

# 基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法

蒋政 程春玲

(南京邮电大学计算机学院 南京 210003)

**摘要** 现有的大多数特征提取算法在提取人脸特征时,容易受到光照等外界因素的影响,从而导致后期人脸识别率下降。而方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)具有较强的光照鲁棒性,能够很好地减少由光照带来的干扰,但传统 HOG 在计算梯度幅值和方向时只计算水平和垂直方向上 4 个像素点对中间像素的影响,当外界环境变化时不能保证稳定性,因此提出一种基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法。该算法在计算梯度幅值和方向时考虑水平、垂直以及对角线上 8 个像素点对中间像素的影响,由于增加计算量导致特征提取时间也随之增加,因此引入 Haar,借助 Haar 型特征运算简单、快捷的特点设计 4 组 Haar 型特征编码模式,按照改进的 HOG 特征计算方式提取人脸特征。在有光照等外界因素影响的 FERET 人脸数据库和 Yale B 扩展的人脸测试库中进行实验,实验结果表明,与 GFC, LBP 和其他文献中的 HOG 算法相比,该算法对光照具有更好的鲁棒性,能够在光照变化的环境下提高人脸识别率。该算法在 FERET 探测集 fb, fc, dup1 和 dup2 上的识别率分别为 95.1%, 80.9%, 70.1% 和 63.2%, 在 Yale B 中的识别率为 89.1%。

**关键词** 特征提取, 人脸识别, 方向梯度直方图, Haar, 编码模式

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.01.056

## Improved HOG Face Feature Extraction Algorithm Based on Haar Characteristics

JIANG Zheng CHENG Chun-ling

(School of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract** Most of existing feature extraction algorithms are prone to be influenced by external factors such as illumination, which can lead to the decrease of face recognition rate. The robustness of histogram of oriented gradient (HOG) can solve the problem that brought by illumination on face recognition rate. However, when calculating the gradient direction and amplitude of pixels, the traditional HOG algorithm considers only the impact of the four pixels situated in horizontal and vertical direction. The gradient direction and amplitude of pixels may become unstable when the external environment changes. Thus, we proposed an improved HOG face feature extraction algorithm based on Haar characteristics. When calculating the gradient direction and amplitude, we considered the influence of 8 pixels. Meanwhile, because of the simple and fast operating of Haar-like features, we inducted Haar into HOG. We showed four groups of Haar feature encoding models, which calculated the texture features of face according to the improved HOG. In our experiments we used FERET and Yale B datasets. Experiments demonstrate that, compared with existing algorithms, the proposed method has better robustness and improve the recognition rate under varying illumination conditions. On the fb, fc, dup1 and dup2 datasets, the recognition rates of the proposed method are 95.1%, 80.9%, 70.1% and 63.2% respectively. On the Yale B datasets, its rate is 89.1%.

**Keywords** Feature extraction, Face recognition, HOG, Haar, Encoding model

## 1 引言

人脸识别是生物识别的一个热门研究领域,具有广泛的应用前景,而特征提取是人脸识别的一个重要环节,提取有效的特征是提高人脸识别率的前提。现阶段在限制条件下人脸识别率具有不错的表现,但是在无限制环境下,由于受到光照、姿态和表情等因素的影响,人脸识别率表现得并不如人

意,尤其是复杂的光照变化使人脸图像的纹理发生了变化,同时脸部阴影造成部分特征的丢失,这给人脸识别带来了巨大的挑战,因此如何在光照等复杂环境下提取有效的人脸特征成为了人脸识别的研究重点。

HOG<sup>[1]</sup>是一种在复杂环境下具有较强纹理描述能力的特征提取方法,该方法对图像局部梯度方向进行统计,在间隔均匀的单元中进行计算。该方法能够刻画出人脸图像的亮

点、暗点、边缘等局部细微模式及其分布情况,对光照等环境变化具有较强的鲁棒性,因此很多基于 HOG 的特征提取算法被提出并用于人脸识别。但是 HOG 算法在获取图像特征时只考虑了水平和垂直方向上 4 个像素点对中间像素点的影响,忽略了对角线上 4 个像素点对中间像素点的影响,用垂直和水平方向上 4 个像素点得到的梯度幅值和方向能够在一定条件下描述图像的纹理信息,但是当条件变化时很难保持稳定的性能,因此本文提出了一种基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法。本文的贡献在于:

