

文章编号 1004-924X(2014)01-0152-08

## 用于人脸识别的相对梯度直方图特征描述

杨利平<sup>1\*</sup>, 辜小花<sup>2</sup>

(1. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044; 2. 重庆科技学院, 重庆 401331)

**摘要:** 由于方向边缘幅值模式(POEM)在剧烈光照变化情况下无法获得足够的特征描述信息, 本文分析了相对梯度幅值图像特点, 提出了相对梯度直方图特征描述方法。该方法根据图像的梯度方向对相对梯度幅值图像进行分解、滤波、局部二值模式编码和特征降维, 形成了对光照变化, 尤其是非均匀光照变化具有健壮性的低维直方图特征。在 FERET 和 YaleB 子集上的人脸识别实验证实: 在光照变化较小时, 相对梯度直方图特征描述方法与方向边缘幅值模式的性能相当, 均显著优于经典的局部二值模式特征; 在光照剧烈变化时, 前者的识别精度比方向边缘幅值模式至少高 5%, 性能显著优于方向边缘幅值模式和局部二值模式, 展示了相对梯度直方图特征描述方法的有效性和对光照变化的良好健壮性。

**关键词:** 人脸识别; 相对梯度直方图; 局部二值模式; 特征描述

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142201.0152

## Relative gradient histogram features for face recognition

YANG Li-ping<sup>1\*</sup>, GU Xiao-hua<sup>2</sup>

(1. *Laboratory of Optoelectronic Technology and Systems of the Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China;*

2. *Chongqing University of Science & Technology, Chongqing 401331, China*)

\* *Corresponding author, E-mail: yanglp@cqu.edu.cn*

**Abstract:** As Pattern of Oriented Edge Magnitude (POEM) method can not acquire enough feature description information in illumination condition changes drastically, this paper analyzes the characteristic of relative gradient magnitude images and proposes a Relative Gradient Histogram Feature(RGHF) description method. The method decomposes the relative gradient magnitude image into several sub images according to the orientations of gradient. Each of these sub images is then filtered and encoded by using Local Binary Patterns(LBPs). Finally, all the encoded LBP histogram features are connected by a lexicographic ordering and are reduced to a low-dimensional subspace to form the RGHF, which is an illumination robust low-dimensional histogram feature. Experimental results on FERET and YaleB subsets indicate when the illumination variation is relative small, the recognition performance of the RGHF is comparable with that of the POEM, superior to that of the LBP significantly. Moreover, when the illumination variation is drastic, the recognition performance of RGHF is at least 5% higher

**收稿日期:** 2013-08-12; **修订日期:** 2013-09-11.

**基金项目:** 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(No. 20100191120012); 重庆市教委科学技术研究项目(No. KJ121402); 重庆大学中央高校基本科研业务费研究生科技创新基金资助项目(No. CDJXS11120028)

than that of the POEM, more better than those of the POEM and LBP.

**Key words:** face recognition; relative gradient histogram; local binary pattern; feature description

## 1 引言

人脸识别作为一种非接触式的、友好的生物特征识别方法,在保密场所的用户认证,银行、住宅小区安防监控,公安刑侦,人机交互等领域都有着极大的应用潜力。在过去的二十年间,人脸识别技术受到了极大的重视并取得了显著进步。大量基于图像或视频的人脸识别方法被提了出来,并在 FERET、CMU PIE、YaleB 和 CAS-PEAL 等一系列测试图像库上取得了令人满意的性能<sup>[1]</sup>。经典的基于图像的人脸识别方法有特征脸<sup>[2]</sup>、Fisher 脸<sup>[3]</sup>以及近十年迅速发展起来的流形子空间分析方法<sup>[4-5]</sup>等。典型的视频人脸识别方法有概率表观流形<sup>[6]</sup>等。然而,由于人脸识别的非接触式这一特点,人脸图像极易受到环境光照变化、摄像机焦距、人体姿态变化以及运动模糊等的影响,使得对同一个体在不同条件下获得的人脸图像变化甚至比个体差异带来的人脸图像变化都大,造成基于上述方法建立的人脸识别系统性能急剧下降<sup>[7]</sup>。

