

基于 Gabor 滤波和 KPCA 的人脸识别方法

时书剑¹, 马 燕²

(1. 上海师范大学 天华学院 计算机科学与技术系, 上海 201815;

2. 上海师范大学 数理信息学院, 上海 200234)

摘 要:尽管核主分量分析能够有效地提取非线性特征,并成功地应用于人脸识别,但是抽取对光照、表情不敏感的特征仍然是亟待解决的问题。该文提出了一种结合 Gabor 特征和核主分量分析的人脸识别方法。首先通过 Gabor 滤波器对人脸图像滤波,并通过实验分析了 Gabor 滤波器参数的选择,然后采用核主分量分析的方法降低 Gabor 特征的维数,最后采用最近邻分类器进行识别。由于采用了 Gabor 滤波,该方法对光照、表情具有鲁棒性,在 ORL 人脸库上的实验结果表明,该方法在识别性能上优于核主分量分析方法。

关键词:人脸识别; Gabor 滤波; 核主分量分析; 核函数; 非线性特征

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2010)04-0051-03

Face Recognition Based on Gabor Filters and Kernel Principal Component Analysis

SHI Shu-jian¹, MA Yan²

(1. Computer Science & Technology Department, Tianhua College, Shanghai Normal University, Shanghai 201815, China;

2. Mathematics & Science College, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

Abstract: Kernel principal component analysis(KPCA) is an effective method for nonlinear feature extraction, and it was successfully utilized for face recognition. But to extract feature adapted to illumination and expressions is still a problem unsolved. A face recognition method based on Gabor feature and kernel principal component analysis is presented in this paper. First, Gabor feature vectors are derived from Gabor filters. And the choices of Gabor filter parameters are analyzed by experiment. The feature vectors are then projected to KPCA subspace to reduce Gabor feature dimension. Finally, the nearest neighbor classifier is used for identification. Because of Gabor filter, this method is more robust against variations in illumination and expressions. The experiment result on ORL face databases shows this method is better than KPCA.

Key words: face recognition; Gabor filters; kernel principal component analysis; kernel functions; nonlinear feature

0 引 言

近年来,核函数技术是模式识别领域中的一个新的研究热点。它最初是由 Vapnik 提出,并应用于支持向量机(SVM)^[1]。然后, Scholkopf 等利用核技术又将经典的主分量分析(PCA)推广到核主分量分析(KPCA)^[2,3]。PCA 是种线性技术,只能提取图像的各个像素间的二阶关系,而图像像素之间更高阶的关系就无法提取。对于人脸图像,由于很多重要的图像信息都包含在图像像素之间的高阶关系中,比如:脸部曲线,

人脸轮廓等,而 KPCA 正好可以提取图像像素间的高阶关系。Kim^[4]以及 Yang^[5]通过实验得出结论认为, KPCA 性能优于线性的 PCA。

在人脸识别领域中,光照和表情的变化仍然是影响识别率的难题。而 Gabor 小波^[6]对于图像的边缘敏感,能够提供良好的方向选择和尺度选择特性,较好地克服了实际中由于光照和表情不同带来的变化,因此对光照、表情变化具有良好的适应性。

文中将 Gabor 滤波的方法融入到 KPCA 方法中,通过 Gabor 滤波器提取人脸图像不同方向和频率的特征,以消除光照、表情变化对识别的影响,然后利用 KPCA 降低 Gabor 特征的维数,以有效提取人脸的非线性结构信息,提高分类精度和分类速度,最后采用最近邻分类器分类,实验结果证明文中算法比 KPCA 方

收稿日期:2009-08-28;修回日期:2009-11-28

基金项目:上海市教育发展晨光计划项目(2008CGB21)

作者简介:时书剑(1981-),女,助教,研究方向为模式识别;马燕,教授,研究方向为人脸识别。

法的识别效果好。

1 Gabor 滤波

1.1 Gabor 小波

Gabor 小波函数具有与人类大脑皮层简单细胞的二维反射区相同的特性,即能够捕捉对应于空间频率、空间位置及方向选择性的局部结构信息,被广泛地用于图像分析和理解。2D 的 Gabor 滤波器是由 Gaussian 函数经过复正弦调制后生成的^[6]:

$$\begin{aligned} \varphi[f, \theta, \gamma, \eta](x, y) &= \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} \exp(-(\alpha^2 x'^2 + \beta^2 y'^2)) \exp(j2\pi f x') \\ x' &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' &= -x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned} \quad (1)$$

