

基于 Gabor 小波的人脸检测

聂祥飞^{1,2}, 郭 军¹

(1. 北京邮电大学模式识别实验室, 北京 100876; 2. 重庆三峡学院, 重庆 404000)

摘要: 提出了一种新的正面人脸检测算法。该方法组合了 Gabor 小波变换、输入图像的 Gabor 特征分析和 Bayes 分类器来进行正面人脸检测。对训练集的平均脸作 Gabor 小波变换得到 40 个投影向量; 通过计算输入图像和这 40 个投影向量间的内积来提取图像的 Gabor 特征向量; 训练 Bayes 分类器来进行正面人脸检测。实验结果表明, 该算法的计算效率和检测精度均优于特征脸方法。

关键词: 人脸检测; Gabor 小波; Bayes 分类器

Face Detection Based on Gabor Wavelets

NIE Xiangfei^{1,2}, GUO Jun¹

(1. Pattern Recognition Lab, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876;
2. Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404000)

【Abstract】 A novel method for frontal face detection is presented. The novelty of this paper comes from the integration of the Gabor transform of mean face, face feature analysis of the input image, and the Bayes classifier for frontal face detection. 40 projection vectors are got from Gabor transform of mean face. Face feature analysis is derived from a feature vector by calculating the inner products between the input image and the 40 projection vectors. The Bayes classifier is trained to detect frontal face in an image. The experimental results show that the proposed method has lower computational complexity and higher accuracy than Eigenfaces method.

【Key words】 Face detection; Gabor wavelets; Bayes classifier

人脸检测是对图像和视频中的人脸作出正确的定位。在全自动人脸识别系统中, 人脸检测是第 1 个关键的步骤, 因为人脸识别的精度与人脸检测的精度息息相关。近年来, 人脸检测技术已经成为人们研究的热点之一, 并且已经取得了较大的进展^[1~3]。目前, 人脸检测的方法可以分为 4 类: 基于知识的方法, 特征不变方法, 模板匹配方法和基于外貌的方法。在基于外貌的人脸检测方法中, 最经典的是特征脸方法^[4](或 PCA 方法)。然而, 该方法的运算复杂度随着主分量个数的增加而增加。

本文提出了一种新的人脸检测算法, 该算法先对训练集平均脸作 Gabor 小波变换得到一组投影向量, 计算待测窗口和这些投影向量间的内积运算来提取人脸特征, 然后利用 Bayes 分类器进行分类判别。实验结果表明, 该算法训练时间短、计算效率和检测精度均优于 PCA 方法, 对正面垂直人脸的检测和定位准确度高, 虚警率较小。

1 Gabor 特征提取

1.1 Gabor 小波

Gabor 小波在频率和方向上对图像的代表特性与人类的视觉系统的相关特性非常相似。研究发现, Gabor 小波适宜于图像纹理的表示和判别。在空间域中, Gabor 小波就是一个被高斯函数调制的复指数信号, 假定 $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$, 则 Gabor 小波的定义如下^[5,6]:

$$\psi(x, y, \omega_0, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x_0^2 + y_0^2)/2\sigma^2} [e^{j\omega_0 x_0} - e^{-\omega_0^2 \sigma^2 / 2}]$$

其中, $x_0 = x \cos \theta + y \sin \theta$, $y_0 = -x \sin \theta + y \cos \theta$, x 、 y 表示空间域像素的位置, ω_0 为中心频率, θ 代表 Gabor 小波的方向, σ 为高斯函数沿两个坐标轴的标准方差, 方括号中的第 2 项用于直流补偿。

