

# 矩形特徴と AdaBoost を用いた顔検出器における弱識別器のランダムネスと汎化性能

Generalization Performance of Face Detector constructed by AdaBoost using Rectangle Features with Random Thresholds

日高章理<sup>1</sup>  
Akinori Hidaka

栗田多喜夫<sup>2</sup>  
Takio Kurita

筑波大学<sup>1</sup>  
University of Tsukuba

産業技術総合研究所<sup>2</sup>  
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

## 1 まえがき

パターン認識による顔の検出手法は、近年の計算機の性能向上やアルゴリズムの洗練に伴い、実環境への適用に足るレベルに達しつつある。中でも P. Viola らの矩形特徴を用いた顔検出手法 [1] は、その高速・高精度な処理性能において注目を集めている。

Viola らは AdaBoost 法の変種を用いて識別器を構築した。本研究では弱識別器のパラメータを最適化せず、ランダムな値を割りふって AdaBoost で最適な弱識別器を選択させた。その結果 Viola らの手法よりも強識別器の汎化性能が高くなる事が確認されたので報告する。

## 2 矩形特徴と AdaBoost による顔検出

Viola らは矩形特徴 (Rectangle Features) を用いた顔検出手法を提案した [1]。矩形特徴は互いに隣接した同サイズの小矩形の組み合わせから成る。一つの矩形特徴は小矩形の個数・サイズ・並び方および対象画像内での位置の 4 つの情報を持つ。

識別関数は次の形となる。

$$h(x) = \begin{cases} 1 & (x \text{ は顔}) & \text{if } pf(x) > p\theta \\ 0 & (x \text{ は背景}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$x$  は対象画像、特徴量  $f(x) \in R$  は  $x$  における各小矩形領域の平均輝度値の差。 $\theta$  と  $p$  は訓練データでの最適化により決定すべきパラメータで、 $\theta \in R, p \in \{-1, 1\}$ 。

さらに Viola らは個々の矩形特徴による識別器を AdaBoost 法の変種によって統合した。AdaBoost [2] は単純な識別器 (弱識別器) を複数組み合わせることでより強力な識別器 (強識別器) を作るための学習法である。

学習アルゴリズムは次の 3 ステップの反復になる。

- (1) 訓練画像に重みを割りふる
- (2) 用いる全ての矩形特徴それぞれについて、パラメータ  $p, \theta$  を現在の画像の重みに基づいて最適化した上で、最小の重み付き誤識別率  $\epsilon$  を生じるものを選び、新たな弱識別器として採用する
- (3) 選ばれた弱識別器に信頼度  $\alpha = \log(\frac{1-\epsilon}{\epsilon})$  を付与。各画像の重みは最初均等に割りふられ、選ばれた弱識別器に正しく識別されなかった画像の重みは大きくされる。最終的な強識別器の識別関数は次の形になる ( $\Theta$ : 閾値)。

$$H(I) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \Theta \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

## 3 実験

以下では学習の際に矩形特徴のパラメータを最適化した場合としない場合での強識別器の識別性能の比較実験について述べる。訓練セットは 24x24 pixel の顔画像 300 枚と背景画像 700 枚で、反復 2000 回の AdaBoost を行った。テストセットには訓練セットと重複のない 24x24 pixel の顔 425 枚と背景 1500 枚を用いた。

図 1 は各セットに対する学習曲線である。訓練セットに対しては、最適化を行った場合 (破線) の方がパラメータを調整している分だけ収束が速い。しかしテストセットに対しては関係が逆転し、むしろ最適化を行わない方 (実線) が誤識別率が低くなっている。

図 2 の ROC カーブでも同様に、パラメータがランダムな場合 (実線) が最適化した場合 (破線) を上回った。

これらは弱識別器の選択の際にパラメータにランダムネスを加える事で、訓練データへのオーバーフィッティングを防がれ、それにより強識別器の汎化性能が向上した結果ではないかと考えられる。

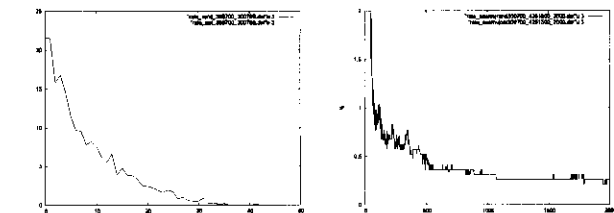


図 1 訓練セット (左), テストセット (右) に対する学習曲線

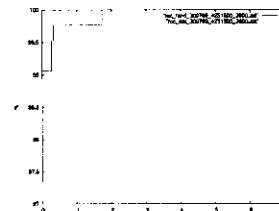


図 2 テストセットでの ROC カーブ (単位: %)

## 参考文献

- [1] P. Viola, M. Jones. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. CVPR 2001
- [2] T. Hastie, R. Tibshirani, J. H. Friedman, The Elements of Statistical Learning, Springer