

基于 K 近邻稀疏编码均值约束的人脸超分辨率算法

黄克斌^{1,2} 胡瑞敏¹ 韩 镇¹ 卢 涛¹ 江俊君¹ 王 锋²

(武汉大学国家多媒体软件工程技术研究中心 武汉 430072)¹

(黄冈师范学院数字媒体技术系 黄冈 438000)²

摘 要 针对低分辨率、低质量人脸图像的超分辨率重建问题,提出了一种基于 K 近邻稀疏编码均值约束的人脸超分辨率算法。首先,根据人脸块位置先验信息,对训练样本图像块进行聚类,得到与输入人脸图像块位置一致的高、低分辨率稀疏表示字典对;然后,利用低分辨率字典,在稀疏和 K 近邻稀疏编码均值的共同约束下实现低分辨率图像块的稀疏表示;最后,通过系数映射,结合高分辨率字典实现高分辨率图像块重建,最终将所有高分辨率图像块进行交叠平均得到高分辨率人脸图像。实验结果验证了算法的有效性及其先进性。本方法在保持重建人脸图像相似度的基础上,改善了人脸图像的清晰度,提高了超分辨率图像的质量。

关键词 位置块,稀疏表示,K 近邻稀疏编码均值,人脸超分辨率

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Face Hallucination via KNN Sparse Coding Mean Constrained

HUANG Ke-bin^{1,2} HU Rui-min¹ HAN Zhen¹ LU Tao¹ JIANG Jun-jun¹ WANG Feng²

(National Engineering Research Center for Multimedia Software, Wuhan University, Wuhan 430072, China)¹

(Department of Digital Media Technology, Huanggang Normal University, Huanggang 438000, China)²

Abstract A novel sparse representation based super-resolution(SR) method was proposed to reconstruct a high resolution(HR) face image from a low resolution(LR) observation via training samples. First, a specific LR and HR over-complete dictionary pair was learned for a certain patch over the patches in all training samples with the same position. Second, K Nearest Neighbor(KNN) sparse coding mean constrain was used to make the sparse representation of the input patch more accurate. Third, the HR patch was hallucinated via the sparse representation coefficients and the HR dictionary. At last, we formed the final HR face image by integrating the hallucinated HR patches together. Experiments validate the proposed method in extensive data. Compared to some state-of-the-art methods, our method exhibits better performance both in subjective and objective quality.

Keywords Position-patch, Sparse representation, K nearest neighbor(KNN) sparse coding mean, Face hallucination

1 引言

在视频监控条件下获取的人脸图像往往具有较低的分辨率和较差的图像质量,以致于难以满足人脸辨识的需要。人脸超分辨率技术,也叫做幻觉脸技术(Face Hallucination),它能够在不改变硬件环境的情况下,从一幅或多幅低分辨率输入的人脸图像中,重建出一幅高分辨率的人脸图像,达到改善人脸图像清晰度的目的。该技术在安防监控、计算机视觉等领域中具有重要的应用。

现有的人脸超分辨率方法大致分为 3 类,分别是:基于全局参数模型的人脸超分辨率方法^[1,2]、基于局部非参数模型的人脸超分辨率方法^[3,7,8]、结合全局模型和局部模型的人脸超分辨率方法^[4-6]。本文中主要关注第二类方法。

基于局部非参数模型的人脸超分辨率方法包括以下 3 个步骤:首先将人脸图像划分成大小相等的图像块,然后针对每个小的图像块进行超分辨率重建,最后将重建后的高分辨率图像块融合在一起,得到完整的高分辨率人脸图像。由于这类方法能够充分利用局部人脸图像的统计特性,如眼睛、嘴、位置等,较之输入图像,合成的高分辨率人脸图像能够明显地改善输入图像的清晰度。不过,该方法也存在着易受噪声干扰且计算量大的弊端。通常最近邻方法^[3]被用于减少基于局部非参数模型的人脸超分辨率方法的计算复杂度。

最近邻方法在计算的过程中,需要根据经验来指定近邻块的个数,这容易导致合成高分辨率块的信息过拟合或者不充分。Yang^[4]首次将压缩感知的思想应用到超分辨率领域,在自然图像超分辨率重建过程中,通过自动选取合成块的个

收到日期:2012-07-11 返修日期:2012-11-08 本文受国家重点基础研究发展计划(973 计划)基金项目(2009CB320906),国家自然科学基金项目(61070080,60970160,61003184),湖北省自然科学基金项目(2009CDB404,2009CDA134,2010CDB05103)资助。

