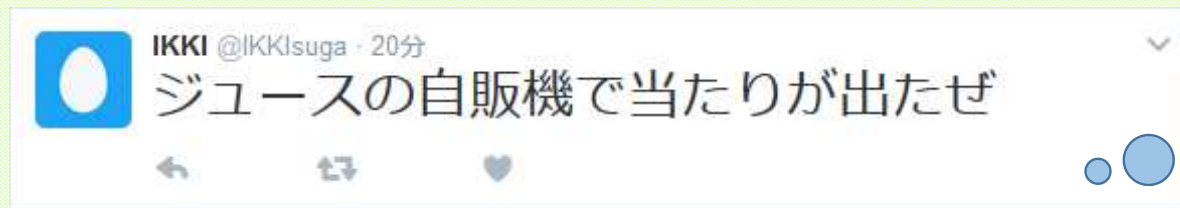


分散表現技術を用いた 日本語ツイートの 感情分類実験

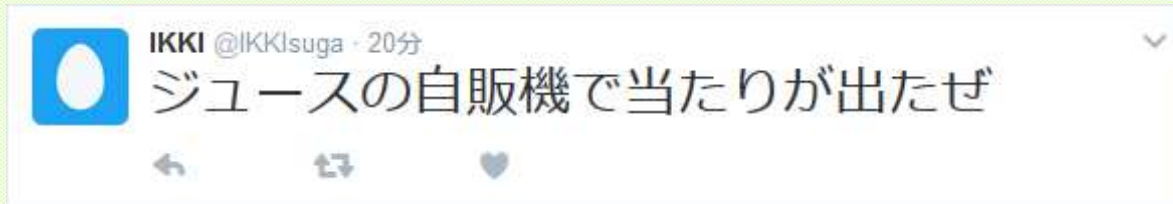
尾崎研究室 佐藤 一輝

- Twitterは、「ツイート」と呼ばれる140文字以内の短文の投稿を共有するサービス
- ブログやSNSと比べて気軽に投稿できる



感情が
現れやすい？

感情分類の手順



ツイートをベクトル化

機械学習

喜びの感情

研究の目的

分散表現を含む
既存のベクトル化技術

Bag-of-words

TF-IDF

Word2Vec

Paragraph Vector

ScoreSent2Vec

Tweet2Vec

×

機械学習による
感情分類

K近傍法

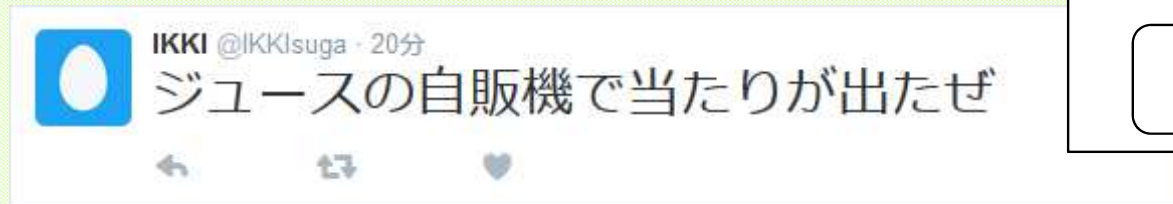
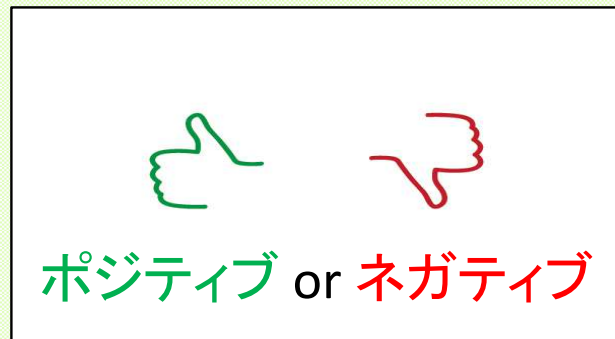
ランダムフォレスト

