

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# スピンモデルによる単語の感情極性抽出

武藤 克弥

富山県立大学 電子・情報工学科

May 14, 2021

## 背景

オンラインショッピングやアンケート等で製品に関する意見を参考にする際、文章の中に含まれる感情に着目することが意見の分析方法の1つとして考えられている。感情分析の指標として単語がポジティブなのかネガティブなのかを2値で表した感情極性がある。これを用いて意見の要約や肯定意見か否定意見かを一目でわかるようにするサービスが存在する。

## 目的

電子のスピンモデルを単語の感情極性にあてはめ、平均場近似を用いて大域的に状態推定することで、既存手法よりも高精度な感情極性の判別を目指す。

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# 感情極性について

3/21

## 感情極性に関する既存研究

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

- 【Turney らの研究】 極性を調べたい単語に対して、ネット上で極性が分かっている"good" や "bad" が近くに現れる回数を検索エンジンのヒット数で調べ、ポジティブ語とネガティブ語のつながりの強さの差を判定の指標とした。
- 【Kamps らの研究】 WordNet の類義語ペアを連結した語彙ネットワークを使用。 good と bad から任意の形容詞への最短経路の差で判別  
(短所) 類義語ネットワークに依存しており、異なる品詞どうしで極性の情報が伝達しない
- 【Hu らの研究】 極性が分かっている初期の単語集合を作り、隣接する単語を同極性として取り込み拡大していく  
(短所) シソーラスに依存しており、初期単語と同じ品詞の単語しか予測判別できない。

# 電子のスピニンモデル(1)

4/21

## スピニンモデル(1)

電子は上向き (+1) のスピニンまたは下向き (-1) のスピニンという方向を持っており、そのような電子が複数ある系のこと

→感情極性判別ではポジティブ単語を上向き、ネガティブ単語を下向きのスピニンとみなす

はじめに

感情極性について

電子のスピニンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# 電子のスピンモデル(2)

5/21

## スピン系のエネルギー関数

$$E(\mathbf{x}, W) = -\frac{1}{2} \sum_{ij} w_{ij} x_i x_j \quad (1)$$

$x_i, x_j$ : 電子  $i, j$  のスピン, 系:  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)$

N: 電子の個数, 電子  $i, j$  間のリンク重み行列:  $W = \{w_{ij}\}$

$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)$  はボルツマン分布に従う

$$P(\mathbf{x}|W) = \frac{\exp(-\beta E(\mathbf{x}, W))}{\sum_{\mathbf{x}} \exp(-\beta E(\mathbf{x}, W))} \quad (2)$$

分母: 正規化因子 (分配関数)     $\beta$ : 逆温度定数 (絶対温度  $\times$  ボルツマン定数の逆数)

$x_i$  が +1 と -1 の 2 状態あり,  $2^N$  通り分の和を取るので計算が困難  
 → 平均場近似で  $P(\mathbf{x}|W)$  を簡単にする

はじめに

感情極性について

電子のスピンモデル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# 平均場近似の導入 (2)

6/21

## 平均場近似 (1)

$P(x|W)$  を簡単な関数  $Q(\mathbf{x}; \theta)$  で近似し、 $Q(\mathbf{x}; \theta)$  が  $P(x|W)$  になるべく近くなるように  $\theta$  を設定する

2つの確率分布の近さを表す指標として、カルバック・ライブラ距離を導入する

$$D|Q||P| = \sum_{\mathbf{x}} Q(\mathbf{x}; \theta) \log \frac{Q(\mathbf{x}; \theta)}{P(\mathbf{x}|W)} \quad (3)$$

(3) を (2) に適用し具体的な変数を代入していくと、自由エネルギー  $F(\theta)$  が得られる

$$F(\theta) = -\frac{\beta}{2} \sum_{ij} w_{ij} \bar{x}_i \bar{x}_j - \sum_i \left( - \sum_{x_i} Q(x_i; \theta_i) \log Q(x_i; \theta_i) \right) \quad (4)$$

