

基于 HOG 多特征融合与随机森林的人脸识别

郭金鑫 陈 玮

(上海理工大学光电信息与计算机工程学院 上海 200093)

摘 要 针对人脸识别在复杂环境下识别率低的问题,提出了一种基于梯度直方图(HOG)多特征融合与随机森林的人脸识别方法。该方法通过 HOG 特征描述子对人脸进行特征提取。首先以网格作为采样窗在整个人脸图上进行整体 HOG 特征的提取,并将人脸图像分成均匀子块,在包含有人脸关键部分的子块中提取局部 HOG 特征。然后通过二维主成分分析(2DPCA)和线性判别分析(LDA)对整体和局部特征进行降维,并进行特征层融合形成最终分类特征,最后通过随机森林分类器对其进行分类。FERET 人脸库、CAS-PEAL-R1 人脸库、真实场景人脸库实验表明,该方法对光照具有鲁棒性,且有较高的识别率和较短的识别时间。

关键词 人脸识别,梯度直方图(HOG),二维主成分分析(2DPCA),线性判别分析(LDA),随机森林

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Face Recognition Based on HOG Multi-feature Fusion and Random Forest

GUO Jin-xin CHEN Wei

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract A novel approach to face recognition, which is based on HOG multi-feature fusion and Random Forest, was proposed to solve the problems of low face recognition rate in complex environments. This approach introduces the HOG descriptor(Histograms of Oriented Gradients) to extract information of the facial feature. Firstly, the face image grid is set to extract the holistic HOG features of the entire face, and the face image is divided into homogeneous sub-blocks, and local HOG features are extracted in the sub-blocks which contain key components of the face. After that, the dimensions of holistic and local HOG features are reduced using 2D Principal Component Analysis(2DPCA) and Linear Discriminant Analysis(LDA) and the final classification features are formed by the feature levels fusion. Finally, the random forest classifier is employed to classify the final features. Experimental results on FERET CAS-PEAL-R1 and real scene database demonstrate that the proposed approach not only significantly raises the recognition rate and reduces the computing time but also has certain robustness to the influence of light.

Keywords Face recognition, Histograms of oriented gradients(HOG), 2D principal component analysis(2DPCA), Linear discriminant analysis(LDA), Random forest

1 引言

随着生物鉴别技术的发展,人脸识别因其非接触式、可远距离隐蔽操作等优点成为了近年来模式识别中最热门的研究主题之一。人脸识别关键在于人脸特征提取和分类器的设计,而人脸特征提取又根据提取范围可分为全局特征提取和局部特征提取。国内外研究人员在这两方面相继提出了许多相关算法,目前常用的全局特征提取算法有:主元分析(PCA)^[1]、线性判别分析(LDA)^[2]、独立主元分析(ICA)^[3]以及它们的改进算法等;局部特征提取算法有:局部二值模式(LBP)^[4]、Gabor 小波分析^[5]、尺度不变特征变换(SIFT)^[6]等。常用分类器有:最邻近分类器、神经网络、支持向量机(SVM)等。

通过对以上算法研究发现,人脸全局特征提取能够表征

人脸整体轮廓等全局信息,但对光照、姿势等变化比较敏感;局部特征提取能够表征人脸局部细节特征,对光照等也有一定鲁棒性,但对整体信息表征能力不强。江等人^[7]提出了一种融合局部 Gabor 特征和全局本征脸的人脸识别算法,其特征提取采用 Gabor 特征描述子,虽然融合了局部信息和全局信息,识别率也有所提高,但计算复杂且运算时间长。目前常用的人脸特征描述子如 LBP、Gabor 小波等存在着对光照、姿势敏感以及计算复杂等问题,而分类器的性能也直接影响着人脸识别的效率。针对上述问题,提出了一种基于 HOG 多特征融合与随机森林的人脸识别方法。HOG 特征描述子首先由 Dalal 等^[8]用于行人检测,由于其对光照等线性变换具有鲁棒性,2011 年 Deniz 等^[9]成功地将 HOG 特征描述子用于人脸识别并且取得了不错的效果,但 Deniz 等人只是将 HOG 特征描述子用于简单的人脸特征提取中,并没有考虑全

