

基于局部融合特征与分层增量树的快速人脸识别算法

钟 锐^{1,2} 吴怀宇¹ 何 云¹

(武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)¹

(赣南师范大学数学与计算机科学学院 江西 赣州 341000)²

摘 要 传统的人脸识别模型采用离线方式进行训练,同时由于人脸特征维数较高导致算法的实时性不足。文中分别从人脸特征与分类器两方面来构建快速的人脸识别算法。首先使用 SDM(Supervised Descent Method)算法进行人脸特征点定位,提取每个人脸特征点邻域内的局部(Multi Block-Center Symmetric Local Binary Patterns, MB-CSLBP)特征,并将所有的人脸特征点邻域特征以串联的方式构成局部融合特征,即所提出的局部融合 MB-CSLBP 特征 LFP-MB-CSLBP(Local Fusion Feature of MB-CSLBP)。将以上特征送入分层增量树 HI-tree(Hierarchical Incremental tree)中进行人脸识别模型的在线训练。分层增量树是使用分层聚类算法来实现增量式学习的,因此其能够以在线的方式对识别模型进行训练,具有较高的实时性与准确性。最后在 3 种不同的人脸库以及摄像头采集的人脸视频上对算法的识别率与实时性进行测试。实验结果表明,相比于当前其他算法,所提算法具有较高的人脸识别率与实时性。

关键词 MB-CSLBP 特征,局部融合 MB-CSLBP 特征,分层增量树,增量式学习

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.06.054

Fast Face Recognition Algorithm Based on Local Fusion Feature and Hierarchical Incremental Tree

ZHONG Rui^{1,2} WU Huai-yu¹ HE Yun¹

(School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)¹

(School of Mathematics and Computer Science, Gannan Normal University, Ganzhou, Jiangxi 341000, China)²

Abstract The off-line training and the high dimension of facial features in face recognition lead to the difficulty of achieving real-time processing performance. To solve this problem, the local fusion features and the hierarchical incremental tree were applied to construct a fast face recognition algorithm. Firstly, the supervised descent method(SDM) is used to locate the facial feature points. The feature of multi block-center symmetric local binary patterns(MB-CSLBP) in the neighborhood of each facial feature point is extracted and fused in series, which constitutes the proposed facial feature of local fusion feature of MB-CSLBP(LFP-MB-CSLBP). Then the above facial feature is sent into hierarchical incremental tree(HI-tree). Because the hierarchical clustering algorithm is used in the HI-tree to achieve incremental learning, it can train the recognition model online. Finally, the recognition rate and consuming time of the proposed algorithm are tested on three face databases and real application of video-based face recognition. The experimental results show that the proposed algorithm has better real-time computation and accuracy compared with other current approaches.

Keywords MB-CSLBP feature, Local fusion feature of MB-CSLBP, Hierarchical incremental tree, Incremental learning

1 引言

随着人脸识别在安防监控、身份验证及人机交互等方面的广泛应用^[1],其已成为机器视觉、模式识别领域的研究热点。由于人脸具有高维、复杂、多变等特征,同时当光照条件、面部表情、背景环境、人脸姿态以及遮挡等外在因素发生变化时,都会对人脸识别的准确率与实时性产生较大的影响^[2],因此在实际应用场景下进行人脸的识别,对算法的鲁棒性与实时性有较高的要求,这是一项极具挑战性的任务。

在实际场景中进行人脸识别属于在非限制性条件的人脸识别,目前基于非限制条件的人脸识别方法主要分为基于 3D

模型^[3]与 2D 模型^[4]的人脸识别。其中基于 3D 模型的人脸识别算法能够有效解决人脸姿态和光照变化的问题,但 3D 人脸模型的构建与拟合需要耗费大量的计算资源,会导致算法实时性不足。基于 2D 模型的人脸识别算法是通过提取人脸中具有判别特性的特征进行人脸识别的,因此其特征维数相对于 3D 模型更低,使得该特征在实时性方面具有相对较好的优势。基于 2D 模型的人脸识别需要解决两个关键问题:1)如何从样本中提取出低维且具有判别性的特征^[5];2)如何构建一个实时且高效的分类模型^[6-7]。

文献[8]通过在人脸特征点附近区域对多尺度人脸图像进行 LBP 特征提取来获取人脸全局与局部的 LBP 特征,并

到稿日期:2017-01-05 返修日期:2017-03-01 本文受湖北省科技支撑计划项目(2015BAA018),国家自然科学基金项目(61573263)资助。

