

ビリヤードの配置図作成のためのボールの検出および番号識別

相澤朋希^{†1} 三輪貴信^{†2} 澤田秀之^{†2} 橋本周司^{†2}

概要: 本論文では、ビリヤード台を撮影した一枚の画像から台上のボールの配置図を作成するシステムを開発している。ここでは、その基盤技術として開発したボールの位置と番号を推定するアルゴリズムについて述べる。まず、ハフ変換を用いてビリヤード台を検出し、画像座標系とワールド座標系の幾何学的関係を示す射影行列を推定する。次に、得られた射影行列から画像内に写るボールの大きさを推定し、その条件で円を検出するハフ変換を行い、ボールを検出する。最後に、検出したボールの番号と柄をカラーヒストグラムと畳み込みニューラルネットワークで識別する。実験の結果、提案手法が、従来手法に比べて高い精度でボールの位置推定と番号識別を行えることを確認した。

1. はじめに

ビリヤードには様々な形式の競技があるが、その中でも「ポケットビリヤード」が多くの人に楽しまれている。これは、テーブル上の手球（白いボール）をキュー（棒）で撞き、的球（カラーボール）に当ててポケット（穴）に落とすことを競うものである。ポケットビリヤードは、競技スポーツとしても盛んであり、近年は「JPA」と呼ばれるアマチュアプレイヤーのビリヤードリーグが国内各地で発足し、多くのプレイヤーが参戦している[1]。

ビリヤードの試合に勝つためには、いかにミスすることなく的球を落とし続けることができるかが重要になる。的球を単純に落とすだけでなく、次の的球を落としやすくなるように手球の行先までもコントロールすることが大切である。しかしながら、初心者にとって、これは簡単ではなく、繰り返し練習をすることによって徐々に感覚を掴む必要がある。

ビリヤードの上達支援に関する研究が、これまでにいくつか報告されている。たとえば、プロジェクトAを用いて、テーブル上に手球の撞き方の支援情報を提示するシステム[2]や Microsoft Kinect を用いて不適切なフォームを指摘するシステムがある[3]。これらは、初心者にとって、手球を撞くべき方向や正しいフォームの理解に役立つものである。しかしながら、これらを利用するには練習場に特別な機器を持ち込まなければいけないため、日常的な練習に導入するのは難しい。タブレット端末を用いて、プレイヤーが取るべき戦略を AR 表示するシステムも研究されている[4]が、特定の環境以外ではシステムがうまく動作しないことが指摘されている[5]。このように、従来の練習支援システムはプレイヤーの上達を促すものであるが、実際のビリヤード場で練習機器として使用するのは困難であった。したがって、特別な機器を必要とせず手軽に使用できるビリヤードの練習支援システムに対する需要は大きいといえる。

手軽に利用できる練習支援システムとして、近年、ビリヤード台をカメラで撮影することで台上のボールの位置を



図 1 ビリヤードボールの配置図作成アプリケーション

記録するシステムが研究されている。プレイ中のボール位置を簡単に記録できるようになれば、プレイヤーの得意不得意を分析したり、特定の配置を再現して、反復練習を行いやすくなったり、練習に役立つ効果が期待できる。しかしながら、これまでに提案されたものは、ボールの認識や位置推定の精度が、カメラの位置姿勢や照明条件の影響を受けやすいという問題が指摘されていた[4,6,7,8]。これに対して我々は、ボールの位置推定の精度が高く、撮影位置や環境にロバストなボール配置図作成アルゴリズムを実装したスマートフォンアプリの開発を行っている[5]。図1に示すように、プレイヤーがビリヤード台をスマートフォンで撮影すると、その一枚の画像からボールの配置図が自動生成されるものである。作成された配置図は、スマートフォン上で自由に編集することが可能であり、インタラクティブな練習支援システムとして使用できる。

本論文では、すでに報告したシステム[5]の改良として、ボールの認識率や位置推定精度を向上させるための、新しいボール検出及びボール番号識別アルゴリズムについて述べる。従来手法との比較実験を行い、提案手法の実用性を評価した結果について報告する。