其中, f 是正弦平面波的中心频率, θ 是 Gaussian 函数与平面波的逆时针夹角, α 是 Gaussian 函数在 x 方向上的锐度, β 是 Gaussian 函数在 y 方向上的锐度, $\gamma = \frac{f}{\alpha}$, $\eta = \frac{f}{\beta}$ 。可以通过膨胀、旋转母小波得到一组自相似的 Gabor 滤波器组。令 u 控制滤波器的尺度, v 控制滤波器的方向, U 为尺度的数量, V 为方向的数量, 得

$$\begin{aligned} \varphi_{u,v} &= \varphi[f_u, \theta_v, \gamma, \eta], f_u = f_{\max} / \sqrt{2^u}, \theta_v = \frac{v}{8} \pi, \\ u &= 0, \dots, U-1, v = 0, \dots, V-1 \end{aligned} \quad (2)$$

1.2 提取人脸特征的滤波器设计实验

由(1)、(2)式来设计 Gabor 滤波器,需要确定各参数值的选择问题。2D 图像的频率范围在 $[0, 0.5]$, 通过实验验证人脸信息主要集中在低频部分,因此选择 $f_{\max} = 0.25$ 。假设 $\alpha = \beta$,按照参考文献[7],取 $\gamma = \eta = \sqrt{2}$ 。为了选取合适的滤波器尺度、方向,文中设计如下实验,分别提取表 1 中 4 种尺度和方向组合的 Gabor 特征,采用 PCA^[8]降维,利用最近邻分类器分类,在 ORL 人脸库上的识别率见表 1。

表 1 用不同尺度、方向的滤波器
进行人脸识别的实验结果

尺度个数	3 个尺度	3 个尺度	5 个尺度	5 个尺度	6 个尺度
方向个数	2 个方向	4 个方向	4 个方向	8 个方向	8 个方向
识别率	61.7%	76%	76%	88.6%	88.3%

实验证明尺度、方向的数量增加使识别率不断提高,但是方向数量固定后,尺度数量再增加识别率将基本保持不变,这主要是因为人脸的大部分重要信息都集中在一个有限的频带内,如果包含过多的频率信息反而会影响识别效果。实验证明 5 个尺度和 8 个方向的滤波器能够更好地提取人脸特征,所以取 $u = 0, \dots, 4; v = 0, \dots, 7$ 。

人脸图像 $I(x)$ 的 Gabor 表示可以通过人脸图像与 Gabor 滤波器组的卷积得到:

$$G_{u,v}(x) = (I * \varphi_{u,v})(x) \quad (3)$$

其中, $G_{u,v}(x)$ 表示图像与尺度为 u , 方向为 v 的滤波器卷积的结果。图 1 为脸图像分别与 2 个不同方向、不同尺度(尺度)的滤波器卷积的结果。

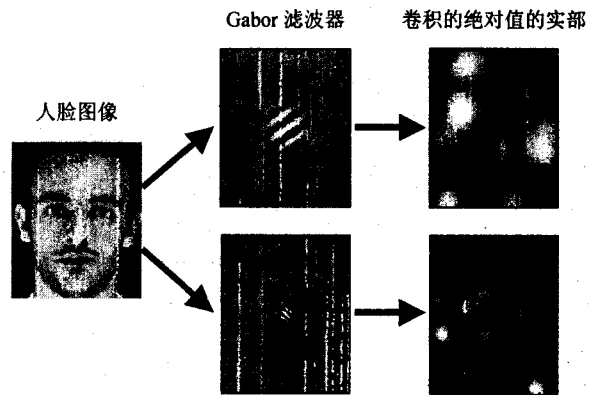


图 1 人脸图像与方向为 $\frac{\pi}{3}$ 、 $\frac{2\pi}{3}$, 频率为 0.0625、0.25 的 Gabor 滤波器的卷积结果

