

Twitter データを用いたテレビ番組ダイジェスト自動生成 に対するユーザ分類の適用

羽山 徹彩^{1,a)}

概要：本研究では Twitter データに基づいたテレビ番組のダイジェスト自動生成のために，ユーザ分類を適用した新たな方法を提案する．これまで，Twitter データに用いたテレビ番組ダイジェスト生成に関する研究ではテレビ番組放送時間帯に行われたツイートの頻度時系列データを採取し，その盛り上がりの位置に注目したイベント同定手法が開発されてきた．しかしながら，従来手法ではテレビを視聴しながら Twitter するユーザの利用方法が異なるにも関わらず，それらユーザのツイートを一緒に扱っているため，イベント同定を困難にしていると思われる．そこで本研究では Twitter の利用方法に基づきユーザを分類し，ユーザグループごとにイベントの同定，およびそのイベントの内容を把握するための単語クラスタの検出を行う際に，適切なグループデータを採用する手法を開発した．そして，サッカー番組を対象に，提案手法の有用性を確認した．本研究の成果により，番組内のイベントに対し多様な観点から抽出可能にするような，より高精度なテレビ番組のダイジェスト自動生成の開発が可能となる．

1. はじめに

本論文では Twitter データに基づいたテレビ番組のダイジェスト自動生成のために，ユーザ分類を適用した新たな方法について述べる．

テレビ番組のダイジェストはニュースや番組宣伝などに使用されているように，短時間で内容を分かり易く伝えるために利用されている．また個人で録画したテレビ番組に対しても，その番組ダイジェストがあればその番組を視聴するかどうかの指標を与えることができる．しかしながら，それを人手で作成するには時間や労力などの多くのコストを要するために，自動生成が望まれている．そのため，これまで音響特徴や映像特徴を利用することで，動画ダイジェストの自動生成手法が研究開発されてきた [14][16][2]．これら研究ではある程度の高精度なハイライトシーンの同定が可能であるものの，各シーンの内容や使用者の興味などの多様な情報を把握できるような表現の検出が大変難しかった．

近年，テレビを視聴しながら Twitter を利用するユーザ数は急激に増え続けて，膨大な数となりつつある^{*1}[1][7]．それらテレビ番組放送時間中のツイートにはその番組の内

容やユーザの感想に関する言語的表現が含まれているため，それらツイートを収集し，精緻化することでテレビ番組動画ダイジェスト自動生成に関する研究が試みられてきた [6][4][10][8][9][5]．その主な手順としては，対象番組が放送されている時間内にその番組に関して行われているツイートを収集し，そのツイート頻度の時間的推移から盛り上がり位置に注目している．しかしながら，従来研究のほとんどが任意のハッシュタグやキーワードを含んだツイートを採取し，分析してきたものの，Twitter の利用方法とツイート内容はユーザによって様々であるため，それらデータを一緒に扱う方法はイベントの同定やそのイベント内容の検出を困難にしていると思われる．

そこで本研究では Twitter の利用方法に基づきユーザを分類する方法を導入することで，イベントの同定やそのイベントの内容を把握するための単語クラスタの検出を行う手法を提案する．また，サッカー番組を対象とし，提案手法の有効性を明らかにする．本研究の成果により，従来よりも高精度なテレビ番組のダイジェスト自動生成の開発が可能となる．

2. 関連研究

スポーツを対象とした動画要約の自動生成を目的とし，その動画像や音声の特徴を解析する方法が研究開発されてきた．文献 [14] ではサッカーのゴールシーンを同定するために，ゴールポストが映っているシーンの認識手法を開発

¹ 金沢工業大学
Kanazawa Institute of Technology, Nonoichi-shi, Ishikawa
921-8501, Japan

^{a)} t-hayama@neptune.kanazawa-it.ac.jp

^{*1} <http://www.nielsen.com/us/en/press-room/2012/nielsen-and-twitter-establish-social-tv-rating.html>