钟 锐(1984—),男,博士生,讲师,主要研究方向为人工智能与模式识别, E-mail: zhongrui_cn@126.com(通信作者);吴怀宇(1961—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能控制系统、模式识别;何 云(1993—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别。

在传统的分类器上进行人脸识别。实验结果表明,该方法能达到较高的识别率。由于使用该方法提取的人脸特征维数很高且分类器的分类效率较低,在实际应用中需要处理大量的数据,导致需要耗费大量的计算时间。文献[9]提取了人脸的全局与局部 HOG 特征,提出了一种基于加权规则的全局与局部的分类器融合算法。该算法在人脸数据集上的测试中取得了较高的识别率。使用该方法进行人脸识别时需要进行多分类器的分类与融合计算,导致算法的计算量较大,使得算法的实时性不足。文献[10]提出了一种基于谱回归判别分析的特定类别分类器,同时针对该分类器设计了一种使用多尺度二值统计图像特征的人脸图像描述符,通过使用核融合方法实现对面脸测试样本的识别,最后通过实验验证了该方法具有较高的识别精度。但由于该算法所使用的特征是多尺度特征的融合,因此最终融合后的特征维数依然较高,无法较好地适应实时性强的实际应用。文献[11]提出了一种基于非负张量分解的人脸识别算法,该方法能够在不将人脸矩阵向量化的前提下,对面脸图像的整体结构特征进行提取,这使得人脸特征的提取更加精确,从而提高了人脸识别的正确率。但是在进行非负张量分解时其计算量较大,这会导致整个算法的实时性不高。

由以上分析可知,为了构建快速且具有较高识别率的人脸识别算法,应同时考虑人脸特征的提取与分类器的设计两方面问题,因此本文做了以下工作:1)提出了一种由局部人脸特征点 MB-CSLBP 特征融合而成的人脸特征(LFP-MB-CSLBP);2)采用 IHDR(Incremental Hierarchical Discriminant Regression)增量学习机制的算法原理^[12]构建了一种分类器,该分类器通过分层聚类算法来实现具有增量学习能力的分层增量树 HI-tree,并通过对该分层增量树进行检索来实现对面脸的测试样本的快速识别。

2 LFP-MB-CSLBP 人脸特征的提取

人的面部区别主要体现在人脸的五官以及五官纹理的分布上,若能够只对五官区域进行特征提取,则可以消除面部其他区域以及环境背景信息对面脸特征提取的干扰,从而增强人脸特征的描述能力,提高人脸识别的准确率。本文为了能够提取最具分类特性的人脸五官特征,首先使用 SDM 算法^[13]对面脸五官的位置进行定位;然后在人脸特征点的邻域范围内进行 MB-CSLBP 特征提取;最后将所有人脸特征点邻域范围内的 MB-CSLBP 特征进行串联合成,构成本文所提出的基于人脸特征点定位的 LFP-MB-CSLBP 人脸特征。

CSLBP 特征采用中心对称思想对图像块进行编码。比较邻域内以中心像素为对称中心的像素值对,如果当前像素的像素值大于或等于其中心对称的像素值时,则当前像素对的编码为 1,否则编码为 0。随后按顺序将所有 0,1 值进行串联合成,最后得出该二进制串的十进制值。具体的计算方法如式(1)所示:

$$CSLBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(n_i - n_{i+\frac{P}{2}})2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

为了增强 CSLBP 算法的特征描述能力,对 CSLBP 算法进行 Multi Block 化改进,以提高 CSLBP 算法对整体特征的描述能力,具体的实现方法如图 1 所示。

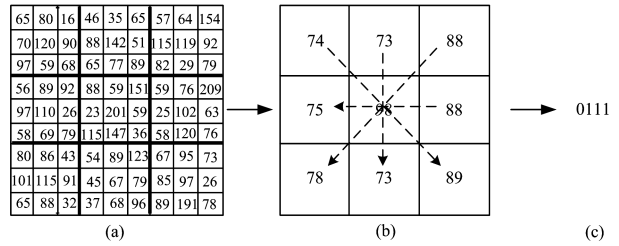


图 1 MB-CSLBP 的计算方法

Fig. 1 Calculation method of MB-CSLBP

Multi Block 化后的 CSLBP 算子可以表示为 MB_n -CSLBP- $P_m \times m$ 。其中的 MB_n 为 Multi Block 的缩写,代表使用 CSLBP 算法对图像块进行特征提取; $m \times m$ 表示将图像划分为 $m \times m$ 个基本块,在每一个基本块中以 $n \times n$ 为大小对基本块进行子块的划分。图 1 采用 MB_3 -CSLBP- 3×3 进行特征提取,即将图 1(a)中的图像划分为 3×3 个基本块,并以 3×3 个像素对基本块进行划分,求取每个基本块的平均灰度值(如图 1(b)所示),最后使用 CSLBP 算法提取图 1(b)的 CSLBP 特征,如图 1(c)所示。

