

## 修士論文要旨 (2021 年度)

# 画角外交点の効率的マッチングを用いた平面射影行列の高精度推定 Robust Homography Estimation Using Efficient Feature Matching of Outside Points for Soccer Court Registration

電気電子情報通信工学専攻 河西一輝

## 1. 研究目的

近年では 5G 技術や映像技術の発展により、視聴する側が多視点から映像をみることが可能となる自由視点テレビ、自由視点映像への注目が集まっている [1] [2]. このような自由視点映像の作成方法において、複数個所のカメラによる多視点の映像を合成することにより、本来カメラが存在しない箇所の映像を作成、補完することが可能となり任意視点の映像を作成できる. その際の映像の合成, 作成手法としてサッカー中継の場合には平面射影行列の推定を行うことで合成が可能となるビルボード方式と呼ばれる手法が提案されている. 平面射影行列の算出を行うには, サッカー中継映像中のサッカーコートと寸法台のコートとの対応点を 4 組以上発見し, 対応点付けを行う必要がある. 従来手法 [3] ではサッカー中継映像中のサッカーコートのコートラインの 4 交点を特定し, 寸法台のコートと対応付けを行うことで平面射影行列の算出を行っていたが, 交点が画角内に収まらない場合には算出に失敗してしまう問題が存在した. 本稿では上記の問題に対し, 交点が画角外に存在した場合においても対応することによる, より安定した平面射影行列の算出方法を提案する. また自動化に焦点をあて従来手法にてパラメータを用いていた処理を自動化することを検討する.

## 2. 提案手法

本研究では画角外の交点を用いたより安定, 精度の向上した平面射影行列の算出手法を提案する. 提案手法の概要を図 1 に示す. 概要の流れ自体は従来手法のものと同様のものとなっている. 初めにサッカー中継画像が入力された場合に, サッカーコートのコート領域を抽出

する. その後, 二値化処理等によりコートラインを明瞭化し, コートラインの検出を行う. その際にコートラインの重複や誤線の削除のためにクラスタリングを行う. その後, コートラインの交点を求め寸法台のコートとのマッチングを行うことで平面射影行列の推定を可能としている. また掲載する画像は WC2014 のデータセット [4] である.

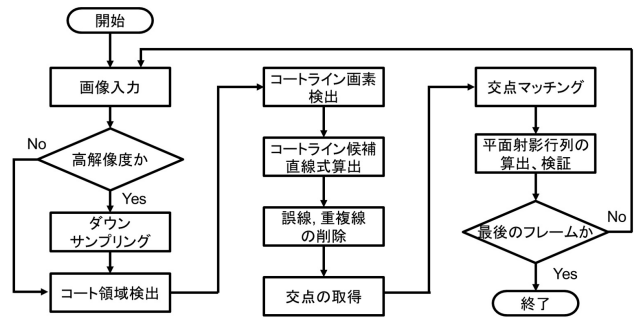


図 1: 提案手法のフローチャート

### 2.1 平面射影行列

まず本研究にて用いる平面射影行列の概要を簡単に述べる. 平面射影行列はある平面を任意の平面へと変換する  $3 \times 3$  の行列であり, 本研究では入力画像から寸法台のコートへの投影や入力画像へのコートラインの投影に用いられる. いま座標ベクトル  $\mathbf{x} = [x \ y \ 1]^T$  にて表される点が, 平面射影行列にて  $\mathbf{X} = [X \ Y \ 1]^T$  に変換された場合, 以下の式 (1) で表すことが可能である.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式 (1) より自由度は 8 であり, 変形前の画像の 4 点と変形後の画像の 4 点を用いることで推定することが可能,

すなわちサッカーの中継映像の入力画像中の4点と寸法台のコートの4点により推定することが可能となる。

## 2.2 前処理

サッカー画像が入力された際に、そのままでは観客等のサッカーコート以外のものが存在しコートラインを検出する際に誤線検出の原因となる。そのため、前処理の段階にて入力された画像からサッカーコートのコート部分を抽出し、二値化処理を施すことでコートラインの検出を行い易くする。まず入力された画像に対し、明暗の変化に強いHSV表色系を用いて次の式(2)を満たす画素をコート領域としている。

$$\sigma_{Hmin} \leq H \leq \sigma_{Hmax} \ \&\& \ \sigma_{Vmin} \leq V. \quad (2)$$

ここで  $\sigma_{Hmin}$ ,  $\sigma_{Hmax}$ ,  $\sigma_{Vmin}$  はコート領域と判断する閾値であり、入力画像中央の値、すなわち中央に映るサッカーコートのコート部分の値を参照することで決定する。その後、4近傍クラスタリングを行い、画像からコート部分を抽出する。実際に抽出した画像を図2に示す。また抽出されたサッカーコート画像に対し、二値化処理を施す。その後、コートラインの検出を行い易くするために膨張処理を施すことでコートラインを強調する。この図を図3に示す。