1)分析 HOG 算法在提取特征时,水平、垂直和对角线方向上的 8 个像素点都会对中间像素点的梯度幅值和方向产生影响,因此改进 HOG 算法中梯度幅值和方向的计算方法,用周围 8 个像素点来计算得到中间像素点的梯度幅值和方向。

2)借助 Haar 快速计算的特性,设计 4 组 Haar 型特征编码模式,简单快捷地在 4 组编码模式上按照改进的 HOG 方法提取图像特征,从而减少特征提取时间。

## 2 相关工作

现阶段有很多人脸特征提取算法被提出,离散余弦变换(DCT)是一种简单且有效的特征提取算法<sup>[2]</sup>,Z. M. Hafd 等首先将其用于人脸识别中<sup>[3]</sup>。文献<sup>[4]</sup>提出的局部保持投影(LPP)是将人脸图像投影到一个由区域保留映射的子空间中进行识别的方法,这种方法实际上是将人脸图像中的姿态、光照以及表情变化等进行线性变化,所以没能充分表达人脸的各种特征。Turk 和 Pentland<sup>[5]</sup>提出的 Eigenfaces 是基于模板的人脸特征提取算法中最具代表性的算法,在实际应用中具有很好的表现,但是对人脸图像的归一化要求较高,并且光照和姿态变化对算法的识别率有较大的影响。Belhumeur 等人<sup>[6]</sup>提出的 Fisherfaces 方法同时考虑了类间离散度和类内离散度,从而使两者的比率达到最大,实验表明 Fisherfaces 的性能优于 Eigenfaces,但是 Fisherfaces 在小样本问题和多数实际问题属于非线性可分的情况下表现得不够理想。Gabor<sup>[7]</sup>小波提取局部特征从而对人脸进行识别已获得很好的效果,但是提取的特征维数过大,必须经过降维才能更好地在计算机上运行,因此文献<sup>[8]</sup>提出了费舍尔分类器(Gabor Fisher Classifier,GFC)方法。文献<sup>[9]</sup>通过多组实验评估了 LBP 能够很好地描述图像信息并且对环境变化具有一定的鲁棒性。Chen 等人<sup>[10]</sup>提出用高维 LBP 特征来进行人脸识别,该方法通过提高特征维数来提高算法的精确度,但该算法的计算复杂度较高且实时性较差。卢建云等人<sup>[11]</sup>提出了多级 CS-LBP 特征融合的方法,利用原始图像多级特征的融合来进行人脸识别,但是研究者发现,LBP 在一些图像纹理特征表达方面表现得并不尽如人意<sup>[12]</sup>。Pang 等人<sup>[13]</sup>利用改进的 HOG 特征进行人脸识别,重复利用块内特征和重叠单元特征进行特征提取。Yu Jing 等人<sup>[14]</sup>提出了基于块和图像的 HOG 和 LBP 相融合的方法,利用其与 BoW 模型相结合来进行图像分类检索的识别。文献<sup>[15]</sup>提出了一种面向梯度共生直方图的人脸识别算法,该算法在计算每个人脸图像区域的 HOG 特征时,设计一种加权方法,从而设定不同的梯度权重,

该算法可以在 Yale 和 ORL 数据库上提高人脸识别率,但并没有验证其在光照变化时的稳定性。文献<sup>[16]</sup>通过多尺度分析和 HOG 特征谱来构建人脸图像的 HOG 金字塔,将 HOG 金字塔各层特征谱划分为非重叠小块,并将其用于统计直方图的构建,再将各层的统计直方图连接起来形成特征向量,从而实现整个人脸的特征表达,该方法在 FERET 数据库中表现出了较好的鲁棒性。郭金鑫等人<sup>[17]</sup>提出一种基于 HOG 多特征融合与随机森林的人脸识别方法,该方法首先在整个人脸图像上进行整体 HOG 特征的提取,并将人脸图像分成均匀的子块,在包含人脸关键部分的子块中提取局部 HOG 特征,然后对整体和局部进行降维,并进行特征层的融合,从而形成最终的特征,实验表明该方法对光照具有一定的鲁棒性。以上 3 种基于 HOG 的人脸识别算法在计算 HOG 特征时只根据水平和垂直方向上的 4 个像素来计算中间像素的梯度幅值和方向,在光照变化较大时不能保持其梯度幅值和方向的稳定性,因此本文根据水平、垂直和对角线方向上的 8 个像素点来计算得出中间像素点的梯度幅值和方向,从而提出了一种基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法。

