

自适应三维形变模型结合流形分析的人脸识别方法

王渐韬¹ 赵 丽² 齐兴斌²

(西南石油大学计算机科学学院 成都 610500)¹ (山西大学计算机工程系 太原 030013)²

摘要 为了在人脸姿态和表情归一化后减少人脸外观的信息损失,提出自适应三维形变模型(3DMM)结合流形分析的人脸识别方法。首先,描述人脸姿态变换引起的 2D 和 3D 坐标的不对应性,提出自适应 3DMM 拟合方法;然后,通过三维变换来保留尽可能多的身份信息,将整个图像网格化映射成 3D 对象,姿态和表情的归一化保证了变换的稳定;最后,利用多流形判别分析计算流形与流形之间的距离,并利用最近邻分类器完成识别。在 Multi-PIE, LFW 以及自己采集的数据库上的实验验证了所提方法的有效性,在 3 个数据库上的识别率分别高达 99.8%, 95.25%, 98.62%。所提方法显著改善了人脸识别性能,在约束和无约束环境下均优于其他几种较新的识别方法。

关键词 人脸识别, 自适应, 三维形变模型, 多流形判别分析, 不可见区域, 最近邻分类器

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Face Recognition Method Based on Adaptive 3D Morphable Model and Multiple Manifold Discriminant Analysis

WANG Jian-tao¹ ZHAO Li² QI Xing-bin²

(School of Computer Science, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)¹

(School of Computer, Shanxi University, Taiyuan 030013, China)²

Abstract In order to reduce the loss information of face appearance after the normalization of face pose and expression, a normalization face recognition method of face pose and expression based on adaptive three-dimensional morphable model (3DMM) and multiple manifold discriminant analysis was proposed. Firstly, face pose 2D and 3D coordinate transformation caused by the non-correspondence is described, and an adaptive 3DMM fitting method is proposed. Then, the entire image is mapped into a 3D grid objects by three-dimensional transformation to preserve the identity information as much as possible. Finally, multiple manifold discriminant analysis is used to calculate the distance between manifolds, and the nearest neighbor classifier is used to finish recognition. The effectiveness of the proposed method is verified by experimental results on data base Multi-PIE, LFW and self-collection experiments, the face recognition accuracy on the three databases can achieve 99.8%, 95.25%, 98.62%, respectively. The proposed method significantly improves the performance of face recognition, and it is better than other similar advanced methods in constrained and unconstrained environment.

Keywords Face recognition, Adaptive, Three-dimensional morphable model, Multiple manifold discriminant analysis, Invisible region, Nearest neighbor classifier

1 引言

过去的十年中,人脸识别^[1]备受关注,在实际应用中拥有巨大商业价值,如访问控制、身份验证和视频监控^[2]等。学者们已提出了许多不同的识别方法,如主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[3]、线性成分分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[4]、独立主成分分析(Independent Component Analysis, ICA)^[5]等。这些方法在无约束条件下可以取得较好的效果,然而当光照、姿态、表情及场景发生变化时,识别效果明显下降。

三维人脸识别方法一般可以分为两类:图像级归一化^[3-5,7-8]和特征级归一化^[6,9-11]。图像级归一化方法旨在任意条件下合成一个虚拟的正规视图,其可以很容易地被纳入传

统的人脸识别框架中,作为一个预处理步骤。特征级归一化旨在获取对姿态和表情变化的鲁棒人脸表示。

文献[6]提出了一种基于 PCA 的 2D-3D 特征级融合算法,利用典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)将一个 2D 或 3D 人脸图像与一个融合图库人脸图像进行匹配,融合的人脸图像含有 2D 和 3D 模式特征,所用的分类器为欧氏距离分类器,然而算法针对较为中性的表情。

文献[7]利用对输入数据产生影响的测量不确定性解决人脸识别和分类的非线性问题。该方法基于概率统计方法,系统输出为可信度,每个类使用置信度(Confidence Level, CL)描述,合理使用了准确率、错误率以及弃权率来提高识别效果。

文献[8]针对人脸畸变、表情变化等不可控因素,在 B 样

王渐韬(1989—),男,硕士生,主要研究领域为模式识别、数据仓库等;赵

丽(1980—),女,硕士,副教授,主要研究领域为模式识别、图像处理;

