

低质量人脸图像的超分辨率复原

唐佳林, 陈泽彬*, 苏秉华, 李克勤

北京理工大学珠海学院信息学院, 广东 珠海 519088

摘要 如何提高人脸图像的分辨率是计算机视觉中的经典问题。在视频监控中, 由于目标人物距离摄像头较远, 得到的往往是低分辨率的人脸图像。针对此问题, 提出一种结合主成分分析(PCA)和最大后验概率(MAP)的人脸超分辨率复原算法。利用 PCA 模型获得高分辨率人脸库的特征; 通过 MAP 计算输入的低分辨率人脸图像在这些特征上的表示系数, 并重建出其对应的高分辨率特征; 对重建的特征进行约束增强; 结合高分辨率人脸库的平均向量得到最终超分辨率复原的图像。为了验证本文算法的有效性, 将 AR 人脸库中图片分别用本文算法与其他算法放大 4 倍, 结果显示无论是在视觉效果还是在评价指标方面, 本文算法都优于其他方法。本文算法不仅提高了人脸图像的分辨率, 还更好地保持了图像的边缘信息。

关键词 图像处理; 超分辨率; 最大后验概率; 主成分分析; 约束增强; AR 人脸库

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.031007

Super-Resolution Restoration of Low Quality Face Images

Tang Jialin, Chen Zebin, Su Binghua, Li Keqin

School of Information Technology, Zhuhai Campus, Beijing Institute of Technology, Zhuhai, Guangdong 519088, China

Abstract How to improve the resolution of face images is a classic problem in computer vision. During video surveillance, since the target person is faraway from the camera, the result is often a low-resolution face image. Aiming at this problem, we propose a face super-resolution restoration algorithm combining principal component analysis (PCA) and maximum a posteriori probability (MAP). Firstly, we get the characteristics of the high-resolution face database based on the PCA model. Secondly, we calculate the representation coefficients of the input low-resolution face images on these features by MAP and reconstruct the corresponding high-resolution features. Thirdly, we make the constraint enhancement of the reconstructed features. Finally, we obtain the final super-resolution restoration images based on the average vector of high-resolution face database. In order to verify the effectiveness of this algorithm, we make the experiments that the images in the AR face database are amplified four times using this method and other methods. The result of this method is superior to other methods in either visual effects or evaluation indicators. This algorithm not only improves the resolution of face images, but also maintains the edge information of the image better.

Key words image processing; super-resolution; maximum posterior probability; principal component analysis; constraint enhancement; AR human face database

OCIS codes 100.3010; 100.4996; 100.6640

1 引言

在视频监控中, 当目标人物距离摄像机较远时, 观察到的人脸区域较小, 得到的低分辨率人脸图像

丢失了许多重要的面部特征。为了更好地识别人物身份, 需要从低分辨率图像中复原出高分辨率图像, 即图像超分辨率技术^[1-3]。它是在不改变现有硬件设备的情况下, 对输入的一幅或多幅低分辨率图像

收稿日期: 2017-08-22; **收到修改稿日期:** 2017-09-25

基金项目: 广东省青年创新人才项目(2016KQNCX204)

作者简介: 唐佳林(1982—), 男, 硕士, 讲师, 主要从事模式识别和机器视觉等方面的研究。E-mail: thong03@163.com

* **通信联系人.** E-mail: zebichen23@163.com

进行重构得到一幅高分辨率图像的方法。与采用高性能硬件获取高分辨率图像的方法相比,它充分利用已获取的资源且成本更低。该方法主要可分为基于插值、基于重建和基于机器学习的方法^[4-5]。

传统的基于插值(双线性、双三次插值等)的方法尽管简单高效,但没有充分考虑图像的边缘因素,得到的往往是具有振铃和锯齿伪影的过平滑图像。为了改善插值的性能,提出了有方向的插值方法,即沿着边缘方向进行插值^[6-7]。基于重建的方法通过对同一场景的一系列低分辨率图像进行建模,融合多幅图像的相关信息,复原出该场景的高分辨率图像。然而,随着放大因子逐渐增大或可用的输入图像减少,重建的效果将会急剧下降^[8-10]。基于机器学习的方法,主要是利用低、高分辨图像的先验信息进行图像的超分辨率复原。在早期研究中, Freeman 等^[11]提出了基于实例学习的单一图像超分辨率算法,该方法通过引入马尔可夫网络,在外部图像训练库中学习输入的低分辨率图像块对应的高频信息。在此基础上, Chang 等^[12]结合流形学习的思想提出了邻域嵌入的方式,进一步增强了超分辨率复原的效果。在 Donoho^[13]提出压缩感知后, Yang 等^[14]利用稀疏表示的模型建立了高、低分辨率图像的对应关系,相比邻域嵌入方法,该模型更好地恢复了图像的细节信息。深度学习在图像分类中得到成功应用,并开始应用于图像处理的各个分支。Dong 等^[15]首次以深度神经网络为基础,构建了一个“端到端”的超分辨率框架,该框架复原的图像在主观视觉以及客观评价指标上均取得了优越的效果。目前,以深度学习为基础的超分辨率算法能取得很好的复原效果,然而深度学习还无法解释深度神经网络为何对少部分的图像会出现效果不佳的情况。另外,庞大的深度网络还需要大量的数据集作为学习基础,而在实际的视频监控中,这样的数据量往往是有欠缺的。