この  $F(\theta)$  を最小にするパラメータ  $\theta$  を選ぶことで  $D|Q||P|$  を最小化できる

はじめに

感情極性について

電子のスピンモデル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

## 平均場方程式のアルゴリズム

ラグランジエ乗数法を用いることで平均場方程式の更新式を導出する

$$\bar{x}_i^{new} = \frac{\sum_{x_i} x_i \exp(\beta x_i \sum_j w_{ij} \bar{x}_j^{old})}{\sum_{x_i} \exp(\beta x_i \sum_j w_{ij} \bar{x}_j^{old})} \quad (5)$$

$\bar{x}_i$  を更新していく,  $F(\theta)$  の変化が閾値を下回ったら更新を終了する(収束)

はじめに

感情極性について

電子のスピンモデル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# スピニンモデルの感情極性への適用

8/21

## スピニンモデルの感情極性への適用

- ① 電子の上向きのスピニン，下向きのスピニンをそれぞれポジティブ極性の単語，ネガティブ極性の単語にあてはめる。
- ② 関連する単語ペアを連結し，語彙ネットワークを作る→それをスピニン系とみなす

## 語彙ネットワークの構造

単語ペア … シソーラス中の類義語・反義語・上位語下位語ペアとコーパス中の and など接続詞で連結されて出現する形容詞ペア

→ある単語とその単語の類語は同じ感情極性を持ちやすいので、同じ極性同士で集合を作っていく

## シソーラスとは

### 類語辞典のこと

## コーパスとは

### 会話や文章で使われている文を集めてデータベース化したもの

**beautiful** (vs. ugly) -- (delighting the senses or exciting intellectual or emotional admiration; "a beautiful child"; "beautiful country"; "a beautiful woman")  
 => beauteous -- ((poetic) 'beautiful, especially to the sight')  
 => bonny, bonnie, comely, fair, slightly -- (very pleasing to the eye; "my bonny lass"; "there's a bonny bay beyond"; "a comely face");  
 => dishy -- ((informal British) good-looking; "a dishy blonde")  
 => exquisite -- (of extreme beauty, "her exquisite face")  
 => fine-looking, good-looking, better-looking, handsome, well-favored, well-favoured -- (pleasing in appearance especially by reason of good looks); "better-looking than her sister"; "very pretty but not so extraordinarily handsome". Thackeray: "our southern girls are glorious, resplendent, splendid, splendiduous -- (having great beauty and splendor; "a glorious spring morning"; "a glorious sunrise")  
 => gorgeous -- (dazzlingly beautiful; "a gorgeous Victorian gown")

### 図 1: シソーラス内の語釈文と類語

Keyword: "engaged"

ficers, if anyone is proved to have been **engaged** directly in corruption or under different places. We have a lot of people **engaged** full time in education, helping odd at appropriate moments whenever Turks **engaged** him in conversation. He had dinner but his was, at least, respectable. He **engaged** his readers in chat about their ICE: STAY WHERE YOU ARE. HE'S MINE. I'M **engaged**. I'M IN. Maverick maneuvers closer. Junco replied that Del Junco was "fully **engaged** in the political arena" and that it that there's a long way to go. "We're **engaged** in both a 100-yard dash and a man during the next four years. Booz, now 18, **engaged** in a frequent ritual: On her way here were said to be a total of 200,000 **engaged** in cottage industries in Sicily.

### 図 2: コーパスのイメージ

## 語彙ネットワークの構造 2

語彙ネットワークの単語同士のリンク集合を作る→同極性リンク集合を SL、逆極性リンク集合を DL として 2 つに分ける

### リンクの重み

単語  $i$  と  $j$  が連結されていないときは重み 0 になる

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{d(i)d(j)}} & (l_{ij} \in SL) \\ -\frac{1}{\sqrt{d(i)d(j)}} & (l_{ij} \in DL) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

$l_{ij}$ : 単語  $i$  と  $j$  間のリンク,  $d(i)$ : 単語  $i$  と連結している単語の数

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

## 実験条件

- ① 語釈文とシソーラスのデータは WordNet、コーパスは「Wall Street Journal corpus」「Brown corpus」を使用  
→約 88,000 単語からなるネットワーク
- ② 用いた単語は動詞・名詞・形容詞・副詞などの内容語  
→ do, have などのストップワードは除外