齐兴斌(1976—),男,硕士,副教授,主要研究领域为模式识别、图像处理。

条的多级模型的自由形式形变(Free Form Deformation, FFD)的基础上,利用低分辨率 FFD 网格配准,完成全局配准后,计算对应子块图像的相关性,相关系数较小的子块运用高分辨率 FFD 网格进行细配准,凸集投影 POCS 重建多帧图像为高分辨率图像。然而,在重建和拟合过程中,POCS 重建会产生图像边缘模糊等问题。

文献[9-10]是一种三维形变模型(3D Morphable Model, 3DMM)方法,利用 PCA 构造三维形状和纹理模型,通过最小化图像和模型外观的差值估计模型参数。尽管 3DMM 具有一定的效果,但该方法处理每张图像的时间成本非常昂贵^[10]。

文献[11]提出了多特征 3D 人脸识别方法,利用 3 种图像从人脸图像中提取特征,即最大曲率图像、平均边缘图像、范围图像,其中多个融合特征通过权重线性组合。该方法的一个较大缺点是需要使用 3D 扫描仪/照相机,该设备是一种价格昂贵的数据采集工具,且处理时间很长。

大多数三维归一化方法不填充遮挡造成的不可见区域,导致需要大量人工处理。为此,提出一种基于 3DMM 的姿态和表情归一化方法,其能高保真地还原规范化视图,保留人脸的外观,从而只需要较少的人工干预,且信息损失量较小。其主要贡献为:1)在三维形变模型的基础上,提出了一种自适应三维形变模型的拟合方法;2)提出了身份保留归一化方法,将图像网格化并映射成一个三维对象,利用“走势拟合和细节填充”补充不可见区域。

2 提出的方法

2.1 规范化预处理

给定三维人脸,通过预处理规范化人脸模型并产生深度图和纹理图像,从而实现人脸图像中视点的不变表示,包括以下几个步骤:鼻尖检测、三维人脸裁剪和姿态校正、对称填充以及平滑重采样,预处理示例结果如图 1 所示。

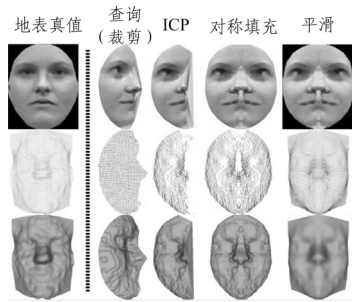


图 1 三维人脸预处理结果示例

2.2 三维形变模型 3DMM

通过人脸扫描的线性组合,3DMM 可以在很大程度上近似任意人脸形状。文献[12]把 3DMM 方法扩展到包含表情的人脸,依照对中性脸的偏移,有:

$$S = \bar{S} + A_{id}\alpha_{id} + A_{exp}\alpha_{exp} \quad (1)$$

其中, S 是三维人脸, \bar{S} 是平均形状, A_{id} 是由中性表情做三维人脸扫描训练所得的主轴, A_{exp} 是用表情扫描和中性脸扫描的偏移量训练所得的主轴, α_{exp} 表示表情权重。

为了把 3DMM 匹配到一张人脸图像上,需要把人脸模型投影到图像平面,用弱透视投影:

$$S_{2d} = fPR(\alpha, \beta, \gamma)(S + t_{3d}) \quad (2)$$

其中, S_{2d} 是三维点集在图像平面上的二维位置, f 是比例因子, P 是正交投影矩阵 $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, $R(\alpha, \beta, \gamma)$ 是由绕 x 轴转动的俯仰角(α)、绕 y 轴转动的偏航角(β)、绕 z 轴转动的翻滚角(γ)构成的 3×3 的旋转矩阵, t_{3d} 是平移矢量。拟合过程需要搜索三维点的二维坐标 S_{2d} ,通过最小化 S_{2d} 和 S_{2dt} 的距离估计模型参数:

$$\arg \min_{f, R, t_{3d}, \alpha_{id}, \alpha_{exp}} \|S_{2dt} - S_{2d}\| \quad (3)$$

2.3 自适应 3DMM 拟合

在无约束环境中稳定地检测人脸坐标已经成为可能^[13],如果在人脸模型上标记了相应的三维坐标,就可以构建三维和二维空间之间的稀疏对应关系。这样,3DMM 可以结合式(3),然而这个拟合框架有一个很大的问题,不同姿态脸颊边缘上的坐标是不一致的。当人脸偏离正面姿态时,轮廓线上的坐标会偏移脸部侧影轮廓,打破正确的对应关系。

