

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

中澤 昌美[†] 帆足 啓一郎[†] 小野 智弘[†]

[†] KDDI 研究所 〒356-8502 埼玉県ふじみ野市大原 2-1-15

E-mail: [†] {ms-nakazawa, hoashi, ono}@kddilabs.jp

あらまし 録画したテレビ番組を効率よく楽しむためには、対象動画の重要シーンを検出し、各シーンの内容を表すラベルを付与する技術が有効である。本研究では、テレビ番組に関連する Tweet 数の変動から重要シーンを自動的に検出し、Tweet 内容から各シーンでの主要人物とイベント内容を推定して、その結果をシーンを表すラベルとして付与する手法を提案する。提案手法により、映像コンテンツ解析による手法に比べ、効率的かつ高精度なラベルが付与できることが期待される。プロ野球中継を対象とした実験の結果、試合の重要シーンの検出及び各シーンの主要人物の推定がいずれも高精度で実現できることが実証された。

キーワード Twitter, TV 番組, ピーク検出, ラベル付け

Detection and Labeling of Significant Scenes from TV program based on Twitter Analysis

Masami NAKAZAWA[†] Keiichiro HOASHI[†] and Chihiro ONO[†]

[†] KDDI R&D Laboratories Inc. 2-1-15 Ohara, Fujimino-shi, Saitama, 356-8502 Japan

E-mail: [†] {ms-nakazawa, hoashi, ono}@kddilabs.jp

Abstract The analysis of TV program content, and the extraction of important scenes/events within the program is essential to enjoy archives of recorded programs. In this research, we propose a method which can automatically detect significant scenes from TV programs, and estimate labels which express the content of the scene based on analysis of Twitter data. Our proposal is expected to be superior to conventional content-based video analysis techniques, in terms of both accuracy and efficiency. Experimental results conducted on TV broadcast baseball programs have indicated that our proposal can accurately detect major events in a baseball game, and also apply labels which describe the event.

Keyword Twitter, TV program, Peak Detection, Scene Annotation

1. はじめに

現在、テレビの多チャンネル化やデジタル化が進み、テレビ番組が増加している。視聴可能な番組は増えたが、見たい番組が数多くあっても、それら全てを視聴することは困難である。レコーダーで見たい番組を録画することも可能だが、視聴する時間がなく、未視聴番組が溜まっていく場合もある。こうした問題を解決し、効率的にテレビ番組を楽しむための技術として、重要なシーンを自動抽出し、シーン検索などに活用する技術のニーズが高まっている。

一方、Twitter の普及により、テレビ番組を視聴しながら Tweet するユーザが増加している。視聴中の番組に関連した Tweet を送信し、他のユーザとその情報を共有することにより、ネット上の他のユーザと一緒にテレビ番組を視聴している感覚になるなど、ソーシャルメディア時代のテレビの楽しみ方として注目されている。特に、多数の視聴者が投稿する注目シーンにお

いて投稿されたツイートを投稿・閲覧しながらテレビを視聴することは、繋がりを共感体験できるソーシャルメディア視聴の醍醐味の一つとなっている。しかし、ソーシャルメディアを利用しない視聴者間では、このような繋がり・共有体験は浸透していない。そこで、ソーシャルメディア非利用者にも、繋がり・共感が体験できる環境が望まれている。

本研究では、上記の現象に着目し、テレビ番組放送に関連した Tweet を解析することにより、テレビ番組の重要シーンを自動的に検出し、かつ、そのシーンの内容を表すラベルを付与する方式を提案する。

提案手法により、重要シーンのみを視聴することで、テレビ番組視聴が効率化できたり、付与したラベルの情報を元に高精度なシーンの検索が可能になったりするなど、ソーシャルメディアを利用しないユーザでも、新たなテレビ番組の楽しみ方が実現できる。

2. 関連研究

これまでに、映像の内容理解やハイライト抽出の研究は盛んに行われている。A Hanjalic の研究[2]では、スポーツビデオのハイライト抽出が行われている。この手法では、画像の特徴抽出を行う必要があるため、計算負荷が高く、処理時間が長いという課題がある。宮内らの研究[4]では、計算負荷を削減するため、テキスト・音声・画像情報を計算負荷の少ないストリームから順に処理することによるハイライト検出法とショットインデクシング法を提案している。上記のような映像解析によるハイライト検出は、スポーツ番組のある特定のジャンルに特化した特徴を利用するため、適用可能な番組が限られるという課題がある。

