

融合 Gabor 小波和贝叶斯的人脸识别算法

牛丽平¹, 郑延斌^{1,2}

NIU Li-ping¹, ZHENG Yan-bin^{1,2}

1.河南师范大学 计算机与信息技术学院, 河南 新乡 453007

2.北京航空航天大学 计算机学院, 北京 100191

1.College of Computer and Information Technology, Henan Normal University, Xinxiang, Henan 453007, China

2.School of Computer Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

E-mail: niuliping93@126.com

NIU Li-ping, ZHENG Yan-bin. Bayesian face recognition using Gabor transform. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(18): 185-187.

Abstract: This paper proposes a new face recognition approach combining a Bayesian probabilistic model and Gabor filter responses. Since both the Bayesian algorithm and the Gabor features can reduce intrapersonal variation through different mechanisms, this paper integrates the two methods to take full advantage of both approaches. Firstly utilizing the convolution of the key points and the Gabor filters to extract features, and then 2DPCA is used to decrease the dimension of the intra-face and extra-face difference space in the Gabor feature space. Lastly use Bayesian method for face recognition. The experimental result shows that the method has the advantages of simple computation and high recognition rate under different expression and illumination by comparative experiment on AR and FERET face data.

Key words: face recognition; Gabor transform; Two-dimensional Principle Component Analysis(2DPCA); Bayesian theory

摘要: 由于 Gabor 小波和贝叶斯方法都可以通过不同的机制来减少类内差异, 提出了融合 Gabor 和贝叶斯的人脸识别方法。该方法首先通过人脸图像特征点与 Gabor 滤波器的卷积来提取特征, 借鉴“作差法”形成“类内差”和“类间差”空间, 并用 2DPCA 对差异空间进行降维, 最后用贝叶斯方法进行分类。通过在 AR 和 FERET 人脸库上的实验表明, 与传统的方法相比较, 该方法降低了运算量, 提高了识别率, 对具有表情及光照变化的人脸具有较高的识别率。

关键词: 人脸识别; Gabor 变换; 二维主元分析(2DPCA); 贝叶斯方法

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.18.055 **文章编号:** 1002-8331(2009)18-0185-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

近年来, 人脸识别由于其诱人的前景再次成为模式识别领域的研究热点。良好的人脸表示是鲁棒高效的人脸识别算法的关键因素。Gabor 具有优良的空间局部性和方向选择性, 能够提取图像局部区域内多个方向的空间频率和局部结构特征, 是目前主流的人脸描述方法之一。弹性图匹配方法^[1](EGM)是应用 Gabor 特征的典型代表。2DPCA^[2]在特征提取之前不需要将人脸图像矩阵展开为一维的向量, 降低了算法的计算复杂度。贝叶斯是识别率较高的方法, 这种人脸识别方法在美国 DA- PAR 组织的 FERET 人脸测试中是效果最好的方法之一^[3-4], 但对于数据库很大的情况, 则计算量太大。

本文结合这 4 种方法提出了融合 Gabor 和贝叶斯的人脸识别算法, 得到了较好的识别效果。算法首先用人脸图像特征点与 Gabor 小波的卷积来提取特征, 利用“作差法”建立“类内差”与“类间差”空间, 用 2DPCA 进行降维建立类内与类间特征

空间, 最后用贝叶斯方法进行分类。文章首先介绍相关的人脸识别理论, 然后介绍用 Gabor 进行贝叶斯人脸识别的算法, 最后是在 AR 和 FERET 库上的实验结果。

2 基于 Gabor 小波的特征提取

2.1 Gabor 小波基

Gabor Wavelets 的核函数可以用下式描述^[5]:

$$\psi_{\mu, v} = \frac{\|k_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{1}{2}(\|k_{\mu, v}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2)} [e^{izk_{\mu, v}} - e^{-(\sigma^2/2)}] \quad (1)$$

其中 μ, v 分别是方向和尺度因子, $z=(x, y)$ 是行矢量, x, y 为二维坐标, $k_{\mu, v} = \begin{pmatrix} k_v \cos \phi_\mu \\ k_v \sin \phi_\mu \end{pmatrix}$, $k_v = k_{\max} / f^v$, $\phi_\mu = \pi\mu/8$ 。式(1)中方括号内第一项是交流成分, 第二项是直流补偿, 当参数 σ 很大的时候第二项可以忽略。

一般对参数的选取是这样的, 取 5 个不同的尺度 $v \in$

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60873104); 河南省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Henan Province of China under Grant No.061105300, No.072300410200)。