黄克斌(1980—),男,博士生,讲师,主要研究方向为计算机视觉、图像超分辨率,E-mail:kebin_huang@whu.edu.cn;胡瑞敏(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为音视频编码、多媒体网络通信、安防监控系统;王 锋(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为多媒体网络通信、现代教育技术。

数,取得了较好的超分辨率效果。在 Yang 的基础上,Chang^[10]利用稀疏表示的方法合成人脸素描图像。Ma^[7]提出了基于块位置的人脸超分辨率方法。在已有研究的基础上,Jung^[8]提出了利用凸优化替代 Ma 方法中的最小二乘估计的基于位置块稀疏表示的人脸超分辨率方法,取得了比 Ma 方法更好的效果。尽管基于位置块稀疏表示的超分辨率方法在理想超分辨率情况下(即对只有下采样的降质图像进行超分辨率)取得了较好的效果,但是,当低分辨率图像中同时具有噪声时,已有的超分辨率方法重建的效果会大大降低。

针对现有方法中存在的上述不足,本文提出一种基于 K 近邻稀疏编码均值约束的人脸超分辨率算法,其利用人脸图像的位置先验信息,提高了人脸图像超分辨率重建的准确性;利用 K 近邻稀疏编码均值约束输入图像块的稀疏编码系数,降低了稀疏编码噪声,最终提高了重建高分辨率人脸图像的清晰度。

本文第 2 节简要介绍了基于稀疏的超分辨率框架;第 3 节介绍了基于稀疏和近邻均值约束的人脸超分辨率算法;第 4 节给出了实验结果及分析;最后给出了相应的结论。

2 图像超分辨率的稀疏表示模型

近几年,基于超完备稀疏分解的信号表示理论得到广泛关注,并取得了丰硕的成果。图像的稀疏表示是一种新兴的图像表示模型,即用非常少的一组原子图像的线性组合来表示图像。较之已有的超分辨率方法,如局部流形方法^[3]、软决策方法^[4]等,基于稀疏表示的超分辨率方法取得了较好的效果。这里简要介绍基于稀疏表示的图像超分辨率方法。

假设 $\{D_H, D_L\}$ 是高低分辨率字典对, I_L^p 表示低分辨率图像 I_L 中的一个图像块,则在低分辨率字典 D_L 下, I_L^p 的稀疏编码系数表示为

$$\alpha^L = \operatorname{argmin} \|I_L^p - D_L \alpha^L\|_2 + \lambda \|\alpha^L\|_1 \quad (1)$$

上式右边,第一项是逼近误差项,第二项是稀疏约束项, λ 是正则化参数,用来平衡误差项和稀疏项之间的比例; L_1 范数被用来代替 L_0 范数,作为稀疏性度量函数,目的是方便等式的凸优化求解。求得低分辨率图像块 I_L^p 在字典 D_L 下的稀疏编码系数后, I_L^p 就可以稀疏地表示为 $I_L^p = D_L \alpha^L$ 。

在图像超分辨率场景下,假设对应的高分辨率图像块和低分辨率图像块具有相同的稀疏表示系数。因此,低分辨率图像块的稀疏编码系数可以被映射到高分辨率图像块字典上,从而生成高分辨率图像块,即

$$I_H^p = D_H \alpha^H \approx D_H \alpha^L \quad (2)$$

为了保证 α^H 和 α^L 具有一致性,Yang^[4]提出了采用联合字典训练的方法。

$$\{D_H, D_L, \alpha\} = \operatorname{arg} \min_{D_H, D_L, \alpha} \|I - D\alpha\|_2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (3)$$

式中, $I = [I_H / \sqrt{W1}, I_L / \sqrt{W2}]^T$ 是联合高低分辨率块之后得到的列向量, $D = [D_H / \sqrt{W1}, D_L / \sqrt{W2}]^T$ 是高低分辨率联合字典, $W1$ 和 $W2$ 分别是高低分辨率图像块列向量的维数, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i]$ 是稀疏编码系数矩阵,每一列是一个图像块的稀疏表示向量。

3 基于 K 近邻稀疏编码均值约束的人脸超分辨率

3.1 基于位置块的冗余字典学习

字典的选择对于稀疏表示效果好坏具有重要意义。总体

来说,有两种途径来生成合适的字典,一是基于数学模型生成解析字典,二是基于训练集生成学习字典。前者生成的是通用的字典,不够灵活,后者在表示不同的图像块时会更灵活。这里采用后者,并且直接采用训练块集合作为完备字典。类似的学习字典获取方法见文献[8,9]。当训练块数量足够大时,字典能够获得输入图像块的稀疏表示。