一方、最近では、Twitter とテレビ放送を連動させた研究が盛んに行われている。David A. Shamma らの研究[1]が代表的である。この研究では、テレビ放送された大統領選のディベートを、Twitter の投稿数を利用して番組を話題単位に分割する手法を提案している。

3. 提案手法

本稿では、放送中のテレビ番組に対する Tweet を収集、解析することで、テレビ番組における重要シーンを検出し、そのシーンの内容を表すラベルを付与する手法を提案する。

本稿における重要シーンとは、テレビ番組視聴者が注目したシーン、つまり、周辺シーンよりツイート投稿数が突出して多いシーンと定義する。これにより、視聴者視点での見どころシーンを検出することが可能となる。

重要シーン検出では、対象とするテレビ番組のキーワードを含む Tweet を収集し、一定時間毎における Tweet 数の時系列変化を調べることで、テレビ番組の重要シーンを検出する。ラベル付与では、まず、検出した重要シーンの Tweet におけるキーワードから人物を抽出することで主要人物を推定する。さらに、主要人物名を含む Tweet において、主要人物と多く共起する語を取り出すことでイベント内容を推定する。

Twitter は、ユーザがその時に感じたリアルなつぶやきを投稿するため、テレビ番組中の出来事と Tweet 投稿がほぼ同時刻になることが多い。つまり、放送中のテレビ番組の内容を解析するために Twitter は有用な情報と考えられる。たとえば、番組の中で印象的なイベントが発生した場合、多くのユーザが Tweet を行うと推測される。投稿件数の変動を調べることで重要シーンが検出できると考えられる。さらに、投稿された Tweet から重要なキーワードを抽出することで、番組内容が推測できると考えられる。この手法は、特徴抽出が困難な画像処理[2]を必要としないため、[2]などの

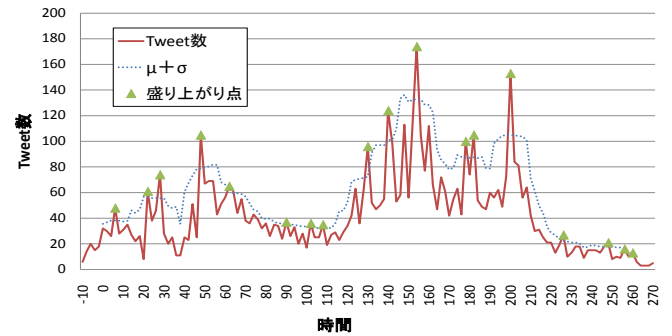


図 1. ニュートン法と平滑化による Tweet 盛り上がり検出

従来手法と比べて効率的に重要シーンが検出できるという利点がある。以下に重要シーン検出及びラベル付与手順の詳細を示す。

3.1. 重要シーン検出

重要シーン検出では、対象番組の放送中に投稿された Tweet を収集し、一定時間単位の Tweet 数をカウントする。Tweet 数が急増した時間帯を重要シーンとして検出する。

Tweet の収集には、対象となるテレビ番組のキーワードを利用する。番組で利用されるハッシュタグをキーワードとして用いることで、同一番組に関する Tweet を効率的に収集できる。

重要シーンの検出は、先行技術である[1]を利用することで、Tweet の盛り上がりを検出する。具体的には、一定時間ごとに投稿された Tweet 数をカウントし、Tweet が急増している時間帯をピーク点として検出する。ピーク点検出にはニュートン法[3]を用い、極大値のみを利用し、Tweet が急増しているシーンを検出する。さらに、ピーク検出されたシーンの中でもより重要なシーンを抽出するため、前後の数区間における平均 Tweet 数 μ と標準偏差 σ を求める。 $\mu + \sigma$ 値以上の Tweet 数をもつピーク点を重要シーンとして検出する。

図 1 に Tweet の盛り上がり検出の一例を示す。折れ線は Tweet 数、破線は $\mu + \sigma$ を表している。破線より上に存在するピーク点 (▲で示されている) が、検出された重要シーンに対応する。