2 KPCA

核主分量分析(KPCA)是一种非线性信号处理方法,对于一个非线性映射 $\phi: x \rightarrow \phi(x)$, $x \in R^m$ 为输入空间, $\phi(x) \in F$ 为高维特征空间。假设 $\phi(x_k)$ 的均值为 0, 即:

$$\sum_{k=1}^l \phi(x_k) = 0 \quad (4)$$

在特征空间 F 中,映射后数据的协方差矩阵 E 为:

$$E = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l \phi(x_k) \phi^T(x_k) \quad (5)$$

与 PCA 相似, KPCA 可以通过求解下列特征方程:

$$\lambda v = E v \quad (6)$$

该方程的解 v 在由 $\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_l)$ 张成的空间内,式(6)等价于:

$$\lambda \langle \phi(x_k), v \rangle = \langle \phi(x_k), E v \rangle, k = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

并且存在一组常数 $\{c_i\}$, 满足:

$$v = \sum_{i=1}^l c_i \phi(x_i) \quad (8)$$

定义点积矩阵 $\tilde{K} \in R^{l \times l}$:

$$[\tilde{K}]_{ij} = K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \quad (9)$$

函数 $K(x_i, x_j)$ 为满足 Mercer 条件的核函数。将式(7)、(8)与(9)代入式(6)可得:

$$\lambda c = \tilde{K} c, c = [c_1 c_2 \dots c_l]^T \quad (10)$$

以 (λ_k, c^k) 表示上述方程的一组解, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_l, q$ 为主分量的数量。

当 $\phi(x_k)$ 的均值不为 0 时,首先对映射后数据进行 0 均值处理:

$$\bar{\phi}(x_k) = \phi(x_k) - \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l \phi(x_j) \quad (11)$$

根据前面的推导,得到新的点积矩阵:

$$\bar{K} = \tilde{K} - 1_l \tilde{K} - \tilde{K} 1_l + 1_l \tilde{K} 1_l \quad (12)$$

其中 $(1_l)_{ij} = 1/l$ 。以 \bar{K} 代替式(10)中的 \tilde{K} ,并求其解 $(\bar{\lambda}_k, \bar{c}^k)$ 。新向量 x 在 v^k 方向的投影:

$$\langle v^k, \bar{\phi}(x) \rangle = (\bar{\lambda}_k)^{-1/2} \sum_{i=1}^l \bar{c}_i^k \bar{K}(x_i, x), k = 1, 2, \dots, q \quad (13)$$

从而获得高维特征空间中的 q 个主要分量。

3 算法设计

3.1 算法流程

step1:利用 5 个尺度、8 个方向共 40 个 Gabor 滤波器分别与训练图像 $I_{m,n}$ 卷积,对每个卷积结果按行优先顺序串成 $m \times n$ 维列向量 α ,对 α 以 64 为因子降采样后取绝对值得到 $m \times n/64$ 维列向量 $\bar{\alpha}$,把 40 个 Gabor 特征向量 $\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_2, \dots, \bar{\alpha}_{40}$ 组成 Gabor 特征矩阵 G 。对 l 幅训练图像分别提取特征矩阵 G ,组成训练数据集 $\{x_k\}, k=1, 2, \dots, l$ 。

step2:对于训练数据集 $\{x_k\}, k=1, 2, \dots, l$,计算其核矩阵 $[\tilde{K}]_{ij} = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$,采用高斯核函数 $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{\sigma^2}\right)$,其中 σ 取 0.003。

step3:计算在特征空间对映射数据进行零均值处理后的核矩阵: $\bar{K} = \tilde{K} - 1_l \tilde{K} - \tilde{K} 1_l + 1_l \tilde{K} 1_l$ 。求解特征方程: $\bar{\lambda}c = \bar{K}c$,解为 $(\bar{\lambda}_k, \bar{c}^k)$ 。

step4:将训练图像的均差向特征空间投影,得到各自的投影向量 Y_1, Y_2, \dots, Y_l 。将测试图像的均差向特征空间投影,得到投影向量 Y 。

step5:用最近邻分类器分类:计算 Y 与 Y_1, Y_2, \dots, Y_l 的 Euclidean 距离,则测试图像就是距离取最小值时所对应的序列号的人脸图像。