(a) 入力画像



(b) 抽出後の画像

図 2: サッカーコート領域を抽出した画像

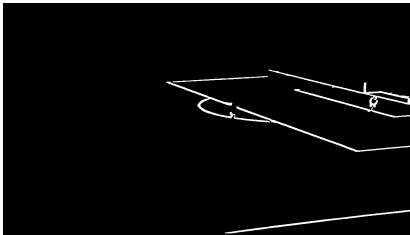


図 3: 膨張処理を施した画像

## 2.3 コートライン検出

まず前処理にて膨張処理を施した画像に対して、確率的Hough変換を用いることで、コートライン候補となる線分を検出する。その後、図4に示すクラスタリングアルゴリズムにより線分をクラスタリングしコートラインとして信頼度の高いものを選出する。具体的には、確率的Hough変換により得られた線分  $l_1, l_2, \dots, l_{N^v}$  の内、初めに得られた  $l_1$  を代表値としてクラスタを作成する。その後、 $l_2$  以降の線分に対して、 $|a_i - \bar{a}_j| \leq \alpha \ \&\& \ |b_i - \bar{b}_j| \leq \beta$  により近似可能かを判断する。ここで  $a_i, \bar{a}_j$ ,  $b_i, \bar{b}_j$  はそれぞれ線分の傾きと切片を表している。また、 $\alpha, \beta$  はそれぞれ傾き、切片が重複したとみなす閾値である。上記の式により近似可能であると見なされた場合にはクラスタに線分の長さを加算する。異なる線分であると見なされた場合には、その線分を新しい代表値として新たなクラスタを作成する。この操作を検出された全ての線分に対して行う。その後線分の長さの総和を基準としソートを行いコートラインを検出する。実際に検出した画像を図??に示す。また上記のアルゴリズムでは、手動にて決めるパラメータを用いる必要がある。そのため、 $x-means$  法を用いてクラスタリングを行う方法も提案する。こちらは検出された線分画像中心の交点を入力として、を  $x-means$  法により自動的にクラスタリングを行い、クラスタを生成する。その後は上記と同様にすることでコートラインを検出する。

```

Initialize:  $L^v = \{l_1, l_2, \dots, l_{N^v}\}$ ,  $C = 1$ 
1: for  $i = 1$  to  $N^v$  do
2:   if  $i = 1$  then
3:      $L_1^v = \{l_1\}$ 
4:      $\bar{a}_1 = a_1, \bar{b}_1 = b_1$ 
5:   else
6:     for  $j = 1$  to  $C$  do
7:       if  $|a_i - \bar{a}_j| \leq \alpha \ \&\& \ |b_i - \bar{b}_j| \leq \beta$  then
8:          $L_j^v = L_j^v \cup \{l_i\}$ , goto 15
9:       else
10:         $j = j + 1$ 
11:      end  $j$ 
12:       $L_{C+1}^v = \{l_i\}$ 
13:       $\bar{a}_{C+1} = a_i, \bar{b}_{C+1} = b_i$ 
14:       $C = C + 1$ 
15:     $i = i + 1$ 
16:  end  $i$ 
Output:  $L_1^v, L_2^v, \dots, L_C^v$ 

```

図 4: 線分検出時のクラスタリングアルゴリズム

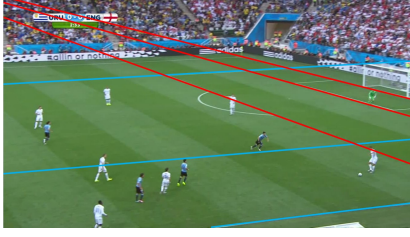


図 5: コートライン検出結果例

## 2.4 交点マッチング

コートライン検出により決定したコートラインの縦線，横線上位 3 本の内 2 本ずつを選び交点を検出する．その際に交点から上右下左の順に探索を行い，その方向にコートラインが存在していれば 1 を存在していれば 0 を保存するこれを 4 交点分行う．また交点が画角外に存在する場合には方向成分の探索が行えない．そのため代替としてワイルドカードと呼ぶフラグを建てることとする．この様子を図 ?? に示す．また寸法台のサッカーコートではコートラインを延長した場合に合計 42 交点が存在し，方向成分情報は既知であるため，あらかじめ探索を行い情報を保存しておく．その後，検出されて 4 交点と寸法台のコートの任意の 4 交点に対してマッチングを行う．この際に対応する交点同士での方向成分のハミング距離を計算する．またワイルドカードが存在していた場合にはハミング距離は 0 として扱うものとする．このようにすることで画角外の交点を含んでいる場合にもマッチングを可能としている．そして総和が閾値以下であれば，対応する交点候補として一度平面射影行列を算出する．最後に算出された平面射影行列を次の式にて評価する．

$$S(d) = \begin{cases} 1 & (|d| \leq \frac{\tau}{2}), \\ 1 - d^2 & (\frac{\tau}{2} < |d| \leq (1 + \frac{\tau}{2})), \\ 0 & (otherwise). \end{cases} \quad (3)$$

ここで  $d$  は二値化した際の画素を寸法台のコートに投影した際のコートラインとの距離であり， $\tau$  は閾値である．これにより最もスコアが高いものを入力された画像に対する適切な平面射影行列として算出する．

