

# Twitter ユーザの属性判別によるスポーツ映像の自動要約

小林尊志<sup>†</sup> 野田雅文<sup>†</sup> 出口大輔<sup>†</sup> 高橋友和<sup>††</sup> 井手一郎<sup>†</sup> 村瀬洋<sup>†</sup>

<sup>†</sup>名古屋大学大学院 情報科学研究科 <sup>††</sup>岐阜聖徳学園大学 経済情報学部

{tkobayashi, mnoda}@murase.m.nagoya-u.ac.jp, ddeguchi@is.nagoya-u.ac.jp,  
ttakahashi@gifu.shotoku.ac.jp, {ide, murase}@is.nagoya-u.ac.jp

## 1 はじめに

近年、膨大な量の放送コンテンツが日々視聴者に届けられており、視聴者はそれら全てを視聴し尽くすことは到底できない。そのため、効率よく視聴するために放送映像の自動要約技術が必要となっている。

従来、料理映像 [1]、ニュース映像 [2]、スポーツ映像 [3] など様々な映像を要約する研究が行われている。これらの研究は主に放送映像から得られる情報そのままから要約映像を生成するため、必ずしも視聴者の望むものと合致しているとは限らない。例えば、スポーツの試合に対する視聴者の興味は、応援しているチームの活躍に対しては興味が湧いても、相手チームの活躍には興味が湧かない場合もある。このように、視聴者の興味は視聴者の嗜好の影響を受ける場合がある。そのため我々は、視聴者が“どちらのチームを応援しているか”という属性に応じた要約映像を生成することを考えた。

視聴者視点の要約映像を生成するためには、多くの視聴者の意見を収集する必要がある。従来、このような意見の収集は容易ではなかった。一方、近年はマイクロブログと呼ばれる Web サービスにより、放送映像を視聴しながらリアルタイムに投稿される意見を収集することが可能となった。そこで本研究では、マイクロブログ “Twitter<sup>1</sup>” を利用し、視聴者視点の要約映像を生成することを目指す。

Twitter の書き込みは図 1 に示すように「ユーザ名」と「ツイート (最大 140 字)」から構成される。利用の簡便さから、リアルタイム性が高い情報交換ツールとして多くの人に活用されている<sup>2</sup>。最近では、Twitter の投稿から映画の興行成績を解析する報告 [4] や Twitter に投稿された書き込みから TV 番組の意見・感想を解析するサービス<sup>3</sup>がある。このように、Twitter の書き込みを解析することで、ユーザの属性や興味を知るこ



図 1: Twitter<sup>1</sup> のインターフェース

とができると期待される。

本講演では、放送映像の中でもリアルタイムな形で視聴者の興味が表れやすいスポーツ映像を対象とし、要約映像を自動生成する手法を提案する。提案手法では、Twitter による書き込みのうち、放送映像を視聴しながら書きこまれた“実況書き込み”を投稿したユーザの属性を解析することで、視聴者の視点を取り入れた放送映像の要約を行う。

## 2 提案手法

提案手法では、収集された Twitter の書き込みから投稿者がどちらのチームに関する属性を表す特徴を抽出し、属性評価辞書を作成する。作成された辞書を用いてユーザ属性を判別し、視聴者の属性に応じた要約映像を生成する。具体的な処理の流れを以下に示す。

1. Twitter から実況書き込みを収集する。
2. SO-PMI を用いて属性評価辞書を作成する。
3. 投稿者の属性を判別する。
4. 同じ視点の投稿者を集めて、要約映像候補区間を検出する。
5. 要約映像を生成する。

以下、各処理について詳しく説明する。

### 2.1 Twitter の実況書き込み

表 1 に Twitter による“実況書き込み”を示す。“実況書き込み”とは、TV 放送や実際に試合を視聴しな

<sup>1</sup>マイクロブログ Twitter : <http://twitter.com/>

<sup>2</sup>世界で 1.1 億人、日本で 1 千万人が利用している。

<sup>3</sup>盛り上がりを見せ「テレビジン」: <http://tvz.in/>

表 1: Twitter による実況書き込み例：プロ野球 中日 vs. 巨人

投稿者名	投稿時間	投稿文 (ツイート)	応援チーム
投稿者 a	19:13:36	TBS は巨人鼻肩が過ぎるだろお。中日ファン見てるって分かってる？	中日
投稿者 b	19:10:52	帰ってきたが、中日勝ってる、よかった。#dragons	中日
投稿者 c	19:10:11	おいっ中日にまけんやあぁ(´`´)!!!!	巨人
投稿者 d	19:09:42	中日はこれが吉と出るか凶と出るか#giants	巨人
投稿者 e	19:09:28	【プロ野球速報！】中日 VS 巨人は 6 回表 4 vs 2 で中日のリード	不明