基于此,以贝叶斯推理为基础,建立了一个基于少数数据量学习的算法框架。相比于以 ImageNet 作为学习数据源并取得卓越效果的深度学习,该框架仅使用了少量的数据进行学习便达到了与深度学习相接近的效果。另外,由于该框架采用基于学习的方法,因此,本文深入地研究了样本数量和样本类型对于该框架的影响,实验结果具有很强的启发性和指导性,能够在一定程度上说明不同的数据集对基于学习的方法带来的影响和作用。

2 基于特征变换的幻觉脸

2.1 人脸图像降质模型

在超分辨率复原的过程中,关键步骤是建立降质模型,描述高、低分辨图像之间的数学关系^[14-15]。假设 \mathbf{X}_H 和 \mathbf{X}_L 分别表示高、低分辨率图像, s 表示下采样因子,则结合了平滑和下采样的图像降质模型可表示为

$$\mathbf{X}_L(M, N) = \frac{1}{s^2} \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{s-1} \mathbf{X}_H(sM+i, sN+j). \quad (1)$$

若图像以列向量的形式表示,则(1)式可以写为

$$\mathbf{x}_L = \mathbf{D}\mathbf{x}_H, \quad (2)$$

式中 $\mathbf{x}_H \in \mathbf{R}^N$ 为高分辨率图像所对应的列向量; $\mathbf{x}_L \in \mathbf{R}^M$ 为低分辨率图像所对应的列向量; \mathbf{D} 为 $M \times N$ 的矩阵,表示平滑和下采样算子。

超分辨率复原本身是一个病态问题,因为有无穷多个高分辨率图像 \mathbf{x}_H 满足(2)式,而且下采样算子 \mathbf{D} 往往也是不可逆的,但是基于最大后验概率(MAP)的标准^[16-17],可以找到最大化概率 $P(\mathbf{x}_H | \mathbf{x}_L)$,也就是:

$$\mathbf{x}_H^* = \arg \max_{\mathbf{x}_H} P(\mathbf{x}_L | \mathbf{x}_H) P(\mathbf{x}_L). \quad (3)$$

在这个框架下,通过建立先验和似然模型,找到最优解。由于主成分分析(PCA)能够简单、有效地提取人脸图像大量的特征,因此可以选择 PCA 对高、低分辨率图像进行建模。

2.2 PCA

PCA 是常用的线性降维方法,它通过正交变换消除变量之间的相关性。假设一组人脸图像可以用大小为 $M \times N$ 的矩阵来表示为 $[\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(N)}]$,其中 $\mathbf{x}^{(i)}$ 是第 i 张人脸所对应的向量; M 、 N 分别为每张人脸图像像素的总数和样本的个数,且 $M \gg N$ 。 N 张人脸图像的平均向量,即平均脸,可表示为

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}^{(i)}. \quad (4)$$

从每个列向量中减去平均向量,即中心化处理,得到

$$\mathbf{L} = [\mathbf{x}^{(1)} - \boldsymbol{\mu}, \mathbf{x}^{(2)} - \boldsymbol{\mu}, \dots, \mathbf{x}^{(N)} - \boldsymbol{\mu}] = [\mathbf{l}^{(1)}, \mathbf{l}^{(2)}, \dots, \mathbf{l}^{(N)}]. \quad (5)$$

中心化处理后,可以得到新样本的协方差矩阵为

$$\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{L}\mathbf{L}^T. \quad (6)$$

因为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的维数太大,直接计算 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的特征值和特征向量不现实。根据奇异值分解(SVD)原理,可以