SVM

感情分類の精度

組み合わせによる違い

感情の分類数



「喜」、「好」、「安」、「哀」、「厭」、「恐」、「怒」、「恥」、「昂」、「驚」+「その他」

11値分類

感情の分類数

- ・中村明の感情表現辞典で分類された10種類
- ・それぞれの感情を表現する言葉が載っている

喜

晴れ晴れ
すっきり
浮かれる

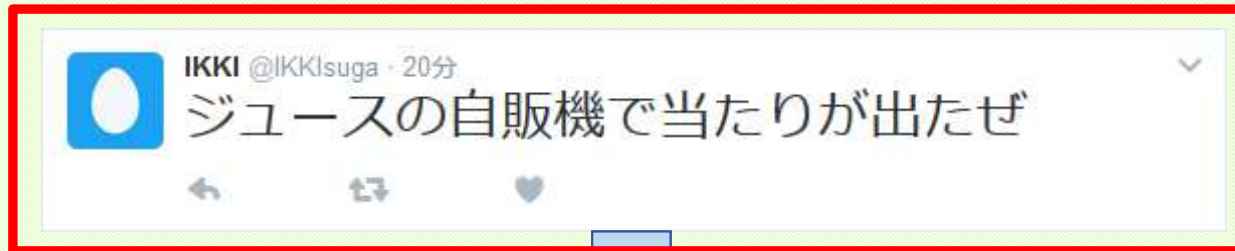
怒

腹が立つ
憤り
プンプン

哀

傷付く
泣く泣く
しくしく

感情分類の手順



ツイートをベクトル化

機械学習

喜びの感情

データセット

データセット

- 2015年に投稿されたツイートを使用
 - リプライ、リツイート、urlを含むツイートは除去
 - ハッシュタグを除去
- 感情表現辞典に載っている感情語を含むツイートに目視で感情ラベルを付与した2400ツイート

感情の内訳


喜	好	安	哀	厭	恐	怒	恥	昂	驚	その他
152	184	158	185	200	140	135	133	170	169	774

データセット

- 感情語とツイートの感情が一致した1200ツイート

- 感情語とツイートの感情が一致しない1200ツイート

お気に入りが「好ましい」の感情語

 IKKI @IKKIsuga · 8分
このお写真もお気に入りです。



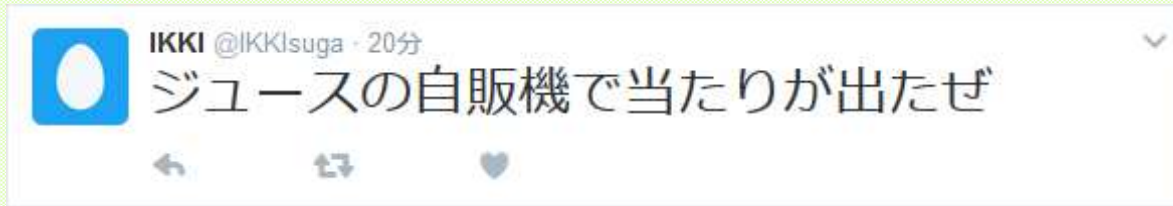
好

 IKKI @IKKIsuga · 8分
お気に入りの顔文字消えた!!



哀

感情分類の手順



ツイートをベクトル化

機械学習

喜びの感情

ベクトル化技術

分散表現とは

- ・ 単語などを固定長ベクトルで表現すること

ジュース	0.02	0.36	0.98	...
自販機	0.17	0.21	0.79	...
当たり	0.88	0.56	0.4	...