当定位好人脸的 49 个特征点之后,以人脸特征点为中心,为每一个人脸特征点指定固定大小的邻域作为人脸特征点特征的提取区域,如图 2(a)中的矩形框所示。从图 2(a)可以看出,采用基于人脸特征点定位的方式进行特征提取,所提取的特征都集中在人脸的五官上;同时该方法能够很好地去掉背景环境等噪声对面脸特征提取的干扰。

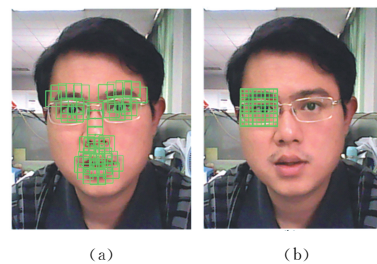


图 2 人脸特征的提取区域

Fig. 2 Facial feature extraction region

图 2(b)是以一个具体的人脸特征点为例,在该人脸特征点固定邻域范围内应用 MB-CSLBP 算法进行人脸特征点特征提取。按照这种方法依次完成人脸 49 个特征点的 MB-CSLBP 特征提取,最后通过串联的方式将所提取的特征进行合成,从而构成本文所提出的基于人脸特征点定位的 LFP-MB-CSLBP 人脸特征。

3 基于增量学习机制的人脸识别算法

使用基于人脸特征点定位的 LFP-MB-CSLBP 人脸特征对分层增量树 HI-tree 进行模型训练与人脸识别时,首先需要构建具有在线增量学习能力的分层增量树。该树能够实现在线添加人脸训练样本,而无须对所有样本进行重新训练,具有较好的实时性。在进行人脸识别时,使用分层聚类算法对该分层增量树进行人脸特征检索。

3.1 基于分层增量树的人脸识别模型的构建

分层增量树的构建流程如图 3 所示。从图 3 中可以看出,为了构建分层增量树,首先需要给定人脸的训练样本集合

$S = \{(x_i, y_i) | x_i \in X, y_i \in Y, i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 x_i 为输入空间向量(为所采集人脸的 LFP-MB-CSLBP 特征), y_i 为输出空间向量(为人脸标签值), 通过使用分层聚类算法来建立训练样本集合的分层树形结构。在图 3 所建立的分层增量树中, 每一个圆圈代表一个类别, 为了能够对人脸准确地分类, 将顶层粗糙的分类进一步划分为更多精细划分的子类, 越往下层细分, 其分类结果越精细, 一直划分到叶子节点。叶子节点中包含了具有相同标签的人脸样本。

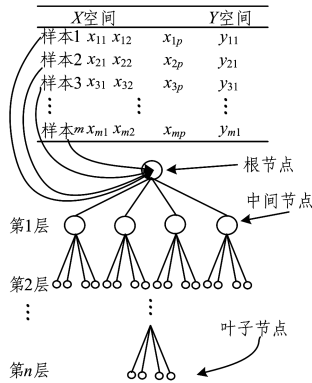


图3 分层增量树的构建

Fig. 3 Construction of hierarchical incremental tree

分层增量树的具体构建流程如下。

Step1 根据所设定的聚类敏感系数 η , 将输出空间向量 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$ 划分为 b 个类, 且 $b \leq q$, q 为每个节点所能分裂的最大聚类个数。

Step2 根据输出空间的类别数 b , 将输入空间 X 中的人脸训练样本的类别数也设定为 b , 应用欧氏距离对 X 空间中的所有人脸训练样本进行聚类。

Step3 根据 Step2 所计算出的 X 空间的聚类结果, 并结合 X 空间到 Y 空间的映射关系, 重新对 Y 空间的聚类进行调整, 计算出 Y 空间元素之间的欧氏距离 D 。

