

文章编号: 1000-5013(2011)05-0520-05

采用 Haar 小波与 Gabor 小波特征的 级联式人脸检测方法

陈威, 缙锦

(华侨大学 计算机科学与技术学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 研究 Gabor 小波的构造及其特点, 将其与 AdaBoost 算法相结合, 优化原算法的性能. 提取的 Gabor 特征对应到指定滤波器的指定采样点上, 只需取这些指定采样点的一个领域内的图像与指定滤波器进行卷积, 而不需要将整个图像与整个滤波器组进行卷积, 可大大降低计算量提高运算速度. 最后, 通过算法对特征进行筛选, 得到迭代误差率较低的特征来构建强分类器.

关键词: 人脸检测; AdaBoost 算法; Haar 小波; Gabor 小波; 分类器

中图分类号: TP 391. 41

文献标志码: A

近些年, 人脸检测技术作为模式识别领域的一个研究热点取得了较大的进步. 然而, 各种检测算法都存在一些弱点和不足. Rowley 等^[1]提出的神经网络的方法性能较好, 但检测速度较慢. Viola 等^[2]提出了基于 Boosting 的实时人脸检测算法, 从根本上解决了检测速度的问题, 并且具有较好的识别率. Li 等^[3]提出了 FloatBoost 的学习方法, 并在此基础上发展出一套实时多角度人脸检测系统. Xiao 等^[4]采用由粗到细的 Boosting 链策略, 提出另一种新的, 较为有效的多角度人脸检测方法. Wiskott 等^[5]在 EBGM 算法(弹性图匹配法)中利用 Gabor 小波变换提取特征点的 Gabor 小波系数作为特征值. 然而, 所提取的 Gabor 特征集过于庞大, 并不是所有的特征值在实际分类时都有效, 相反会造成冗余. Huang 等^[6]引入了一种基于 Gabor 特征的人脸检测方法, 但由于 Gabor 变换的特点会使检测的速度和效果受到影响. 本文采用 Haar 小波和 Gabor 小波级联式结合对人脸图像进行特征提取, 并引入 AdaBoost 算法进行特征选择, 挑选出分类能力优秀的特征来构造级联分类器.

1 小波特征提取方法

1.1 Haar 小波

Haar 是小波函数的一种, 在图像处理中采用小波变换来提取特征应用非常广泛. 使用小波模板的好处是: 可以利用图像的小波系数的子集来定义和描述对象的形状; 对于颜色和纹理的改变保持不变性; 能够鲁棒的定义复杂的对象实体. 基于小波模板的模型可以从实例中学习得到, 而不需要运动信息和显式的图像分割信息.

如果选择所有包含人脸的窗口的某个特征的平均值与背景噪声的平均值有一定的差距, 那么就可以利用这种特征作为人脸特征. 基于此理论, Papageorgiou 等^[7]将正交的 Haar 特征族引入到人脸检测(包括对象检测); Viola 等^[2]引入“积分图像”概念^[9], 将 Haar 特征扩展为旋转的 Haar-Like 特征. 经过实验发现, 不同方向上的小波系数(水平、垂直、对角线)可以组合成一个具有很好区分度的特征向量.

快速计算人脸类 Haar 特征, 可采用“积分图像”的计算方法. 已知输入图像 I , 在点 (x, y) 处的积分图像值定义为

收稿日期: 2010-05-26

通信作者: 陈威(1978-), 男, 实验师, 主要从事图像处理和模式识别的研究. E-mail: chenys@hqu.edu.cn.

基金项目: 华侨大学科研基金资助项目(09HZRH)

$$ii(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x',y'). \tag{1}$$

式(1)中: $ii(x,y)$ 为原图像 $i(x,y)$ 的积分图像,即积分图像中每个点 (x,y) 的值为原图像中点 (x,y) 左上部分所有像素值的累加.

