

Line Segment Detector を用いたカメラキャリブレーションの 高精度化に関する検討

鶴崎 裕貴^{1,a)} 野中 敬介² 渡邊 良亮¹ 内藤 整¹

概要 : カメラキャリブレーションの手法として、校正儀を撮影し、撮影された画像から抽出した特徴点の位置を利用する方法がある。しかしながら、複数のカメラを短時間でキャリブレーションする必要がある状況下では、校正儀を用いたキャリブレーションでは短時間で実施できない問題がある。本稿は、スポーツ映像における、フィールドに描かれているラインの交点座標を用いたカメラキャリブレーション手法を提案する。提案手法は、複数のホモグラフィ行列を求め、最も精度が高いものを選択する。また、線分検出精度が高い Line Segment Detector によるカメラキャリブレーションの高精度化を検討する。

キーワード : カメラキャリブレーション, Line Segment Detector, ホモグラフィ行列, 領域抽出

A Study of High Accuracy of Camera Calibration using Line Segment Detector

HIROKI TSURUSAKI^{1,a)} KEISUKE NONAKA²
RYOSUKE WATANABE¹ SEI NAITO¹

1. はじめに

カメラキャリブレーションは、コンピュータビジョンの分野において様々な用途で用いられている。例えば、レンズ歪除去[1]や3Dモデル制作[2]などがある。いずれも、カメラキャリブレーションの精度がその後の映像品質に影響するため、極めて重要な処理として位置付けられる。

カメラキャリブレーションの手法は、大きく分けて2つに分類することができる[1]。一つは校正儀(例えばチェッカーボードのようなキャリブレーション用の模様を持つ物体)などを用いる手法、もう一つはカメラ自身が撮影した映像を用いる手法[3]である。校正儀を用いた手法は、校正儀を撮影し、撮影した画像から抽出した特徴点の位置を利用する方法である[4]。校正儀は特徴点が求めやすい模様となっているため、高いキャリブレーションの精度が期待できる。しかしながら、スポーツの試合会場などでは、競技エリア内に立ち入れないこともあり、カメラの画角が決まった後に校正儀を撮ることができない問題がある。一方、カメラ自身が撮影した映像を用いる手法は、複数のカメラが存在する場合においても、各カメラから撮影された画像を用いてキャリブレーションを実施できるため、校正儀を撮影する手間を削減することが可能である。しかしながら、校正儀を用いた手法に比べて特徴点の検出が困難な課題がある。

上述の課題に対して、スポーツの映像に関しては、フ

ィールドに描かれているフィールドライン(例えば、サッカーの白線)の情報を用いた手法が提案されている[2][3][5]。フィールドラインは実空間上の位置が不変であることから、フィールドラインの交点や、フィールドラインの延長線上にある消失点の情報がカメラキャリブレーションに用いられる。これらの手法では、フィールドラインの検出精度がキャリブレーションの精度に大きく影響する。

そこで本研究は、線分の検出精度が高いことで知られている Line Segment Detector (LSD)[6]を用いたカメラキャリブレーションの精度向上について検討する。また、検出された線分を用いて、複数のホモグラフィ行列を求め、最もキャリブレーションの精度が高くなるものを選択する手法を提案する。さらに、フィールドラインの誤検出を低減するため、フィールドラインが描かれている領域(以下、競技領域)を抽出する手法も提案する。