Step4 若 $D > \eta$, 则将 X 空间中的聚类 i 进行下一层节点的聚类划分, 使聚类变得更加细化。不断迭代执行 Step2 和 Step3, 直到所有聚类的条件满足设定值, 停止迭代, 建树成功。

Step5 由于在不断学习的过程中, 陆续增加的学习样本会对整个分层增量树的叶子节点的均值与协方差造成影响, 因此需要引入遗忘机制对其进行更新, 遗忘函数 $\sigma(x)$ 的表达式为:

$$\sigma(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq t_1 \\ a(x-t_1)/(t_2-t_1), & \text{if } t_1 \leq x \leq t_2 \\ a+(x-t_2)/m, & \text{if } t_2 < x \end{cases} \quad (2)$$

其中, t_1, t_2, a, m 为预置的遗忘参数。

Step6 当需要在在线添加新的训练样本时, 从根节点出发, 计算出该样本与当前所在层所有聚类中心的欧氏距离 D_a , 将计算出来的距离值以递增方式排序, 选取距离值最小的类, 不断循环执行上述过程, 直至将新增的训练样本插入到叶子节点中, 完成当前样本的在线增量学习。

3.2 基于分层增量树检索的人脸识别

图 4 为分层增量树的检索流程, 图中每一个椭圆代表一个类别。在进行检索时, 将人脸测试样本的 LFP-MB-CSLBP

特征作为待检索向量 $x_d(x_{d1}, x_{d2}, \dots, x_{dn})$, 并送入分层增量树中, 从分层增量树的最顶层开始, 根据所设置的检索精度, 找出当前待检索向量 x_d 与分层增量树中欧氏距离最近的类, 通过聚类算法不断搜索分层增量树的更深层次, 直至找到分层增量树的叶子节点, 最后输出叶子节点的人脸标签值 M 。

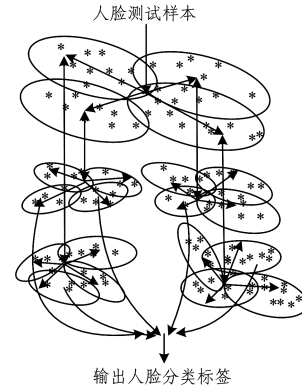


图4 分层增量树的检索

Fig. 4 Retrieval of hierarchical incremental tree

分层增量树检索的具体实现步骤如下。

Step1 从分层增量树的第一层开始, 计算待检索向量 $x_d(x_{d1}, x_{d2}, \dots, x_{dn})$ 与当前所在层所有聚类中心的欧氏距离, 具体计算方法如式(3)所示:

$$d = \min(\sqrt{\sum_{j=1}^a (x'_{ij} - x_{ij})^2}), i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

Step2 给定分层增量树的检索精度 λ , 选取欧氏距离最小的前 λ 个聚类, 并设置为活跃聚类。

Step3 计算当前样本与活跃聚类中心的欧氏距离, 并将该欧氏距离与所设置的检索敏感系数 β 进行比较。若小于 β , 则停止检索, 返回该聚类所对应的 Y 空间中的人脸标签 y_i ; 若大于 β , 则取消当前聚类的活跃标志, 将该聚类的下一层子聚类作为活跃节点, 并重复上述的迭代过程, 直至满足所有条件, 输出人脸标签 y_i , 从而实现对人脸的认识。

4 实验分析

为了验证本文所提算法的有效性, 使用静态人脸库以及摄像头实时捕获视频对本文所提算法进行性能测试。本文实验所使用的硬件平台为 Intel Core i5 3.0GHz CPU, 8GB 内存的主机, 开发工具为 Visual Studio 2010, Opencv2. 4. 4 以及 matlab 2010a。

4.1 LFP-MB-CSLBP 特征参数的测试

在构建 LFP-MB-CSLBP 特征时, 该特征中的参数会对人脸识别率产生较大影响。为了测试 LFP-MB-CSLBP 特征参数对人脸识别率的影响程度, 本实验将从人脸特征点数目、人脸特征点邻域大小以及人脸特征点邻域内特征提取算子这 3 个方面进行测试。本实验使用 LFW 人脸库^[14]对 LFP-MB-CSLBP 特征中的参数进行测试, 该库中的人脸图片主要有姿态、光照、遮挡、表情、背景等因素的变化。该库是采用 Viola-Jones 人脸检测算法从 Internet 中收集整理得到, 其中包含了 5749 个人的 13233 张图片, 其中有 1680 人的图片数目大于 2 张, 4069 人的图片数目只有 1 张, 该库中的人脸图片能充分表现出现实场景中人脸的变化。

