

基于彩色 Gabor 特征的人脸识别技术

罗亚兰 陈锻生

(华侨大学计算机科学系, 泉州 362021)

摘要 提出了一种利用所提取的彩色 Gabor 特征来提高人脸识别系统性能的方法。首先利用四元数表示彩色信息, 考虑到 Gabor 滤波器具有空间局部性和方向选择性的特点, 将其扩展到四元数空间。然后通过人脸图像特征点与 Gabor 滤波器的卷积来提取特征, 这样就将传统的灰度 Gabor 特征拓展为彩色 Gabor 特征。最后对于所提取的特征利用 PCA 降维后送入支持向量机中分类。实验采用彩色 FERET 人脸库并利用 ROC 曲线进行交叉检验, 结果说明通过提取和利用这种彩色纹理信息能显著提高人脸识别系统性能。

关键词 彩色 Gabor 彩色纹理 特征提取 支持向量机

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)02-0242-05

Face Recognition Based on Color Gabor Features

LUO Ya-lan, CHEN Duan-sheng

(Department of Computer Science, Huaqiao University, Quanzhou 362021)

Abstract In this paper a method which can improve the performance of face recognition system using color Gabor features is presented. First, quaternion is used to describe the color information, considering that Gabor filters have desirable characteristics of spatial locality and orientation selectivity, and they are extended to quaternion space. Then utilizing the convolution of the key points and the Gabor filters to extract features, by doing this the gray Gabor features are extended to the color ones. In the end, for the extracted features, we used PCA for dimension reduction and SVM for recognition. The experiment carried on Color FERET Database and the result utilizing ROC curve for cross-validation show that the use of color texture information can improve the efficiency of face recognition system markedly.

Keywords color Gabor; color texture; feature extraction; SVM

1 引言

颜色是彩色图像中的重要信息, 随着多媒体技术和图像采集设备的发展, 颜色信息在图像处理中得到了广泛应用。一张图像中人可以辨识的灰度层次只有几十种, 但可以辨识的颜色达上万种。近几十年来, 人们对彩色信息的研究是通过分别处理每一个颜色分量来达到目的, 未能利用各分量之间的相关性。本文用四元数来对 RGB 颜色模型中的三分量同时进行处理, 提取人脸特征点上的四元彩色 Gabor 特征后送入支持向量机中进行训练与识别。

人脸识别实质是一个稀疏超高维空间的模式识别问题, 解决它的关键之一在于选择对分类有意义的特征。Gabor 滤波器的核类似于哺乳动物简单视觉皮层感受野, 表现出理想的局部性和方向选择性。因此, 虽然目前使用的 Gabor 特征大部分都是基于灰度的, 但已具有了较强的人脸特征表示能力, 被成功应用于许多人脸识别系统中^[1]。提取了有效特征后, 识别的关键就在于设计具有良好分类能力的分类器。支持向量机适合小样本大特征维数的统计学习和分类。一方面, 它应用结构风险最小化原则, 能在经验风险和模型复杂度之间作适当折中, 具有较好的泛化能力; 另一方面, 核函数的利用

基金项目: 福建省自然科学基金项目 (A0510020); 福建省科技计划国际合作重点项目 (20041014)

收稿日期: 2006-08-31; 改回日期: 2006-10-19

第一作者简介: 罗亚兰 (1982~), 女。2007 年于华侨大学获计算机应用专业硕士学位。主要研究方向为图像处理、模式识别等。

E-mail: rolland@hqu.edu.cn

使它具有了很强的非线性映射能力。

人脸识别的许多技术是依据生物视觉系统发展起来的, 人的视觉系统恰恰利用了颜色信息, 但以往对 Gabor小波的研究却局限于灰度图像。Gabor小波主要是边缘信息, 有人认为 90% 的边缘在灰度和彩色图像中是大致相同的, 但还有 10% 的边缘可能在灰度图像中检测不到^[2]。而 Yip 等人指出颜色信息对于人脸识别是有用的, 特别是当图像的其他特征(如分辨率)衰退的时候^[3]。当人脸识别系统性能达到一定的高水平后, 加入信息量更多的特征将是进一步提高识别系统性能的关键。虽然是否将彩色信息应用到人脸识别中仍有待商榷, 但 Jones 的研究表明彩色信息的引入的确能够提高识别效果^[4]。因此本文实现了从灰度 Gabor小波到彩色 Gabor小波的扩展, 在 FERET 彩色人脸库^[5]上的实验结果显示了它的有效性。