在人脸识别中,人脸特征的描述是其中最为关键的步骤。大多人脸识别方法的研究都集中在对人脸特征的描述以及特征提取方面。如果特征描述不充分,即便使用最好的分类方法进行分类也无法获得令人满意的识别结果<sup>[8]</sup>。一种好的人脸特征描述应能够最小化由于光照、姿态、图像模糊等外部条件变化带来的影响,同时能够最大化不同个体之间的差异。在以往的研究中,研究者大多将注意力集中在利用机器学习的方法从构成人脸图像的像素中挖掘特征进行人脸识别。然而,研究表明这类基于图像整体像素的特征提取方法往往需要对人脸图像进行精确的对齐<sup>[9]</sup>,同时对人脸的姿态、光照、分辨率等变化的健壮性差<sup>[10]</sup>,无法满足非接触式人脸识别的实际应用要求。

近些年来,为了增强特征的健壮性,研究者们试图通过一定的变换将像素特征转换为一些低级的视觉特征,以便后续的进一步处理<sup>[11]</sup>。模拟人

类简单细胞感受野的 Gabor 特征能获得对人脸图像不同朝向和不同尺度的描述,是最成功的人脸特征描述方法之一<sup>[12]</sup>。在 FERET 评估和 FRGC2004 竞赛中,基于 Gabor 特征的人脸识别方法均获得了最好的结果。但 Gabor 特征的获得需要将图像与一组不同方向不同尺度的 Gabor 核进行卷积,计算量庞大,这限制了 Gabor 特征在人脸识别中的应用。局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)<sup>[13]</sup>和局部相位量化(Local Phase Quantization, LPQ)<sup>[14]</sup>在刻画图像的纹理细节特征方面具有优势。文献[13]已经证实,LBP 特征对图像的整体光照变化具有健壮性,在 FERET 人脸图像库上的实验效果显著。但当图像受到严重的非均匀光照影响时,LBP 特征也将失效。此外,也有部分研究者将在计算机视觉领域广泛使用的尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)<sup>[15]</sup>和方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)<sup>[16]</sup>用来进行人脸特征的描述,但由于 SIFT 和 HOG 侧重于查找并描述图像边缘或局部形状而不是图像细节,这两种特征并未能在人脸识别中得到广泛应用。

为了克服上述方法的缺陷,研究者们新近又提出了利用图像的梯度信息代替像素信息并利用余弦距离代替最近邻距离的方案来增强特征的健壮性与分类的稳定性。这方面的工作主要有两种。一是 Tzimiropoulos 等提出的基于图像梯度的子空间分析方法<sup>[10]</sup>,该方法证实了图像梯度方向的差分的健壮性,并将该特征与子空间分析结合起来进行人脸识别;二是 Vu 等提出的方向边缘幅值模式(Patterns of Oriented Edge Magnitudes, POEM)<sup>[8]</sup>,该特征将图像梯度幅值按梯度方向进行了离散化,然后分别获得离散后的梯度图像的 LBP 直方图特征。这两种方法均对人脸识别具有一定的健壮性。本文对 POEM 特征进行了分析,认为在光照变化剧烈,尤其是非均匀光照变化的情况下,POEM 将无法获得足够的特征描述信息,基于此,提出了人脸图像的相对梯度直方图特征(Relative Gradient Histogram Fea-

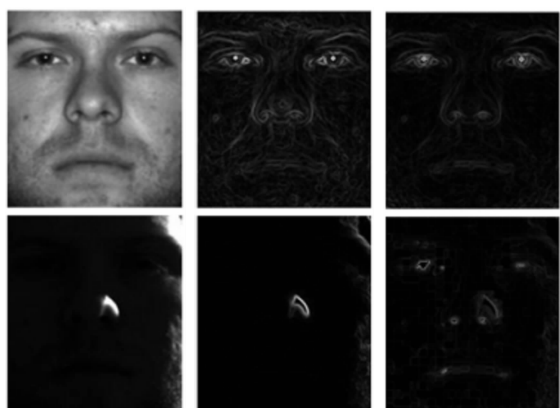
tures, RGHF)描述方法。该方法在得到人脸梯度图像的幅值和方向信息时考虑了非均匀光照对图像整体像素的影响,使获得的梯度信息更能反映人脸图像的本质特征,从而有效克服非均匀光照对人脸识别的影响。在 FERET 和 YaleB 图像库上的人脸识别实验证实了 RGHF 特征描述方法的有效性和对非均匀光照的健壮性。