2. 提案アルゴリズムの概要

本論文で提案するアルゴリズムは、ユーザがスマートフォンのカメラで撮影した一枚の画像からビリヤード台上のボールを検出し、それらの位置と番号を推定するものである。本章では、このアルゴリズムの概要を述べる。

図2に示すように、ワールド座標系 XYZ を、ビリヤード

^{†1} 早稲田大学大学院先進理工学研究所
Graduate School of Advanced Science and Engineering, Waseda University
^{†2} 早稲田大学理工学術院
Faculty of Science and Engineering, Waseda University

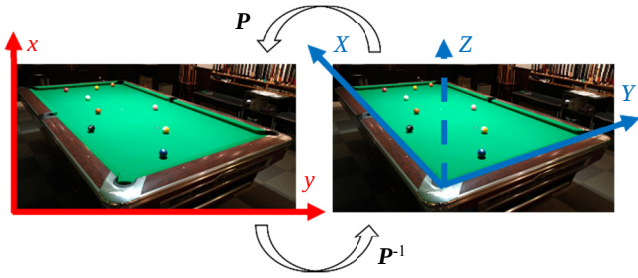


図 2 画像座標系とワールド座標系の関係

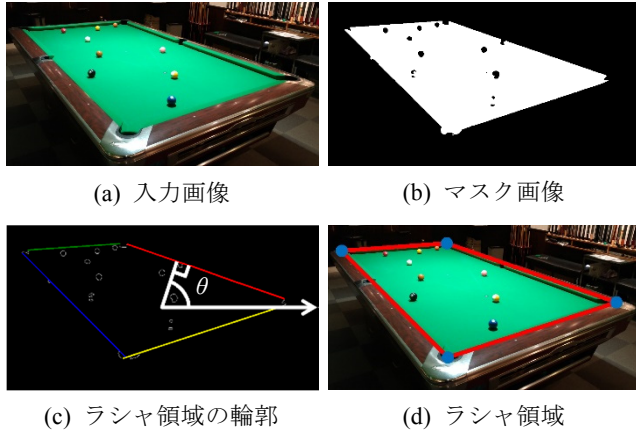


図 3 ラシャ領域の抽出

台のコーナーポケットを原点に取り、 X 軸と Y 軸がそれぞれビリヤード台の長辺と短辺と平行になるように定義する。同様に、画像上の位置を表す画像座標系 xy を、原点を画像の左下に取り、 x 軸と y 軸がそれぞれ画像の垂直方向および水平方向と平行になるように定義する。このとき、ワールド座標系と画像座標系の間にある幾何学的な関係は、射影行列 P を用いて式(1)で表される。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \sim P \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

したがって、この射影行列 P およびその逆行列 P^{-1} がわかれば、画像中のボールがあるピクセル座標からビリヤード台上のボールの位置を逆算できる。

提案アルゴリズムの処理の流れは以下のとおりである。はじめに、ビリヤード台のラシャ領域を検出し、射影行列 P を推定する。次に、射影行列 P から画像内に写るボールの大きさを推定し、その条件で円を検出するハフ変換を行うことで画像中のボール位置を特定する。更に、ボールの色と柄をそれぞれカラーヒストグラムと畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を用いて識別し、ボールの番号を特定する。最後に、それぞれのボールのワールド座標系での位置を、逆行列 P^{-1} を用いて計算する。

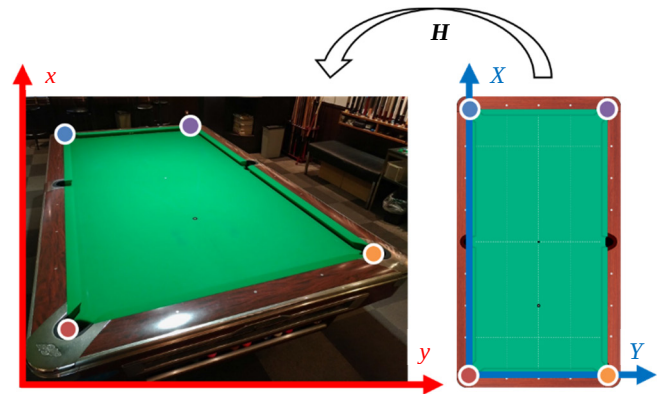


図 4 画像座標系とワールド座標系の 4 つの対応点

3. ラシャ領域の抽出と射影行列の推定

本章では、画像内でボールが写る範囲を特定するために、ビリヤード台のラシャ領域を抽出する手法について述べる。さらに、抽出したラシャ領域の 4 つのコーナーからワールド座標系と画像座標系の関係を表す射影行列 P を推定する方法を説明する。