2 彩色图像的四元数描述

彩色信息的描述方式是阻碍其用于人脸识别领域的重要原因之一。通常情况下, 一幅彩色图像的各个分量是分别处理的, 这也就导致了人们在处理的时候认为这些分量之间是相互独立的, 然而, 对于实际的图像而言, 不同彩色分量的内容显然是相关的。

1843年哈密顿发明了四元数, 1个四元数包含4个自由度, 即1个实部和3个虚部, 因此它需要4个实数变量来定义:

$$q = q_r + q_i i + q_j j + q_k k \tag{1}$$

式中, i, j, k 为四元数基矢, 运算满足右手系法则, 即

$$\begin{aligned} i^2 = j^2 = k^2 &= -1 \\ ij = -ji = k \\ jk = -kj = i \\ ki = -ik = j \end{aligned} \tag{2}$$

如果四元数中 q_r 为零, 则称其为纯四元数, 通常记为 $\underline{\mu}$ 。四元数常常被用于 3 维或 4 维向量分析, 最近更是被应用在彩色图像分析中。在本文中用四元数来表示 1 个像素, 由于四元数空间中的 3 个虚轴相互正交且并没有什么实质上的不同, 因此在 RGB 彩色空间中, 将一像素的 R、G、B 值赋给一个四元数的 3 个虚部 q_i, q_j 和 q_k (令四元数的实部 q_r 为零)。这样, 用 1 个 3 维向量表示的彩色像素 I 的形式如下:

$$I = I_R i + I_G j + I_B k \tag{3}$$

3 Gabor滤波器

Gabor滤波器的核函数 Gabor函数是通过尺度伸缩和旋转生成的一组复函数系, 含有实部和虚部。Gabor函数具有以下一些非常特殊的性质:

- (1) 具有最佳时间-频率局部化特性;
- (2) 具有旋转相位信息, 反映不同方向的纹理和边界;
- (3) 在心理学上具有接近人类视觉神经的反映特性, 并用 Gabor函数模拟视觉神经模型。

本文采用文献 [6] 中的 Gabor核函数的定义:

$$\phi_{\mu\nu} = \frac{\|k_{\mu\nu}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{(\|k_{\mu\nu}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2)}{2}} [e^{i\alpha_{\mu\nu}} - e^{-(\sigma^2/2)}] \tag{4}$$

式中, μ, ν 分别是方向和尺度因子, $z = (x, y)$ 是行矢量, x, y 为 2 维坐标, $k_{\mu\nu} = \begin{bmatrix} k_\nu \cos\phi_\mu \\ k_\nu \sin\phi_\mu \end{bmatrix}$, $k_\nu = k_{max} / f^\nu$, f 为频域中核函数间的间距因子, $\phi_\mu = \pi\mu/8$ 。

式 (4) 中方括号内第 1 项是交流成分, 第 2 项是直流补偿, 当参数 σ (相对带宽) 很大的时候第 2 项可以忽略。一般取 $\sigma = 2\pi$, $k_{max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$ 可获得较好的小波表征和辨识效果^[6]。Lee 从生理学的角度指出要用 Gabor离散变换无损地表示图像, 在每一个离散的位置需要 8 个离散的等间距的方向和 5 个等间距的尺度^[7]。通常是取 $\nu = 0, 1, \dots, 4$ 共 5 个不同的尺度, 和 $\mu = 0, 1, \dots, 7$ 共 8 个不同的方向。