## 2 相对梯度

受成像设备、目标所处场景以及环境光照变化等影响,人脸的成像是—个非常复杂的过程。光照条件的变化会对得到的图像像素值有显著影响,如图 1(a)所示为同一人在不同光照条件下的两幅图像,其像素值受光照影响发生了明显的变化。一般地,在一定光照条件下,人脸图像的像素值可认为是由光照分量和人脸表面的反射分量的乘积获得的,即:

$$I(x, y) = R(x, y)L(x, y), \quad (1)$$

其中: $I(x, y)$ 表示图像 $(x, y)$ 点处的像素值, $R(x, y)$ 和 $L(x, y)$ 分别为对应的反射分量和光照分量。反射分量 $R(x, y)$ 刻画了人脸表面的变化特点,可被认为是人脸的光照不变分量,但直接根据式(1)求解 $R(x, y)$ 是不可能的。因此,研究者们一般假设一幅图像中 $L(x, y)$ 分量是缓慢变化的,并在此基础上获得人脸的光照不变特征<sup>[17-18]</sup>。



(a) 人脸图像 (a)Face images  
(b) 梯度幅值图像 (b)Gradient magnitude images  
(c) 相对梯度幅值图像 (c)Relative gradient magnitude images

图 1 不同光照条件下的人脸图像及其梯度图像示例  
Fig.1 Samples of face and gradient images under different illumination conditions

给定一幅图像 $I(x, y)$ ,其梯度一般表示图像

的边缘特征,如图 1(b)所示,梯度的幅值可表示为:

$$|\nabla I(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}\right)^2}. \quad (2)$$

梯度方向表示为:

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{\partial I(x, y)/\partial y}{\partial I(x, y)/\partial x}\right). \quad (3)$$

从图 1(b)可以看出,图像的梯度信息受不均匀光照的影响较大。为了克服光照,尤其是非均匀光照对人脸图像的影响,引入图像的相对梯度 $\nabla_r I(x, y)$ ,其梯度方向的计算与(3)式相同,幅值的计算则采用如下计算公式:

$$|\nabla_r I(x, y)| = \frac{|\nabla I(x, y)|}{I(x, y)}. \quad (4)$$

为了方便说明,首先给出如下定理。

定理 1:如果图像 $I(x, y)$ 的光照分量 $L(x, y)$ 是缓慢变化的,则其相对梯度幅值 $|\nabla_r I(x, y)|$ 与反射分量 $R(x, y)$ 的相对梯度幅值 $|\nabla_r R(x, y)|$ 近似相等。

证明:将数字图像 $I(x, y)$ 看作二维离散信号,考虑图像中水平方向的任意相邻两点 $(x, y)$ 和 $(x+1, y)$ 的关系,有:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial x} = I(x+1, y) - I(x, y) =$$

$$R(x+1, y)L(x+1, y) - R(x, y)L(x, y).$$

由于光照分量 $L(x, y)$ 是缓慢变化的,可以近似认为 $L(x+1, y) \approx L(x, y)$ ,因此

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \approx [R(x+1, y) -$$

$$R(x, y)]L(x, y) = L(x, y) \frac{\partial R(x, y)}{\partial x},$$

同理有:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \approx [R(x, y+1) - R(x, y)]L(x, y) =$$

$$L(x, y) \frac{\partial R(x, y)}{\partial y}.$$

所以

$$|\nabla_r I(x, y)| \approx$$

$$\frac{L(x, y) \sqrt{(\partial R(x, y)/\partial x)^2 + (\partial R(x, y)/\partial y)^2}}{R(x, y)L(x, y)} =$$

$$\frac{|\nabla R(x, y)|}{R(x, y)} = |\nabla_r R(x, y)|,$$

定理 1 得证。

定理 1 表明人脸图像的相对梯度近似反映了

其反射分量(即人脸表面)的变化情况,而与光照分量无关,因此相对梯度应该对光照变化具有较好的健壮性。图 1(c)给出了同一人在不同光照情况下的两幅图像的相对梯度幅值图像。可以看出相对梯度图像中包含了更多的人脸本质特征,说明相对梯度特征对光照变化尤其是非均匀光照变化有较强的健壮性。为了避免图像中值为零的像素对相对梯度的影响,可以仅对非零像素值计算其相对梯度,零值像素的相对梯度则直接用对应位置的图像梯度值代替。

