり、辞書構築に要する計算コストは高い。また、ソーシャルメディアのデータは一般に自由形式で書かれてお

り、かつ非構造的であるため、メタデータなどテキスト以外の情報を含むデータからテキストを抽出する処理も必要となる。さらに、ノイズが多い、すなわちくだけた表現や非文法的な文が多いという問題点もある。

ソーシャルメディアのデータに辞書適応のアプローチを採用している論文に着目する。Dengらは、他の辞書と比較して頻繁に更新されているWiktionaryという辞書を用いて、ソーシャルメディアのテキストを用いてWiktionaryの登録単語の極性スコアを推定する手法を提案している [24]。また、Wiktionaryは更新頻度が高いため、ソーシャルメディアで使用される新語も収録していると述べている。原則としてソーシャルメディアのデータについては辞書構築のアプローチが採られる傾向が見られるものの、適した辞書、すなわちソーシャルメディアで使われる用語を多く含む既存の辞書がある場合には、辞書適応のアプローチも用いることができる。

4.3.5 その他のドメインに関する考察

その他のドメインに分類された研究について紹介する。Yuan らはライブ中継に寄せられた動画コメントから感情語辞書を構築している [63]。ここでの動画コメントとは、ライブ映像の上に視聴者がその場で投稿したコメントが流れていくというものであり、その流れる様子から「弾幕」とも呼ばれている。動画コメントの内容としては、リアルタイムでの映像の解説や内容の議論が多い。リアルタイムで動画に寄せられるコメントは、Twitter のようなソーシャルメディアとリアルタイム性という観点から性質が近く、新語やトレンドとなる単語が現れやすいことから、辞書構築のアプローチがとられていると考えられる。

Bergsma らは辞書構築のアプローチを用いてビデオゲーム Skyrim に現れるテキストを用いてこのゲーム固有の感情語辞書を獲得している [40]。ゲーム内のテキストには、そのゲームや世界観に特有の言葉や表現が含まれており、一般的な感情語辞書には含まれていない感情語も多く使われていると考えられる。このような単語を感情語辞書に含めるために、当該研究は辞書構築のアプローチを用いてゲーム固有の感情語辞書を獲得したと考えられる。

Zhang らは、漢詩とその鑑賞文から、辞書構築のアプローチで感情語辞書を獲得している [39]。漢詩のテキストでは特定の環境、人物、故事などに関する、汎用的な感情語辞書に含まれていない感情語が多くあるため、感情語の抽出から始める必要がある。

Wrobel は、ソフトウェアエンジニアリングのテキストから、辞書適応のアプローチを用いて感情語辞書を獲得した [64]。ただし、汎用の辞書を使用した場合と、ソフトウェアエンジニアリングに特化した辞書を使用した場合とで、

感情分析の精度に有意な差は見られなかった。この結果は、ソフトウェアエンジニアリングに関するテキストを対象とした感情分析では、ドメインに適応した辞書の利用が必ずしも有益でないことを示唆している。Wrobel は、ソフトウェアエンジニアリングの感情分析の精度を向上させるには、辞書適応のアプローチによるドメインに特化した感情語辞書の獲得よりも、感情語辞書における単語のスコアを用いた感情分析のアルゴリズムの改善に注力するべきだと主張している。

4.3.6 考察のまとめ

以上の考察から、頻繁に採用されている感情語辞書の自動獲得に関するアプローチはその適用ドメインによって大きく異なる。政治演説やニュースといったドメインでは、新語の出現が限られるにもかかわらず、辞書構築のアプローチが主流であることが明らかとなった。特にニュースドメインではその傾向が顕著であった。言語や対象トピックの特性によって辞書構築の適正が異なる可能性が示唆された。

映画レビューや商品レビューについては、辞書構築のアプローチがとられる傾向にある一方で、限定的ではあるが辞書適応のアプローチが有効である研究事例が確認された。

ソーシャルメディアのドメインでは、新しい言葉や表現、感情を含む言葉が大量に生み出されているという特性から、辞書構築のアプローチが特に効果的であると確認された。しかし、適切な汎用の感情語辞書が利用可能であれば、辞書適応のアプローチも有効である。