3.1 ラシャ領域の抽出

一般的にビリヤード台のラシャは、緑色から青色のものが使用されている (図 3(a))。そこで、入力画像を HSV 色空間で閾値を設けて二値化し、ラシャ領域を表すマスク画像を生成する (図 3(b))。このとき、レールクッションの影になり、暗くなってしまう部分もラシャ領域として検出する必要がある。そこで色相 H 、彩度 S 、明度 V がそれぞれ $120^\circ \leq H \leq 240^\circ$, $40\% \leq S \leq 100\%$, $7\% \leq V \leq 100\%$ を満たすピクセルをラシャ領域とする。また、入力画像の背景に他のビリヤード台が映り込むことがあるため、閾値の条件を満たす領域の中で最大の面積を持つ領域を解析対象のラシャ領域とする。

次に、マスク画像のエッジを抽出し、ハフ変換を用いて直線検出を行い、ラシャ領域の輪郭を表す直線を得る。このとき、ラシャ領域の一辺に対して、複数の直線が検出されることがある。その場合には、画像の中心から各直線に下ろした垂線と y 軸がなす角 θ ($0 \leq \theta \leq 2\pi$) を計算し、 k -means 法でクラスタリングすることで、ラシャ領域の各辺に対応する 4 つの直線群に分類する (図 3(c))。そして、それぞれの直線群に属するピクセルに対して最小二乗法を適用することで、ラシャ領域の輪郭の各辺を表す直線の式を得る。また、得られた直線の交点を計算することで、ラシャ領域の 4 つのコーナーの位置を求める。

3.2 射影行列の推定

図 4 に示すように、画像座標系で検出されたラシャ領域の 4 つのコーナーとワールド座標系の XY 平面上での 4 つのコーナーとの対応点から、ホモグラフィ行列 H を求めることで、射影行列 P を推定する[4][9]。

ホモグラフィ行列 H は、ワールド座標系の XY 平面から

画像座標系の xy 平面上への射影を表す 3×3 行列であり、その一般形は式(2)のように表される。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

4 点の対応関係から計算されたホモグラフィ行列 $\mathbf{H}$ による射影は、式(3)に示すように、ワールド座標系の $Z=0$ の面を、射影行列 $\mathbf{P}$ を用いて画像座標系に射影する場合に等しい。ここで $Z=0$ の面とは、ビリヤード台のレールクッションの高さにある面である。

$$s \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{P} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

また、射影行列 $\mathbf{P}$ は、式(4)に示すように、カメラの内部パラメータ $\mathbf{A}$ と外部パラメータ $[\mathbf{R} | \mathbf{t}]$ の積で表される。

$$\mathbf{P} = \lambda \mathbf{A} [\mathbf{R} | \mathbf{t}] = \lambda \mathbf{A} [\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2 \quad \mathbf{r}_3 \quad \mathbf{t}]. \quad (4)$$

ここで、 $\mathbf{r}_i$, $\mathbf{t}$ は、それぞれ外部パラメータの回転成分、並進成分を表すベクトルである。 λ はスケールを表す係数である。ホモグラフィ行列 $\mathbf{H}$ は、式(4)において回転成分 $\mathbf{r}_3$ が無い場合に等しく、式(5)で表される。

$$\mathbf{H} = \lambda \mathbf{A} [\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2 \quad \mathbf{t}]. \quad (5)$$

カメラの内部パラメータ $\mathbf{A}$ は、画像のスキューやアスペクト比を無視すると、焦点距離 f , 主点 (c_x, c_y) のみで決まり、式(6)のように表される。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} f & 0 & c_x \\ 0 & f & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

このとき、主点 (c_x, c_y) を画像の中心とすれば、回転行列の内積が 0 になることを利用して、焦点距離 f を式(7)で求めることができる。

$$f^2 = \frac{(h_{11} - c_x h_{31})(h_{12} - c_x h_{32}) + (h_{21} - c_y h_{31})(h_{22} - c_y h_{32})}{-h_{31} h_{32}}. \quad (7)$$