2. 提案手法

従来手法[2]はおおまかに以下の手順でカメラキャリブレーションを行う。

- Step 1) 競技領域の抽出
- Step 2) フィールドラインの検出
- Step 3) 交点の検出
- Step 4) ホモグラフィ行列の推定

1 KDDI 総合研究所
KDDI research Inc.
2 KDDI 株式会社
KDDI Corp.

a) hr-tsurusaki@kddi-research.jp

Step 5) ホモグラフィ行列の絞り込み

従来手法の Step 3)は、検出された交点の座標が実際の座標とずれている場合があるため、そのずれを修正する手法と線分の統合処理や分類処理を行うことで、交点の検出精度を向上させる手法を提案する。また、Step 5)は、求められたホモグラフィ行列を用いてモデルデータの交点座標を入力画像へ再投影し、再投影後の座標(以下、再投影座標)の画素値を用いて絞り込みを行っていた。一方提案手法では、再投影座標と検出された交点座標の誤差と、モデルデータのフィールドラインを再投影したものと検出されたフィールドラインの一致率の2つの観点で評価することで、キャリブレーションの精度が高いホモグラフィ行列に絞り込める手法を提案する。ここで、モデルデータとは、あらかじめ特徴点の情報が定義されたモデルのことである。また、従来手法の Step 2)は、ハフ変換[7]を用いていたのに対して、提案手法では、LSD[6]を用いることで線分の検出精度を高め、キャリブレーションの精度が向上することを確認する。

2.1 競技領域抽出

フィールドラインの誤検出を低減するために、入力画像から競技領域を抽出する。スポーツにおける競技領域は同系色で構成されていることが経験的にわかっている。この特徴を利用して競技領域を抽出する。

競技領域の抽出手順を図 1 に示す。競技領域の抽出は、入力画像の色情報を用いた反復計算により実現される。そのため、入力画像を RGB 色空間から HSV 色空間に変換し、色情報を表す H 成分と S 成分を使用する。入力画像の H 成分と S 成分の平均値と標準偏差を式(1)により求める。

$$\mu^H = \frac{1}{c} \sum_{i=0}^{Y-1} \sum_{j=0}^{X-1} (I_{i,j}^H \times mask_{i,j})$$

$$\sigma^H = \sqrt{\frac{1}{c} \sum_{i=0}^{Y-1} \sum_{j=0}^{X-1} ((I_{i,j}^H - \mu^H)^2 \times mask_{i,j})}$$
(1)

式(1)より、 I^H は入力画像の H 成分、 μ^H と σ^H は入力画像の H 成分の平均値と標準偏差、 c は $mask_{i,j}$ の値が 1 の数をカウントした値、 i と j は画素位置を表す添字、 X と Y は入力画像の水平方向と垂直方向の画素数をそれぞれ表している。S成分の平均値 μ^S と標準偏差 σ^S は式(1)を用いて同様に求められる。 $mask_{i,j}$ は式(2)より求められ、値が 1 か 0 の $X \times Y$ サイズのマスク配列である。 $mask_{i,j}$ の各要素の初期値は全て 1 とする。

$$mask_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } H_{MIN} \leq I_{i,j}^H \leq H_{MAX} \text{ and } S_{MIN} \leq I_{i,j}^S \leq 255 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

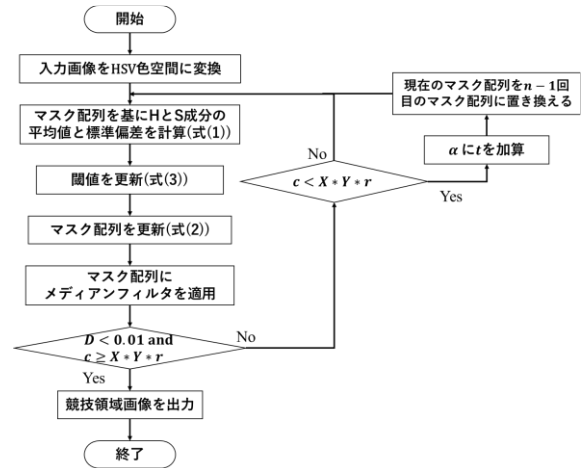


図 1 競技領域の抽出手順

Figure 1 Processing flow of field detector.

式(2)より、 H_{MIN} と H_{MAX} は H 成分の最小値と最大値の閾値、 S_{MIN} は S 成分の最小値の閾値で、式(3)より求められる。

$$H_{MIN} = \mu^H - \alpha \sigma^H$$

$$H_{MAX} = \mu^H + \alpha \sigma^H$$

$$S_{MIN} = \mu^S - \alpha \sigma^S$$
(3)

式(3)より、 α は閾値の幅を調節する 1 以上の係数値である。 $mask_{i,j}$ が 1 となる位置が競技領域の候補となる。色情報に基づいて競技領域を抽出しているため、競技領域以外の領域に競技領域と類似した色の画素がある場合、同様に抽出されてしまうため、それらの画素を取り除くために、 $mask_{i,j}$ にカーネルサイズが 31×31 のメディアンフィルタを適用する。