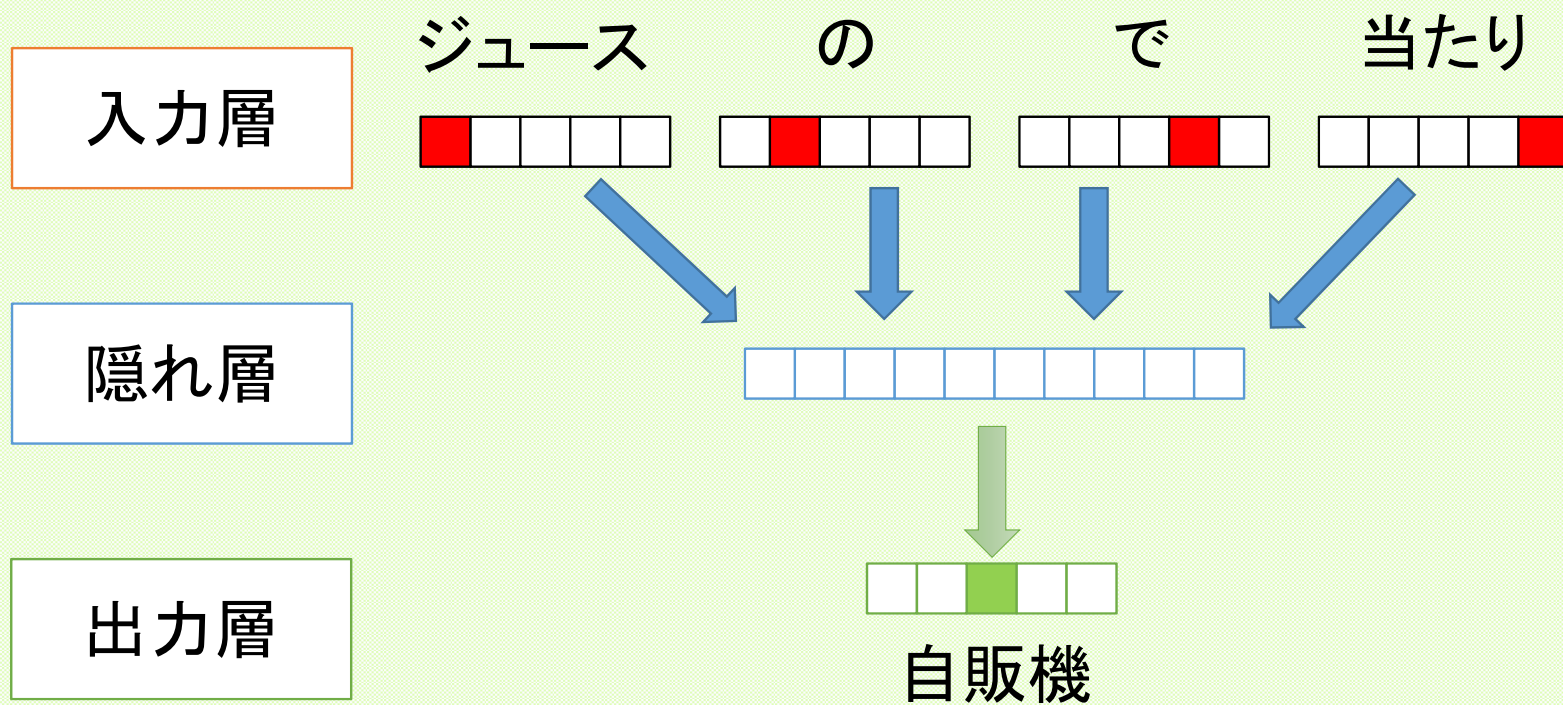
ベクトル化技術

1. **Bag-of-Words** (単語の出現頻度で表現)
2. **TF-IDF** (出現頻度で重み付け)
3. **Word2Vec** (単語をベクトル化)
4. **Paragraph Vector** (文書をベクトル化)
5. **ScoreSent2Vec** (付随情報を加味してベクトル化)
6. **Tweet2Vec** (文字ベースでベクトル化)

Word2Vec (CBOW)

ref:Tomas Mikolov.(2013)

- **単語**を数百次元の固定長のベクトルとして表す手法



Word2Vec (CBOW)

ref:Tomas Mikolov.(2013)

- ツイートは単語の集まり

ジュース	0.02	0.36	0.98	...
自販機	0.17	0.21	0.79	...
当たり	0.88	0.56	0.4	...