### 3 相对梯度直方图特征

从第 2 节的分析可知,图像的相对梯度幅值  $|\nabla_r I(x,y)|$  对光照具有健壮性。但从图 1(c)中可看出,  $|\nabla_r I(x,y)|$  具有与图像同样的大小且其中大多数元素的值为零。为了消除零值对人脸识别的影响并获得低维有效的人脸特征,我们借鉴文献[19]的方法,对相对梯度幅值图像进行处理,图 2 为具体的处理流程图。

首先按照梯度方向对相对梯度幅值图像进行分解。从第 2 节的分析可知,图像的每个像素都可以通过计算得到其相对梯度幅值  $|\nabla_r I(x,y)|$  以及梯度方向  $\theta(x,y)$ ,其中  $\theta(x,y)$  的取值范围为  $[-\pi,\pi]$ 。与文献[19]类似,将图像中所有像素

的梯度方向  $\theta(x,y)$  进行等间隔无符号的离散化(设共有  $m$  个离散化方向),并以每个像素的相对梯度方向到与其相邻的两个离散化方向的夹角的比值为权重,将对应像素的相对梯度幅值分配到各不同的离散化方向上。

为了引入相邻像素之间的信息,同时增强中心像素的梯度幅值在所有相邻像素中的比重,这里对分解在  $m$  个方向上的相对梯度幅值进行高斯滤波。这样,原始的相对梯度幅值图像被分解成了  $m$  个分量,记为  $M^i(x,y), i=1,\dots,m$ 。

然后,利用局部二值模式对分解得到的  $m$  个分量进行编码,形成 LBP 直方图特征。将每个分量  $M^i(x,y), i=1,\dots,m$ , 分成  $n \times n$  块;利用均匀模式 LBP(LBP $_{(8,5)}^u$ ) 计算每个分块的 LBP 直方图特征<sup>[13]</sup>,则每个分块可用一个 59 维的直方图向量表示;所有的  $n \times n$  个直方图向量首尾相接形成  $M^i(x,y)$  的直方图特征,记为  $H^i, i=1,\dots,m$ ,则整幅人脸图像的相对梯度直方图特征表示为:

$$H_r = \{H^1, H^2, \dots, H^m\}. \quad (5)$$

尽管人脸相对梯度直方图特征的计算非常迅速,但其维度仍较高,因此本文采用与文献[19]相同的处理方式,利用白化主成分分析(Whitened PCA, WPCA)对相对梯度直方图特征进行特征降维,获得最终的人脸图像低维特征描述。

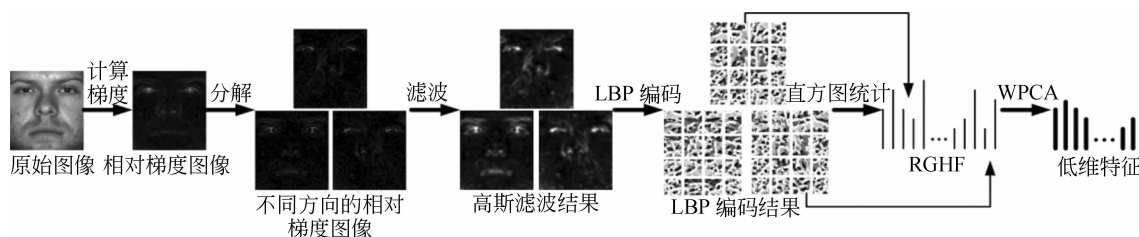


图 2 相对梯度直方图特征的处理流程

Fig. 2 Implementation of relative gradient histogram features

### 4 实验与分析

为了验证本文提出的相对梯度直方图特征(RGHF)的人脸识别效果,本节将在 FERET 和 YaleB 两个典型的人脸图像库上进行对比实验,比较相对梯度直方图特征(RGHF)与文献[19]提出的方向边缘幅值模式(POEM)以及局部二值模