反復計算の終了条件を式(4)に示す。

$$D < 0.01 \text{ and } c \geq X \times Y \times r \quad (4)$$

ここで、 r は事前に指定された画像全体に対する競技領域の割合を表す 1 以下の定数である。 D は n 回目 (n は現在の反復回数)と $n-1$ 回目のループの H 成分の標準偏差の変動を表しており、式(5)より求められる。

$$D = |\sigma^H - \bar{\sigma}^H| \quad (5)$$

式(5)より、 $\bar{\sigma}^H$ は $n-1$ 回目の H 成分の標準偏差を表している。式(4)を満たさない場合は、式(6)の条件式に応じて、 α とマスク配列を更新する。

$$c < X \times Y \times r \quad (6)$$

式(6)を満たす場合は以下の更新処理を実施する。

- ・ α に t を加算する
- ・ 現在のマスク配列を $n-1$ 回目のマスク配列に置き換える

ここで、 t は α を更新するための 1 未満の更新ステップ幅である。上述の更新処理は競技領域候補の画素数が想定された画素数に達していない場合 ($X \times Y \times r$ 未満) において、競技領域候補の画素数を増やすことが目的である。 α の値を増加させることで、式(3)で求められる閾値の幅が広くなり、競技領域候補の画素数が増えていく。さらに式(6)は、 $c \geq X \times Y \times r$ において α を更新せず、また、更新されたマスク配列を基に式(1)および式(3)で閾値を更新すると、 $n-1$ 回目よりも閾値の幅が狭くなり、競技領域の過検出を防ぐ狙いがある。式(4)を満たした場合は、式(7)により競技領域を求める。

$$F_{i,j} = I_{i,j} \times \text{mask}_{i,j} \quad (7)$$

ここで、 $F_{i,j}$ は競技領域画像、 $I_{i,j}$ は入力画像を表す。

2.2 線分の検出と統合および分類

競技領域画像に LSD[6] を適用し、フィールドラインの線分を検出する。LSD を競技領域画像に適用すると、1 本のフィールドラインに対して、複数の線分が検出される場合があるため、同一直線上にある線分を 1 つに統合する処理を適用する。LSD により検出された各線分を直線とみなし、線分を $L = (\theta, \rho)$ と極座標として表現する。 xy 軸上の原点から直線に降ろした垂線と x 軸との角度を θ 、垂線の長さを ρ としている。この θ と ρ を用いて線分を統合していく。線分 $L_1 = (\theta_1, \rho_1)$ と $L_2 = (\theta_2, \rho_2)$ を例に統合処理について説明する。以下の式(8)が成り立つ場合と、線分同士の端点の距離が T_d 未満の場合に L_1 と L_2 を統合する。統合処理は全てのグループに対して行う。

$$|\theta_1 - \theta_2| < \frac{\pi}{1800} \text{ and } |\rho_1 - \rho_2| < T_\rho \quad (8)$$

式(8)より、 T_ρ は入力画像の解像度に応じて変化する閾値である。 T_d も同様である。

次に統合された線分を 2 つに分類する。分類基準は、各グループ内で線分の θ の差分の絶対値が $\pi/360$ 未満となるように分類する。各グループで最も要素数が多いグループを S_p とし、それ以外のグループを S_s としてまとめ、2 つのグループに分類する。また、 S_p と S_s において、 ρ が入力画像の長辺(入力画像の縦または横方向の画素数が多い方)の 200 分の 1 未満はグループから除外する。これは、互いに平行な線分において、距離に近い線分を除外するためである。また、提案手法では、 S_p の要素数が N_p 未満または、 S_s の要

