

形状特徴と局所領域特徴を併用した物体領域の抽出手法の検討

今枝 浩司[†] 馬場 美也子^{††} 白木 伸征^{††} 渡邊 章弘^{††} 平野 靖^{†††}

梶田 将司^{†††} 間瀬 健二^{†††}

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科 〒464-8601 名古屋市千種区不老町

^{††} 株式会社豊田中央研究所 〒480-1192 愛知県長久手町大字長湫字横道 41-1

^{†††} 名古屋大学情報連携基盤センター 〒464-8601 名古屋市千種区不老町

E-mail: tjmaeda@arch.itc.nagoya-u.ac.jp

あらまし 大まかな物体領域の初期値を基に、対象となる物体の形状特徴と画像の局所領域特徴を併用して物体領域を抽出する手法を提案する。従来提案されている局所領域特徴を用いた物体領域抽出手法では、与えられた初期値内に背景中のエッジが含まれていると推定に誤りが生じるなどの問題があり、画像のテクスチャが単純、もしくは与えられた初期値がかなり正確である場合にしか有効ではない。我々の提案手法では、局所領域特徴を用いた物体領域抽出の前処理として、事前の対象物らしさを表す存在確率マップと輝度ヒストグラムによる処理を導入することで、入力される物体領域の形状がより大まかで、画像のテクスチャが複雑な場合においても、より正確な物体領域を抽出できる。提案手法により、従来手法に比べて精度や速度の向上が望めることを確認した。

キーワード 物体抽出, ヒストグラム, カーネル密度推定, 結合確率密度関数

Extraction of Object Regions Using Shape Map and Local Features

Koji IMAEDA[†], Miyako BABA^{††}, Nobuyuki SHIRAKI^{††}, Akihiro WATANABE^{††}, Yasushi

HIRANO^{†††}, Shoji KAJITA^{†††}, and Kenji MASE^{†††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

Furou-cyo, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{††} Toyota Central R&D Labs., Inc.

41-1 FYokomichi, Nagakute, Nagakute-cho, Aichi-gun, Aichi, 480-1192 Japan

^{†††} Information Technology Center, Nagoya University

Furou-cyo, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

E-mail: tjmaeda@arch.itc.nagoya-u.ac.jp

Abstract In this paper, a novel method for extraction of a precise object region from a given rough initial region is proposed. The existing method for object region extraction using a kernel density estimator has problems, e.g. influence by the background edge in the initial region. The method is considered effective only when the image texture is simple or the initial region is considerably accurate. The proposed method, even if the initial region shape is rough and the image texture is complex, can correctly extract the object area by introducing a brightness histogram as a probability density function and an object shape distribution map as a priori probability for the preprocess of the kernel density estimator. It was confirmed that the accuracy and computation speed in general cases are improved in comparison to those of existing method.

Key words object extraction histogram, kernel density estimator, joint probability density function

1. はじめに

画像から任意の物体領域を自動的に抽出する技術は、画像加工・検索・認識など、様々な分野の要素技術として研究が進め

られている。この技術の1つとして、大まかに与えられた物体領域の初期値を基にして、正確な物体領域を推定する手法が検討されている。

従来提案されている物体領域手法は大きく分けて、Snake な

どの動的輪郭モデル [1], [2] や Level Set Method [3] を用いた輪郭線や領域を修正する手法と, Graph Cuts [4], [5] などの画素ごとにそれが物体領域に属するか否かを推定する手法の 2 つがある. しかしこれらの手法では, 例えば前者では局所解しか求めることができない, 後者では物体と背景に同系色の領域があると推定に誤りが生じるなどの問題があった. これらの問題を解決するため竹島ら [6] は, 画素の位置, 色, 所属カテゴリを確率変数として, それらの結合確率密度関数をカーネル密度推定 [7], [8] によって推定し, 各画素をその関数値が高いカテゴリに所属させる抽出手法を提案している. 画素の位置を確率変数として用いることで同系色の領域の推定誤りに対応し, また入力に含まれる誤りも修正可能となっている.

しかし, これらの手法では人手などにより良い初期値が与えられていることを前提としており, 矩形や円形などといったより大まかな初期値に対しては, 初期値と実際の物体領域の違いから推定誤りを生じてしまい, 有効とはいえない.