3.1 Gabor核函数的四元数形式

Jones 提出了 4 种将 Gabor滤波器扩展到四元数空间的办法。该方法则采用他比较推崇的一种, 即通过把 2D Gabor滤波器的实部与一个单位纯四元数 $\underline{\mu}$ 相乘来得到 Gabor核函数的四元数表示形式^[4], 本文中 $\underline{\mu}$ 代表的是 3 维颜色空间中特征最明显的那一方向:

$$G_{\mu\nu} = \underline{\mu} \frac{\|k_{\mu\nu}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{(\|k_{\mu\nu}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2)}{2}} \times [\cos(z \cdot k_{\mu\nu}) - e^{-(\sigma^2/2)}] \tag{5}$$

方向 $\underline{\mu}$ 的选择问题

在式 (5) 对于四元 Gabor滤波器的定义中包含了一个任意的单位纯四元数 $\underline{\mu}$, $\underline{\mu}$ 是一个 3 维向量, 它指向彩色空间中特征最明显的那一方向。很明显, 本文所选择的 $\underline{\mu}$ 要使人脸图像在其上的投影在一个较大的范围内, 或者说要使人脸图像的投影包

含最有用的信息。

使用下式来获取 $\underline{\mu}^{[4]}$:

$$\beta = \begin{pmatrix} \bar{r} & \bar{g} & \bar{b} \\ -\bar{g} & \bar{r} & 0 \\ -\bar{r}\bar{b} & -\bar{g}\bar{b} & \bar{r}^2 + \bar{g}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{G} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{R}, \mathbf{G}, \mathbf{B}$ 分别代表由人脸图像特征点的红、蓝、绿 3 个颜色分量, 而 $\bar{r}, \bar{g}, \bar{b}$ 表示的是人脸图像特征点的 3 个颜色分量所对应的均值。由于式 (6) 中的 β 仅仅需要分别计算人脸图像特征点的 3 个颜色分量的均值, 非常方便, 故在本文中选用 β 来表示 $\underline{\mu}$ 。

3.2 彩色像素的四元 Gabor 特征提取

假设彩色人脸中像素 I 用式 (3) 来表示, $I(z)$ 用来表示由这些特征所构成的矩阵。用式 (5) 得到的 Gabor 滤波器对它进行特征抽取, 这个过程实际上就是一个卷积的运算, 即

$$\mathbf{O}_{\mu\nu}(z) = I(z) * \mathbf{G}_{\mu\nu}(z) \quad (7)$$

式中, $\mathbf{G}_{\mu\nu}(z)$ 表示不同的参数 μ, ν 对应的 Gabor 基, $\mathbf{O}_{\mu\nu}(z)$ 表示通过这组 Gabor 基滤波后得到的四元彩色 Gabor 特征。

由于取 $\mu \in \{0, \dots, 7\}$, $\nu \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$, 所以对于同一幅图像用 40 组 Gabor 基作滤波, 可以得到 40 组特征矢量 $\mathbf{O}_{00}, \dots, \mathbf{O}_{47}$, 将这些特征矢量连接起来就可以得到 Gabor 特征矢量

$$\mathbf{X} = (\mathbf{O}_{00}^T \mathbf{O}_{01}^T \dots \mathbf{O}_{47}^T)^T \quad (8)$$

式中, $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$ 。

那么如何实现两个四元数之间的卷积? 卷积定理在四元数空间中是否仍然适用? Pei 等人在文献

[7] 中回答了这些问题。按以下步骤来实现两个四元数之间的卷积^[7]:

(1) 将一彩色像素的四元数表示 $I(z) = I_R(z) + I_G(z)j + I_B(z)k$ 分解为

$$I(z) = I_a(z) + I_b(z)j \quad (9)$$

式中, $I_a(z) = I_R(z) + I_G(z)j, I_b(z) = I_G(z) + I_B(z)k$ 。

(2) 而将 Gabor 核函数的四元数表示 $G(z) = G_i(z) + G_j(z)j + G_k(z)k$ 分解为

$$G(z) = G_c(z) + G_d(z)j \quad (10)$$

式中, $G_c(z) = G_i(z) + G_k(z), G_d(z) = G_j(z) - G_k(z)j$ 。

(3) $O(z) = I(z) * G(z)$, 利用 2D 复数傅里叶变换来实现两个四元数之间的卷积, 用 FT 和 IFT 分别表示 2D 复数傅里叶正、逆变换, QFT 和 $IQFT$ 分别表示四元数的傅里叶正、逆变换。其转换公式总结如下:

$$O(z) = IQFT(QFT(I(z))FT(G_c) + QFT(-z)FT(G_d)) \quad (11)$$

4 实验

4.1 彩色 FERET 人脸库简介

实验所用到的图片全部来自 Color FERET Database^[5]。该图库共有 11 338 幅人脸图像, 它们是历时 3 年 (1993~1996) 对 994 个个体从不同角度采集而来的。图库中共有 13 种不同的姿态, 头部侧转从 0° 到 90° 不等, 关于不同姿态图像集的具体信息可以如表 1 所示。该图像库中的人脸图像在年龄、姿态、发型、光照、装扮等方面都有不同程度的变化, 因此在彩色 FERET 图像库^[5]上进行的实验具有一定的通用性。

表 1 不同姿态图像集的特点
Tab 1 Images in different poses

	图像集												
	fa	fb	hl	hr	pl	pr	ql	qr	ra	rb	rc	rd	re
角度	0	0	+ 67.5	- 67.5	+ 90	- 90	+ 22.5	- 22.5	+ 45	+ 15	- 15	- 45	- 75
图像数	1 364	1 358	1 276	1 320	1 312	1 363	761	761	321	321	610	290	290
人脸数	994	993	917	953	960	994	501	501	261	261	423	236	236

注: + 表示头向左侧转, - 表示头向右侧转

4.2 特征点的选择

对于大小为 $M \times N$ 的人脸图像来说, 按照上述介绍的方法所提取的四元彩色 Gabor 特征的维数为 $M \times N \times 4 \times 40$ 。考虑到该图库中的人脸图像大小为 512×768 虽然图库也提供了较低分辨率的图像

(256×484 以及 128×192), 但一幅人脸图像所提取的特征仍然是一个庞大的数字, 并且这些特征中有很多是无用的信息, 因此不对整幅图像提取特征, 而只是针对那些包含信息丰富的特征点进行特征提取。

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 [4]、[8]等。这里采用手工定位的方法选取了 25 个特征点。

图 1 中的 3 幅图像展示了对人脸图像的预处理过程, 首先通过旋转使原始图像中的人眼处于同一水平位置; 然后再经过缩放使两眼间的水平距离为 60 个像素, 这样做不仅保留了两眼间距这一重要特征, 同时也对由摄影造成的人脸大小不一的情况做了修正。最后对经过预处理后的人脸图像进行手工标定, 其结果如图 2 所示。



图 1 预处理效果图

Fig 1 The result of preprocessing



图 2 特征点标定图

Fig 2 The image with key points

4 3 实验结果及其分析

本文的主要目的在于研究当人脸识别系统性能达到一定的高水平后, 彩色信息的加入是否有助于识别率的进一步提高。以下用四元彩色 Gabor特征和四元灰度 Gabor特征的对比实验来说明这一点。

实验以正面人脸为研究对象, 训练及测试图像均来自彩色 FERET 的两个正面人脸图集 fa、fb。从中选取 30 人, 每人 5 幅共 150 幅图像作为训练集; 测试集则由这 30 人的其他正面图像 (fa、fb 中除去已在训练集中的图像) 共 45 幅构成, 保证了训练集和测试集无交叉。