したがって、カメラの外部パラメータを式(8)(9)から計算でき、射影行列 $\mathbf{P}$ の成分 $\mathbf{r}_3$ は回転行列の性質から式(10)のように $\mathbf{r}_1$ と $\mathbf{r}_2$ の外積で補間できる。

$$\mathbf{r}_1 = \lambda \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_1, \quad \mathbf{r}_2 = \lambda \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2, \quad \mathbf{t} = \lambda \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_3. \quad (8)$$

$$\lambda = 1 / \|\mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_1\| = 1 / \|\mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2\|. \quad (9)$$

$$\mathbf{r}_3 = \mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_2. \quad (10)$$

以上によって得られた射影行列 $\mathbf{P}$ を用いて、画像からボールの位置を推定する。

4. ボール検出アルゴリズム

入力画像からのボールの検出には、ハフ変換による円検出を用いる。入力画像のラシヤ領域には、ボールの他に、ボールの影やレールクッションの影などのノイズが含まれ

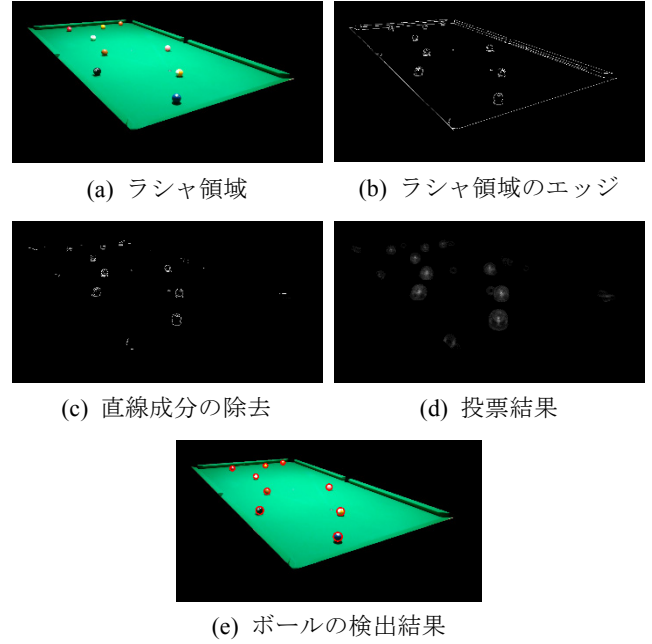


図 5 ハフ変換によるボールの検出

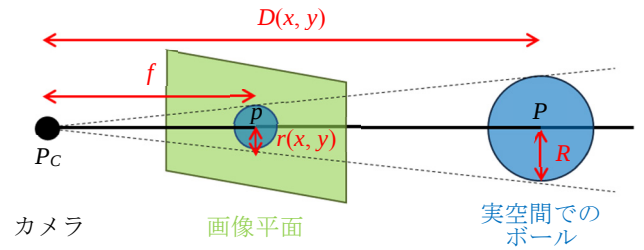


図 6 ボールの半径の計算方法

る。ボールが画像上でどの大きさに写るかがわかっていれば、円検出を行う際に誤検出を減らせると考えられる。また、ハフ変換による円検出では、検出の閾値を小さくすることで小さな円を検出できるが、誤検出が多くなる。逆に、閾値が大きいと誤検出は減るが、小さな円を検出できない可能性が高まる。したがって、画像中に様々な大きさに写ったボールを検出するためには、検出したいボールの大きさに応じて、円検出の閾値を柔軟に変化させる必要がある。

本章では、射影行列 $\mathbf{P}$ から画像内に写るボールの大きさを推定する手法と、推定されたボールの大きさに応じてハフ変換での閾値を適応的に変化させる手法について述べる。また、これらの手法を利用してハフ変換を行い、ボールを検出する流れを説明する。