作者简介: 牛丽平(1972-), 女, 讲师, 研究方向是图像处理、模式识别; 郑延斌, 副教授, 博士。

收稿日期: 2009-03-03 **修回日期:** 2009-04-27

{0, 1, 2, 3, 4}和 8 个方向 $\mu \in \{0, \dots, 7\}$ 构成的 40 个滤波器来进行小波变换, 并且取 $\sigma=2\pi, k_{\max}=\pi/2, f=\sqrt{2}$ 。

2.2 Gabor 基作特征抽取

假设 $I(x, y)$ 表示一幅灰度图像, 用式(1)得到的 Gabor 基对它进行特征抽取, 这个过程就是一个卷积的运算, 即:

$$O_{\mu, \nu}(z) = I(z) * \psi_{\mu, \nu}(z) \tag{2}$$

式中, $\psi_{\mu, \nu}(z)$ 表示不同的参数 μ, ν 对应的 Gabor 基, $O_{\mu, \nu}(z)$ 表示通过这组 Gabor 基滤波后得到的 Gabor 特征, $z=(x, y)$ 。

在通过式(2)进行卷积运算时, 图像边缘需要做延拓。可以通过下式来计算积:

$$O_{\mu, \nu}(z) = \mathfrak{S}^{-1}\{\mathfrak{S}\{I(z)\}\mathfrak{S}\{\psi_{\mu, \nu}(z)\}\} \tag{3}$$

其中 \mathfrak{S} 和 \mathfrak{S}^{-1} 分别代表快速傅里叶变换和反变换。通过上述方法在每个图像位置计算得到的 40 个幅值特征反映了以该图像位置为中心的局部区域频域内的能量分布特征, 这 40 个幅值特征级联起来通常被称为一个 *Jet*, 简称为 *J*, 即图像位置 $p(x, y)$ 处的 *Jet* 为:

$$J_{p(x, y)} = (J_{00, p(x, y)}, J_{10, p(x, y)}, \dots, J_{40, p(x, y)}, J_{01, p(x, y)}, \dots, J_{47, p(x, y)})$$

进一步将所有像素位置的 *Jet* 级联起来, 就得到了输入图像 *I* 的 Gabor 特征表示:

$$\mathfrak{R}_I = \{J_{p(x, y)} | (x, y) \in \Omega_I\} \tag{4}$$

显然, \mathfrak{R}_I 这样的一种图像表示的特征维数是原始图像维数的 40 倍, 如果原始输入图像为 64×64 大小, 得到的 Gabor 特征维数是 163 840 维, 直接对这样一个高维的特征向量进行分类识别将会非常困难。而这样的高维数据显然是有冗余的, 因此对其进行适当的降维是必不可少的。

弹性图匹配技术(Elastic Graph Matching, EGM)的基本思想是用一个属性图来描述人脸: 属性图的顶点代表面部关键特征点, 其属性为相应特征点处的多分辨率、多方向局部特征——Gabor 变换特征, 称为 *Jet*; 边的属性则为不同特征点之间的几何关系。对任意输入人脸图像, 弹性图匹配通过一种优化搜索策略来定位预先定义的若干面部关键特征点, 同时提取它们的 *Jet* 特征, 得到输入图像的属性图。最后通过计算其与已知人脸属性图的相似度来完成识别过程。

本文不对整幅图像提取特征, 而是使用 EGB 技术提取关键特征点。这样的一种方法的优点是表示特征表示更紧凑, 特征维数相对较低。关于特征点选取问题不是本文研究的重点, 相关论述可参见文献[6-7]等。这里采用手工定位的方法选取了 35 个特征点(如图 1)。



图 1 人脸特征点图模型

3 基于 2DPCA 的贝叶斯分类

传统的贝叶斯方法计算类内差和类间差数据都要首先通过 PCA 技术进行降维, 借鉴 Yang 等人的 2DPCA 算法克服了

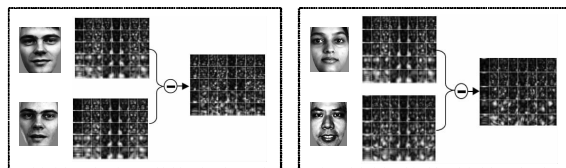
PCA 算法数据维数大、计算复杂的缺点, 本文设计了 2DPCA 和贝叶斯相结合的分类算法。

3.1 建立“类内差”与“类间差”空间

MIT 的 Moghaddam 在特征脸的基础上, 提出了基于双子空间进行贝叶斯概率估计的人脸识别方法。该方法通过“作差法”, 将两幅人脸图像对的相似度计算问题转换为一个两类(类内差和类间差)分类问题, 类内差和类间差数据都要首先通过主成分分析(PCA)技术进行降维, 计算两个类别的类条件概率密度, 最后通过贝叶斯最大似然(ML)或者最大后验概率(MAP)的方法来进行人脸识别。

