

基于紧致全姿态二值 SIFT 的人脸识别*

毋立芳, 侯亚希, 许晓, 高源, 漆薇, 周鹏

(北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100124)

摘要: 姿态变化是人脸识别中的关键问题之一, 全姿态二值 SIFT (CPBS) 提取等间隔采样姿态人脸图像的二值化 SIFT 特征, 并用于任意姿态人脸识别, 获得了良好的识别性能。但是, CPBS 特征量很大, 计算成本很高。提出了紧致全姿态二值 SIFT (CCPBS) 的人脸识别方法。选取间隔 45° 的人脸图像作为训练集, 首先提取 ASIFT 特征进行融合。然后用基于稀疏表示的方法进行特征选择, 有效地滤除相似或相同的特征, 减少数据冗余。进一步对选择的特征进行二值化, 即可得到 CCPBS。人脸识别通过计算待识别人脸和 CCPBS 之间的汉明距离来完成。在 CMU-PIE 和 FERET 人脸库上实验结果表明, 提出的算法无需人脸对齐和标记, 即可以取得很高的正确识别率, 明显优于其他算法。与 CPBS 相比, 识别率仅降低很少的同时, 特征量降低了 22.11% 和 32.63%。

关键词: 人脸识别; 姿态变化; 紧致全姿态二值 SIFT

中图分类号: TP391 TH164 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Compact complete pose binary SIFT for face recognition with pose variation

Wu Lifang, Hou Yaxi, Xu Xiao, Gao Yuan, Qi Wei, Zhou Peng

(School of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Pose variation is one of challenging problems in face recognition. Complete pose binary SIFT (CPBS) was proposed to extract binary ASIFT from face images of five poses, which is utilized for face recognition and demonstrates good performance. However, CPBS has a large data and requires high computational cost. Here, the compact complete pose binary SIFT (CCPBS) is presented to address the issue. Five face images with poses of frontal view, rotation left/right 45 and 90 degree respectively are selected as gallery images of a subject. Firstly, the ASIFT descriptors of these image are pooled together. Then the algorithm based on sparse representation are proposed to filter out the ASIFT descriptors with similar characteristics. After that, the binary ASIFT descriptors are extracted and the CCPBS can be obtained. Face recognition is finished by hamming distance between the probe face image and the CCPBS. Compared experiments are carried out on the CMU-PIE face databases and FERET face databases. Experimental results show that our approach can obtain higher recognition ratio without face alignment or landmark fitting, which is much better than state-of-the-art algorithms. Compared with CPBS, the recognition ratio is reduced slightly with the reduced data of 22.11% and 17.0%.

Keywords: face recognition; pose variation; compact complete pose binary SIFT (CCPBS)

1 引言

人脸识别技术是模式识别和机器视觉领域最富挑战性的研究课题之一, 它在公共安全、信息安全、人机交互等领域中有着广泛的应用前景。姿态变化是自动人脸识别中的瓶颈问题之一。同一个人在不同姿态下的人脸图

像存在的差异大于相同姿态下不同人脸图像存在的差异^[1], 最终会导致识别错误。

针对姿态变化的人脸识别问题, 大致分为 2 类。第 1 类是基于模型的方法^[1-11]。Prince, S. J. D 等人^[4]提出了联结因子分析模型 (tied factor analysis, TFA) 来描述姿态在图像空间里的变化; Blanz, V 和 Vette, T^[8]提出了 3D 形变模型 (3D morphable model, 3DMM) 的人脸识别算法,

收稿日期: 2014-05 Received Date: 2014-05

* 基金项目: 北京市基金重点项目 (4091004)、北京市优秀人才培养资助个人项目 (2009D005015000010) 资助

在纹理统计变形模型和3D形状的基础上,采用图形学模拟方法对人脸采集过程的光照模型参数和透视投影参数进行建模;Asthana, A等人^[5]提出了基于3D姿态归一化的全自动姿态人脸识别方法,该方法利用标记2D人脸landmark点和平均的3D头部模型来合成正面人脸图像;Li等人^[1]通过研究发现在基于线性多元统计分析的跨姿态人脸表示模型中存在方差过大问题,采用岭回归(ridge regression)的方法平衡方差和偏差之间的关系来抑制方差,从而改善跨姿态人脸表示的识别性能。总的来说,大多数基于模型的方法都需要训练,计算复杂度更高,而且有些方法还需要人工标记特征点。

