

# TVサッカー動画像の要約生成のための自動Indexing

川口克則<sup>1</sup> 稲葉大樹<sup>1</sup> 大平茂輝<sup>2</sup> 村上真<sup>3</sup> 白井克彦<sup>1</sup>  
 Katsunori Kawaguchi Taiki Inaba Shigeki Ohira Makoto Murakami Katsuhiko Shirai

早稲田大学工学部<sup>1</sup> 名古屋大学情報メディア教育センター<sup>2</sup>  
 Waseda University, Department of Computer Science Nagoya University, Center for Information and Media Studies  
 東洋大学工学部<sup>3</sup>  
 Toyo University, School of Engineering

## 1 まえがき

動画を自動要約する技術が求められる中で、対象をサッカー動画像に絞っての自動要約システムの構築を目指している。その要素技術として、サッカー動画像を解析し、要約処理に必要な Index を自動的に生成する処理を実装、評価した。

処理は、サッカーフィールド上の選手・ボールの位置を定める絶対座標取得部、絶対座標を元にしたシュート、パス等のイベント認識部の2つに分けられ、手動で Indexing を行った結果との比較によって評価した。

結果として、手動 Indexing 処理した結果に近い Index を生成することに成功した。

## 2 絶対座標の取得

絶対座標を取得するまでに行った処理の内容とその精度を以下に示す。

### (1) シーン分類・分割

入力動画をカメラワークの変化によって分割し、それぞれをシーンと呼ぶ。フレーム間での RGB ヒストグラムの変化量が閾値を越えた場合にシーンに分割した(表1参照)。

表1 シーン分割の評価

項目	数	確率
シーンチェンジを正しく認識	174	94.6%
シーンチェンジ認識できず	10	5.4%
シーンチェンジでないものを誤認識	7	-

次に、分割したシーンをフィールド遠景・フィールド近景・その他の3つに分類する。入力動画像の色相ヒストグラムからサッカーフィールドの色を求め、その画素数の平均値、平均変化量、連結画素の面積の平均値を用いてシーンに分類した(表2参照)。

表2 シーン分類の評価

		自動分類			総数	正答率
		遠景	近景	その他		
手動分類	遠景	50	8	0	58	86.2%
	近景	3	24	19	46	52.2%
	その他	4	0	16	20	80.0%

また、同時に、サッカーフィールド外を対象画像から取り除く(今回は、黒く塗りつぶした)。以降の処理は、フィールド遠景に分類されたシーンに対してのみ行い、前後フレーム間での補完処理で精度を向上させている。

### (2) ボール認識

ボールの認識には、ボールの球であるという性質を利用する。入力画像を輝度の値によって2値化し、連結成分ごとに円形度を求め、最大の物をボールとした(表3参照)。

表3 ボール認識の評価

試合	調査フレーム数	正解フレーム数	正答率
90分試合	200	122	61.0%
20分試合1	200	107	53.5%
20分試合2	200	133	66.5%
20分試合3	200	116	55.3%
平均	800	478	59.6%

### (3) 選手認識

選手は、チームのユニフォームの柄による画像を用いて、入力画像に対するパターンマッチングによって認識した。

### (4) 絶対座標への変換

絶対座標への変換は、ラインの認識に基づくアフィン変換によって行った。まず、入力画像を輝度で2値化し、細線化を行った後、ハフ変換で平行な直線を2組認識する。得られた直線2組をサッカーフィールドのラインとし、変換候補画像と入力画像のマッチングの結果が最高の物を変換画像とした(表4参照)。

表4 絶対座標への変換の評価

	認識数	誤認数	失敗数	認識率
シーン1	144	71	4	65.8%
シーン2	123	92	4	56.1%

以上の処理を実装し、簡単な修正を行うことによって、以下のような座標を得ることができる(図1参照)。

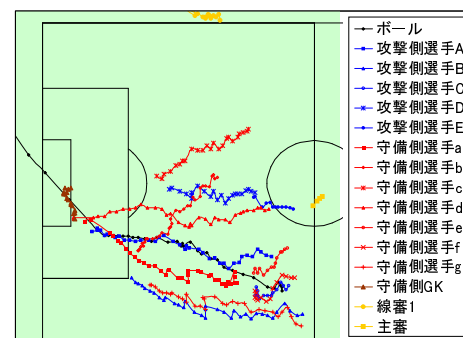


図1 取得座標

### 3 イベントの認識

次に、得られた選手・ボール座標を元にイベントを認識する。ここで、認識するイベントは、ドリブル、パス、クロス、シュート、ゴールとし、パス、クロス、シュートには成功、失敗の区別も行った（表5参照）。各イベントの認識規則は以下のようにした。この処理によって、自動的に Index を取得することが可能になる。