到稿日期:2012-12-25 返修日期:2013-03-12

郭金鑫(1987-),男,硕士生,主要研究方向为嵌入式系统、模式识别、图像处理,E-mail, guojinxin193060@163.com;陈 玮(1964-),女,硕士,副教授,主要研究方向为计算机控制技术、嵌入式系统、模式识别。

局和局部信息等问题,且其选用的最邻近分类器效率也很低。

本文通过 HOG 特征描述子提取人脸全局特征和局部特征,并通过二维主元分析(2DPCA)和线性判别分析(LDA)对其进行降维,然后通过特征层融合方式将全局和局部特征进行融合,最后通过随机森林分类器对总特征进行分类。现在常用的分类器如 SVM 和神经网络等分类器都需要对所有数据做详尽的分析,而人脸识别是个大数据、高维数的数据处理过程,所以它们无论在训练还是识别的时候都需要大量的时间。随机森林分类器由多棵决策树构成,每棵决策树只选择数据集的一个子集以及一部分特征值进行处理,每棵决策树独立生成,并且可以并行处理,这样随机森林分类器相对于其他分类器有更短的训练和识别时间。本文是通过特征层融合的方式将人脸全局特征和局部特征进行融合的,这样最后的特征维数是很高的,而随机森林分类器的特点正好能够最大限度消除这种影响;另一方面,随机森林分类器需要输入的参数只有其决策树的数目,它可以看成一个黑箱模型,可以最大限度地排除其他因素的干扰。而且其输出结果由多棵决策树投票决定,其识别效率也更好。在 FERET 人脸库、CASPEAL-R1 人脸库以及真实场景人脸库上的实验表明,本方法优于对比算法且有较高的识别效率和对光照的鲁棒性。

2 HOG 特征提取及降维算法

2.1 HOG 特征提取

HOG 特征描述子是从 SIFT 算子中演变而来的,它能够很好地描述图像局部差分信息并且不易受噪声干扰。HOG 特征提取可以分为如下步骤:

Step1 确定一个 $n \times n$ 大小的滑动窗口(此处称为 block),block 用于在整个图像上滑动进行人脸 HOG 特征提取。

Step2 将 block 均匀分成 4 个小块(此处称为 cell),在每个 cell 上分别计算每个像素点的梯度方向和幅值。并将梯度方向均匀分成 m 个方向(bin),此处如果梯度方向有正负之分,则将 360° 均匀分成 m 个区间;如果无正负之分,则将 180° 均匀分成 m 个区间。将同一 cell 上所有点相同梯度方向的幅值按照权重累加,组成该 cell 的梯度直方图(HOG),如图 1 所示。式(1)、式(2)中 $\theta(x, y)$ 为梯度方向, $m(x, y)$ 为梯度幅值, $I(x, y)$ 为图像中某一像素点的灰度值。

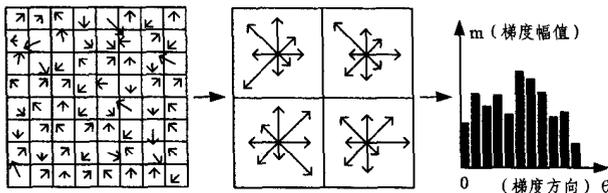


图 1 HOG 特征提取图

$$\theta(x, y) = \arctan((I(x, y+1) - I(x, y-1)) / (I(x+1, y) - I(x-1, y))) \quad (1)$$

$$m(x, y) = \sqrt{(I(x+1, y) - I(x-1, y))^2 + (I(x, y+1) - I(x, y-1))^2} \quad (2)$$

Step3 将 block 内的 cell 梯度直方图连成一个直方图来表征该 block 区域的 HOG 特征。

Step4 在整个图中滑动 block 窗口完成整个图像 HOG 特征的提取,窗口滑动的步长为 s ,当 s 值为 n 时,称为均匀网格 HOG 特征提取。

2.2 2DPCA 算法

与传统 PCA 相比,2DPCA 计算散布矩阵更容易、更准确,计算相应本征向量的速度更快,汪等人^[10]通过理论和试验验证了这一说法。

2DPCA 算法是经典 PCA 算法的改进算法,它是用二维图像矩阵直接构造一个协方差矩阵,选取最大的几个特征值对应的特征向量为最佳投影轴,然后将原始图像矩阵经过投影后提取主元分量,以达到数据降维和压缩的效果^[11]。2DPCA 算法可简述成如下过程:

假设有 N 个图像样本 A_1, \dots, A_N ,式(3)为样本的协方差矩阵 G_t 。

$$G_t = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}), \bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N A_j \quad (3)$$

对样本协方差矩阵 G_t 特征值进行分解,并选择 p 个最大的特征值对应的特征向量组成原始样本图像的最佳投影矩阵 $W_{opt} = [w_1, w_2, \dots, w_p]$ 。原始样本 A_i 向最佳投影空间投影并得到降维(压缩)后的图像矩阵 $Y_i = A_i W_{opt}$ 。

2.3 LDA 算法

LDA 算法是根据样本的类别对数据降维的,其目的是寻找一个最佳投影向量,使样本在此投影空间投影后具有最大类间散度和最小的类内散度。LDA 算法可简述为如下过程:

假设有 N 个样本 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,它们属于 c 类 $\{X_1, X_2, \dots, X_c\}$,式(4)中 S_w 为类内散度矩阵, S_b 为类间散度矩阵, μ_i 是第 i 类的平均值, N_i 是类 X_i 的样本个数。

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \quad (4)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T$$

要使样本在投影空间投影后具有最大类间散度和最小的类内散度,样本类间散度矩阵和类内散度矩阵之比需最大,这样可以通过使其比值最大求解最佳正交投影矩阵,见式(5)。

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} \quad (5)$$

$$W_{opt} = [w_1, w_2, \dots, w_m]$$

对式(5)变形后可得到式(6),通过式(6)可以获得最佳投影矩阵 W_{opt} 。

$$S_w S_b w_i = \lambda_i w_i, i=1, 2, \dots, m \quad (6)$$

式中, $W_{opt} = [w_1, w_2, \dots, w_m]$ 是矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 由大到小排列的特征值 $\{\lambda_i | i=1, 2, \dots, m\}$ 对应的特征向量。原始数据向最佳投影空间投影即可得到降维后的新数据。

3 HOG 多特征融合与随机森林算法

本文提出一种 HOG 多特征融合的方法来对人脸特征进行提取,即通过 HOG 特征描述子提取人脸全局特征和局部特征,对其降维后进行特征层的融合形成最终人脸分类特征。

3.1 图像预处理

为了提高人脸识别率,人脸数据库或者采集到的图像要经过预处理。首先对图像进行几何归一化,使人脸图像中人眼位置处于同一水平坐标轴上,并将图像归一化为 64×80 ,

两眼位置坐标是(14, 31)和(50, 31), D 是两眼坐标的水平距离, 比例参数 $t=0.8472, h=0.3889, b=1.375$, 如图 2 所示。

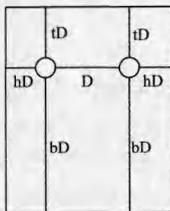


图 2 人脸归一化比例

为了提高图像对光照的鲁棒性, 对图像进行光照预处理, 步骤如下:

Step1 对图像进行 γ 校正, 以抑制高亮和增强高暗像素点, 如式(7)所示。

$$I(x, y) = I(x, y)^\gamma \quad (7)$$

Step2 对图像进行差分高斯滤波(DoG), 以消除图像阴影以及高频和低频噪声干扰。其过程为将图像矩阵与差分高斯滤波函数做卷积运算。如式(8)所示, $G(x, y)$ 为差分高斯滤波函数, 参数根据 Tan 等^[12] 实验参数设置, A_1, A_2 为 1.0, σ_1 为 2.0, σ_2 为 1.0。

$$I(x, y) = I(x, y)G(x, y)$$

$$G(x, y) = A_1 e^{-\frac{(x,y)^2}{2\sigma_1^2}} - A_2 e^{-\frac{(x,y)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (8)$$

Step3 对图像进行对比度均衡化, 使图像局部特征更加明显, 如图 3 所示。左边为原始图片, 右边为经光照预处理后的图片。可明显看出光照预处理很大程度上消除了光照的影响。



