

# 野球中継映像におけるスコアテロップのレイアウト認識 Layout Recognition of Score Ticker on Broadcasted Baseball Games

貞元 太志  
Taishi Sadamoto

黒木 修隆  
Nobutaka Kuroki

廣瀬 哲也  
Tetsuya Hirose

沼 昌宏  
Masahiro Numa

## 1. はじめに

近年、放送映像に対するインデキシングやダイジェスト編集の自動化が求められている。その要素技術として、メタデータ（シーンの内容に関する記述）を自動生成する技術が研究されている。野球中継映像に対する手法として、画像処理によるスコアテロップの解析からメタデータを作成する手法 [1] が挙げられる。この研究では表 1 に示すスコアテロップ内の表示領域とその意味を手作業で指定しており、テロップ形状が変化した場合の再設定が手間となる。本稿では、文献 [1] のシステムで解析を行うスコアテロップ内の領域を自動で取得することを目的として、画像処理によって取得した各候補領域の位置関係および野球のルールから意味推定を行う手法を提案する。

## 2. 従来手法

文献 [2] では、スコアテロップ内のエッジを基に作成したマスク画像を使用し、2 値化によって文字や記号の表示される候補となる領域を取得する。そして、取得した候補領域の変化の回数から表 1 のような意味を推定する。

しかし問題点として、候補領域の取得において透過性の高いテロップにおいて誤検出が発生することや、得点が入らない場合に変化しない領域の意味を推定できないことが挙げられる。

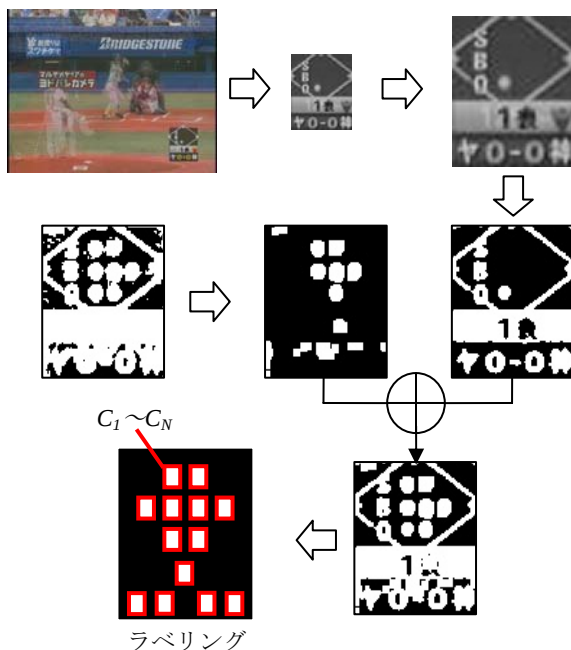


図 1 候補領域取得の流れ

表 1 スコアテロップに表示される情報

| 領域に表示される意味          | 定義              | 1 試合中の変化回数           |
|---------------------|-----------------|----------------------|
| イニング情報              | $R_I$           | 約 18 回               |
| 得点(ホーム, ビジター)       | $R_B, R_H$      | 数回~10 回程度            |
| SBO カウント            | $R_S, R_B, R_O$ | 100 回強, $R_O$ は 54 回 |
| 出塁状況(1 塁, 2 塁, 3 塁) | $R_1, R_2, R_3$ | 数回~10 回程度            |

## 3. 提案手法

提案手法においても従来と同じく、①画像処理による候補領域  $C_1 \sim C_N$  の取得、②候補領域  $C_1 \sim C_N$  に対する意味  $R_B, R_H, R_S, R_B, R_O, R_1, R_2, R_3$  の推定を行う。

### 3.1 候補領域の抽出

候補領域取得の流れを図 2 に示す。①平均画像の作成、②2 値化によりオブジェクトを抜き出す。③上記の処理を全フレームに対して行い論理和画像を生成し、④オープニング処理で雑音を除去する。最後に⑤ラベリング処理によって得られた領域の外接矩形を候補領域  $C_1 \sim C_N$  とする。

### 3.2 意味推定

前節で取得した候補領域に対する意味推定の流れを図 2 に示す。提案手法では [2] で用いられている変化の回数による判断に加えて、野球のルールに基づく判断と、位置や形状による判断を追加する。全体の流れとしては、信頼性の高い判断基準から順に適用し、意味を絞り込んでいく。