另外, σ 和 ω_0 的关系可以表示为 $\sigma = k / \omega_0$, 其中 $k = \sqrt{2 \ln 2} \left(\frac{2^\Phi + 1}{2^\Phi - 1} \right)$, Φ 是用倍频程表示的带宽, 若取 $\Phi = 1$, 则 $\sigma = k / \omega_0 \approx \pi / \omega_0$, 此时, Gabor 小波的时频窗为 $W_t = \sqrt{2} \sigma \approx \sqrt{2} \pi / \omega_0$ 。时频窗若取得过大, 则不利于表示图像的局部特性, 若取得过小, 则容易收到噪声的干扰。本实验选择了 5 个中心频率, $\omega_0^1 = \sqrt{2} \pi / 2$ 、 $\omega_0^2 = \sqrt{2} \pi / 3$ 、 $\omega_0^3 = \sqrt{2} \pi / 4$ 、 $\omega_0^4 = \sqrt{2} \pi / 5$ 和 $\omega_0^5 = \sqrt{2} \pi / 6$, 对应的时频窗宽度为 $W_t^1 \approx 2$ 、 $W_t^2 \approx 3$ 、 $W_t^3 \approx 4$ 、 $W_t^4 \approx 5$ 和 $W_t^5 \approx 6$ 。并且选择 8 个方向, 即 θ 的取值包括 $\theta^1 = 0$ 、 $\theta^2 = \pi / 8$ 、 $\theta^3 = \pi / 4$ 、 $\theta^4 = 3\pi / 8$ 、 $\theta^5 = \pi / 2$ 、 $\theta^6 = 5\pi / 8$ 、 $\theta^7 = 3\pi / 4$ 、 $\theta^8 = 7\pi / 8$ 。因此, 在实验中, 共得到 40 个 Gabor 滤波器。

1.2 训练算法

算法的训练阶段共包括计算投影向量、提取训练样本的特征向量和训练分类器。具体内容如下:

(1) 计算投影向量

1) 输入训练集中大小为 16×16 的人脸样本, 并计算所有人脸样本的平均值, 得到大小为 16×16 的平均脸 $M(x, y)$ 。

2) 利用 40 个不同的 Gabor 滤波器对平均脸 $M(x, y)$ 作滤波(卷积)处理, 并且只取出中心部分大小为 16×16 的窗口, 得到 40 个滤波后的图像。

$$M_\psi(x, y, \omega_0^i, \theta^i) = M(x, y) * \psi(x, y, \omega_0^i, \theta^i)$$

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60475007); 教育部基金资助重点项目(02029); 教育部跨世纪人才基金资助项目; 重庆市教委科研项目; 重庆三峡学院科研项目

作者简介: 聂祥飞(1973-), 男, 博士生, 主研方向: 图像处理, 智能信息处理; 郭 军, 教授、博导

收稿日期: 2006-02-24 **E-mail:** niexf@tom.com

$$M_{\psi}(x, y, \omega_0^1, \theta^2) = M(x, y) * \psi(x, y, \omega_0^1, \theta^2)$$

...

$$M_{\psi}(x, y, \omega_0^5, \theta^8) = M(x, y) * \psi(x, y, \omega_0^5, \theta^8)$$

3) 将滤波后的每一个图像均按行堆叠的方式变成一个一维的列向量, 则得到由 40 个列向量构成的投影向量矩阵 V :

$$V = [M_{\psi}^1, M_{\psi}^2, \dots, M_{\psi}^n, \dots, M_{\psi}^{40}]$$

其中, M_{ψ}^n 表示第 n 个图像滤波后按行堆叠方式变成的列向量, 则 V 的大小为 256×40 。

(2) 提取训练集样本的特征向量

1) 输入训练集中一个大小为 16×16 的人脸或非人脸样本, 对该样本规范化处理, 使其均值为 0 方差为 1。

2) 将规范化后的该训练样本用行堆叠的方式变成一维行向量 T 。

3) T 与向量矩阵相乘, 即表示 T 分别与 40 个投影向量作内积运算, 则得到该样本的特征向量 Y 为

$$Y = (T \cdot V)^T = [T \cdot M_{\psi}^1, T \cdot M_{\psi}^2, \dots, T \cdot M_{\psi}^{40}]^T$$

(3) 训练 Bayes 分类器^[7]

对于人脸类和非人脸类分别用 ω_f 和 ω_n 表示, 则人脸和非人脸特征向量的条件概率密度均可认为服从多元正态分布。对于人脸特征向量有

$$p(Y | \omega_f) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sqrt{|\Sigma_f|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(Y - M_f)^T \Sigma_f^{-1} (Y - M_f)\right\}$$

其中, $M_f \in \mathbb{R}^N$ 、 $\Sigma_f \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 分别为人脸特征向量的均值向量和协方差矩阵。同理, 对于非人脸特征向量有

$$p(Y | \omega_n) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sqrt{|\Sigma_n|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(Y - M_n)^T \Sigma_n^{-1} (Y - M_n)\right\}$$