第2类是基于特征的方法。从人脸图像中提取姿态不变的特征(一般为局部特征),如AAM(Active Appearance Model)^[12-13]、弹性束图匹配^[14]、LBP(Local Binary Patterns)^[15]等。然而,这些方法都是对局部区域进行精确定位,通常是一些具有语义信息的区域,比如眼睛、鼻子、嘴巴。但是,语义特征和底层特征之间是存在鸿沟的,对具有语义的区域进行精确定位非常困难。另一个问题是这些局部特征对姿态变化是否具有鲁棒性。尺度不变特征变换SIFT^[16](scale invariant feature transform)是图像的局部特征,其对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性。之后Yu, G和Morel, J. M^[17]提出的改进的SIFT的算法Affine-SIFT新添加了一个参数(transition tilt)来度量仿射变化,因此ASIFT特征点具有仿射不变性。在2013年提出了全姿态二值SIFT特征(complete pose binary SIFT, CPBS)^[18],取得了很好的识别结果。由于选择5个姿态下的人脸图像作为样本,需要巨大的数据存储量,在识别阶段,对一个待识别图片,要和每个类别的5个样本来进行计算,计算成本是很高的。所以降低特征量是非常有必要的。本文提出了紧致全姿态二值SIFT(compact complete pose binary SIFT, CCPBS),首先对样本集中的5幅图片提取ASIFT特征,将其进行融合之后,进行基于稀疏表示的特征选择,再进行二值化,然后得到紧致全姿态二值SIFT特征,最后通过计算汉明距离来进行识别。

2 CCPBS 基本理论和问题

首先,研究ASIFT特征的鲁棒性。人脸姿态变化主要包括平面内旋转和平面外旋转2种,对于平面内旋转,因为ASIFT特征点对旋转具有不变性,因此ASIFT特征点对于平面内旋转是鲁棒的。在CMU-PIE人脸库中对平面外旋转的鲁棒性进行测试。选择CMU-PIE人脸库中C22(-90°)、C02(-65°)、C37(-45°)、C05(-25°)、C27(0°)、C29(+25°)、C11(+45°)、C14(+65°)、C34(+90°)进行两两之间的特征点匹配实验,匹配点数如

图1所示。从图1可以看出,两幅图之间姿态差别越大,匹配的特征点越少,相邻两个姿态的匹配点数相对较高。分析姿态数据发现,相邻两个姿态的平面外角度变化一般在25°左右。因此,可以说ASIFT特征点对±25°以内平面外旋转是鲁棒的。

进一步,分析对应ASIFT特征点欧氏距离和姿态变化的关系。选取若干特征点,计算其在不同姿态人脸图像中的欧氏距离,相应姿态差用两个姿态的旋转角度的差值来表达,结果如图2所示。可以看出,随着姿态差的增加,对应ASIFT点的欧氏距离而增大,相应地,其匹配概率减小。

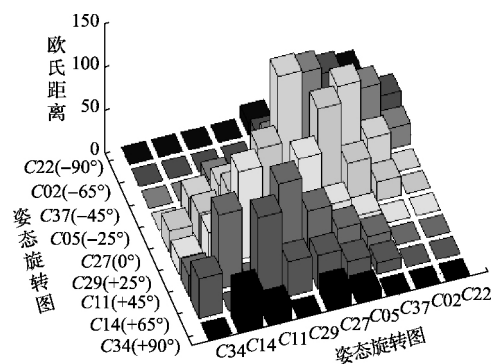


图1 从-90°~90°水平旋转人脸图像
两两匹配的结果

Fig. 1 The number of matching pairs between the face images with horizontal rotation from -90 degree to 90 degree