している．また動画像と音声の特徴を複合的に用いた手法も開発されてきた．文献 [16] ではサッカーの動画とその音声の特徴をラベル付けて特徴キーワード列を作成することで，隠れマルコフモデルにより動画中の主なシーンを同定する手法を開発している．文献 [2] では動画像と音声の特徴に基づき作成した興奮モデルを利用することで，適応型の動画ハイライト同定手法を開発し，サッカー動画に適用している．以上の従来研究では予め規定された画像物体や特定音声に対して正確な認識が可能であるものの，それを利用したイベントの同定やその内容の認識までに至っていないかたり，再現性が高いにもかかわらず誤検出が含まれ易くなったりすることが報告されている．

近年，Twitter データを大量に収集し，そのツイート頻度の時間的推移からテレビ番組の動画要約を自動生成する手法が研究開発されてきた．そのなかで，文献 [6] では Twitter データを利用した方法が，音声と画像の解析を複合的に利用した従来手法と比べ，ほぼ同じ精度でイベントの検出が可能であると報告している．さらに，多様な観点からのイベントやその内容を検出するために，ツイートやユーザを分類する手法がいくつか開発されてきている．例えば，ツイートを分類する手法としては，感嘆詞といった興奮語 [13] や顔文字の感情的表現 [15] を含んだツイートを類型化し，解析している．ユーザを分類する手法としては，サッカー [11]，野球 [4]，或いはアメリカンフットボール [12] などのチーム戦をそれぞれ対象とし，異なる立場のツイートをそれぞれ解析し，立場の異なりから盛り上りの違いを明らかにしてきた．また以上の先行研究が扱っているデータでは，任意のハッシュタグやキーワードを含んだツイートに着目して収集されている．しかしながら，Twitter の利用方法とそのツイートに含まれる内容は，会話型や情報発信型などユーザの Twitter の利用方法によって様々であり，必ずしもイベントとツイートの時間や内容が同期するわけでない．そのため，全てのツイートを一緒に扱った場合にはイベントやその内容の同定を困難にしているといえる．そこで本研究では Twitter の利用方法に基づきユーザを分類する方法を新たに導入する．本研究では Twitter のツイートに含まれる言語的表現でなく，Twitter の利用方法に着目し，ユーザを分類する点で，これまでの研究と異なる．

3. 提案手法

本提案手法はテレビ番組ダイジェストを自動生成するために，テレビ番組を視聴しながら Twitter を利用しているユーザのツイートデータを利用し，そのテレビ番組の主なイベント時間帯とその内容を表現している単語クラスタのリストを抽出する．そのために，Twitter の利用方法に基づきユーザをグループ化し，各グループのツイート頻度の時系列データから，イベントの同定およびそのイベント内

容を表現する単語クラスタの検出に適切なユーザグループのデータを利用する．

本提案手法の手順としては図 1 に示すように，まず対象テレビ番組を視聴しながらツイートしているユーザのテレビ放映時間帯のツイートを入力として，(1)Twitter 利用方法に基づいたユーザのグループ化を行い，それら (2) ユーザグループごとにツイート頻度の時系列データの作成を行う．そして，イベント同定に適した任意のユーザグループの時系列データを使用し，(3) イベント同定のためツイート頻度時系列データに対するバースト検知を行う．最後に，同定されたイベント時間帯リストとイベント内容検出に適した任意のユーザグループの時系列データを使用し，(4) イベント内容検出のための単語頻度時系列データに対するバースト検知を行い，イベント時間とその内容を表現している単語クラスタのリストを出力する．

