I-024

バスケットボール試合におけるボール認識法の検討 Investigation of Detection Method for a Basket Ball in Basket Games

西松 均† 久保山 潤一‡ 山内 俊明† 関 靖夫† Hitosi Nisimatsu Jyunichi Kuboyama Tosiaki Yamanouchi Yasuo Seki

1. まえがき

本研究の目的はバスケットボール試合のビデオからダイジェストを自動生成することである。そのためには、試合の中で重要と思われるキーフレームの抽出が必要不可欠である。本稿ではその第一歩として、バスケットボールの動きを確実に抽出することを検討した。

バスケットボールの試合では撮影位置がボールに近いこともあり、ボール画像が流れ画像となりやすい問題を有する。このため、ボールの輪郭のボケが大きい。一方ボールの色は特有の色を有している。これらの性質に着目して、(1)ボールの概略位置は色の2値化とラベリングにより検出し、(2)ラベル領域の限定と位置の精度向上にはボールの形状情報を生かすため、エッジ検出とエッジの極大強度検出と円形ハフ変換を行い、両者を統合するアプローチを取った。このハイブリッド的な方法により、(1)だけの場合に比べて、ボールの正確な抽出率は大きく改善された。この方法と、実験結果について述べる。

2. ボールの概略位置の把握手法

サッカーなどとは異なり、バスケットボールの試合で使用されるボールはみな一様にオレンジ地に黒い線が入ったものである.しかし、屋内で行われるので照明条件が一定ではなく、試合毎にボールの色合いは微妙に異なる.そこで、ボール領域内を矩形(以後、色学習領域と呼ぶ)で指定し、計算機にボール領域の色を学習させることにした.この学習は、明るさ(R,G,Bの各強度の総和)で正規化した R,Gのヒストグラムを算出し、最大頻度に対するある割合(予め定めておいた関値)で二値化する(ある割合以上の頻度を持つものを「1」,そうでないものを「0」とする)ことで行った.この時、矩形内に含まれるピクセルの内、どのくらいのピクセルの色が二値化されたヒストグラムの「1」の領域に属するのか、その比率(以後、学習色含有度と呼ぶ)を算出しておく.

次に、処理対象画像を二値化されたヒストグラムを用いて二値化する. すなわち、各ピクセルの色がヒストグラムの「1」の領域に属すれば「1」を与え、そうでなければ「0」を与えるのである. これにより、ボールに近い色を持つピクセルとそうでないピクセルに二値化することができる. さらに、ラベリングを適用することによって、ボールと同様の色を有する連結領域の把握を行う. この時、各ラベルの重心の座標も算出しておく.

以上でボールの概略位置の把握は完了するが、当然、ボール以外の部位もラベルとして検出されるはずである. しかし、この後次章で説明するボールの形状情報を用い

†神奈川工科大学, Kanagawa Institute of Technology

‡日本電能(株), Denno

た手法と組み合わせることにより、これらボール以外の 部位をボールの位置として誤検出する可能性を抑えるこ とができる.

3. ボール位置の推定手法

これまでは主としてボールの色情報を用いてきたが、ここでは形状情報を用いる。そのため、まず元の処理対象画像のエッジを検出する。具体的には、ガウス平滑型微分処理を行い、各ピクセル毎にエッジの強度とその角度を算出した。

次いで、算出したエッジの選別を行った. その手順は 以下に示す通りである.

(1) 強度が極大値となっているエッジの抽出

バスケットボールの試合では撮影位置がボールに近いこともあり、ボール画像が流れ画像となりやすい. そのため、ボールの輪郭部分のエッジの強度が必ずしも大きいとは限らない. そこで、強度が極大値となっているエッジを抽出することにした.

(2) ラベルとの位置関係によるエッジの選別

前章で求めた各ラベルの重心からある一定の距離(予め定めておいた閾値)以内にあるエッジを、当該ラベルに属するエッジとして登録する。これにより、(1)で抽出されたエッジの中には、一つもしくは複数のラベルに登録されるものもあれば、どのラベルにも登録されないものも存在することになる。この選別は、実際に画像中に存在するボールの中心が、求められた各ラベルの重心のどれか一つとほぼ一致するであろうという仮定の基に行われ、前者の中にボールの輪郭を構成するエッジが含まれていることが期待される。一方後者については、ボールに近い色を有する連結領域の重心から必要以上に離れたエッジであり、ボールの輪郭を構成する可能性が低いことから除外されたことになる。