そこで本稿では, カーネル密度推定を用いた所属カテゴリの推定による物体領域抽出の前処理として, 事前の対象物らしさを表す存在確率マップと輝度ヒストグラムを用いた所属カテゴリの初期推定を行うことで, より大まかな物体領域の初期値として対象物を内包する矩形領域から, 正確な物体領域を推定する手法について検討する.

2. 提案手法

提案手法では, 画像中の全ての画素は物体領域と背景領域の 2 カテゴリに分類できるとし, 存在確率マップ及びヒストグラムを用いる初期推定と, カーネル密度推定を用いる推定という 2 段階に分けて所属カテゴリの推定を行うことにより, 物体領域の抽出を試みる. また本稿では, あらかじめ大まかな初期物体領域として候補物体領域を内包する矩形領域が与えられているとする. そしてこの入力矩形の外周部を初期背景領域モデルとして用いるため, 中心位置を変えずにその矩形を縦横 1.5 倍に拡大した矩形領域を処理対象領域とした (図 1, 図 2).

2.1 存在確率マップの導入

後述するヒストグラムを用いた所属カテゴリの推定の際, 物体領域と背景領域に同系色の領域があるような場合の推定誤りを減少させるため, 事前の対象物らしさを表す存在確率マップを導入する. まず本稿では入力初期値として対象物を内包する矩形領域が与えられることを前提としているため, 単純に矩形領域の中心部の方が物体領域である確率は高いと考える. そこで物体領域である確率分布は, 平均が処理対象領域の中心であり, 標準偏差が処理対象領域の縦横の幅に比例する二次元正規分布に従うと仮定する (図 3). すなわち, 処理対象領域 I の点 (i, j) における物体領域である確率 $P_{obj}(i, j)$ は

$$P_{obj}(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{width}} \exp\left(-\frac{(i-I_{width}/2)^2}{2\sigma_{width}^2}\right) \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{height}} \exp\left(-\frac{(j-I_{height}/2)^2}{2\sigma_{height}^2}\right) \quad (1)$$

により求められる. ただし, I_{width} , I_{height} はそれぞれ処理対象領域 I の縦横の幅を表し, σ_{width} , σ_{height} は 2σ が処理対象



図 1 入力画像及び対象物領域の入力初期値 (枠内)



図 2 処理対象領域 (画像全体) 図 3 処理対象領域から求められた存在確率マップ

領域に含まれるよう $I_{width}/4$, $I_{height}/4$ とした. また, そのままの値を用いると物体領域である確率 P_{obj} と背景領域である確率 P_{bg} ($= 1 - P_{obj}$) の間に偏りが生じるため, さらに P_{obj} の値が 0.1~0.9 となるよう正規化している.

2.2 ヒストグラムを用いた所属カテゴリの初期推定

まずヒストグラムを用いて, 入力矩形領域から物体領域及び背景領域に所属するカテゴリを推定する. 処理対象領域における矩形領域内外の輝度ヒストグラムを作成して面積で正規化し, 矩形領域内の正規化ヒストグラムを物体領域モデル, 矩形領域外の正規化ヒストグラムを背景領域モデルとして用いる. また物体領域モデルは輝度値 $Y(i, j) = Y_{ij}$ を確率変数とした確率密度関数 $p(Y_{ij}|w_{obj})$ で表し, 同様に背景領域モデルは $p(Y_{ij}|w_{bg})$ で表す. すると, 画素 (i, j) における物体領域に対する識別関数 $g_{obj}(Y_{ij})$ 及び背景領域に対する識別関数 $g_{bg}(Y_{ij})$ は次式で表される.

$$g_{obj}(Y_{ij}) = p(Y_{ij}|w_{obj}) \times P_{obj}(i, j) \\ g_{bg}(Y_{ij}) = p(Y_{ij}|w_{bg}) \times P_{bg}(i, j) \quad (2)$$

ただし, $P_{bg}(i, j) = 1 - P_{obj}(i, j)$ とする. そしてある画素の所属カテゴリを推定したい場合, その画素について識別関数 $g_{obj}(Y_{ij})$, $g_{bg}(Y_{ij})$ の値を計算し, 求められた値の大きいカテゴリにその画素を所属させる (図 4, 図 5). これは P_{obj} を事前確率, $p(Y_{ij}|w)$ を尤度とする最大事後確率推定法となる.

