

共起を考慮した回帰分析による推理小説の犯人推定

A Criminal Detection of Mystery Novel Using the Regression Analysis Considering Co-Occurrence Words

勝島 修平[†] 穴田 一[‡]
Shuhei Katsushima Hajime Anada

1. はじめに

近年、機械学習の発展に伴い、これらの技術への社会的な期待が高まっている一方、専門家でも結果に対して解釈を与えられない解釈可能性が問題となっている。そんな中、解釈可能性を題材とした推論を行うコンテスト「ナレッジグラフ推論チャレンジ」(以下、チャレンジ2018)が開催された[1]。

既存研究では、黒川らが元の小説データをトリプルと呼ばれる構造に変換し、TransE[2]と呼ばれる埋め込み手法を用いることによって単語をベクトルに変換し、ベクトルのトリプル関係から犯人推定を行っている。しかし、小説データをトリプルに変換したことによって、本来同時に学習されるべき場所や時間といった、目的語の同時性に関する情報が失われてしまう。

そこで本研究では、トリプルごとの学習を行う手法ではなく、一文章内で同時に出現する単語に着目した学習を行い、主成分回帰分析を用いることによって犯人推定を行う手法を提案する。

2. ナレッジグラフについて

チャレンジ2018では、場面間の時間経過を考慮するために、内容を場面ごとの最小単位に分割したものにIDを付与し、登場人物やその行動の関係をナレッジグラフと呼ばれるデータ構造で表現した。図1にナレッジグラフのイメージを示す。

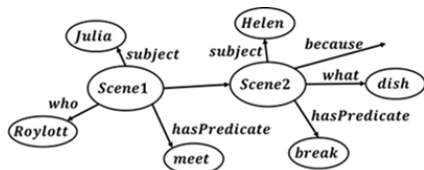


図1 ナレッジグラフのイメージ

図1における場面間の関係(矢印で表される遷移)の例を以下に記す

- subject: 場面間において主語となる人やモノ
- hasPredicate: 場面の内容を表す述語
- 場面の詳細を表す目的語: who(誰), what(何)
- 場面間の関係: then, because など...

[†] 東京都市大学大学院 総合理工学研究科 情報専攻 Informatics, Graduate School of Integrative Science and Engineering, Tokyo City University Graduate School

[‡] 東京都市大学 Tokyo City University

3. 既存研究

既存研究では、与えられたナレッジグラフ上の単語の意味の学習を、TransE と呼ばれる埋め込み手法を用いて行った。TransEでは、トリプルと呼ばれる、<主語・述語・目的語>で構成された単語それぞれにベクトルを割り当て、そのトリプルの正誤を判断しながら文章の学習を行う。

既存研究では、単語の学習に TransE を用いるために、小説ナレッジグラフをトリプルと呼ばれる単位に変換した。しかし、一つの文章からトリプルを生成する際に、2つ以上ある目的語(場所や時間、対象物)のそれぞれを分割し、主語と述語にそれぞれ付け加えることでトリプルを構成している。これではトリプル同士の時間的關係は考慮されておらず、本来単語の持っている同時性の情報が失われている。

4. 提案手法

本研究では、小説をトリプルごとではなく本来の文章データを用いて学習する。そして、小説の犯人を穴埋め問題として推定し、その特定に至った経緯の説明を行う。推定では、CBoW(Continuous Bag-of-Word)を用いて一文内の単語の共起に関する学習を行うことで犯行状況を記した文章に該当する人物の予測を行う。予測結果に対する説明では、主成分回帰分析を用いる。犯人推定に必要な知識への共起度を目的変数にし、主成分としてまとめられた共起する単語群を説明変数とした回帰モデルを構築することで、偏回帰係数の高い主成分を抽出する。

4.1 CBoW

CBoWとは、自然言語処理で用いられる単語の分散表現を獲得するモデルであり、ニューラルネットワークの一種である。図2にCBoWモデルについて示す。

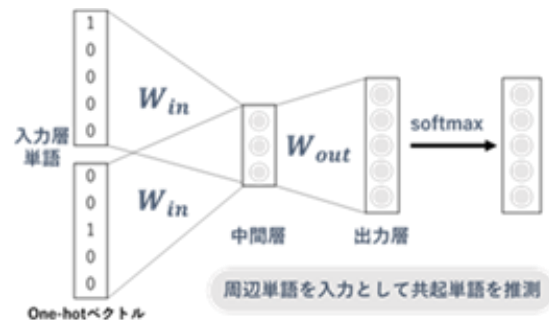


図2 CBoWモデル

図 2 では, CBoW のネットワークを示しており, W_{in}, W_{out} はネットワーク上の重みである. 一文の t 番目の注目語 w_t の前後 i 単語からなる単語 $w_{(t-i)}, \dots, w_{(t-2)}, w_{(t-1)}, w, w_{(t+1)}, w_{(t+2)}, \dots, w_{(t+i)}$ を入力として注目語 w_t に対する予測語 \hat{w}_t の確率分布を出力する.

