

部分検出用 SVM の組み合わせによる任意の部分隠蔽を許容する手検出法 Part-wise SVM based Hand Detection Robust against Partial Occlusion

平本 康裕[†] 島田 伸敬[†] 明神 聖子[‡] 白井 良明[†]

Yasuhiro Hiramoto[†] Nobutaka Shimada[†] Seiko Myojin[‡] Yoshiaki Shirai[†]

1 はじめに

手の位置情報や形状を、ヒューマンインタフェースに応用するために、複雑背景下や部分隠蔽された手を検出できる手法を構築することは重要な問題である。

笠原ら [1] は、手で物体を把持するときの典型的な把持パターンごとに物体形状の共起性を学習・識別し、特定された把持パターンから物体の使用目的を認識する手法を提案した。しかし、学習時に手動で手領域と物体領域を指定しなければならず、認識時には物体で部分隠蔽した手領域を復元する処理が必要であった。また、手や物体の見えを直接用いるので、照明や影などの撮影環境に強い影響を受けるという問題があった。

また我々は、複雑背景下における手検出・手形状推定法 [2] を提案した。具体的には、手クラスと背景クラスの Histograms of Oriented Gradients(HOG)[4] 特徴を Support Vector Machine(SVM) で学習して識別器を構築し、手と背景、手形状と手形状の識別を行った。しかし、手と背景域全体で1つの特徴ベクトルを算出しているため、この手法では部分隠蔽した手を検出することはできない。なぜならば、部分隠蔽により特徴ベクトルの一部が変化してしまうからである。

Wang ら [3] は、隠蔽された部分領域の Histograms of Oriented Gradients(HOG) 特徴 [4] と、線形 Support Vector Machine(SVM) の当該部分領域に対応する Support Vector の成分との内積が負になることに着目した。はじめに人領域全体の HOG 特徴を線形 SVM で学習して得られた Support Vector を局所領域ごとの成分に分解し、それぞれの局所領域ごとに検出器を再構築した。

同様の考え方を手に適用する場合、手の見えや形状が大きく変化するので複数の検出器を用意するのが望ましいが、ひとつの検出器あたりの学習サンプルが不足しがちになる。また、手全体の形状は異なっているが、局所的な部位では形状が一致している場合があるので、共通する部分領域形状を検出する部分検出用 SVM を作って投票を行うことで、複数の手形状が部分隠蔽された場合にも検出できる手法を検討している。本報告ではまず単一の手形状について検出器を構成し、一般的背景下で部分隠蔽に対処できることを示す。

2 提案手法

本研究では部分ごとに検出器を構築し、画像をスキャンしながら HOG 特徴をそれらに入力することで部分隠蔽した手を検出する。

2.1 検出器の構築

図1に示すように手クラスをポジティブ、背景クラスをネガティブとして、部分領域ごとの HOG 特徴を線形 SVM によって学習し、部分検出器を構築する。

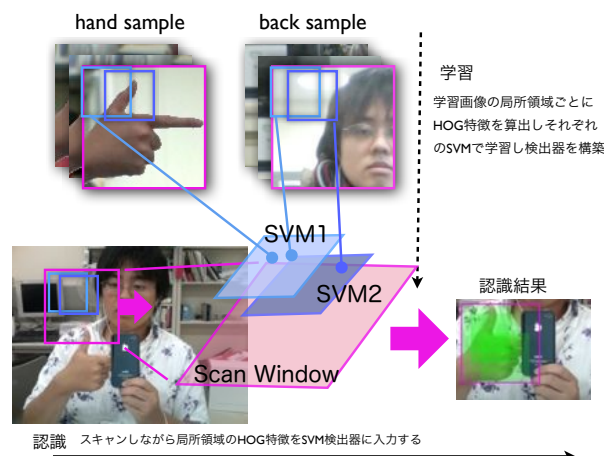


図1: 検出器の構築手順と認識の手順

HOG 特徴 [4] は輝度の勾配方向をヒストグラム化して物体の形状を表すことができる特徴量であり、ノイズや局所的な輝度変化に強い。通常、1つの物体領域で1つの HOG 特徴を算出するが、提案手法では部分隠蔽に対応するために1つの部分領域で HOG 特徴を算出する。具体的には、 8×8 のセルで手領域全体を分割し、 5×5 のセルを1つの部分領域とする。この部分領域をオーバーラップさせながら、合計16個の HOG 特徴を算出する。これらの HOG 特徴を SVM で学習し計16個の部分検出器を構築する。

2.2 手検出

検出の手順を述べる。入力画像の小領域をスキャンしながら、図1に示すようにスキャンウィンドウ内の16箇所の部分領域に対する HOG 特徴を算出し、対応する部分検出器に入力する。次に、画像中の各小領域での手らしさ s を求める。小領域のインデックスを i 、部分領域のインデックスを j 、HOG 特徴を x_{ij} 、部分