通过计算 $\mathbf{R} = \mathbf{L}^T \mathbf{L}$ 解决。最终 Σ 的正交特征向量可表示为

$$\mathbf{B} = \mathbf{LVA}^{-1/2}, \quad (7)$$

式中 \mathbf{V} 和 \mathbf{A} 分别为 \mathbf{R} 的特征向量矩阵和特征值矩阵。

对于一张人脸图像所对应的向量 \mathbf{x} , 可以通过将其投影到特征向量空间 E 上, 得到重构系数矩阵 $\boldsymbol{\omega}$, 即

$$\boldsymbol{\omega} = \mathbf{B}^T (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}). \quad (8)$$

人脸图像向量 \mathbf{x} 也可以使用特征向量 (特征脸) \mathbf{B} 的加权线性组合来重构, 即

$$\mathbf{x} = \mathbf{B}\boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{\mu} = \mathbf{e} + \boldsymbol{\mu}. \quad (9)$$

式中 $\mathbf{e} = \mathbf{B}\boldsymbol{\omega}$, 表示特征向量 \mathbf{B} 通过重构系数 $\boldsymbol{\omega}$ 加权线性组合后得到的向量。

由(9)式可知, 人脸图像可以通过特征向量加权求和后加上平均向量得到, 如图 1 所示。因此, 将原始低分辨率图像的超分辨率复原问题转化为求解高分辨率特征脸的问题。



图 1 人脸图像分解

Fig. 1 Face image decomposition

Liu 等^[18] 提出一个成功的人脸超分辨率算法需要服从的 3 个约束为:

1) 一致性约束。经过算法处理, 超分辨率复原的结果在依据观测模型进行平滑和下采样后必须非常接近原始输入。

2) 全局约束。人脸超分辨率复原后所得到的超分辨率人脸图像必须拥有人类脸部的共同特点和常见的特征, 如眼睛、嘴巴和鼻子, 以及对称性等。

3) 局部约束。人脸超分辨率复原的结果必须包含属于这张人脸图像真实的局部细节特征。

这些约束看似平常, 且十分合理, 但是因为基于学习的超分辨率方法所固有的不确定性, 使其无法得到令人满意的复原效果。第一个约束比较容易满足, 可以简单地表示为对复原结果的线性约束。而第二、三个约束则显得较难满足。实现一个质量较好的超分辨率人脸图像, 要同时满足 3 个约束, 是非常困难的。如果不对脸部的细节特征添加这些约束, 得到的可能只是一个平滑的、接近平均脸的结果; 如果对于全局的脸部特征没有限制, 得到的可能

是充满噪声的结果, 甚至是错误的结果^[19-21]。

3 高分辨率特征脸的估计

通过高分辨率训练样本库所得到的平均向量, 对应着该样本库的平均脸。平均脸不仅含有人脸的一些常见特征(如鼻子、眼睛和眉毛等), 还包含着超分辨率人脸图像的平均高频信息, 反映的是大多数人脸都具有的平均特征。因此, 通过估计低分辨率图像在高分辨率训练集上的特征脸, 再叠加上通过高分辨率样本库所得到的平均脸, 便可以得到超分辨率图像^[22-23]。

3.1 MAP 框架下求解高分辨率特征脸

在 MAP 的框架下, 低分辨率图像与相应的高分辨率特征脸之间, 根据贝叶斯估计理论, 其后验概率为

$$\mathbf{e}_H^* = \arg \max_{\mathbf{e}_H} P(\mathbf{e}_H | \mathbf{x}_L) = \arg \max_{\mathbf{e}_H} \frac{P(\mathbf{x}_L, \mathbf{e}_H)}{P(\mathbf{x}_L)}, \quad (10)$$

式中 $P(\mathbf{x}_L)$ 为低分辨率图像 \mathbf{x}_L 的先验概率; $P(\mathbf{x}_L, \mathbf{e}_H)$ 为 \mathbf{x}_L 和 \mathbf{e}_H 之间的联合概率。由于 \mathbf{x}_L 是已知的, 可以认为 $P(\mathbf{x}_L)$ 是常数, 与求解最优的 \mathbf{e}_H 无关。因此, (10) 式可以改写为

$$\mathbf{e}_H^* = \arg \max_{\mathbf{e}_H} P(\mathbf{x}_L, \mathbf{e}_H) = \arg \max_{\mathbf{e}_H} P(\mathbf{x}_L | \mathbf{e}_H) P(\mathbf{e}_H). \quad (11)$$

实际上, 求解 $P(\mathbf{x}_L | \mathbf{e}_H) P(\mathbf{e}_H)$ 的最大值, 也就是求解 $P(\mathbf{x}_L | \boldsymbol{\omega}) P(\boldsymbol{\omega})$ 的最大值。先验概率 $P(\boldsymbol{\omega})$ 可以简单地通过高斯模型得到, 即

$$P(\boldsymbol{\omega}) = \frac{1}{Z} \exp\{-\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\Lambda}^{-1} \boldsymbol{\omega}\}, \quad (12)$$