がリアルタイムに番組内容を実況する投稿や、内容に関する意見を含む投稿である。

Twitter の API からハッシュタグやチーム名を含む書き込みを収集することで、実況書き込みを得ることができる。ハッシュタグとは、表 1 の投稿本文に含まれる #giants や #dragons など、ユーザが書き込みのジャンルを指定するものである。しかしハッシュタグはユーザ主導で付けられるものであり、タグの付与された投稿とタグの付与されていない投稿がある。そこで、収集された実況書き込みからユーザ属性を抽出して属性評価辞書を作成し、Twitter ユーザの属性判別を行う。

## 2.2 属性評価辞書の作成

まず、チーム A あるいはチーム B を応援するハッシュタグを含む実況書き込み  $T_i$  に対して、ハッシュタグのチームに応じた属性  $A, B$  を付与する。例えば、チーム A が “中日ドラゴンズ” であるとすると、中日ドラゴンズに関するハッシュタグ dragons や chunichi を本文に含む実況書き込みの属性は 中日ドラゴンズ となる。そして、ハッシュタグを含む投稿  $T_i$  に対して SO-PMI (Semantic Orientation Using Pointwise Mutual Information) を適用して、属性評価辞書を作成する。

SO-PMI は Turney ら [5] により提案された評価表現抽出のアルゴリズムである。“同じ性質 (肯定的・否定的など) を持つ語句は、同じような表現の文脈周辺に表れやすい” という考えに基づき、評価表現を獲得する。提案手法では SO-PMI をスポーツの実況書き込みに応用する。実況書き込みからそれぞれのチームを応援する属性を抽出するために、ハッシュタグを利用する。ハッシュタグが付与されているツイートと同一ツイート内の単語は、タグと同じチームを応援する文脈で表れやすいと考え、ハッシュタグと同じチームの属性を与える。例えば、表 1 における投稿者 b の実況書き込みに注目すると、投稿本文には dragons が含まれているため、中日ドラゴンズを応援する属性と考えられる。そのため、この書き込みを形態素解析して

得られる自立語 { 帰っ, 中日, 勝っ, よか } には、ハッシュタグと同じ中日ドラゴンズを応援する属性が付与される。このような SO-PMI のアルゴリズムにより、単位時間内の全ての実況書き込みを解析することで単語の属性を評価し、属性評価辞書を作成していく。

単位時間  $s$  内における全実況書き込み  $D_s$  の中で、語句  $w_i$  がそれぞれのチームのハッシュタグと同一ツイート内で出現する頻度を係数し、以下の式により評価値を計算する。

$$V_A(w_i) = \frac{F_A(w_i) - F_B(w_i)}{F_A(w_i) + F_B(w_i)} \quad (1)$$

$F_A(w_i)$  は、チーム A のハッシュタグと同一ツイート内で  $w_i$  が出現する頻度を表す。

$$F_A(w_i) = \sum_{T_A \in D_s} W_{T_A}(w_i) \quad (2)$$

$$W_{T_A}(w_i) = \begin{cases} 1 & w_i \in T_A \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$T_A$  はチーム A のハッシュタグを含む実況書き込みであり、 $W_{T_A}(w_i)$  は  $T_A$  に  $w_i$  が含まれている場合 1 をとる論理変数である。

このようにして  $w_i$  の属性評価値  $V_{T_A}(word_i)$  を計算し、正ならばチーム A を応援する表現、負ならばチーム B を応援する表現として判断する。単位時間  $s$  内に投稿された全実況書き込み  $D_s$  中に出現する全ての  $word_i$  の評価値を算出して、属性評価辞書を作成する。

## 2.3 ユーザ属性の判別

作成した属性評価辞書を用いることで、ハッシュタグの付与されていない実況書き込みに対しても、応援チームの属性を判別できる。

1 件の実況書き込みに含まれるすべての単語の属性評価値の総和を、実況書き込みのスコアとして定義する。

$$S_A(T) = \sum_{w_i \in T} V_A(w_i) \quad (4)$$

スコアが正ならばチーム A を応援する属性、スコアが負ならばチーム B を応援する属性であるとして、1

件 1 件の実況書き込みを判別する．1 人のユーザにより投稿された複数の実況書き込みの属性を判別し，それぞれのチームを応援する実況書き込みの件数の投票によりユーザが応援しているチームを判別する．

$$U_L = \begin{cases} A & N_A > N_B \\ B & N_A < N_B \\ \text{None} & N_A = N_B \end{cases} \quad (5)$$