3.2. ラベル付与

次に、3.1 節で検出した重要シーンにおける主要人物とイベント内容の 2 つのラベルを付与する。提案方式では、まず、重要シーンで発生した Tweet の中での出現頻度が高い人名を取り出すことで、主要人物を推定する。次に、推定した主要人物と同一 Tweet 内で共起する語の出現回数が多い語を抽出し、イベント内容とする。

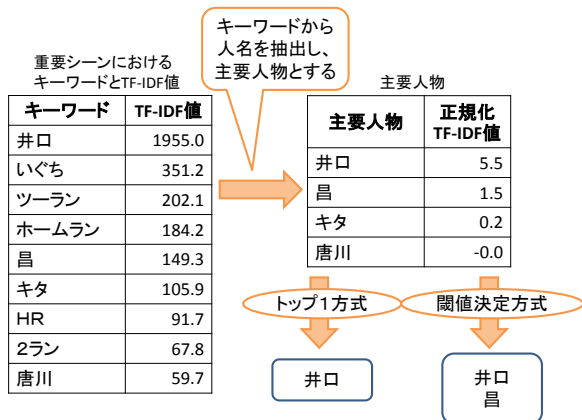


図 2. 主要人物推定の一例

本提案でのラベル付与における特長は、各重要シーンにおける主要人物を推定した後、イベント内容推定を行うことである。Tweet のキーワード検出を行っただけでは、人物名やイベント名、数値等が混在し、ラベル付与が困難である。提案手法では、重要シーンを象徴する「人物名」に着目することにより、重要シーンのラベルを精度良く付与することができる。

以下に、ラベル付与に必要となる主要人物推定とイベント内容推定の詳細を示す。

3.2.1. 主要人物推定

重要シーンでの Tweet から、キーワードを抽出し、その中から高頻度で発生する人物名を抽出することで主要人物を推定する。ここでは、主要人物を各シーンで 1 人推定する手法と、閾値をもとに複数の主要人物を推定する手法の 2 種類の手順を提案する。

まず、検出した重要シーンの Tweet からキーワード検出を行い、各キーワードの TF-IDF 値を算出する。TF は各重要シーンでの Tweet 数であり、DF は毎日新聞コーパスに基づいて算出する。

検出したキーワードから、形態素解析ツール MeCab により、人名と判定された語を抽出し、各人名の TF-IDF 値を、解析対象 Tweet 内の平均頻度および標準偏差を元に正規化する。この正規化した値(正規化値)が最も高い人物を重要シーンにおける主要人物と推定する方式を「トップ 1 方式」とする。一方、正規化値に対し、主要人物推定基準値 N を設定し、 N 以上の正規化値をもつ人名を各重要シーンにおける主要人物と推定する方式を「閾値方式」とする。閾値方式により、複数の主要人物が発生する重要シーンについても、もちろん主要人物を推測することができる。図 2 に主要人物推定の一例を示す。ここではまず、検出した重要シーンの Tweet から重要なキーワードを検出し、その中から、形態素解析の結果人名と判定された「井口」、

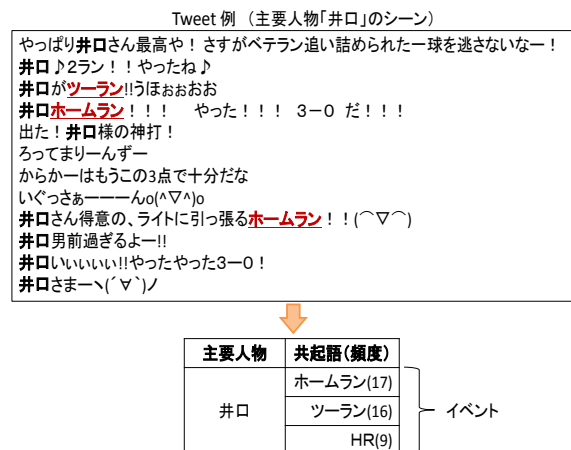


図 3. イベント内容推定の一例

「昌」、「キタ」、「唐川」を主要人物候補とする。トップ 1 方式では、主要人物の候補の中から、正規化した TF-IDF 値が最大の人物である「井口」を重要シーンにおける主要人物と決定する。また、閾値決定方式では、主要人物の候補の中から、例えば 1.5 以上の正規化 TF-IDF 値をもつ「井口」、「昌」を重要シーンにおける主要人物と決定する。