4.1 画像内のボールの大きさ推定

図 5(a)にラシヤ領域の画像を示す。撮影時に、カメラから近いボールは大きく、遠いボールは小さく写る。ポケットビリヤードに用いられるボールの大きさは決められているため、ラシヤ領域内の各ピクセルにボールの中心があったとき、ボールの画像内でのおよその大きさは射影行列 $\mathbf{P}$ を用いて計算できる[4]。すなわち、図 6 に示すように、画像上の点 $p(x, y)$ にボールが表示されたとき、その半径 $r(x,$

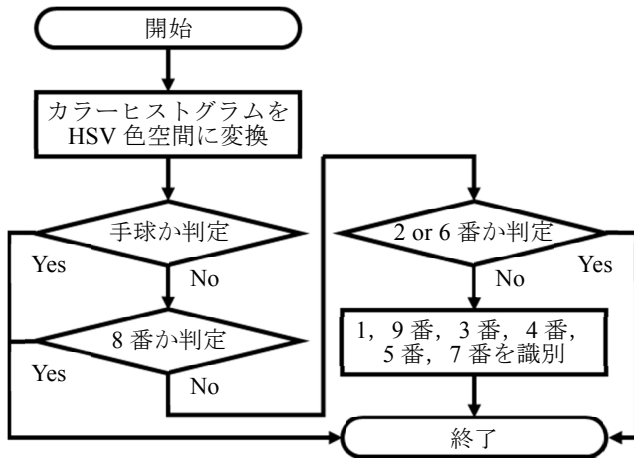


図 7 色識別のフローチャート

y は、カメラの焦点距離 f 、実空間でのボールの半径 R 、カメラからボールまでの距離 $D(x, y)$ を用いて、式(11)で計算される。

$$r(x, y) = \frac{f}{D(x, y)} R. \quad (11)$$

このとき、カメラからボールまでの距離 $D(x, y)$ は、ワールド座標系におけるカメラの位置 $P_c(X_c, Y_c, Z_c)$ と、点 $p(x, y)$ のワールド座標系での位置 $P(X, Y, Z)$ のユークリッド距離として計算される。

カメラの位置 P_c は、カメラ座標系の原点をワールド座標系で表した点に等しく、カメラの外部パラメータ $[R|t]$ を用いて、式(12)で求められる。

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = (\lambda R)^{-1}(\lambda t). \quad (12)$$

点 P の位置は、ピクセル p に射影行列逆行列 P^{-1} を掛けることで求められる。ただし、点 P の Z 値は、レールクッションの高さを h として $Z = -(h - R)$ で与えるものとする。

4.2 ボール半径に応じたハフ変換の閾値設定

ハフ変換による円の候補点への投票は、画像内のエッジの各ピクセルから投票されるため、投票数は円周の長さに比例する。そこで、式(11)で求めたボールの半径 $r(x, y)$ を用いて各ピクセルの投票数の閾値 $\xi(x, y)$ を式(13)のように設定することで、ボールの誤検出を防止する。

$$\xi(x, y) = \alpha r(x, y). \quad (13)$$

ここで、 α は閾値の変化の割合を表す係数である。

4.3 制限付きハフ変換によるボールの検出

式(13)による条件でハフ変換を行い、ボールを検出する手法について述べる。はじめに、ラシャ領域のエッジをCanny法で抽出する(図5(b))。さらに、円のエッジのみを残すため、レールクッション付近にできるエッジの直線成分をハフ変換による直線検出を用いて除去する(図5(c))。この直線成分を除去して得られた画像に対して、ハフ変換による円検出を適用する。点 $p(x, y)$ で検出できる円の半径

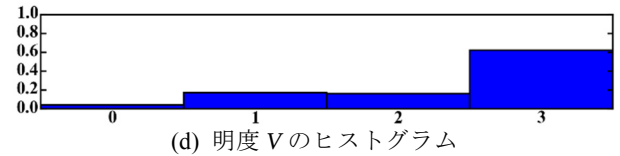
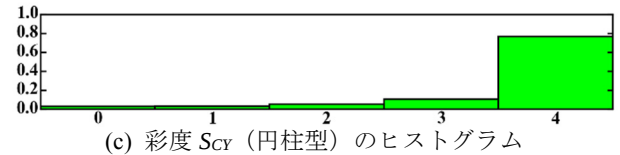
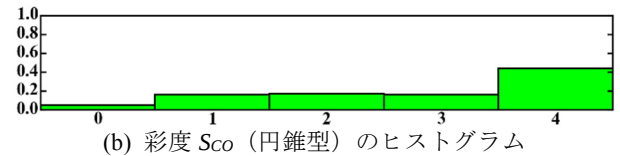
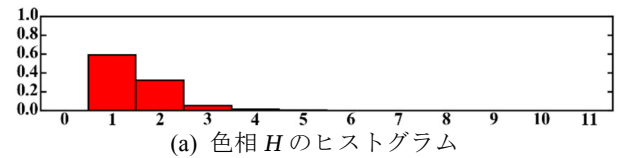