4.2 数量化三類

4.2.1 数量化三類の入力

入力データとして, マルチホットベクトルを用いる. 具体的には, 小説に出てくる単語の種類数分の次元のベクトルを用意し, 一文に対して登場する単語の要素を 1 とした文章ベクトルを生成する.

4.2.2 回帰分析の目的変数

前項の入力に対し, 主成分分析を行うことにより得られた主成分が, 犯人推定に必要な単語 $w_{keyword}$ に対して与える影響度を調べるための目的変数 L を以下に定義する.

$$L = \left(\frac{\exp(s_i)}{\sum_{i=1}^n \exp(s_i)} \right)_{w_{keyword}} \quad (1)$$

ここで, s_i は前項の入力データに対応する一文に対して, CBoW によって出力される予測語 w_i へのスコアを示している. そして L は確率分布の対応する $w_{keyword}$ のスコアを出力し, 一文と $w_{keyword}$ との共起度が高いほど大きい値となる.

5. 実験設定

実験に用いたパラメータを表 1 に示す.

表 1 実験に用いたパラメータ

次元数	100	エポック	500
試行数	10	バッチ	16
学習率	0.001	最適化	Adam

実験には, シャーロックホームズの殺人事件を題材とした「まだらの紐」「僧坊荘園」の 2 つの小説を用いる. 一小説のホームズによる犯人推定前までのデータを利用し, そして他の一小説を犯人推定に必要な知識として組み合わせて学習する. それぞれの小説の犯人 Roylott, Jack を, テストとして設定した文章の穴埋め問題の答えとし, CBoW による推定および推定に利用した知識の説明を, 数量化三類及び回帰分析によって行う. 回帰分析での $w_{keyword}$ は *killed* と設定した.

また, 小説「まだらの紐」の既存研究で利用されたテストデータ 1 を図 3, 犯行状況を記載したテストデータ 2 を図 4 に示す.

? kill Julia.

図 3 既存研究におけるテストデータ 1

On death day of Julia,
? killed Julia in bedroom of Julia.

図 4 犯行状況を記したテストデータ 2

6. 結果

上記の 2 つのテストデータに対して, 共に犯人である Roylott を 2 位 (1 位は Helen) で予想という結果となった. ここで, 回帰分析により得られた回帰モデルの偏回帰係数の高かった第 113 主成分の因子負荷量を表 2 に示す.

表 2 第 113 主成分の因子負荷量上位 10 個

handgun	8.71
signal	7.40
until_signal_of_Helen	5.81
hole	4.89
two_years_ago	4.72
this_morning	4.55
death_cause_of_Julia	3.15
ceiling	3.06
take	2.93
strange_points	2.51
reason_of_whistle	2.38
rope_of_bell	2.33
notWork	1.87
bedroom_of_housekeeper	1.61
now	1.27
bell	1.27
if_Helen_and_Julia_married	1.23
dog_whip	1.16
find	1.12
death_day_of_mother_of_Helen	0.94

表 2 は犯人である Roylott が犯行に用いた単語 (dog_whip, bell 等) が多く含まれ, 犯行手段を示す主成分であると考えられる.

7. 今後の課題

本研究では, 単語の共起性を利用することで追加知識から犯人推定までの過程を探る手法を提案した. しかし, 本手法では, 追加知識の形が, 犯人推定に強い影響を与える. 新たな追加知識の導入とともに検討したい.

参考文献

- [1] 川村 隆造 “1 回ナレッジグラフ推論チャレンジ 2018 開催報告 ~説明性のある人工知能システムを目指して~, 人工知能学会研究会報告, Vol.34, No.3 (2019).
- [2] Antoine Bordes “Translating Embeddings for Modeling Multi-relational Data”, In Proceeding of the 26th International Conference on Neural Information Processign Systems(NIPS’13), pp.2787-2795, 2013.