その他のドメインについては、特定のコンテキストやコミュニティに深く根ざした言葉や表現を分析する上で、汎用の感情語辞書にない単語を感情語辞書に含める必要があるため、辞書構築のアプローチが積極的に採用されていることが観察された。ライブ中継、ビデオゲーム、漢詩などのドメインでは、そのドメインで使われる固有の表現が多く、汎用的な感情語辞書に収録されていない感情語も多く使われることから、辞書構築の手法がある程度の成果を上げている。一方で、ソフトウェアエンジニアリングを対象とした研究事例では、辞書適応の手法によって獲得されたドメイン固有の感情語辞書の有効性は確認されなかった。

様々なドメインにおける先行研究の考察から、感情語辞書の自動獲得アプローチは、その適用されるドメインと密接に関連していることがわかった。それぞれのドメインにおいて最も効果的なアプローチを選択するためには、そのドメインの特性、言語や表現の特質、文化的背景などを総合的に考慮する必要があるだろう。

今後の研究では、これらの知見を基に、より多様なドメインで感情語辞書の自動獲得を試み、その効果と限界を詳細に検討する必要がある。また、複数のドメインにまたがるより包括的な感情語辞書の構築に取り組み、それを用いることで、どのようなドメインのテキストにも対応できる適用範囲の広い感情分析手法を開発することも重要な課題である。

第5章 おわりに

5.1 本課題研究のまとめ

本研究では、手法のアプローチと対象テキストのドメインに着目して、感情語辞書の自動獲得に関する研究の動向を調査した。辞書の自動獲得のアプローチとして、テキストから感情語を収集しその極性スコアを推定する辞書構築と、既存の感情語辞書における単語の極性スコアをタスクやドメインに応じて修正する辞書適応の2つを考慮した。ドメインとして、政治演説、ニュース、映画レビュー、商品レビュー、ソーシャルメディア、その他の6つを考慮した。Google Scholarを用いて、感情語辞書の自動獲得に関連する検索キーワードによって論文を検索し、検索結果上位の論文の中から感情語辞書の自動獲得手法を提案しているものを選別して調査対象とした。辞書構築と辞書適応の両方を採用した論文4件と複数のドメインを扱った論文12件を含むのべ417件の論文を、ドメインと辞書獲得のアプローチごとに分類し集計して、全体的な研究動向の傾向を調べた。あわせて、個々の研究事例から、ドメインが辞書獲得のアプローチの選択に与える影響について考察した。

辞書構築と辞書適応の論文数を比較すると、辞書構築の論文は全体の86.8%、辞書適応の論文は全体の13.2%を占め、辞書構築の手法が主流であることがわかった。ドメイン別に比較すると、ソーシャルメディアドメインでは97.1%、ニュースドメインでは92.9%が辞書構築の論文であった。ソーシャルメディアでは新しい単語が使われることが多く、テキストから感情語を収集することから始める辞書獲得の手法の方が適しているためと考えられた。ニュースドメインについては、汎用的な感情語辞書が存在しない低資源言語のニュースを感情分析の対象としたときに辞書構築の手法が採用されていることがわかった。一方、相対的に辞書適応の手応が採用されることが多かったドメインは、政治演説(40%)、映画レビュー(25.0%)、商品レビュー(18.2%)であった。新語が出現しにくい政治演説のドメインでは辞書適応の手法が適していると考えられた。映画・商品レビューでは、ドメイン固有の単語が使われるために辞書構築の手法が適していると考えていたが、実際には辞書適応の手法もある程度使用されていることがわかった。

ドメインについて論文数を比較すると、商品レビュードメインとソーシャルメディアの研究が最も多く、その割合はそれぞれ32.9%であった。辞書構築の論文に限ると、ソーシャルメディアドメインの論文が36.7%と最も多く、新語の多いソーシャルメディアでは辞書構築の手法が使われやすいという先の考察

