

部分画像からの物体の認識と切り出し手法の提案*

3P-6

曾根 崇
筑波大学

長谷川 修 坂上 勝彦
電子技術総合研究所

1 はじめに

実環境に複数の物体が存在している時、視点位置によっては物体が他の物体の陰になることがあるが、通常人はそうした場合でも陰に隠れているものを高い確率で言い当てることができる。しかしコンピュータビジョンにおいては、一般に部分的な画像から物体の認識を行なうことは困難であり、通常は認識対象の画像データの欠損の増加に伴って認識率が低下する。

そこで本研究では、対象とする物体や背景の画像から判別に有効な特徴を局所的に抽出することによって、部分画像から効率良く物体を認識（推定）すると同時に、各々の物体の部分を背景画像から切り出す手法を提案する。画像から抽出する特徴には、加法性と平行移動に対する不変性を有する高次局所自己相関特徴 [1] を利用し、判別に有効な特徴の抽出と部分画像からの物体の推定・切り出しには特徴データの正準判別分析に基づく判別空間を用いた。

2 高次局所自己相関特徴

自己相関関数は、平行移動に不変である。これを N 次に拡張したものが、以下に示す高次自己相関関数である。

$$x^N(a_1, \dots, a_N) = \int f(r)f(r+a_1)\cdots f(r+a_N)dr \quad (1)$$

次数 N を高々 2 までとし、変移方向を図 1 に示すように参照点のまわりの 3×3 領域に限定すると、変移方向の組み合わせは Fig.1 に示す 25 通りになる [1, 2]。画像の高次局所自己相関特徴は、画像の各位置にこれらのマスクの中心（参照点）をあわせ、図中“1”と示された箇所の濃淡値を掛け合わせるとともに、マスクを移動する度にその値を足し込む（積和）ことによって求めた。ただし Fig.1 の No.1 ~ No.5 のマスクでは、データの採取箇所の重複を許して 0 ~ 2 次迄の全ての値を求めることとし、各マスクから特徴データを 3 つずつ得た。従って全体では、25 通りのマスクから一度に 35 個 (= $5 \times 3 + 20$) の特徴データを得た。

*“A Image Recognition and Segmentation Method from Partial Images”, T.SONE(1), O.HASEGAWA (2) and K.SAKAUE (2), (1) University of Tsukuba, (2) Electrotechnical Laboratory

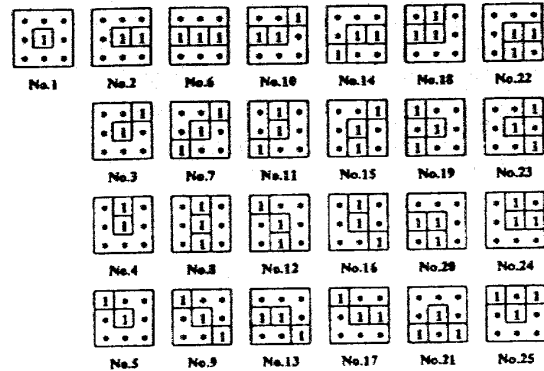


Fig. 1: 高次局所自己相関特徴 [1,2]

3 処理アルゴリズムの概要

3.1 高次局所自己相関特徴の抽出

本研究では、データとしてカラー画像 (RGB, 640×480 ピクセル) を 9 枚用意した。このうちの 6 枚は学習用参照データの画像として黒色を背景に 6 種類のぬいぐるみを撮影したものであり、残りの 2 枚はテキストのある布の画像と黒色の背景のみ画像である。これにより、学習データを 8 クラスとした。9 枚のうちの最後の 1 枚は Fig.3 に示すように、テキストのある布を背景として、ぬいぐるみをの一部を切りとり合成したもので、これを未学習の判別用データとした。

各クラス学習用の画像 (図 2) は、まず RGB \rightarrow I1I2I3 変換 [4] を行ない、I1 画像, I2 画像, I3 画像として再構成する。ついでこれらの画像を n 個の矩形局所領域 (SW) に分割し、各 SW から高次局所自己相関特徴の特徴ベクトルを算出する。これは本研究におけるポイントであり、これにより、部分画像からの物体の認識と切り出しが同時に行なえることになる。

