

# 観点付き感情極性推定へのニューラルネットワークの適用 Application of Neural Networks for Aspect-based Sentiment Analysis

谷 健太郎  
Kentaro Tani

岡山大学 太田研究室  
Ohta Laboratory, Okayama University

**概要** 観点付き感情極性推定は、レビュー文書から様々な観点を抽出し、感情極性を付与するタスクである。本研究では観点付き感情極性推定のための半教師あり学習を行うニューラルネットワークモデルにおいて、教師あり学習データとドメインの異なる教師なし学習データを利用した場合の影響について調査する。

## 1 はじめに

文書における感情極性分類は自然言語処理における基本的なタスクの一つであり、様々な応用で重要なタスクである。近年、自然言語処理へのニューラルネットワークの応用は一般的となっており、ニューラルネットワークの柔軟性と表現力の高さによって、汎用的かつ効率的な機構が様々な提案されている。しかし、単純な感情極性推定は文書全体に対して **positive/negative** などのラベルを付与するだけであることが多く、その場合は文書全体に関する評価値しか得られないため必ずしも有用でない場合もある。例えば、1つの文書に複数の感情極性が含まれていることも多い。このような場合を扱うための枠組みとして、観点付き感情極性推定 (Aspect-based Sentiment Analysis; ABSA) がある。ABSA とは、例えばレビューなどの文書内からレビューアーの評価観点を抽出し、それに対して感情極性を付与するようなタスクである。例えば “Food is good, but attitude of clerk is so rude.” というレビューが与えられた場合、このレビューは食事一般というカテゴリの話題であることを検出する。そして、そのカテゴリで “positive” の極性を持つことを推定する。さらにサービス一般というカテゴリの話題であることを検出する。そして、このカテゴリで “negative” の極性を持つことを推定する。

朝倉ら[1]は、SemEval 2016 Task 5 Subtask 1 (SE16T5S1) のレストランドメインのベンチマークで高い精度を達成する ABSA のニューラルネットワークを提案した。このベンチマークデータセットには前述の、食事一般、サービス一般、以外にも 12 のカテゴリが含まれている。朝倉らは、このカテゴリが事前に与えられている場合に極性を高い精度で推定する手法を提案した。

## 2 ニューラルネットワークモデル

ABSA をニューラルネットワークに学習させるためには、多くの種類のラベルがつけられた学習データが必要となる。そのため ABSA の学習データの作成には多くのコストが必要となる。SE16T5S1 で用意されている学習データも数千文程度であり、これはニューラルネットワークに文章を学習させるには不十分な量である。この問題を解決するため、

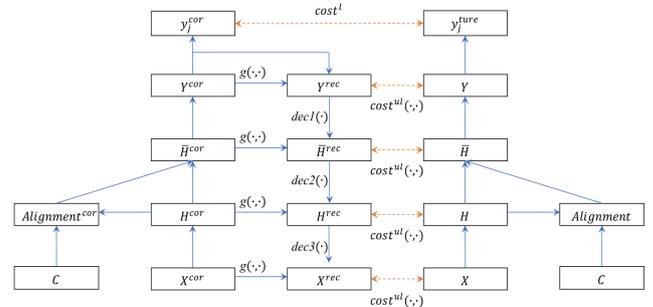


図 1: ニューラルネットワークモデル

朝倉らはラベルのない学習データも ABSA の学習に利用できる半教師あり学習手法を提案した。

朝倉らの提案した半教師あり学習をするニューラルネットワークモデルを図 1 に示す。このニューラルネットワークモデルは Ladder Network[2] と呼ばれる半教師あり学習手法を基礎としたモデルである。Ladder Network は、エンコード時に加えられたノイズをデコーダが除去し、画像を復元するかのよう学習することで汎化性能を獲得するものである。この朝倉らのモデルでは単語の分散表現が画像と似た性質を持つという仮定のもと、入力である分散表現を復元するよう作成された。さらに、モデルが生成する単語とカテゴリの間のアライメントを入力に対する事後分布とみなし、そこから入力である分散表現を復元するにしたものである。図 1 の左側はデータにノイズを加え破壊し、それを復元するニューラルネットワークとなっている。

## 3 実験

本研究では朝倉らの提案した半教師あり学習をするニューラルネットワークモデルにおいて、ラベルなしデータをさらに追加してさらに精度向上することを目的とする。この目的のためには、レストランレビュー以外の文書データも学習データとして利用可能か検討する必要がある。そこで次の実験を行なった。

まず朝倉らがラベルなし学習データとして利用していた yelp データセットのデータを半分にした場合について調べた。さらに yelp データセットの代わりに amazon のレビューデータセットである Amazon product data[3] のカテゴリ Electronics と Office Products のデータをラベルなし学習データとして利用した場合について調べた。