2.3 カーネル密度推定を用いた所属カテゴリの推定

前段で推定された所属カテゴリを確率変数の初期値とし, 竹島ら [6] の手法を応用して, 所属カテゴリのさらに精密な推定を行う (図 6). 所属カテゴリの他には, 画素の位置, 輝度値, そしてテクスチャ特徴を表すため注目画素の周囲 5×5 画素の輝度分散を確率変数として用いた. カーネル密度推定を行う際のバンド幅は, 画素の位置に対しては対象領域全体の縦横の幅の $1/10$, 輝度値に対しては対象領域全体の輝度値の標準偏差の $1/2$, 輝度分散に対しては画素の位置がバンド幅内の領域に

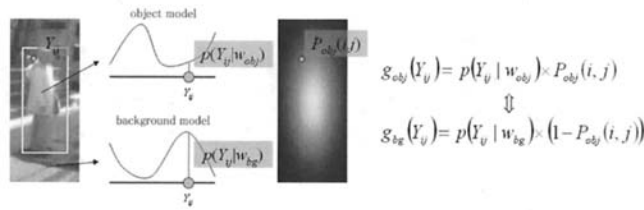


図4 ヒストグラムを用いた所属カテゴリの初期推定の流れ



図5 ヒストグラムによる推定結果の例

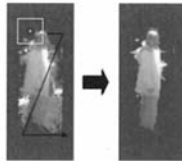


図6 カーネル密度推定を用いた所属カテゴリ推定

おける輝度分散の値の標準偏差の1/2とした。またカーネル関数は、画素の位置に関しては Uniform カーネル、輝度値には Epanechnikov カーネル、輝度分散には Gaussian カーネルを用いている。これらの値、使用するカーネル関数については、値や関数を変えて誤り画素数を評価する予備実験に基づき決定した。なお、全画素で所属カテゴリに変更がなくなるまで繰り返し推定を行うとしている。

3. 物体領域抽出実験

カーネル密度推定を用いた所属カテゴリの推定のみを用いた従来手法と提案手法について、同じ画像、同じ入力物体領域を与えた際の抽出結果の比較を行った。本稿では評価データとして、グレイスケールの静止画像 snow (93×87 画素), cup (96×84 画素), drink (90×90 画素), pedestrian1 (59×138 画素), pedestrian2 (59×136 画素), pedestrian3 (58×139 画素) の6種類の画像を用いた(図7(a)参照)。

3.1 実験結果

各画像について手法を適用した結果を表1, 図7に示す。誤り画素数とは、真の物体領域を背景領域と推定した画素数(true-negative)と、真の背景領域を物体領域と推定した画素数(false-positive)の和であり、その内訳は表2に示す。人手により抽出した解領域を正解とした場合、真の背景領域を物体領域と推定した画素数は snow 以外の全ての画像において減少しており(snow ±0%, cup -89%, drink -84%, pedestrian1 -99%, pedestrian2 -90%, pedestrian3 -20%), また誤り画素数に関しても減少傾向にあることが分かる(snow ±0%, cup -68%, drink -53%, pedestrian1 -83%, pedestrian2 -28%, pedestrian3 +35%)。

3.2 考察

全体的には、従来手法よりも提案手法の方が抽出結果の誤り画素数は減少しており、物体領域抽出の精度は良くなっている。

個々の画像について見ていくと、snowのように物体や背景が単純な画像に対しては、どちらの手法でも誤り画素数は変わらず良い結果が得られているが、提案手法ではヒストグラムを用いて所属カテゴリを推定した段階である程度正しい物体領域が得られているため、後のカーネル密度推定を用いた所属カテゴリ推定の適用回数を減少させることができる(snowでは15回→8回)。ヒストグラムを用いた所属カテゴリの推定に要する計算量は、繰り返し処理であるカーネル密度推定を用いた所属カテゴリの推定を1回行う際の計算量より少ないため、提案手法では従来手法と比較して精度を低下させることなく処理速度の向上が望める。cupでは、対象物や背景は比較的単純であるが、従来手法では入力物体領域の中に混入した背景領域や対象物としているカップの形状に影響を受け、取っ手の周辺部で所属カテゴリの推定誤りが生じている。提案手法では、ヒストグラムを用いた所属カテゴリ推定の際に入力物体領域の内部や取っ手内部の背景領域において正しく推定できている画素が存在するため、最終的な抽出結果は従来手法と比較して良くなっている。drink, pedestrian1といった対象物や背景が複雑な場合においても、cupと同様の理由により結果は良くなっている。しかし、pedestrian2, pedestrian3においては、従来手法では