图 3 光照预处理

3.2 HOG 多特征提取与融合

图像经过光照预处理后便可进行人脸 HOG 特征的提取。HOG 特征提取过程涉及到如下参数: block 大小、cell 大小、梯度方向是否有符号、梯度方向角个数、block 步长等^[13]。本文重点不是研究参数的选择, 本文选用类似于行人检测中的参数^[7]。HOG 特征提取分为人脸全局 HOG 特征提取和人脸关键部分局部 HOG 特征的提取。最后将全局特征和局部特征进行特征层的融合。其步骤如下:

Step1 在 64×80 的人脸图像上进行均匀网格 HOG 特征提取, block 大小为 8×8 , cell 大小为 4×4 , 选择无符号梯度方向, 梯度方向角个数为 9。随后将 block 内直方图向量进行 L2-norm 标准化, 如式(9)所示, v 为要标准化的特征向量, $\|v\|_k$ 表示 k-norm 运算, 其中 $k=1, 2, \epsilon$ 是一个极小常量, 防止计算得到无穷大值。将每个 block 提取的 HOG 特征向量连接成一个列向量。这个列向量就是原始的全局 HOG 特征。为了能够对全局 HOG 特征进行 2DPCA 处理, 将全局 HOG 特征向量看成 $N \times 1$ 的矩阵, 根据上文介绍的降维算法, 用 2DPCA 和 LDA 算法对原始 HOG 特征进行降维获得最终的全局 HOG 特征。假设原始全局 HOG 特征为 F_g , 最终全局 HOG 特征为 F_g 。

$$v \rightarrow v / \sqrt{\|v\|_2^2 + \epsilon^2} \quad (9)$$

Step2 将人脸图像均匀分为分成 20 个子块, 如图 4 所示。



图 4 人脸局部分块

因为人脸关键部位的坐标相差比较小, 本文选取编号为 5、6、7、8、10、11、13、14、15、16 的子块类似于 Step1 对其进行人脸 HOG 特征的提取。经过对大量样本的统计发现, 这 10 个子块可以包含大部分人脸局部易分类信息, 这样不仅可以降低特征维数和计算复杂度, 而且识别率也不会变化太大, 后文将通过实验进行验证。假设获得原始局部 HOG 特征为 $\{L_i | i=1, 2, \dots, 10\}$, 因为 L_i 维数不是很高, 对 L_i 直接进行 LDA 降维获得最终局部 HOG 特征 $\{F_i | i=1, 2, \dots, 10\}$ 。

Step3 对全局特征和局部特征进行特征层融合, 全局特征矩阵 $F_g \in R^{a \times b}$, 局部特征矩阵 $F_i \in R^{p \times q}$, 将两矩阵合并为 $F = [F_g, F_i]$, F 维数为 $\max(a, p) \times (b+q)$ 。依次将全局特征和 10 个局部特征进行融合形成最终的人脸特征矩阵(向量) F , 如图 5 所示。特征层融合的可用信息量比决策层融合的大, 但增加了特征维数, 本文通过随机森林分类器来最大程度减小这种影响。

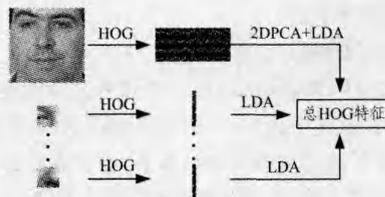


图 5 HOG 多特征提取与融合

3.3 分类器设计

人脸特征提取完成后就是设计分类器对特征进行分类。随机森林分类器在高维特征情况下分类速度快、鉴别能力强且具有一定鲁棒性。随机森林分类器包含多棵决策树, 每棵由有放回抽取的子样本进行训练, 此处选择吉尼指数来对决策树进行分裂, 见式(10)。 $A_i(v_1, v_2, \dots, v_m)$ 是要计算吉尼指数的向量, y_i 表示 A_i 向量(特征)所属的类,

$$Gini(A_i) = - \sum_{i=1}^c p(y_i)^2 + \sum_{j=1}^m p(v_{i,j}) \sum_{i=1}^c p(y_i/v_{i,j})^2 \quad (10)$$