本实验只选取该人脸库中的 10 人(每人拥有 10 张以上图片)用于本实验的特征参数测试,其中每个人随机选取 5 张图片作为训练样本,再从剩余的图片中随机选取 5 张图片作为测试样本。

1)人脸特征点数目

为了测试使用不同数量的人脸特征点对人脸识别率的影响,本实验中人脸特征点邻域大小设置为 15×15 ,分别使用 MB-CSLBP,MB-LBP,SIFT,HOG 与 SIFT 算子对人脸特征点邻域进行特征提取。所使用的人脸特征点个数分别为 6,12,26,49。

通过对图 5 的分析可知,使用 MB-CSLBP 算法对人脸特征点邻域进行特征提取时,其人脸识别率相较于其他特征提取算法是最高的。当人脸特征点个数为 6 时,人脸的识别率为 65%,而当人脸特征点数目达到 49 时,本文所提出的使用 LFP-MB-CSLBP 特征的识别率达到 89%,因此从实验中可以看出,人脸特征点数目对人脸识别率具有较大影响,人脸特征点越多,人脸识别率就越高。

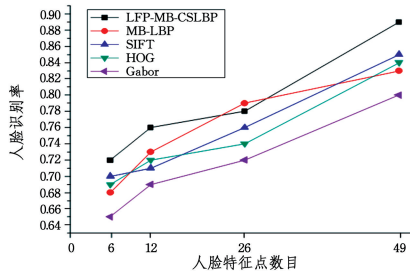


图 5 人脸特征点数目对识别率的影响

Fig. 5 Influence of number of facial feature points on recognition rate

2)人脸特征点邻域大小

在本实验中所使用的人脸特征点个数为 49,分别使用 5 种不同的人脸特征点邻域对人脸识别率进行测试。

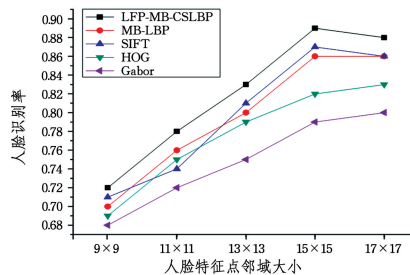


图 6 人脸特征点邻域大小对识别率的影响

Fig. 6 Influence of patch size on recognition rate

从图 6 可以看出,在使用不同大小的人脸特征点邻域时,人脸特征点邻域越大,则人脸识别率越高;当人脸特征点邻域持续增大到 17×17 时,人脸识别率没有出现显著的升高,基本与 15×15 邻域大小的识别率保持一致,这说明邻域的增大将引入大量冗余的复合特征,所以率不能一直随着邻域的增大而升高。

4.2 基于分层增量树(HI-tree)的算法性能测试

由于 HI-tree 具有在线学习与分层检索的特性,因此在本实验中将 HI-tree 的算法性能进行测试。在本实验中采

用 CMU Multi-PIE 人脸库^[15]进行测试。CMU Multi-PIE 人脸库中包含 68 个人,其中每个人有 170 张图片,共有 11560 张人脸图片,该人脸库中的每个人的图像具有 13 种姿态、43 种光照以及 4 种表情。

本实验的具体步骤是:首先从该人脸库中随机选取 5 个人进行测试,其中每人随机选取 34 张图片作为训练样本,然后在剩余的图片中随机选取 15 张图片作为测试样本。依照该方式,每次在原有人的基础上新增 5 个人进行测试,依次将测试人数增加到 40 个人,在不断新增训练样本与测试样本的情形下,测试其对算法的识别率与耗时(算法的训练时间与测试时间之和)所产生的影响。为了能够展示实验结果,所有分类器均使用本文所提特征 LFP-MB-CSLBP 进行测试。具体实验结果如图 7 和图 8 所示。