素数が N_s 未満であった場合、線分検出本数不足によりキャリブレーション失敗とする。

2.3 交点検出と交点座標の修正

交点の検出方法は、 S_p および S_s の線分の組み合わせで検出する。線分の選び方は、線分の長さを基準に、 S_p から上位 N_p 本、 S_s から上位 N_s 本を選び、さらに、 N_p から np 本、 N_s から ns 本を選択し ($s.t. 2 \leq np, ns \leq N_p, N_s$)、各線分を直線とみなすことで、 $np \times ns$ 個の交点求められる。 N_p と N_s から線分を選ぶ基準はなく、全通りの組み合わせの交点を求める。しかしながら、求められた交点、実際の位置からずれている場合がある。これは、交点を求める際に使用した線分が離れている場合に発生する。検出された線分が入力画像上のフィールドラインに平行であるとは限らない。そのため、2 本の線分の距離が離れている場合、線分を直線とみなした際の交点の位置が実際のフィールドラインの交点とずれてしまう。そのため、求められた交点を正しい位置に修正する必要がある。また、検出された線分が入力画像のフィールドラインからずれていた場合においても同様に修正する必要がある。

求められた各交点の座標を中心に、 127×127 画素のパッチを抽出する。各パッチに対して以下の手順で線分を求め、交点の位置を求め直す。

- 1) バイラテラルフィルタ[8]を適用
- 2) 閾値処理にて画像を 0 または 255 に二値化
- 3) 3×3 カーネルのメディアンフィルタを適用
- 4) 膨張処理を適用
- 5) 細線化処理[9]を適用
- 6) ガウシアンフィルタを適用
- 7) LSD を適用

バイラテラルフィルタのパラメータは、 $\sigma_r = 3$ 、 $\sigma_d = 8$ である。2) の二値化は式(9)により実現される。

$$\text{dst}_{x,y} = \begin{cases} 255, & \text{if } \text{src}_{x,y} > T_{x,y} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式(9)において、 dst は出力パッチ、 src は入力パッチ、 x と y はパッチの横方向と縦方向の位置を表す添字である。 $T_{x,y}$ は (x, y) 近傍の 13×13 画素の平均から 7 を加算した値である。4) の膨張処理は、 3×3 のカーネルを用いて、カーネル内に 1 つでも画素値 255 があれば、カーネルの中心画素を 255 にする処理である。6) のガウシアンフィルタは、LSD の手法の特性上、エッジに勾配が必要なため、二値の画像に勾配を持たせるために適用する。

図 2 は、サッカーのフィールドモデルを表しており、各フィールドラインの線分を直線とみなしたときの交点の座標(赤い点)と各交点からフィールドラインが伸びている方

向(上下左右)を0(フィールドラインが伸びていない)または1(フィールドラインが伸びている)の合計4ビットで表現したモデルのことである[2]. 図2より, 交点の周辺にあるフィールドラインは水平方向と垂直方向が1本ずつまたは, どちらか1本であることがわかる. ここで, 修正が可能な交点は, 水平方向と垂直方向の線分が1本ずつ含まれているパッチである. LSDは1本の白線に対して, ほぼ平行の線分が2本以上検出されることがある. つまり, 水平方向と垂直方向の線分が含まれていると, 合計3本以上の線分が求められる場合がある. 1つのパッチに対して1つの交点を求めるため, ほぼ平行な線分は1本に統合し, 合計2本にする必要がある. 2つの線分 L_1 と L_2 を例にパッチ内の線分の統合処理について説明する. L_1 と L_2 が式(10)を満たす場合に線分を統合する.

$$|\theta_1 - \theta_2| < \frac{\pi}{60} \text{ and } |\rho_1 - \rho_2| < 5 \quad (10)$$

式(10)を満たす場合, L_1 と L_2 の中心座標を通る線分を統合した線分とする. 統合し, 合計2本となった線分を直線とみなし, その交点を求め, 求められた交点を新たな交点とする.

2.4 ホモグラフィ行列推定

ホモグラフィ行列は, ある平面上の点 p を, 別の平面上の点 q へ射影変換する行列のことである[1]. そのため, カメラ画像上の座標を $p(x, y, z)$, フィールドモデル上の座標を $q(X, Y, Z)$ とすると式(11)のように表せる[2].