3.2.2. イベント内容推定

次に、重要シーンのイベント内容を推測するため、主要人物名を含む Tweet の形態素解析を行い、主要人物と共起する語を抽出し、共起頻度の高い名詞を推定イベントラベルとして付与する。

3.2.1 節で推定した主要人物名を含む重要シーンの Tweet に対し、MeCab を用いた形態素解析を行い、同一 Tweet 内で主要人物と共起する名詞を取り出し、出現回数をカウントする。そして、各主要人物に対し、出現頻度上位 3 語を推定イベントラベルとして重要シーンに付与する。図 3 にイベント推定の一例を示す。ここでは、重要シーンにおける主要人物が「井口」の場合の例を紹介する。重要シーンの Tweet から、「井口」という語を含む Tweet を抽出し、「井口」と共起する「最高」、「ベテラン」、「ツーラン」、「ホームラン」、「ライト」等の名詞の出現回数をカウントする。このシーンでは、井口と共起する語は出現回数上位から、「ホームラン」、「ツーラン」、「HR」となったため、この 3 語が該当シーンの内容を表す推定イベントラベルとなる。

4. 評価実験

提案手法の有効性を実証するため、本研究では、ハッシュタグを用いた Tweet 数が多くデータが豊富であることや、各シーンで発生するイベントの定義が明確であることなどから、プロ野球中継を解析対象と

して選択し、評価を行うこととする。具体的には、プロ野球の試合中に投稿された関連 Tweet を提案手法で解析し、試合中の重要シーン検出及びラベル付与の精度を評価する。

4.1. 実験データ

実験は、2010 年のプロ野球セ・パ両リーグのクライマックス・シリーズ(CS)と日本シリーズ、全 21 試合に対して行う。Twitter API を利用し、試合開始 20 分前から試合終了 30 分までの Tweet を、対戦中の 2 チームのハッシュタグをキーワードとして収集した。従って、1 試合につき 2 個の Tweet データセット（合計 42 個）が収集されることとなる。実験に用いたハッシュタグを表 1 に、収集した Tweet の統計データを表 2 に示す。

また、本実験を評価するための正解データとして、人手によるラベリングデータを作成する。まず、収集した全ての Tweet データセットに対し、3.1 節で提案した方式に基づいて重要シーンを抽出する。次に、各重要シーンで発生する Tweet の内容を閲覧し、各シーンにおける主要人物、およびイベントラベルを人手で付与する。なお、イベントラベルは、野球の試合で発生するイベントを中心に付与することとし、各シーンに付与するラベルには、個数の制限は設定していない。実際に付与されたイベントラベルの例を表 3 に示す。

4.2. 評価結果

以下、提案手法である重要シーン検出、主要人物推定、イベント内容推定の 3 つのステップによる検出及び推定の精度を評価した結果について説明する。

4.2.1. 重要シーン検出

まず、重要シーン検出方式について、検出された重要シーンが、実際のプロ野球中継番組内のイベントと対応するかの評価を、4.1 節で述べたラベリングデータとの比較によって行う。

提案手法を用いた重要シーン検出により、表 1 に示した Tweet データセットから合計 689 件の重要シーンが検出された。これらの重要シーンについて人手でラベリングを行った結果、654 件(94.9%)のシーンに対しイベントラベルを付与することができた(図 4)。このうち、野球の試合で発生したイベント(ホームランなど)が 624 件(90.6%)を占めていた。また、野球の試合とは直接関係のないイベント(マスコットのパフォーマンスなど)も 30 件含まれていた。

以上の結果から、提案手法により検出した重要シーンのほとんどが実際のプロ野球中継番組内のイベントと関連づけられることが明らかであり、提案手法による重要シーン検出が有効であることが実証された。

表 1. 各球団のハッシュタグ

セ・リーグ	パ・リーグ
阪神: #tigers, #hanshin, #hanshintigers 巨人: #kyojin, #giants, #yomiurigiants 中日: #dragons, #chunichi, #dra2010	西武: #seibulions ソフトバンク: #fsbh, #sbh2010 ロッテ: #chibalotte