在第 3 节中介绍了如何提取特征点的四元彩色

Gabor特征, 为了排除其他因素的干扰, 用同样的方法来提取特征点的四元灰度 Gabor特征, 只不过需要先将彩色图像转化为灰度图像, 转化是用 YUV 颜色空间中的 $Y (= 0.299R + 0.587G + 0.114B)$ 来作为灰度值的。由于要对一幅图像的 25 个点提取它的四元 Gabor特征 (无论是灰度还是彩色), 采用的 Gabor核函数大小为 3×3 则一幅图像的特征向量为 36 000 维 ($9 \times 25 \times 4 \times 5 \times 8$)。同时从表 1 可以看出 fa、fb 图集的特点是类别多, 同一类别的样本量少, 最多的一类在两个图集中一共也才 10 幅, 很明显是属于小样本大特征维数的统计学习和分类。虽然支持向量机适合于解决这类问题, 但从效率上考虑仍然决定对特征向量进行 PCA (principal component analysis) 降维。

采用林智仁提供的 C++ 库 LIBSVM^[9]。该库所使用的关键算法是修改过的序贯最小优化算法和 SVM^{light} 中的工作集选择算法。SVM 本质上是一种二分类器, 为了解决多类别问题, 在 LIBSVM 中采用“一对一”方法。它通过构造 $k(k-1)/2$ 个分类器将 k 个类别两两分开, 然后利用投票机制来决定某一样本类别, 若某一样本在不同的类别上有同样的票数, 为了简便直接将该样本判为序列号最小的那一类别。在本实验中通过比较与分析最终选定以径向基作为核函数来训练分类器。其分类效果如表 2 所示。

表 2 基于彩色 Gabor特征的人脸识别率

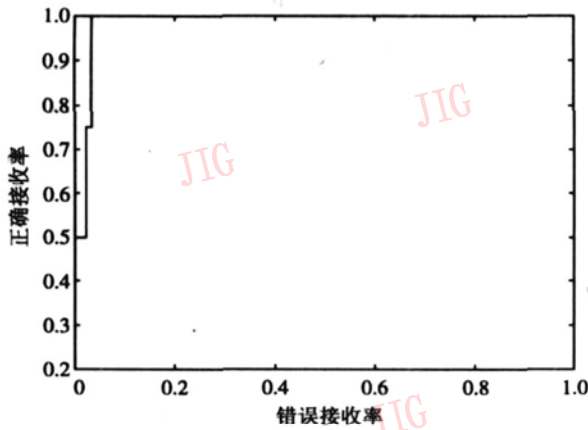
Tab 2 The face recognition rate based on color Gabor features

	彩色 Gabor特征	灰度 Gabor特征
PCA 降维后特征向量维数	30	30
径向基核函数的参数	$c = 8.0 \quad g = 0.25$	$c = 8.0 \quad g = 0.25$
识别率 (%)	97.7778	95.5556

从表 2 的实验数据可以看出, 彩色 Gabor特征的识别率在灰度 Gabor的基础上又提高了 2.222%, 由此说明了当人脸识别系统性能达到一定的高水平后, 彩色纹理信息的加入有助于识别率的进一步提高。

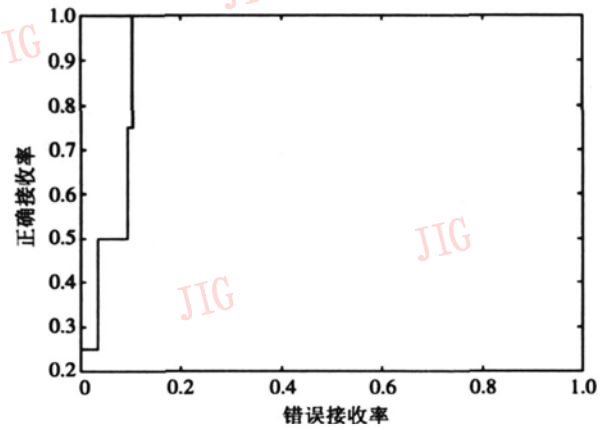
检验 SVM 分类系统的常用方法是进行 ROC (receiver operating characteristic) 曲线的交叉检验^{[10][11]}。虽然上述实验结果表明了该方法的有效性, 但对于多类识别的情况则无法直接得知这些正确接受率是在什么样的错误接受率下得到的, 又鉴于 LIBSVM 是采用“一对一”的方法来处理多类情况的, 因此通过构造一个二分类器来模拟 LIBSVM