1.2 Gabor 小波

Gabor 小波在频率和方向上对图像的表示特性,与人类的视觉系统的相关特性非常相似^[10].研究发现,Gabor 小波适宜于图像纹理的表示和判别.因此,引入 Gabor 小波来提取人脸图像的特征.Gabor 小波定义为

$$\Psi_j(\mathbf{x}) = \frac{\|\mathbf{k}_j\|^2}{\sigma^2} \exp\left(\frac{\|\mathbf{k}_j\|^2 \cdot \|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma}\right) \left(\exp(i\mathbf{k}_j \cdot \mathbf{x}) - \exp\left(\frac{\sigma^2}{2}\right) \right), \left. \begin{aligned} \mathbf{k}_j = \begin{pmatrix} k_{j,x} \\ k_{j,y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{pmatrix}. \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

式(2)中: \mathbf{x} 为图像坐标; \mathbf{k}_j 为滤波器的中心频率; φ_u 体现滤波器的方向选择性; $\|\mathbf{k}_j\|^2/\sigma^2$ 用来补偿由频率决定的能量谱衰减; $\exp(\frac{\|\mathbf{k}_j\|^2 \cdot \|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma})$ 为约束平面波的高斯包络函数; $\exp(i\mathbf{k}_j \cdot \mathbf{x})$ 为复值平面波,其实部为余弦平面波 $\cos \varphi_u$,虚部为正弦平面波 $\sin \varphi_u$.

为了消除图像的直流成分对二维 Gabor 变换的影响,在复数平面波的实部减去 $\exp(\sigma^2/2)$,就可以避免灰度绝对值对 Gabor 变换的影响,从而使得 Gabor 变换对光照的变化不敏感.在空间域中,二维 Gabor 滤波器的参数 φ_u, k_v 和 σ 分别反映滤波器纹理的方向、纹理的波长和高斯窗口的大小.

采用的是 5 个中心频率,8 个方向组成的 40 个 Gabor 滤波组,其参数 $k_v = 2^{v+2/2}, \varphi_u = u\pi/8$,而 $v \in \{0, \dots, 4\}, u \in \{0, \dots, 7\}$.当中心频率 $k_v = \pi/4$ 时,二维 Gabor 滤波器函数的实部随方向参数 φ_u 的变化,如图 1 所示.

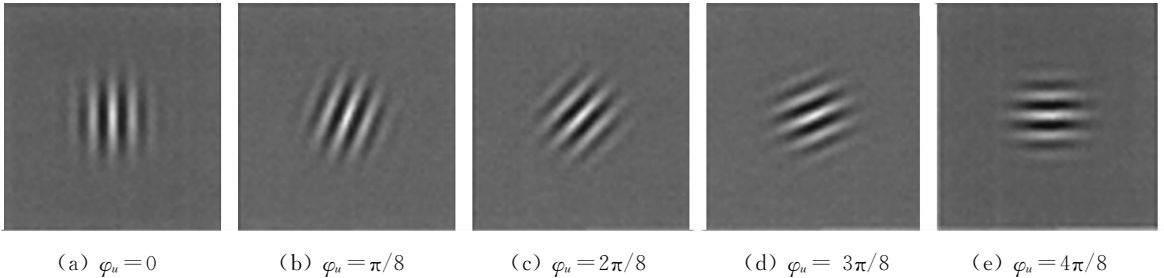


图 1 二维 Gabor 滤波器函数的实部随方向参数 φ_u 的变化

Fig. 1 Change of the direction parameter φ_u with the real part of two-dimensional Gabor filter functionr

二维 Gabor 滤波器的波长 λ_v 可以用中心频率 k_v 来表示,即 $\lambda_v = \pi/k_v$. 当方向参数 $\varphi_v = 0$ 时,二维 Gabor 滤波器函数实部随中心频率 k_v 的变化,如图 2 所示. 从图 2 可知,随着中心频率 k_v 的减小,滤波器的波长不断增大,不同波长的滤波器能够响应不同频带的图像特征.