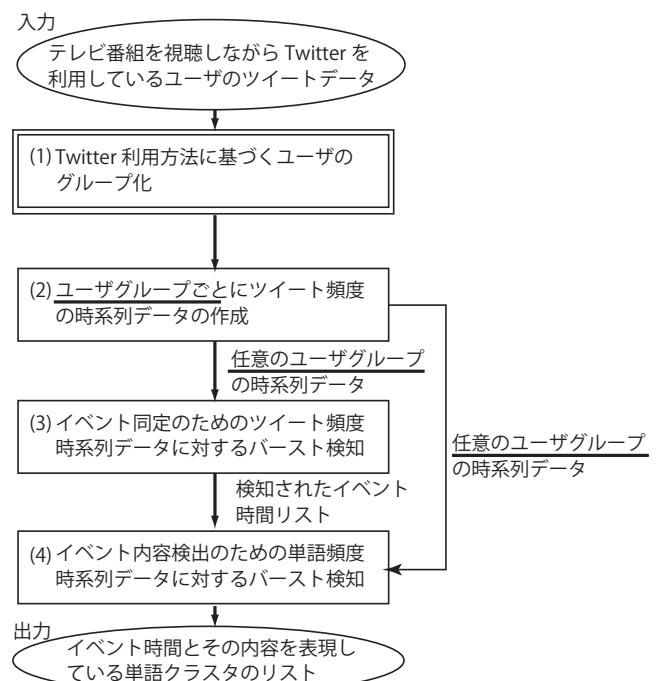


図 1 提案手法の処理手順

以上の手順で実施されるイベントの同定やその内容の検出には時系列データからの異常値を検出するバースト検知を行うが，それぞれに適切な任意のユーザグループのツイート時系列データを適用することで，従来のハッシュタグやキーワードを含むツイートを一緒に扱うよりも，より高精度なバースト検知が行える可能性がある．例えば，情報共有を目的としたユーザのツイートには，ある程度意味を含んだ情報が発信されたり，また会話を目的としたユーザのツイートには実時間と異なるイベントの内容を含んだ情報や返事程度の軽微な内容を含んだ情報が発信されたりする．そのようなツイートと実際のイベントの発生時間のズレや内容的な分散を考慮し，本提案手法ではユー

ザの利用方法を考慮した分析を導入することで、イベントが検知し易いユーザのツイートやそのイベントの内容表現が読み易いツイートを類別化し、バースト検知し易いデータを利用することが可能となる。

それぞれの手順の詳細について、以下に述べる。

(1) Twitter 利用方法に基づくユーザのグループ化

テレビを視聴しながらツイートするユーザに対して、クラスタ分析を使用し、同じような特徴を持ったユーザをグループ化する。クラスタ分析に用いる特性には、各ユーザが対象となるテレビ番組の放送時間帯で行っていた Twitter の利用方法に関する以下の項目が用いられる。

- リツイート/リプライが含まれる割合
他のユーザとの係わり合いの度合いを表現している。リツイート/リプライを行っている割合が高いユーザほど、コミュニケーションを重視した Twitter の利用を行っているといえる。
- ハッシュタグ使用の割合
ハッシュタグはある話題として他のユーザに検索され易いことから、情報共有への貢献の度合いを表現している。ハッシュタグを使用している割合が高いユーザほど、同じ話題に興味のあるユーザと情報を共有するために Twitter を利用しているといえる。
- 平均文字数
文字数が多いツイートほど多くの言葉が含まれていることから、情報量の多さを表現している。文字数が多いツイートをしているユーザほど、内容を詳細に伝えるような Twitter の利用をしているといえる。
- 平均ツイート数
テレビ番組や他のツイートへの敏感さを表現している。ツイート数が多いユーザほど、テレビや他のツイートに対し、ツイートで反応するような Twitter 利用をしているといえる。

現行システムのクラスタ分析には以上の Twitter 利用のユーザ特性に対し、距離算出に Ward 法を使用している。

(2) ユーザグループごとにツイート頻度の時系列データの作成

(1) でグループ化したユーザのツイートを任意の時間間隔で集積し、それを時間軸で並べることで、グループごとのツイート頻度の時系列データを作成する。

現行のシステムで扱った時間間隔には、事前にサッカー番組放送内のゴールシーンとそれに反応したツイートとの時間のズレが 3 秒から 8 秒の間と調査した結果をもとに、5 秒と設定している。

(3) イベント同定のためのツイート頻度時系列データに対

するバースト検知

(2) で各グループのツイート頻度の時系列データに対し、テレビ番組内のイベントを同定するために、急激なツイート増加の異常を検出するバースト検知を行う。

現行システムのバースト検知には Kleinberg[3] の方法を用いている。Kleinberg の方法では、時系列データがどの程度の期間において、どの程度の異常レベルが生じているかを自動的に検知できるアルゴリズムである。その具体的な手順としては、各グループの全体のツイート数から時間間隔ごとのツイート頻度の出現確率を求め、その出現確率が平均出現確率に対しどれだけ上回るかによってバーストレベルを求めることができる。さらにその時間間隔位置の各バーストレベル/非バースト状態の遷移系列にコストを与え、最小コスト系列を求める。本研究ではその最小コスト系列の算出に Viterbi アルゴリズムを用いている。