## 3 传统 HOG 特征提取方法

HOG 是一种从 SIFT 算子中演变而来的特征描述子,不易受噪声的影响,它通过计算和统计图像梯度方向直方图来构建特征。HOG 特征提取的过程<sup>[18]</sup>如下。

1)确定一个  $n \times n$  的滑动窗口,滑动窗口在整个图像上进行滑动,从而提取人脸 HOG 特征。

2)将滑动窗口均匀分成若干个小块,分别在每个小块上计算每个像素点的梯度幅值和方向。假设像素点为  $x_0$ ,周围有 8 个领域点  $x_i$  ( $i=1,2,\dots,8$ ),如图 1 所示, $G_x(x_0)$ , $G_y(x_0)$ , $H(x_i)$  分别表示该像素点处的水平方向梯度、垂直方向梯度和像素值,则该像素点的梯度为:

$$G_x(x_0) = H(x_5) - H(x_1) \quad (1)$$

$$G_y(x_0) = H(x_7) - H(x_3) \quad (2)$$

则像素点  $x_0$  处的梯度幅值  $G(x_0)$  和梯度方向  $\alpha(x_0)$  分别为:

$$G(x_0) = \sqrt{G_x(x_0)^2 + G_y(x_0)^2} \quad (3)$$

$$\alpha(x_0) = \tan^{-1} \left( \frac{G_y(x_0)}{G_x(x_0)} \right) \quad (4)$$

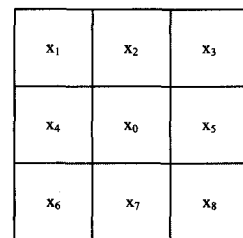


图 1 HOG 计算模式图

3)将梯度方向均匀分成 9 个,如果这个像素的梯度方向在  $20^\circ$  到  $40^\circ$  之间,则直方图中第 2 个方向块的计数加 1,对小块内每个像素用梯度方向在直方图中进行加权投影,就可以得到这个小块的梯度方向直方图,即该小块对应的 9 维特征向量,梯度大小作为投影的权值。例如一个像素的梯度方向

在 20°到 40°之间,它的梯度大小是 2,那么直方图第 2 个方向的计数就加 2。

4)最后对检测窗口中的所有小块进行 HOG 特征的收集,顺序级联每个小块的直方图特征,在整个图像中滑动窗口完成图像 HOG 特征的提取。

#### 4 基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法

传统 HOG 在获取图像特征时只考虑了水平和垂直方向上 4 个像素对中间像素的影响,而忽略了对角线上 4 个像素的影响,当外界环境变化时会在一定程度上影响中间像素梯度幅值和方向的稳定性。同时,对角线上 4 个像素也会像水平和垂直方向上 4 个像素一样,在其自己坐标内对中间像素产生影响,如 LBP 在获取 LBP 码时不单单比较了中间值和上下左右 4 个值的大小,还比较了中间值和周围 8 个像素值的大小,因此本文改进 HOG 梯度幅值和方向的计算方式,考虑周围 8 个像素对中间像素的影响。

由于每个点的梯度幅值和方向增加了 4 个像素的计算量,从而减缓了特征提取速度,因此引入 Haar 特征的计算方法,借助 Haar 快速统计的优势来减少特征的提取时间。Haar 特征值反映了图像的灰度变化情况,可以通过积分图快速计算得出,但是直接利用图像的像素值作为 Haar 型特征无法获取图像内在的纹理及形状特征,因此本文结合 Haar 快速计算的优势和改进后 HOG 特征能够充分表现图像纹理信息的特点,设计 4 组 Haar 特征编码模式,在此基础上按照改进的 HOG 来提取特征,从而提出一种基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法。

##### 4.1 Haar 特征编码模式

Haar 特征是 Viola 等人提出的一种简单矩形特征,最早由 Papageorgiou 等人应用于人脸表示。Haar 特征分为 4 类:边缘特征、线性特征、中心特征和对角特征,这些特征提取具有固定的特征模板,特征模板内有灰色和黑色两种矩形,并定义该模板的特征值为灰色矩形像素和减去黑色矩形像素和。对于一个像素点,设计出如图 2 所示的 4 组 Haar 特征编码模式。