はじめに

感情極性について

電子のスピニモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

## 実験で使用する語彙ネットワーク

- ① ある単語とその単語の語釈文内の単語を連結したもの  
→ネットワーク G (連結単語数の平均： 12.73)
- ② ある単語とそのシソーラスの単語 (類義語・反義語、上位語下位語) を連結したもの+G  
→ネットワーク GT (連結単語数の平均： 17.93)
- ③ コーパス内の"and"や"but"などの前後で形容詞が2つ出てくるものを連結したもの+GT  
→ネットワーク GTC (連結単語数の平均： 17.94)

はじめに

感情極性について

電子のスピニモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# 実験1 極性の分類正解率と $\beta$ の推定(1)

13/21

## 【手順1】感情極性の分類正解率

- ① General Inquirer の単語リストからラベル付きのポジティブ語(1616 個)、ネガティブ語(1980 個)を抽出する  
→ 3596 語の正解データ
- ② 正解データと同じ単語を 10 分割に分けて交差検証を行う  
→ 訓練データ約 8800 単語 × 9 グループ,  
テストデータ 8800 単語(1 グループ)

	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目	6回目	7回目	8回目	9回目	10回目
グループ1	テスト									
グループ2		テスト								
グループ3			テスト							
グループ4				テスト						
グループ5					テスト					
グループ6						テスト				
グループ7							テスト			
グループ8								テスト		
グループ9									テスト	
グループ10										テスト

訓練  
訓練

図 3: 交差検証の図

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# 実験1 極性の分類正解率と $\beta$ の推定(2)

14/21

## 初期単語集合の導入

8800 単語の中に含まれる正解データ(3596個の一部)を初期単語集合として、(5)式にペナルティ項を加えた更新式を作る。

$$\bar{x}_i^{new} = \frac{\sum_{x_i} x_i \exp(\beta x_i \sum_j w_{ij} \bar{x}_j^{old} - \alpha(x_i - \alpha_i)^2)}{\sum_{x_i} \exp(\beta x_i \sum_j w_{ij} \bar{x}_j^{old} - \alpha(x_i - \alpha_i)^2)} \quad (7)$$

$a_i = -1$  or  $1$  : 初期単語  $i$  の感情極性

$\alpha$  : ラベル付きデータに対する重み (実験では  $\alpha = 1.0 \times 10^3$ )

## 【手順2】2つの更新式の利用

- ③ 初期単語に属している単語は(7)のペナルティありで、それ以外の単語はペナルティなしで計算する
- ④ 自由エネルギー  $F(\theta)$  の変化が十分に小さくなったところで、収束したものとして  $\bar{x}_i$  を確定
- ⑤ 確定した  $\bar{x}_i$  が正ならポジティブ、負ならネガティブと判断する

## 【手順 3】

- ⑥ 全ての  $\bar{x}_i$  を求めた後、正解データと同じ単語の極性を調べて正解率を求める。
- ⑦ 交差検証のテストで合計 10 回行い、平均の分類正解率を求める。
- ⑧ 初期単語が 14 個、4 個、2 個で 1 回だけテストしたときの分類正解率を求める ( $\rightarrow$ 既存研究との比較のため)

## 14 初期単語

ポジティブ = {good, nice, excellent, positive, fortunate, correct, superior}, ネガティブ = {bad, nasty, poor, negative, unfortunate, wrong, inferior}

4 初期単語 = {good, superior, bad, inferior}

2 初期単語 = {good, bad}

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# 実験1 極性の分類正解率と $\beta$ の推定 (4)

16/21

## ハイパーパラメータ $\beta$ の推定

平均磁化  $m$  を用いて  $\beta$  を予測する ( $N$  : 電子 (単語) 数)

$$m = \frac{1}{N} \sum_i \bar{x}_i \quad (8)$$

統計物理学的に一定間隔で  $\beta$  を大きくしていき,  $m$  がある閾値よりも大きくなる直前の  $\beta$  が最良だと予測される

→ 実験では  $\beta$  を  $0.1 \sim 2.0$  まで  $0.1$  間隔で変化させ, 平均磁化 ( $m$ ) の閾値を  $1.0 \times 10^{-5}$  とする. ( $m$  がこの値を超えないような  $\beta$  のうち最大のものを  $\beta$  の予測値とする)