式(LBP)<sup>[13]</sup>的人脸识别性能。所有实验中均采用余弦距离进行分类。

#### 4.1 实验数据集介绍

FERET 人脸图像库是美国国防部发起的 FERET 工程建立的一个标准人脸库,共包括了来自 1 199 人的 14 051 幅分辨率为 512 pixel  $\times$  768 pixel 的彩色图像。每个人的图像包含表情、姿态、光照和拍摄时间等方面的差异。本文选择

了 229 人的 1 131 幅正面不同光照人脸图像(每人至少 4 幅图像)构成一个 FERET 子集进行实验。所有图像均根据眼睛坐标进行旋转、剪切和缩放到大小为 128 pixel×128 pixel,未做其他任何处理。图 3(a)为经过处理后的 FERET 子集图像示例。

YaleB 人脸图像库由来自 38 人的 64 种不同光照和 9 种姿态的 22 230 幅图像组成。在本实验中,为了验证本文所提方法对光照变化的健壮性,实验选择了 38 人的 64 种不同光照正面图像构成的子集进行实验。子集中所有的图像均处理为 168 pixel×192 pixel 大小。图 3(b)为处理后的 YaleB 子集图像示例。

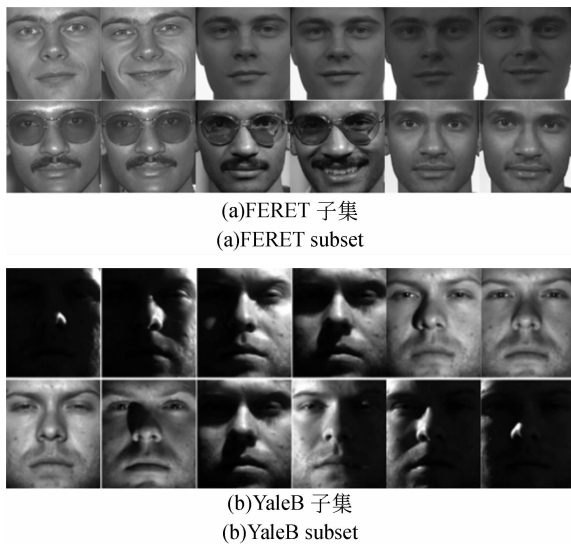


图 3 经处理的图像示例

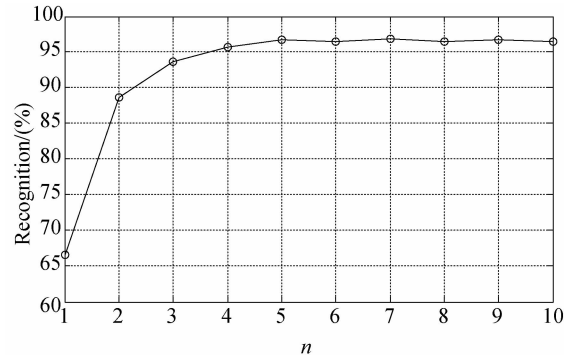
Fig. 3 Processed sample images

#### 4.2 RGHF 参数设置实验

从第 3 节的分析知,给定一幅图像后,相对梯度直方图特征完全由其两个参数决定:一是相对梯度幅值图像分解的数目  $m$ ,二是形成直方图特征的图像分块数  $n$ 。为此,实验从 FERET 子集中随机选择每人 2 幅图像构成有 458 个样本的训练集,剩余 673 个样本作为测试集进行人脸识别实验,以确定 RGHF 的最优参数。

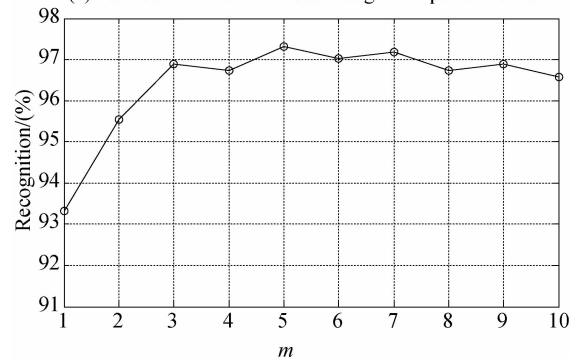
首先,在相对梯度幅值图像分解的数目  $m$  为一固定值的条件下讨论图像分块数  $n$  与 RGHF 人脸识别性能的关系。图 4(a)给出了  $m=3$  时,随着图像分块数  $n$  的变化, RGHF 的人脸识别精度的变化曲线。可以看出,随着分块数  $n$  的增大, RGHF 的人脸识别性能逐渐提高;当分块数  $n$  大

