

## 博士学位論文審査及び最終試験結果報告書

西暦 2019 年 8 月 28 日

研究科、専攻名 バイオ・情報メディア研究科 コンピュータサイエンス専攻

学位申請者氏名 斬 展

論 文 題 目 A Study on Classification Problems in Natural Language Processing through Distributed Representation

### 論文審査及び最終試験の結果

標記につき、博士論文予備に引き続き、審査本審査を 2019年8月27日 15：00

～16：00 に行った。本審査では、申請者によるプレゼンテーション、および、

それに続く質疑が公開で行われた。その後、審査委員による審議を行った。

また、最終的な学力確認試験(専門2科目および英語)を筆答で行った。その結果、

博士学位論文審査結果要旨(別紙)にて述べたように、博士学位論文の受理及び

博士学位授与にふさわしいと判断した旨、および、学力確認試験の結果に

ついても十分高く合格である旨、ここに報告する。

博士学位論文審査結果要旨 別 紙

審査委員

主査 東京工科大学 講師 柴田千尋

印

副査 東京工科大学 教授 田胡和哉

印

副査 東京工科大学 准教授 岩下志乃

印

副査 東京工科大学 准教授 長名優子

印

副査 東京工科大学 講師 菊池眞之

印

## 博士学位論文審査結果要旨

西暦 2019年 8月 28日

研究科、専攻名 バイオ・情報メディア研究科 コンピュータサイエンス専攻

学位申請者氏名 靳 展

論 文 題 目 A Study on Classification Problems in Natural Language Processing through Distributed Representation

## 審査結果の要旨

研究の背景として、深層学習の発展により、自然言語処理分野においても、ニューラルネットワークを用いることがごく普遍的となってきている。その中で、単語やフレーズ、文など、一定の意味の塊  $X$  を、数百次元のベクトルで表現する手法が、それらの意味を捉える上で重要となってきている。例えば、word2vecは、単語を意味の近いものにグループして、ベクトルで表現する手法である。一般に、これらの手法は、 $X$  のベクトル表現、または $X$  の埋め込み表現と呼ばれる。 $X$  の意味をよく表す、良い埋め込み表現を得ることができれば、意味の近いものを検索したり、意味ごとに分類したりすることが容易に行えるようになり、その応用範囲は広い。例えば、近年、オンラインの証券会社などでは、webを経由して来る顧客からの質問を、AIを導入することにより半自動的に返答するシステムを導入することで、人的コストの削減を行うような企業が増えている。いわゆるカスタマーサービスのQAシステムなどがそれに当たり、その主な手法は、顧客の質問文より、その会社のサービスに関連する単語やフレーズ、あるいは質問文そのものなど、何らかの意味を表す部分を抽出し、それにふさわしい解答文を選択する、といった手法である。その際、抽出した部分の適切な埋め込み表現を得ることができれば、意味の上で近い検索を行うことができ、最適な返答文を返すことができる可能性が高まる。

今までに、様々な埋め込み表現の手法が提案されているが、本学位論文では、単語の間の関係の意味分類に焦点を絞り、その意味関係分類にとって最適なベクトル表現を得ることを研究の対象としている。本論文は、主に三つの研究内容からなる。以下にそれらの概略を順に記す：

一つ目は、連想概念と呼ばれる単語間の関係をターゲットにしたものであり、とくに連想概念辞書(岡本ら)の中から、部分材料概念を対象して、それを表現するのにふさわしい表現を、主に日本語の助詞に注目して構成するものである(図1)。二つの語、例えば「てんとう虫」と「触覚」について、それらが部分-材料など、何らかの連想-被連想の関係にあるかどうかを知りたいとする。まず、wikipedia 全体か

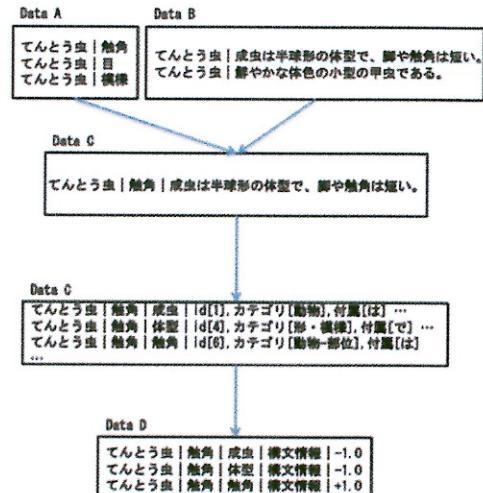


図 1：連想概念のための埋め込み表現

らそれらの語が含まれている文を検索しそのリストを作成する。次に、それらの語の助詞などから構文情報をエンコードする特徴ベクトルを作成すると同時に、wordnet から、カテゴリを得て、それについても付加的情報として、特徴ベクトルに追加する。更に、作成された特徴ベクトルを入力とする数層のニューラルネット(NN)から、概念関係にあるかどうかの二値を推定する。NNを使ったとき74%程度の精度で分類することが示されている。

