

Twitter の感情解析に基づく TV 番組シーン探索システム

A Scene Explorer for TV Programs based on Twitter Emotion Analysis

山内 崇資

TAKASHI Yamauchi

中野 有紀子

YUKIKO Nakano

成蹊大学大学院 理工学研究科

Seikei University

成蹊大学理工学部

Seikei University

Twitter is an SNS that is specifically used in reporting the user's current status and what is going on around him/her. One of the interesting new trends in Twitter is to Tweet while watching a TV program. This study proposes a method of analyzing emotions expressed in Tweet and characterizing each Tweet using multi-dimensional emotional model. Then the results of the analysis are visualized in a TV program viewing system where each scene is characterized with the emotions expressed in Tweets posted at that time.

1. はじめに

近年、ユーザが個人の視点から情報発信する事ができるソーシャルネットワーキングサービス(以下 SNS)が爆発的に普及してきている。代表的な SNS として、Facebook や Twitter 等がある。Facebook はユーザ数 8 億人を超え、世界人口の 10%以上が利用している。また、Twitter のアクティブユーザは1億人を超えたともいわれている。中国では Weibo という Twitter と同様のサービスのユーザ数が 3 億人に上った。

このような SNS では、ブログサービスを中心として、サービス内でユーザ同士が知り合い、ゆるいつながりによるネットワークを形成していく。その結果、ユーザは情報の受け手を意識した情報発信を行うようになり、インターネット上の一般的なブログに比べて比較的信頼性の高い情報が集まりやすいとも言われている。

SNS の1つである Twitter では“今、何をしているのか”などのユーザの現在の状況を発信することが多い。これは Twitter で用いられているマイクロブログサービスの字数制限が 140 文字であるため、短い発言を多数行うためのメディアとして利用されるようになり、結果としてユーザは自身の周りでの時に起きたことや思ったこと等を Twitter ですぐに発言するようになった。

また、テレビ番組を視聴しながら Tweet する(Twitter で発言する)ユーザが増加している。視聴中の番組に関連した Tweet を発信し、他のユーザと共有することで、テレビ番組と一緒に楽しむ感覚が得られ、ソーシャルメディア時代の新しいテレビの楽しみ方として注目を集めている。特に、多数の Tweet を集めた注目シーンに対して Tweet を投稿・閲覧しながら番組を視聴することにより、感情を共有することもできる。

Twitter におけるこのような現象を利用したサービスとして、トルネというプレイステーション 3 (PS3) 専用のデジタルチューナーがある。トルネは PS3 を地デジチューナーとして利用しつつ、インターネットにも接続することにより、テレビを見ながら検索を行う、テレビに関連する Tweet を集める、自ら Tweet するといったことができる。

一方、チャンネル数の増加、レコーダーの録画容量の増加により、他の番組と重なって見られない番組を、レコーダーに録画

する人が増えてきた。しかし、録画した番組が増えても、1日に視聴できる時間には限りがあるため、多数の録画番組から興味のあるシーンを効率よく探したり、番組の概要を確認したり、限られた時間でハイライトだけ見ると言った、時間を短縮した視聴方法を提供する技術に期待が寄せられている。

これまでに提案された技術として、例えば、映像から興味のあるシーンを探索するための視覚的要素を利用したインタフェース[Christel 03]、番組概要の把握、シーン探索を効率良く行うための表示インタフェース[Sumiya 04]、ダイジェスト視聴システム[橋本 00]等がある。また、これらのシステムを実現するための要素技術として、映像インデキシングがある。これまでに、動画像中の色やテキスト[長坂 92]、カメラ操作、音の種別や大きさ、字幕テキスト、人物の顔などの特徴を利用した数々のインデキシング手法が提案されてきた[Smith 97, Intille 95, Miyamori 03]。しかし、これら従来手法では、番組作成者から提供される情報のみを利用したものであり、視聴者の意見を反映したインデキシングは行われていなかった。

そこで本研究では番組に対する Tweet を解析することにより、録画された番組に対する視聴者の感情を同定し、これを可視化することにより、番組探索を支援する方法を提案する。本手法により、ユーザの意見を反映したユーザ視点のシーン探索や番組探索が可能になると考えられる。

2. 関連研究

2.1 Twitter の分析とその応用

松村ら[松村 10]は、Tweet に付与された GPS 情報や Tweet 本文内に含まれている場所に関する単語から、どの場所が盛り上がりつつあるのかを推定できることを示している。これにより、街で新しい店が開店したことや、何かのイベントが催されていることなどを、地図上に提示する手法を提案した。