ツイート	最大値
ツイート	中央値
ツイート	平均値

3通り

Word2Vec (CBOW)

ref:Tomas Mikolov.(2013)

CBOWモデルを使用

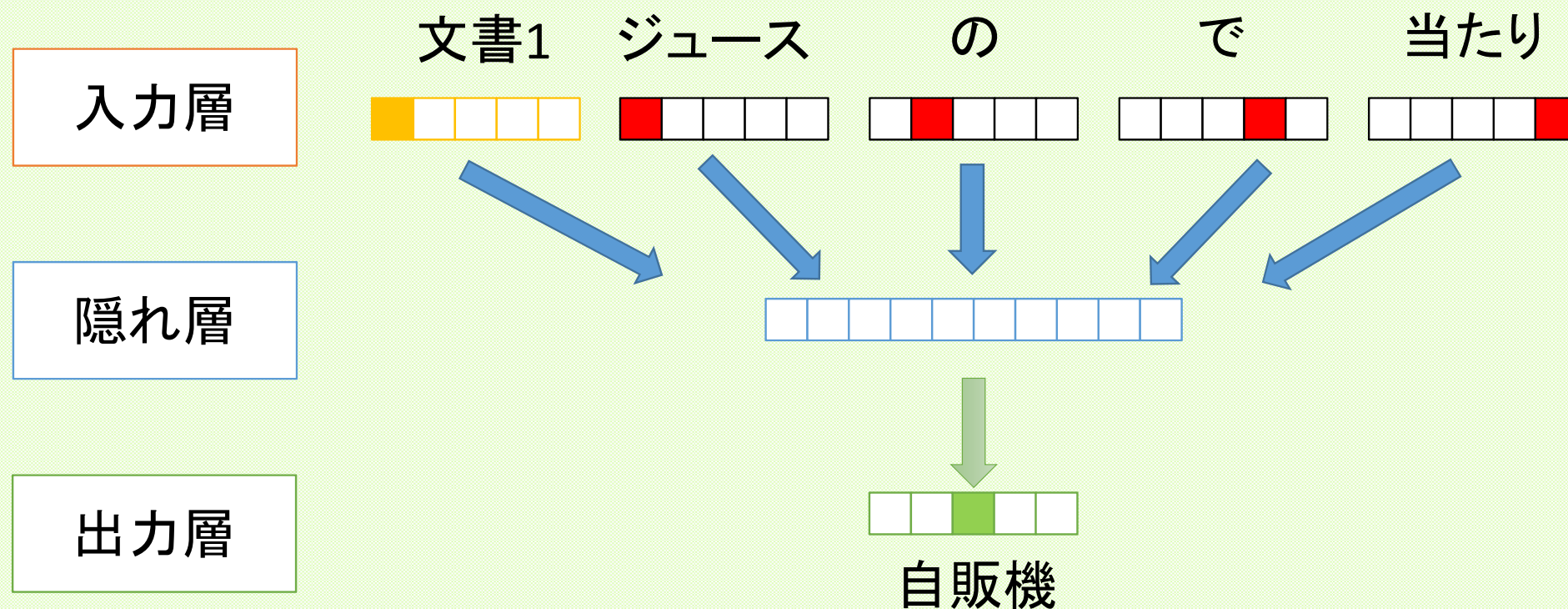
- size = 100、200、300、400、500
- window size = 6、7、8、9、10
- negative = 0、5、10、15、20
- Iteration = 5、10、15、20

500通りの組み合わせ

ref:Tomas Mikolov., Ilya Sutskever., Kai Chen.,Greg Corrado., Jeffrey Dean.:
Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality,
Advances in Neural Information Processing Systems (2013)

Paragraph Vector(PV-DM) ref:Quoc V. Le.(2014)

- Word2Vecの拡張であり、**文書(ツイート)**を数百次元の固定長のベクトルとして表す手法



Paragraph Vector(PV-DM)

ref:Quoc V. Le.(2014)