3.2 实验结果与分析

实验环境: Pentium4, 1.80GHz, Matlab6.5.1, 采用 ORL 人脸库,共 40 人,每人 10 张不同光照、不同表情的照片。每人 5 张共 200 张用于训练,其余 200 张用于测试,结果见图 2。

实验结果表明,随着特征数量的增加,识别率也相应地提高,当识别率达到一定值后就保持平稳。如果继续增加特征数量,识别率反而有所下降,这是因为在不断增加特征数量的同时,也加入了一些不利于分类

的特征,从而影响识别率。实验可以看出,加入 Gabor 特征向量可以使 KPCA 的识别率提高 4%,对光照、表情有更好的适应性。

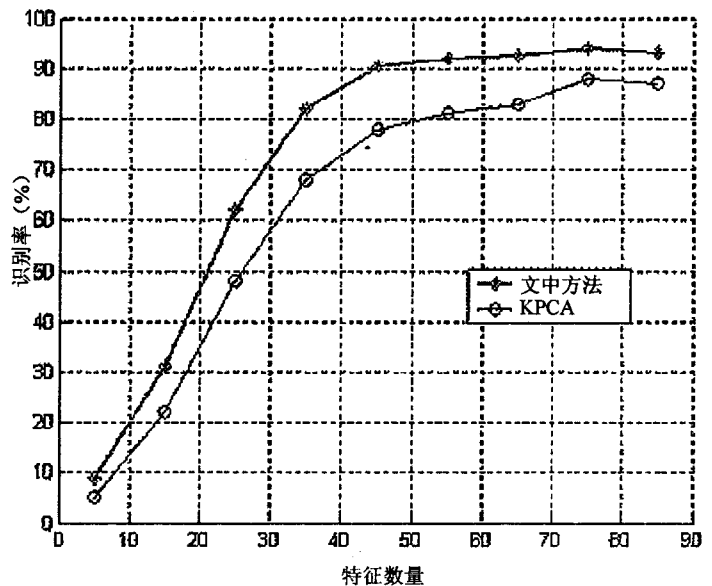


图2 人脸识别实验结果的比较

4 结束语

文中将 Gabor 滤波的方法融入到 KPCA 方法中,通过 Gabor 滤波器提取人脸图像不同方向和频率的特征,以消除光照、表情变化对识别的影响,并且通过实验证明了用 5 个尺度、8 个方向的 Gabor 滤波器提取的特征更有利于识别,然后利用 KPCA 降低 Gabor 特征的维数,最后用最近邻分类器分类识别,在 ORL 人脸库上的实验结果证明方法的有效性。

但是提取 Gabor 特征是一个耗时的过程(平均每幅图需要 40 秒),如何加快 Gabor 特征提取的速度,将是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] 李武军,王崇骏,张 炜,等.人脸识别研究综述[J].模式识别与人工智能,2006,19(1):58-66.
- [2] 王永辉.基于 Gabor 小波变换与支持向量机的人脸识别研究[D].大连:大连理工大学,2005:23-26.
- [3] 吴 锐.基于 Gabor 小波变换的汉字识别方法[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2004:18-29.
- [4] Kim K I, Jung K, Kim H J. Face recognition using kernel principal component analysis[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(2): 40-42.
- [5] Yang Jian, Frangi Alejandro F, Yang Jing-yu, et al. KPCA plus LDA: A complete kernel Fisher discriminated framework for feature extraction and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2005, 27(2): 230-244.

(下转第 57 页)