(4) イベント内容検出のための単語頻度時系列データに対するバースト検知

(3) で同定された各イベントの内容を表現する単語クラスタを検出するために、そのバースト検知された各イベントの時間帯で特徴的な単語を検出するための単語バースト検知を行う。

単語バースト検知には予め内容を表現する単語に着目し、(3) と同様に Kleinberg の方法を用いる。着目する単語選択の方法としては、現行のシステムではまずツイート全体の頻出単語から、“主体”、“状況”、“感情”、および“情勢”に分類された単語リストを手作業で作成している。

4. 実験

4.1 概要

本研究では Twitter データを用いたテレビ番組要約の自動生成のために、ユーザの Twitter 利用方法に基づきツイートを分類することで、イベントの同定やその内容を表現する単語クラスタの検出を容易にするための手法を提案した。そこで本実験では従来研究で用いられている Twitter データを分類しない手法と比較することで、提案手法の有効性を調査した。

本実験の対象番組には、サッカー国際親善試合(日本 VS オランダ、2013 年 11 月 16 日 21 時 15 分から 23 時 15 分に放送)が用いられた。また本実験の Twitter データにはサッカー関係の Twitter ユーザのフォロワー(51,565 人)から収集したテレビ放送時間帯のツイート(376,656 件)が用いられた。イベント内容の検出に使用した単語リストは対象データのツイートに含まれる高頻出単語の上位 300 個のなかから、以下のように選択された。

- 主体：本田、大迫、内田、長友、柿谷、遠藤、長谷部、山口、岡崎、西川、香川、ロッペン、ファンデルフォルト

- 状況：ゴール、シュート、点、パス、サイド、交代
- 感情：ああ/あー、笑、おお、すごい、やばい、ミス、ナイス/素晴らしい、おいしい
- 情勢：日本、オランダ

評価には対象番組のイベントとその発生時間、および内容文章が掲載されている“Yahoo!ニュースのテキスト速報^{*2}”が使用された。イベント同定に関する評価ではそのニュースのテキスト速報を参考にし、“両チームのゴールシーン”、“日本チームのシュートシーン”、および“選手交代”の時間帯が検出されているかを調べた。イベント内容を表現している単語クラスタ検出の評価ではまず各イベントが検出されたバースト時間帯にバーストしている単語クラスタに対し、人手によって3段階(「よく分かる」、「分かる」、「分からない/間違っている」)に評価付けをし、その評価数を調べた。その評価基準として、“主体”および“状況”の評価では、バースト検出された単語とニュース速報に出現する単語との一致度から判断した。例えば、「よく分かる」の評価ではすべての単語が一致している場合とし、「分かる」の評価では主な単語が一致している場合とし、「分からない/間違っている」の評価ではニュース速報に出現しない単語が含まれていたり、全く単語が検出されなかったりした場合とした。“感情”の評価に関しては日本側のゴールに対し、ポジティブな表現であれば「よく分かる」と判断した。また“情勢”の評価に関してはニュースに明記されている記述をそのまま用いたが、試合開始/終了に関しては両方正解とした。

以上の方法により、イベントの同定およびその内容を表現する単語クラスタの検出において、それぞれのユーザグループの特徴と有用な方法を明らかにした。

4.2 結果

4.2.1 Twitter 利用方法に基づくユーザのクラスタ分析

Twitter 利用方法に基づきユーザをクラスタ分析した結果を表1に示す。

クラスタ分析の結果では、ユーザは4グループに類型化された。それぞれのグループの特徴として、グループ1のユーザは平均ハッシュタグ使用の割合が0.84と高く、平均文字数が42.09と長いこと、グループ2のユーザは平均リツイート/リプライの数が比較的多いこと、グループ3のユーザはリツイートの割合が高いこと、およびグループ4のユーザはハッシュタグ使用の割合とリツイートの割合が少ないこと、がそれぞれ挙げられる。以上の結果が示すように、テレビを視聴しながらTwitterを利用するユーザの特徴が明らかとなった。そこで本研究ではそれらグループ1から4の呼称として、“ハッシュタグ多用型”、“リツイート/単純ツイートの複合型”、“リツイート多用型”、および