図 8 1 番ボールのカラーヒストグラム

の範囲 r' を $0.7r(x, y) \leq r' \leq 1.0 r(x, y)$ として投票を行い(図5(d))、さらに、各ピクセルの投票数の閾値 $\xi(x, y)$ に従ってボールの検出を行う(図5(e))。閾値の変化の割合を表す係数 α は、予備実験の結果 $\alpha = 1.9$ とした。

5. ボール番号識別アルゴリズム

ハフ変換で検出されたボールに対して、ボール番号の識別を行う。提案アルゴリズムがナインボールに使われることを想定し、手球と1番ボールから9番ボールの10種類を識別する。はじめに、検出されたボールのカラーヒストグラムを利用してボール番号を識別する。1番と9番のボールは、それぞれソリッドとストライプで柄は異なるが、色は同じ黄色をしているためカラーヒストグラムだけでは識別できない。そこで、この二つの識別には畳み込みニューラルネットワークを用いる。

5.1 色によるボールの識別

図7にカラーヒストグラムを用いたボール番号の識別のフローチャートを示す。はじめに、検出されたボールの内部の各ピクセルをRGB色空間からHSV色空間に変換してヒストグラムを作成する。変換後のHSV色空間は、色相が 0° から 360° 、彩度、明度が0から255の範囲に収まるように正規化する。また、HSV色空間には円錐型、円柱型という2つの彩度の定義があるが、それぞれでヒストグラムを作成する。例として、1番ボールのヒストグラムを図8に示す。縦軸は度数を表し、各ヒストグラムの度数が合計で1になるように正規化している。横軸はビン番号を表している。色相 H は 0° から 360° を12分割し、それぞれの度数を $H_0, H_1, \dots, H_{11}$ とする。彩度 S_{co} と S_{cv} は0から255を5分割し、それぞれの度数を $S_{co0}, S_{co1}, \dots, S_{co4}$ と $S_{cv0}, S_{cv1}, \dots, S_{cv4}$ とする。明度 V は0から70, 71から141,

142 から 212, 213 から 255 と分割し、それぞれの度数を V_0, V_1, V_2, V_3 とする。上記のヒストグラムを用いてボールの色を識別する。

はじめに検出されたボールが手球かどうか判定する。 $Sc_{x0} > 0.4$ を満たす時、手球と判定する。次に、8 番ボールかどうか判定する。 $Sc_{02} + Sc_{03} + Sc_{04} < 0.2$ かつ V_0 が明度 V のヒストグラム内で最大であれば、8 番ボールと判定する。

手球と 8 番ボール以外は、色相 H のヒストグラムを利用して識別する。識別にはカラーヒストグラムを用いたテンプレートマッチングを用いる。手球と 8 番ボール以外のボールの画像を 10 枚ずつ用意して、それぞれのカラーヒストグラムを平均したものを各番号のテンプレートとした。各テンプレートに対して Histogram Intersection[10]を計算し、一番類似度が高いテンプレートを決定する。

テンプレートマッチングによって、2 番ボールもしくは 6 番ボールと判定された場合には、そのまま識別結果とする。その他のボールは、色相 H のヒストグラムが似ているため、さらに条件を設定して、ボール番号を識別する。テンプレートマッチングの結果が 1, 9 番ボールの場合、7 番ボールと混同している可能性がある。 $V_3 > 0.3$ かつ Sc_{04} が Sc_0 のヒストグラム内で最小、もしくは $V_3 \leq 0.3$ の場合 7 番ボールと判定し、それ以外を 1, 9 番ボールとする。