$N_A$  はチーム A を応援する実況書き込みの件数， $N_B$  はチーム B を応援する実況書き込みの件数である．判別された結果をユーザの属性として，全てのユーザにラベルを付与する．

## 2.4 要約映像の生成

同一チームを応援しているとしてラベル付与されたユーザの書き込みを集めて，時間別の書き込み件数の推移を調べる．そして，書き込み件数が極大値をとる区間を要約映像の候補区間とする．生成する要約映像の時間長に合わせて候補区間の数と区間長を調整し，要約映像を生成する．

## 3 実験

提案手法の有効性を確認するために，以下の 2 つの実験を行った

### 3.1 実験手順

#### 3.1.1 要約映像の生成

実際のプロ野球放送の実況書き込みからユーザ属性の判別を行い，要約映像を生成する実験を行った．本実験では，2010 年 11 月 4 日に放送された日本シリーズ「中日 vs. ロッテ」5 戦目における実況書き込みを利用した．実況書き込みをした投稿者数は 1,424 人であった．ただし，2 件以上の書き込みを行った投稿者を抽出した．投稿者の属性判別を行った結果を図 2 に示す．この結果は各チームを応援する投稿者の実況書

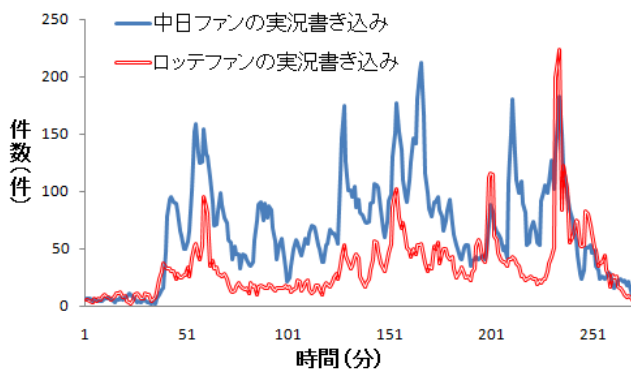


図 2: 実況書き込み件数の推移

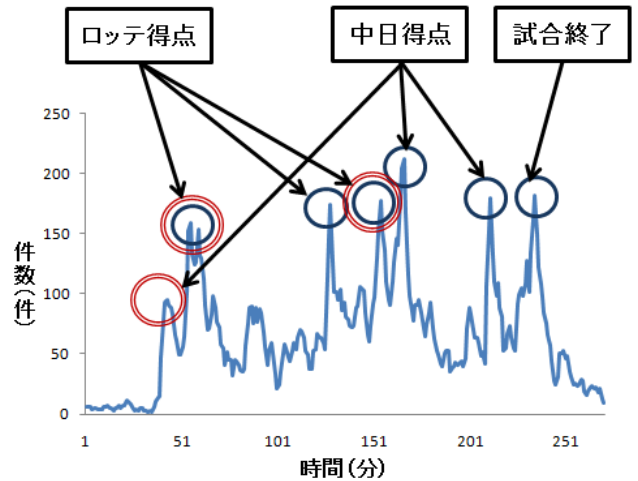


図 3: 中日ファンの視点による要約映像の評価．赤丸はハイライト映像に含まれていたシーンで，青丸は提案手法による要約映像候補区間である．

き込みの件数の推移を示している．そして，書き込み件数が多い上位 6 区間を要約映像候補とし，予備調査により評価の高かった時間長である 11 秒間ずつ集めて，要約映像を生成した．

#### 3.1.2 投稿者属性の判別

3.1.1 のデータのうち 200 人を抽出して，提案手法による投稿者属性の判別精度を評価した．

### 3.2 結果と考察

#### 3.2.1 要約映像の生成

投稿者属性の判別結果を用いて抽出した，中日ドラゴンズファンの視聴者視点による要約映像候補区間を図 3 に示す．図中の青丸は提案手法による要約映像候補区間，赤丸は後に実際に放送されたハイライト映像に含まれていたシーンを表す．このハイライト映像は，東海地方のローカル局で中日ドラゴンズファンに向けた視点で制作されたものである．これらを検出した結果，ハイライト映像中 3 シーンのうち 2 シーンを含む映像区間を抽出でき，一定の成果を確認した．検出に失敗した 1 箇所は，図 3 中の，ハイライト映像に含まれる最初の 1 シーンだった．これは，試合開始直後は地上波による試合中継がまだ始まっておらず，実際のスタジアムでの観戦や衛星放送などの限られたユーザのみが実況していたため，実況書き込みの件数が少なかったためと考えられる．これらのシーンを検出するためには，単純な書き込み件数の極大区間だけでなく，注目する時間帯の書き込み件数の平均や分散に注目して候補区間を検出する手法が必要である．