“単純ツイート多用型”とした。

4.2.2 ユーザグループごとのツイート頻度時系列データからのイベント同定

ユーザグループごとのツイート頻度時系列データ、およびそれらからのイベント同定のためにバースト検出した結果のグラフを図2に示す。

本実験で検出された対象番組中のイベントとしては、“両チームのすべてのゴール”、“日本チームのシュート”、および“選手交代”の各シーンに加え、“試合開始”および“試合終了”に関する時間帯、合計9か所が検出された。ユーザグループごとのツイート時系列データにおいて、すべてのゴールシーンが検出できたグループは“単純ツイート多用型”のみであった。また“単純ツイート多用型”のグループデータを使用した場合にはバーストレベルにおいても、他のグループが高々1であるのに対し、2が検出されており検出に敏感であったことがわかる。その一方で、全くイベントを検出できなかったグループデータは“リツイート多用型”であり、半分程度(9か所中4か所)のイベントしか検出できないグループデータは“リツイート/単純ツイートの複合型”であった。

またすべてのツイートデータを用いたイベント検出では、本実験対象において9か所中5個が可能であった。そのため、本実験では“単純ツイート多用型”のユーザグループのデータを用いた方が、すべてのツイートデータを用いたよりも、イベント同定の精度が高いといえる。

4.2.3 イベント内容を表現する単語クラスタの検出

各ユーザグループのツイートデータに対しイベント内容を表現する単語クラスタを検出し、それを評価した結果を表2に示す。

“主体”、“状況”、および“情勢”を表現した単語クラスタに関しては、“単純ツイート多用型”のユーザグループが4か所の「よく分かる」と5か所の「分かる」、4か所の「よく分かる」と5か所の「分かる」、および5箇所の「よく分かる」と3か所の「分かる」と1か所の「分からない/間違っている」、とそれぞれにおいて他のユーザグループのデータに対し最も良い検出結果であった。“感情”を表現した単語クラスタに関しては、“リツイート/単純ツイートの複合型”のユーザグループが7か所の「よく分かる」と2か所の「分かる」と、他のユーザグループのデータに対し最も良い検出結果であった。

またすべてのデータを用いたイベント内容を表現した単語クラスタの検出では、すべての検出項目において平均的に良い結果が得られているものの、Twitterデータを分類し適用した手法のなかで最良の結果を用いた方が“感想”の項目が同程度の結果であったものの、それ以外の項目で良い結果であったことが分かった。

^{*2} http://live.sportsnavi.yahoo.co.jp/live/soccer/japan/jpn_20131116_01

表 1 Twitter 利用方法に基づきユーザをクラスタ分析した結果

グループ ID	ユーザ数	平均ツイート数	平均ハッシュタグ割合	平均リツイート割合	平均文字数	特徴	呼称
1	1474	9.01	0.84	0.07	42.09	ハッシュタグ使用割合が多く、文字数が多い	ハッシュタグ多用型 ハッシュタグ多用型
2	19669	11.00	0.03	0.49	19.84	比較的リツイート割合が多い	リツイート/ 単純ツイートの複合型
3	11944	4.09	0.11	0.98	16.41	リツイート割合が多い	リツイート多用型
4	18482	5.31	0.00	0.01	26.10	ハッシュタグ使用割合とリツイート割合が少ない	単純ツイート多用型 単純ツイート多用型