于 5 以后,分块数  $n$  对 RGHF 的人脸识别精度并无明显影响。因此,考虑到随着分块数  $n$  的增加 RGHF 直方图特征的维度将逐渐升高,在后续实验中取  $n=7$ ,来保证算法稳定运行。



(a)分块数目与识别性能的关系

(a) Number of blocks vs. face recognition performance



(b)分解数目与识别性能的关系

(b) Number of decomposition vs. face recognition performance

图 4 人脸识别性能与 RGHF 参数的关系曲线

Fig. 4 Performance of face recognition vs the parameters of RGHF

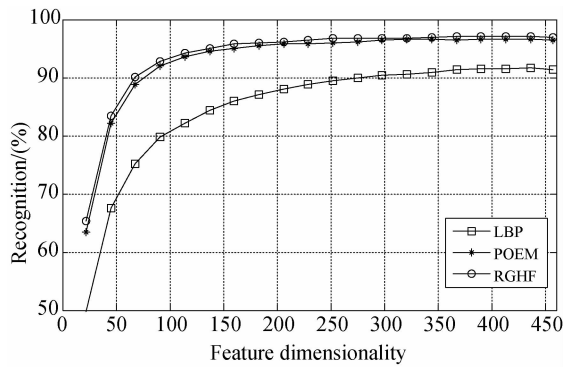
然后,讨论  $n=7$  时,相对梯度幅值图像分解的数目  $m$  与人脸识别性能的关系。图 4(b)给出了  $n=7$  时,相对梯度幅值图像分解的数目  $m$  的变化, RGHF 的人脸识别精度的变化曲线。可以看出,随着  $m$  的增大, RGHF 的人脸识别精度先增大后减小,当  $m=5$  时, RGHF 获得了最佳的人脸识别性能。因此,以下实验中 RGHF 的参数设置为  $m=5, n=7$ 。

#### 4.3 人脸识别实验与结果分析

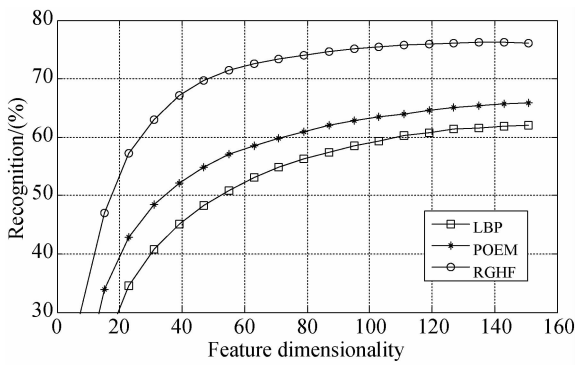
分别在 FERET 子集和 YaleB 子集上比较了 RGHF, POEM 和 LBP 等特征描述方法的人脸识别结果。

在每个子集上,随机选择不同数量的个体样本作为训练样本,剩余的其他样本作为测试样本进行实验,每种方法的识别结果都是 10 次独立实

验的平均结果。所有实验均在 CPU 为 2.5 GHz 双核,内存为 3.2 GB 的计算机上利用 Matlab R2008a 计算得到。公平起见, RGHF, POEM 和 LBP 等 3 种特征描述方法的 LBP 编码均采用均匀模式(LBP<sub>(8,5)</sub><sup>u2</sup>)。图 5 给出了 FERET 和 YaleB 子集上,训练样本分别为 2 和 5 时, RGHF, POEM 和 LBP 等 3 种特征描述方法的平均识别精度随特征维度的变化关系。表 1 和表 2 分别给出了 FERET 和 YaleB 子集上,不同训练样本数目时每种方法的最佳识别精度比较。