中澤ら[中澤 11]は Twitter から番組に関連した Tweet を取得し、番組関連 Tweet の投稿件数の時間ヒストグラムを見ることで、番組の盛り上がりを検出することができることを示した。また、ピーク時の Tweet を解析することで、盛り上がりの要因を分析できることを示した。

これらの研究に対し、本研究では、場所や盛り上がりではなく、発信者の感情の解析に焦点を当てる。

2.2 感情極性の分析と表示

テキストに表現されている感情をポジティブ・ネガティブの 2 値で特徴づけるための感情極性辞書は数多くあるが、多値分類の研究はあまり行われていない。多値分類を用いた研究として、菅原 [菅原 09] はニュース記事に対し感情抽出を行い、ニュース記事を俯瞰する手法を提案し、感情極性辞書の利用がニュース記事に対する感情抽出に効果があることを示している。

さらに、分析結果の表示方法に関して、青島ら [青島 10] は Plutchik [Plutchik 91] の感情の輪に基づき、各人の感情を 1 ピクセルで色表示することにより、大人数の感情を一覧表示する手法を提案した。この手法では 960×640 ピクセルの液晶画面を持つスマートフォンを用いて、60 万人の感情を俯瞰することができることを示した。

これらの研究に対し、本研究では Twitter のように時々刻々変化してゆくメディアに対して、Plutchik の感情モデルに基づく多値分類による感情解析を行うことにより、時間変化を考慮したより詳細な感情情報を抽出する方法を提案する。さらに、分析結果の表示については、感情の時間による推移をグラフを用いて表す方法を採用する。

図 1 に本研究のアプローチを示す。まず、番組に関連する Tweet をクエリ検索によって取得する。次の段階では取得した Tweet に対して感情分析を行い、視聴者がその時間にテレビを見てどのような感情を抱いたかを解析する。最後に、Tweet の感情解析結果から、Tweet されたシーンに対する 8 種類の感情極性値を推定し、それらをグラフ化することで、感情の推移を可視化する。この可視化されたシーンの感情特性を指標として、ユーザは見たいシーンを探索することができる。



図 1: アプローチの概念図

3. Tweet データの取得

Twitter では様々な公式・非公式 API が公開されている。その中で、本研究では API の使いやすさや、将来的な Android 端末への応用なども考慮し、Java 言語の非公式 API 「Twitter4j」を利用した。本 API を用いることにより、Twitter サーバは 1 つのアカウントで 1 時間につき 350 回までのリクエストを受け付ける。つまり本システムは約 10.3 秒に 1 回 Twitter サーバにリクエストすることができる。全ての番組に共通したクエリのキーワードを自動で推定することは容易ではないため、検索のクエリは番組に応じて個別に指定した。

4. 感情分析手法

4.1 感情モデル

感情をコンピュータで扱うために、何らかの指標による数値化を行う必要があるが、本研究では、Plutchik による感情研究を参考にした。Plutchik は人間の感情は基本となる 8 種類の感情で表現できるとし、環状に表現される「感情の輪」を提案した。以下に Plutchik が示した感情の輪を図 2 に示す。この感情の輪には、8 つの基本となる感情が色分けされている。

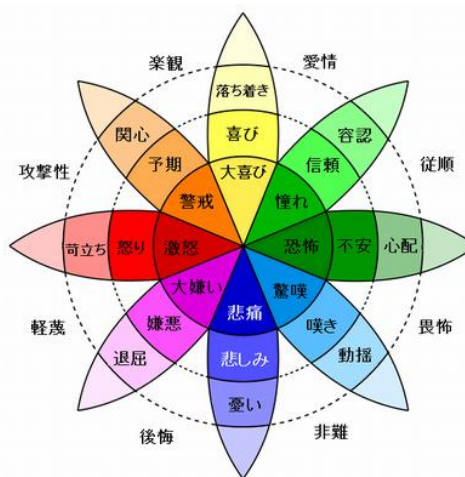


図 2: Plutchik の感情の輪

本研究では、数値化に用いる感情ラベルとして、この感情の輪に示されている「喜び、予期、怒り、嫌悪、悲しみ、嘆き、不安、信頼」の 8 種類の感情を用い、番組に対する Tweet に表現されている感情をこれら 8 種類の感情についての極性値として特徴づける。