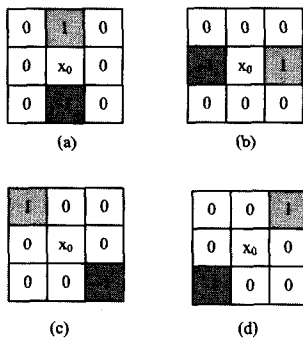


图 2 4 组 Haar 特性的编码模式

对于图 2 中的 4 组编码模式,黑色部分设定权重为-1,灰色部分设定权重为 1,白色部分设定权重为 0,中心点用于记录特征的信息。

##### 4.2 基于 Haar 特性的改进 HOG 的特征提取算法

本文算法在图 2(a)和图 2(b)两组编码模式的基础上根

据式(1)和式(2)得到像素处水平方向梯度  $G_b(x_0)$ 和垂直方向梯度  $G_a(x_0)$ 。在图 2(c)和图 2(d)两组 Haar 编码模式的基础上计算得到  $x_0$  处对角线方向上的梯度  $G_c(x_0)$ 和  $G_d(x_0)$ ;

$$G_c(x_0) = H(x_1) - H(x_8) \tag{5}$$

$$G_d(x_0) = H(x_3) - H(x_6) \tag{6}$$

由于图 2(a)、图 2(b)和图 2(c)、图 2(d)编码模式下所得的梯度不在同一坐标内,图 2(c)和图 2(d)编码模式所在的坐标逆时针旋转 45°得到图 2(a)和图 2(b)编码模式所在的坐标,将图 2(c)和图 2(d)编码模式下计算得到的梯度转化到图 2(a)和图 2(b)编码模式坐标下,则梯度  $G_c(x_0)$ 和  $G_d(x_0)$ 在图 2(a)和图 2(b)编码模式坐标  $x$  轴和  $y$  轴上的梯度分量为:

$$G_{cx}(x_0) = \frac{\sqrt{2}}{2} G_c(x_0) \tag{7}$$

$$G_{cy}(x_0) = \frac{\sqrt{2}}{2} G_c(x_0) \tag{8}$$

$$G_{dx}(x_0) = \frac{\sqrt{2}}{2} G_d(x_0) \tag{9}$$

$$G_{dy}(x_0) = \frac{\sqrt{2}}{2} G_d(x_0) \tag{10}$$

其中,  $G_{cx}(x_0)$ 和  $G_{cy}(x_0)$ 为梯度  $G_c(x_0)$ 在图 2(a)和图 2(b)编码模式坐标  $x$  轴和  $y$  轴上的梯度分量,  $G_{dx}(x_0)$ 和  $G_{dy}(x_0)$ 为梯度  $G_d(x_0)$ 在图 2(a)和图 2(b)编码模式坐标  $x$  轴和  $y$  轴上的梯度分量。由此可以得到 8 个像素在图 2(a)、图 2(b)编码模式坐标  $x$  轴上的总梯度  $G_x(x_0)$ 和  $y$  轴上的总梯度  $G_y(x_0)$ 为:

$$\begin{aligned} G_x(x_0) &= G_b(x_0) + G_{cx}(x_0) + G_{dx}(x_0) \\ &= G_b(x_0) + \frac{\sqrt{2}}{2} G_c(x_0) + \frac{\sqrt{2}}{2} G_d(x_0) \end{aligned} \tag{11}$$

$$\begin{aligned} G_y(x_0) &= G_a(x_0) + G_{cy}(x_0) + G_{dy}(x_0) \\ &= G_a(x_0) + \frac{\sqrt{2}}{2} G_c(x_0) + \frac{\sqrt{2}}{2} G_d(x_0) \end{aligned} \tag{12}$$

最后根据式(3)和式(4)可以得到改进后  $x_0$  处的梯度幅值  $G(x_0)$ 和梯度方向  $\alpha(x_0)$ 。

根据像素  $x_0$  处的梯度方向和幅值,采用直方图方式统计梯度信息,从而确定像素的直方图特征;然后按照基于 Haar 特性的改进 HOG 的特征提取方法计算块内的每个像素的梯度幅值和方向,从而得到每个块的直方图特征;顺序级联每个块的直方图特征,在人脸图像中滑动窗口完成人脸图像特征的提取。