(a) FERET 子集 (训练样本  $t=2$ )  
(a) FERET subset (2 training samples per person)



(b) YaleB 子集 (训练样本  $t=5$ )  
(b) YaleB subset (5 training samples per person)

图 5 人脸识别性能与特征维度的关系

Fig. 5 Face recognition performance vs feature dimensionality

表 1 FERET 子集上 RGHF、POEM 和 LBP 的最佳识别结果

Tab. 1 Best recognition results of RGHF, POEM and LBP on FERET subset (%)

| 训练样本数 | RGHF      | POEM      | LBP       |
|-------|-----------|-----------|-----------|
| 1     | 92.3±0.60 | 91.5±0.42 | 84.3±0.91 |
| 2     | 97.1±0.50 | 96.6±0.60 | 91.6±1.18 |
| 3     | 98.7±0.67 | 98.3±0.79 | 95.0±1.47 |
| 4     | 99.0±0.72 | 99.1±0.49 | 95.8±2.10 |

表 2 YaleB 子集上 RGHF、POEM 和 LBP 的最佳识别结果

Tab. 2 Best recognition results of RGHF, POEM and LBP on YaleB subset (%)

| 训练样本数 | RGHF      | POEM      | LBP       |
|-------|-----------|-----------|-----------|
| 1     | 45.2±2.54 | 30.8±2.40 | 25.0±2.02 |
| 2     | 60.5±2.19 | 46.9±1.94 | 41.7±1.85 |
| 3     | 70.4±1.38 | 58.0±1.22 | 53.3±1.80 |
| 4     | 76.3±2.25 | 65.8±2.21 | 62.0±2.37 |
| 5     | 80.2±2.09 | 71.1±2.04 | 68.1±2.13 |
| 6     | 83.5±1.54 | 75.3±1.41 | 73.5±1.73 |
| 7     | 85.6±1.09 | 78.2±1.49 | 76.5±1.43 |
| 8     | 88.1±0.88 | 81.5±1.11 | 79.7±0.93 |
| 9     | 89.5±0.66 | 83.3±0.54 | 81.6±0.76 |
| 10    | 90.8±0.56 | 85.4±1.02 | 84.1±1.14 |

从以上的实验结果可以看出:(1)图 5(a)的结果表明,在光照变化不大的 FERET 子集上, RGHF 和 POEM 两种基于梯度的特征描述方法的结果明显优于直接进行 LBP 的结果,而且 RGHF 特征描述方法略好于 POEM 特征描述方法;(2)图 5(b)的结果表明,在光照显著变化(有明显的非均匀光照变化)的 YaleB 子集上,基于梯度的 RGHF 和 POEM 特征描述方法仍优于直接进行 LBP 的结果,说明利用图像梯度特征进行梯度描述是提升人脸识别性能的有效途径之一;(3)在光照变化剧烈,尤其是非均匀光照条件下, RGHF 特征的识别结果显著优于 POEM 特征的识别结果,说明相比于图像梯度,图像的相对梯度更能挖掘人脸的本质特征;(4)表 1 与表 2 的数据显示,随着训练样本的增加, RGHF、POEM 和 LBP 的人脸识别精度均显著提高,在光照变化不大的 FERET 子集上 RGHF、POEM 两种特征描述方法的性能相当,比 LBP 特征描述方法的识别精度至少高 3.3%,在 YaleB 光照子集上, RGHF 的识别精度比 POEM 的识别精度至少高 5%,再次证明了 RGHF 特征对光照变化具有良好的健壮性。

## 5 结 论

本文针对方向边缘幅值模式在光照变化剧烈

时无法获得有效的特征描述的问题,分析了相对梯度对光照变化的健壮性,提出了人脸图像的相对梯度直方图特征描述方法,从理论上证明了相对梯度幅值图像的光照不变性。介绍了相对梯度直方图特征描述方法的实现过程,并在 FERET 和 YaleB 2 个具有代表性的子集上进行了大量的实验。实验结果表明:在光照变化不大的条件下,基于梯度的 RGHF 和 POEM 2 种特征描述方法