式中 Z 为归一化的常数。而似然概率 $P(\mathbf{x}_L | \boldsymbol{\omega})$ 则可以被替代为

$$P(\mathbf{x}_L | \boldsymbol{\omega}) = \frac{1}{Z} \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{D}(\mathbf{B}\boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{\mu}_H) - \mathbf{x}_L\|^2}{\lambda}\right\}. \quad (13)$$

要使 $P(\mathbf{x}_L | \boldsymbol{\omega}) P(\boldsymbol{\omega})$ 最大化, 也就是求解下列最优化问题

$$\boldsymbol{\omega}^* = \arg \min_{\boldsymbol{\omega}} [\lambda \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\Lambda}^{-1} \boldsymbol{\omega} + \|\mathbf{D}(\mathbf{B}\boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{\mu}_H) - \mathbf{x}_L\|^2], \quad (14)$$

可推导出方程的解的表达式为

$$\boldsymbol{\omega}^* = (\mathbf{B}^T \mathbf{D}^T \mathbf{D} \mathbf{B} + \lambda \boldsymbol{\Lambda}^{-1})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{D}^T (\mathbf{x}_L - \mathbf{D}\boldsymbol{\mu}_H). \quad (15)$$

因此, 超分辨率特征脸可以表示为

$$\mathbf{e}_H^* = \mathbf{B}\boldsymbol{\omega}^*. \quad (16)$$

3.2 超分辨率复原的约束增强

由于噪声等因素的影响, (9)、(16) 式并不是严

格意义上的相等,因此复原的高分辨率特征脸图像会有些失真,并不能很好地表示其真实估计,通过在复原的高分辨率特征脸中添加约束进一步提高人脸复原的质量^[24]。设 $e_L = x_L - \mu_L$ 为输入的低分辨率图像在低分辨率子空间上的特征脸,将高分辨率特征脸 e_H^* 投影到解空间,计算

$$e^* = \arg \min_e \|De - e_L\|_2^2 + \alpha \|e - e_H^*\|_2^2. \quad (17)$$

这个优化问题的解可以通过梯度下降法有效地计算出来,迭代的优化方程为

$$e_{t+1} = e_t + \nu [D^T(e_L - De_t) + \alpha(e - e_H^*)]. \quad (18)$$

式中 e_t 为高分辨率特征脸图像第 t 次迭代之后的估计结果; ν 为梯度下降的步长; α 为常数。本文的算法框架如图 2 所示。

4 实验结果与分析

4.1 单一人脸图像的超分辨率复原

本文算法在 AR 人脸数据库上进行了实验。AR 人脸数据库中包含男性和女性各 50 名,每人有 26 张人脸照片,共 2600 张照片。每个人的 26 张照片是在不同光照、表情和佩戴不同的装饰物下拍摄的。将 AR 人脸数据库中的所有图像的尺寸调整为 $144 \text{ pixel} \times 120 \text{ pixel}$,并挑选无佩戴装饰物的男性

和女性各 40 名,共 819 张人脸图像作为本节实验的训练集。从剩下的男性和女性各 10 名中随机选择无佩戴装饰物的 5 张人脸进行测试,测试的人脸和相应名称如图 3 所示。

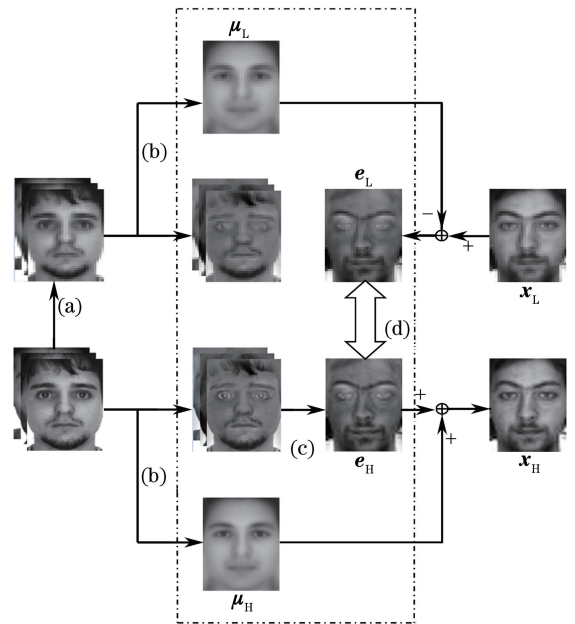


图 2 算法框架。(a)模糊和下采样;(b)基于 PCA 的人脸分解;(c) MAP 推理得到最优特征脸;(d)约束增强
Fig. 2 Algorithm framework (a) fuzziness and down sampling; (b) face decomposition based on PCA; (c) MAP reasoning to get the best feature face; (d) constraint enhancement