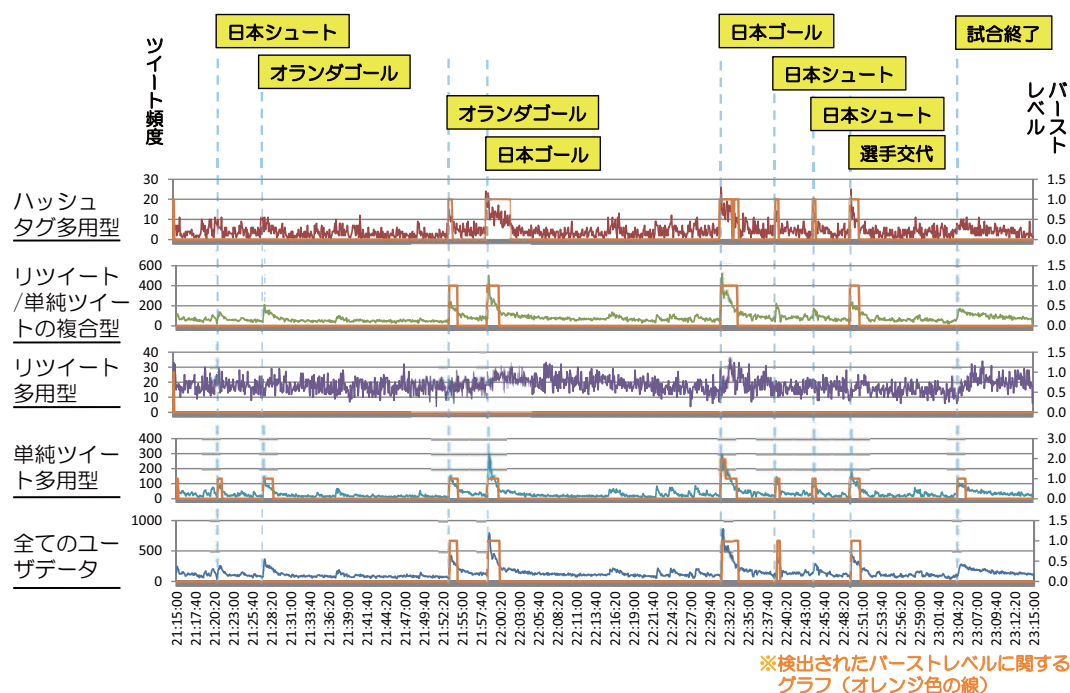


図 2 ユーザグループごとのツイート頻度時系列データおよびイベント同定のためのバースト検知の結果

4.3 考察

本実験結果より、テレビ番組を視聴しながら Twitter を利用しているユーザは、“ハッシュタグ多用型”、“リツイート多用型”、“リツイート/単純ツイートの複合型”、および“単純ツイート多用型”に分類できることがわかった。またそれら分類を用いてイベント同定を行った結果としては、“単純ツイート多用型”のユーザグループのデータを用いることが有用であることがわかった。さらにイベント内容を表現する単語クラスタの検出には“主体”、“状況”、および“情勢”に関して“単純ツイート多用型”、“感情”に関しては“単純ツイートの複合型”、のユーザグループのデータをそれぞれ用いることが有用であることがわかった。またイベントやその内容を表現する単語クラスタの検出において、以上の結果はすべてのツイートを一緒に扱う従来手法よりも、高い精度が得られることを確認した。

またこれら結果を組み合わせると、図 3 となり、試合全体の様子がある程度把握できる結果であることがわかる。

以上から、テレビ番組ダイジェスト自動生成のために、

本提案手法である Twitter 利用方法に基づくユーザ分類を導入することは有効であるといえる。

5. おわりに

本研究では Twitter を用いたテレビ番組ダイジェストの自動生成のために、ユーザ分類を導入した新たな手法について述べた。従来方法ではテレビを視聴しながら Twitter の利用方法がユーザによって様々であるにも関わらず、それらユーザのツイートを一緒に扱うに扱っているため、イベントやその内容の検出を困難にしている。そこで本研究では Twitter の利用方法に基づきユーザを分類し、ユーザグループごとにイベントの同定やそのイベントの内容を把握するための単語クラスタの検出を行い、適切なグループの検出結果を採用する手法を提案した。そして、サッカー番組を対象に、提案手法の有用性を確認した。その結果として、テレビ番組を視聴しながら Twitter を利用しているユーザは、“ハッシュタグ多用型”、“リツイート多用型”、“リツイート/単純ツイートの複合型”、および“単純ツイート