4.2 感情極性辞書の作成

Web 上の投稿や一般的なメールには、顔文字が多く使われていることが知られている。本研究で扱う Twitter にも多くの顔文字が観察され、そこに発信者の感情が表現されていることも多い。従って、顔文字は Twitter の感情を解析する上で重要な要素の一つであるといえる。そこで本研究では、感情分析を行うための感情極性辞書の項目に、感情語と顔文字の 2 種類のカテゴリを設けた。これらの各項目は、前節で述べた Plutchik のモデルに基づく 8 次元の感情極性空間により特徴づけられる。

まず、感情語には、品詞の種類に関係なく文章中で感情を表す語を、英語の感情語をまとめた WordNet-Affect を参考に 112 語選んだ。

一方、顔文字から文章中の感情を抽出する研究として、田中ら [Tanaka 05] は、顔文字部分の抽出に SVM による機械学習を用いたテキストチャンカーである yamcha を使い、顔文字部分の切り出しを行うことができることを示している。また、顔文字の感情分類にも、機械学習を用いたいくつかの手法を比較検討し、機械学習によるアプローチが効果的であることを示している。

しかし、顔文字には特殊な意味を付与されるものも多く (例えば、「\ (^o^)/」は一見すると喜んでる表現にも見えるが、Web 上では主に「諦めた」という意味で使われている)、それらの意味を機械学習で推定することができない。そこで本研究では、多くの人にとってその意味が推測可能である顔文字のみを分析対象とするために、Twitter における出現頻度が高い顔文字

162 種のみを感情解析の対象とした。具体的には、人手で各顔文字に対し、感情極性値のアノテーションを行い、感情極性辞書の項目として、感情語と同様に扱った。また、顔文字用の辞書項目の更新を簡略化するための GUI を作成することで、新たな顔文字が流行したときの対応も容易にできるようにした。

各感情語・顔文字に感情極性値を付与するためのアノテーションは、3 人の協力者に行ってもらった。感情語と顔文字に対し、それぞれ感情極性のアノテーションをしてもらい、それらのデータから外れ値を取り除いたデータの平均値を、各感情語・顔文字の感情極性値とした。表 1 にその一部を示す。「かわいい」「ありがたい」という感情語では、「喜び」や「信頼」といった肯定的な感情に対する極性が強くなり、それに対し、「ねたましい」という言葉に対しては、悲しみや嘆きといった否定的な感情の極性が強くなっていることがわかる。顔文字についても同様に、種類によって感情極性に違いがあることがわかる。

表 1:感情極性辞書の例

	喜び	予期	怒り	嫌悪	悲しみ	嘆き	不安	信頼
かわいい	8	0	0	0	0	0	0	6
ありがたい	10	0	0	0	0	0	0	7
おそろおそろ	0	6	0	0	0	4	10	0
ねたましい	0	0	3	8	6	6	0	0
(・ω・)	0	0	0	0	9	6	6	0
(・▽・)	10	8	0	0	0	0	0	0

感情極性辞書作成のアノテーションのために、アノテーションツールを作成した。このアノテーションツールは、感情極性値を 8 種類の感情の軸全てに対し 0~10 まで自由に複数選択でき、複雑な感情を表現できるようにした。

図 3 に作成したアノテーションツールのユーザインタフェースを示す。図 3 の左上にあるテキストボックスにはアノテーション対象となる単語が表示される。図 3 の右側にある 10 本のトラックバーのうち、左の 8 本が感情モデルに従った、8 種類の感情の軸に対応するアノテーションである。残りの 2 本は感情モデルで表現できない感情に対し付けられるように、自由にその他の感情を付けられるようにしてある。その他の感情の説明は左下のテキストボックスに自由形式で書くことができるように作成されている。

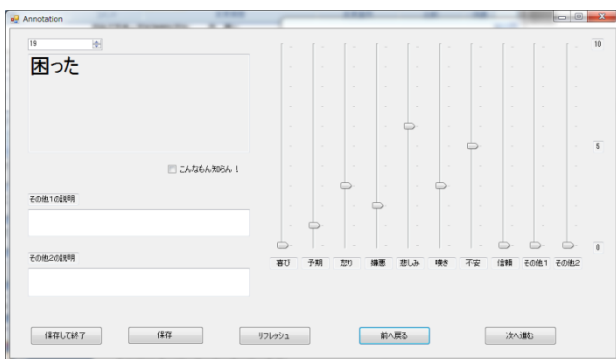


図 3:アノテーションツールのユーザインタフェース

4.3 感情語の拡充

感情語については、アノテーションした 112 語では語彙数が少なすぎ、十分な感情解析精度が得られないと考え、日本語 WordNet [Bond 12] のシソーラスを用いて、感情語を増やした。その結果、感情極性辞書内の感情語を 2278 語まで増やすことができた。また、日本語 WordNet の機能を使い、単語間のリンク距離から類似度を計算し、この類似度と表 1 に示す感情極性値の素点との積を感情極性値として改めて定義しなおした。