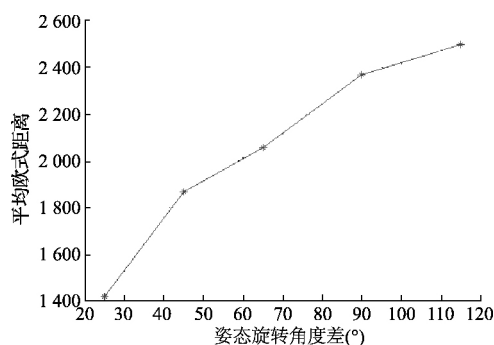


图2 两个SIFT特征点的欧氏距离
随姿态变化的变化情况

Fig. 2 Variation of the distance between two SIFT points as pose difference

综合图1和图2,可以得出结论,ASIFT特征对平面外25°以内的旋转是鲁棒的。因此,选取水平旋转角度差在50°左右的人脸图像(-90°, -45°, 0°, 45°, 90°)作为训练样本集,从这些人脸图像提取全部ASIFT特征,作为该人脸对象的特征数据集,并对其进行二值化,得到全姿态二值化SIFT特征(CPBS)。文献[18]的实验结果表

明,CPBS 对人脸姿态变化有较强的鲁棒性,但其数据量非常大,远远大于原始人脸图像的数据,为了解决这一问题,本文进一步提出了紧致 CPBS (CCPBS)。

3 紧致全姿态二值 SIFT (CCPBS)

为了实现水平方向任意角度的人脸姿态进行有效识别,对于每个人,需要提取每个人的 5 个姿态下人脸图像($-90^\circ, -45^\circ, 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$) 的 ASIFT 描述子。一幅人脸图像大约有 3 000 个 ASIFT 点,5 幅图像大约有 15 000 个 ASIFT 点,每一个 SIFT 描述子由 128 维的向量构成。则每个人的 CPBS 存储量约为 1.9×10^6 比特,特征量是非常大。在人脸识别/认证阶段,待识别人脸的 ASIFT 特征需要和所有人的所有 CPBSs 进行匹配,计算代价非常大,因此降低 CPBS 的特征量是非常有必要的。

3.1 基于稀疏表示的特征选择

特征选择是指从原始特征集合中选择评估标准最优的特征子集,将那些和任务无关的或者冗余的特征删除,从而简化数据集^[19]。

最近,稀疏表示在模式识别中引起了学者们的广泛关注^[20]。稀疏表示最重要的思想是:在一个足够大的训练样本空间内,对于一个类别的物体,由训练样本中同类的样本子空间线性表示,因此在当该物体有整个样本空间表示时,其表示的系数是稀疏的。

对于每一个人包含的特征由同一个人的 5 幅不同姿态下的图片来提取得到。尽管 ASIFT 特征仅对平面外 25° 以内的旋转是鲁棒的,但是不能排除样本中相邻姿态之间仍会存在一些相似特征。而且,样本集的选取是同一个人 5 个姿态下的人脸图像,将 ASIFT 特征融合在一起时,也会存在一些相似或相同的特征,为了消除这些冗余特征来减少特征量,首先采用基于稀疏表示^[21]的特征选择方法对特征描述子进行筛选。

假设现在给定的训练集 A 中有 N 类样本,其中第 s 类有 K_s 个特征。对于第 s 类,提取全姿态下的所有 ASIFT 特征,表示为 $T_{s1}, T_{s2}, \dots, T_{sK_s}$,对于任意一个描述子 T_{si} ,可以表示为其余特征 $T_{s1}, T_{s2}, \dots, T_{s(i-1)}, T_{s(i+1)}, \dots, T_{sK_s}$ 的线性组合,如式(1)所示:

$$T_{si} = \alpha_{s1}T_{s1} + \alpha_{s2}T_{s2} + \dots + \alpha_{sK_s}T_{sK_s} \quad (1)$$