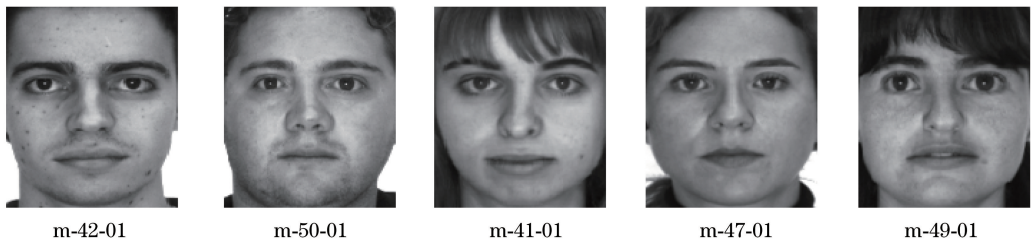


图 3 测试图像

Fig. 3 Test images

为了检验所提出的超分辨率复原算法的有效性,选取了有代表性的 4 种超分辨率方法与本文算法进行比较,分别是: Bicubic 法、Wang 等^[1]的特征变换(EigTran)法、Yang 等^[14]的稀疏编码(ScSR)法和 Dong 等^[15]的超分辨率卷积神经网络(SRCNN)法。在对高分辨率人脸图像($144 \text{ pixel} \times 120 \text{ pixel}$)进行模糊和下采样操作后,得到尺寸为原来 $1/4$ 的低分辨率图像($36 \text{ pixel} \times 30 \text{ pixel}$),再分别使用各种算法对低分辨率图像放大 4 倍($\times 4$),并观察实验结果。

图 4 所示为上述 4 种方法与本文算法在 $\times 4$ 实验上复原图像的视觉效果。Bicubic 法得到的脸部

插值图像非常模糊,缺乏高频信息。EigTran 法能复原出人脸的大致轮廓以及大部分高频信息,但是恢复出的人脸却存在明显的伪影。ScSR 法相比于 Bicubic 法和 EigTran 法,总体视觉效果提高了,但是对于人脸细节的恢复效果较差,难以恢复出人脸的更多信息。

SRCNN 法是通过学习 ImageNet 中的上千万张图像得到了“端到端”的超分辨率网络,这种基于深度学习的方法很好地复原了人脸图像的细节信息,整体上取得了良好的视觉效果。然而,由图 4 可知, SRCNN 法由于没有细致的学习人脸的信息,对

于眼睛的恢复效果较差,导致复原的人眼存在一定程度的变形,此时圆形的眼睛变成了方形。相比较而言,本文算法不仅在整体上取得了与 SRCNN 法相接近的视觉效果,同时对于眼睛的恢复效果明显优于 SRCNN 法。

表 1 列出了 4 种方法与本文算法产生的超分辨率图像的客观评价指标峰值信噪比(PSNR)。从单一的实验和多个实验的平均效果来看,本文算法的 PSNR 明显高于 Bicubic 法、EigTran 法和 ScSR 法,并且接近甚至高于 SRCNN 法。



图 4 不同算法对图像的处理结果($\times 4$)。(a)输入图像;(b) Bicubic 法;(c) EigTran 法;(d) ScSR 法;(e) SRCNN 法;(f) 本文算法;(g)原图

Fig. 4 Image processing results by different algorithms ($\times 4$). (a) Input images; (b) Bicubic method; (c) EigTran method; (d) ScSR method; (e) SRCNN method; (f) proposed algorithm; (g) original images

表 1 不同算法的 PSNR

Table 1 PSNR values of different algorithms

Image	Bicubic method	EigTran method	ScSR method	SRCNN method	Proposed method
m-42-01	28.06	25.14	28.75	29.57	29.11
m-50-01	27.77	25.36	28.35	29.00	29.18
w-41-01	30.96	21.92	31.83	32.18	32.42
w-47-01	29.17	25.54	29.95	30.48	30.56
w-49-01	30.54	24.53	31.08	31.49	31.68
Average	29.30	24.50	29.99	30.54	30.59

4.2 训练集中样本个数对 PSNR 和 MSSIM 的影响

在 4.1 节的超分辨率复原实验中,训练样本的个数 $n=819$, Bicubic 法与本文算法的对比结果如图 5 所示。随着训练样本的个数不断增加,图像超分辨率复原的效果会越好,但在很多研究工作中会发现复原