为了解决该问题,文献[14]为每个姿态构建了一个包含三维坐标结构的查找表,但这种方法依赖于姿态估计,且需要一个非常大的查找表。所提方法集中那些会偏移的轮廓坐标,并自动重建对应关系:当姿态改变时,如果一个轮廓坐标是可见的,它将不会偏移;或者它将沿着平行线移动到可见边界。在这个假设中,坐标的路径限制在了平行线上,并给它们一个明确的范围。请注意,在拟合过程中,姿态和坐标配置取决于迭代估计。为了提高效率,提出一种近似方法来避免迭代可见性。观察人的头部,大致是一个圆柱体,是一个(绕偏航角和俯仰角)离面转动的圆柱体,可视边界总是对应于 x 坐标端点的母线(最左和最右),如果平行线超过了可见边界, x 坐标端点将偏移为目标位置。因此,首先设定三维人脸只绕偏航角和俯仰角转动,以消除平面转动带来的影响。

$$S_{\alpha, \beta} = R(\alpha, \beta, 0)S \quad (4)$$

对于每条平行线,选择 x 坐标端点作为调整后的轮廓坐标,二维和三维之间的对应关系得到重建,3DMM 拟合可以归纳为:

$$S_{2d_land} = fPR[\bar{S} + A_{id}\alpha_{id} + A_{exp}\alpha_{exp} + t_{3d}]_{land} \quad (5)$$

其中, s_{2d_land} 是二维坐标,下标 $land$ 是选择得到调整的三维坐标,需要计算的参数是形状 α_{id} ,表情 α_{exp} ,姿态 f, R, t_{3d} 和坐标配置 $land$ 。确定其中任意 3 组参数,剩下一组参数都能被计算出来。通过迭代的方式(实验中迭代次数为 4 次),即求解式(5)来估计参数。拟合时间很短,可以在 0.2s 内完成。

2.4 归一化处理

3DMM 拟合后,位姿可以用旋转矩阵 R^{-1} 进行矫正。

$$S_{img_2d} = R^{-1}S_{img} \quad (6)$$

其中, S_{img} 是包含三维人脸模型和锚点的网格化人脸对象, R 是 3DMM 拟合时的估计旋转矩阵, S_{img_2d} 是归一化的网格。为了表情归一化,将 α_{exp} 设置为中性表情权重 α_{exp_neu} ^[12],形状参数保持不变,以保留身份信息。

2.5 多流形判别分析

首先将降维后的样本建模为流形 $M_T = [x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{TN}]$,并为 M_T 设定标记 c :

$$c = \arg \min_i d(M_T, M_i), i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

判别分析过程中,如果样本信息没有得到充分利用,则会

较大地影响流形距离的计算结果。

图2为流形距离的度量示例,假定 $y_i = W_i^T M_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}]$ 及 $y_T = W_T^T M_T = [y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tn}]$ 分别表示流形 M_i 和 M_T 通过 W_i 投影后的低维特征子空间,则这两个流形的距离可通过式(8)计算得到:

$$d(M_i, M_T) = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t d(y_{Tj}, A_k(y_{Tj})) \quad (8)$$

其中, $A_k(y_{Tj})$ 是 y_{Tj} 在 y_i 中的第 k 个近邻, k 值设定为 4, 并通过解决式(9)的最优化问题获得 $d(y_{Tj}, A_k(y_{Tj}))$:

$$d(y_{Tj}, A_k(y_{Tj})) = \min_{\sum_{s=1}^k r_s = 1} \left\| y_{Tj} - \sum_{s=1}^k r_s A_k^s(y_{Tj}) \right\|^2 \quad (9)$$

其中, r_s 为近邻 $A_k^s(y_{Tj})$ 对 y_{Tj} 的稀疏重构系数。计算出流形距离后,可很容易地利用最近邻分类器(Nearest Neighbor Classifier, NNC)^[15] 识别出最为相似的人脸。

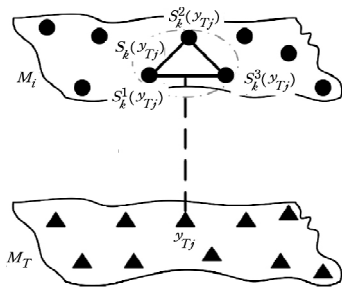


图2 多流形判别分析中的距离度量

3 实验与分析

在配有 Intel 酷睿 i3 双核处理器、2.49GHz 主频、4GB RAM 的 PC 机上进行实验,采用 MATLAB 和 C 语言混合编程,调用了一些 opencv2.49 函数。使用 3 个数据库: Multi-PIE, LFW 以及自己采集的数据库。