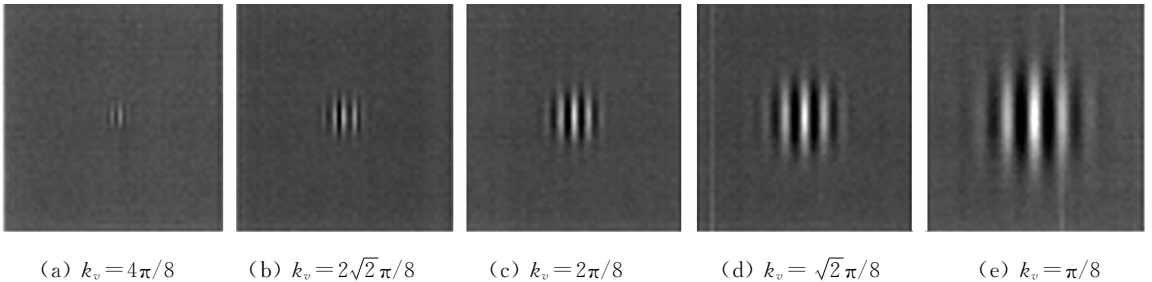
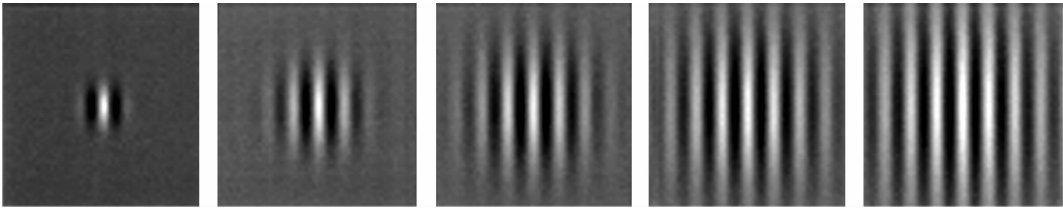


图 2 二维 Gabor 滤波器函数的实部随中心频率 k_v 的变化

Fig. 2 Change of the center frequency k_v with the real part of two-dimensional Gabor filter function

当中心频率 $k_v = \pi/4$ 时,二维 Gabor 滤波器函数的实部随参数 σ 的变化,如图 3 所示. 由图 3 可以看出,随着高斯窗口的增大,在图像上给定位置局部特征的 Gabor 变换范围随之增大. 在实际人脸识别系统的 Gabor 特征提取中,一般取 $\sigma = 2\pi$,即高斯包络的有效半径 $r_v = 2\sqrt{2}\lambda_v$. 此时,每个高斯窗口中包

含 4 个完整的波长,足以描述图像局部区域的频率特征.



(a) $\sigma=\pi$ (b) $\sigma=2\pi$ (c) $\sigma=3\pi$ (d) $\sigma=4\pi$ (e) $\sigma=5\pi$

图 3 二维 Gabor 滤波器函数的实部随参数 σ 的变化

Fig. 3 Change of the parameter σ with the real part of two-dimensional Gabor filter function

2 构造 AdaBoost 的分类器

AdaBoost 算法是通过一定的方法叠加,将大量分类能力一般的弱分类器构成分类能力很强的强分类器.理论上,只要弱分类器的分类效果比随机分类好,就可以构造出强分类器,其分类错误率趋于零,并具有很好的泛化能力.采用 AdaBoost 算法做特征选择的一个原因是,所得到的特征集可以一一对应到原始特征中,具有明确的物理意义.在进行特征提取时,只需在指定的采样位置、尺度和方向上计算出滤波结果,就可大幅减少计算量和存储量.

引入 AdaBoost 算法用于特征选择时,可令每个弱分类器仅对应一个特征并根据特征值的大小来进行分类判断,则 AdaBoost 挑选弱分类器的过程也就是挑选特征的过程.每一轮迭代挑选出在当前权重分布下具有最优分类能力的特征,然后更新每个样本所对应的权值.