注意到 Gabor 特征表示方法的有效性, 采用了人脸特征点与 Gabor 特征的卷积表示作为原始特征集, 借鉴作差法形成两个“差空间”: “类内差”空间和“类间差”空间。

在本系统中, 类内差异与类间差异定义如下: I_i 表示第 i 个人脸图像, GI_i 表示图像 I_i 与 Gabor 的卷积, $G I_j$ 表示图像 I_j 与同样的 Gabor 的卷积。 $H(I_i - I_j) = \|GI_i - GI_j\|$ 表示两图像的差异。如果 $i=j$, $H(I_i - I_j)$ 表示类内差空间, 反之如果 $i \neq j$, $H(I_i - I_j)$ 表示类间差空间, 类内差异与类间差异空间如图 2 所示。



(a)类内差异(来自同一对象) (b)类间差异(来自不同对象)

图 2 Gabor 幅值表示的人脸图像差异

3.2 2DPCA 特征降维

2DPCA 用二维图像矩阵直接构建一个协方差矩阵, 求出此协方差矩阵特征值和特征向量, 并用对应于最大几个特征值的特征向量构建坐标系, 然后将每个图像矩阵在这个坐标系上投影, 从而得到图像的特征。这种特征受样本个数的影响较小^[8]。

假定有 N 个图像样本 $\{X_1, X_2, X_3, \dots, X_N\}$, 定义其图像协方差(散射)矩阵 G_I 为:

$$G_I = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (X_k - M)^T (X_k - M) \text{ 其中 } M = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k \tag{5}$$

对 G_I 进行特征值分解, 最大的 d 个特征值对应的特征向量 $W_{opt}=[w_1, w_2, \dots, w_m]$ 为得到的投影矩阵。对于一个给定的图像样本, 可以利用以上求出的特征向量进行特征提取, 新特征矩阵被定义为 $Y=(X_I - M)W^{opt}$ 。

用 2DPCA 对用 Gabor 幅值表示的“类内差”和“类间差”空间进行降维, 建立“类内差”与“类间差”特征脸子空间。

3.3 贝叶斯分类

分类器设计对识别效果有直接的影响。最简单的分类器是欧氏距离, 但它不能适应光照和表情的变化。研究表明, 使用贝叶斯分类器可以克服这一缺点^[10]。下面介绍贝叶斯分类方法。

定义 1 两张图像的相似度 $S(I_1, I_2)$: 表示为它们之间的差属于类内差异的概率。

$$S(I_1, I_2) = P(\Delta \in \Omega_I) = P(\Omega_I | \Delta) = \frac{P(\Delta | \Omega_I) P(\Omega_I)}{P(\Delta | \Omega_I) P(\Omega_I) + P(\Delta | \Omega_E) P(\Omega_E)} \tag{6}$$

其中: $\Delta = I_1 - I_2$ 。

先验概率 $P(\Omega_I)$ 和 $P(\Omega_E)$ 可以通过训练集图像数目的多

少来确定,通常可以取为 $P(\Omega_i)=P(\Omega_E)$ 传统的方法假设类内差异与类间差异为正态分布,则类条件概率密度为

$$P(\Delta|\Omega_E) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_E|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_E^{-1} \Delta\right)$$

$$P(\Delta|\Omega_I) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_I|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_I^{-1} \Delta\right)$$

下面给出类条件概率密度的计算:

$$P(x|\Omega_k) = \frac{\exp[-\frac{1}{2} (x-\bar{x}_k)^T \Sigma_k^{-1} (x-\bar{x}_k)]}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \quad d(x) = \tilde{x}^T \Sigma^{-1} \tilde{x} \quad (7)$$

对方差矩阵进行特征分解: $\Sigma^{-1} = \mathbf{W} \mathbf{A} \mathbf{W}^T$

$$d(x) = \tilde{x}^T \Sigma^{-1} \tilde{x} = \tilde{x}^T [\mathbf{W} \mathbf{A} \mathbf{W}^T] \tilde{x} = \mathbf{y}^T \mathbf{A} \mathbf{y} = \sum_{i=1}^N \frac{y_i^2}{\lambda_i}$$

$$\hat{d}(x) = \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i} + \sum_{i=M+1}^N \frac{y_i^2}{\lambda_i} = \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i} + \sum_{i=M+1}^N \frac{y_i^2}{\rho} = \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i} + \frac{1}{\rho} \varepsilon^2(x)$$

其中 ρ 的取值为:

$$\rho = \frac{1}{N-M} \sum_{i=M+1}^N \lambda_i$$

$$\hat{P}(x|\Omega_k) = \left[\frac{\exp[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i}]}{(2\pi)^{M/2} \prod_{i=1}^M \lambda_i} \right] \cdot \left[\frac{\exp(-\frac{\varepsilon^2(x)}{2\rho})}{(2\pi\rho)^{(N-M)/2}} \right] \quad (8)$$