的内部实现机制。用 ROC 曲线来评价这个二分类器的性能, 由此及彼, 从而对表 2 中的实验结果有更深入的理解。选取标号为 cfS00705 和 cfS00732 的两个类别来构造二分类器 A, 其中假定 cfS00705 是正例, 其他为反例。经典的 ROC 曲线用横轴表示错误接受率, 纵轴表示错误拒绝率, 在平面上表示的是当分类阈值变化时这两种错误率之间的消长关系。在这里借鉴人脸检测将纵轴改为正确接受率^[12],



(a) 彩色 Gabor 特征 ($AUC = 0.9856$)

ROC 曲线与横轴间所围成的面积大小表示分类系统在所有代价比上的平均性能优劣。面积越大, 表示系统的预测性能越好, 本质上反映两类样本的可分性越大。从图 3 的数据可以看出在所构造的二分类器 A 上, 彩色 Gabor 特征比灰度 Gabor 特征具有更好的 SVM 分类平均性能, 它们的 ROC 面积 (AUC) 分别为 0.9856 和 0.9425, 并且在误检率方面彩色 Gabor 特征也具有明显优势。



(b) 灰度 Gabor 特征 ($AUC = 0.9425$)

图 3 分类器 A 的 ROC 曲线

Fig. 3 The ROC curve of classifier A

5 结 论

通过四元数概念的引入, 使得彩色信息可以自然地应用到人脸识别中来。将四元数表示 3 维数据的优势同 Gabor 滤波器的局部性和方向选择性, SVM 在处理小样本问题时泛化能力强的特点以及 PCA 的降维原理结合起来, 提出了一种基于四元彩色 Gabor 特征的人脸识别方法。同灰度 Gabor 特征相比, 彩色信息的引入更进一步地提高了识别率, 在彩色 FERET 图像库上的实验验证了这一设想。目前, 有待进一步深入研究的问题是如何去除戴眼镜与眼睛的开闭对识别率的影响, 使所提取的特征具有更好的稳健性和更高的识别率; 以及是否可实现特征点的准确自动提取和定位, 以便使得这种人脸识别方法的实现得以全自动化。

参考文献 (References)

- 1 Lee T S. Image representation using 2D Gabor wavelets [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1996, 18(10): 959~971.
- 2 Koschan A. A comparative study on color edge detection [A]. In Proceedings of the 2nd Asian Conference on Computer Vision ACCV'

- 95 [C], Singapore, 1995, 3: 574~578.
- 3 Yip A W, Sinha P. Contribution of color to face recognition [J]. Perception, 2002, 31(8): 995~1003.
- 4 Jones C F. Color Face Recognition Using Quaternionic Gabor Filters [D]. Blacksburg Virginia State, USA: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2004.
- 5 Color FERET Database [DB]. <http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/colorferet/>.
- 6 Lades M, Vorbruggen J C, Buhmann J *et al*. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. IEEE Transactions on Computers, 1993, 42(3): 300~311.
- 7 Pei S C, Ding J J, Chang J H. Efficient implementation of quaternion fourier transform, convolution, and correlation by 2D complex FFT [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(11): 2783~2797.
- 8 Arca S, Campadelli P, Lanzarotti R. A face recognition system based on automatically determined facial fiducial points [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3): 432~443.
- 9 LibSVM [CP]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- 10 Chen Duan-sheng, Liu Zheng-kai. Edge features in color image and their face detection performance evaluation [J]. Journal of Software, 2005, 16(5): 727~732 [陈锻生, 刘政凯. 彩色图像边缘特征及其人脸识别性能评价 [J]. 软件学报, 2005, 16(5): 727~732].
- 11 Fawcett T. An introduction to ROC analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8): 861~874.
- 12 Yang M H. Recent Advances in Face Detection [EB/OL]. http://vision.ai.uiuc.edu/mhyang/papers/icpr04_tutorial.pdf