テンプレートマッチングの結果が、3, 4, 5, 7 番ボールの場合、はじめに 3, 4 番ボールか 5, 7 番ボールか判定する。 $H_{11} > 0.1$ であれば 3, 4 番ボールと判定し、それ以外は 5, 7 番ボールとする。3, 4 番ボールの判定は、 $Sc_{x0} + Sc_{x1} + Sc_{x2} < Sc_{x3} + Sc_{x4}$ を満たせば 3 番ボール、それ以外は 4 番ボールとする。5, 7 番ボールの判定は、 $V_3 > 0.3$ かつ Sc_{04} が Sc_0 のヒストグラム内で最小でなければ 5 番ボール、それ以外は 7 番ボールとする。

以上のアルゴリズムで、ボールの色を識別する。

5.2 柄によるボールの識別

ボールの柄が、ソリッドとストライプのどちらであるのかを識別するために、CNN を用いる。この CNN は、ボールが写った 50×50 ピクセルのグレースケールの画像を入力として、それがソリッドとストライプのどちらであるかを出力する。

CNN のモデル構成を図 9 に示す。畳み込み層 C1, C2, C3, C4 は全て 3×3 のフィルタが 32 枚で構成される。フィルタのストライドは 1 とした。また、活性化関数には ReLU を用いた。プーリング層 P1, P2 は 2×2 の Max Pooling を使用する。全結合層 P1 はノード数 128 で、活性化関数は ReLU、全結合層 P2 はノード数 2 で、活性化関数はソフトマックス関数である。学習時にはドロップアウトを挿入する。ドロップアウト D1, D2, D3 のドロップアウト確率をそれぞれ 0.25, 0.25, 0.5 とした。

学習用のデータセットとして、ソリッド柄のボール 323 枚とストライプ柄のボール 355 枚の計 678 枚を、ビリヤード



図 9 CNN のモデル構成

表 1 データセットを拡張する条件

項目	条件の範囲
画像の回転	$\pm 30^\circ$
横方向へのシフト	$\pm 2\text{px}$
縦方向へのシフト	$\pm 2\text{px}$
シアー変換を行う角度	$\pm 2^\circ$
各 RGB 値のシフト	± 30

ド台を撮影した画像から人手で切り出して用意した。これらの画像のそれぞれについて、表 1 に示す範囲内でランダムに変形させた画像を 10 枚ずつ作成し、データセットを拡張する。その結果、データセットは、ソリッド柄のボール 3553 枚とストライプ柄のボール 3905 枚の計 7458 枚となった。

このデータセットの 8 割を学習データ、2 割をテストデータとして学習を行った。誤差関数にクロスエントロピーを用いて、Adadelta を用いて最適化を行った。バッチサイズを 50 とし、1000 回学習を行った。学習の結果、テストデータに対して約 98% の正解率を得た。

ビリヤード台の画像中のボールに対してこのモデルを用いて柄の識別を行うときは、画像からボールの領域を切り出す必要がある。検出されたボールを中心として、1 辺がボールの直径の 1.5 倍の長さになるよう切り出し、 50×50 ピクセルに正規化し、グレースケールに変換して CNN に入力する。

6. 提案手法の評価

提案手法のボール検出精度、ボール位置推定精度、ボール番号の識別精度を評価するために、従来手法[5]との比較実験を行った。実験では、5 パターンのボールの配置に対して、図 10 に示す 8 つの位置から一枚ずつ、ビリヤード台が大きく写るように撮影し、それぞれの手法で解析した結果を比較した。いずれのボール配置も、台上には手球と 1 番から 9 番の 10 個のボールが置かれている。

6.1 ボールの検出精度

ボール検出の結果は、ボールが置かれている位置に正しく検出される場合、ボールがあるのに検出されない場合、ボールがないところにあると判定される場合の 3 つがある。そこで、全検出結果の内、正しく検出された割合を正解率と定義し、ボールの検出精度として比較を行った。結果を