精度,采用基于高斯初始采样的粒子滤波算法,根据实验室条件,采用栅格地图对环境建模,结合里程计和声纳传感器的测量信息,实现陪护机器人定位。

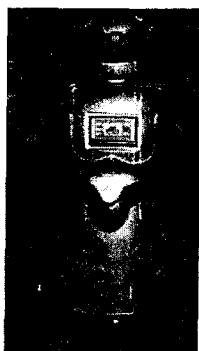


图2 HHIR-0303 陪护机器人外型

在仿真实验基础上,采用残差重采样作为粒子滤波重采样算法,在 HHIR-0303 服务机器人上实现了基于高斯初始采样的粒子滤波定位算法。实验环境地图和实验区域如图3所示,黑色粗箭头表示地图坐标轴,机器人起始位置为 A(60,31)(单位:dm),然后以 B(70,30)为中心进行高斯采样, x 方向初始方差设置为2, y 方向初始方差设置为3,机器人朝向 θ 初始方差为0.1。使陪护机器人沿桌子行进,自动避障,在行进的过程中利用声纳信息配合里程计定位,机器人的行进路线如图中虚线所示,到达 C 点(75, 40)时机器人定位完成,此时定位输出为(71, 42)。实验过程中记录粒子的分布情况(粒子总数200),将粒子的起始分布与定位完成时分布情况用 MATLAB 对数据处理,初始时刻中心采样点(70,30)处的粒子数为1,定位完成时,输出位置(71,42)处粒子个数为163。可见,粒子

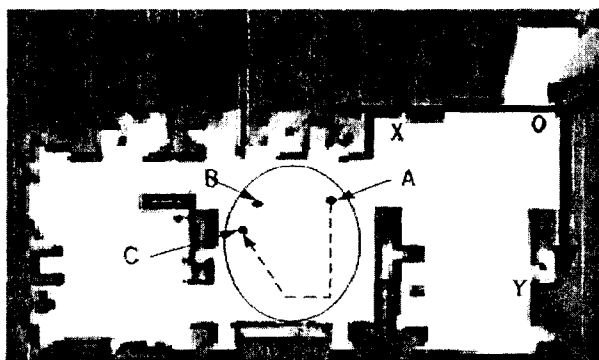


图3 实验地图

随机器人运动逐渐收敛,当机器人运动到 C 点时,基本达到定位效果。

4 结束语

针对哈尔滨工业大学自主研发的 HHIR-0303 服务机器人,采用基于高斯初始采样的粒子滤波算法实现室内已知环境下的定位,在分别对四种不同的粒子滤波重采样方法进行了仿真比较的基础上,选用残差重采样算法作为粒子滤波重采样算法,最后在 HHIR-0303 服务机器人上进行实验,实验证明采用残差重采样算法的粒子滤波算法可以达到基本定位目的。

参考文献:

- [1] 李群明,熊蓉,褚健. 室内自主移动机器人定位方法研究综述[J]. 机器人,2003,25(6):560-567.
- [2] Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov Localization for Mobile Robots in Dynamic Environments[J]. Journal of Artificial Intelligent Research, 1999,11:391-427.
- [3] Godsill D S, Andrieu C. On Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering[J]. Statistics and Computing, 2000,10(3):197-208.
- [4] Pitt M, Shepard N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999,94(2):590-599.
- [5] Berzuini C, Best N. Dynamic conditional independence models and Markov chain Monte Carlo methods[J]. Journal of the American Statistical Association, 1997,92(5):1403-1412.
- [6] Belciken E, Acklam P J. Monte Carlo filters for non-linear state estimation[J]. Automatic, 2001,37(1):177-183.
- [7] Cirincione C, Gurrieri G A. A Good Overview of Resampling and Related Methods[J]. Social Science Computer Review, 1997,15(1):83-87.
- [8] Efrom B, Tibshirani R J. An Introduction to the Bootstrap [M]. [s.l.]:Chapman & Hall,1993.
- [9] Liu J, Chen R. Sequential Monte-Carlo Methods for Dynamic Systems[J]. Theory and Methods, 1998,93:1032-1044.
- [10] Carpenter J, Clifford P, Fearnhead P. An Improved Particle Filter for Non-linear Problems[C]// IEEE Proc, Radar Sonar Navigation. [s.l.]:[s.n.], 1999:2-7.

(上接第53页)

- [6] Shen Lin Lin, Li Bai. A review on Gabor wavelets for face recognition[J]. Pattern Analysis and Applications, 2006, 9 (2):273-292.
- [7] 孔锐. 基于核的学习方法及其在人脸识别中的应用研究

[D]. 合肥:中国科学技术大学,2004:31-68.

- [8] 郑文明. 基于核函数的判别分析研究[D]. 南京:东南大学, 2004:5-8.