其中, $M_n \in \mathbb{R}^N$ 、 $\Sigma_n \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 分别为非人脸特征向量的均值向量和协方差矩阵。则由 Bayes 分类器的判别函数

$g(Y) = \ln \frac{p(Y | \omega_f)}{p(Y | \omega_n)} - \ln \frac{P(\omega_f)}{P(\omega_n)}$, 并考虑到最后一项为一常数, 则可以

得到用于人脸检测的 Bayes 分类器的判别函数为

$$g(Y) = (Y - M_n)^T \Sigma_n^{-1} (Y - M_n) + \ln |\Sigma_n| - (Y - M_f)^T \Sigma_f^{-1} (Y - M_f) - \ln |\Sigma_f|$$

此时的决策规则为: 若 $g(Y) > T_H$, 则决策 ω_f ; 否则, 决策 ω_n 。 T_H 为判决门限。

所以, 训练 Bayes 分类器的步骤为: (1) 输入训练集中人脸样本的特征向量, 计算 M_f 和 Σ_f ; (2) 输入训练集中非人脸样本的特征向量, 计算 M_n 和 Σ_n ; (3) 用判别函数 $g(Y)$ 对所有人脸样本 Y_f 进行计算, 得到 $g(Y_f)$; (4) 用判别函数 $g(Y)$ 对所有非人脸样本 Y_n 进行计算, 得到 $g(Y_n)$; (5) 由步骤(3)和(4)的计算结果 $g(Y_f)$ 和 $g(Y_n)$ 求出判决门限值 T_H ; (6) 分类器训练结束。输出 M_f 、 Σ_f 、 M_n 和 Σ_n 等参数。

1.3 检测算法

对大小为 $M \times N$ 的输入图像 $I(x, y)$, 检测该图中的人脸时, 步骤如下:

(1) 初始化。令图像的缩放系数为 0.8, 缩放次数为 N_s , $x_0 = 1$, $y_0 = 1$, 图像缩放次数计数器 $S = 0$ 。

(2) 从 $I(x, y)$ 中, 取出以点 (x_0, y_0) 为左上角, 大小为 16×16 的子图像 $I_S(x, y)$ 。

(3) 将该子图像 $I_S(x, y)$ 按行堆叠的方式变成一维的行向量 I_S , 并对该行向量 I_S 进行规范化处理, 使其均值为 0 方差为 1。

(4) 计算特征向量 Y_S :

$$Y_S = (I_S \cdot V)^T = [I_S \cdot M_{\psi}^1, I_S \cdot M_{\psi}^2, \dots, I_S \cdot M_{\psi}^{40}]^T$$

(5) 将特征向量 Y_S 输入 Bayes 分类器, 计算 $g(Y_S)$ 。若

$g(Y_S) > T_H$, 则检测到一个人脸, 即在图像 $I(x, y)$ 中, 以点 (x_0, y_0) 为左上角, 大小为 16×16 的子图像是人脸。

(6) 若 $x_0 < M - 16$, 则 $x_0 \leftarrow x_0 + 1$, 转到步骤(2)继续。

(7) 若 $y_0 < N - 16$, 则 $y_0 \leftarrow y_0 + 1$, 转到步骤(2)继续。

(8) $S \leftarrow S + 1$, 若 $S < N_s$, 将图像 $I(x, y)$ 缩小 0.8 倍, 仍然用 $I(x, y)$ 表示。转到步骤(2)继续。

(9) 将检测到的人脸信息标记在原来大小为 $M \times N$ 的输入图像的对应位置。

2 实验

实验采用 Matlab7.0 编程实现, 系统为 Pentium 4 1.4GHz, 256MB 内存, 训练集中的人脸和非人脸样本的大小均为 16×16 。训练集人脸来自 CAS_PEAL 大型人脸库^[8]中的 Normal 子库和 Accessory 子库。

平均脸由 Normal 子库中编号为 1~600 的正面人脸(子集 1)和 Accessory 子库中饰物类型为“A1”的前 400 幅戴眼镜人脸(子集 2)及子集 1 和子集 2 的镜像图像共 2 000 幅人脸得到。训练集人脸共 6 000 个样本: 子集 1 及其镜像图像、子集 2 及其镜像图像、子集 1 旋转 $\pm 5^\circ$ 及其镜像图像、子集 2 旋转 $\pm 5^\circ$ 及其镜像图像。部分训练集人脸样本如图 1 所示。训练集中的非人脸由一系列风景图像随机产生, 共 6 000 个样本。