PV-DMモデルを使用

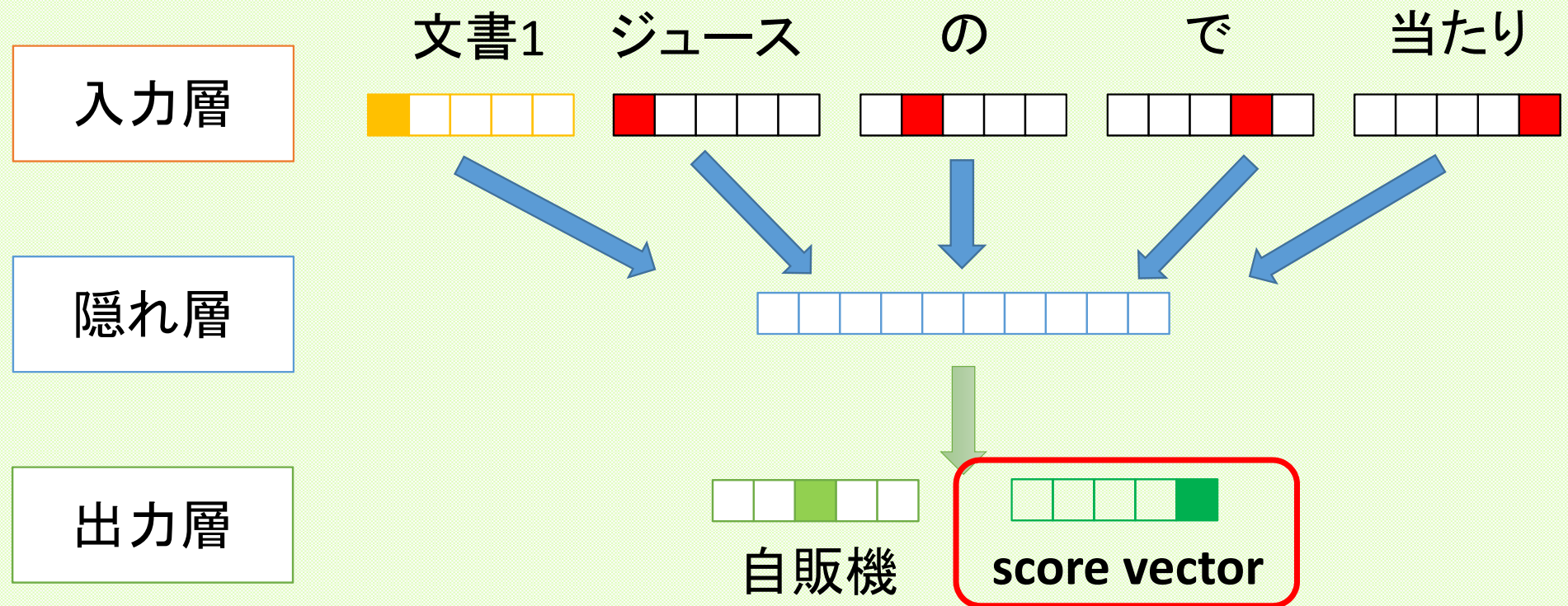
- size = 100、200、300、400
- window size = 6、7、8、9、10
- negative = 5、10、15、20
- min count = 3、4、5、6、7
- Iteration = 20

400通りの組み合わせ

ref:Quoc V. Le., Tomas Mikolov:
Distributed Representations of Sentences and Documents,
CoRR,(2014)

ScoreSent2Vec(SPV-DM) ref:橋戸拓也(2015)

- Paragraph Vector に付随情報(score vector)を予測するニューラルネットワークを追加したもの



ScoreSent2Vec(SPV-DM)

ref:橋戸拓也(2015)

- 付随情報として
 - 感情語の出現数
 - ツイートの文字数
 - 出現した単語の感情極性値の和

3種類を使用

感情極性値の計算には、55125種類の単語に-1 から+1 の実数値が割り振られた単語感情極性対応表を使用

ref:高村大也, 乾孝司, 奥村学:
スピンモデルによる単語の感情極性抽出, 情報処理学会論文誌ジャーナル,
Vol.47 No.02 pp. 627--637, 2006 (2006)

ScoreSent2Vec(SPV-DM)

ref:橋戸拓也(2015)

SPV-DMモデルを使用

- size = 100、200、300、400
- window size = 6、7、8、9、10
- negative = 5、10、15、20
- min count = 3、4、5、6、7
- Iteration = 20

400通りの組み合わせ

ref:橋戸拓也, 新妻弘崇, 太田学:
ParagraphVector への追加情報の効率的な埋め込み,
情報処理学会研究報告, Vol. 2015-DBS-162, No. 11, pp. 1-8 (2015)