3.1 Multi-PIE 数据库

Multi-PIE 人脸数据库^[7]包含了 337 个受试者,在环境不变的情况下改变姿态、光照和表情来采集图像,Multi-PIE 的高度标准化且大多数归一化方法使用这个数据库进行展示,进一步分析所提方法对姿态和表情的鲁棒性。图3示出了 PIE 人脸库中的图像示例。

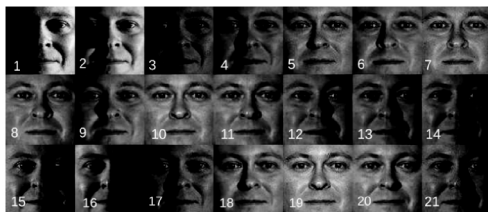


图3 PIE 人脸数据库的人脸图像示例

在 Multi-PIE 上进行实验,使用图像来自 337 个受试者,分为 7 个姿态 ($-45^\circ, -30^\circ, -15^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ$), 正面光照标记为 07, 前 200 名受试者作为训练集,其余 137 名受试者作为测试集。在评价过程中,每个受试者的最早期的正面图像被用作图库图像,剩余的图像被用作探测图像。

表1列出了不同方法的识别结果,包括 CCA^[6], CL^[7], FFD^[8] 和 3DMM^[9],所有方法均自动进行。根据方法的假设条件,将方法的数据库依赖性分为 3 个级别。由于 CCA^[6] 具

有很强的数据库依赖性,因此在有约束环境中使用困难。其他 3 种方法不需要数据配置,但归一化模型的训练和测试使用同一个数据库,即这些方法使得测试集与训练集有相同的姿态变化,数据库依赖性较弱。

表1 各方法在 Multi-PIE 数据库中的识别率/%

方法	姿态							依赖性
	-45°	-30°	-15°	15°	30°	45°	平均	
CCA ^[6]	84.9	92.6	96.3	95.7	94.3	84.4	91.4	强
CL ^[7]	86.9	95.5	99.1	99.7	95.5	81.8	93.2	弱
FFD ^[8]	95.6	98.5	100.0	99.3	98.5	97.8	98.0	弱
3DMM ^[9]	84.7	95.0	99.3	99.0	92.9	85.2	92.7	弱
所提方法	97.4	99.5	99.6	99.8	99.0	96.7	98.6	—

实验中,采用高维 Gabor 特征作为特征提取器,为了更好地进行对比,表1列出了识别结果,识别率第一名和第二名加粗显示,最后一列代表数据库依赖程度,“—”代表无依赖性,识别率最高可达 99.8%。由表1可知,所提方法在大姿态 ($\pm 45^\circ$) 时表现优秀,这可能是由于不可见区域和背景的良好修复带来的结果,且由于无数据库依赖性,具有更好的泛化能力。

3.2 LFW 数据库

户外脸部检测数据库(LFW)^[9]是无约束人脸识别最常用的数据库。含有 13223 张来自 5729 位受试者的表情、姿态、遮挡等变化的图像,图像示例如图4所示。“图像约束”和“图像无约束”均被采用,人脸识别性能以平均精度的形式给出,严格地只使用 LFW 样本,不使用外部数据。给定一张人脸图像,首先自动标定面部坐标,然后通过规范化预处理消除姿态和表情变化。只对偏航角大于 10° 且正镜面脸偏航大于 40° 的样本进行不可见区域填充。采用 Matlab 和 C 语言混合编程,整个过程大约需要 0.8s。



图4 LFW 人脸库中的图像示例

大多数三维人脸识别方法只是保留人脸区域,不能很好地处理不可见区域,而所提方法从不可见区域和背景中评估,对 3 种具有不同程度完整性的图像进行识别。第一类“可见”只保留可见人脸区域(见图5(b)),第二类“人脸”是一张不可见区域被填充的完整的人脸(见图5(c)),最后一类“完整”是完全归一化的图像(见图5(d))。