图 1 部分用于训练的人脸样本

2.1 单人脸检测实验

用于单人脸检测的测试图像共有 4 个测试集, 均来源于 CAS_PEAL 人脸库^[8], 这些图像的特点是: 背景都比较单一, 每幅图像都包含一个垂直正面人脸。测试集 1 由 Normal 子库中编号为 601~1 040 的 440 幅图像组成; 测试集 2 取自 Expression 子库, 包含 377 人共 1 884 幅图像, 每人均有闭眼、张嘴、皱眉、惊讶和微笑 5 种表情的图像各 1 张。测试集 3 由 Accessory 子库中饰物类型为“A2”的人脸图像组成, 包含 436 人共 436 幅图像, 每人均有戴眼镜图像(与训练集不同)1 张。测试集 4 取自 Background 子库, 包含 305 人共 651 幅图像, 每人均有背景和前景不同的图像 2 至 4 张。由于是单人脸检测, 所以在检测过程中, 人脸的位置就是使 Bayes 分类器中判别函数 $g(Y)$ 输出结果最大的测试窗口所在地。对测试集 1、测试集 2、测试集 3 和测试集 4 的正确检测率分别为 99.32%、97.51%、95.87% 和 98.31%, 图 2 显示了部分人脸检测的结果。

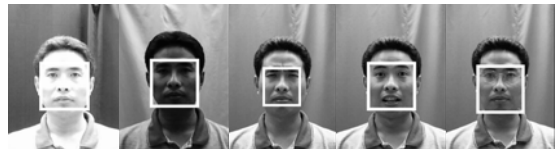


图 2 部分单人脸检测结果

对测试集 1、测试集 2 和测试集 4 的检测结果很好, 说明距离、表情和背景等因素对检测结果影响较小。对测试集 3 的正确检测率也超过了 95%, 产生错误的主要原因是佩戴眼镜的人脸图像, 由于眼镜会造成反光, 因此在检测时出错率较高。

2.2 与 PCA 方法的比较

利用 PCA 提取特征时, 特征向量的维数取 256。用 PCA

提取特征后,采用 Fisher 线性分类器进行分类判别,训练集和测试集都和前面的相同,实验结果如图 3 所示。

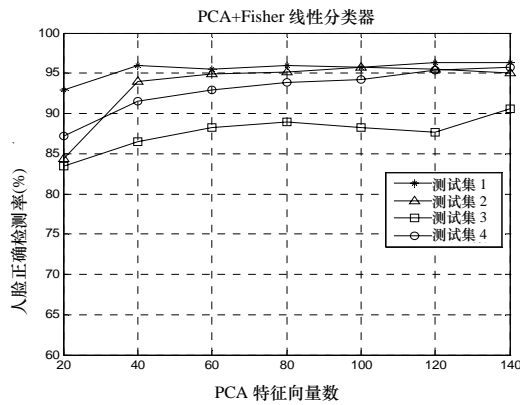


图 3 利用 PCA 方法检测人脸的结果

从图中可以看出,当 PCA 特征向量数大于 80 时,其检测精度基本趋于平稳。对于测试集 1、测试集 2、测试集 3 和测试集 4,当 PCA 特征向量数取 80 时,PCA 方法的检测精度分别为 95.91%、95.12%、88.99% 和 93.86%,此时与本文提出的 Gabor 小波方法相比,本文提出的方法对这 4 个测试集在检测精度上比 PCA 方法分别提高了 3.56%、2.51%、7.73% 和 4.74%。

另外,对于计算复杂度而言,PCA 方法的计算复杂度明显较高。假设 PCA 特征向量数为 N ,则对任意一个测试窗口,提取特征时需要计算的乘法次数为 $256 \times N$ 次。而采用 Gabor 小波方法,提取特征时需要计算的乘法次数为 256×40 ,二者的计算复杂度之比为 $N/40$,若 PCA 特征向量数 N 取 80,则采用本文提出的 Gabor 小波方法所需的计算量为 PCA 方法的计算量的 50%。从上面的分析可知,本文提出的 Gabor 小波方法在计算效率方面优于 PCA 方法。