各 $SW_i, (i = 0, \dots, n-1)$ から得られる特徴ベクトルを x_i とすると、物体全体の特徴ベクトル X との間に次式の関係が成り立つ。

$$X = \sum_{i=0}^{n-1} x_i \quad (2)$$

ここで SW のサイズは画像から得る特徴の局所性の程度を制御するが¹、本研究では 2 種類のサイズの SW

¹SW を小さく (大きく) すると画像のより細かい (大

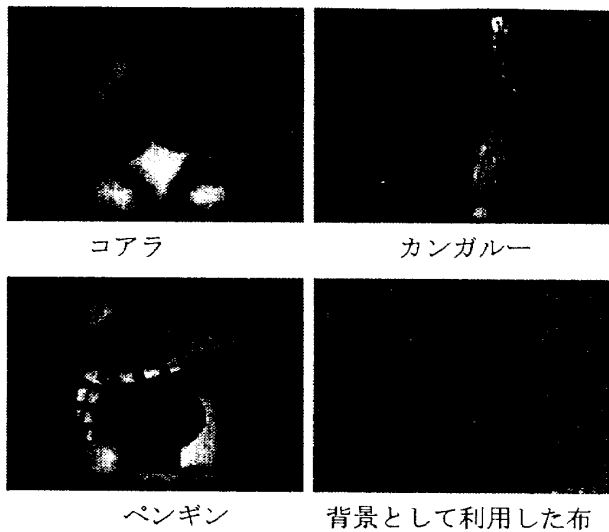


Fig. 2: 学習用データ例 (各物体は黒色を背景として画像の中央に置かれている。)

によって複数の学習用特徴特徴とし、ここから複数の判別特徴空間を構成した。

3.2 局所領域毎の画像の認識

画像の判別(認識)も、認識対象画像をSWに分割し、SW毎に行なう。判別時は上記の判別空間で独立に判別を行ない、原則として最も判別の良いデータを最終結果とすることとした。より具体的には、まず各判別空間から判別距離が最短であるものを候補として挙げ、さらにこれらのうちで最短のものを(この処理段階での)最終判別結果とした。なお各判別空間は、各空間の全分散により正規化してから用いている。

4 実験と結果

Fig.3に本研究で用いた判別用画像の例を示す。この図は学習用画像(背景は黒のぬいぐるみ)を合成し、布の画像を背景として学習用画像の部分(ペンギンの帽子、カンガルーの尻尾、コアラの顔の一部)を配置して構成した。

判別空間は、以下に示すように、2つの異なるサイズのSWから高次局所自己相関特徴の105次元、210次元の特徴ベクトルを構成し、これらを基礎データとして3つ構成して利用した。

- 30 × 30(ピクセル) → 105次元
- 60 × 60(ピクセル) → 105次元
- (30 × 30) + (60 × 60)(ピクセル) → 210次元

Fig.4に判別(認識)と切り出しの結果を示す。幾分エラーが見られるものの、各部分はそれぞれほぼ正しく判定され、また切り出されていることが読みとれる。またこの実験から、本手法は、原理的に複数の物

まかな)特徴を得ることになる。



Fig. 3: 判別実験用画像 (Fig.:2のデータを合成して作成)

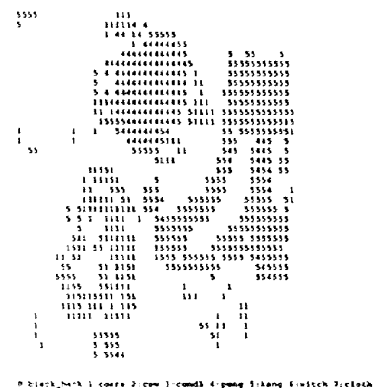


Fig. 4: 部分画像からの認識(判別)と切り出し実験の結果

体の部分画像が混在している場合でも、適応可能であることが示される。

Fig.4に見られるエラーに対する対処としては、画像上の隣接データとの関連なども考慮した推定法の導入を検討しており、これにより認識・切り出し精度の向上を図る予定である。

謝辞: 本研究は通産省RWCプロジェクトの一環として進めているものであり、関係各位に感謝します。

参考文献

- [1] 大津: パターン認識における特徴抽出に関する数理的研究, 電総研報告, 第818号, 1981
- [2] Otsu N. and Kurita T., "A new scheme for practical flexible and intelligent vision systems," Proc. IAPR Workshop on CV, Tokyo, pp. 431-435, 1988.
- [3] M.G. ケンドール著 浦昭二/竹並輝之 共訳: "多変量解析の基礎", サイエンス社
- [4] Yu-ichi Ohta, Takeo Kanade, and Toshiyuki Sakai, "Color Information for Region Segmentation", CGIP, 13, pp.222-241,1980.