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (11)$$

また, 点 p を z で正規化すると式(12)のように表せる.

$$\begin{aligned} x' &= \frac{x}{z} = \frac{h_{11}X' + h_{12}Y' + h_{13}}{h_{31}X' + h_{32}Y' + h_{33}} \\ y' &= \frac{y}{z} = \frac{h_{21}X' + h_{22}Y' + h_{23}}{h_{31}X' + h_{32}Y' + h_{33}} \end{aligned} \quad (12)$$

ここで, $X' = X/Z$, $Y' = Y/Z$ である. 式(12)より, ホモグラフィ行列は, カメラ画像上の交点とフィールドモデル上の交点が4組あれば求められる.

入力画像から求められた交点とフィールドモデルの交点でペアを作ることによってホモグラフィ行列が求められる. 入力画像の線分の選び方は, ${}_{Np}C_{np} \times {}_{Ns}C_{ns}$ 通り存在する. フィールドモデルの線分の選び方は図2より, 垂直方向の線分が7本, 水平方向の線分が6本あるため, ${}_{7}C_{np} \times {}_{6}C_{ns}$ または ${}_{6}C_{np} \times {}_{7}C_{ns}$ 通りとなる. よって, ホモグラフィ

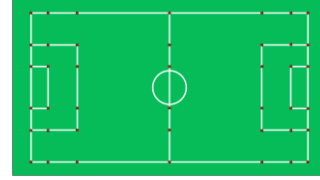


図2 フィールドモデル (サッカー)

Figure 2 Field model (Soccer)

イ行列は $({}_{Np}C_{np} \times {}_{Ns}C_{ns}) \times ({}_{7}C_{np} \times {}_{6}C_{ns})$ または $({}_{Np}C_{np} \times {}_{Ns}C_{ns}) \times ({}_{6}C_{np} \times {}_{7}C_{ns})$ 個求めることができる. 全通りのホモグラフィ行列を求めると数が多く, 計算コストが高すぎるため, フィールドモデルと入力画像から求められた交点において, フィールドラインが伸びている方向が違えばホモグラフィ行列を求める際のペアになり得ないという仮定より, 以下の式(13)を満たす交点のペアを用いてホモグラフィ行列を求める.

$$\sum_{k=0}^{np \times ns - 1} \sum_{l=0}^{np \times ns - 1} HD(MC_k, IC_l) < 0.5 \times E_{num} \quad (13)$$

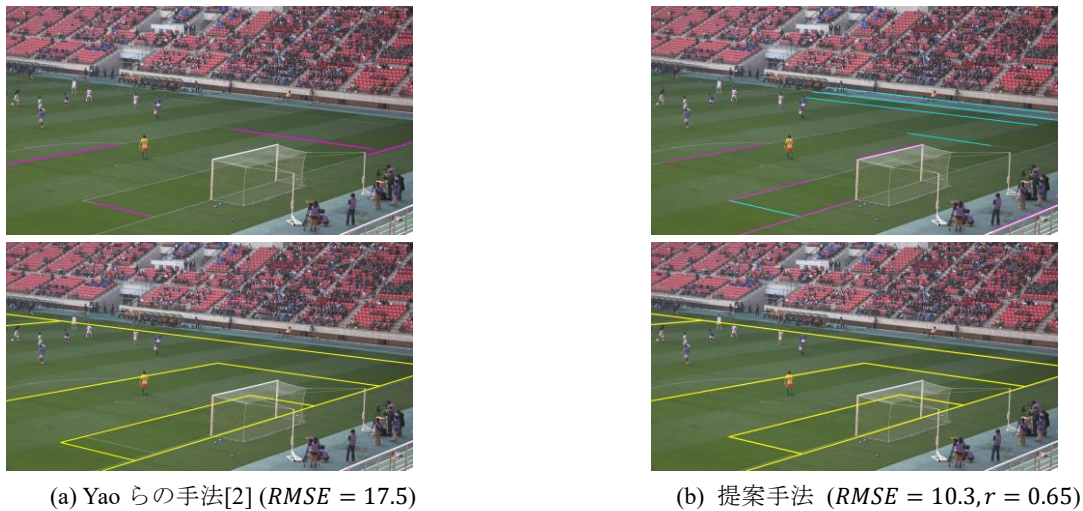
式(13)において, MC と IC はフィールドモデルと入力画像の交点からフィールドラインが伸びている方向(上下左右)を合計4ビットで表した2進数の特徴量である(e.g. $MC_0 = 1001$). $HD(a, b)$ は a と b のハミング距離を計算する関数を表している. E_{num} は MC_k のエッジの総和を示しており, MC_k の1の数のカウントすることで求められる.