式中, $p(v_{i,j})$ 表示 A_i 中包含 v_k 的概率, $p(y_i)$ 表示 y_i 类的概率, $p(y_i/v_{i,j})$ 表示类 y_i 包含特征 A_i 并且特征 A_i 包含 v_k 的概率。随机森林分类器最后输出由其决策树投票决定。随机森林分类器的训练步骤如下:

Step1 在人脸训练样本中用 Bagging 方法形成 n 个子样本, 此处样本为经过多 HOG 特征提取和融合后的人脸特征向量。

Step2 对于每个子样本用如下方法形成一棵决策树:

a) 从人脸子样本中随机选取 p 个属性作为节点分裂的候选属性。

b)在候选属性中计算吉尼指数,选择吉尼指数最大的属性对决策树进行分裂。

c)重复 b)直到吉尼指数小于某一规定阈值。

Step3 重复 Step1 和 Step2,直到生成 n 棵决策树。

step4 对未知样本分类时随机森林输出为其决策树多数投票结果。

4 实验结果与分析

4.1 随机森林分类器实验

本实验在 FERET 人脸库上进行,使用 FERET 的 Gallery 作为训练集,探测集分别为包含不同表情变化的探测集 f_b 和包含不同程度光照的探测集 f_c 。此处将随机森林与支持向量机(SVM)、神经网络分类器进行比较,特征提取全部为多 HOG 特征提取,训练样本数为 300,如表 1 所列。其中 SVM 使用多层感知内核;神经网络使用多层前馈网络、20 个输入结点、10 个隐含结点、10 个输出结点;随机森林决策树个数为 80。

表 1 人脸识别分类器性能对比表

分类器	f_b 识别率	f_c 识别率	训练时间(s)
SVM	94.4%	92.0%	4.525
神经网络	84.5%	83.2%	8.250
随机森林	95.8%	92.6%	2.475

从表 1 可以看出,在同等条件人脸识别实验中,随机森林和 SVM 的识别率相当,且明显高于神经网络。而从训练时间来看,随机森林明显优于其他两种分类器。综合考虑识别效率和训练时间,在人脸识别方面,目前主流的分类器中随机森林分类器效率更高。

4.2 人脸局部特征分块选取实验

本文人脸局部特征的提取是通过将人脸图像均匀分成 20 个子块,选取其中的 10 个子块来表征人脸局部信息的。表 2 为各个子块选取的对比试验表,本实验在如同上节的 FERET 人脸库上进行,人脸识别算法选用 HOG 多特征融合与随机森林算法,分块试验 1 中,选择全部 20 个子块(全脸)作为人脸局部信息提取块;分块试验 2 中,选取编号为 5、6、7、8、10、11、13、14、15、16 的子块作为人脸局部信息提取块;分块试验 3 为其他子块组合作为人脸局部信息提取块的实验。

表 2 人脸识别分类器性能对比表

分块选取方式	f_b 识别率	f_c 识别率	特征提取时间(ms)
分块试验 1	96.2%	92.8%	40.6
分块试验 2	95.8%	92.6%	21.4
分块试验 3	<95.8%	<92.6%	≤21.4

从表 2 可以看出,选择全部 20 个子块作为人脸局部信息提取块的与识别率选择编号为 5、6、7、8、10、11、13、14、15、16 的子块作为人脸局部信息提取块的基本相同,前者略大于后者,但前者特征提取时间却远远大于后者。而且选择其他分块的组合时,识别率也没有大于选择编号为 5、6、7、8、10、11、13、14、15、16 的情况。因此可以说编号为 5、6、7、8、10、11、13、14、15、16 的子块包含大部分人脸局部易分类信息,可以对这些子块进行分析,它们包含了人的眼镜、鼻子、嘴等重要的局部特征器官。分块试验 2 和分块试验 1 识别率相差无几,但特征提取时间却缩短了很多。

4.3 整体性能试验

本试验分别在 FERET 人脸库、CAS-PEAL-R1 以及真实场景数据库上进行。FERET 人脸库选用上节方式;CAS-PEAL-R1 库选用正面子库中 300 张图片,标准集作为训练集,光照集、表情集作为探测集;真实场景数据库由实验室 42 个人分别在标准、有强光照射、不同表情下拍摄的图片组成,标准图片作为训练集,光照和表情图片作为探测集。如图 6 所示,其为真实场景数据库中的部分图片,从左到右依次为标准、强光照射和不同表情图片。本试验将本文方法和人脸识别的经典算法以及当前主流算法在 3 个不同数据库上进行对比,如表 3—表 5 所列。