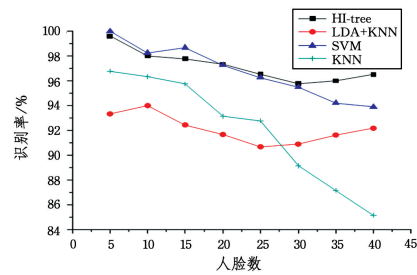


图 7 算法识别率测试

Fig. 7 Test of recognition rate

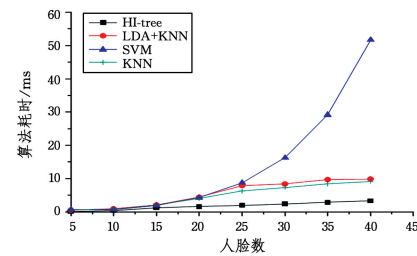


图 8 算法耗时测试

Fig. 8 Test of time consuming

从图 7 可以看出,随着测试样本与训练样本的不断增长,所有分类算法的识别率出现了一定程度的下降。由于 HI-tree 采用增量学习树进行人脸库构建,虽然样本数在不断增加,但并未对该 HI-tree 树的树形结构产生影响,因此相比于其他分类算法,采用 HI-tree 的识别率并未出现大幅度下降。

从图 8 中可以看出,不断增加的训练样本和测试样本使得 KNN,SVM 以及 LDA+KNN 算法的耗时都出现了较大幅度的增加,这是由于以上算法的时间复杂度较高。而 HI-tree 是采用分层聚类算法对人脸识别模型进行训练,可以直接将人脸训练样本添加到 HI-tree 的树形结构中,因此该算法的耗时增加幅度不大,具有较好的实时性。

4.3 本文算法综合性能的对比测试实验

本实验采用 Extend Yale-B 人脸库^[16]进行测试,该库包含了 38 个人,其中每人有 64 张图片,总共有 2432 张人脸图片,在该人脸库中每人有 9 种姿态变化,每种姿态有 64 种不同光照变化。本实验中将本文算法与文献[8]、文献[9]以及文献[10]中所涉及的算法进行对比测试。实验从人脸识别率与算法耗时两个方面进行,其中算法耗时是模型的训练时间

与测试时间之和。具体的实验结果如表 1 所列。

表 1 Extend Yale-B 人脸库实验结果

Table 1 Experiment results on Extend Yale-B face database

所用算法	识别率/%	算法耗时/s
本文算法	97.25	6.25
文献[8]中的算法	98.13	260
文献[9]中的算法	97.42	26
文献[10]中的算法	96.34	98

从表 1 的实验结果可以看出,本文所提算法在人脸识别率方面与其他算法基本持平,但是在算法耗时方面优于其他 3 种算法,因此本文算法能够在保证一定的人脸识别率的前提下,达到较好的实时性。

4.4 基于实际应用场景的人脸在线识别实验

为了测试本文算法在实际场景中的应用效果,使用摄像头(Logitech WebCam C170)进行图像采集,应用本文所提出的算法对摄像头所捕获的人脸进行跟踪识别。为了实现本文所提算法,使用开发工具 Visual Studio 2010 及开源的图像处理库 Opencv2.4.4 对本文算法进行构建。

为了测试本文算法在实际场景中的识别率,选取的实验测试人数为 10,每人采集 20 张图片作为训练样本,在这 200 张训练样本中包含人脸偏转的各种姿态图像,同时确保每种人脸姿态的样本数量相同。通过摄像头为每人采集一段具有 300 帧的人脸视频作为测试集,在所采集的人脸视频中每个人都有大幅度的姿态与表情变化。图 9 为本实验所选取的参与人及其标签的对应图。

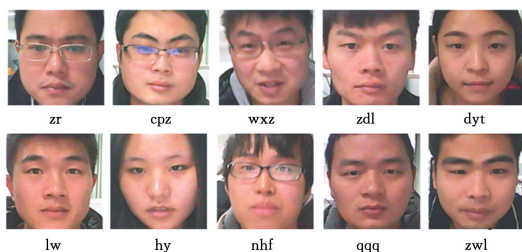


图 9 人脸与人脸标签的对应图

Fig. 9 Face image and its corresponding labels

首先建立基于 LFP-MB-CSLBP 特征的人脸特征库和基于全脸特征的 MB-CSLBP 人脸特征库,其中 LEP-MB-CSLBP 特征库存放人脸特征点检测成功时的人脸特征,而 MB-CSLBP 人脸库则用于存放人脸特征点检测失败时人脸侧面

