

# 色情報とエッジ情報を総合的に用いた サッカー画像からの物体検出\*

内海 慎久<sup>†</sup> 浜田 玲子<sup>†</sup> 井手 一郎<sup>††</sup> 坂井 修一<sup>‡</sup> 田中 英彦<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 東京大学大学院工学系研究科 <sup>††</sup> 国立情報学研究所 <sup>‡</sup> 東京大学大学院情報理工学系研究科

## 1 はじめに

近年の放送媒体の多様化に伴い、大量の映像データが家庭に配信され、またデータベースとして蓄積されつつある。そこで、これらの膨大な映像データからユーザに必要な映像を効率的に提供するために、映像の自動解析技術が必要とされている。

本稿ではスポーツ映像の内容解析の基礎研究として、サッカー画像からオブジェクト領域を検出する手法を提案する。選手やラインなどのオブジェクト領域を検出できれば、試合内容の把握や戦略理解などに応用することができる。

提案手法の特徴は、物体／背景領域に関連した濃淡画像を生成することである。これは、従来の物体検出手法で用いられてきた輝度濃淡画像に比べ、適切に物体／背景領域を判別できるよう、画素値を配分した画像である。従って、本手法で得られた濃淡画像を従来の検出手法に適用すれば、検出精度の向上が期待できる。

実際に TV サッカー映像に対し実験を行い、輝度濃淡画像と比較したところ、提案手法の有効性を確認した。

## 2 提案手法の概要

領域分割法 [1] や動的輪郭法 [2] など、代表的な物体検出手法では、入力画像として輝度濃淡画像が用いられることが多い。しかし、輝度情報に変換する際に色情報が失われるため、一部の物体領域が背景領域に吸収されてしまう問題がある。これは、検出手法を適用する以前に検出精度を下げる要因になっている。

さらに、画像内の強い輝度差（エッジ）の影響で、比較的輝度差の小さい物体領域の検出に失敗することがある。例えばサッカー画像では、選手領域は輝度差が大きいために検出し易いが、ライン領域の場合、輝度差は選手領域のそれに比べて小さいため、しばしば検出漏れの対象になる。

これらの輝度濃淡画像の問題点に対し、本研究では、色頻度及び局所エッジ成分に着目した濃淡画像を生成することで解決する。具体的には、3次元RGBヒストグラムから得られる色頻度、及び $3 \times 3$ 画素の局所エッジ成分を総合した評価関数を導入し、画素単位で画素値を配分して濃淡画像を生成する。最後に濃淡画像に対し判別閾値法による2値化を行い、物体領域を検出する。

## 3 評価関数

### 3.1 ファジィ演算による評価関数

評価関数は、ファジィ演算を基にした評価関数を定義する。通常の演算では絶対値が演算対象になるが、ファジィ演算では各属性の「度合い（評価）」を演算対象とする。従って、色頻度やエッジ成分といった異なる属性同士の演算に適用することができる。

ファジィ演算の代表例は min、max 演算である。各属性の度合いは  $[0,1]$  で正規化したものなので、演算結果は必ず  $[0,1]$  に収束する。

提案手法では、画素  $I(i,j)$  が物体領域に属する度合い（評価関数） $S(i,j)$  を式 (1) のように定義する。

$$S(i,j) = \max(F(i,j), \min(E_K(i,j))) \quad (1)$$

ここで  $K = \{R, G, B\}$  である。 $F$ 、 $E$  はそれぞれ色頻度、局所エッジ成分の評価である。 $F$ 、 $E$ 、 $S$  は  $[0,1]$  の値をとるが、1 に近いほど物体領域、0 に近いほど背景領域に着目画素が属することを意味する。 $F$ 、 $E$  の max 値をとることで、ラインの切目などの、背景色と類似していてもエッジの存在する画素の評価を上げる。

また、局所エッジ成分  $E$  は、各 RGB 成分での局所エッジの度合いを min 演算している。これは、エッジには全 RGB 成分に画素差がみられる、という仮定に基づいている。すなわち、全 RGB 成分に画素差がみられないものは、雑音と仮定している。従って着目画素がエッジならば、min をとってもエッジ成分は残る。一方、雑音の場合、min をとることで画素差を吸収でき、評価  $E$  を抑えている。

### 3.2 頻度の正規化

一般に頻度の少ない画素ほど物体領域であり、頻度の多い画素ほど背景領域であると考えられる。よって、色

\* "Object Detection Using Color and Local Edge Information for Soccer Images"

<sup>†</sup>Okihisa UTSUMI, <sup>†</sup>Reiko HAMADA, <sup>††</sup>Ichiro IDE, <sup>‡</sup>Shuichi SAKAI, <sup>‡</sup>Hidehiko TANAKA  
utsumi@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

<sup>†</sup>Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

<sup>††</sup>National Institute of Informatics <sup>‡</sup>Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo

頻度が少ないほど  $F$  を上げる必要がある。

まず各 RGB 値の次元数を  $N$  レベルに粗量子化した後、RGB3 次元ヒストグラム  $H_N$  を計算する。これより、 $I(i, j)$  の  $F(i, j)$  を式(2)で定義する。

$$F(i, j) = \begin{cases} 0 & H_N(i, j) > 2 * ave \\ 1 - \frac{H_N(i, j)}{2 * ave} & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $ave$  は  $H_N$  の平均値である。 $F(i, j)$  は  $[0, 1]$  で正規化された値であり、値が大きいほど物体領域、小さいほど背景領域であるといえる。

### 3.3 エッジの正規化

エッジ成分が大きいほど物体領域であると考えられる。本手法では、 $3 \times 3$  画素の局所領域内におけるエッジ成分の度合いを求ることで、ラインの切目など、小さなエッジ成分をもつ物体領域を補完する。

着目画素を  $I(i, j)$ 、周辺画素を  $C_n (0 \leq n < 8)$  として、エッジ成分の度合い  $d$  を式(3)で正規化する。

$$d_{Kn}(i, j) = \begin{cases} 1 & M_K(i, j) > 2 * ad_K \\ \frac{|I_K(i, j) - C_{Kn}|}{ad_K} & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

$K = \{R, G, B\}$ 、 $M$  は画像全体の各局所領域における画素差のヒストグラム、 $ad$  はその平均値である。

これより、 $I(i, j)$  の局所領域におけるエッジ  $E(i, j)$  を式(4)で定義する。

$$E_K(i, j) = \frac{\sum_{n=1}^8 d_{Kn}(i, j)}{8} \quad (4)$$

$E(i, j)$  は  $[0, 1]$  で正規化された値であり、値が大きいほど物体領域、小さいほど背景領域であるといえる。

### 3.4 領域判別

$S$  は  $[0, 1]$  の値なので、255倍して濃淡画像を生成する。さらにその濃淡画像に対し、判別閾値法による2値化を行う。

## 4 実験と考察

今回、2種類の映像を用いて実験を行った。いずれも  $320 \times 240$  画素、24bit カラーである。また、 $N$  は 10 とした。提案手法と比較するため、既存手法として、輝度濃淡画像に Sobel フィルターをかけた濃淡画像を判別閾値法で2値化した。図1、2に各映像での実験結果の例を示す。

図1(左)では、画面上方の選手領域の検出に失敗している。これは、輝度情報に落としたときに選手の色情

報が失われ、背景領域に吸収されてしまったためである。また、図2(左)ではラインの切目が目立つが、エッジフィルターをかける際に、ラインのエッジ成分が背景領域に吸収されたためである。

一方、提案手法では図1、2のどちらも選手領域・ライン領域ともに良好に検出できている。これは、色情報を特徴量に使うことによって適切に物体領域を検出できたこと、局所領域のエッジに着目することで、画面全体的には小さなエッジ成分を持つ領域を補完することができたこと、などが理由にあげられる。

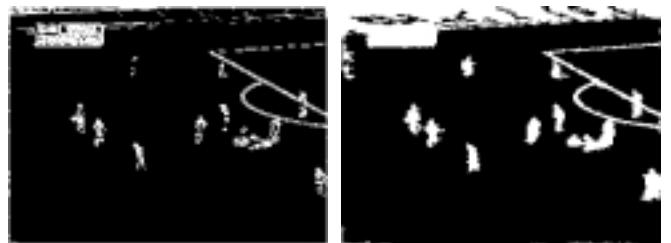


図1: (左) : Sobel オペレータによる 2 値画像例 (右) : 提案手法による 2 値画像例

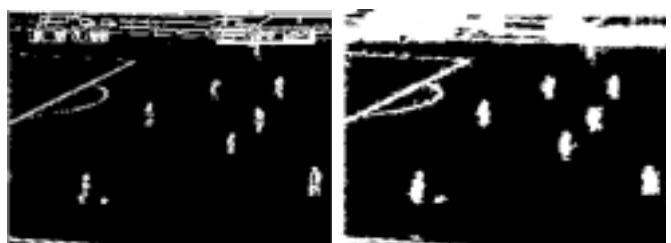


図2: (左) : Sobel オペレータによる 2 値画像例 (右) : 提案手法による 2 値画像例

## 5 むすび

本稿ではサッカー映像からの物体検出手法を提案し、実験を通してその有効性を確認した。

本手法で得られる濃淡画像は、画像の統計的要素から機械的に領域の判別を行うものである。従って、画素成分の物体の形状などの前知識は用いない。このような領域の補完は、Hough 変換や物体の形状に関する情報を別途用いることで解決できる。今後、形状情報を補完することで、さらに精度よくオブジェクト領域を検出する。

## 参考文献

- [1] 越後富夫, 宮森恒, 飯作俊一, “GMRF とオプティカルフローを利用したサッカー映像のオブジェクト抽出”, 第4回知能情報メディアシンポジウム, pp.443-448, 1998.
- [2] Nikos Paragios and Rachid Deriche, “Geodesic Active Contours and Level Sets for the Detection and Tracking of Moving Objects”, IEEE Trans. on PAMI, vol.22, no.3, 2000.