#### 5 仿真结果与分析

本节在有光照等外界因素影响的 FERET 人脸数据库和 Yale B 扩展的人脸测试库中进行实验。FERET 人脸数据库包含 14051 张在不同时间、光照、表情、姿态等条件下的人脸正面图像,这些图像分为原型集和探测集。原型集 fa 为已知类别的人脸图像集,探测集是用来识别测试的未知图像集,包括 fb,fc,dup1 和 dup2。fb 和 fa 是在同一摄像头、相同光照环境下拍摄的表情变化的图像;fc 和 fa 是在相近的时间内拍摄的,但是使用了不同的摄像机在不同光照环境下拍摄;dup1

是在 fc 拍摄后 1min 到 1031d 后在任意地点拍摄的图像; dup2 是 dup1 的一个子集,其中图像的拍摄时间与原型集 fa 至少相隔 547 天。Yale B 扩展的人脸测试库包含 38 个人,为每人在 9 种姿态、64 种光照条件下采集人脸图像,总计 21888 幅人脸图像。

HOG 中有许多重要的初始参数需要被设定,文献[1]详细地分析了提取特征时 HOG 中参数的选择,因此本节根据文献[1]来确定实验中 HOG 的参数。本节设计如下 3 组实验来比较本文提出的算法与文献[1]中的 HOG、文献[8]中的 GFC 和文献[9]中的 LBP 算法的性能。

- 1) 比较 4 个算法在 SVM 下人脸识别率的大小。
- 2) 比较 4 个算法特征提取平均时间和分类平均时间的大小。
- 3) 用 x2 距离度量直方图之间的相似性,通过排序值评价法对 4 个算法的分类能力进行分析。

### 5.1 人脸识别率比较

本节采用 SVM 对人脸图像进行分类识别,从而比较本文算法与文献[1]中的 HOG、文献[8]中的 GFC 和文献[9]中的 LBP 算法在 FERET 人脸数据库和 Yale B 扩展的人脸测试库中人脸识别率的大小,实验结果如表 1 和表 2 所列。

表 1 4 种算法在 FERET 人脸数据库上的人脸识别率(%)

算法	识别率			
	fb	fc	dup1	dup2
LBP	91.3	49.8	62.5	50.2
GFC	96.3	81.4	68.8	49.1
HOG	89.6	71.1	65.7	61.8
本文改进	95.1	80.9	70.1	63.2

表 2 4 种算法在 Yale B 扩展的人脸测试库上的人脸识别率(%)

算法	识别率
LBP	56.1
GFC	89.3
HOG	78.6
本文算法	89.1

从表 1 可以看出,本文算法虽然在 fb 和 fc 数据集上比 GFC 算法识别率分别少 1.2% 和 0.5%,但是在 dup1 和 duo2 数据集上,本文算法比 GFC 算法识别率提高了 1.3% 和 14.1%,由此可以说明本文算法受时间推移和环境变化的影响较小。与文献[1]中的 HOG 算法和文献[9]中的 LBP 算法相比,本文算法在 FERET 库中 4 个数据集上的识别率都是最高的;在探测集 fc 上,和 LBP 算法相比,本文提出的算法在识别率上提高了 31.1%,和文献[1]中的 HOG 算法相比,提高了 9.8%,fc 测试集合是在光照和摄像设备变化的情况下采集得到的,由此可以说明本文算法对外界环境的变化具有较高的鲁棒性。

从表 2 可以看出,在姿态和光照变化的 Yale B 扩展的人脸测试库中,本文算法和 GFC 算法识别率基本相同,但是比 LBP 算法和文献[1]中的 HOG 算法分别提高了 33% 和 10.5%,可见本文算法在光照和姿态变化的环境下具有一定的优势。

### 5.2 特征提取时间和分类时间的比较

本节在 FERET 人脸数据库和 Yale B 扩展的人脸测试库

下,比较本文算法与文献[1]中的 HOG、文献[8]中的 GFC 和文献[9]中的 LBP 算法的特征提取平均时间和在 SVM 下的分类平均时间,测试图像从 FERET 人脸数据库的 fb 和 Yale B 扩展的人脸测试库中随机选取 10 张进行特征提取并求得平均时间。 $t_1$  表示特征提取平均时间, $t_2$  表示分类平均时间,单位为秒(s)。FERET 人脸数据库和 Yale B 扩展的人脸测试库下各个算法的特征提取平均时间和分类平均时间如表 3 所列。