表1 各画像への従来手法と提案手法の適用結果

	誤り画素数(画素)(括弧内は解領域に対する推定誤り領域の面積の割合)		カーネル密度推定を用いた所属カテゴリ推定の適用回数(回)	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
snow	21(2%)	21(2%)	15	8
cup	727(37%)	233(12%)	19	15
drink	706(30%)	333(14%)	31	66
pedestrian1	1781(101%)	311(14%)	22	63
pedestrian2	1137(60%)	821(43%)	85	55
pedestrian3	510(25%)	690(33%)	29	16

表2 従来手法と提案手法における誤り画素数内訳

	真の物体領域を背景領域と推定(画素)		真の背景領域を物体領域と推定(画素)	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
snow	18	18	3	3
cup	153	172	574	61
drink	38	229	668	104
pedestrian1	7	222	1772	91
pedestrian2	674	776	463	45
pedestrian3	117	375	393	315



図7 一般的な画像への本手法の適用結果：(a) 入力画像及び入力矩形領域，(b) 人手により抽出した解領域，(c) 従来手法による抽出結果，(d) ヒストグラムを用いた所属カテゴリの推定のみを用いた抽出結果，(e) 提案手法による抽出結果。画像は上から snow, cup, drink, pedestrian1, pedestrian2, pedestrian3.

抽出できていても提案手法では抽出できていない物体領域が見られる。これは、二次元正規分布を存在確率マップとして用いたため、矩形の周辺部では物体である確率が低く計算されてしまうことに起因する。この問題については、それぞれの画像中の対象物形状を適切に反映した存在確率マップを作成することで解決できると考えられ、次章で考察を行う。

4. 特定対象物への適応

これまでは存在確率マップは二次元正規分布に従うものと仮定していたが、抽出すべき対象の取り得る形状が既知の場合には、その形状を反映した存在確率マップを用いることで、より良い結果を得ることができる。例として、屋外において車載カメラにより撮影された歩行者を含む画像から、歩行者領域を抽出する場合を挙げる。

まず歩行者領域抽出のための存在確率マップとして、サンプルとなる歩行者画像 20 枚から人手で歩行者領域を抽出し各画素の平均を取ったものを、対象となる画像のサイズに合わせて拡大縮小し、ガウシアンフィルタ (5×5 画素) をかけたマップを作成する (図 8 (a) 参照)。さらにカーネル密度推定を適用する際のバンド幅にも調整を加え、存在確率マップが二次元正規分布に従うとした場合と比較する予備実験を行った。なおバンド幅は、画素の位置及び輝度分散に対してはそのまま、輝度値に対しては画素の位置がバンド幅内の領域における輝度値の



図8 歩行者画像への本手法の適用結果：(a) 歩行者領域抽出のために用いた存在確率マップ，(b) 入力画像及び入力矩形領域，(c) 存在確率マップが二次元正規分布に従うとした場合の本手法による抽出結果，(d) 歩行者領域抽出のために調整した本手法による抽出結果。

標準偏差とした。この結果、存在確率マップに対象の形状を反映させたことによって、いくつかの画像においては調整前よりも良い結果が得られた (図 8)。ここで抽出の良否を判定するため、何らかの指標を用いて抽出結果を評価する必要がある。

そこで本稿では、評価関数として次の式で求められる領域の一致度 E を用いた。

$$E = \frac{\text{num-and-pixels}(\text{binary}(\text{Map}, th), \text{Region})}{\text{num-or-pixels}(\text{binary}(\text{Map}, th), \text{Region})} \quad (3)$$

簡単のため、多値の存在確率マップを 2 値化して抽出された領域と比較している。ここで $\text{binary}(\text{image}, th)$ は画像 image を閾値 th で 2 値化するバイナリ関数であり、 Map は存在確率マップを、 Region は本手法により抽出された領域を表す。また $\text{num-and-pixels}(A, B)$ は画像 A と画像 B の and 演算を行った画像の画素数、 $\text{num-or-pixels}(A, B)$ は画像 A と画像 B の or 演算を行った画像の画素数である。