的 MB-CSLBP 特征。当人脸出现大幅度姿态偏转时,人脸特征点将无法定位,从而导致 LFP-MB-CSLBP 特征提取失败。因此通过引入 CT (Compress Tracking) 压缩跟踪算法^[17]来辅助解决这个问题。将前一帧人脸识别成功的区域作为 CT 跟踪算法的起始位置开始跟踪,在跟踪过程中提取该区域内的 MB-CSLBP 特征,使用之前所建立的 MB-CSLBP 人脸特征库并结合 HI-tree 算法对所提取区域的特征进行大幅度偏转人脸的识别。由于在视频中人脸是连续运动的,因此在人脸大幅度偏转的时间段内,只要被跟踪区域的 MB-CSLBP 特征与 MB-CSLBP 特征库中该人脸的特征达到一定的相似度阈值,就可以判断所跟踪到的区域块还是之前所成功识别的人脸。

图 10 为将本文算法与 CT 跟踪算法相结合所实现的基

于摄像头的在线人脸识别的实验结果截图。本实验使用的 LFP-MB-CSLBP 特征的具体参数如下:特征提取算子为 $MB_2\text{-CSLBP}_{3\times 3}$,人脸特征点数为 49,人脸特征点邻域大小为 30×30 。

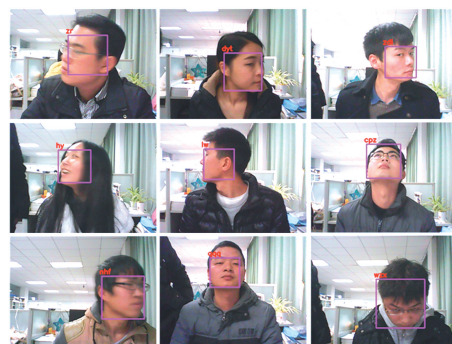


图 10 基于摄像头的在线人脸识别测试

Fig. 10 Online face recognition test based on camera

从图 10 可以看出,由于使用了 CT 跟踪算法对大幅度偏转人脸进行辅助定位,同时在跟踪过程中使用简单的偏转人脸 MB-CSLBP 特征进行跟踪目标人脸验证,因此算法的计算量并未增加,使得算法具有了较好的鲁棒性与实时性。结合 CT 跟踪算法与未结合 CT 跟踪算法的平均人脸识别率与平均帧率的对比结果如表 2 所列。

表 2 算法性能测试

Table 2 Performance test of proposed algorithm

识别算法	平均测试帧率/fps	平均人脸识别率/%
CT+HI-tree	16	95
HI-tree	10	82

从表 2 的实验数据可以看出,结合使用 CT 跟踪算法能够有效解决人脸姿态出现大幅度偏转导致人脸特征点检测失败的问题,并达到了较高的人脸识别率。同时由于结合了 CT 跟踪算法,能有效减少人脸识别算法的调用频率,使实时性得到了提高。

图 11 为本实验的单帧耗时,将每一帧图片的算法处理时间以曲线图的方式进行展示,通过计算可得出,平均每帧耗时为 62ms,即可以达到每秒 16 帧,因此所提方法具有较好的实时性。

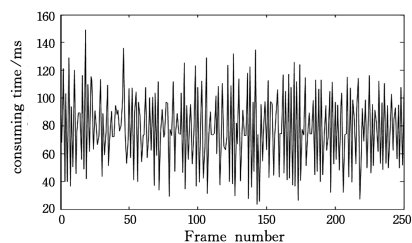


图 11 算法耗时

Fig. 11 Consuming time

结束语 为了提高人脸识别算法的实时性与识别率,本文提出了一种基于人脸特征点定位的 LFP-MB-CSLBP 特征,该特征由局部的人脸特征点特征融合而成,因此综合了局部特征和宏观特征的优点,具有较好的分类特性。同时本文基于 LFP-MB-CSLBP 特征构建了一种具有增量学习能力的 HI-tree 作为人脸分类算法。该算法使用分层聚类算法来建

立具有树形结构的人脸特征库,通过对该特征库的检索来实现对人脸的识别。由于该特征库的构建与检索都是基于分层聚类算法实现的,因此避免了计算测试样本与所有训练样本的距离,极大地降低了算法的计算量,使其具有较好的实时性。

未来工作将从以下两个方面展开:1)通过改进人脸特征点邻域内的特征提取算法,使之能够适应外界光照变化以及人脸部分被遮挡的情况,以增强人脸特征的抗干扰能力;2)对HI-tree所构建的人脸识别模型中的分层树形结构进行优化,以进一步提高算法的分类效率。

