

画像の顕著点分布に基づく物体認識手法の提案

高瀬 竜哉[†] 亀田 昌志[†] Prima Oky Dicky Ardiansyah[†]

岩手県立大学ソフトウェア情報学部[†]

1.はじめに

画像の撮影条件や対象とする物体の種類を制限せずに物体の属するカテゴリを認識する一般物体認識は、現在注目されている物体認識の研究分野である[1]。局所特徴量を用いた認識手法は、物体容姿の変化に柔軟に対応でき、代表的な手法の一つとして星座モデル[2]が挙げられる。これは対象カテゴリ内の物体に共通する部位の位置を顕著性の情報から決定し、決定した位置とその周辺の局所特徴量から物体を認識する手法である。しかし、星座モデルでは物体位置と特徴量をパターンとして記述する必要があり、認識処理に用いる情報量が膨大になってしまう。

本研究では、原画像の特徴量を用いず、顕著性が強く表れている点（顕著点）に注目した。顕著性マップから抽出した顕著点のみを用いて、点同士の位置関係から物体を認識する手法を提案する。本手法は、原画像の特徴量を用いないため、扱う情報量を削減でき、処理の簡素化が期待できる。

2.顕著性マップ

顕著性マップは「画像中で最も注目される箇所は被写体としての物体」という前提のもと提案され、被験者を必要とせず、画像の特徴量を解析するだけで注目箇所を確率マップとして表現できる[3]。顕著性マップは入力された画像に対して、色・輝度・方向成分の特徴量を抽出し、それぞれに低解像度から高解像度までのピラミッド構造の画像を作成する。顕著な箇所には上記の特徴量が常に残存しているとし、異なる解像度画像同士の差分から特徴量の残存度を求め、それを0~100%に正規化した特徴マップを作成する。図1に示したものは、入力画像に対して出力された特徴マップの例である。この3種の特徴マップを線形結合することで、画像全体の顕著度を表す顕著性マップを出力することができる。

Object recognition based on distribution of locally-salient point in image

Tatsuya TAKASE[†], Masashi KAMEDA[†], Prima Oky Dicky Ardiansyah[†],

Faculty of Software and Information Science, Iwate Prefectural University[†]

星座モデルでは、この顕著度の高い箇所を物体における特徴的な部分と定義し、その周辺から認識に用いる局所特徴量の抽出を行なっている。

3.提案手法

顕著性マップの導出原理より、顕著点は物体の特徴的な部分に出現することがわかっており、その位置は物体のカテゴリ（車や人の顔など）ごとにある程度共通しているものと予測される。そこで、カテゴリごとの顕著点の出現位置を定義することができれば、対象物体を認識できると考えた。

3.1 顕著点マップ

顕著点の出現位置に共通性が見られるかどうかを確認するため、カテゴリの一例として車の画像を用いて、顕著点マップを作成することにした。顕著点マップは、通常の特徴マップと同じ手順で特徴マップを出力し、それぞれの特徴マップにおける極値の点を顕著点マップに表示する。図1には、入力画像から出力した3種の特徴マップと、そこから極値点を抽出した顕著点マップを示している。

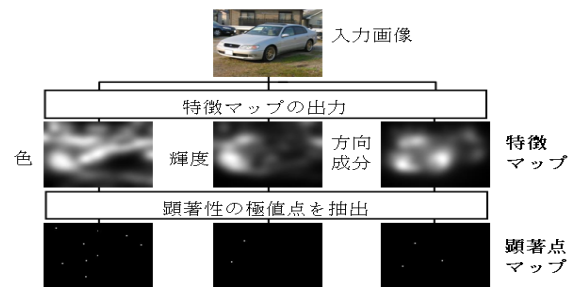


図1. 特徴マップと顕著点マップ

作成した3種の顕著点マップに対して主観評価実験を実施したところ、車の画像については、ライトやタイヤ、ナンバープレートなど、出現箇所にも共通性があることを確認した。さらに、3種の顕著点マップの中でも、方向成分のマップは他の2つに比べ、物体以外の箇所に顕著点が出にくいという結果が得られた。この特徴を背景の削減に利用できると考え、本手法では方向成分を中心に処理を行い、他2つの顕著点マップについては、手法の性能改善に用いることとした。