事实上,所有的单一特征都不可能达到非常低的错误率.那些在早期阶段被选定的特征一般都会有 10%~30% 的错误率,而到了后期,因为选择越来越困难,所以特征产生的错误率可能为 40%~50%.大量的实验研究证明,合成分类器可以有效地提升特征集的分类能力.由若干个基于 Haar 和 Gabor 特征的组合而成的级联分类器,如图 4 所示.

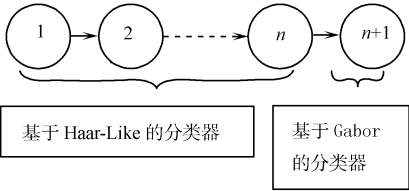


图 4 基于 Haar 和 Gabor 特征的级联分类器

Fig. 4 Cascade classifier based on Haar and Gabor feature

通过对文献[11]算法修改后,给出的 AdaBoost 的学习训练算法框架.给定训练图像 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$.其中: $y_i \in (0, 1)$ 分别对应于负例和正例.同时,给定两个阈值 δ_1, δ_2 ,分别做为对应于基于 Haar 和 Gabor 特征的分类器.

(1) 确定挑选 K 个强分类器.设定每个强分类的平均误差 δ 为 δ_1 ,标记 N 个训练样本.其中: m 个人脸样本标记 y_i 为 +1; $N-m$ 个非人脸样本标记 y_i 为 -1.

(2) 初始化样本权重 $\omega_{1,i} = \begin{cases} 1/2m, y_i = +1, \\ 1/2(N-m), y_i = -1, \end{cases}$ 置循环次数 $t=1$.

(3) 进行迭代计算.首先,在第 t 次迭代中,对特征向量中的每个特征 f_j 设计简单分类器,即当 $p_j f_j(x) < p_j \theta_j$ 时, $h_j(x) = 1$;而其他情况下, $h_j(x) = 0$. 其中: θ_j 特征的阈值; p_j 为不等号方向参数.

其次,计算迭代误差之和,即 $\epsilon_j = \sum_{i=1}^N \omega_{t,i} |h_j(x_i) - y_i|$. 然后,从中选出迭代误差和最小的弱分类器 $h_t(x)$,并计算出 $\beta_t = \epsilon_t / (1 - \epsilon_t)$. 令 $\alpha_t = \log(1/\beta_t)$,则 α_t 为该弱分类器权重.

再次,更新全体权值,即 $\omega_{t+1,i} = \omega_{t,i} \beta_i^{1-e_i}$. 若第 i 个样本被正确分类,则 $e_i = 0$;否则, $e_i = 1$.

最后,权重归一化,即 $\omega_{t+1,i} \leftarrow \frac{\omega_{t+1,i}}{\sum_{k=1}^N \omega_{t+1,k}}$, 使 $t=t+1$.

(4) 计算当前强分类器的平均误差.首先,将训练得到的若干个弱分类器线性组合在一起,可得到强分类器.即当 $\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i \geq \frac{1}{2} \alpha_i$ 时, $h(x) = 1$;而其他情况下, $h(x) = 0$. 然后,计算当前强分类器的平均

误差, 即 $\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |h(x_i) - y_i|$.

(5) 如果 $\epsilon \geq \delta$ 再转到步骤(3)进行新一轮迭代运算, 直到满足 $\epsilon < \delta$ 输出该强分类器, 更新样本, 转到步骤(2).

最后阶段是训练基于 Gabor 特征的强分类器. 按照以上算法过程, 此时在输出强分类器的时候做了一个调整, 将步骤(5)中的 δ 值换成 δ_2 , 可由算法控制挑选的最优特征数目. 如果 δ 是一组逐级递减序列, 那么训练得到的强分类器将逐个严格. 若将训练得到的强分类器顺序级联, 就可以到了一个优秀的级联分类器. 同时, 由于训练过程中及时更新训练样本, 避免了过训练情况的发生.