を裏付ける結果が得られた。ただし、ソーシャルメディアにおいても、新語を多く含む汎用の感情語辞書があれば辞書適応の手法も有望であることがわかった。一方、辞書適応の論文に限ると、商品レビュードメイン(45.5%)、映画レビュードメイン(20.0%)で用いられることが多く、レビューを対象とした感情分析には既存の汎用的な感情語辞書をレビューに適応させた辞書が使われることが相対的に多いことがわかった。

その他のドメインに該当する研究を分析すると、特定のコンテキストやコミュニティに根ざした言葉や表現を分析するために、辞書構築のアプローチが積極的に採用されていた。これは、それぞれのドメインが持つ独自の言語、表現、文化的背景を正確に捉えるためには、ドメインに固有の感情語を自動的に収集する必要があるためと考えられた。

これらの結果から、感情語辞書の自動獲得アプローチは、その適用されるドメインに密接に関連していることが確認された。各ドメインの特性とニーズに応じて最適なアプローチを選択し、適用することが、感情分析の精度と有効性を向上させる鍵であると考えられる。

5.2 今後の課題

本課題研究で得られた知見を踏まえ、感情分析や感情語の自動獲得に関する研究において、将来取り組むべき課題について述べる。新語やドメイン特有の言語表現に対応するための方法論の発展は不可欠である。特に、ニュース記事、商品レビュー、映画レビューなどのドメインについては、そのドメインに特有の言葉や表現に効果的に対応するための技術や理論の開発が必要である。これらのドメインで使用される言語の特性を正確に捉え、感情分析の精度を向上させるためのアプローチを探求することは、今後の需要な課題である。

さらに、感情語辞書の更新頻度と感情分析の精度との関連性についても、より深く理解する必要がある。辞書が新語や言語の変化にどれだけ迅速に対応できるか、また、それが感情分析の精度にどのように影響するかを明らかにすることで、感情語辞書を更新する最適な頻度を決めることができる。

低資源言語の感情語辞書の自動獲得も大きな課題であると考えられる。既存の感情語辞書が少ない(あるいは全くない)状況や利用可能なコーパスの量が限られているという状況を考慮し、新しいデータ収集方法や、限られたデータを効果的に利用するためのアルゴリズムや技術の開発が必要である。

参考文献

[1] C. Hutto , E. Gilbert, “Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text,” *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media,* Vol. 8, No. 1, pp. 216-225, 2014.

[2] M. Taboada, J. Brooke, M. Tofiloski, K. Voll , M. Stede, “Lexicon-based methods for sentiment analysis,” *Computational linguistics,* Vol. 37, No. 2, pp. 267-307, 2011.

[3] I. Chaturvedi, E. Cambria, R. E. Welsch , F. Herrera, “Distinguishing between facts and opinions for sentiment analysis: Survey and challenges,” *Information Fusion,* Vol. 44, pp. 65-77, 2018.

[4] M. V. Mäntylä, D. Graziotin , M. Kuutila, “The evolution of sentiment analysis-A review of research topics, venues, and top cited papers,” *Computer Science Review,* Vol. 27, pp. 16-32, 2018.

[5] B. Liu, Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions, Cambridge university press, 2020.

[6] 奈良先端科学技術大学院大学, “日本語感情表現辞書 JIWC-Dictionary,”. https://sociocom.naist.jp/jiwc-dictionary/. [アクセス日: 2023 年 9 月 17 日].

[7] S. Baccianella, A. Esuli , F. Sebastiani, “Sentiwordnet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining,” *Proccedings of LREC,* Vol. 10, pp. 2200-2204, 2010.

[8] Z. Salah, F. Coenen , D. Grossi, “Generating domain-specific sentiment lexicons for opinion mining,” *Advanced Data Mining and Applications: 9th International Conference,* Vol. 1, No. 9, pp. 13-24, 2013.