显著优于经典的 LBP 特征描述方法, RGHF 和 POEM 的识别精度比 LBP 的识别精度至少高 3.3%;在存在剧烈光照变化的条件下, RGHF 显著优于 POEM 和 LBP 2 种特征描述方法, RGHF 的识别精度比 POEM 至少高 5%。结果充分说明了 RGHF 特征描述方法的有效性和对光照变化的良好健壮性。

### 参考文献:

- [1] GAO W, CAO B, SHAN S, *et al.*. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations [J]. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part A-Syst. Hum.*, 2008, 38(1): 149-161.
- [2] 杨利平, 龚卫国, 李伟红, 等. 随机采样子空间保局投影人脸识别算法[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(8): 1465-1470.  
YANG L P, GONG W G, LI W H, *et al.*. Random sampling subspaces locality preserving projections for face recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(8): 1465-1470. (in Chinese)
- [3] BELHUMEUR P, HESPANHA J, KRIEGMAN D. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1997, 19(7): 711-720.
- [4] 杨利平, 辜小花, 叶洪伟. 用于分类的样本保局鉴别分析方法[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(9): 2205-2213.  
YANG L P, GU X H, YE H W. Sample locality preserving discriminant analysis for classification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(9): 2205-2213. (in Chinese)
- [5] YAN S, XU D, ZHANG B, *et al.*. Graph embedding and extensions: a general framework for dimensionality reduction [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2007, 29(1): 40-51.
- [6] LEE K C, HO J, YANG M H, *et al.*. Visual tracking and recognition using probabilistic appearance manifolds [J]. *Comput. Vis. Image Understand.* 2005, 99: 303-331.
- [7] CHELLAPPA R, NI J, PATEL V M. Remote identification of faces: problems, prospects, and progress [J]. *Pattern Recognit. Lett.*, 2012, 33: 1849-1859.
- [8] VU N S, DEE H M, CAPLIER A. Face recognition using the POEM descriptor [J]. *Pattern Recognit.*, 2012, 45: 2478-2488.
- [9] ZHANG T H, HUANG K Q, LI X L, *et al.*. Discriminative orthogonal neighborhood-preserving projections for classification [J]. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B-Cybern.*, 2010, 40(1): 253-263.
- [10] TZIMIROPOULOS G, ZAFEIRIOU S, PANTIC M. Subspace learning from image gradient orientations [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2012, 34(12): 2454-2466.
- [11] PINTO N, COX D. High-throughput-derived biologically-inspired features for unconstrained face recognition [J]. *Image Vis. Comput.*, 2012, 30: 159-168.
- [12] ZHANG B, SHAN S, CHEN X, *et al.*. Histogram of Gabor phase patterns(HGPP): a novel object representation approach for face recognition [J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2007, 16(1): 57-68.
- [13] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [14] OJANSIVU V, HEIKKILA J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization [C]. *Proceedings of Image and Signal Processing*, 2008: 236-243.
- [15] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *Int. J. Comput. Vis.*, 2004, 60(2): 91-110.
- [16] ALBIOL A, MONZO D, MARTIN A, *et al.*. Face recognition using HOG-EBGM [J]. *Pattern Recognit. Lett.*, 2008, 29: 1537-1543.
- [17] ZHANG T P, TANG Y Y, FANG B, *et al.*. Face

- recognition under varying illumination using gradient-faces [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2009, 18 (11): 2599-2606.
- [18] 龚卫国, 杨利平, 辜小花, 等. 基于多级小波分解的人脸图像光照补偿方法[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(8): 1459-1464.  
GONG W G, YANG L P, GU X H, *et al.*. Illumination compensation based on multi-level wavelet decomposition for face recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(8): 1459-1464. (in Chinese)
- [19] VU N S, CAPLIER A. Enhanced patterns of oriented edge magnitudes for face recognition and image matching [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2012, 21(3): 1352-1365.

#### 作者简介:



杨利平(1981—),男,内蒙古鄂尔多斯人,博士,副教授,2008年于重庆大学获工学博士学位,主要从事图像处理、模式识别等方面的研究工作。E-mail: yanglp@cqu.edu.cn



辜小花(1982—),女,四川仁寿人,讲师,博士,2005年于重庆大学获得学士学位,主要从事模式识别、图像处理方面的研究。E-mail: xhgu@cqu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)