[†]立命館大学大学院 理工学研究科

[‡]立命館大学 情報理工学部

検出器の出力を $f_j(\mathbf{x}_{ij})$ とすると、手らしさ s_i は、

$$\begin{cases} 1 & f_j(\mathbf{x}_{ij}) > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$s_i = \sum_{j=1}^J f_j(\mathbf{x}_{ij}) \quad (2)$$

s_i の値が最も大きい小領域 i を手領域とする。このようにして図2に示す画像内の任意の箇所における手らしさが求まる。

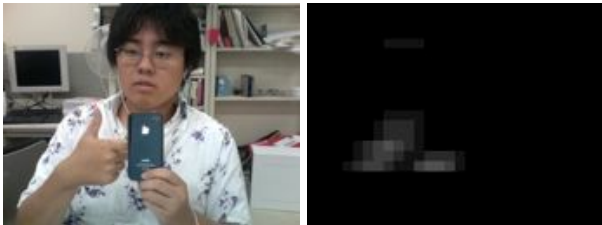


図2: 手検出結果 左が入力画像. 右画像は左画像中の手らしさ s を表している

2.3 手領域・非手領域のセグメンテーション

検出領域において手領域・非手領域のセグメンテーションを行う。図3に示すように、部分検出器の応答値から各セルごとにスコアを算出し、手領域と非手領域の分類を行う。検出器の応答値が正ならばセルのスコアを+1、負ならば-1として、部分領域の重なりを考慮してセルごとにスコアを総和する。最後に、セルのスコアの総和が正となった領域を手領域、負となった領域を非手領域とする。

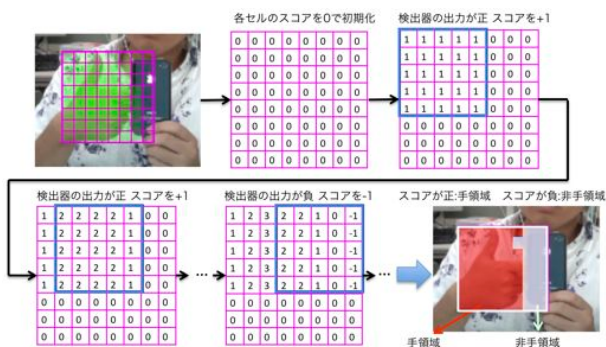


図3: 手領域と非手領域の分類手順。

3 実験

3.1 手検出

部分検出器の精度を確認するために部分隠蔽した手を検出する実験を行った。約100枚の画像を部分検出器に入力した。その結果、検出成功率は81.6%となった。検出成功例を図4に示す。また、図5のように、隠蔽している面積が大きいと検出に失敗する。



図4: 手検出実験成功例. 画像内で手らしさ s の値が最も高い領域を枠で囲った。

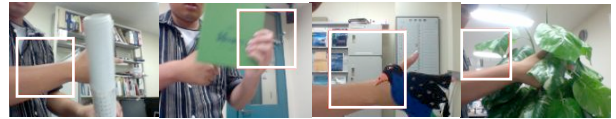


図5: 手検出実験失敗例. 画像内で手らしさ s の値が最も高い領域を枠で囲った。

3.2 セグメンテーション

図6の1,2列目に領域分類に成功した例を示す。次に3,4列目に失敗例を示す。このように、手領域を含む検出器の応答値が正しくても隠蔽されている面積が大きい時は単純にセルのスコアを±1するだけでは正しい結果が得られない。

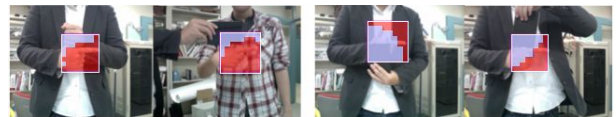


図6: セグメンテーション実験結果. 1,2列目が成功例. 3,4列目が失敗例。

4 おわりに

本研究では、複数の部分検出器を用いて手検出を行った。次の課題として、複数の手形状に共通する部分検出器を作って投票を行うことで複数形状に対応した頑健な検出器を構築することを検討している。

参考文献

- [1] 笠原啓雅, 松崎淳, 島田伸敬, 田中弘美, “把持パターン画像の学習に基づく欠損画素復元と物体認識”, 第11回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2008), IS2-5, pp.623-628, 2008
- [2] 平本康裕, 島田伸敬, 白井良明, “見えによる手位置検出と手形状推定”, 電子情報通信学会総合大会ポスターセッション, ISS-P-151, 2008
- [3] Xiaoyu Wang, Tony X. Han, Shuicheng Yan, “An HOG-LBP Human Detector with Partial Occlusion Handling”, IEEE International Conference on Computer Vision, 2009
- [4] N.Daral and B.Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection”, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.886-893, 2005