表 2 イベント内容を表現した単語クラスターの検出結果に対する評価

	グループ 1 ハッシュタグ多用型			グループ 2 リツイート/単純 ツイートの複合型			グループ 3 リツイート多用型			グループ 4 単純ツイート多用型			すべてのデータ		
	○	×		○	×		○	×		○	×		○	×	
主体	4	3	2	2	7	0	3	3	3	4	5	0	3	6	0
状況	2	4	3	7	0	2	3	1	5	8	1	0	7	0	2
感想	4	2	3	7	2	0	1	2	6	4	2	3	7	2	0
状況	5	3	1	3	2	4	2	1	6	5	3	1	3	2	4

○:よく分かる, :分かる, ×:分からない/間違っている

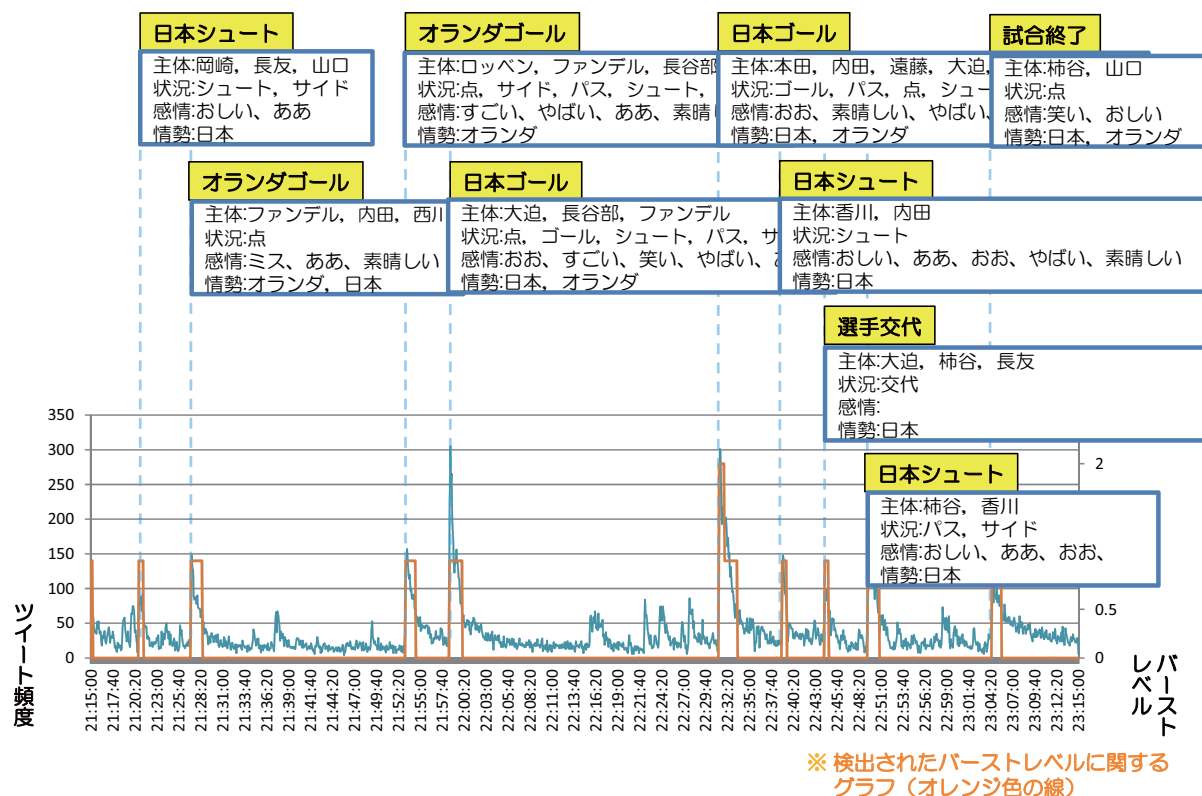


図 3 ユーザ分類を適用したテレビ番組ダイジェスト生成のためのイベントとその内容の検出結果 (イベント同定には“単純ツイート型ユーザー”のデータを使用している。イベント内容の検出において、“主体”、“状況”および“情勢”には“単純ツイート多用型”ユーザーのデータを、“感情”には“リツイート/単純ツイートの複合型”のユーザーデータをそれぞれ使用している。)