3.2 画像の補間と極値の閾値

特徴マップは256色階調で表されているため、

画像の補間を行わなければ正確な極値点を抽出できない。標本化定理より、補間を行う間隔（サンプリング倍率）は画像サイズや画像全体において物体がどの程度写っているかの比率により異なるので、顕著点出現箇所を集計から求めた出現度グラフの谷を有力な顕著点とそれ以外との境とした。ここに、顕著点マップに表れている点の位置や数も加味した結果、適用する倍率を定義した（表 1）。

表 1. 適用 サンプリング倍率一覧

| サイズ/比率 | 40%未満 | 80%未満 | 80%以上 |
|--------------|-------|-------|-------|
| 640*480 未満 | 8 | 8 | 16 |
| 2560*1920 未満 | 16 | 16 | 16 |
| 2560*1920 以上 | 32 | 32 | 32 |

ここで抽出した顕著点は、顕著度の高さに関わらず極値を取っているため、どの程度の値を顕著点として採用するかを閾値として設定した。閾値は、顕著点マップに表れている二峰性ヒストグラムの中間値（89~107）に最も近い値である 100 を設定した。

3.3 認識手法

まず、方向成分の顕著点マップに表れている顕著点分布から楕円を描画する。この楕円は確率密度関数によって導出した 2 次元正規分布の等確率楕円である。この楕円は正規分布に基づいているため、標準偏差 σ の値によって大きさが変化する。方向成分は背景に顕著点がほぼ出現しないが、全体の 68%を信頼するものとして、 $\sigma = 1$ の楕円の描画を行った。

次に、楕円に基づいて認識評価に用いる矩形を描画する。同一のカテゴリに分類される物体は、同じ位置に顕著点が出ていと仮定した時、矩形内に存在する顕著点と、矩形の辺との最短相対距離（ズレ）の総和が同じであると予測される。そこで、ズレの総和を算出し、カテゴリの正解と比較することにより、対象物体のカテゴリを認識する。ここで、矩形を用いるのは、ズレを求める際に必要な内積による複雑な計算を座標同士の簡単な減算に置き換え、計算量を大幅に減少させるためである。図 2 には、提案手法を実画像に適用することにより描画した矩形の出力結果を示す。



図 2. 方向成分に基づく矩形の出力

提案手法では、事前に行った画像評価実験の結

果から、矩形が特徴箇所を捉え、かつ背景を排斥した顕著点が表れている傾向のある方向成分のマップから矩形を描画している。しかし、図 2 に示した不良結果から、方向成分のみで出力した矩形には物体の一部しか捉えていないと判断されるものもあり、特徴の検出漏れが起こる場合がある。本手法は矩形と顕著点とのズレの総和を見ているため、一箇所でも特徴箇所を検出できなかった場合、総和の値が大きく変化してしまう。

そこで、方向成分による矩形描画の際に、色、あるいは輝度の顕著点を追加することによって矩形の形状を補正する。この 2 種のマップから追加する顕著点は、背景に表れている顕著点を省くため、 $\sigma = 0.5$ の設定で描画した矩形内に存在する顕著点を用いる。 $\sigma = 0.5$ で抽出された点は車において重要であると判断された箇所（右ライト、前輪など）を包含しており、これを追加することによって特徴を捉えた矩形に補正されている（図 3）。



図 3. 補正前後の矩形

4. おわりに

画像の顕著点分布に基づき、画像幾何学の計算手法を用いた物体認識手法を提案した。本手法では画像幾何学に基づく計算で求めた値を認識に用いるため、原画像の特徴量を用いる必要がない。また、物体の大きさが変化した場合でも、顕著点と矩形とのズレの総和は相対距離をとっているため変化しないので、スケール変化にも対応できる。方向成分に基づく矩形を出力する際、信頼度の高い他の 2 種の顕著点を追加することで、矩形を補正する条件を定めた。今後は、求められた矩形に基づいて認識を行い、手法の実用性を検証する。

参考文献

- [1] 柳井啓司, “一般物体認識の現状と今後,” 信学技報, PRMU2006-09, pp.121-134, 2006.
- [2] R. Fergus, P. Perona, and A. Zisserman, “Object class recognition by unsupervised scale-invariant learning,” Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.2, pp.264-271, 2003.
- [3] Itti, L., Koch, C., and Niebur, E. “A Model of Saliency-Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.20, No.11, 1998.