定义一个矩阵 A_{si} ,其列由除去 T_{si} 的其他描述子构成,即 $A_{si} = [T_{s1}, T_{s2}, \dots, T_{s(i-1)}, T_{s(i+1)}, \dots, T_{sK_s}]$,系数 $x_{si} = [\alpha_{s1}, \alpha_{s2}, \dots, \alpha_{s(i-1)}, \alpha_{s(i+1)}, \dots, \alpha_{sK_s}]^T$,则可以表示为式(2)所示:

$$T_{si} = A_{si}x_{si} \quad (2)$$

在 K_s 个特征点中,对于某一个特征描述子 T_{si} ,如果

存在跟其相似的特征,那么 T_{si} 可以很好地通过其他的特征点重构出来,并且非零系数大多集中于跟其相似的特征。要想使重构有意义,则要保持跟 T_{si} 不相似或无关特征的系数为 0。简言之,要保证系数 x_{si} 是足够稀疏的,通过式(3)来表示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{si} &= \arg \min \|x_{si}\|_0 \\ \text{s. t. } &\|T_{si} - A_{si}x_{si}\|_2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)是稀疏表示理论的基本问题,同时也是 NP 难题,求解效率低下,高效的解决方法是当 x_{si} 的解足够稀疏的前提下, $\|x_{si}\|_1$ 和 $\|x_{si}\|_0$ 是近似等效的,使用 $\|x_{si}\|_1$ 代替 $\|x_{si}\|_0$,则问题转换为:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{si} &= \arg \min \|x_{si}\|_1 \\ \text{s. t. } &\|T_{si} - A_{si}x_{si}\|_2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (4)$$

则重构误差为 $\varepsilon_{si} = \|T_{si} - A_{si}\hat{x}_{si}\|_2$ 。

将 $\varepsilon_{s1}, \varepsilon_{s2}, \dots, \varepsilon_{sK_s}$ 按从小到大的顺序进行排序,将前 L 个对应的特征筛掉。保留特征个数为 $\tilde{K}_s = K_s - L$ 。

3.2 ASIFT 特征的二值化

二值化 SIFT 是由 Zhou 等人^[22]提出的,并且证明了跟原始 SIFT 描述子相比,二值化后的 SIFT 描述子仍能维持其性能。利用这种二值化的思想,在对特征进行筛选之后,对 ASIFT 描述子进行二值化,又可以进一步降低特征量。对于任意一个人 s ,经过特征选择以后,得到 \tilde{K}_s 个 ASIFT 点,可以表示为 $D_{s1}, D_{s2}, \dots, D_{s\tilde{K}_s}$ 。对第 i 个 ASIFT 描述子 $D_{si} = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{i128})^T \in \mathbf{R}^{128}$,通过式(5)来对其进行二值化,二值化后的结果为 $B_{si} = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{i128})^T$ 。

$$b_{ij} = \begin{cases} 1, & f_{ij} > \tilde{f}_i \\ 0, & f_{ij} \leq \tilde{f}_i \end{cases} \quad (j = 1, 2, \dots, 128) \quad (5)$$

式中: \tilde{f}_i 是向量 D_{si} 的中值。

由此,可以得到第 s 个人的紧致全姿态二值化 SIFT 特征 $CCPBS_s = [B_{s1}, B_{s2}, \dots, B_{s\tilde{K}_s}]$,特征量降低为 $128 \times \tilde{K}_s$ 比特。样本集的 N 个人可以表示为:

$$GB = \{CCPBS_1, CCPBS_2, \dots, CCPBS_N\} = \{B_{11}, B_{12}, \dots, B_{1K_1}, B_{21}, B_{22}, \dots, B_{2\tilde{K}_2}, \dots, B_{N1}, B_{N2}, \dots, B_{N\tilde{K}_N}\} \quad (6)$$