2.5 ホモグラフィ行列の絞り込み

ホモグラフィ行列の候補が複数存在した場合は以下の手順で1つに絞り込む.

- 1) フィールドモデルの交点を入力画像上に投影し, 投影された交点座標と検出された交点座標のユークリッド距離の総和が240未満
- 2) 全面が黒色の画像に競技領域内の検出された線分位置を白に着色したフィールドライン画像 W^0 を生成する.
- 3) ホモグラフィ行列候補を用いて, フィールドモデルを再投影し, フィールドライン画像 $W^{1 \sim K}$ を作成する(K はホモグラフィ行列の候補数). このとき, フィールドラインは白色, その他は黒色とする.
- 4) フィールドライン画像 $W^{1 \sim K}$ と W^0 を重ね合わせ, フィールドラインが重なる面積が最も大きくなるホモグラフィ行列を出力する.

1)を満たすホモグラフィ行列が存在しなかった場合は, キャリブレーション失敗とする. また, 2)~3)において, フィールドラインが重なる面積が最も大きくなった割合が



(a) Yao らの手法[2] ($RMSE = 17.5$)

(b) 提案手法 ($RMSE = 10.3, r = 0.65$)

図 3 キャリブレーション性能比較 (Camera 06)

Figure 3 Comparison of calibration accuracy (Camera 06).

0.3 未満である場合もキャリブレーション失敗とし、処理を終了する。

3. 実験結果と考察

T_p と T_d は式(14)より求められる。

$$\begin{aligned} T_p &= 3s \\ T_d &= 120s \end{aligned} \quad (14)$$

ここで、 s はフル HD 解像度(1920×1080 画素)を基準にした係数値であり、 $s = Y/1080$ で求められる。ここで Y は入力画像の垂直方向の画素数である。また、パラメータは再投影後の結果が最も良くなるように実験的に決められており、 $\alpha = 2.0$, $t = 0.1$, $N_p = 5$, $N_s = 5$, $np = 2$, $ns = 2$ である。競技領域抽出手法における更新ステップ幅 t に関しては、1以上の値の場合、競技領域の抽出精度が悪くなる可能性があるが、1未満の値であれば、競技領域の抽出結果がほぼ変化しない。そのため提案手法では、抽出精度が十分となる $t = 0.1$ としている。 r は入力画像ごとに異なるため、入力画像ごとに記載する。

図 3 に Yao らの手法[2]と提案手法によるキャリブレーションの結果を示す。図 3 は上段が検出された線分、下段がキャリブレーション結果を示している。提案手法の検出された線分は、 S_p が水色、 S_s が紫色で分けられている。図 3 の RMSE (Root Mean Squared Error)は、入力画像のフィールドラインの交点座標と再投影後のフィールドライン(図 3 の黄色の線分)の交点座標の RMSE を示している。図 3 の画像は、文献[10]で公開されているものを使用し、12 台あるカメラのうち Camera 06 を入力画像としている。Yao らの手法は、フィールドラインは正しく検出されているものの、画面向かって左のゴールラインのずれがあることから、

キャリブレーションの精度は提案手法よりも低い結果となっている。一方、提案手法はフィールドラインの誤検出があるものの、再投影後フィールドモデルは入力画像上のフィールドラインに重なっていることから、精度良くキャリブレーションできている。RMSE の観点でも、提案手法は Yao らの手法よりも 7.2 小さいことから、提案手法は Yao らの手法よりも精度が高いことが言える。

図 4 は他のサッカー映像を入力画像とした性能比較を図 3 と同様に示している。Yao らの手法はフィールドラインの検出に失敗しているため、キャリブレーションも失敗している。一方、提案手法は精度良くフィールドラインを検出できているため、キャリブレーションも成功している。