表 2. 収集した Tweet データ

総 Tweet 数	441344
1 試合平均 Tweet 数	10508.2
標準偏差	6521.6
1 試合あたりの最大 Tweet 数	29374
1 試合あたりの最小 Tweet 数	2868

表 3. ラベリングされたイベント

タイムリー、ヒット、三振、三者凡退、ゴロ、応援、ダブルプレー、ソロ HR、フライ、四球、試合終了、2 BH、投手交代、犠牲フライ、試合開始、2 ラン、エラー、代打、バント、併殺打、死球、牽制死、盗塁、完封、敬遠、パフォーマンス失敗、ヤジ、3 BH、打線停滞、3 ラン、誤審、始球式、食事、ライナー

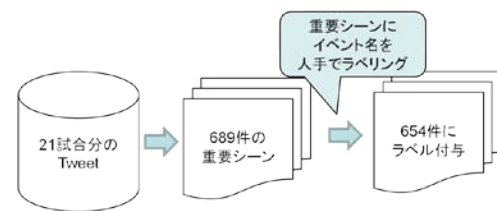


図 4. 重要シーン検出データ

4.2.2. 主要人物推定

4.1 節で収集したデータを用い、4.2.1 節で示した重要シーンにおける主要人物を、3.2.1 節で提案した 2 つの方式 (Top1 方式、閾値決定方式) でそれぞれ推定した結果を評価する。

ここでは、検出された全重要シーン 689 件のうち、主要人物を特定することができた 657 件に対する推定結果について評価する(図 5)。ラベリングデータ内の重要シーンの中で主要人物が複数名存在する場合、推定された主要人物がラベリングされた人物のいずれかに該当すれば正解とみなす。また、推定された主要人物が複数名存在する場合、推定主要人物のいずれかがラベリング結果と一致すれば正解とみなす。閾値決定方式では、主要人物推定基準値 N を 1.5 に設定し、3.2.1 節の手順を用いて推定を行った。

各方式による主要人物推測結果の正解率を表 4 に示す。表 4 の結果から、Top1 方式および閾値決定方式のいずれにおいても、70%以上の高い正解率が達成され

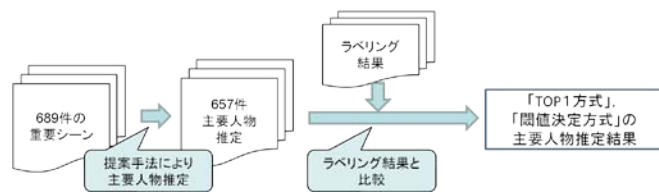


図 5. 主要人物推定

表 4. 2つの方式による主要人物推定結果

	Top1	閾値決定
正解数	511 (77.8%)	549 (83.6%)
不正解数	146 (22.2%)	108 (16.4%)

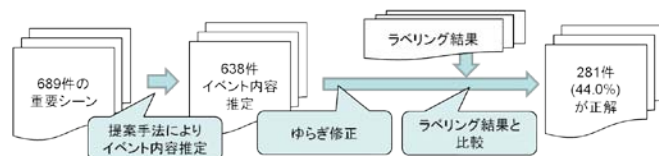


図 6. イベント内容推定

ていることがわかる。

不正解になった推測結果について調べると、本来正解であるが不正解と判定された名前(ニックネームなど)や、非人名が人名として抽出されるケースが多くあった。これらを正確に判断する一つの手法として、ニックネームを含む人名辞書の作成が挙げられる。辞書を用いることで、柔軟な名前の変換が可能となり、非人名語の誤検出を減らすことができると考えられる。

4.2.3. イベント内容推定

最後に、イベント内容推定方式の精度を評価する。ここでは、閾値決定方式で推定された主要人物推測結果に基づいて推定されたイベント内容に対する評価を行う。1 主要人物につき 3 つの推定イベントラベルを検出し、1 つ以上の推定イベントラベルがラベリング結果と同一であれば正解とした。