表 3 4 种算法在 2 个人脸库中的特征提取平均时间( $t_1$ )和分类平均时间( $t_2$ )(s)

算法	FERET 人脸数据库		Yale B 扩展的人脸测试库	
	$t_1$	$t_2$	$t_1$	$t_2$
LBP	0.214	0.361	0.208	0.314
GFC	2.391	0.791	2.354	0.746
HOG	0.143	0.325	0.127	0.301
本文改进	0.159	0.354	0.138	0.315

从表 3 可以看出,在 FERET 人脸数据库中,本文算法在特征提取平均时间上比文献[1]中的 HOG 算法多 0.016s,这是由于本文算法在计算每个像素点的梯度幅值和方向时增加了 4 个像素点的计算量,从而增加了特征提取时间。但是本文算法在增加两倍计算量的情况下,特征提取平均时间比 LBP 算法少 0.055s,同时特征提取平均时间只有 GFC 算法的 1/15,这是由于本文算法借助了 Haar 快速计算的特性。从分类平均时间上来看,在 FERET 人脸数据库中本文算法的分类平均时间要多于文献[1]中的 HOG 算法,但是要少于 GFC 算法和文献[9]中的 LBP 算法,只需 GFC 算法一半的时间。同理,从 Yale B 扩展的人脸测试库中,也可以看出本文算法在特征提取平均时间上要少于 GFC 和 LBP 算法,略多于文献[1]中的 HOG 算法。在分类平均时间上,本文算法略多于文献[1]中的 HOG 算法,但少于 GFC 算法,同时和 LBP 算法只差 0.001s。

### 5.3 排序值评测法分析

本节采用排序值评测法<sup>[19]</sup>中的 r-measure 和 p-measure 两个指标来评估本文算法与文献[1]中的 HOG、文献[8]中的 GFC 和文献[9]中的 LBP 算法的分类性能和检索性能。r-measure 表示所有相关图像在结果中的平均排序,指标值越小,算法的分类精确度越高。p-measure 表示所有相关图像靠前排的紧密程度,值越大,表明检测结果越好。FERET 人脸数据库和 Yale B 扩展的人脸测试库下 4 种算法的 r-measure 和 p-measure 值如表 4 所列。

表 4 不同算法在 2 个人脸数据库中的 r-measure 和 p-measure 值

算法	FERET 人脸数据库		Yale B 扩展的人脸测试库	
	r-measure	p-measure	r-measure	p-measure
LBP	0.803	12.78	0.718	11.52
GFC	0.671	19.87	0.656	14.15
HOG	0.681	19.16	0.682	13.70
本文改进	0.660	20.18	0.651	15.24

从表 4 可以看出,在 FERET 数据库和 Yale B 扩展的人脸测试库下,本文算法的 p-measure 值要大于其他 3 种算法,r-measure 值都要小于其他 3 种算法,即说明了本文算法的分类能力要强于其他 3 种算法,从而进一步说明了本文算法的有效性。

综上所述,本文算法虽然在特征提取平均时间上略多于文献[1]中的 HOG 算法,但是识别率上有了明显的提高,尤其在光照和时间环境等复杂变化的人脸识别测试库中,本文算法的人脸识别率要高于其他 3 种算法,同时从排序值评测法评价 4 种算法的结果可以看出,本文提出的算法具有很好的分类能力。因此本文算法对光照和姿态变化具有较强的鲁棒性,能够在外界环境变化的情况下提高人脸识别率,同时特征提取和分类时间较少,能够实现实时性。

**结束语** 本文提出了一种基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法,使 HOG 算法在获取像素点梯度幅值和方向时不仅仅只由水平和垂直方向上 4 个像素点计算得到,还受到对角线上 4 个像素点的影响,从而增加了梯度幅值和方向在外界变化下的稳定性。由于增加了计算量,从而增加了特征的提取时间,因此借助 Haar 计算快捷的优势,设计 4 组 Haar 型特征编码模式,根据改进的 HOG 计算方式快捷有效地统计图像中特征变化的信息。从仿真实验可以看出,本文算法对光照等外界环境变化具有一定的鲁棒性,同时在光照和时间等复杂变化的环境下有较高的人脸识别率,但是相对地增加了特征提取时间,同时目前人脸识别系统针对的是海量数据,因此本文下一步的工作将是结合 Hadoop 来处理海量的人脸图像数据,借助 Hadoop 分布式并行处理的优势来减少算法在特征提取时间上的消耗,同时融合 LBP 特征来进一步地提高人脸识别率。