算法存在“瓶颈”。本节将讨论训练样本的个数 n 取不同值时对图像超分辨率复原的影响,结果由 PSNR 和平均结构相似度(MSSIM)评估。在图 6、7 中,分别显示了采用“留一法”,即在训练样本的个数 n 取不同值时,人脸图像 m-050-01 在不同放大倍数下 PSNR

和 MSSIM 的变化情况。

由图 6 可知,训练样本个数 n 达到 600 之前,随着 n 的增加,曲线呈现上下波动的趋势。当样本训练个数 n 为 600~800 时,曲线除了有少许波动,总体上呈平缓上升趋势。当样本训练个数 n 超过 800 以后,曲线基本趋于水平,不再上升。在图 7 中,曲线的变化也有相同的规律。

尽管训练集中包含更多的对人脸超分辨率复原的有利因素,然而随着训练样本个数的增多,复原时的计算量也在增加,且当训练样本过多时,复原的效果基本维持在一个平衡状态。因此,在实际对低分辨率图像的复原中,应决策好选用合适的训练样本个数作为重建质量与计算量之间的权衡点。

在图 5 中的首行和中间行,输入图像分别为 $36 \text{ pixel} \times 30 \text{ pixel}$ 和 $24 \text{ pixel} \times 20 \text{ pixel}$,在分别放大 4 倍和 6 倍后, Bicubic 法能够恢复人脸的一些细节,但是整体上缺乏高频信息,而本文算法却取得了更好的视觉效果。同样,在输入图像的分辨率低至 $18 \text{ pixel} \times 15 \text{ pixel}$ 的放大 8 倍的实验中(尾行),用插值算法已经无法恢复出人脸的更多信息,而用本文算法却仍能恢复出人脸的大部分信息,并且能够准确地判断出人物的身份。

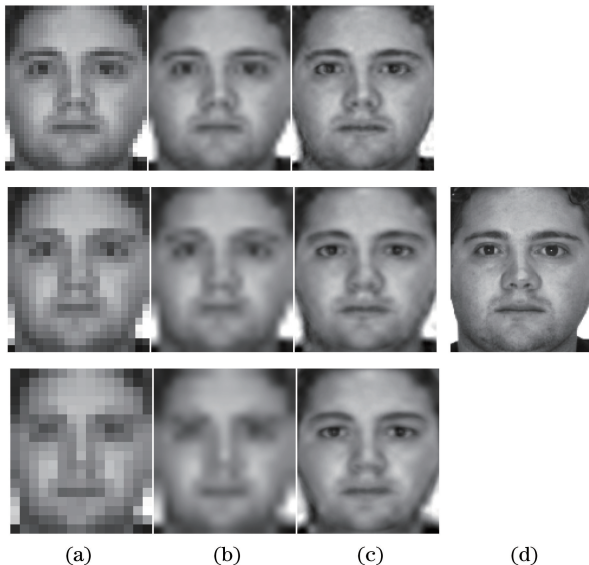


图 5 $n=819$ 时的对比实验。(a)输入图像;
(b) Bicubic 法;(c)本文算法;(d)原图

Fig. 5 Contrast experiment at $n=819$. (a) Input images;
(b) Bicubic method; (c) proposed algorithm;
(d) original image

4.3 不同训练集对超分辨率复原的影响

设计了一组实验研究不同类型的训练集对人脸超分辨率复原的影响,主要关注的是训练集中有无

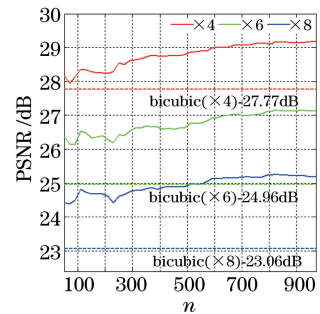


图 6 训练样本个数 n 对超分辨率复原图像 PSNR 的影响
Fig. 6 Effects of the number of training samples n
on super-resolution restoration image PSNR

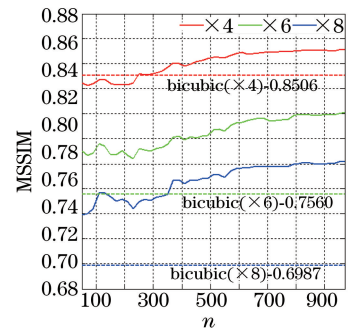


图 7 训练样本数 n 对超分辨率复原图像 MSSIM 的影响
Fig. 7 Effects of the number of training samples n
on super-resolution restoration image MSSIM