各ラベルに登録されたエッジは、同一ラベルに登録されたエッジ同士で円を構成する場合に円形ハフ変換のハフ空間に投票される. 円を構成するかどうかの判定は、

- (1)両エッジからその角度を利用して垂線を求め、交 点が存在するか、(2)交点が当該ラベルの重心からあ る一定の距離(予め定めておいた閾値)以内にあるか、
- (3) 交点から両エッジまでの距離の差が、ある範囲 (予め定めておいた閾値) 内にあるか、という 3 つの条件を全て満たすかどうかで行う. このようにして投票されたハフ空間の最大得票数に対するある割合(予め定めておいた閾値)以上の票を獲得した円を、ボールの円候補とする.

最後の処理として、円候補内の色と色学習領域から学習した色情報の照合を行う. 具体的には、各円候補内の色ヒストグラムを調べ、二値化した色ヒストグラムの「1」の領域に含まれる割合を算出し、学習色含有度と

比較する。この差の絶対値がある範囲 (予め定めておいた閾値) 内であれば、ボール領域と判断する。

4. 実験

今回バスケットボールの認識に使用した画像は、米国 NBA(National Basketball Association)の試合中継の放送を録画したビデオから、計算機に無作為にキャプチャーした 49 枚の静止画像である.これらの画像は、多数の試合の様々なシーンを捉えたものであるので、バスケットボールとカメラの距離は個々に異なるとともに、ボールの色も同じではなく、またその輪郭も鮮明なものもあれば不鮮明なものもある.このような多種多様な画像に対して、表 1 に示す閾値を用いてボールの認識を試みた.その結果、49 枚中 36 枚の画像でボールの認識を行うことができた.

まず、図1及び図2に、ボールの認識に成功した例を示す.前者はボールの境界も鮮明で、背後にボールと似た色を持つ物体も無く、ボールの認識を行うには非常に好条件が揃った画像と言える.認識の結果も非常に良好で、ボールの境界を円として捉えることに成功している.他方、後者の図2についても、ボールの境界は比較的鮮明であるが、照明による影響でボールの色がかなり明るい色として写っており、不幸にも写ってしまった観客席の中にボールと近い色を持つ領域が多数存在する結果となってしまった.この観客席中のボールと近い色を持つ領域の周囲には、エッジも多数発生していると考えられる.このような、ボールの認識に対しては過酷な条件が存在する画像についても、ボールの輪郭のみを円として認識することができた.

次に、ボールの認識に失敗した例を図3に示す.この画像は、ボールの境界は鮮明であるが、観客席やコートの一部、そして選手のユニフォームにボールと非常に近い色が含まれてしまっている.そのため、ボールの輪郭を円として捉えることはできているものの、他のボール以外の部位もボールとして認識してしまっている.ボールに近い色が背景に数多く含まれ、なおかつその周囲にエッジが多数存在する状況は図2と共通であるが、図2では認識に成功している.このような境界例とも呼べるものは他にもいくつか存在したので、これらの認識が失敗する要因を分析することにより、閾値の最適化を図ることができると思われる.

5. むすび

バスケットボール試合のビデオからダイジェストを自動生成することを目的として、試合の静止画像中からボールを認識する方法を検討した.

今回検討した手法は、ボールの色情報を用いて概略位置を把握した後、エッジや円形ハフ変換などの形状情報を組み合わせることでより詳細な位置を推定する、ハイブリッド的な手法である.

実際の試合映像からキャプチャーした静止画像を対象に、ボールの認識を試みた. その結果、49 枚中 36 枚(約7割)の画像でボールのみを認識することができた. 今後、閾値を最適化することによって、さらにボールの認識率を高めることができると思われる.

表1 使用した閾値の一覧

2.0000000000000000000000000000000000000	
閾値の種類	値
色ヒストグラムの二値化の閾値	50[%]
ラベルの重心からの距離の閾値	45[pixel]
交点とラベル重心の距離の閾値	5[pixel]
交点から両エッジまでの距離の差 の絶対値の閾値	3[pixel]
ハフ空間の投票数の閾値	50[%]
円候補内の色情報照合時の閾値	30[%]



図1 ボール認識の成功例1

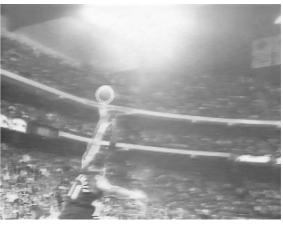


図2 ボール認識の成功例2



図3 ボール認識の失敗例