4.1 評価実験

評価関数 E を用いて、対象となる歩行者画像に、歩行者用に作成した存在確率マップを処理対象領域内での位置をずらしながら提案手法を適用していく実験を行った。 $th = 0.5$ とし、歩行者用に作成した存在確率マップとして正面向きのもの (図 9(a)) と横向きのもの (図 9(b)) を用いた。それぞれ正面向き及び横向きの歩行者のサンプル画像 20 枚から人手で歩行者領域を抽出し、それらの平均を取って作成している。そして、サンプル画像とは別の歩行者画像から、歩行者用存在確率マップを用いた提案手法による歩行者領域の抽出を試みた。まず本手法の振る舞いを確認するため、存在確率マップを対象領域内で位置をずらしながら適用していったときのすべての E の値を調べ、 E が最大値となる位置での抽出結果を最終的な抽出結果とした。2 種類の歩行者用存在確率マップを正面向きの歩行者画像に適用した例を図 9 に示す。この例では、正面向き歩行者用存在確率マップを適用した場合の方が、横向き歩行者用

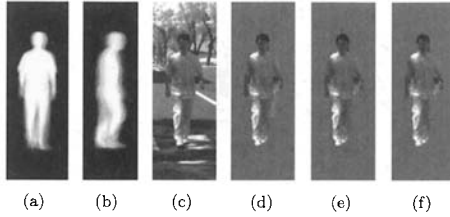


図 9 歩行者抽出用に作成した存在確率マップ及びそれらを用いた結果：(a) 正面向き歩行者用存在確率マップ，(b) 横向き歩行者用存在確率マップ，(c) 入力画像，(d) 正面向き歩行者用存在確率マップによる抽出結果，(e) 横向き歩行者用存在確率マップによる抽出結果，(f) 正面向き歩行者用存在確率マップによる最適な抽出結果。

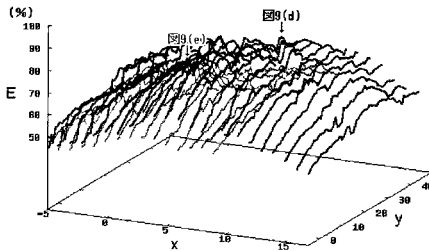


図 10 E の値をプロットしたグラフ：正面向き歩行者用存在確率マップを用いた場合（黒），横向き歩行者用存在確率マップを用いた場合（灰）

存在確率マップを適用した場合よりもよい結果が得られた（図 9(d)，図 9(e)）。 E の最大値 E_{max} は，正面向き歩行者用存在確率マップでは $E_{max} = 0.85$ ，横向き歩行者用存在確率マップでは $E_{max} = 0.72$ であった。この例のように，対象画像内の歩行者と同じ姿勢である存在確率マップを用いた方が，そうでないときよりも E_{max} がより大きくなる場合が多く見られた。

次に，評価関数 E の振る舞いを調べるため，手法を適用した位置における E の値をプロットしたグラフの例を図 10 に示す。どちらの存在確率マップを用いた場合でも， E が最大値となる位置からのずれが大きいほど E の値が小さくなり，抽出結果も悪くなる傾向が見られた。このため， E の値が大きい方が，使用したマップが対象画像に適合しており，また抽出結果も良くなると考えられる。ただし，実際にはこの例では E を最大とする位置での抽出結果が，最適な抽出結果とはなっていない。最適な抽出結果（図 9(e)）となる位置では $E = 0.81$ であり， $E_{max} = 0.85$ よりも小さな値となっている。背景中のエッジの影響など様々な要因が考えられるが， E によってどの程度存在確率マップと対象との形状の差異を表現できるか，より多くのケースについて調査することが必要である。