人脸较之自然图像更具有规则性,人脸图像分块的位置,如眼睛、鼻子、嘴等,包含了人脸图像重建的先验信息。因此,在构建学习字典的过程中,首先根据位置信息对人脸图像分块进行聚类。同一位置上的分块作为一个训练集。

假设 $I_H = \{I_H^q\}_{q=1}^Q = [I_H^1, I_H^2, \dots, I_H^Q] \in R^{M \times Q}$ 和 $I_L = \{I_L^q\}_{q=1}^Q = [I_L^1, I_L^2, \dots, I_L^Q] \in R^{N \times Q}$ 分别表示对应的高低分辨率训练图像集矩阵,矩阵的列数 Q 表示训练图像数量,矩阵的行数 M, N 分别表示高低分辨率图像向量的维数,其中 $M = s^2 N$, s 表示下采样的倍数。训练集中的每幅图像被分割成 P 个小块。根据人脸图像的位置信息,所有的训练块可以分为 P 个集合。高分辨率训练块集合表示为 $\{I_{H,q}^p\}_{q=1}^Q, \{I_{H,q}^p\}_{q=1}^Q, \dots, \{I_{H,q}^p\}_{q=1}^Q$,低分辨率训练块集合表示为 $\{I_{L,q}^p\}_{q=1}^Q, \{I_{L,q}^p\}_{q=1}^Q, \dots, \{I_{L,q}^p\}_{q=1}^Q$ 。

不同于已有的人脸超分辨率方法^[4],即利用一个通用的学习字典对人脸图像中的所有分块进行稀疏表示,这里对每个待重建的人脸图像块训练一个字典。根据人脸图像分块的多少,获取两个冗余字典集合

$$\begin{aligned} D_H &= \{D_H^p | I_{H,q}^p, 1 \leq p \leq P, 1 \leq q \leq Q\} \\ D_L &= \{D_L^p | I_{L,q}^p, 1 \leq p \leq P, 1 \leq q \leq Q\} \end{aligned} \quad (4)$$

在对低分辨率人脸图像进行超分辨率重建的过程中,对于位置 p 上的低分辨率图像块,利用与之对应的字典对 D_H^p 和 D_L^p 进行稀疏表示及重建。由于相同位置上的图像块集合会包含更多的先验信息,因此,在线为输入图像块训练一个学习字典的方法,能够得到更精确的稀疏表示。

3.2 K 近邻稀疏编码均值约束

在超分辨率应用中,由于噪声的存在,使得高分辨率图像共享同样的稀疏表示系数的假设不成立。式(1)能保证 $D_L \alpha^L$ 尽量接近 I_L^p ,但却不能保证 $D_H \alpha^L$ 接近 I_H^p 。这中间存在稀疏编码噪声,即 $v_e = \alpha^H - \alpha^L$ ^[9]。降低稀疏编码噪声,意味着能够提高高、低分辨率编码系数的一致性。因此,稀疏编码噪声可以作为约束项,以改进超高分辨率图像块表示系数的精确度。带有稀疏编码噪声约束的目标函数为

$$\alpha^L = \operatorname{argmin} \|I_L^p - D_L \alpha^L\|_2 + \lambda \|\alpha^L\|_1 + \gamma \|\alpha^L - \alpha^H\|_{l_p} \quad (5)$$

式中, γ 是正则化常量, l_p 范数用于表示 α^L 和 α^H 之间的距离。由于 α^H 是未知的,因此,稀疏编码噪声无法直接计算。文献[9]提出了利用 α^H 的均值 $E[\alpha^H]$ 表示 α^H 的思路。假设稀疏编码噪声近似于零均值随机变量,那么 $E[\alpha^H]$ 就可以利用 $E[\alpha^L]$ 进行近似表示。式(5)可表示为

$$\alpha^L = \operatorname{argmin} \|I_L^p - D_L \alpha^L\|_2 + \lambda \|\alpha^L\|_1 + \gamma \|\alpha^L - E[\alpha^L]\|_{l_p} \quad (6)$$