Tweet2Vec

ref:Bhuwan Dhingra.(2016)

- ツイートから **感情語** を分類するニューラルネットワークを学習する手法
- **GRU**(Gated Recurrent Unit)と呼ばれる時系列データを学習するためのニューラルネットワークを使用して、**文字ベース**で学習する
- ツイートを前から処理する**GRU**と後ろから処理する**GRU**の2つの出力の和がツイートのベクトルとなる

Tweet2Vec

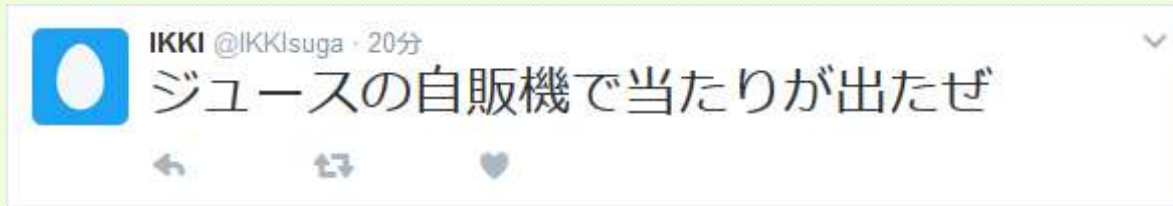
ref:Bhuwan Dhingra.(2016)

- size = 400、500、600
- CHAR_DIM = 100、150、200、250、300
- SCALE = 0.1、0.01
- Iteration = 20、30、40

90通りのパラメータ

ref:Bhuwan Dhingra., Zhong Zhou., Dylan Fitzpatrick., Michael Muehl., William W. Cohen.:
Tweet2Vec: Character-Based Distributed Representations for Social Media,
CoRR, (2016)

感情分類の手順



ツイートをベクトル化

機械学習

喜びの感情

感情分類

感情分類

- K近傍法
 - K = 5
 - ユークリッド距離
- ランダムフォレスト
 - 決定木の数 = 10
 - 決定木を作成する際に使用する、特徴量の数 = \sqrt{N}
- SVM
 - RBFカーネル(Gaussian カーネル)
 - コストパラメータ C = 1.0
 - one-against-rest

6-fold cross-validation
F値を評価

Pythonの機械学習ライブラリscikit-learnのデフォルトパラメータを使用

感情分類

- K近傍法
- SVM
- ランダムフォレスト

6-fold cross-validation で F値を計算

Pythonの機械学習ライブラリscikit-learnの
デフォルトパラメータを使用

K近傍法

分散表現手法\感情	喜	好	安	哀	厭	恐	怒	恥	昂	驚	その他
Bag-of-Words	0.077	0.138	0.155	0.048	0.084	0.088	0.08	0.109	0.178	0.044	0.355
TF-IDF	0.273	0.204	0.296	0.28	0.218	0.177	0.267	0.417	0.18	0.268	0.405
Word2Vec(average)	0.082	0.165	0.046	0.111	0.103	0.021	0.072	0.065	0.069	0.12	0.446
Word2Vec(median)	0.076	0.132	0.116	0.063	0.145	0.052	0.077	0.034	0.082	0.09	0.456
Word2Vec(max)	0.129	0.212	0.051	0.156	0.129	0.049	0.099	0.012	0.041	0.052	0.462
ParagraphVector	0.085	0.038	0.06	0.112	0.118	0.032	0.022	0.062	0.056	0.033	0.396
ScoreSent2Vec(len)	0.082	0.077	0.115	0.172	0.207	0.079	0.066	0.134	0.091	0.157	0.516
ScoreSent2Vec (sentiment words)	0.674	0.659	0.813	0.638	0.492	0.838	0.906	0.851	0.712	0.746	0.691
ScoreSent2Vec (polarity value)	0.112	0.095	0.109	0.152	0.204	0.047	0.056	0.022	0.087	0.035	0.443
Tweet2Vec	0.158	0.161	0.152	0.129	0.106	0.107	0.128	0.272	0.092	0.182	0.404
	0.175	0.188	0.191	0.186	0.181	0.149	0.177	0.198	0.159	0.173	0.457