3 总结

本文提出了一种基于 Gabor 小波的人脸检测算法,该算

法采用 5 个不同尺度和 8 个不同方向的 Gabor 小波对训练集中平均脸作滤波处理,并对处理后的 40 个图像均按行堆叠的方式变成一维列向量,从而得到由 40 个向量组成的投影向量组。提取特征时,将待测窗口按行堆叠方式变成一维行向量,并与各投影向量计算内积,则得到待测窗口的特征向量,然后利用 Bayes 分类器来进行分类判别。在仿真实验中,对单人脸图像进行了测试,实验结果表明,该算法训练简单,与 PCA 方法相比,计算复杂度低、效率高;对正面垂直人脸的检测和定位准确度高。

致谢:感谢中国科学院先进人机通信技术联合实验室提供的 CAS_PEAL 人脸库。

参考文献

- 1 Yang Ming-Hsuan, Driegman D J, Ahuja N. Detecting Faces in Images: A Survey[J]. IEEE Trans. on PAMI, 2002, 24(1): 34-58.
- 2 Kong Seong G, Heo Jingu, Abidi B R. Recent Advances in Visual and Infrared Face Recognition—A Review[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 97(1): 103-135.
- 3 方昱春,王蕴红,谭铁牛.融合人脸轮廓和区域信息改进人脸检测[J].计算机学报,2004,27(4):482-490.
- 4 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for Recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 1-86.
- 5 Lee T S. Image Representation Using 2D Gabor Wavelets[J]. IEEE Trans. on PAMI, 1996, 18(10): 959-971.
- 6 Liu Danghui, Lam Kinman, Shen Lansun. Optimal Sampling of Gabor Features for Face Recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(2): 267-276.
- 7 边肇祺,张学工.模式识别(第 2 版)[M].北京:清华大学出版社,2002.
- 8 Gao Wen, Cao Bo, Shan Shiguang, et al. The CAS-PEAL Large-scale Chinese Face Database and Baseline Evaluations[EB/OL]. http://www.jdl.ac.cn/~peal/peal_tr.pdf, 2004.

(上接第 17 页)

5 结语

本文提出了一种快速风格迁移算法,该方法对传统 Ashikhmin 算法进行了改进,提出了一种新的邻域一致性度量方法,把源图像、目标图像以及它们的低分辨率图像的统计信息引入邻域相似性度量中,使得绘制效果不仅能获得源图像的风格并保留了目标图像的形状特征。本文还采用随机生成候选点的方法解决 Ashikhmin 方法易产生重复候选点的情况,以及用此法解决边缘像素无法产生完整邻域的不足,从而扩大搜索范围,使得传输效果更自然。同时结合双向扫描技术进行风格传输,避免了 Ashikhmin 算法易产生水平边缘的情况。由于本文方法避免了逼近搜索,同时对 Ashikhmin 方法的改进降低了计算复杂度,从而使得总的风格传输效率得到了提高。风格传输结果中仍存在一些稍微可察觉的源图像的形状信息,这个问题尚待研究解决。

参考文献

- 1 Strothotte T, Schlechtweg S. 叶修梓,万华根,张引译. Non-photorealistic Computer Graphics Modeling, Rendering, and Animation[M].北京:电子工业出版社,2004.
- 2 Hertzmann A. Painterly Rendering with Curved Brush Strokes of Multiple Sizes[C]. Proceedings of Annual Conference Series on Computer Graphics, Orlando, Florida, 1998: 453-460.
- 3 Hertzmann A, Jacobs C E, Oliver N, et al. Image Analogies[C]. Proceedings of Annual Conference Series on Computer Graphics, Los Angeles, California, 2001: 327-339.
- 4 徐文华,魏宝钢.基于纹理合成的图像艺术风格学习[J].武汉大学学报,2003,36(3):115-119.
- 5 Ashikhmin M. Synthesizing Natural Textures[C]. Proceedings of ACM Symposium on Interactive 3D Graphics, North Carolina, 2001: 217-226.
- 6 Erik R, Michael A, Bruce G, et al. Color Transfer Between Images[J]. IEEE Graphics and Applications, 2001, 21(5): 34-41.