

平成 30 年 6 月 15 日現在

機関番号：32689

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2014～2017

課題番号：26540144

研究課題名(和文) 想起に基づく文の意味的類似度の提案

研究課題名(英文) Semantic similarity using human associative knowledge

研究代表者

林 良彦 (Hayashi, Yoshihiko)

早稲田大学・理工学術院・教授(任期付)

研究者番号：80379156

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,700,000円

研究成果の概要(和文)：人間が有する言語表現間の意味的類似性の判断を適切に機械化することは、工学的にも認知科学的にも重要な課題である。本研究課題では人間が非明示的な形で行う意味概念の想起関係に着目し、様々なモダリティから抽出した属性情報を機械学習により統合することにより、言語表現の基本的な構成要素である単語概念の意味的類似度・関連度を計量化する新たな手法の検討を進めた。具体的には、コーパスデータから抽出できる言語情報を有効に活用し、さらに知覚的な属性情報(画像属性)や、経験や感情を比較的直接的に表出した情報(SNSサービスにおけるタグ情報)を用いる手法について研究し良好な結果を得た。

研究成果の概要(英文)：Developing an appropriate computational mechanism of semantic similarity between linguistic expressions is an important subject for both engineering applications and cognitive science. In this research project, by focusing on evocation relationships of semantic concepts that human beings implicitly organize in their brains, new computational methods for measuring semantic similarity between lexical concepts and for classifying potential semantic relationships between them have been studied. These methods utilize machine learning techniques, including deep neural networks, for integrating linguistic features with image-originated perceptual features, as well as social implications/meanings derived from social image tags. Our methods achieved nearly state-of-the-art results in semantic similarity/relatedness tasks and classification of lexical semantic relations. These results have been discussed in several international and domestic conferences.

研究分野：自然言語処理, 意味コンピューティング

キーワード：想起関係 意味的類似度 意味関係 分散表現 マルチモーダル ソーシャルタグ

1. 研究開始当初の背景

言語表現間の意味的類似度・関連度を適切に計量化することは、自然言語処理における基本的な技術であり、その適用範囲は広い。一方、人間が言語表現間の意味的類似性・関連性をどのような情報に基づいて行っているかというメカニズムは解明されておらず、この課題に工学的な手法によりアプローチすることには一定の価値があると考え、本研究課題を着想した。

研究開始時(2014年度)は、深層学習に基づく機械学習方式が発展・普及を見せ始めた時期にあたる。このような背景のもとに単語をベクトルとして表す分散表現の技術(引用文献①)が登場した。また、テキストコーパスだけでなく、意味概念間の想起関係の評定データ(引用文献②)や概念意味属性データ(引用文献③)が利用可能となっていた。さらには、コンピュータビジョン技術の進展により、具体性を有する意味概念については、それを描写した画像のデータベースが整備(引用文献④)され、深層学習技術により知覚情報を抽出する技術が利用可能となっていた。

これらの技術やリソースを利用することにより、人間の有する意味的類似度・関連度の判断能力への工学的なアプローチを開始するのに適した状況となった。

2. 研究の目的

人間が有する言語表現間の意味的類似性の判断を適切に機械化することは、工学的にも認知科学的にも重要な課題である。本研究課題では人間が非明示的な形で行う意味概念の想起関係に着目し、様々なモダリティから抽出した属性情報を機械学習により統合することにより、文の意味的類似度の新たな計量化手法を提案することを目的とした。

3. 研究の方法

上記の目的を達成するために、とくに言語表現の基本的な構成要素である単語概念の意味的類似度・関連度を計量化する新たな手法を提案することに注力した。様々なモダリティから抽出する属性情報として具体的には、コーパスデータから抽出できる言語情報を有効に活用し、さらに知覚的な属性情報(画像属性)や、経験や感情を比較的直接的に表出した情報(SNSサービスにおけるタグ情報)を用いた。また、機械学習手法としては、従来型の学習方式(サポートベクタマシン、ランダムフォレスト)に加え、最近の深層学習技術の進展を考慮し、ニューラルネットワークに基づく手法も積極的に利用した。