4 人脸识别

本文算法的整体流程如图 3 所示。在识别阶段,对于一个待识别人脸,提取其仿射尺度不变特征(ASIFT),对其进行二值化,得到二值化 ASIFT 特征,然后通过计算其与 CCPBSs 的汉明距离来进行相似度的计算,从而确定待识别人脸所属类别。

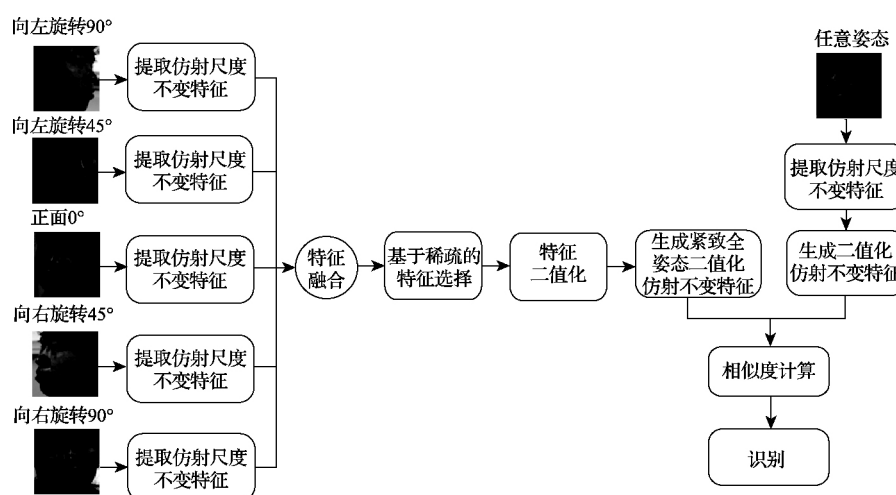


图3 算法框架

Fig. 3 The framework of the algorithm

假设一个待识别人脸图像 y , 提取 ASIFT 特征, 然后对其进行二值化, 最终提取出 k 个二值化描述子, 可以表示为:

$$Y = \{B_{y1}, B_{y2}, \dots, B_{yk}\} \quad (7)$$

通过式 (8) 来计算该测试图像和每个样本的紧致全姿态二值 SIFT 的相似度。

$$\text{Sim}(Y, \text{CCPBS}_i) = \sum_{m=1}^k \text{SGN}(\min_{j=1}^{K_i} \text{dis}_H(B_{ym}, B_{ij})) \quad (8)$$

$$\text{dis}_H(x, y) = x \oplus y \quad (9)$$

$$\text{SGN}(x) = \begin{cases} 1 & x \leq T \\ 0 & x > T \end{cases} \quad (10)$$

x 和 y 是二值向量, $\text{dis}_H(x, y)$ 表示 x 和 y 之间的汉明距离。 T 是阈值, 通过实验来得到 $T = 17$ 。

最终, 将测试样本 Y 归类于最大相似度所对应的类别中。

$$R_{\text{class}}(Y) = \max_{i=1}^N \text{Sim}(Y, \text{CCPBS}_i) \quad (11)$$

5 实验结果分析

5.1 人脸数据库

为了测试本文算法的有效性, 分别选取 CMU-PIE 和 FERET 人脸库来进行实验。这 2 个人脸库经常被用来作为姿态变化的人脸识别。

CMU-PIE 人脸库包括 68 个人, 每个人有 13 张不同姿态人脸, 图 4 是一个人的不同姿态下的人脸图像。训练集由 C22(−90°)、C37(−45°)、C27(0°)、C11(+45°) 和 C34(+90°) 5 张人脸构成, 其他姿态的人脸图像作为测试样本集。所有的人脸图像统一都裁剪为 80 × 80 尺