### 参考文献

- [1] TAN Heng-liang, YANG Bing, MA Zheng-ming. Face recognition based on the fusion of global and local HOG features of face images [J]. IET Computer Vision, 2014, 8(3): 224-234.
- [2] CHELALI, ZOHRA F, DJERADI, et al. Face recognition system using Discrete cosine transform combined with MLP and RBF neural networks [J]. International Journal of Mobile Computing and Multimedia Communications, 2012, 4(4): 11-35.
- [3] HAFEDZ M, LEVINE M D. Face recognition using the discrete cosine transform [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 43(3): 167-188.
- [4] DORNAIKA F, ASSOUM A. Enhanced and parameterless locality preserving projections for face recognition [J]. Neurocomputing, 2013, 99: 448-457.
- [5] TURK M, PENTLAND A. Face recognition using eigenfaces [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1991: 586-590.
- [6] BELHUMEUR P N, HESPANHA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces against Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [7] YI Jun, SU Fei. Histogram of Log-Gabor Magnitude Patterns for face recognition [C]//IEEE International conference on Speech and Signal Processing (ICASSP). 2014: 519-523.
- [8] SHAN Shi-guang. Study on key issues in face recognition [D]. Beijing: Institute of Computer Technology, Chinese Academy of Science, 2004. (in Chinese)
- 山世光. 人脸识别中若干关键问题的研究 [D]. 北京: 中国科学院计算机技术研究所, 2004.
- [9] FAUDZI S, YAHYA N. Evaluation of LBP-based face recognition techniques [C]//International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS). 2014: 1-6.
- [10] CHEN Dong, CAO Xu-dong, WEN Fang, et al. Higher is better: high-dimensional feature and its efficient compression for face verification [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2013: 1-8.
- [11] LU Jian-yun, HE Zhong-shi, YU Lei. A face recognition method based on the fusion of multi-level center-symmetric local binary pattern features [J]. Computer Engineering and Science, 2010, 32(6): 48-51. (in Chinese)
- 卢建云, 何中市, 余磊. 基于多级 CS-LBP 特征融合的人脸识别方法 [J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(6): 48-51.
- [12] NANNI L, BRAHNAM S, LUMINI A. A local approach based on a local binary patterns variant texture descriptor for classifying pain states [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 7888-7894.
- [13] PANG Yan-wei, YUAN Yuan, LI Xue-long, et al. Efficient HOG human detection [J]. Signal Processing, 2011, 91(4): 773-781.
- [14] YU Jing, QIN Zeng-chang, WAN Tao, et al. Feature integration analysis of bag-of-features model for image retrieval [J]. Neuron computing, 2013, 120(23): 355-364.
- [15] THANH-TOAN Do, KIJAKE. Face recognition using co-occurrence histograms of oriented gradients [C]//International Conference on Speech and Signal Processing (ICASSP). 2012: 1301-1304.
- [16] YANG Bing, WANG Xiao-hua, YANG Xin. Face recognition method based on HOG pyramid [J]. Journal of Zhejiang University, 2014, 48(9): 1564-1569. (in Chinese)
- 杨冰, 王小华, 杨鑫. 基于 HOG 金字塔人脸识别方法 [J]. 浙江大学学报, 2014, 48(9): 1564-1569.
- [17] GUO Jin-xin, CHEN Wei. Face recognition based on multi-feature fusion and random forest [J]. Computer Science, 2013, 40(10): 279-283. (in Chinese)
- 郭金鑫, 陈玮. 基于 HOG 多特征融合与随机森林的人脸识别 [J]. 计算机科学, 2013, 40(10): 279-283.
- [18] CHEN Rui, PENG Qi-min. Pedestrian detection based on HOG of stable area [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2012, 24(3): 372-377. (in Chinese)
- 陈锐, 彭启民. 基于稳定区域梯度方向直方图的行人检测方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2012, 24(3): 372-377.
- [19] SUN Jun-ding, ZHAO Shan. Image bottom feature extraction and retrieval technology [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2009: 112-115. (in Chinese)
- 孙君顶, 赵珊. 图像底层特征提取与检索技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 112-115.