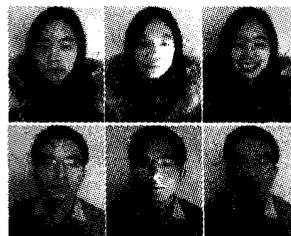


图 6 真实场景库人脸图

KNN 表示最邻近分类器,RF 表示随机森林,LHOG、GHOG、MHOG 分别表示局部 HOG 特征提取、全局 HOG 特征提取、HOG 多特征提取与融合,LBP 采用 8×8 窗口且 8 个邻域采样人脸特征^[14],Gabor 采用 5 个尺度 8 个方向的 40 个核来提取人脸特征。

表 3 FERET 人脸库人脸识别算法性能对比表

识别方法	f_b 识别率	f_c 识别率	特征提取时间(ms)
PCA+KNN	71.9%	49.3%	46.5
LDA+KNN	78.6%	51.7%	31.0
LBP+RF	91.2%	62.4%	10.2
Gabor+RF	95.3%	92.2%	262.7
GHOG+RF	91.6%	76.4%	12.8
LHOG+RF	90.2%	87.5%	7.5
MHOG+RF(本文方法)	95.8%	92.6%	21.4

表 4 CAS-PEAL-R1 人脸库人脸识别算法性能对比表

识别方法	表情集识别率	光照集识别率	特征提取时间(ms)
PCA+KNN	62.9%	43.5%	55.6
LDA+KNN	71.6%	47.6%	38.4
LBP+RF	89.2%	56.0%	12.6
Gabor+RF	93.2%	91.8%	317.5
GHOG+RF	89.6%	71.5%	16.2
LHOG+RF	89.2%	85.2%	9.3
MHOG+RF(本文方法)	93.8%	91.6%	26.8

表 5 真实场景人脸库人脸识别算法性能对比表

识别方法	表情集识别率	光照集识别率	特征提取时间(ms)
PCA+KNN	61.8%	41.2%	50.8
LDA+KNN	63.0%	44.6%	33.8
LBP+RF	80.4%	55.2%	11.6
Gabor+RF	87.8%	85.0%	282.5
GHOG+RF	82.6%	71.0%	12.6
LHOG+RF	77.0%	80.5%	8.2
MHOG+RF(本文方法)	87.3%	90.4%	22.3

从表 3—表 5 可以看出,传统的人脸识别算法易受表情、光照等影响,识别率低。LBP 特征描述子特征提取速度快,

献[12]算法快 1.03~1.85 倍。

本实验的效果如图 5 所示。

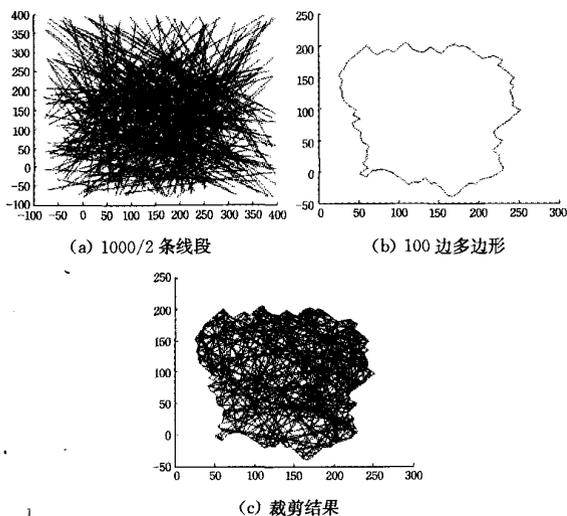


图 5 算法实验的一个例子

结束语 本文应用矩阵乘法实现连续变换,获得多边形窗口裁剪直线的交点,同时利用矩阵的规范格式快速获得交点的分类和计数,提高了效率。实验表明本文方法有效,并且算法执行速度得到了提高。

参考文献

[1] Skala V. $O(\lg N)$ line clipping algorithm in E^2 [J]. Computers & Graphics, 1994, 18(4): 517-527