寸大小, 人脸图像是不需要对齐和标记的。

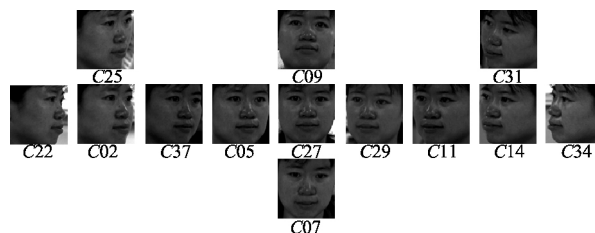


图4 CMU-PIE 人脸库的样本图像

Fig. 4 Example face images from CMU-PIE

FERET 人脸库包含 200 个人, 每个人有 9 个不同的姿态, 图 5 是一个人的不同姿态下的人脸图像。全姿态人脸由 $bc(-40^\circ)$ 、 $ba(0^\circ)$ 和 $bh(+40^\circ)$ 3 张图片组成, 其他姿态下的人脸作为测试样本。



图5 FERET 人脸库的样本图像

Fig. 5 Example face images from FERET

5.2 识别性能与数据量对比

将本文算法与 CPBS 在平均识别率和平均特征数据量上进行对比, 结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出, 与 CPBS 相比, 在 CMU-PIE 人脸库上, 平均特征数据存储量由原来的 1.9×10^6 b, 减小为 1.48×10^6 b, 节约了 22.11% 的存储空间。而平均识别率仅比 CPBS 降低了 2.39%。在 FERET 数据库上, 平均特征数据存储量由原来的 8.09×10^5 b, 减小为 5.45×10^5 b, 节约了 32.63% 的存储空间。而平均识别率仅比

CPBS 降低了 0.55%。因此 ,可以说该算法达到了人脸识别率和平均数据量综合最优。

表 1 CPBS 和 CCPBS 性能对比
Table 1 Comparison of the Performance
between CPBS and CCPBS

	CMP-PIE		FERET	
	平均人脸 识别率(%)	平均 数据量 /b	平均人脸 识别率(%)	平均 数据量 /b
CPBS	95.89	1.9×10^6	94.30	8.09×10^5
CCBPS	93.60	1.48×10^6	93.75	5.45×10^5
降低 比率(%)	2.38	22.11	0.55	32.63

5.3 人脸识别对比实验

在 CMU-PIE 数据库上 ,将本文提出的算法与 Asthana^[5]、Ho^[6]、Wang^[4]、Shahdi^[23]和 Li^[1]算法进行了对比实验 ,所有这些算法的实验结果都是从他们的相关论文中

直接获取 ,对比实验结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出 ,本文算法的识别效率基本都低于 CPBS ,但是针对 CPBS 有数据量减小约 22%。对于接近正面姿态的人脸图像 (C05 ,C07 ,C09 ,C29) ,本文算法的识别率不好。但是当姿态变化较大时 ,有些算法无法处理 ,如 Asthana 和 Ho 提出的算法只能处理接近正面姿态的人脸识别问题 ,姿态变化较大时 ,没有相应的识别率数据。Wang 等人的算法无法处理 65° 以上的姿态变化问题 ,在 ±65° 的识别率仅为 68% 和 76% ,而且该算法需要事先训练姿态分类器。Shahdi 和 Li 的方法可以进行任意姿态的人脸识别 ,但是对这些姿态的识别率大都低于本文算法。而且 ,Li 的算法需要人工标注关键点和已知测试人脸图像的姿态 ,而本文的算法是没有这些限制的。对于全部姿态的平均识别率本文算法仅次于 CPBS ,高于 Shahdi 和 Li 的方法而且本文算法的识别率方差 0.047 ,远小于其他算法 ,这说明本文算法的精度较高。

表 2 不同方法在 CMU-PIE 人脸库上的识别率比较
Table 2 Recognition Rates of Different Approaches on the CMU-PIE Database

	C25(%)	C02(%)	C05(%)	C07(%)	C09(%)	C29(%)	C14(%)	C31(%)	平均识别率(%)	方差
Asthana ^[6]	—	—	100	98.5	100	100	—	—	—	
Ho ^[7]	—	—	100	98.5	100	100	—	—	—	
Wang ^[5]	—	68	100	100	100	100	76	—	—	
Shahdi ^[23]	76	94	97	97	97	88	82	82	89.125	0.083
Li ^[2]	≈90	100	100	100	100	100	≈82	≈70	92.75	0.114
Wu ^[1]	98.5	98.5	98.5	100	100	100	80.6	91.0	95.89	0.069
本文算法(CCPBS)	97.0	95.5	97.0	97.0	92.4	97.0	86.4	86.4	93.6	0.047