4. 研究成果

本研究課題の成果を以下の3点に分類し説明する。

(1) 意味ネットワークを用いた想起関係の分析: 想起関係とは「ある概念がどの程度、

別の概念を思い浮かばせる (bring to mind) か」と定義され、一部の想起関係は「人間の知覚や経験に基づくもの」とされている。ここでは、「想起とは直接は観測できない概念レベルでの顕著な連想系列の始端・終端が取り出されたもの=概念連鎖のショートカット」と仮定し、すでに得られている想起データ(引用文献②)を既存の大規模言語知識に関連付けて分析することにより、想起の背景にある概念連鎖のパターンを探った。より具体的には、起点概念とターゲット概念を結ぶ意味ネットワークにおける最短経路を収集し、これらの経路群に対して系列パターンマイニングの手法を適用することにより、顕著な概念連鎖を分析した。その結果、いくつかの顕著な概念連鎖パターン(例:図1)を抽出することができたが、一般化が可能な結果を得るには至らなかった。この方向性の研究を進めるためには、連鎖の種別(概念間の関係性)に関する成約を適切に加えることが必要であるという結論に至った。



図1: 強い想起関係における概念連鎖の例。arrow(矢印)からlegend(凡例)までの経路。目的と道具の関係を検出している。

(2) 意味概念間の想起関係の強さと方向性

予測: 教師付き機械学習により想起関係の強さの予測と方向性の判定を行う方法を検討した。より具体的には、想起関係の強さの予測は回帰問題、想起の方向性の判定は分類問題として扱い、語彙資源や単語の分散表現(引用文献①)などから得られる様々な言語属性の有効性を実験的に検討した。その結果、以下のような結果を得ることができた。

(a) **想起関係の強さ:** 単語の分散表現、意味概念の分散表現、語彙資源(WordNet)を意味ネットワークとしてみたときのグラフ理論的属性などを用いることにより従来研究の結果を大きく上回る精度(相関係数:0.44)を得ることができた。とくに、ニューラルネットワークを回帰問題に用いることの有効性と、分散表現の差分ベクトル(2者間の関係的差異を表現していると考えられている)を用いることの有効性を確認した。

(b) **想起の方向性の判定:** 上記と同様の属性を用い、ランダムフォレストによる分類器を学習することにより、精度:0.85という良好な結果を得た。これはニューラルネットに

よる精度:0.77 を上回るものであり、分類問題におけるランダムフォレスト手法の有効性を確認する結果となった。また、用いた属性の中では、方向性を考慮した類似度を複数用いることの有効性が確認できた。

(3) 意味概念間の意味関係の分類: 文脈なしに与えられた単語間に成立しうる意味関係分類を行う手法について検討した。例えば (bank, slope) という単語ペアが与えられたとき、その意味関係は下位-上位と判断するのが自然であるが、これは人間がそれぞれの単語の語義を自然に考慮して bank を土手と解釈しているためだと考えられる。そこで、「単語ペアに特定の意味関係が成立する可能性は、その意味関係に応じて各単語と関連付けられた語義・概念の集合間の類似度によって表される」と仮定し、ターゲットとなる意味関係に対して計算される類似度群、及び、類似度を計算するのに用いた語義・概念レベルの分散表現を素性とする教師付き学習による意味関係分類手法 (図 2) を実現した。この結果、従来手法を上回る結果 (Out domain 設定で F 値:0.812) が得られた。この結果は、語義・概念レベルの分散表現を用いること、異なる種別の類似度を複数並べたものを意味関係を示唆する属性として利用することの有用性を示している。

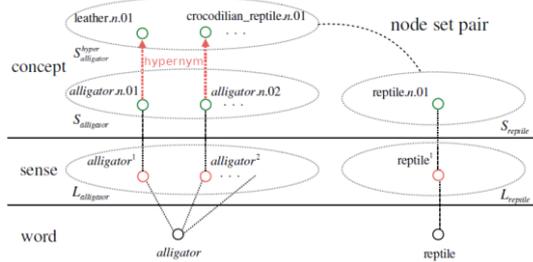


図 2: 単語概念の意味関係の分類。

(4) 画像、および、画像に付与されたタグ情報をを用いた意味表現の構成:

(a) 画像から得る属性を統合する単語の意味表現: 画像から抽出した視覚特徴とテキストコーパスから得た分散表現による言語特徴を統合することにより、エンハンスされた単語の意味表現を与えるニューラルネットワークモデル Visually Enhanced Word embedding model (ViEW model) を提案し、単語ペア間の意味的関連度の推定タスクに適用した際の有用性を評価した。ViEW model のニューラルネットワークは、言語特徴に対する多層のオートエンコーダを基本構造としているが、中間層において、対応する単語の画像データから Convolutional Neural Network (CNN) によって得た視覚特徴と対応付けをするように構成している (図 3)。これにより、対応する画像を事前に学習できていない単語に対しても、類似の単語から学習した視覚特徴が反映できることを狙っている。評価実験によれば、ViEW model によって

構成したマルチモーダル意味表現は、言語特徴のみから構成した意味表現よりも意味的関連度推定のタスクにおいて精度が高く、マルチモーダルな特徴を本モデルで統合することの有効性が確認できた。また、視覚特徴が未知の単語についても視覚特徴ベクトルを学習できている単語と同様にマルチモーダル意味表現を構成できることが確認でき (表 1), これは本手法により構成する意味表現が広い適用性を持ちうることを示唆する。

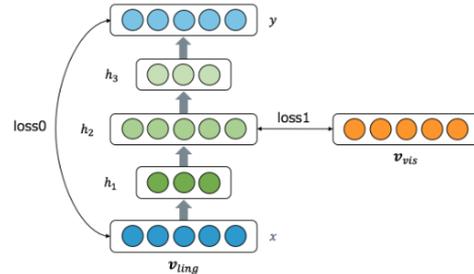


図 3: 言語情報 (V_{ling}) と画像情報 (V_{vis}) を統合するニューラルネットワークモデル。

| | | Ling. | Visual | Multimodal |
|-----------|-----------|-------|--------|-------------|
| ViEW | 全体 | 0.74 | - | 0.77 |
| (PCA300) | 画像あり | 0.74 | 0.67 | 0.8 |
| Lazaridou | MEN(100%) | - | - | 0.75 |
| MMSG-A | MEN(42%) | - | - | 0.74 |
| Lazaridou | MEN(100%) | - | - | 0.74 |
| MMSG-B | MEN(42%) | - | - | 0.76 |

表 1: 未知単語に対する評価結果。

(b) SNS のイメージタグから得た属性の有効性評価: 画像コンテンツを題材とする SNS サービス (例:Flickr) においては、ユーザは投稿する画像の検索性を向上させるため、画像内容だけでなく、そこでの印象や感情なども含めた言語情報を一般には複数タグとして付与する。これらのタグ付きの画像が大量にあるとき、画像にどのようなタグが付与されているかという共起情報を収集できれば、これに対して標準的な処理 (相互情報量による重み付け, SVD による次元圧縮) を施すことにより、タグとして用いられた単語の分散表現を得ることができる (図 4)。このようにして得た分散表現は、通常テキストコーパスから意味の分布仮説 (distributional hypothesis of meaning) に基づいて抽出した分散表現とは異なった特性を持つことが期待できる。また、画像に付随するタグは利用するが画像自体の情報は利用しないので、特徴抽出の処理は必要ない。