4.4 Tweet への感情極性の付与

収集した Tweet に対し、MeCab [Kubo 04] を用いて形態素解析を行い、Tweet を分かち書きすることで感情語を取り出す。その際に通常の辞書ではくくりだせない顔文字を、MeCab の辞書に、Tweet 内で出現頻度の高かった顔文字を句読点と同様な記号として登録することで、顔文字を形態素として取り出すことができるようにした。形態素解析の結果得られた、分かち書きされた Tweet に含まれる各単語の一般形と各顔文字を、感情極性辞書と照らし合わせ、該当する感情語が辞書内に見つければ、その感情語の感情極性値を解析対象の Tweet に付与した。

次に、上記の処理により付与された Tweet 内の全ての感情語・顔文字に対する感情極性値の和を算出し、以下の計算式で最大値が 1 となるよう正規化を行い、Tweet 内の感情語数による影響をなくした。

$$e'_i = \frac{e_i}{e_{max}}$$

e_i は正規化前、 e'_i は正規化後の感情モデルの 8 軸の中の i 番目の軸の感情極性、 e_{max} は感情モデルの 8 軸中の最大の感情極性値とする。

「やっぱりすきだなあ。ALWAYS 三丁目の夕日(・▽・)」という Tweet があつたとすると「やっぱり、好き、だ、なあ、。、ALWAYS、三、丁目、の、夕日、(・▽・)」という 11 個の形態素に分割される。これらの各形態素に対し感情極性辞書と照らし合わせることで、「好き」と「(・▽・)」という感情語を得られ、それらの感情極性値の和を、この Tweet の持つ感情極性値とした。

4.5 Tweet 感情解析の評価

Tweet への感情付与精度を測定するために、ランダムに選んだ 300 件の Tweet に対してアノテーターに感情極性をアノテーションしてもらい、それを正解データとした際の、システムの出力との差異を調べた。その結果、アノテーターが付与した感情の上位 3 以内にシステムが推定した最上位の感情が含まれている場合が 68% であった。また、最上位同士が一致した割合は 44% であった。8 分類の精度として中程度の推定精度を得ることができたが、今後構文解析を行うことによりさらに推定精度をあげる必要がある。

5. 感情極性を用いたシーンの可視化

5.1 シーンへの感情極性の付与

10 秒ごとに、最新の 100 件の Tweet を取り出し、それらの感情極性値の和をその 10 秒間のシーン感情極性値とする。各 Tweet には以下の計算方法を用いて、Tweet された時間に対して重みをつける。

$$(\text{重み}) = \frac{1}{\frac{(\text{現在の時間} - \text{Tweetされた時間})(\text{秒})}{10} + 1}$$

この重みを Tweet の感情極性値にかけることにより、Tweet された時間が近いほど現在のシーンの感情推定に大きく影響し、遠いほど影響が小さくなる。図 4 に本方式により解析した時間経過に伴う感情極性値の変化を示す。後半で喜びを表す太線のグラフが急上昇しているが、これは主人公がプロポーズをするシーンであった。

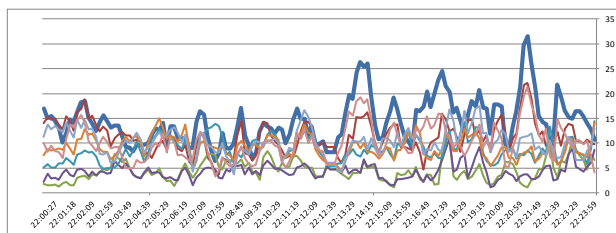


図 4:感情レベルのグラフ出力例

6. シーン探索インタフェースの提案

最後に、提案方式を実装したシーン探索インタフェースを提案する。このインタフェースでは、視聴中の場面における視聴者の感情と、番組全体の感情の変化が一目でわかるように設計されている。図 5 にインタフェースの画面を示す。左上は番組動画、右上は番組関連 Tweet 一覧、左下はそのシーンの感情分析結果の棒グラフ、右下は番組全体の感情の変化を表す折れ線グラフ(横軸は時間、縦軸は感情の大きさ)を示す。



