文書・文間及びカテゴリ間の関係を考慮したレーティング予測

知能数理研究室 12056 外山 洋太

背景と目的

- ▶ 対象問題:多カテゴリにおける商品レビューのレーティング予測
- ▶ 応用例:企業における文書からの商品の評判分析
- ▶ 目的:文書·文間の関係及びカテゴリ間の関係を考慮した レーティング予測の実現

夕食が美味しかった。 とても良かった。

部屋はきれいだった。 とても良かった。

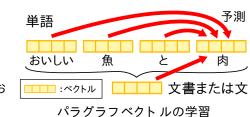
文章・文間の関係



カテゴリ間の関係

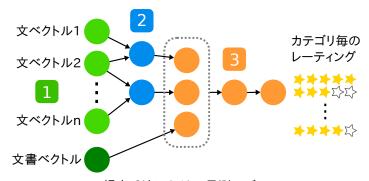
関連研究

- ▶ 隠れ状態を用いたホテル レビューのレーティング予測[1]
 - ▶ 文毎のレーティングからレビュー 全体のレーティングを予測
 - ▶ カテゴリ間の繋がりを手調整に よって変化させ考慮
- ▶ パラグラフベクトル [2]
 - ▶ 文や文書を、その意味を表す実数ベクトル に変換
 - ▶ レーティング予測において優れた性能
 - ▶ 右図の例:単語「肉」を予測するように「お いしい」と「魚」、「と」のベクトルを学習



提案手法

- ▶ 文書・文間及びカテゴリ間の関係を考慮したレーティング予測
 - ▶ 入力:訓練用レビューと正解レーティングの集合, 及び、テスト用レビューの集合
 - ▶ 出力:各テスト用レビューのカテゴリ毎のレーティング
 - ▶ 訓練用レビューでニューラルネットワークを学習 → テスト 用レビューについてレーティングを予測

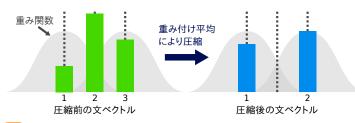


提案手法における予測モデル

- 1 パラグラフベクトルによる文書・文ベクトルの生成
- ▶ 文書・文の密なベクトル表現
- ▶ 訓練・テスト用レビュー全てについて予測の前に生成

2 文ベクトルの重み付け平均による圧縮

- ▶ 重み関数: cos 関数
- ▶ 文同士の位置関係を考慮しつつ文の数を統一



3 ニューラルネットワークによる予測

- ▶ 文書・文間及びカテゴリ間の複雑な関係を考慮
- ▶ 目的関数 E:カテゴリ毎に誤差を計算

$$E = -\sum_{n=1}^{N} \sum_{c=1}^{C} \sum_{k=1}^{K} d_{nck} \log y_{ck}(x_n; w),$$
$$y_{ck}(x_n; w) = \frac{e^{u_{ck}(x_n; w)}}{\sum_{j=1}^{K} e^{u_{cj}(x_n; w)}}$$

 u_{ck} :出力層のユニット $w: \mathcal{N} \ni \mathcal{X} = \mathcal{Y}$ d_{nck} : 文書 n がカテゴリ cでクラス k ならば 1, それ 以外で 0

N:ミニバッチサイズ C:カテゴリの総数

K:クラスの総数

実験

▶ 実験設定

- ▶ 7カテゴリにおける 0~5点のレーティング予測の正答率を測定
- ▶ データセット:楽天トラベルのレビュー約330,000件
- ▶ 提案手法の分類器の入力を変更した3つの比較手法
 - (1) Document Vector (DV): レビュー全体の文書ベクトル
 - (2) Averaged Sentence Vector (ASV): 平均した文ベクトル
 - (3) Weighted ASV: 重み付け平均した文ベクトル

まとめ

- ▶ 多カテゴリにおけるレーティング予測について、レ ビュー全体の文書ベクトルに加え重み付け平均された文 ベクトルを用いた手法を提案
- ▶ 提案手法が従来手法 [1] より高い正答率を示した
- ▶ 今後の予定
 - ▶ 文間,単語間,文字間等のより多様な関係を考慮
 - ▶ レビューの文書について1 文字ずつ特徴を考慮した ニューラルネットワークを利用
- → 文書・文ベクトルの生成と予測のモデルを統合 参考文献

[1] 藤谷宣典ら,隠れ状態を用いたホテルレビューのレーティ ング予測. 言語処理学会第21回年次大会. 2015.

[2] Quoc Le et al., Distributed representations of sentences and documents. ICML 2014, 2014.

► 結果

- ▶ 提案手法が従来手法より高い正答率 を示した
- ▶ 文の並びが予測のために重要
- ▶ 文書ベクトルと文ベクトルを同時に 用いることが有効
- 正答率 手法 従来手法 [1] 0.4832 DV 0.4980 **ASV** 0.4838 Weighted ASV 0.4867 提案手法 0.5030