3 实验结果与分析

采用的训练样本为 MIT CBCL 数据库, 收录的样本集中人脸样本 2 429 幅, 非人脸样本 4 554 幅. 随机挑选其中的 2 000 幅人脸样本和 3 000 幅非人脸样本进行分类器的训练, 测试样本为从 MIT CBCL 数据库中随机抽取的样本 500 幅(含 150 幅人脸, 350 幅非人脸), 以及从互联网上下载并编辑的图片 370 幅(含 125 幅人脸, 245 幅非人脸). 在训练前, 将样本归一化为 20 px×20 px 大小, 所有正面人脸样本旋转角度都小于 5°.

为了方便对照分析基于 Haar 小波特征与结合了 Haar 和 Gabor 两种小波特征的分类器的性能, 训练都采用以上收集的相同的样本集进行训练. 第 1 组是基于 Haar 特征的传统 AdaBoost 算法, 第 2 组使用基于 Haar 和 Gabor 级联改进的 AdaBoost 算法. 每个样本的 Gabor 特征维数是 $8 \times 6 \times 5 \times 8 = 1\,920$ (设定 8 行 6 列的采样点), 最后阶段使用 AdaBoost 算法提取一定数量的最优 Gabor 特征, 以满足小于 δ_2 的输出强分类器.

实验中使用 16 个强分类器级联, 弱分类器提取了 Haar 特征 1 513 个, Gabor 特征 96 个. 部分检测结果如图 5 所示. 图 5 中: 横坐标为错误检测数(n), 纵坐标为检测率(η). 从图 5 可看出, 加入 Gabor 小波的复合分类器在不影响实时性能的前提下对级数稍作降低, 改善了只基于 Haar 特征的分类器性能. 由粗到细最后组成的级联分类器, 提升了整体的检测率. Gabor 特征在抽取目标的局部灰度图像变化信息方面比只使用 Haar 特征, 在目标特点的描述上更加精确有效. 算法在最后挑选了较少数量的 Gabor 特征, 输出较高正确检测率的强分类器的同时, 漏检和误检测仍然较高.

在单独实验中可发现, 基于二维 Gabor 小波变换的目标特征提取主要有以下 3 个特点. (1) 能够在多尺度下对图像的局部特征在多个方向进行抽取. (2) 二维 Gabor 小波函数的形式能够增强边缘、峰、谷和脊轮廓的底层图像特征, 即可增强图像中用于分离目标与背景的关键信息, 对光照和形状不敏感, 具有较好的鲁棒性. (3) 二维 Gabor 小波变换复杂度高、计算量较大, 会产生高维特征向量, 必须通过降维处理去除冗余特征.

特征序列数与构成分类器的特征误差率的关系, 如图 6 所示. 图 6 中: N 为特征数序列, r 为误差率. 从图 6 可知, 随着特征序列数的增加, 构成分类器的特征误差率越低. 使用 Gabor 特征的强分类器能比同等数量的使用 Haar 特征的强分类器达到更好的效果, 在级联分类器的最后阶段将更有效排除非人脸目标, 可得到一个低误检率、漏检率稍高的级联分类器.