二つ目は、文中の2つの名詞の間の関係の分類をターゲットとしてものであり、単語間に挟まれている部分単語列の埋め込み表現を、各単語の埋め込み表現の重み付き平均を取ることにより構成するものである(図2)。例えば、"The eye works using the retina as a lens"という文のうち、'eye'と'retina'の意味関係を分類したいとする。このとき、その2つの単語に含まれている、'works using the'という部分文字列に着目し、そのベクトル表現を得る手法を本論文では提案している。手法は、適切な重みをつけて、各単語ベクトルの和を見るものであり、その結果、適切な重みを付けない場合に比べて、確実に数%精度を向上することができる事を示している。また、他の手法と比較した分類精度としても、78%と、wikipediaなど外部リソースを使わない手法の中で、最も高い精度の一つとなっている(表1)。

三つ目は、実際に講義で使われた議論のログ約2万件に対して、その対話文のペアに対しして、Seq2Seqモデルを使い、埋め込み表現を得ることにより、対話文の、議論の観点からの役割を推定するものである。例えば、発話が議論に直接関係しているか、していないかなどを分類するものである(表2)。「はじめまして」などの挨拶は、Off Taskに分類され、「ソクラテスとプラトンの違いは…」など議論の中身に関係する分はOn Taskに分類される。提案手法により、テストデータに対して、90%以上の精度でその2つを分類できることを論文では示している。

本研究まとめると、単語や単語間、フレーズや対話文ペアなど、様々なスケールの意味の塊に対して、なんらかの分類を行う観点から、それにふさわしい埋め込み表現を探求している。提案の特徴は、主に、単語間の意味関係をうまく捉えることができるようなコンパクトなベクトル表現を作ることにあり、他の深層学習の手法にはない簡潔かつ強力な表現を得ることに一定程度成功しているといえる。Web上の文書データの量が爆発的に増加し続けている現在、本研究の意義は深く、応用性の高いものであるといえる。

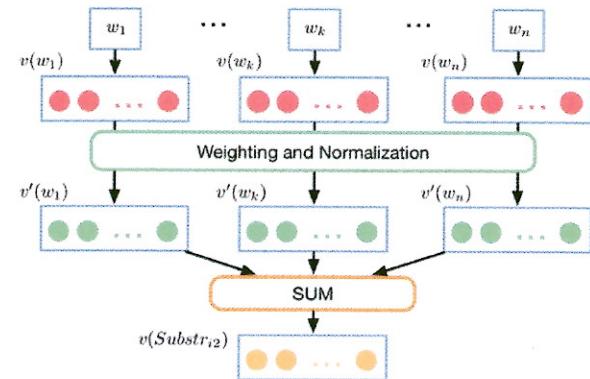


図 2：部分単語列に対する重み付けの提案手法

表 1：提案手法と他の手法との分類精度の比較

Table 3.4: F-score of all systems for the test dataset as a function of training data: TD1=1000, TD2=2000, TD3=4000, and TD4=8000 training examples.

System	TD1	TD2	TD3	TD4	Best Cat	Worst Cat
Baseline	33.04	42.41	50.89	57.52	MC (75.1)	IA (28.0)
ECNU-SR-7	58.67	58.87	72.79	75.21	CE (86.1)	IA (61.8)
ISI	66.68	71.01	75.51	77.57	CE (87.6)	IA (61.5)
FBK IRST 12VBCA	63.61	70.20	73.40	77.62	ED (86.5)	IA (67.3)
UTD	73.08	77.02	79.93	82.19	CE (89.6)	IA (68.5)
RMVM	-	-	-	82.4	-	-
CDNN	-	-	-	82.7	-	-
CR_CDNN	-	-	-	84.1	-	-
RelEmb <sup>PULL</sup>	-	-	-	83.5	-	-
Proposed (RF)	69.17	72.27	75.07	77.18	CE (92.50)	CW (67.00)
Proposed (SVM-RBF)	70.84	73.11	76.38	78.10	CE (92.90)	CW (65.70)

表 2：epistemic 次元のラベルの意味

Label	Description
On Task	Contributions directly related to problem solving
Off Task	Contributions without any relationship with problem solving
No Sense	Contributions with nonsensical contents

表 3：提案手法による分類結果

	Precision	Recall	F-score	Support
On Task	0.90	0.91	0.90	390
Off Task	0.92	0.91	0.91	456
Average(Micro) / Total	0.91	0.91	0.91	846

審査委員　主査

東京工科大学 講師 柴田千尋