図 5:ユーザインタフェースイメージ

7. おわりに

本研究では、シーン探索に役立つ指標として、視聴者の感情(喜び、予期、怒り、嫌悪、悲しみ、嘆き、不安、信頼の 8 種類の分類)を視覚化するユーザインタフェースを提案した。

Twitter で流行している、テレビを見ながら Tweet して他の視聴者と感情を共有する現象を利用し、番組関連 Tweet を取得することで、Tweet された時間の番組シーンの視聴者の感情を推定した。感情推定の結果を利用し、シーンにおける視聴者の感情を自動アノテーションして、グラフ化し提示するユーザインタフェースの開発を行った。

Tweet の感情推定の推定精度は 68%となり、8 分類の精度としては中程度の推定精度を得ることができた。

今後の課題としては Tweet の感情推定精度の向上と、シーン探索インタフェースの評価・改良がある。

Tweet の感情推定精度向上には感情極性辞書の拡充が必要になる。今後、新たな感情語をアノテーションすると共に、EDR 電子化辞書などの日本語 WordNet 以外の電子化辞書を用いたソーラスを行う必要もある。また、本研究では考慮していなかった構文解析には、CaboCha などの係り受け解析を取り入れることで、「すごく」や「少し」などの程度副詞による重み付けを行い、より精度を向上させていく。

シーン探索インタフェースの評価・改良に関して、現時点で感情推移の折れ線グラフが互いに重なりあい、見づらくなってしまっているため、相関の大きな感情同士をマージするなどして表示する折れ線を減らす必要がある。

参考文献

- [Christel 03] Christel, M.G., and Huang, C.: Enhanced Access to Digital Video through Visually Rich Interfaces, Proc. of ICME'03, (2003).
- [Sumiya 04] Sumiya, K., Munisamy, M., and Tanaka, K.: TV2Web: Generating and Browsing Web with Multiple LOD from Video Streams and Their Metadata, Proc. of ICKS'04, pp.158-167, (2004).
- [橋本 00] 橋本隆子, 白田由香利, 真野博子, 飯沢篤志:TV受信端末におけるダイジェスト視聴システム, 情報処理学会論文誌, Vol. 41, No. SIG3(TOD6), 71-84, (2000).
- [長坂 92] 長坂晃朗, 田中謙:カラービデオ映像における自動索引付け法と物体探索法, 情報処理学会論文誌, Vol. 33, No. 4, pp. 543-550 (1992).
- [Smith 97] Smith, M., and Kanade, T.: Video Skimming and Characterization through the Combination of Image and Language Understanding Techniques, Proc. of CVPR'97, pp.775-781, (1997).
- [Intille 95] Intille, S.S., and Bobick, A.F.: Closed-World Tracking, Proc. of ICCV'95, pp. 672-678, (1995).
- [Miyamori 03] Miyamori, H.: Automatic Annotation of Tennis Action for Content-Based Retrieval by Integrated Audio and Visual Information, Proc. of CIVR'03, LNCS2728, Springer-Verlag, pp. 331-341, (2003).
- [松村 10] 松村飛志, 安村通晃:街に着目した Twitter メッセージの自動収集と分析システムの提案と試作, インタラクション 2010, SA19, (2010).
- [中澤 11] 中澤昌美, 帆足啓一郎, 小野智弘:Twitter によるテレビ番組重要シーン検出及びラベル付与手法, DEIM Forum 2011, F5-6, (2011).
- [菅原 09] 菅原久嗣, Alena Neviarouskaya, 石塚満:日本語テキストからの感情抽出, 人工知能学会全国大会(第 23 回)予稿集, (2009).
- [青島 10] 青島さやか, 青木惇季, 宮下芳明:60 万人の感情実況, WISS'10, pp. 107-112, (2010)
- [Plutchik 91] Plutchik, R.:The Emotions, University Press of America, 1991.
- [Tanaka 05] Tanaka, Y.,Takamura, H., and Okumura, M.: Extraction and Classification of Facemarks with Kernel Methods, Proc.of IUI'05, pp.28-34, (2005).
- [Bond 12] Bond, F., Baldwin, T., Fothergill, R., and Uchimoto, K.: Japanese SemCor: A Sense-tagged Corpus of Japanese, Proc. of GWC'12, pp.56-63, (2012).
- [Kubo 04] Kudo, T., Yamamoto, K., and Matsumoto, Y.: Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis, Proc. of EMNLP'04, pp.230-237, (2004).