

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

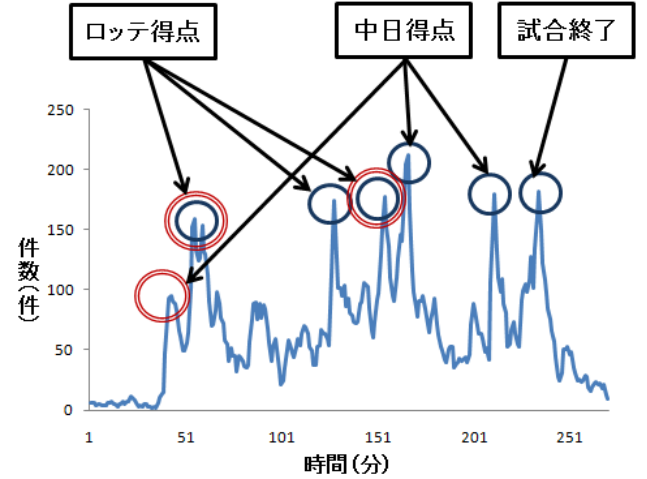


図 3: 中日ファンの視点による要約映像の評価．赤丸はハイライト映像に含まれていたシーンで，青丸は提案手法による要約映像候補区間である．

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．これら进行评估した結果，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はなく，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 2: 実況書き込み件数の推移

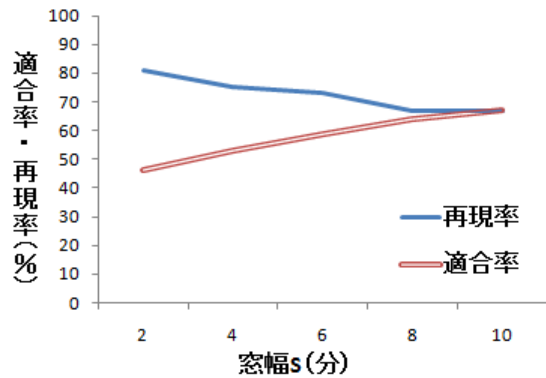


図 4: 窓幅を変化させた時のユーザ属性の平均判別率

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.