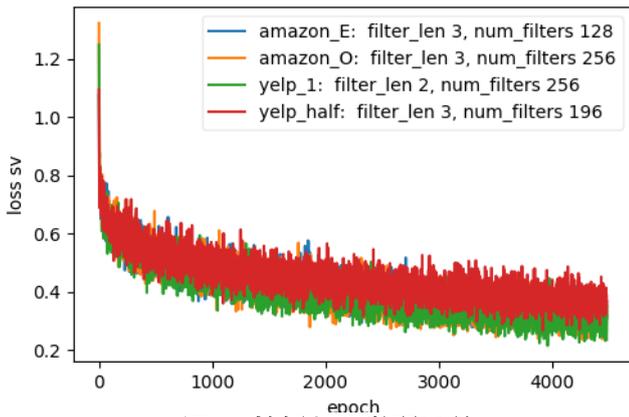


図 2: 教師あり学習誤差

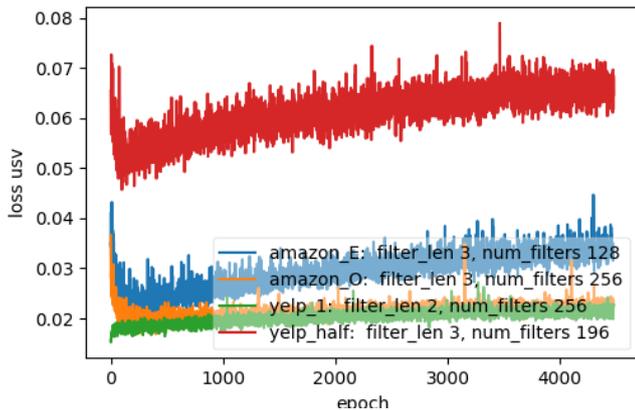


図 3: 教師なし学習誤差

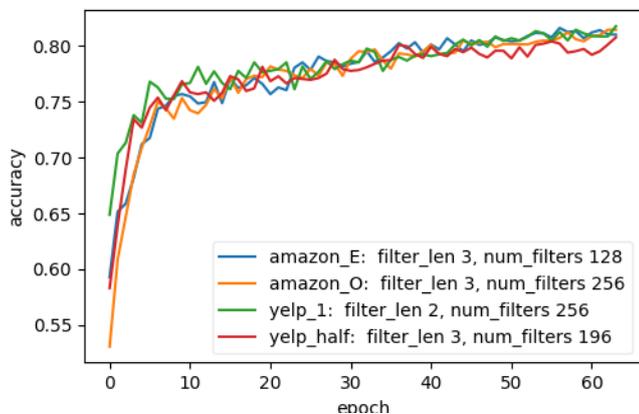


図 4: 正解率

### 3.1 実験結果

実験は 64 epoch の学習を 100 回実行した。計算時間はおよそ 10 時間程度であった。計算に使用した CPU は Intel Core i7-4770HQ 2.20GHz である。図 1 右側の教師あり学習のみをするニューラルネットワークの学習誤差を図 2 に示す。図 1 左側のラベルなしデータから学習をするニューラルネットワークの学習誤差を図 3 に示す。それぞれの epoch の時点でのテストデータの正解率を図 4 に示す。amazon\_E は amazon のレビューデータセットのカテゴリが Electronics の 1,989,188 文をラベルなし学習データとして利用した場合、amazon\_O は amazon のレビューデータセットのカテゴリが Office\_Products の 53,258 文を利用した場合、yelp\_1 は朝倉らと同じ yelp データセット 4,736,897 文を利用した場合、

yelp\_half は yelp データセットの半分の 2,368,449 文を利用した場合である。また word vector を convoluton するフィルターの長さ filter\_len, フィルターの段数 num\_filter のパラメータの変化についても調査した。図にはそれぞれのラベルなし学習データで最も正解率の高いパラメータの場合について載せている。

図 2 の教師ありの結果では、すべてのラベルなしデータセットでほぼ同じ結果となった。図 3 の教師なし学習をするニューラルネットワークの学習誤差については、yelp\_1 の結果以外ははじめ減少し、epoch を重ねる程に徐々に上昇している。これは学習が進むに連れて過学習が起きているからと考えられる。図 4 は正解率を表しており、僅かだが yelp\_half が他のデータセットより性能が低い傾向にあることがわかる。しかし、データ数の少ない amazon\_O では始めこそ低めだが、epoch が 40 を過ぎたあたりから性能の違いが他と遜色なくなっている。これは件数こそ少ないが amazon のレビューデータに長文が多い傾向にあることが関係あると考えられる。図 2 の教師あり学習の学習誤差は、どのラベルなしデータセットを利用した場合もほぼ同じ結果となった。これはレストランレビューのデータに関係ない英文を図 1 左側のラベルなし学習をするネットワークに使用しても右側の教師あり学習をするネットワークにあまり影響がないことを示唆している。

## 4 まとめ

本報告では、観点付き感情極性推定を半教師なし学習をするニューラルネットワークで行った。教師なしデータとして朝倉らの先行研究とは異なるラベルなしデータセットを利用して性質の違いを調査した。実験結果からレストランレビューの感情極性を推定する問題にレストランレビューと関係ない amazon のレビューをラベルなしデータとして利用しても、精度に大きな違いがないことを確認した。またラベルなしデータとして利用するレストランレビューの学習データを少なくしても精度に大きな違いがないことを確認した。しかし教師なし学習をするニューラルネットワークの部分のみについての学習誤差には変化が見られたため、この現象についてはさらに調査が必要である。

## 参考文献

- [1] 朝倉遼, “観点付き感情極性におけるニューラルネットワークの利用に関する研究”, 岡山大学大学院自然科学研究科電子情報システム工学専攻, 修士論文, 平成 30 年 2 月 7 日.
- [2] Antti Rasmus, Harri Valpola, Mikko Honkela, Mathias Berglund, and Tapani Raiko. Semi-supervised learning with ladder network. CoRR, Vol. abs/1507.02672, , 2015.
- [3] Julian McAuley, “Amazon review data”, <<http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/>>, 参照平成 30 年 7 月 22 日