在 FERET 人脸库上 ,将本文提出的算法与 Li-Holistic^[2]、Li-Local^[2]、Blanz^[8]和 Wu^[1]算法进行对比 ,结果如图 6 所示。从图 6 可以看出 ,本文算法在各种姿态下都优于 Li 提出的基于全局回归的方法 ,对于正面姿态人脸图像 (be ,bf) ,本文算法比 CPBS、Li-Local 和 Blanz 稍差 ,但是在姿态变化较大时 (bb ,bc ,bh ,bi) ,本文算法明显优于局部回归法 ,和 CPBS 和 Blanz 相当。而且 ,Li 和 Blanz 的方法都需要人工标注 ,Li 的方法还需要已知测试人脸图像的姿态。本文算法是无需人脸对齐和标记 ,无需已知姿态等先验知识。

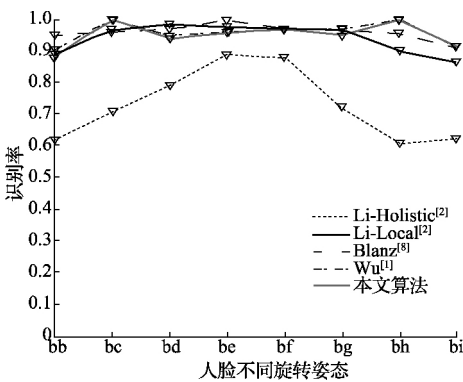


图 6 不同方法在 FERET 人脸库上的识别率比较
Fig. 6 Recognition Rates of Different Approaches
on the FERET Database

6 结 论

针对 CPBS 数据量较大的问题, 本文提出了紧致全姿态二值 SIFT(CCPBS) 的人脸识别方法, 采用系数表达的方法对 CPBS 进行紧致处理。首先将其进行融合, 然后采用稀疏表示来进行特征选择, 将冗余特征滤去, 再对选择的特征进行二值化处理, 即可以得到 CCPBS。最后, 通过计算汉明距离来进行识别。在 CMU-PIE 和 FERET 人脸库上的实验结果表明, 与 CPBS 相比, 在特征量减少 22.11% 和 32.63% 的情况下, 识别率仅降低了 2.36% 和 0.55%。与其他现有人脸识别算法对比实验表明, 本文算法无需人脸对齐和标记, 即可获得平均 93.6% 和 93.75% 的正确识别率, 明显优于其他算法。但是, 本文算法也有一些不足之处, 在二值化阶段, 虽然大大减少了特征量, 但是也丢失了很多原始特征携带的信息。在后面的研究中, 拟对二值化过程进行改进, 在减少特征量的同时, 尽可能多地保留原始特征携带信息, 从而提高基于 CCPBS 方法的识别性能。