[9] V. K. Birla, R. Gautam , V. Shukla, “Retrieval and creation of domain specific lexicon from noisy text data,” *Proceedings of ASCNT-2011*, 2011.

[10] Y. Choi , C. Cardie, “Adapting a polarity lexicon using integer linear programming for domain-specific sentiment classification,” *Proceedings of the 2009 conference on empirical methods in natural language processing*, 2009.

[11] M. Kaity , V. Balakrishnan, “Sentiment lexicons and non-English languages: A survey,” *Knowledge and Information Systems,* Vol. 62, No. 12, pp. 4445-4480, 2020.

[12] M. Biltawi, W. Etaiwi, S. Tedmori, A. Hudaib , A. Awajan, “Sentiment classification techniques for Arabic language: A survey,” *7th International Conference on Information and Communication Systems*, 2016.

[13] D. A. Pereira, “A survey of sentiment analysis in the Portuguese language,” *Artificial Intelligence Review,* Vol. 54, No. 2, pp. 1087-1115, 2021.

[14] R. Hu, L. Rui, P. Zeng, L. Chen , X. Fan, “Text sentiment analysis: A review,” *2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications*, 2018.

[15] A. R. Lahase, M. Shelke, R. Jagdale , S. Deshmukh, “A survey on sentiment lexicon creation and analysis,” *IOT with Smart Systems: Proceedings of ICTIS*, 2021.

[16] A. Osman , S. Ahmad, “Current trends and research directions in the dictionary-based approach for sentiment lexicon generation: A survey,” *J Theor Appl Inf Technol,* Vol. 97, 2019.

[17] S. Sanagar , D. Gupta, “Roadmap for polarity lexicon learning and resources: A survey,” *Intelligent Systems Technologies and Applications,* pp. 647-663, 2016.

[18] M. Darwich, S. A. Mohd, N. Omar , N. A. Osman, “Corpus-based techniques for sentiment lexicon generation,” *A Review. J. Digit. Inf. Manag,* Vol. 17, No. 5, pp. 289-296, 2019.

[19] P. Nandwani , R. Verma, “A review on sentiment analysis and emotion detection from text,” *Social Network Analysis and Mining,* Vol. 11, No. 1, pp. 1-19, 2021.

[20] B. Saberi , S. Saad, “Sentiment analysis or opinion mining: A review,” *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol,* Vol. 7, No. 5, pp. 1660-1666, 2017.

[21] D. Zimbra, A. Abbasi, D. Zeng , H. Chen, “The state-of-the-art in Twitter sentiment analysis: A review and benchmark evaluation,” *ACM Transactions on Management Information Systems,* Vol. 9, No. 2, pp. 1-29, 2018.

[22] A. Giachanou , F. Crestani, “Like it or not: A survey of Twitter sentiment analysis methods,” *ACM Computing Surveys,* Vol. 49, No. 2, pp. 1-41, 2016.

[23] S. Wu, F. Wu, Y. Chang, C. Wu , Y. Huang, “Automatic construction of target-specific sentiment lexicon,” *Expert Systems with Applications,* Vol. 116, pp. 285-298, 2019.

[24] S. Deng, A. P. Sinha , H. Zhao, “Adapting sentiment lexicons to domain-specific social media texts,” *Decision Support Systems,* Vol. 94, pp. 65-76, 2017.

[25] D. Z. Yang, R. Mustafa , K. Chow, “Learning domain-specific sentiment lexicon with supervised sentiment-aware LDA,” *ECAI*, 2014.

[26] M. Fernández-Gavilanes, T. Álvarez-López, J. Juncal-Martínez, E. Costa-Montenegro , F. J. & González-Castaño, “Unsupervised method for sentiment analysis in online texts,” *Expert Systems with Applications,* Vol. 58, pp. 57-75, 2016.

[27] A. H. Shapiro, M. Sudhof , D. J. Wilson, “Measuring news sentiment,” Vol. 228, No. 2, pp. 221-243, 2022.