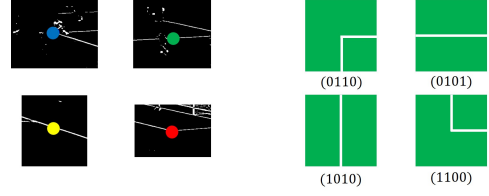


図 6: 方向成分探索の例

## 3. 実験

実験では検出率，精度比較の実験と  $x - means$  法を用いた比較実験を 2 種類を行った．評価方法として推定された平面射影行列が正しい対応点とマッチングしているかを目視により確認し正しくマッチングしていた場合においては式 (3) により算出された値を精度の評価値として記述している．正しい対応点とのマッチングに失敗している場合や平面射影行列の推定に失敗していた場合においてはその評価値を無効としている．

### 3.1 提案手法と従来手法との比較実験

検出率，精度比較の実験では提案手法，従来手法，機械学習を用いた Chen らの手法 [5] を比較対象とした．[4] より提供されているサッカー中継映像の 15 フレーム分を入力画像として実験を行った．解像度は  $1280 \times 720$ ，階調は各色チャンネル 8 ビットである．結果を次の表 1 に示す．表 1 から従来手法では 15 フレーム中 11 フレーム

表 1: スコア値の比較

フレーム	Chen	提案手法	従来手法
1	8422	9232	6037
2	4786	8222	5491
3	6692	8383	6271
4	2336	3264	3264
5	6687	8747	7950
6	8964	10030	5067
7	3135	-	-
8	6167	7626	-
9	5506	7844	6332
10	6353	9191	7034
11	5325	6997	6161
12	5552	6301	-
13	4630	6190	3795
14	4437	5099	-
15	5344	5415	5415

検出に成功しているのに対し，提案手法が 15 フレーム中 14 フレーム検出に成功しており，検出率が上昇していることが確認できる．また提案手法，従来手法，Chen らの手法の精度を比較した際に，検出が成功しているフレームにおいては提案手法がどの手法よりも精度が高いことが確認できる．これは画角外の交点を用いたことにより，従来手法では対応が困難であった交点が画角外に存在している場合においても検出が可能となり，また画角外の交点を用いたことで用いることのできる 4 交点のパターンが増加し，より高精度な平面射影行列を推定することにつながったと考えられる．しかしながら，7 フレームのように画像中にコートラインが十分に映らないフレームにおいては，4 交点の検出に失敗してしまうため推定にも失敗する結果となった．

#### 4. $x - means$ 法を用いた比較実験

$x - means$  法を用いた実験では提案手法， $x - means$  法を用いた手法， $x - means$  法を用いた後代表値をクラスタ内の最も信頼度の高い線分とした  $x - means$  法 (ソート) による比較を行った．[4] より提供されているサッカー中継映像の 5 フレーム分を入力画像としている．解像度は  $1280 \times 720$ ，階調は各色チャネル 8 ビットである．結果を次の表 2 に示す．表 2 から  $x - means$  法を

表 2:  $x - means$  法を用いた場合のスコア値の比較

フレーム	提案手法	x-menas 法	x-means 法 (ソート)
1'	9983.66	6861.24	7040.92
2'	7115.72	7057.13	6482.82
3'	6767.21	6518.43	6737.46
4'	11416.43	10809.55	11416.43
5'	9837.85	10034.12	9837.85

用いてクラスタリングを行った場合においても平面射影行列の推定に成功することが確認できた．しかしながら， $x - means$  法を用いた場合の方が精度が低くなることも確認できる． $x - means$  法 (ソート) においても同様である．これは提案手法ではクラスタリングされていた線分が  $x - means$  法の場合においてはクラスタリングされず，4 交点の検出のや平面射影行列の推定に影響した

ためと考えられる．

#### 5. むすび

本研究では，画角外の交点を用いた平面射影行列の推定，また  $x - means$  法によるクラスタリングの自動化を提案した．また，実験により画角外の交点を用いることでより安定した高精度な平面射影行列の推定が可能であることを示した．また  $x - means$  法がクラスタリング手法として有効であることをしめした．今後はセンターサークルの対応による検出の向上やフレームの前後関係から平面射影行列の精度の平滑化に検討の余地があると考えられる．

#### 参考文献

- [1] Tanimoto M., Panahpour Tehrani M., Fujii T., Yendo T., “Free-viewpoint TV,” *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 28, no.1, pp. 67–76, 2011.
- [2] Carranza J., Theobalt C., Magnor M.-A., and Seidel H.-P, “Free-viewpoint video of human actors,” *In ACM transactions on graphics (TOG)*, Vol. 22, No. 3, pp. 569–577, ACM., 2003, July.
- [3] 佐藤 優一, ” コート特性を利用した平面射影行列の自動推定,” 中央大学大学院 2018 年度 修士論文, 2019-2-20.
- [4] N. Homayounfar, S. Fidler, and R. Urtasun, “Sports Field localization via Deep Structured Models,” *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.5212–5220, 2017.
- [5] J. Chen and J. J. Little, ” Sports Camera Calibration via Synthetic Data,” 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2019.