表5 Index 表

プレイ名	詳細	Index
成功パス	味方にボールが渡るパス	PS
ミスパス	敵にボールを奪われるパス	PF
成功クロス	味方にボールが渡るクロスパス	CS
ミスクロス	敵にボールを奪われるクロスパス	CF
ドリブル	パス、シュート以外のボールキープ	D
シュート	ゴールの方向にボールを放つ	S
ゴール	得点となるシュートと同時につける	G

#### (1) ドリブル

- ① 選手がボールの半径 3m 以内に存在するものをドリブルとする
- ② 候補選手が複数いる場合、ドリブル時間が長い選手を優先する
- ③ ドリブル終了時までで、一度もボールのベクトル、速度が閾値以上変化しない場合は、ドリブルとして認めない

#### (2) パス

- ① 味方のドリブルから味方のドリブルの間を成功パスとする
- ② 味方のドリブルから敵のドリブルの間を失敗パスとする
- ③ パスの条件を満たし、かつ、フィールドのサイドからフィールド中央へのパスだった場合、特別にクロスとする

#### (3) ゴール

- ① ゴールの枠内にボールが移動した場合、ゴールとする

#### (4) シュート

- ① ある選手から、敵チームのゴール付近にボールが移動した場合、シュートとする
- ② シュートの後にゴールが発生した場合、成功シュートとする
- ③ それ以外のシュートは失敗シュートとする

### 4 イベント認識の評価

最後に、得られた Index の評価を行った。評価は、人間が手動で Indexing 処理した結果との比較によって行った。

手動 Indexing 処理は、予め定められた規則に従って行われているが、判断がつきにくい場面等は、ラベラー依存となっている。

実際に、イベントに絡む選手 2 人のボールとの距離と、得られた Index の例を以下に示す（図2参照）。各添字は、上側が表5の Index を、下側が選手の背番号（自動 Indexing の場合は内部番号）を表している。

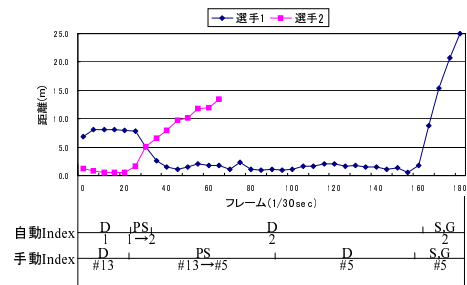


図2 イベント認識の例

発生しやすい誤りについて、以下にまとめた。

#### (1) 挿入、欠落誤り

本来は存在しない Index が振られる挿入誤り、存在するはずの Index が振られない欠落誤りが起きる。挿入誤りは「成功パス」の Index が「成功パス」「成功パス」となるケースが、欠落誤りは、「ドリブル」「成功パス」「ドリブル」の Index が「ドリブル」となるケースが多い。

これらの問題は、選手、ボールの移動速度、ベクトルを利用する、各イベントの最低必要時間を定める等の方法を用いれば解決できる可能性がある。

#### (2) イベントの認識誤り

本来得べき Index とは違った Index を振ってしまう場合も考えられる。これは、特に「パス」や「クロス」を「シュート」と認識するという形で起こりやすい。手動 Indexing においては、ラベラーが選手の意図を汲むことができるが、自動 Indexing の場合には、ボールがゴールに向かった場合に、画一的にシュートと判定してしまうためである。

この問題の解決には、シュートのイベント定義を見直す必要がある。

#### (3) 開始、終了時刻（フレーム）の誤差

図2の2番目の Index（成功パス）に現れているように、Index の開始、終了時刻に誤差が出る。これは、手動で振られた Index 自体がラベラーの影響を受けてしまうため、正解データをどう定めるかという点で問題がある。

しかし、なるべく手動の結果に近くなるという観点で処理を行うならば、最適な結果の出るように各閾値を調整する必要がある。

### 5 まとめと今後の予定

絶対座標取得部については、ある程度の精度で絶対座標を取得することができた。今後は、各処理の精度を高めること、特に、前後フレーム間の補完処理をより高度なものにする必要がある。

イベント認識部については、未だ処理件数が少ないため、データ自体を増やす必要がある。それによって、最適な閾値、処理の改良を行っていかなければならない。

#### 参考文献

- [1] 西田徹志, 杉原厚吉, "スポーツビデオデータからの選手の位置検出システム", 信学技報, PRMU2002-32, pp.9-14, 2002-06