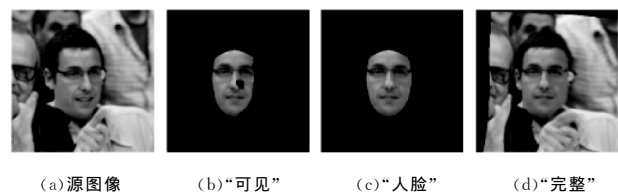


图5 3 种不同的人脸图像

表2列出了约束和无约束在不同特征设置中的识别精度,识别率最高可达 95.25%。结果表明,在不可见区域填充的精度中 Gabor 平均提升了 1.38%, LBP 平均提升了

0.77%。考虑到 6000 个测试组中只有 3323 组需要不可见区域填充,因此这个提升是显著的。如果进一步保持背景不变,对每个特征和分类器会有一个稳定的 0.5% 的提升,这表明外部人脸区域携带着有助于人脸识别的身份信息。

表 2 在 LFW 数据库中 3 种不同方式的识别精度/%

设置	特征提取方法	可见	人脸	完整
约束	LBP	91.47	92.18	92.57
	Gabor	90.73	92.33	92.80
无约束	LBP	93.43	94.25	94.87
	Gabor	93.58	94.73	95.25

表 3 列出了不同方法的人脸识别精度,从平均识别率和标准差可以看出所提方法的识别率明显优于其他方法,最高可达 93.80%。其预处理能够通过归一化简化学习任务,进一步提高人脸识别性能,具有良好的泛化性能。

表 3 各方法在 LFW 中的平均识别率及其标准差/%

方法	精度 ($\mu \pm SE$)
ICA ^[5]	0.8777 \pm 0.0051
CCA ^[6]	0.8777 \pm 0.0062
CL ^[7]	0.8973 \pm 0.0038
FFD ^[8]	0.9068 \pm 0.0141
3DMM ^[9]	0.9110 \pm 0.0059
所提方法	0.9380 \pm 0.0047

3.3 采集数据库

本节为自采集数据库的实验部分,数据采集通过 3D 扫描仪完成,数据库一共有 14 人,每人有 16 段视频,设置不同的光照条件,同时面部表情变化多样。尽量模拟各种真实环境。图 6 和图 7 是采集的正脸和侧脸样本图像。

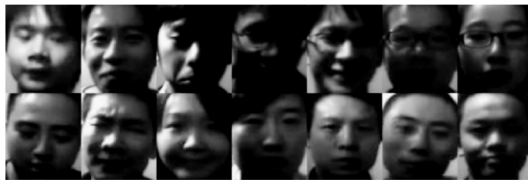


图 6 正脸样本



图 7 正脸侧脸样本

特征提取采用 LBP,对于偏航角大于 10° 且正镜面脸偏航角大于 40° 的样本进行不可见区域填充。每段视频取 5 幅图像用于训练,剩下的用于测试,实验结果如表 4 所列。

表 4 在自采集数据库上的平均识别率及其标准差/%

方法	精度 ($\mu \pm SE$)
ICA ^[5]	96.70 \pm 1.93
CCA ^[6]	96.60 \pm 1.43
CL ^[7]	96.09 \pm 1.58
FFD ^[8]	97.22 \pm 1.70
3DMM ^[9]	96.12 \pm 1.12
所提方法	98.62 \pm 0.83

从表 4 可以看出,与前面两个人脸数据库的测试结果相似,所提方法取得了更高的识别率,标准差也更小,识别率最

高可达 98.62%。自适应 3DMM 的良好泛化能力得到了较好的体现。

3.4 性能比较

为了体现所提方法的优越性,比较各方法的时间和空间复杂度,分别比较了训练时间复杂度、测试时间复杂度和空间复杂度,具体结果如表 5 所列,其中, m 和 n 分别表示图像矩阵的行像素数和列像素数, L , M 和 N 分别表示投影向量数、测试样本数和训练样本数。

表 5 各方法的复杂度比较

方法	训练阶段 时间复杂度	测试阶段 时间复杂度	总体空间 复杂度
ICA ^[5]	$O(m^2 n^2 L + mnN^2)$	$O(2mnL)$	$O(m^2 n^2)$
CCA ^[6]	$O(m^2 n^2 L + mnN^2)$	$O(2mnL)$	$O(m^2 n^2)$
CL ^[7]	$O(m^2 n^2 L + mnN^2)$	$O(2mnL)$	$O(m^2 n^2)$
FFD ^[8]	$O(m^2 n^2 L + mnN^2)$	$O(2mnL)$	$O(m^2 n^2)$
3DMM ^[9]	$O(2m^2 n^2 L + mnN^2)$	$O(2mnL)$	$O(2m^2 n^2)$
所提方法	$O(m^2 n^2 L + 2mnN^2)$	$O(2mnL)$	$O(m^2 n^2)$