主要人物がラベリングされている重要シーン 657 件から、主要人物は 888 名検出された。これらの主要人物から推測されたイベント内容のうち、224 件(25.2%)の推定イベントラベルがラベリング結果と完全に一致した。しかし、本研究の目的は、各重要シーンに対し野球イベント内容ラベルを付与することである。このため、各主要人物に対するイベントラベルではなく、各重要シーンに対するイベントラベルの精度を評価する。同一シーン内に複数の主要人物が存在する場合も 1 シーンとカウントすると、重要シーンは全部で 638 シーン存在する。この内、202 シーン(31.7%)の推定イベントラベルがラベリング結果と一致した。

正解率が低い主な理由としては、Tweet 内での表記

表 5. 同義語変換表

変換語	表記ゆれ表現
三振	連続三振, 空振り三振, 三球三振, 奪三振, 奪三振ショー, 見逃し三振, (人名)三振, ナイス三振, 連続見逃し三振
タイムリー	同点タイムリー, レフト前タイムリー, 逆転タイムリー, 先制タイムリー, タイムリーヒット, タイムリーツーベース, タイムリー二塁打
ゴロ	セカンドゴロ, サードゴロ, ショートゴロ, ビッチャーゴロ, 内野ゴロ
ダブルプレー	併殺, ゲッツー, ゲッツ, ショートゴロゲッツー
フライ	レフトフライ, ライトフライ, フライキャッチ, センターフライ, ポップフライ, ショートフライ
四球	ファールボール, フォアボール, 押し出し四球,
死球	デッドボール
バント	ナイスバント, 送りバント, 送りバント成功, スリーバント, バント失敗, スリーバント失敗
ソロHR	ソロホームラン, ソロ被弾
2ラン	2ランホームラン
3ラン	スリーラン, 先制スリーラン
代打	代打(人名)
投手交代	ピッチャー交代, (人名)交代
エラー	(人名)エラー, ミス, セカンドエラー, サインミス
盗塁	盗塁成功
敬遠	敬遠気味
2BH	ツーベース, 2ベース,
3BH	スリーベース, 3ベース
ライナー	ライトライナー, センターライナー, セカンドライナー, サードライナー

ゆれがあげられる。投稿された Tweet では、言葉を省略することが多く、同じイベントを異なる言葉で表現しているものが多数存在する。例えば、「HR」と「ホームラン」、「三者凡退」を略した「三凡」などが該当する。イベント内容がラベリング結果と完全に一致しなくても、同じイベント内容を表す語は同一イベントとみなす必要がある。

そこで、表記ゆれを考慮した評価を行う。投稿された Tweet から野球用語に関する同義語変換表を作成し、推定したイベント内容を統一したラベルを用いて、同様の方法で評価する。作成した同義語変換表を表 5 に示す。ゆらぎ修正を行ったデータは全 154 シーンあり、そのうち 79 シーンが新たに正解と判断された。その結果、638 シーンのうち 281 シーン(44.0%)の修正推定イベントラベルがラベリング結果と一致した(図 6)。

野球イベントの中でも最も重要なイベントの 1 つであるホームランラベルの付与がどの程度できたかを調べたところ、評価対象試合中に計 23 本のホームランがあった。この内、22 本(95.7%)のホームランがイベントラベルとして付与できた。以上の結果から、重要なイベントに対する再現率は十分に高いといえる。

4.2.4. 実験の考察

本稿では重要シーンの定義を、視聴者が注目しているシーンと設定した。このため、Tweet の投稿数変動のみで重要シーンの検出を行ったが、プロ野球番組を対象にした評価実験では高精度な結果が得られた。また、サッカーアジアカップに対する追加の実験を行っ

たところ、提案手法により検出した重要シーンには、「キックオフ」、「ゴール」、「イエロー」、「前半終了」などのラベルが付与された。このことから、提案手法は、サッカー中継にも適用可能であることが示された。

サッカー番組に対する主要人物推定で、キックオフシーンの主要人物が選手ではない「松木（解説者）」となった。Twitter上で松木に対する意見が数多く述べられているため、解説者にもかかわらず主要人物として抽出された。このように、視聴者間で話題になるシーンやラベルが抽出できるのが、視聴者視点にたった本提案手法の特徴であり、その目的が果たされているといえる。