把 $P(\Delta|\Omega_I)$ 和 $P(\Delta|\Omega_E)$ 都求出后,就可以用最大后验概率(MAP)进行分类。事实上, $P(\Delta|\Omega_I) > P(\Delta|\Omega_E)$ 等同于 $P(\Delta|\Omega_I) > 1/2$,因此可以对式(6)进一步简化,在不考虑类间差异的情况下用最大似然法(ML)计算相似度:






$$S(I_1, I_2) = P(\Delta|\Omega_I) \quad (9)$$

4 实验结果与分析

4.1 在 AR 人脸库上的实验结果

从 AR 人脸图像库中取出了 60 人每人 10 幅共 600 幅图像,对每一个人的 10 幅图像分成训练集和测试集两个集合,每一个集合包含每个人的 5 幅不同状态的图像(如表 1 所示)共 300 幅图像。测试集中图像分成 3 个子集,测试集 I 包含 60 幅标准图像,测试集 II 和测试集 III 分别包含 120 幅不同表情和光照图像。

表 1 AR 上每个人的 5 幅不同图像

I 标准脸	II 表情变化		III 光照变化	
	笑	哭	左侧光	右侧光
				

实验中比较了 PCA、Gabor、贝叶斯方法和本文方法的识别率。实验结果如图 3 所示,由图 3 看出,识别标准脸时三种算法的识别率都很高,但加入表情及光照变化的人脸后,其他方法的识别率都下降很快,而本文方法的识别率只是稍有下降。表明本算法对于光照变化和表情变化有较好的识别率。

4.2 在 FERET 人脸库上的实验结果

在本实验中,采用 FERET 人脸库。FERET 人脸库包含有

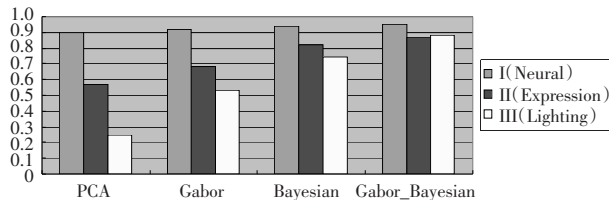


图 3 在 AR 上的实验结果

不同性别、不同种族和不同年龄的人脸图像。实验中所使用的人脸图像包含 100 人的每人 4 幅图像共 400 幅图像。实验前对人脸图像进行预处理,预处理包括以下几个步骤:几何校正、图像掩模、直方图均衡化、像素灰度值归一化。

由于每个人共有 4 幅人脸图像,所以在实验中,对每个人随机的抽取 3 幅图像进行训练,剩下的 1 幅进行测试。这样就可以得到训练集人脸图像 300 幅,测试集人脸图像 100 幅。

在训练集里随机挑选 50 个人的每人 2 幅图像共 100 幅图像做 Gabor 特征抽取,建立类内差与类间差空间,然后用 2DPCA 进行降维来建立类内与类间特征脸子空间。对每一幅测试图像进行同样的 Gabor 特征提取,分别计算其在两个特征脸子空间的投影,用贝叶斯 MAP 或 ML 进行分类。实验结果如图 4 所示。

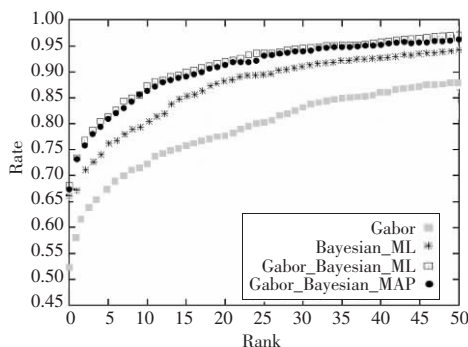


图 4 FERET 人脸库上的实验结果

实验结果表明,本算法有较好的识别率,从图 4 可以看出,使用 ML 比 MAP 算法计算相似度的识别率略高一点,而且方法更简便。

5 结束语

提出了融合 Gabor 和贝叶斯的人脸识别方法。联合 Gabor 特征和贝叶斯概率模型,运用 EGM 的 Gabor 特征代替原始图像作为贝叶斯分类的输入数据分别在 AR 和 FERET 人脸库上进行了测试,实验结果显示,与传统的方法相比较,该方法提高了识别率,并且对光照和表情变化具有较强的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Wiskott L, Fellous J M, Krüger N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching[C]// Jain L C, Halici U, Hayashi I. Intelligent biometric techniques in fingerprint and face recognition. [S.l.]: CRC Press, 1999: 355-396.
- [2] Yang J, Zhang D, Frang J, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.