5. 歩行者領域抽出実験

さらに，より具体的な歩行者領域抽出実験を行う。前章では正面向き歩行者と横向き歩行者をそれぞれ 1 つのカテゴリと

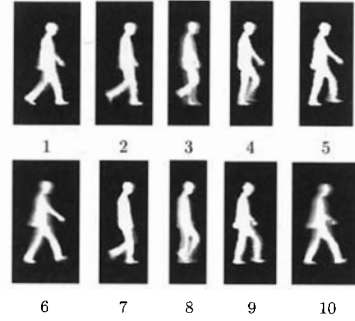


図 11 詳細な横向き歩行者用存在確率マップ。

していたが，同じ正面向き歩行者，横向き歩行者でも様々な姿勢を取っていることが考えられる。そこでグリーンバックで撮影された映像から抽出した横向きの歩行者画像（1 周期・35 フレーム）を基に作成した，10 枚の詳細な横向き歩行者用存在確率マップ（図 11）を用いて，実画像からの歩行者領域抽出実験を行い，その結果について考察する。対象となる実画像には，屋外において車載カメラにより撮影された横向き・正面向きそれぞれ 100 枚の歩行者画像を用いた。

5.1 横向き歩行者画像に対する抽出実験

まず横向きの歩行者画像 100 枚に対して，10 枚の存在確率マップを用いて歩行者領域を抽出する実験を行った。評価関数 E が最大となる位置・マップでの抽出結果の例を図 12 に示す。局所的な推定誤りは見られるが，背景が複雑な場合でも精度良く歩行者領域が抽出できている。この時 E の平均値 $E_{ave} = 0.81$ ，標準偏差 $E_{dev} = 0.027$ であった。しかし，10 枚の存在確率マップ全てを用いて実験を行ったところ，実際の姿勢とは異なる存在確率マップを用いた方が，実際の姿勢に近い存在確率マップを用いた場合よりも E が高くなる画像が多数見受けられた（100 枚中 57 枚）。 E を基に姿勢を認識した際の正答率を表 3 に示す。表から，実験に用いた歩行者画像の姿勢に偏りはあるが，それ以上に E の値が高くなる存在確率マップに偏りがあり，特に図 11 の 8 の存在確率マップにおいて， E が最大となる画像が多いことが分かる（100 枚中 80 枚）。これは，この存在確率マップが他に比べて形状が単純であり，他が脚の微妙な開き具合に影響を受けて E が小さくなるのに対し，脚が閉じている場合では脚の領域を，開いている場合では両脚の間の背景領域を脚の領域として，安定して抽出するためである。

そこで次に，人手によって選択した実際の姿勢に近い存在確率マップを用いて歩行者領域を抽出する実験を行った。結果の例を図 13 に示す。 E が最大値となる存在確率マップよりも，実際の姿勢に近い存在確率マップを用いた方が精度良く歩行者領域を抽出できる場合が多かった。ただし E は全体として低くなっており， $E_{ave} = 0.78$ ， $E_{dev} = 0.039$ となっている。

5.2 姿勢の異なる歩行者画像に対する抽出実験

さらに，正面向きの歩行者画像 100 枚に対して同様に実験を行った。評価関数 E が最大となる位置・マップでの抽出結果の例を図 14 に示す。存在確率マップとの姿勢の違いから，正し

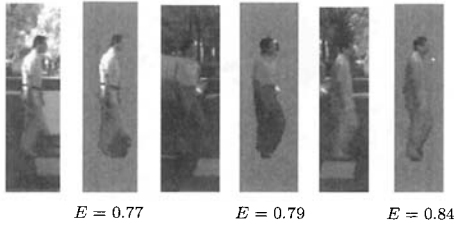


図 12 歩行者領域抽出結果：入力画像（左）及び抽出結果（右）。

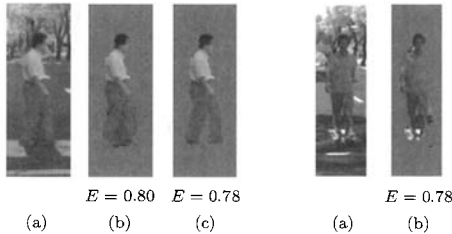


図 13 歩行者領域抽出結果 (E による分類 図 14 歩行者領域抽出結果 (正面向き歩行者画像の場合) : (a) 入力画像, (b) E が最大値となる抽出結果, (c) 実際の姿勢に近い存在確率マップでの抽出結果. (a) 入力画像, (b) 抽出結果.