参考文献

- [1] LI A, SHAN S, GAO W. Coupled bias-variance tradeoff for cross-pose face recognition [J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2012, 21(1): 305-315.
- [2] GONZÁLEZ-JIMÉNEZ D, ALBA-CASTRO J L. Toward pose-invariant 2-d face recognition through point distribution models and facial symmetry [J]. *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, 2007, 2(3): 413-429.
- [3] PRINCE S J D, WARRELL J, ELDER J H, et al. Tied factor analysis for face recognition across large pose differences [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2008, 30(6): 970-984.
- [4] WANG Z, DING X, FANG C. Pose adaptive lda based face recognition [C]. *Pattern Recognition, 19th International Conference on. IEEE*, 2008: 1-4.
- [5] ASTHANA A, MARKS T K, JONES M J, et al. Fully automatic pose-invariant face recognition via 3d pose normalization [C]. *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on. IEEE*, 2011: 937-944.
- [6] HO H T, CHELLAPPA R. Pose-invariant face recognition using Markov random fields [J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2013, 22(4): 1573-1584.
- [7] BLANZ V, VETTER T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2003, 25(9): 1063-1074.
- [8] 叶长明, 蒋建国, 詹曙. 不同姿态人脸深度图识别的研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2011, 25(10): 870-878.
- YE CH M, JIANG J G, ZHAN SH. Face recognition with 3D depth map in varied poses [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, 25(10): 870-878.
- [9] 詹曙, 张芝华, 叶长明, 等. 三维人脸深度图的流形学习-LOGMAP 识别方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2012, 26(2): 138-143.
- ZHAN SH, ZHANG ZH H, YE CH M, et al. 3D facial depth map recognition based on manifold learning-LOG-MAP algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2012, 26(2): 138-143.
- [10] SHARMA A, AL HAJ M, CHOI J, et al. Robust pose invariant face recognition using coupled latent space discriminant analysis [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2012, 116(11): 1095-1110.
- [11] HO H T, CHELLAPPA R. Pose-invariant face recognition using markov random fields [J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2013, 22(4): 1573-1584.
- [12] COOTES T F, EDWARDS G J, TAYLOR C J. Active appearance models [J]. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2001, 23(6): 681-685.
- [13] 林奎成, 王雪, 谈宇奇. 复杂光照下自适应区域增强人脸特征定位 [J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(2): 292-298.
- LIN K CH, WANG X, TAN Y Q. Adaptive region enhancement based facial feature localization under complex illumination [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(2): 292-298.
- [14] WISKOTT L, FELLOUS J M, KUIGER N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 1997, 19(7): 775-779.
- [15] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: Application to face recognition [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [16] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International journal of computer vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [17] YU G, MOREL J M. A fully affine invariant image comparison method [C]. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE International Conference on. IEEE*, 2009: 1597-1600.

- [18] WU L, ZHOU P, HOU Y, et al. Complete pose binary SIFT for face recognition with pose variation [M]. Biometric Recognition Springer International Publishing, 2013: 71-80.
- [19] QIAO L, CHEN S, TAN X. Sparsity preserving projections with applications to face recognition [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 331-341.
- [20] 胡正平, 李静, 赵淑欢. 基于 Borda 投票加权的子模块稀疏表示鲁棒模式识别算法 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(10): 2309-2315.
- HU ZH P, LI J, ZHAO SH H. Sub-modular sparse representation algorithm for robust pattern recognition based on Borda voted weighting [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument 2013, 34(10): 2309-2315.
- [21] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2009, 31(2): 210-227.
- [22] ZHOU W, LI H, WANG M, et al. Binary sift: Towards efficient feature matching verification for image search [C]. Proceedings of the 4th International Conference on Internet Multimedia Computing and Service. ACM, 2012: 1-6.
- [23] SHAHDI S O, ABU-BAKAR S A R. Varying pose face recognition using combination of discrete cosine & wavelet

transforms [C]. Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), 2012 4th International Conference on. IEEE, 2012, 2: 642-647.

作者简介



Wu Lifang (Corresponding author) received her B. Sc. Degree(1991), M. Sc. Degree(1994) and Ph. D. Degree(2003) from Beijing university of technology. Now she is a professor and Ph. D. Supervisor at Beijing university of technology. Her main research interests include image processing and pattern recognition.



a mater student in Beijing University of technology. Her main research interests on face recognition.

毋立芳(通讯作者), 分别于 1991、1994 和 2003 年在北京工业大学获得学士、硕士和博士学位, 现为北京工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为图像处理、模式识别等。

E-mail: lfwu@bjut.edu.cn

侯亚希, 2012 年于河北联合大学获得学士学位, 现为北京工业大学硕士研究生, 主要研究方向为人脸识别。

E-mail: houyaxi0022@163.com

Hou Yaxi received her B. Sc. degree in 2012 from Hebei union university. Now she is