从表 5 可以看出,所提方法的测试阶段时间复杂度与其他方法在同一个数量级,训练阶段和总体空间复杂度占有一定位优势。

结束语 该文提出了自适应 3DMM 结合多流形判别分析的人脸识别方法,在 Multi-PIE, LFW 以及自己采集的数据库上的识别率可分别高达 99.8%, 95.25%, 98.62%。在约束和无约束环境中都能取得较好的识别性能,实验结果也验证了该方法的有效性,在具有大角度姿态变化的人脸识别方面也表现良好。

然而,所提方法也存在一个缺点,由于需要根据面部对称性填充不可见区域,如果人脸被物体遮挡,遮挡区域也会被镜像复制,容易导致不良的归一化结果。未来将对这方面进行研究和改进。

参考文献

- [1] 李武军,王崇骏,张炜,等. 人脸识别研究综述[J]. 模式识别与人工智能,2006,19(1):58-66.
- [2] 刘辉,万鸣华,王巧丽. 分块 MMC 及其在人脸识别中的应用[J]. 计算机科学,2015,42(8):78-81.
- [3] 王亚星,齐林,郭新,等. 基于稀疏 PCA 的多阶次分数傅里叶变换域特征人脸识别[J]. 计算机应用研究,2016,33(4):1253-1257.
- [4] ADAMO A, GROSSI G, LANZAROTTIR, et al. Robust face recognition using sparse representation in LDA space[J]. Machine Vision and Applications,2015,26(6):837-847.
- [5] 王宏漫,欧宗瑛. 采用 PCA/ICA 特征和 SVM 分类的人脸识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2003,15(4):416-420.
- [6] KAMENCAY P, HUDEC R, BENCO M, et al. 2D-3D face recognition method based on a modified CCA-PCA algorithm [J]. Int J Adv Rob Syst,2014,11(6):1-8.
- [7] ZHANG D, WANG Q G, YU L, et al. Fuzzy-Model-Based Fault Detection for a Class of Nonlinear Systems with Networked Measurements [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement,2013,62(12):3148-3159.
- [8] 孔英会,张少明. 多级 FFD 配准视频人脸超分辨率重建[J]. 光电工程,2012,39(10):46-53.

表 3 不同算法的 PSNR(噪声水平为 50)/db

图像名	$\sigma=50$				
	NNM	BM3D	LSSC	WNNM	Ours
C. man	24.88	26.25	26.33	26.41	26.50
house	27.84	29.69	30.01	30.31	30.21
Parrot	24.87	25.61	25.81	26.07	26.22
Peppers	25.29	26.73	26.82	26.91	27.01
Monarch	24.46	26.13	26.22	26.32	26.41
Leaves	23.36	24.68	24.81	25.47	25.59
StarFish	23.83	25.04	25.12	25.44	25.52
Montage	26.04	27.90	28.10	28.27	28.34
Airplane	23.97	25.10	25.25	25.43	25.50
Paint	24.19	25.67	25.59	25.98	26.11
J. Bean	27.96	29.26	29.42	29.62	29.73
Fence	24.59	25.92	25.87	26.43	26.54
Lena	27.74	29.05	28.95	29.24	29.29
Barbara	25.75	27.23	27.03	27.79	28.81
Boat	25.39	26.78	26.77	26.97	27.04

表 4 不同算法的 PSNR(噪声水平为 100)/db

图像名	$\sigma=100$				
	NNM	BM3D	LSSC	WNNM	Ours
C. man	21.49	23.07	23.15	23.35	23.56
house	23.65	25.51	25.71	26.79	26.82
Parrot	21.38	22.61	22.74	23.19	23.26
Peppers	21.24	23.31	23.02	23.44	23.76
Monarch	20.22	22.59	22.79	22.81	22.96
Leaves	18.73	20.91	20.58	21.57	21.71
StarFish	20.58	22.10	21.77	22.10	22.32
Montage	21.70	23.89	23.77	24.16	24.24
Airplane	20.73	22.11	21.69	22.55	22.61
Paint	21.02	22.51	22.14	22.74	22.81
J. Bean	23.79	25.80	25.64	26.04	26.13
Fence	21.23	22.92	22.71	23.37	23.51
Lena	24.41	25.95	25.96	26.20	26.41
Barbara	22.14	23.62	23.54	24.37	24.48
Boat	22.48	23.97	23.87	24.10	24.22