这里采用加权的 K 近邻块的稀疏编码均值来表示 $E[\alpha^L]$,距离越远的近邻块,权重越小,反之,权值越大。输入图像块的 K 近邻稀疏编码均值,采用以下公式计算获得。

$$E[\alpha^L] = \sum_{k \in N_p} \omega_{p,k} \alpha_{p,k} \quad (7)$$

式中, $\alpha_{p,k}$ 是第 k 个近邻块的稀疏编码系数, $\omega_{p,k}$ 是第 k 个近邻块的稀疏编码系数的权重, N_p 表示图像块 p 的 k 个近邻块组成的集合, $k \in N_p$ 。

第 k 个近邻块的稀疏编码系数的权重, 采用以下公式计算获得。

$$\omega_{p,k} = \exp(-\|I_p^L - I_{p,k}^L\|_2 / h) / R \quad (8)$$

式中, I_p^L 表示输入低分辨率图像在位置 p 上的图像块, $I_{p,k}^L$ 为 I_p^L 的第 k 个近邻块, $h=10$ 为常数, R 为归一化。

3.3 基于稀疏表示和 K 近邻编码均值约束的人脸超分辨率

由于有两个未知数, 式(6)是非凸函数, 无法直接求解。首先需要根据 K 近邻, 计算稀疏编码均值 $E[\alpha^L]$ 。完成 $E[\alpha^L]$ 求解后, 式(6)变成了凸函数, 就可以采用线性规划方法对其求解。这里采用 l_2 范数代替 l_p 范数来衡量稀疏编码噪声。式(6)表示为

$$\alpha^L = \operatorname{argmin} \|I_p^L - D^L \alpha^L\|_2 + \lambda \|\alpha^L\|_1 + \beta \|\alpha^L - E[\alpha^L]\|_2 \quad (9)$$

为了能够利用 L1 范数约束最小二乘法对上式进行求解, 上式变换为用以下等式求解。

$$\alpha^L = \operatorname{argmin} \|Z - S \alpha^L\|_2 + \lambda \|\alpha^L\|_1 \quad (10)$$

式中, $Z = \begin{pmatrix} I_p^L \\ \beta E[\alpha^L] \end{pmatrix}$, $S = \begin{pmatrix} D^L \\ -\beta \end{pmatrix}$ 。

式(10)是典型的 LASSO 或基追踪问题^[11], 有很多现成的方法求解, 如 K-SVD^[12]、BP^[11]等。这里采用 K-SVD 方法求解。通过系数映射实现高分辨率图像块重建, 即 $I_H = D^H \alpha^L$ 。最后, 将所有重建的高分辨率图像块在相邻处进行交叠平均得到高分辨率人脸图像。

4 实验结果与分析

将 MATLAB7 作为仿真实验平台, 以中国科学院 CAS-PEAL-R1 共享人脸图像数据库作为训练和测试图像。选取 1040 幅正面中性表情人脸图像, 扣取面部图像, 调整其大小为 112×100 像素。在每幅人脸图像上选取 12 个人脸特征点, 利用仿射变换对 1040 幅图像进行对齐。将对齐后的人脸图像进行降质处理, 得到与高分辨率图像对应的低分辨率人脸图像。降质过程如下式所示:

$$y = DBX + n \quad (11)$$

式中, X, y 分别表示高、低分辨率人脸图像, B 表示模糊核为 8×8 的平均模糊操作, D 表示 4 倍下采样操作, n 表示均方差为 12 的高斯加性噪声。在高、低分辨率人脸图像对中, 随机选取 1000 对人脸图像作为训练样本, 剩下的 40 对人脸图像作为测试图像。图像分块的大小为 8×8 像素, 相邻块交叠 32 像素。

为了验证算法的有效性, 利用提出的超分辨率算法对输入低分辨率人脸图像进行了超分辨率重建, 并将本算法重建结果图像的主观质量与经典的双三次插值算法、目前文献报道效果最好的 Ma 算法^[7]和 Jung 算法^[8]进行比较, 以验证其先进性。Jung 方法中的正则化参数设置为 0.1。本文中 $\lambda = 15, \beta = 0.02, K = 5$ 。

图 1 为主观质量比较。图 1(a) 为低分辨率人脸图像, (b)–(e) 分别是双三次插值算法、Ma 方法^[7]、Jung 方法^[8]和本文提出算法重建的结果图像, (f) 是原始高分辨率图像。从图中可以看出, 双三次插值算法重建的结果非常平滑, 但是不