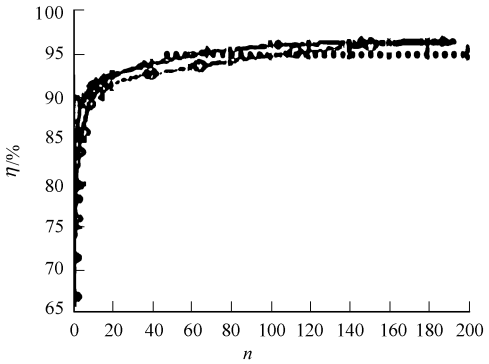


图 5 不同分类器的检测结果

Fig. 5 Results of all classifiers

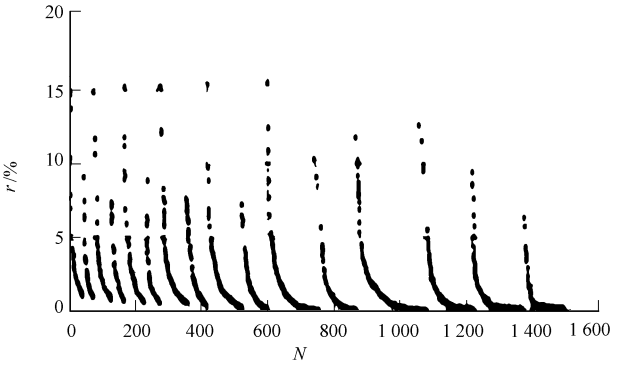


图 6 特征序列数与特征误差率的关系

Fig. 6 Relationship between the number of feature sequences and feature error rate

4 结 束 语

尝试引入 Gabor 小波变换用于特征提取。通过实验分析,Gabor 小波既可以对目标的局部区域灰度变化进行多方向的描述,也可以进行多尺度的描述,并且增加尺度和方向能够显著提高对目标的描述能力。未来的工作将集中在如何进一步改进基于 Haar+Gabor 特征框架的人脸检测算法,保证在检测率、减少特征数量和提升检测速度的同时,降低漏检率,使其更加贴近实践应用需求。

参考文献:

[1] ROWLEY H,BALUJA S,KANADE T. Neural network-based face detection[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence,1998,20(1):23-38.

[2] VIOLA P,JONES M. Robust real-time object detection[C]//Proceedings of 8th IEEE International Conference on Computer Vision. [s. l.]:IEEE,2001:1-3.

[3] LI S Z,ZHANG Zhen-qiu. FloatBoost learning and statistical face detection[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2004,28(9):1112-1123.

[4] XIAO Rong,LI Ming-jing,ZHANG Hong-jiang Zhang. Robust multipose face detection in images[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology,2004,14(1):31-41.

[5] WISKOTT L,FELLOUS J M,KRUGER N,et al. Face recognition by elastic bunch graph matching[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1997,19(7):775-779.

[6] HUANG Lin-lin,SHIMIZU A,KOBATAKE H. Classification-based face detection using Gabor filter features[C]//The 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Seoul:[s. n.],2004:397-402.

[7] PAPAGEORGIOU C,OREN M,POGGIO T. A general framework for object detection[C]//The International Conference on Computer Vision. Bombay:[s. n.],1998.

[8] LIENHART R,MAYDT J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection[C]//IEEE ICIP. [s. l.]:IEEE,2002:900-903.

[9] VIOLA P,JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference, Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]:IEEE,2001:511-518.

[10] LADES M,VORBRIIGGEN J C,BUHNARNN J,et al. Distortion in variant object recognition in the dynamic link architecture[J]. IEEE Transactions on Computers,1993,42(3):300-311.

[11] VIOLA P,JONES M. Robust real-time face detection[J]. International Journal of Computer Vision,2004,57(2):137-154.

A Novel Face Detection Method Based on Haar and Gabor Features

CHEN Wei, GOU Jin

(College of Computer Science & Technology, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: The paper has studied the structure and its characteristics of wavelet Gabor, by means of combining the AdaBoost algorithm to optimize the performance of the original algorithm. Because the extracted Gabor characteristics are corresponding to the designated sampling points, the proposed algorithm only need to get the convolution of specified filters and some images in some domains with these designated sample points, instead of getting the convolution with the entire images and the whole filter groups, which can greatly reduce convolution and improve the speed calculation. Finally, the algorithm can get the characteristics of lower iteration error rate to construct strong classifier through the choosing and culling.

Keywords: face detection; AdaBoost algorithm; Haar wavelet; Gabor wavelet; classifier