参考文献

- [1] BECKER B C, ORTIZ E G. Evaluating open-universe face identification on the Web[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013:904-911.
- [2] KAHRAMAN F, KURT B, GOKMEN M. Robust face alignment for illumination and pose invariant face recognition[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007:1-7.
- [3] MEDIONI G, CHOI J, KUO C H, et al. Identifying noncooperative subjects at a distance using face images and inferred three dimensional face models[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part A Systems & Humans, 2009, 39(1):12-24.
- [4] LIOR W, TAL H, YANIV T. Effective unconstrained face recognition by combining multiple descriptors and learned background statistics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(10):1978-1990.
- [5] CHEN D, CAO X, WIPF D, et al. An Efficient Joint Formulation for Bayesian Face Verification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(1):32-46.
- [6] LI P, MOHAMMED U, ELDER J, et al. Probabilistic Models for Inference about Identity[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(1):144-157.
- [7] MOGHADDAM B, JEBARA T, PENTLAND A. Bayesian face recognition[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(11):1771-1782.
- [8] CHEN D, CAO X, WEN F, et al. Blessing of Dimensionality: High-Dimensional Feature and Its Efficient Compression for Face Verification[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013:3025-3032.
- [9] TAN H, YANG B, MA Z. Face recognition based on the fusion of global and local HOG features of face images[J]. IET Computer Vision, 2014, 8(3):224-234.
- [10] ARASHLOO S R, KITTLER J. Class-Specific Kernel Fusion of Multiple Descriptors for Face Verification Using Multiscale Binarised Statistical Image Features[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(12):2100-2109.
- [11] LIANG Q X, HE G H, CHEN R L, et al. Research of face recognition algorithm based on nonnegative tensorfactorization[J]. Computer Science, 2016, 43(10):312-316. (in Chinese)
梁秋霞,何光辉,陈如丽,等.基于非负张量分解的人脸识别算法研究[J].计算机科学,2016,43(10):312-316.
- [12] WENG J Y, HWANG W S. Incremental Hierarchical Discriminant Regression[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18(2):397-415.
- [13] XIONG X H, TORRE F. Supervised Descent Method and Its Application to Face Alignment[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013:532-539.
- [14] HUANG G B, MATTAR M, BERG T, et al. Labeled faces in the wild: a database for studying face recognition in unconstrained environments[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 96(3):277-279.
- [15] SIM T, BAKER S, BSAT M. The CMU pose, illumination and expression database[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12):1615-1618.
- [16] GEORGHIADESA S, BELHUMEUR P N, KRIEGMAN D J, et al. From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6):643-660.
- [17] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking[C]// European Conference on Computer Vision. 2012:864-877.
- (上接第300页)
- 刘妍江,智敏.基于码本和运行期均值法的双层背景建模方法[J].计算机工程与科学,2016,38(6):1220-1224.
- [13] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking[C]// IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1999:246-252.
- [14] WANG S F, YAN J H, WANG Z G. Improved moving object detection algorithm based on local united feature[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10):2241-2248. (in Chinese)
王顺飞,闫钧华,王志刚.改进的基于局部联合特征的运动目标检测方法[J].仪器仪表学报,2015,36(10):2241-2248.
- [15] MATAS J, CHUM O, URBAN M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(10):761-767.
- [16] DING W R, KANG C B, LI H G, et al. Building areas extraction basing on MSER in unmanned aerial vehicle image[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(3):383-390. (in Chinese)
丁文锐,康传波,李红光,等.基于MSER的无人机图像建筑区域提取[J].北京航空航天大学学报,2015,41(3):383-390.
- [17] NISTÉR D, STEWÉNUS H. Linear Time Maximally Stable Extremal Regions[C]// European Conference on Computer Vision. 2008:183-196.
- [18] REN S G, MA C, XU H L. Improved Skeleton Extraction Algorithm Based Active Contour Model Research[J]. Computer Science, 2013, 40(7):289-292. (in Chinese)
任守纲,马超,徐焕良.基于改进主动轮廓模型的图像分割方法研究[J].计算机科学,2013,40(7):289-292.
- [19] SHI Y G, TAN J S, LIU Z W. Renal Cortex Segmentation Using Graph Cuts and Level Set[J]. Computer Science, 2016, 43(7):290-293. (in Chinese)
时永刚,谭继双,刘志文.基于图割和水平集的肾脏医学图像分割[J].计算机科学,2016,43(7):290-293.