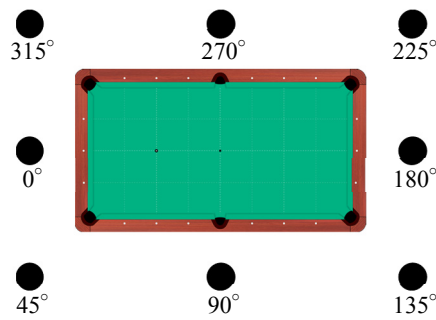


図 10 ビリヤード台に対する撮影位置

表 2 ボール検出の正解率

手法	正解率(%)
提案手法	99.5
従来手法	91.3

表 3 正しい位置と推定位置間の平均誤差

手法	平均誤差(mm)
提案手法	9.2(± 7.2)
従来手法	14.1(± 14.9)

表 4 ボール番号識別の正解率

手法	正解率(%)
提案手法	96.0
従来手法	93.8

表 2 に示す。提案手法は従来手法に比べて高い正解率でボールを検出でき、ほぼ全てのボールを検出できた。

6.2 ボールの位置推定精度

正しく検出されたボールについて、推定位置と手動で測定した正しいボールの位置を比較して、ボールの位置推定精度を確認した。正しい位置と推定位置との差を誤差として、全てのボールで平均誤差を計算した。結果を表 3 に示す。括弧内は誤差の標準偏差である。提案手法は従来手法に比べて、ボールの位置推定精度が向上した。誤差及び誤差の標準偏差が小さくなっていることから、提案手法は画像中のボールの形に沿って、正しくボールを検出できていることがわかる。

6.3 ボール番号の識別精度

正しく検出されたボールについて、ボール番号を正しく判定できた割合を正解率として、比較を行った。結果を表 4 に示す。提案手法は従来手法に比べて、ボール番号の識別精度が向上した。提案手法において、ボール番号の識別が失敗しやすい番号は 1 番と 9 番であった。CNN を用いた 1 番と 9 番の識別の正解率は 88.7%であり、学習時の正解率より低くなった。正解率を向上させるために、モデル構成の最適化やデータセットの拡充を行う必要がある。

7. おわりに

筆者らがこれまでに開発したビリヤードボールの配置図作成アルゴリズムの改良として、ボールの認識や位置推定の精度の向上の検討した結果を述べた。従来手法との比較実験により、ボールの認識、位置推定の精度の向上を確認した。今後は、ボール番号の識別精度を向上させるアルゴリズムについて検討する共に、ビリヤードの対戦動画からボールの配置図の動画を作成できるアプリケーションの開発を目指す。

謝辞 本論文の実験は、「ビリヤード・ブラザー」(東京都千代田区神田神保町 1-4 日商第一ビル 3F)の協力の下で行われた。オーナーの佐藤弘彰氏に深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] “JPA, Japanese Poolplayers Association”
<http://www.poolplayers.jp/>, (参照 2017-12-23).
- [2] Sousa, L. et al.. Augmented reality system to assist inexperienced pool players. Computational Visual Media, 2016, vol. 2, no.2, p.183-193.
- [3] Mishima, M. and Suganuma, A.. Development of stance correction system for billiard beginner player. Proceedings of the 2016 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS), 2016, p.1-5.
- [4] Uchiyama, H. and Saito, H.. AR Supporting System for Pool Games Using a Camera-Mounted Handheld Display. Advances in Human-Computer Interaction, 2008, p.1-13.
- [5] 相澤朋希, 三輪貴信, 橋本周司. スマートフォンカメラによるビリヤードボールの配置図作成アプリケーションの開発. 第 18 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演要旨集, 2017, p. 1566-1571.
- [6] Ling, Y. et al.. The Detection of Multi-Objective Billiards in Snooker Game Video. Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Control and Information Processing, 2012, p.594-596.
- [7] Jiang, R. et al.. Automated 3-D Animation From Snooker Videos With Information-Theoretical Optimization. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 2013, vol.5, no.4, p.337-345.
- [8] Hamaguchi, T.. Snap Pool Layout.
<https://itunes.apple.com/us/app/snappoolayout/id1249687540?mt=8>, (参照 2017-12-23)
- [9] Zhang, Z.. Flexible Camera Calibration by Viewing a Plane from Unknown Orientations. Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision, 1999, p.666-673.
- [10] Swain, M.J. and Ballard, D. H.. Color Indexing. International Journal of Computer Vision. 1991, vol.7, no.1, p.11-32.