包含佩戴眼镜的人脸。从 AR 人脸数据库中挑选出 1599 张人脸图像,将这组人脸图像分为 train set-1 和 train set-2 两组训练集。train set-1 中只包含无佩戴眼镜的人脸,而 train set-2 中包含佩戴眼镜的人脸和无佩戴眼镜的人脸。

图 8 所示为输入无佩戴眼镜的低分辨率人脸图像时,train set-1 和 train set-2 两组训练集对其超分辨率复原的影响。在图 8(d)中,通过 train set-2 复原出的人脸图像眼睛周围会有一些噪声,而采用无佩戴眼镜的训练集 train set-1,复原的图像更接近原图[图 8(c)]。图 9 所示为输入佩戴眼镜的低分辨率人脸图像时,train set-1 和 train set-2 两组训练集对其超分辨率复原的影响。对于输入的低分辨率人脸图像,从无佩戴眼镜的训练集 train set-1 中复原出的人脸图像,其脸部不仅无佩戴眼镜,并且眼睛周围还存在一定的变形[图 9(c)],而采用 train set-2 复原出的人脸图像,眼睛周围会出现镜框的轮廓,这是由 train set-2 中佩戴眼镜的人脸图像引起的。

当输入的人脸图像分辨率太低时,不能区别面部是否佩戴眼镜,可以使用几个不同的训练集来对低分辨率图像进行复原,并选择最好的结果。

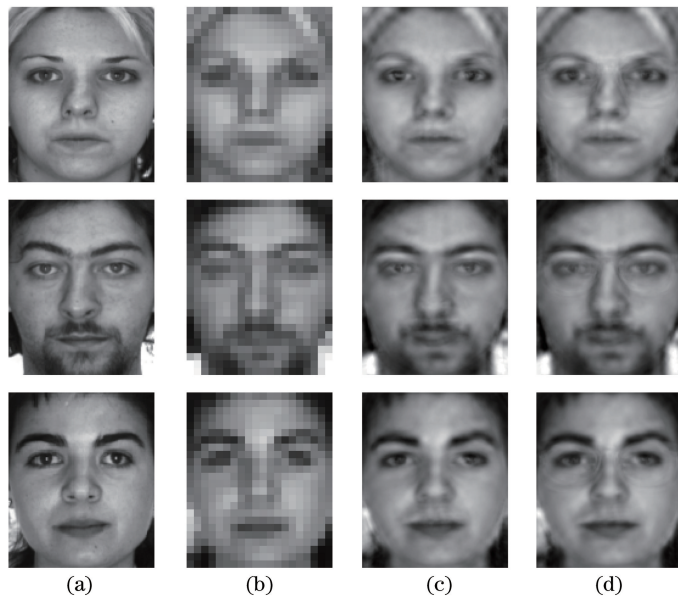


图 8 无佩戴眼镜的低分辨率人脸图像处理。(a) 原始高分辨率图像;(b) 输入的低分辨率图像;(c) train set-1;(d) train set-2

Fig. 8 Low-resolution face image processing without glasses. (a) Original high-resolution images;
(b) low-resolution input images; (c) train set-1; (d) train set-2

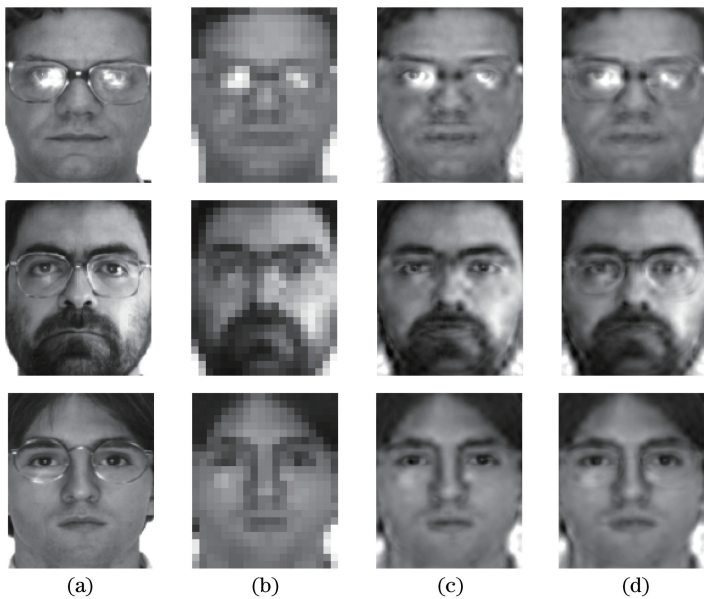


图 9 佩戴眼镜的低分辨率人脸图像处理。(a) 原始高分辨率图像;(b) 输入的低分辨率图像;(c) train set-1;(d) train set-2

Fig. 9 Low-resolution face image processing with glasses. (a) Original high-resolution images;
(b) low-resolution input images; (c) train set-1; (d) train set-2