[28] U. Mertoğlu , B. Genç, “Lexicon generation for detecting fake news,” arXiv preprint arXiv:2010.11089, 2020.

[29] Y. Rao, J. Lei, L. Wenyin, Q. Li , M. Chen, “Building emotional dictionary for sentiment analysis of online news,” *World Wide Web,* Vol. 17, pp. 723-742, 2014.

[30] Q. Wang, G. Zhu , S. Zhang, “Building sentimental word lexicon for Chinese movie comments,” *International Conference on Applications and Techniques in Cyber Intelligence*, 2019.

[31] J.-H. Wang , T.-W. Liu, “Improving sentiment rating of movie review comments for recommendation,” *IEEE international conference on consumer electronics-Taiwan*, 2017.

[32] J. Zhang , Q. Peng, “Constructing Chinese domain lexicon with improved entropy formula for sentiment analysis,” *IEEE International Conference on Information and Automation*, 2012.

[33] K. Mao, J. Niu, X. Wang, L. Wang , M. Qiu, “Cross-domain sentiment analysis of product reviews by combining lexicon-based and learn-based techniques,” *IEEE 17th International conference on high performance computing and communications*, 2015.

[34] J. Bross , H. Ehrig, “Generating a context-aware sentiment lexicon for aspect-based product review mining,” *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, 2010.

[35] S. Zhang, H. Xu, G. Zhu, X. Chen , K. Li, “A data processing method based on sequence labeling and syntactic analysis for extracting new sentiment words from product reviews,” *Soft Computing,* pp. 1-14, 2022.

[36] M. a. J. K. Garouani, “Towards a new lexicon-based features vector for sentiment analysis: Application to Moroccan Arabic tweets,” *Advances in Information, Communication and Cybersecurity: Proceedings of ICI2C’21*, 2022.

[37] W. Al-Ghaith, “Developing lexicon-based algorithms and sentiment lexicon for sentiment analysis of Saudi dialect tweets,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications,* Vol. 10, No. 11, 2019.

[38] S. Aloufi , A. E. Saddik, “Sentiment identification in football-specific tweets,” *IEEE Access,* Vol. 6, pp. 78609-78621, 2018.

[39] W. Zhang, H. Wang, M. Song , S. Deng, “A method of constructing a fine-grained sentiment lexicon for the humanities computing of classical Chinese poetry,” *Neural Computing and Applications,* Vol. 35, No. 3, pp. 2325-2346, 2023.

[40] T. Bergsma, J. v. Stegeren , M. Theune, “Creating a sentiment lexicon with game-specific words for analyzing NPC dialogue in the elder scrolls,” *Workshop on Games and Natural Language Processing*, 2020.

[41] Y. Hou , A. Frank, “Analyzing sentiment in classical Chinese poetry,” *Proceedings of the 9th SIGHUM workshop on language Technology for Cultural Heritage, social sciences, and humanities*, 2015.

[42] Z. Salah, “Machine learning and sentiment analysis approaches for the analysis of parliamentary debates,” University of Liverpool, 2014.

[43] A. Moore, P. E. Rayson , S. E. Young, “Domain adaptation using stock market prices to refine sentiment dictionaries,” 2016.

[44] A. Moreo, M. Romero, J. L. Castro , J. M. Zurita, “Lexicon-based comments-oriented news sentiment analyzer system,” *Expert Systems with Applications,* Vol. 39, No. 10, pp. 9166-9180, 2012.

[45] S. M. Jiménez-Zafra, M. T. Martín-Valdivia, M. D. Molina-Gonzalez , L. A. U. Lopez, “Domain adaptation of polarity lexicon combining term frequency and bootstrapping,” *Proceedings of the 7th workshop on computational approaches to subjectivity*, 2016.

[46] F. H. Khan, U. Qamar , S. Bashir, “SWIMS: Semi-supervised subjective feature weighting and intelligent model selection for sentiment analysis,” *Knowledge-based systems,* Vol. 100, pp. 97-111, 2016.