够清晰, 也难以辨识。Ma 和 Jung 提出的方法都是基于块位置的人脸超分辨率方法, 较之双三次插值方法, 结果图像的清晰度有了明显的改进。但是, Ma 和 Jung 提出的方法在重建图像的轮廓边缘都有明显的鬼影效应。Ma 等方法在重建的人脸图像的局部上有较明显的人工现象。较之参考算法, 本文提出的算法重建效果有明显提升, 重建的人脸图像鬼影较少, 轮廓清晰, 更接近原始高分辨率图像。本文提出的基于 K 近邻稀疏编码均值约束的人脸超分辨率方法改善了重建结果图像的清晰度, 也减少了重建带来的人工效应和鬼影效果。本文方法取得了比参考算法好的主观质量。

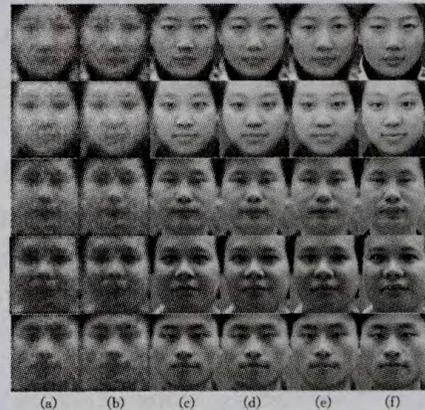


图 1 主观质量比较
(a) 低分辨率人脸图像; (b)–(e) 分别是双三次插值算法、Ma 算法^[7]、Jung 算法^[8]和本文提出算法重建的结果图像; (f) 是原始高分辨率图像

图 1 主观质量

为了进一步验证本文所提算法的先进性, 对以上算法重建的人脸图像的客观质量进行了比较。表 1 所列的客观质量比较结果表明, 较之参照算法, 利用本文提出的方法重建的结果图像在客观质量方面具有最低的均方误差 (RMSE) (RMSE 值越小越好)、最高的峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) (PSNR 和 SSIM 值均是越大越好), 这表明本文方法重建的结果图像更接近于原始的高分辨率图像, 具有比参照算法更好的客观质量。

表 1 RMSE, PSNR (dB) and SSIM Results

方法	Bicubic	Ma 方法	Jung 方法	本文方法
RMSE	22.5374	11.3645	10.5769	10.5331
PSNR	21.1096	27.1390	27.7531	27.8354
SSIM	0.5941	0.8605	0.8724	0.8785

总之, 无论从人眼视觉效果, 还是客观评价指标, 均表明本文提出的方法可以更好地对人脸图像进行超分辨率处理, 获得更好的图像重建质量。

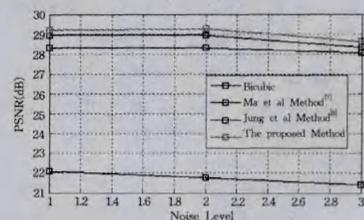


图 2 不同噪声水平下, 4 种算法的 PSNR 值

分担服务繁重工作量等优点,但其计算精度高度依赖于地图匹配的准确性。本文提出了一种综合地图匹配方法,该方法结合了路网拓扑信息,缩小了候选路段范围,综合了基于权值度量值和曲线拟合匹配思想的优点。实验分析表明,该方法单次地图匹配耗时少,匹配准确率高,且复杂性低,能很好地满足基于 GPS 终端的采集新方法对实时地图匹配的高要求。

参考文献

[1] 李清泉,黄练. 基于 GPS 轨迹数据的地图匹配算法[J]. 测绘学报, 2010, 39(2): 207-212

[2] 王美玲,程林. 浮动车地图匹配算法研究[J]. 测绘学报, 2012, 41(1): 133-138

[3] Bersteind, Kornhauser K. An Introduction to Map Matching for Personal Navigation Assistants[R]. TIDE Centre Technical Report. New Jersey, 1996

[4] Quddusma. High Integrity Map Matching Algorithms for Advanced Transport Telematics Applications[D]. London; University of London, 2006

[5] Quddusma, Washingtonyo, Robertbn. Current Map-matching Algorithms for Transport Applications; State of the Art and Future Research Directions[J]. Transportation Research Part C, 2007(15): 312-328

[6] 卢文涛,周银东,梅顺良,等. 基于拓扑结构的地图匹配算法研究

[J]. 测控技术, 2010, 29(6): 73-76

[7] 周璞,刘卫宁,孙隼华. 基于路网拓扑结构的无方向参数地图匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2006(33): 188-190