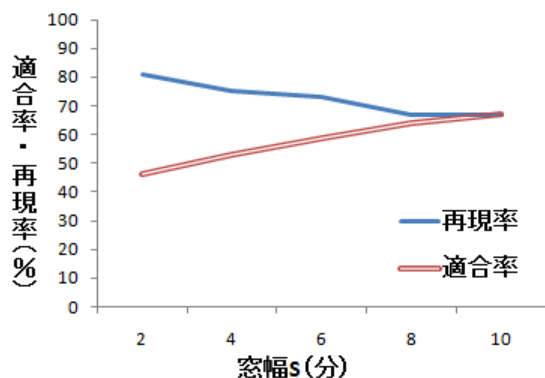


図 4: 窓幅を変化させた時のユーザ属性の平均判別率

### 3.2.2 投稿者属性の判別

単語の評価値算出における時間方向の窓幅  $s$  を変えて判別を行った結果を図 4 に示す。名詞・動詞・形容詞・形容動詞を辞書作成の品詞として用いた。なお人手で各投稿者にラベル付与したものを正解として評価した。その結果窓幅 2 分において最高で適合率 81 % , 再現率 46 % の精度で判別できることを確認した。

投稿者属性の判別実験において窓幅 2 分で適合率が最高となり、同時に再現率が最低となった、これは、1 つのプレイに対する即座の実況書き込みから属性を抽出したため適合率が高かった一方、窓幅が狭くなりすぎて属性評価辞書に登録する単語が減ったため再現率の低下を招いたと考えられる。得られる語句を増やすために、単語の組み合わせや構文片単位での属性の評価が必要と考えられる。

続いて試合開始 42 分時点における、窓幅 2 分でのユーザ属性の判別に用いた属性評価辞書の一部を表 2 に示す。評価値が 1 に近いほど中日ファンの属性評価値を、-1 に近いほどロッテファンの属性評価値を意味する。開始 42 分は、中日の選手が犠牲フライにより先制点を取得し、ロッテの選手が捕球した直後の時間帯である。得られた単語に品詞の多くは名詞であり、プレーや選手の名前が顕著に現れている一方、一般に評価表現とされる形容詞や形容動詞はあまり得られていない。これは Twitter では断片的で不完全な文章になるものが多く、一般の文章とは傾向が異なるためと思われる。そのため、今後 Twitter の文章の傾向を分析し、傾向にあった品詞の選別を行う必要があると考えられる。

## 4 おわりに

本講演では、Twitter の実況書き込みを用いた視聴者視点によるスポーツ映像の要約手法を提案した。プ

表 2: 属性判別に用いた属性評価辞書の一部

単語	属性評価値	単語	属性評価値
犠牲	1.00	アウト	0.00
フライ	1.00	ロッテ	-0.20
和田	0.38	清田	-1.00
先制	0.30	肩	-1.00
中日	0.12	強い	-1.00

口野球放送の実況書き込みから単語の属性評価値を算出し、投稿者属性の判別を行った。判別結果から同一のチームを応援している視聴者の視点による要約映像を生成し、提案手法の有効性を確認した。今後は、他の特徴量の検討による投稿者属性の判別精度向上と、書き込み件数の平均と分散を利用した要約映像候補区間の検出を目指す。

謝辞 本研究の一部は科研費特定領域研究「情報爆発 IT 基盤」及び若手研究による。

## 参考文献

- [1] 三浦 宏一, 浜田 玲子, 井手 一郎, 坂井 修一, 田中英彦, “動きに基づく料理映像の自動要約,” 情報処理学会 CVIM 研究会論文誌, Vol.44, No.SIG9, pp.21-29, Jul. 2003.
- [2] 林 英俊, 李 龍, 上林 弥彦, “概念グラフを用いたニュース映像要約システムの構築,” DEWS2003, 4-A-03, Mar. 2003.
- [3] 吹野 直紀, 馬 強, 角谷 和俊, 田中 克己, “ニュース記事を利用したサッカー要約映像の生成,” DEWS2003, 8-P-03, Mar. 2003.
- [4] S. Asur and B.A. Huberman, “Predicting the future with social media (informal publication),” ArXiv e-prints, 1003.5699, Mar. 2010.
- [5] P. D. Turney , “Thumbs up? Thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews,” Proc. 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL), pp.417-424, Jul. 2002.