多用型”に分類できることがわかった。またそれら分類を用いてイベント同定を行った結果としては、“単純ツイート多用型”のユーザグループのデータを用いることが有用であることがわかった。さらにイベント内容を表現する単語クラスターの検出には“主体”、“状況”、および“情勢”に関して“単純ツイート多用型”、“感情”に関しては“単純ツイートの複合型”、のユーザグループのデータをそれぞれ用いることが有用であることがわかった。またイベントやその内容を表現する単語クラスターの検出において、以上の結果はすべてのツイートを一緒に扱う従来手法よりも、高い精度が得られることを確認した。

今後の課題としては、本提案手法をサッカー番組を中心としたより多くのテレビ番組に適用し、その有効性を検証

することが挙げられる。また本研究の成果を利用し、様々な観点からテレビ番組ダイジェストの自動生成を試みることも行う。

参考文献

- [1] テレビとソーシャルメディアの関係性, ネットエイジア株式会社, <http://www.mobile-research.jp/>.
- [2] Alan Hanjali, *Adaptive Extraction of Highlights From a Sport Video Based on Excitement Modeling*, IEEE Transactions on Multimedia, Vol.7(6), pp.1114-1122 (2005).
- [3] Jon Kleinberg, *Bursty and hierarchical structure in streams*, In Proc. of the 8th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp.1-25 (2002).

- [4] 小林 尊志, 野田 雅文, 出口 大輔, 高橋 友和, 井手 一郎, 村瀬 洋 Twitter の実況書き込みを利用したスポーツ映像の要約電子情報通信学会技術研究報告. MVE, マルチメディア・仮想環境基礎 110(457), pp.165–169, 2011.
- [5] 久保光証, 笹野遼平, 高村大也, 奥村学, “ 良い実況者 ” に着目した *Twitter* からのスポーツ速報生成, 言語処理学会第 19 回年次大会, pp.138–141, 2013.
- [6] James Lanagan and Alan F. Smeaton, *Using twitter to detect and tag important events in live sports*, In ICWSM 2011, pp. 542–545 (2011).
- [7] 水沼友宏, 池内淳, 山本修平, 山口裕太郎, 佐藤哲司, 島田諭. *Twitter* におけるバーストの生起要因と類型化に関する分析, 情報社会学会誌. Vol. 7, no. 2, p. 41-50 (Mar. 2013).
- [8] Takano Nobu Nakahara and Yukinobu Hamuro, *Detecting Topics from Twitter Posts During TV Program Viewing*, In Proceedings of the 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW '13), pp. 714–719 (2013).
- [9] Masami Nakazawa, Maike Erdmann, Keiichiro Hoashi, Chihiro Ono, *Social Indexing of TV Programs: Detection and Labeling of Significant TV Scenes by Twitter Analysis*, Proceedings of the 2012 26th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops, pp.141–146 (2012).
- [10] 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, pp. 517–519, 2011.
- [11] Guido van Oorschot, Marieke van Erp, and Chris Dijkshoorn, *Automatic Extraction of Soccer Game Events from Twitter*, Proceedings of the Workshop on Detection, Representation, and Exploitation of Events in the Semantic Web DeRiVE 2012, pp. 21–30 (2012).
- [12] Tang, A., and Boring, S. *#EpicPlay: Crowd-sourcing Sports Video Highlights*, In ACM International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'12), pp.1569–1572 (2012).
- [13] 富田 大志, 道満 恵介, 井手 一郎, 出口 大輔, 村瀬 洋: “ Twitter を用いたスポーツ試合中のイベント検出に関する検討 ”, 電子情報通信学会 HCG シンポジウム, IV-2-16, Dec. 2012
- [14] 山本大樹, 清水大輔, 渡邊 睦: サッカー映像のシーン自動解析の研究, 電子情報通信学会技術報告書, vol.104, no.573, PRMU2004-176, pp.73–78 (2005)s.
- [15] Takashi Yamauchi, Yuki Hayashi, Yukiko I. Nakano, *Searching emotional scenes in TV programs based on twitter emotion analysis*, Proceedings of the 5th international conference on Online Communities and Social Computing, pp. 21–26 (2013).
- [16] Jinjun Wang, Changsheng Xu, Engsiong Chng and Qi Tian: *Sport Highlight Dectection from Keyword Sequences using HMM*, In Proc. IEEE ICME, pp.27–30, 2004.