此外,所提算法在大噪声的情况下相对与其他算法优势更明显,在噪声水平为 100 时,所提算法相对于 BM3D 算法性能平均提高了 0.92dB,相对于 LSSC 算法提高了 0.61dB,相对于 WNNM 算法平均提高了 0.16dB。随着噪声水平的增加,所提方法的去噪优势更加明显。

结束语 本文提出了一种一般性的非凸核范数最小化框架,在该框架下可以通过设计满足条件 1 的非凸函数来实现矩阵奇异值权重的调节,并证明了在框架下使用固定点迭代算法求解的收敛性。该框架有助于后面的研究者设计出更有效的低秩近似模型。此外,本文还将算法应用到图像去噪中,实验结果表明相对其他先进的算法,所提方法更具优势。

(上接第 235 页)

- [9] OSWALD A, SMITH W A P. Inverse Rendering of Faces with a 3D Morphable Model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(5): 1080-1093.
- [10] 吕杰. 基于多张照片的三维人脸建模[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
- [11] 周凯汀, 郑力新. 基于改进 ORB 特征的多姿态人脸识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 42(2): 287-295.
- [12] CHU B, ROMDHANI S, CHEN L. 3D-Aided Face Recognition Robust to Expression and Pose Variations[C] // 2014 IEEE

参考文献

- [1] DE LA TORRE F, BLACK M J. A framework for robust subspace learning[J]. IJCV, 2003, 54(1-3): 117-142.
- [2] LIU G, LIN Z, YAN S, et al. Robust subspace segmentation by low-rank representation[C] // International Conference on Machine Learning, 2010: 663-670.
- [3] ZHENG Y, LIU G, SUGIMOTOS, et al. Practical low-rank matrix approximation under robust l1 norm[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1410
- [4] SALAKHUTDINOV R, SREBRO N. Collaborative filtering in a non-uniform world; Learning with the weighted trace norm[C] // NIPS, 2010: 2056-2064.
- [5] MU Y, DONG J, YUAN X, et al. Accelerated low-rank visual recovery by random projection[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2011: 2609-2616.
- [6] WRIGHT J, PENG Y, MA Y, et al. Robust principal component analysis: Exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex optimization[C] // NIPS, 2009.
- [7] WANG S, ZHANG L, LIANG Y. Nonlocal spectral prior model for low-level vision[C] // ACCV, 2012.
- [8] LIU R, LIN Z, DE LA TORRE F, et al. Fixed-rank representation for unsupervised visual learning[C] // CVPR, 2012
- [9] DONG W, SHI G, LI X. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation, a low-rank approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22(2): 700-711.
- [10] DONOHO D L, GAVISH M, MONTANARI A. The phase transition of matrix recovery from gaussian measurements matches the minimax mse of matrix denoising[C] // PNAS, 2013.
- [11] LU C, TANG J, YAN S Y, et al. Generalized nonconvex nonsmooth low-rank minimization[C] // CVPR, 2014.
- [12] GONG P, ZHANG C, LU Z, et al. A general iterative shrinkage and thresholding algorithm for non-convex regularized optimization problems[C] // ICML, 2013.
- [13] GU S, ZHANG L, ZUO W, et al. Weighted Nuclear Norm Minimization with Application to Image Denoising [C] // CVPR, 2014.
- [14] RHEA D. The case of equality in the von Neumann trace inequality[M]. Preprint, 2011.
- [15] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [16] MAIRAL J, BACH F, PONCE J, et al. Nonlocal sparse models for image restoration[C] // ICCV, 2009: 2272-2279.
- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 2014: 1907-1914.
- [13] 霍芋霖, 符意德. 基于 Zynq 的人脸检测设计[J]. 计算机科学, 2016, 43(10): 322-324.
- [14] CHU B, ROMDHANI S, CHEN L. 3D-Aided Face Recognition Robust to Expression and Pose Variations [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1907-1914.
- [15] 王向前, 张月芬. 四维时空兴趣点提取结合多流形判别分析的人体动作识别[J]. 湘潭大学自然科学报, 2016, 38(1): 111-114.