5 结 论

针对单幅模糊退化的低分辨率人脸图像,提出一种 PCA 和 MAP 相结合的超分辨率复原算法。该算法将高分辨率特征脸融入到 MAP 的框架下,通过输入的低分辨率人脸图像得到相应的高分辨率特征脸。进一步约束高分辨率特征脸,并结合训练集中高分辨率人脸图像的平均向量,得到最终人脸

图像的超分辨率结果。实验结果表明:本文算法能够很好地实现人脸图像的超分辨率复原,复原效果和边缘保持都优于其他方法,尤其是当人脸图像分辨率较低的时候,本文算法所得到的效果更优。

参 考 文 献

- [1] Wang X G, Tang X O. Hallucinating face by eigentransformation [J]. IEEE Transactions on

- Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2005, 35(3): 425-434.
- [2] Chen J, Gao H B, Wang W G, *et al.* Methods and applications of image super-resolution restoration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(2): 020004.
陈健, 高慧斌, 王伟国, 等. 图像超分辨率复原方法及应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(2): 020004.
- [3] Wang Y R, Luo Y H, Yin D. A super resolution technology of face image for surveillance video[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318012.
王嫣然, 罗宇豪, 尹东. 一种监控视频人脸图像超分辨率技术[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318012.
- [4] Xiao J S, Liu E Y, Zhu L, *et al.* Improved image super-resolution algorithm based on convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318011.
肖进胜, 刘恩雨, 朱力, 等. 改进的基于卷积神经网络的图像超分辨率算法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318011.
- [5] Wang H, Lu F F, Li J W. Single image super-resolution via support vector regression and image self-similarity[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(8): 986-992.
王宏, 卢芳芳, 李建武. 结合支持向量回归和图像自相似的单幅图像超分辨率算法[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(8): 986-992.
- [6] Dai S Y, Han M, Xu W, *et al.* Soft edge smoothness prior for alpha channel super resolution [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [7] Sun J, Xu Z B, Shum H Y. Image super-resolution using gradient profile prior [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- [8] Farsiu S, Robinson M D, Elad M, *et al.* Fast and robust multiframe super resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [9] Dong W S, Zhang L, Shi G M, *et al.* Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 1838-1857.
- [10] Yang S Y, Wang M, Sun Y X, *et al.* Compressive sampling based single-image super-resolution reconstruction by dual-sparsity and non-local similarity regularizer [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(9): 1049-1059.
- [11] Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 56-65.
- [12] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y M. Super-resolution through neighbor embedding[C]// Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004: 8152809.
- [13] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [14] Yang J C, Wright J, Huang T S, *et al.* Image super resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [15] Dong C, Loy C C, He K M, *et al.* Image super-resolution using deep convolutional networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.
- [16] Jian M W, Lam K M. Simultaneous hallucination and recognition of low-resolution faces based on singular value decomposition [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2015, 25(11): 1761-1772.
- [17] Yang M C, Wang Y C F. A self-learning approach to single image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(3): 498-508.
- [18] Liu C, Shum H Y, Freeman W T. Face hallucination: theory and practice[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 75(1): 115-134.
- [19] Yang C Y, Yang M H. Fast direct super-resolution by simple functions [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 561-568.
- [20] Jiang J J, Hu R M, Wang Z Y, *et al.* Noise robust face hallucination via locality-constrained representation[J]. IEEE Transaction on Multimedia, 2014, 16(5): 1268-1281.
- [21] Li X G, Xia Q, Zhuo L, *et al.* A face hallucination algorithm via KPLS-eigentransformation model[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing, 2012: 462-467.
- [22] Zhang W, Cham W K. Hallucinating face in the DCT domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(10): 2769-2779.

- [23] Boonim K, Sanguansat P. Error estimation by regression model and eigentransformation for face hallucination [C]// Proceedings of 2010 First International Conference on Pervasive Computing, Signal Processing and Applications, 2010: 873-878.
- [24] Liu Y, Cui J W. Image restoration based on hybrid Wiener/projection onto convex set algorithm [J]. Chinese Journal of Lasers, 2010, 37(3): 789-794.
刘洋, 崔继文. 维纳/投影限制集混合算法实现超分辨率图像复原[J]. 中国激光, 2010, 37(3): 789-794.