[8] 高建,石娟,孙晓琳. 基于卡尔曼滤波的导航道路地图匹配方法研究[J]. 工程勘察, 2009(11): 77-80

[9] 胡林,谷正气,杨易. 基于权值 D-S 证据理论的车辆导航地图匹配[J]. 中国公路学报, 2008, 21(2): 116-120

[10] 苏海滨,王光政,王继东. 基于模糊神经网络的地图匹配算法[J]. 北京科技大学学报, 2012, 34(1): 43-47

[11] 朱丽云,郭继孚,温慧敏,等. 一种适用于复杂城市路网的浮动车实时地图匹配技术[J]. 交通与计算机, 2007, 25(6): 81-84

[12] Velaga N R, Quddus M A, Bristow A L. Developing an Enhanced Weight-based Topological Transport Systems[J]. Transportation Research Part C-Emerging Technologies, 2009, 7: 672-683

[13] 姜桂艳,常安德,吴超腾. 基于 GPS 浮动车的交通信息采集方法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2010, 40(4): 971-975

[14] Byon Y J. GPS-GIS integrated system for travel time surveys [D]. Toronto; University of Toronto, 2005

[15] Liu Chun, Meng Xiao-lin, Fan Ye-ming. Determination of Routing Velocity with GPS Floating Car Data and Web GIS-Based Instantaneous Traffic Information Dissemination [J]. The Journal of Navigation, 2008, 61(2): 337-353

(上接第 273 页)

为了验证本算法对噪声的鲁棒性,采用具有不同噪声水平的低分辨率图像作为输入图像。低分辨率图像的高斯噪声方差分别为 10, 12, 14。测试算法中的参数都采用固定参数。图 2 给出了 4 种比较算法在不同噪声水平下,重建结果图像的平均 PSNR 值。从图中可以看出,本文方法均取得了最高的 PSNR 值。这表明,较之参照算法,本文算法对噪声具有更强的鲁棒性。

结束语 本文提出了一种基于稀疏和 K 近邻稀疏编码均值共同约束的人脸图像超分辨率算法。有两方面措施被用于改善人脸图像超分辨率重建的效果,一是将人脸的块位置作为先验信息,并为每个输入图像块提供一个特定的高、低分辨率字典对,从而提高了低分辨率图像块的稀疏编码精度;二是利用 K 近邻稀疏编码均值约束低分辨率图像块的稀疏编码过程,保证了超分辨率重建过程中稀疏编码系数在映射前后的一致性。实验结果验证了所提算法的有效性,较之参考算法,本方法在保持重建人脸图像相似度的基础上,改善了人脸图像的清晰度,增强了超分辨率图像的质量。

参考文献

[1] Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(9): 1167-1183

[2] Wang Xiao-gang, Tang Xiao-ou. Hallucinating face by eigen-transform[J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviess, 2005, 35(3): 425-434

[3] Chang Hong, Yeung D-Y, Xiong Yi-min. Super-resolution through neighbor embedding[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2004: 275-282

[4] Yang Jian-chao, Tang Hao, Ma Yi, et al. Face hallucination via

sparse coding [C] // IEEE Conference on Image Processing. 2008: 1264-1267

[5] Liu C, Shum H, Freeman W T. Face hallucination: Theory and practice[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 75(1): 115-134

[6] Huang H, He H, et al. Super-resolution of human face image using canonical correlation analysis [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2532-2543

[7] Ma X, Zhang J, Qi C. Hallucinating face by position-patch[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 2224-2236

[8] Jung C, Jiao L, Liu B, et al. Position-Patch Based Face Hallucination Using Convex Optimization[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(6): 367-370

[9] Dong W, Zhang L, Shi G. Centralized Sparse Representation for Image Restoration [C] // IEEE Conference on Computer Vision, 2011: 1259-1266

[10] Chang L, Zhou M. Face Sketch Synthesis via Sparse Representation [C] // IEEE Conference on Pattern Recognition, 2010: 2146-2149

[11] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the Lasso [J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, (Methodological), 1996, 58(1): 267-288

[12] Aharon M, Elad M, Bruckstein A M. The K-SVD: An Algorithm for Designing of Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322

[13] Gao Wen, Cao Bo, Shan Shi-guang, et al. The CAS-PEAL Large-Scale Chinese Face Database and Baseline Evaluations [J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics Part A, 2008, 38(3): 149-161

[14] Wang Z, Bovik, Sheikh A C H R, et al. Image quality assessment; from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(14): 600-612