これらの結果から、提案手法はフィールドラインの誤検出があった場合でも、検出されたフィールドラインの中に正しく検出されているフィールドラインが存在していれば正確にキャリブレーションできることが言える。また、LSD を用いることでより精度の高いフィールドラインの検出を可能とし、結果として、キャリブレーションの精度を向上させることができている。図 3(b)において提案手法によりフィールドラインの誤検出が生じた理由について考察する。図 5 は競技領域の抽出結果を示している。図 5 より、提案手法の競技領域の抽出精度は Yao らの手法よりも低いことがわかる。そのため提案手法は、競技領域以外で線分を求めている。しかしながら、Yao らの手法は提案手法と同様に色成分の閾値処理により競技領域を抽出しているが、色成分に対して 3 つの閾値を設定する必要がある、閾値は直感的に指定することが困難であるのに対して、提案手法の競技領域の抽出手法は、画像内における競技領域のおおよその割合のみを指定するだけで自動的に色成分における閾値を計算し、競技領域を抽出できるため、容易に扱うことができる利点がある。



(a) Yao らの手法[2]

(b) 提案手法 ($RMSE = 9.8, r = 0.75$)

図 4 キャリブレーション性能比較 (大学サッカー)

Figure 4 Comparison of calibration accuracy (Intercollege).



(a) Yao らの手法[2]

(b) 提案手法 ($r = 0.65$)

図 5 競技領域抽出結果 (Camera 06)

Figure 5 Detection result of field. (Camera 06)

4. まとめ

本稿は、LSD を用いた校正儀を用いないカメラキャリブレーション手法を提案した。提案手法は、カメラキャリブレーションの精度の向上を目的とし、また、従来手法[2]ではフィールドラインの検出精度が悪かった課題に対して、線分の検出精度が高い LSD を用いることと、複数のホモグラフィ行列を求めた場合において、キャリブレーション精度が最も高くなるホモグラフィ行列を選択する手法を提案した。また、フィールドラインの誤検出を低減するための競技領域抽出手法においては、パラメータを自動で計算することで、容易に扱えるようにした。再投影後のフィールドラインと交点の誤差を比較することにより、提案手法は従来手法よりもキャリブレーション精度が向上していることを確認した。今後の課題として、キャリブレーションに必要な本数のフィールドラインを検出できた状況において、それらのフィールドラインから求められる交点が入力画像外となった場合、キャリブレーションが失敗する問題を解決し、キャリブレーションの成功率を向上させる。

参考文献

[1] Z. Zhang, "A Flexible New Technique for Camera Calibration", IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence, vol. 22,

no. 11, pp. 1330-1334, 2000.
 [2] Q. Yao, A. Kubota, K. Kawakita, K. Nonaka, H. Sankoh and S. Naito, "Fast camera self-calibration for synthesizing Free Viewpoint soccer Video", ICASSP 2017, pp. 1612-1616, 2017.
 [3] D. Farin, S. Krabbe, W. Effelsberg and P. H. N. de With, "Robust Camera Calibration for Sport Videos using Court Models", SPIE Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia 2004, vol. 5307, pp. 80-91, 2004.
 [4] 古川亮, 猪瀬健二, 川崎要, "カメラ・プロジェクタのキャリブレーション", 映情学誌, vol. 62, no. 12, pp. 1964-1968, 2008.
 [5] N. Homayounfar, S. Fidler and R. Urtasun, "Sports Field localization via Deep Structured Models", Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2017, pp. 5212-5220, 2017.
 [6] R. G. V. Gioi, J. Jakubowicz, J. M. Morel and G. Randall, "LSD: a Line Segment Detector", Image Processing On Line, pp. 35-55, 2012.
 [7] N. Kiryati, Y. Elder and A. M. Bruckstein, "A probabilistic Hough transform", Pattern recognition, vol. 24, no. 4, pp. 303-316, 1991.
 [8] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral Filtering for Gray and Color Image", Proc. of International Conference on Computer Vision, pp. 839-846, 1998.
 [9] Z. Gou and R. W. Hall, "Parallel Thinning with Tow-Subiteration Algorithms", Communications of the ACM, vol. 32, no. 3, pp. 359-373, 1989.
 [10] <http://www.fujii.nuce.nagoya-u.ac.jp/multiview-data/>, 2020 年 1 月 29 日アクセス。