ゆらぎ修正前・修正後ともラベリング結果と一致しなかった推定イベントラベルの内容を調べる。不正解になった推定イベントラベルは、野球イベント以外のラベル名が付与されている。具体的には、「よしよし」、「キタ」、「残念」等の感想を表現したラベルや「ナイスプレー」、「ナイスピッチング」といったプレーに対する賞賛を表すラベル、「満塁」、「ノースリー」、「同点」等の状況を表すラベルがあった。このようなラベルは、シーンに付与する野球イベントラベルとしては相応しいとはいえないが、付加情報として利用することができる。例えば、感想を表すラベルからポジティブ・ネガティブ判定を行うことができ、賞賛を表すラベルからファインプレー等の貴重なシーンが存在することが分かる。状況を表すラベルの中でも、塁上のラベルはピンチやチャンスの状況判断に利用でき、得点のラベルは得点変化や試合の流れを表すことができる。感情ラベルを利用すると、対象チームのポジティブ/ネガティブなシーンのみを見る/見ないといった視聴方法が可能になる。例えば、賞賛を表すラベルは、ファインプレー検索に利用できる。塁上ラベルは、ピンチやチャンス等のターニングポイントの視聴に利用でき、得点ラベルは大まかな試合の流れをつかむヒントとして利用できる。このように、野球イベントとして相応しいとはいえないイベント内容ラベルについても、アプリケーション化する際に有効であるといえる。

本提案手法を利用すると、図7のようなグラフが作成できる。グラフを見ながら録画した番組を視聴することで、多くの人が盛り上がったシーンが一目でわかり、キーワードを見ることで盛り上がった内容を知ることが可能となる。Twitterを利用していないユーザが、この解析結果グラフを見ながらテレビ視聴することで、Twitter上での盛り上がった番組の見どころシーンを共感するといった体験ができる。

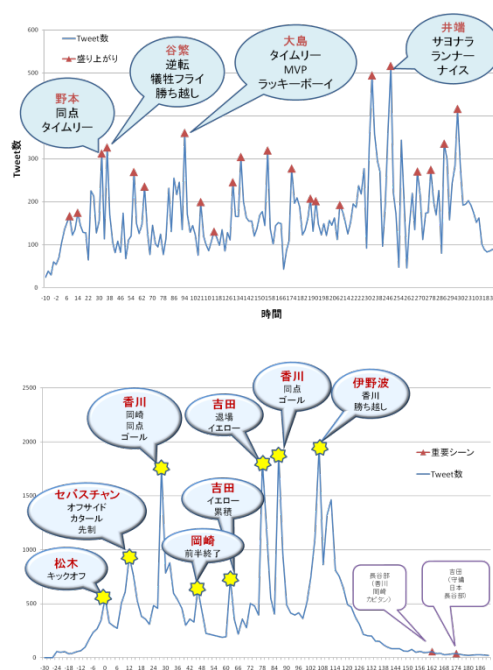


図7. (上) プロ野球の例、(下) サッカーの例

5. おわりに

本稿では、テレビ番組に対するTweetを解析することで、重要シーンを自動的に検出し、そのシーンにおける主要人物を推定し、その人物をもとにイベント内容を推定する手法を提案した。プロ野球番組を対象に提案手法を評価した結果、試合中の重要シーンを高精度で検出できることが示された。また、検出された重要シーンに対する主要人物ラベルを高精度な付与が可能であることが実証できた。主要人物をもとにしたイベント内容推定では一定の有効性が示せた。

今後は、他のスポーツ番組や他ジャンルの番組にも適用し、提案手法の有効性を調査する。また、提案手法をもとに、重要シーンジャンプ機能を含むアプリケーションの開発を進める。

参考文献

- [1] D A Shamma, L Kennedy, E F Churchill “Tweet the debates”, Proc WSM’09, 2009.
- [2] A Hanjalic, “Adaptive Extraction of Highlights From a Sport Video Based on Excitement Modeling Multimedia”, IEEE Transactions on, 2005
- [3] Newton’s method.
http://en.wikipedia.org/wiki/Newton%27s_method
Accessed January 7, 2011.
- [4] 宮内進吾, 馬場口登, 北橋忠宏, “テキスト・音声・画像の協調的処理による放送型スポーツ映像の意味内容獲得のためのストーリー分割法”, 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理 J85-D-II(11), 1692-1700, 2002