SVM

分散表現手法\感情	喜	好	安	哀	厭	恐	怒	恥	昂	驚	その他
Bag-of-Words	0.294	0.272	0.307	0.319	0.253	0.345	0.317	0.545	0.212	0.358	0.499
TF-IDF	0.241	0.228	0.285	0.332	0.186	0.279	0.271	0.487	0.201	0.261	0.493
Word2Vec(average)	0.202	0.121	0.136	0.183	0.049	0.028	0.163	0.186	0.133	0.214	0.511
Word2Vec(median)	0.109	0.13	0.138	0.111	0.056	0.061	0.28	0.156	0.106	0.14	0.499
Word2Vec(max)	0.12	0.118	0.064	0.126	0.082	0.078	0.264	0.127	0.141	0.08	0.515
ParagraphVector	0.04	0.046	0.045	0.084	0.108	0.01	0.082	0.027	0.062	0.022	0.38
ScoreSent2Vec(len)	0.221	0.225	0.178	0.229	0.087	0.108	0.052	0.27	0.221	0.28	0.509
ScoreSent2Vec (sentiment words)	0.729	0.704	0.854	0.755	0.608	0.848	0.891	0.916	0.779	0.776	0.726
ScoreSent2Vec (polarity value)	0.089	0.038	0.033	0.03	0	0	0.014	0.028	0	0.022	0.48
Tweet2Vec	0.07	0.07	0.112	0.106	0.151	0.09	0.18	0.211	0.075	0.277	0.491
	0.212	0.195	0.215	0.228	0.158	0.185	0.251	0.295	0.193	0.243	0.510

ランダムフォレスト

分散表現手法\感情	喜	好	安	哀	厭	恐	怒	恥	昂	驚	その他
Bag-of-Words	0.23	0.207	0.29	0.215	0.133	0.158	0.192	0.491	0.143	0.228	0.485
TF-IDF	0.231	0.243	0.178	0.145	0.119	0.178	0.199	0.516	0.105	0.131	0.494
Word2Vec(average)	0.158	0.083	0.039	0.098	0.098	0.078	0.109	0.131	0.118	0.106	0.472
Word2Vec(median)	0.09	0.158	0.084	0.085	0.1	0.039	0.143	0.075	0.073	0.06	0.488
Word2Vec(max)	0.104	0.213	0.073	0.111	0.146	0.109	0.078	0.043	0.041	0.052	0.494
ParagraphVector	0.067	0.082	0.063	0.126	0.102	0.059	0.067	0.043	0.06	0.038	0.436
ScoreSent2Vec(len)	0.229	0.214	0.247	0.185	0.247	0.067	0.195	0.221	0.199	0.293	0.477
ScoreSent2Vec (sentiment words)	0.733	0.692	0.84	0.697	0.548	0.875	0.901	0.892	0.706	0.757	0.707
ScoreSent2Vec (polarity value)	0.102	0.132	0.067	0.094	0.181	0.029	0.064	0.102	0.113	0.042	0.402
Tweet2Vec	0.085	0.079	0.047	0.103	0.109	0.04	0.069	0.052	0.06	0.054	0.458
	0.203	0.210	0.193	0.186	0.178	0.163	0.202	0.257	0.162	0.176	0.491

考察(機械学習 × 感情)

- K近傍法
 - ・ 恥、安、好、哀、厭の順でF値が高い
- ランダムフォレスト
 - ・ 恥、好、喜、怒、安の順でF値が高い
- SVM
 - ・ 恥、怒、驚、哀、安の順でF値が高い
- 昂、恐の感情はどの機械学習手法でも低めのF値となった

まとめと今後の課題

- 全体的にF値が低く、感情分類としては不十分な結果となった
 - ✓分類する感情の数を考える
 - 付随情報として、感情語の出現数を使用したものが、最もF値が高い結果となった
- しかし、新たなツイートをベクトル化できない
- ✓ベクトル化手法の検討
- Paragraph VectorのF値が低かったのは、データセットの少なさが原因のひとつだと考えられる
 - ✓データセットの増量
 - ✓半教師有り学習での感情分類