

Twitter システムにおけるツイートによる感情推定法

Human emotion prediction method by using tweets on Twitter System

D-5

青木誠[†] 勝山亮[†] 木村敦[†] 島田尊正[†]

Makoto AOKI, Ryo KATSUYAMA, Atsushi KIMURA, Takamasa SHIMADA,

宮保憲治[†] 新津善弘^{††} 冬瓜成人[†]

Takamasa SHIMADA, Noriharu MIYAHO, Narito FUYUTSUME

[†]東京電機大学, 竹芝浦工業大学

Tokyo Denki University, Shibaura Institute of Technology

1. はじめに

近年サイバー犯罪が多発している。サイバー犯罪の予告なども Twitter で出現する事象も発生しており、これらの表現に含まれる文字、記号、文脈等からサイバー犯罪を予知する可能性を検証することの意義が高まりつつある。本稿では、ツイート内容が攻撃性を包含する可能性を含むツイートであるかどうかを判定するため、文章表現から感情推定を行う方法を提案し、評価結果を述べる。Twitter を用いた文章から感情推定を行う場合、ツイートをを行った人の感情を正確に判別できない可能性があるため、ツイートをを行った時の感情を同時に入力できる Twitter Client アプリを作成し、このアプリを用いてツイートをを行うシステムを独自に開発した^[1]。収集されたツイートデータから感情の評価値を機械学習により推定し、推定した結果と入力されたデータ(正解)とを比較評価し、本システムの有効性を評価した。

2. ツイートデータの収集

ツイートデータを収集するにあたり、専用の Twitter Client を Android アプリを開発した。感情値には Robert Plutchik の提唱する「感情の輪(Wheel of Emotions)」^[2]の基本感情を採用し、被験者はツイート内容に対して感情値 1(喜び-悲しみ)、感情値 2(受容-嫌悪)、感情値 3(期待-驚き)、感情値 4(恐れ-怒り)の 4 項目を 5 段階評定で入力し、感情値付きのツイート内容を 14 日間記録した。図 1 に、専用 Twitter Client でツイートする時の感情入力画面を示す。

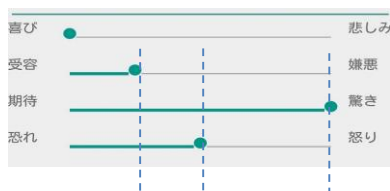


図 1 開発した Twitter Client の感情値入力画面

3. 感情値の予測と評価結果

3.1 予測

感情値の予測は、Azure Machine Learning^[3]を用いて機械学習を行って評価した。機械学習を行うにあたり、まず実験第 1 期に収集した 12 名分の 279 件のデータを使用した。学習方法は、ニューラルネットワーク、ブースト・ディジションツリー、及び線形回帰の 3 つの方法を試行し、学習結果を比較した。次のステップでは、第 2 期実験のデータと第 1 期のデータとを合わせた 30 名分の 456 件のデータに対して、ニューラルネットワーク、ブースト・ディジションツリー、および線形回帰の学習方法を用い、評価精度を比較した。また、4 項目の感情値ごとに、どの学習方法が最も適しているかを評価した。

表 1 に、実験第 1 期での各感情値、学習方法推定時の p 値を示す。実験第 1 期と第 2 期の合わせたデータを用いた場合の各感情値、および学習方法を表 2 に示す。

	感情値 1	感情値 2	感情値 3	感情値 4
ニューラルネットワーク	7.41E-08	2.92E-14	7.56E-06	0.870
ブーストディジションツリー	3.65E-05	2.69E-18	2.01E-04	0.312
線形回帰	1.18E-07	8.65E-15	2.61E-05	0.867

	感情値 1	感情値 2	感情値 3	感情値 4
ニューラルネットワーク	1.81E-13	1.25E-16	1.57E-07	0.075
ブーストディジションツリー	1.83E-11	1.43E-14	5.68E-05	0.654
線形回帰	2.03E-13	5.03E-17	1.22E-06	0.095

3.2 実験結果

データ件数が 279 件から 456 件に増加したことにより、精度の向上を図ることができた。しかしながら、感情値 4(恐れ-怒り)に対しては、p 値による有意性は明確化できたものの、データ件数が増加した場合も、0.05 を下回る程の減少はなかった。

3.3 考察

実験後に実験協力者に感想値の調査を行ったところ、感情値 4 に対して区別しづらい等の意見があった。このことが感情値 4 の評定値に占める「3」(5 段階評価における中立的評価)の比率が全体の 68 パーセントと、他の感情種別よりも多かったことに、影響した可能性がある。今後は、教示方法を工夫することで、恐れや怒りに偏った教師データを増やすことにより、精度の向上がはかれるかどうかを検証する必要がある。

4. まとめ

本稿ではツイートから感情を推定できるシステム構成と評価法を提案した。本システムを利用することにより、攻撃性があるツイートを頻繁に行うユーザーに対して、事前にフィードバックすることも可能になるとと思われる。

今後の課題としては、機械学習の際に必要な教師データをより多く集められるメカニズムを開発することが挙げられる。

実験参加者の事後アンケートでは、アプリが使いづらい等の意見も多くあったため、これらの意見を参考にして、より多くの教師データを取集し、感情値の予測精度を向上できるシステム開発を進める予定である。

参考文献

- [1] 青木ほか, 本電子情報通信学会総合大会予稿, 2015.
- [2] R. Plutchik, "The Nature of Emotion," 1980. <http://www.fractal.org/Bewustzijns-Besturings-Model/Nature-of-emotions.htm>.
- [3] Microsoft, "Microsoft Azure Machine Learning," Microsoft, <https://studio.azureml.net/>.