[47] R. Dehkharghani, B. Yanikoglu, D. Tapucu , Y. Saygin, “Adaptation and use of subjectivity lexicons for domain dependent sentiment classification,” *2012 IEEE 12th International Conference on Data Mining Workshops*, 2012.

[48] F. Alqasemi, A. Abdelwahab , H. Abdelkader, “Adapting domain-specific sentiment lexicon using new NLP-based method in Arabic language,” *International Journal of Computer Systems,* Vol. 3, No. 3, pp. 188-193, 2016.

[49] R. Remus, “Domain adaptation using domain similarity and domain complexity-based instance selection for cross-domain sentiment analysis,” *IEEE 12th international conference on data mining workshops*, 2012.

[50] S. S. Sharma , G. Dutta, “SentiDraw: Using star ratings of reviews to develop domain specific sentiment lexicon for polarity determination,” *Information Processing & Management,* Vol. 58, No. 1, 2021.

[51] H. Saif, Y. He, M. Fernandez , H. Alani, “Adapting sentiment lexicons using contextual semantics for sentiment analysis of Twitter,” *The Semantic Web: ESWC 2014 Satellite Events*, 2014.

[52] L. Flekova, D. Preoţiuc-Pietro , E. Ruppert, “Analysing domain suitability of a sentiment lexicon by identifying distributionally bipolar words,” *Proceedings of the 6th workshop on computational approaches to subjectivity, sentiment and social media analysis*, 2015.

[53] M. Zhao , H. Schütze, “A multilingual BPE embedding space for universal sentiment lexicon induction,” *Association for Computational Linguistics,* 2019.

[54] M. Sedinkina, N. Breitkopf , H. Schütze, “Automatic domain adaptation outperforms manual domain adaptation for predicting financial outcomes,” arXiv preprint arXiv, 2020.

[55] H. Saif, M. Fernandez, L. Kastler , H. Alani, “Sentiment lexicon adaptation with context and semantics for the social Web,” *Semantic Web,* Vol. 8, No. 5, pp. 643-665, 2017.

[56] G. Neshir, A. Rauber , S. Atnafu, “Corpus based Amharic sentiment lexicon generation,” 2019.

[57] G. Demiroz, B. Yanikoglu, D. Tapucu , Y. Saygin, “Learning domain-specific polarity lexicons,” *2012 IEEE 12th International Conference on Data Mining Workshops*, 2012.

[58] F. Bravo-Marquez, E. Frank , B. Pfahringer, “Building a Twitter opinion lexicon from automatically-annotated tweets,” *Knowledge-Based Systems,* Vol. 108, pp. 65-78, 2016.

[59] B. Ihnaini , M. Mahmuddin, “An expandable and up-to-date lexicon for sentiment analysis of Arabic tweets,” *Compusoft,* Vol. 7, No. 11, pp. 2884-2891, 2018.

[60] W. A. Farizki, C. Vania, B. Distiawan , M. Adriani, “Automatically building a corpus for sentiment analysis on Indonesian tweets,” *Proceedings of the 28th Pacific Asia conference on language, information and computing*, 2014.

[61] X. Liang, L. Li, Z. Jiang, Z. Sun, X. Wen, J. Shi, R. Sun , X. Qian, “A novel emotion lexicon for Chinese emotional expression analysis on Weibo: using grounded theory and semi-automatic methods,” *IEEE Access,* Vol. 9, pp. 92757-92768, 2020.

[62] W. Peng , D. H. Park, “Generate adjective sentiment dictionary for social media sentiment analysis using constrained nonnegative matrix factorization,” *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 2011.

[63] Z. Yuan , D. Lian, “Construction method of sentiment lexicon based on word2vec,” *In 2019 IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference*, 2019.

[64] M. R. Wrobel, “The impact of lexicon adaptation on the emotion mining from software engineering artifacts,” IEEE Access, 2020.