[2] Skala V. A new approach to line and line segment clipping in Homogeneous Coordinates[J]. Visual computer, 2005, 21(11): 905-914

[3] 唐井林,张庆,孙惠学. 基于叉积法的凸多边形窗口裁剪算法[J]. 东北重型机械学院学报, 1995, 19(1): 23-25

[4] 孙燮华. 凸多边形窗口线裁剪的新算法[J]. 中国图像图形学报, 2003, 8(12A): 1475-1477

[5] 李伟青. 凸多边形窗口线裁剪的折半查找算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(5): 962-965

[6] 韩俊卿,葛永慧,张东升. 多边形窗口的矢量图形裁剪算法[J]. 太原理工大学学报, 2005, 36(2): 160-163

[7] 任洪海. 基于点区域分布的多边形窗口线裁剪算法[J]. 科学技术与工程, 2009, 9(16): 4833-4835

[8] 陆国栋,刑世海,彭群生. 基于顶点编码的多边形窗口线裁剪高效算法[J]. 计算机学报, 2002, 25(9): 987-993

[9] 李伟青. 基于扫描带的任意多边形窗口线裁剪算法[J]. 工程图学学报, 2005(2): 35-40

[10] 孙春娟,王文成,李静,等. 基于凸片段分解的多边形窗口线裁剪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(12): 1799-1805

[11] 李静,王文成,吴恩华. 基于凸剖分的多边形窗口线裁剪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(4): 425-429

[12] Huang Y Q, Liu Y K. An algorithm for the clipping against a polygon based on shearing transformation[J]. Computer Graphics Forum, 2002, 21(4): 683-688

[13] Huang Wen-jun. The Line Clipping Algorithm Basing on Affine Transformation[J]. Intelligent Information Management, 2010, 2(6): 380-385

(上接第 282 页)

但易受光照等因素影响。Gabor 特征描述子和 HOG 特征描述子在识别率方面相差不大,但 Gabor 特征描述子特征提取速度慢,且计算复杂,全局 HOG 特征提取易受光照等因素的影响。综合以上因素,本文方法效率最高。

结束语 本文采用 HOG 特征描述子来提取人脸特征,并将全局 HOG 特征和局部关键部分 HOG 特征进行特征层融合形成最后分类特征,用随机森林分类器对其进行分类。在 FERET、CAS-PEAL-R1 和真实场景人脸库上的实验表明,本方法能够快速有效提取人脸特征,对姿势、光照等具有鲁棒性且有较高的人脸识别率。

参考文献

[1] Perlibakas V. Measures for PCA-based Face Recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(6): 711-724

[2] Xie Yong-lin. LDA and Its Application in Face Recognition [J]. Computer Engineering and Application, 2010, 46(19): 189-192

[3] Barlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face Recognition By Independent Component Analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450-1464

[4] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face Description with Local Binary Patterns Application to Face Recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041

[5] 王庆军,张汝波. 基于 Log-Gabor 和正交等度规映射的人脸识别[J]. 计算机科学, 2011, 38(2): 274-276

[6] Cong Geng, Jiang Xu-dong. SIFT features for face recognition [C]//International Conference on Computer Science and Information Technology. Kiev, 2009: 598-602

[7] 江艳霞,王娟,等. 融合局部 Gabor 相位特征和全局本征脸的人脸识别算法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(9): 2091-2095

[8] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection [C]//Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, 2005: 886-893

[9] Déniz O, Bueno G, et al. Face recognition using histograms of oriented gradients [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(12): 1598-1603

[10] 汪大任,刘慧玲,等. 人脸识别中 PCA, 2DPDA 以及分块 PCA 的性能与比较[J]. 中国西部科技, 2009, 8(27): 14-16

[11] Yang Jing, Zhang D. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137

[12] Tan X, Triggs B. Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition under Difficult Lighting Conditions [C]// Proceedings of the 2007 IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. LNCS 4778, 2007: 168-182

[13] 向征,谭恒良. 改进的 HOG 和 Gabor, LBP 性能比较[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(6): 787-792

[14] 王亮,张彦,等. 基于改进的 LBP 人脸识别算法[J]. 光电工程, 2012, 39(7): 109-114