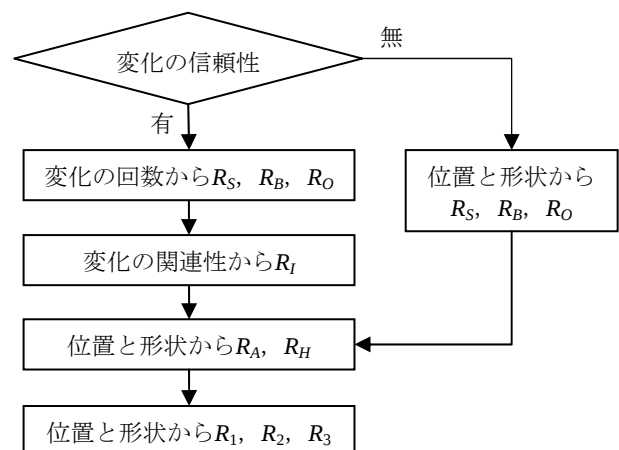


図 2 意味推定の流れ

### 3.2.1 野球のルールに基づく判断

各候補領域の変化のタイミングを記録した時系列データを作成する．領域の変化には野球のルールに基づいた規則性があることから，意味推定に利用できる．例えば，「イニング情報はアウトカウントと必ず同時に変化する」ことは有効な判断材料となる．

### 3.2.2 位置と形状による判断

スコアテロップはユーザが一見して情報を捉えられるように“SBO カウント”，“得点”，“出塁状況”の各領域がまとまった位置に表示され，形状もそれぞれ類似している．

そこで本手法では候補領域  $C_1 \sim C_N$  について

①重心の x 座標および y 座標

②ノルムで正規化した面積

を特徴量とし  $k=3$  の k-means 法によってクラスタリングを行う．これによって  $C_1 \sim C_N$  が“SBO カウント”，“得点”，“出塁状況”の 3 つのグループに分類されることが期待できる．グループの分類に成功すれば，グループ内での記号や文字の位置関係は定まっていることから，各領域の意味を推定することができる．

## 4. 評価実験と考察

### 4.1 実験内容

4 つの放送局で実際に放送された野球中継番組の放送開始から 1 時間の映像に対して従来手法と提案手法を適用し，スコアテロップのレイアウト認識を行う．評価項目は候補領域の検出率と，全体を通じた意味付けの正解率とする．各放送局のスコアテロップは図 3 のような形状である．

### 4.2 実験結果と考察

候補領域の取得率を表 2 に示す．提案手法は従来手法より平均で 6.2 ポイント上昇した．これは提案手法が透過性の高い毎日放送のテロップに対しても，比較的高い精度で背景と記号を分離できたためである．毎日放送のテロップの抽出例を図 4(b)に示す．全ての領域を分離することはできなかったものの，SBO カウントの領域を取得できていることが分かる．

意味推定の正解率を表 3 に示す．提案手法は従来手法より平均で 15.7 ポイント上回った．これは提案手法がクラスタリングによる意味推定を導入したことにより，NHK と朝日放送における正解率が向上したためである．図 5 に K-means 法によるクラスタリングの成功例と失敗例を示す．NHK では分類に成功しているが，読売テレビでは失敗している．読売テレビでは“SBO カウント”と，その真上に表示された“出塁状況”の判別に失敗している．その結果，正解率は従来と同程度となった．

## 5. まとめ

本稿では野球中継映像のスコアテロップから“各チームの得点”，“SBO カウント”，“出塁状況”を，スコアテロップから自動取得することを目標として，スコアテロップのレイアウトを認識する手法を提案した．試合中の記号の変化の回数に加えて，記号の位置や形状によるクラスタリングを用いることにより認識精度が向上することを確認した．

表 2 候補領域の取得率(%)

| 手法 | 読売  | NHK  | 朝日   | 毎日   | 平均   |
|----|-----|------|------|------|------|
| 従来 | 100 | 62.5 | 75.0 | 0    | 59.4 |
| 提案 | 100 | 62.5 | 62.5 | 37.5 | 65.6 |

表 3 意味推定の正解率(%)

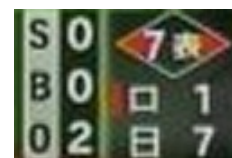
| 手法 | 読売   | NHK  | 朝日   | 毎日 | 平均   |
|----|------|------|------|----|------|
| 従来 | 50.0 | 25.0 | 37.5 | 0  | 28.1 |
| 提案 | 50.0 | 62.5 | 62.5 | 0  | 43.8 |

### 参考文献

- [1]片岡充照, 田中孝志, 小方善貴, 黒木修隆, 沼 昌宏, “情報エンターテインメントに基づく野球中継番組のダイジェスト自動生成,”映像情報メディア学会誌, vol. 64, no. 12, pp.1940-1943, 2010 年 12 月．
- [2]阿部孝司, 年代光宏, 林貴宏, 木村春彦, “放送型野球中継映像における打席シーンの分割に必要なスコアテロップ内の情報領域の抽出と意味推定”, The Journal of the Institute of Image Electronics Engineers of Japan 36(5), pp. 701-709, 2007 年 9 月．



(a) 読売テレビ



(b) NHK



(c) 朝日放送



(d) 毎日放送

図 3 各放送局のスコアテロップの形状



(a) 読売テレビ(成功例)



(b) 毎日放送(失敗例)

図 4 候補領域の抽出結果



(a) NHK(成功例)



(b) 読売テレビ(失敗例)

図 5 K-means 法によるクラスタリング結果