図 4: 画像タグからの単語分散表現の抽出。

YFCC100M というタグを収集した大規模なデータから抽出した頻出単語約 2 万語に対し、

上記の手法で単語の分散表現を構成し、標準的な意味的類似度・関連度のデータセットによって評価したところ、人手による評定結果との間の相関係数:0.81 という良好な結果を得た。このときに必要となるタグデータの量は、タグが付与された画像の件数として1,000万件程度であった。以上より、SNSにおいて画像に付与されたタグは、一定の量があれば、分散表現のソースとして利用可能であることが分かった。さらに、本手法の分散表現は、類義や対義の関係にある単語間の類似度を適切に表現できることが分かった。このような関係にある単語間の類似度・関連度が高く算出されることは、分布仮説に基づく既存の手法の主要な問題点の一つであるが、本手法のように通常のコーパスとは異なるソースを用いることにより、このような問題を部分的に解決できる可能性が確認できた。

<引用文献>

- ① Tomas Mikolov, et al. Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, 2013, NIPS 2015, pp. 3111-3119
- ② Jordan Boyd-Graber, et al. Adding dense, weighted connections to wordnet, 2006, GWC 2006, pp. 29-36
- ③ Ken McRae, et al. Semantic feature production norms for a large set of living and nonliving things, Behav Res Methods. 2005 Nov;37(4):547-59
- ④ Jia Deng, et al. ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database. 2009, CVPR 2009.

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計2件)

- ① 高津弘明, 福岡維新, 藤江真也, 林良彦, 小林哲則, 意図性の異なる多様な情報行動を可能とする音声対話システム, 人工知能学会論文誌, 査読有, 2018, Vol. 33, No. 1. pp. 1-24
- ② 林良彦, 言語学と AI, 人工知能学会誌, 査読無(依頼原稿), 2017, Vol. 32(3), pp. 384-393

[学会発表] (計8件) (国際会議のみ掲載)

- ① Mika Hasegawa, Tetsunori Kobayashi, Yoshihiko Hayashi, Social Image Tags as a Source of Word Embeddings: A Task-oriented Evaluation, 査読有, LREC 2018, pp. 969-973
- ② Mika Hasegawa, Tetsunori Kobayashi, Yoshihiko Hayashi, Incorporating visual features into word embeddings: A bimodal autoencoder-based approach, 査読有, IWCS 2017
- ③ Kentaro Kanada, Tetsunori Kobayashi

and Yoshihiko Hayashi. Classifying Lexical-semantic Relationships by Exploiting Sense/Concept Representations, 査読有, EACL 2017, SENSE Workshop, pp. 37-46

④ Yoshihiko Hayashi. Predicting the Evocation Relation between Lexicalized Concepts, 査読有, COLING 2016, pp. 1657-1668

⑤ Yoshihiko Hayashi, Luo Wentao. Extending Monolingual Textual Similarity to Multiple Cross-lingual Settings, 査読有, LREC 2016, pp. 1233-1239

⑥ Yoshihiko Hayashi. A Framework for Cross-lingual/Node-wide Alignment of Lexical-Semantic Resources, 査読有, LREC 2016, pp. 2607-2613

⑦ Yoshihiko Hayashi. Anatomizing Evocations: A trial using an existing onto-lexical resource, MAPLEX 2015.

⑧ Yoshihiko Hayashi. 2014. Web imageability of the Behavioral Features of Basic-level Concepts. 査読有, LREC 2014, pp. 3609-3614

[図書] (計3件)

- ① Marieke van Erp, ..., Yoshihiko Hayashi, (全11名7番目:アルファベット順), (Editors). Lecture Notes in Computer Science 10579, Springer, Knowledge Graphs and Language Technology, 2017, 137 pages
- ② Manning, C., Shutze, H., 加藤恒昭, 菊井玄一郎, 林良彦, 森辰則(訳), 共立出版, 統計的自然言語処理の基礎, 2017, 606 pages
- ③ 林良彦, 共立出版, 人工知能学大事典, 2017, (言語的オントロジーの項を執筆, pp. 1298-1301)

[産業財産権]

なし

[その他]

なし

6. 研究組織

(1) 研究代表者

林良彦 (HAYASHI, Yoshihiko)

早稲田大学・理工学術院・教授(任期付)

研究者番号: 80379156

(2) 研究分担者

なし

(3) 連携研究者

なし

(4) 研究協力者

なし