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

# 実験結果 (1)

## $\beta$ の予測値と分類正解率

() 内 :  $\beta$  の予測値, cv : 10 分割交差検定の結果

→シソーラスやコーパスのネットワークを取り入れることで、正解率が向上した。

seeds	GTC	GT	G
cv	90.8 (—)	90.9 (—)	86.9 (—)
14	81.9 (1.0)	80.2 (1.0)	76.2 (1.0)
4	73.8 (0.9)	73.7 (1.0)	65.2 (0.9)
2	74.6 (1.0)	61.8 (1.0)	65.7 (1.0)

図 4: 予測した  $\beta$  を用いた場合の分類正解率

# 実験結果 (2)

18/21

## 平均磁化と分類正解率の変化

$\beta = 1.0$  付近で平均磁化が急激に増大し、1.0 になる直前に正解率がピークを迎えるようになっている

はじめに

感情極性について

電子のスピンモデル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

seeds	GTC	GT	G
cv	91.5 (—)	91.5 (—)	87.0 (—)
14	81.9 (1.0)	80.2 (1.0)	76.2 (1.0)
4	74.4 (0.6)	74.4 (0.6)	65.3 (0.8)
2	75.2 (0.8)	61.9 (0.8)	67.5 (0.5)

図 5:  $\beta$  が一番最適となるときの分類正解率の結果

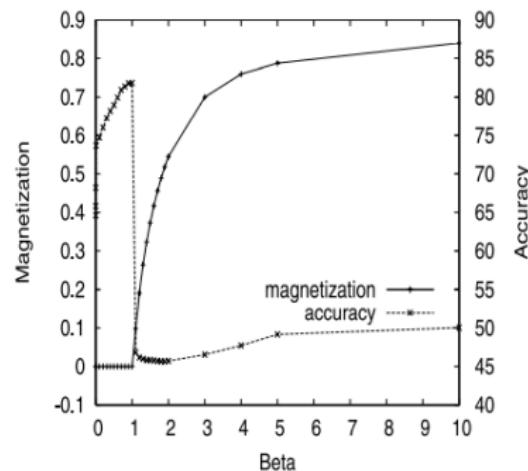


図 6:  $\beta$  が変化するときの平均磁化および正解率

# 実験結果(3) 既存研究との性能比較

19/21

## Kamps らの手法との比較

どちらの手法よりも高い正解率を出した。

はじめに

感情極性について

電子のスピンモデル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

seeds	提案手法	Kamps らの手法
14	73.4 (1.0)	70.8
4	71.0 (1.0)	64.9
2	68.2 (1.0)	66.0

図 7: 類義語ネットワークでの分類正解率 (Kamps らの手法と比較)

seeds	提案手法	Hu らの手法
14	83.6 (0.8)	72.8
4	82.3 (0.9)	73.2
2	83.5 (0.7)	71.1

図 8: 類義語・反義語ネットワークでの分類正解率 (Hu らの手法と比較)

## 問題点

はじめに

感情極性について

電子のスピンモ  
デル

平均場近似

感情極性抽出方法

語彙ネットワーク

評価実験

実験結果

問題点と課題

### ■ 他の意味に左右される

→ *costly* の語釈文 「entailing great loss or sacrifice」 でネガティブになるはずが、 *great(偉大)* の意味でポジティブに

### ■ 構文を読み間違える

→ *arrogance* の語釈文 「overbearing pride evidenced by a superior manner toward the weak」 でネガティブ & *superior(ポジティブ)* は *manner* を修飾しているだけなのにポジティブにされてしまう。

## 今後の展望

- 文法の構文情報を組み込んで正解の精度を上げること
- 単語の感情極性を文章の極性分類にも利用していくこと