く歩行者領域を抽出できていないことが分かる。しかし E の値を見てみると、 $E_{ave} = 0.82$ 、 $E_{dev} = 0.024$ となっており、別に詳細な正面向き歩行者用存在確率マップを作成し、それを用いた結果と比較する必要はあるが、横向き歩行者画像に対する結果よりも高い値となっている。横向き歩行者画像の場合と同じく図 11 の 8 の存在確率マップにおいて E が最大となる画像が多く (100 枚中 91 枚)、これは正面向き歩行者画像では脚の開き具合が少ないために、脚を閉じている図 11 の 8 の存在確率マップで脚の領域を抽出しやすいたことが原因となっている。

5.3 考 察

図 12, 13 から、横向き歩行者用に作成した存在確率マップを用いると、背景が複雑な横向き歩行者画像においても、精度の高い歩行者領域抽出が可能となることが分かる。

表 3 評価関数 E による提案手法での姿勢認識の正答率 (マップの数字は図 11 に対応)

	実際の姿勢に近いマップ										正答率	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
E	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
が 最 大 と な る マ ッ プ	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
	3	0	0	4	0	0	0	0	3	0	0	57%
	4	0	0	1	4	0	0	0	5	1	0	36%
	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
	7	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0%
	8	1	3	15	10	3	0	0	35	13	0	44%
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-

しかし、作成した 10 枚の存在確率マップ全てを用いて多量の実画像に対して実験を行ったところ、実際の姿勢とは異なる存在確率マップを用いた方が、実際の姿勢に近い存在確率マップを用いた場合よりも評価関数 E の値が高くなる画像が多数存在した。また、作成した存在確率マップとは姿勢の異なる正面向きの歩行者画像の場合でも E の値は高くなっている。これは、画像の複雑さや結合確率密度関数が適切でないことに起因する推定誤りの他、10 枚の存在確率マップの中に極めて姿勢の近いものが混在していることや、存在確率マップの形状によって抽出のしやすさに違いがあること、さらに今回は 1 人の歩行者から存在確率マップを作成しているために体型や服装などの個人差を吸収し切れなかったことも原因となっている。結合確率密度関数の調整や特徴量の検討の他、存在確率マップの作成方法についてもさらなる工夫の必要性がある。

6. おわりに

本稿では、カーネル密度推定を用いた所属カテゴリ推定による物体領域抽出の前処理として、存在確率マップとヒストグラムを用いた所属カテゴリの推定を行うことで、対象物を内包する矩形領域から物体領域を抽出する手法を提案した。従来手法と比べて、物体や背景が単純な画像では計算時間の短縮が、複雑な画像では精度の向上が期待できる。また、抽出すべき対象物が既知の場合には、その形状を反映した存在確率マップを用いることで、より正確な物体領域の抽出が可能となることを確認した。今後の課題として、画像中の対象物の形状を適切に反映した存在確率マップを自動的に生成する方法の模索や、異なるテクスチャを分割するための特徴量の検討などが挙げられる。

文 献

- [1] M.Kass, A.Witkin, D.Terzopoulos, "Snakes:Active contour models", International Journal of Computer Vision Vol.1 No.4, pp.321-331 (1988) .
- [2] A.A.Amini, T.E.Weymouth, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol.PAMI-12 No.9, pp.855-867 (1990) .
- [3] M.Sussman, P.Smerek, S.Osher, "A Level Set Approach for Computing Solutions to Incompressible Twophase Flow", Journal of Computational Physics, vol.114, pp.146-159 (1994) .
- [4] Y.Y.Boykov, M.Jolly, "Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images", In Proceedings of International Conference on Computer Vision, pp. 105-112 (2001) .
- [5] A.Blake, C.Rother, M.Brown, P.Perez, P.Torr, "Interactive image segmentation using an adaptive GMMRF model", In Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision, pp. 428-441 (2004) .
- [6] 竹島秀則, 金子敏光, 井田孝, "局所的な色の分布を用いた被写体領域の抽出手法", 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU'2006) , IS1-4 (2006) .
- [7] M.P.Wand, M.C.Jones, "Kernel Smoothing", Chapman&Hall, ISBN:0-412-55270-1 (1994) .
- [8] B.W.Silverman, "Density Estimation for Statistics and Data Analysis", Chapman&Hall, ISBN:0-412-24620-1 (1986) .