

基于相似性约束的人脸超分辨率重建算法

刘丹霞, 干宗良, 杨文峰

(南京邮电大学 图像处理与图像通信江苏省重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘要:提出一种改进的基于相似性约束的人脸超分辨率重建算法,采用迭代计算的方式将训练过程和学习过程整合在一起。首先从训练集中遴选出与待重建人脸最相似的训练库人脸参与迭代过程,随着迭代次数的增加,重建得到的高分辨率人脸越来越接近于原始高分辨率人脸;其中每次迭代分别统计待重建低分辨率人脸和训练集本次迭代参与的低分辨率人脸的相似性以及和训练集本次迭代参与的高分辨率人脸在局部结构上的相似性,以减少流形学习中低维空间到高维空间的一对多映射的限制。实验结果表明,与其他算法相比,文中所提的人脸重建算法不仅具有较低的空间复杂度,并且具有更好的主观和客观效果。

关键词:迭代;相似性约束;流形学习;人脸重建

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)08-0058-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.08.012

A Face Super-resolution Reconstruction Algorithm Based on Similarity Constraints

LIU Dan-xia, GAN Zong-liang, YANG Wen-feng

(Jiangsu Key Laboratory of Image Processing & Image Communication, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: An improved face Super-Resolution (SR) reconstruction algorithm based on similarity constraints is proposed. The proposed algorithm incorporates training stage and learning stage together. Select the most similar face sets (low resolution faces and corresponding high resolution faces) from the whole training face sets with the input Low Resolution (LR) face. With the increasing of iterative numbers, the reconstruction result gets more and more close to the original High Resolution (HR) face. During each iterative learning, the similarity between the input LR face image and the training LR face image is computed as well as the local structure similarity between the input LR face and the training HR face. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm not only occupies less space complexity but also produces better subjective and objective results compared with other leading super-resolution reconstruction algorithms.

Key words: iteration; similarity constraints; manifold learning; face reconstruction

0 引言

人脸超分辨率(Super-Resolution, SR)重建是指由一幅低分辨率人脸(Low Resolution, LR)恢复对应的高分辨率人脸(High Resolution, HR)的技术。该技术首次由Baker和Kanade^[1]提出,被广泛应用于视频监控、网页图像放大、人脸识别等领域。

人脸SR中基于学习的超分辨重建算法被广泛研究。Baker和Kanade^[1]提出的人脸SR技术是一种基

于学习的方法,它利用训练集人脸图像的先验信息来推导LR人脸所丢失的高频成分。Liu等^[2]提出将全局参数模型和局部非参数模型整合在一起的统计学习模型。文献[3]在特征空间进行SR,并且只对其主成分计算权重。Chang等^[4]将局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)应用于SR,并提出LR流形(LR Manifold, LRM)和HR流形(HR Manifold, HRM)保持一致性的假设。文献[5]将邻域嵌入(Neighbor

收稿日期:2014-08-25

修回日期:2014-11-28

网络出版时间:2015-06-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60802021, 61172118, 61271240);江苏省高校自然科学重点研究项目(13KJA510004);江苏省自然科学基金青年基金(BK20130867);省属高校自然科学研究项目(12KJB510019)

作者简介:刘丹霞(1989-),女,硕士研究生,研究方向为图像处理与多媒体通信;干宗良,副教授,研究方向为分布式视频编码和图像视频信号处理。

网络出版地址:http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150623.1028.020.html

Embedding, NE) 与图像先验结合在一起, 文献[6]通过将 L_1 范数项加入到重建目标函数从而引入了稀疏表示方法。这些基于学习的 SR 重建方法均基于流形学习的一致性假设, 然而, 研究^[7-15]发现该假设不一定成立, 原因是从低维空间到高维空间是一对多映射。对此, 文献[16]提出采用相似性约束减少这些不一致性。

另外, 基于学习的 SR 算法存在的一个问题是高计算复杂度和高空间复杂度。针对这些不足并基于文献[16], 文中采用迭代计算的方式进行人脸 SR。对于每幅待重建人脸图像, 该算法首先从训练集中遴选出与之最相似的训练库人脸^[17]参与迭代计算; 每次迭代中, 采用基于相似性约束的方法计算权重 W , 采用去高斯滤波方法计算 LR-LR 约束, 采用 HOG 算法衡量 LR-HR 约束。与其他算法相比, 文中提出的迭代学习算法有较小的空间复杂度, 同时也拥有更好的主观和客观效果。相对于文献[16], 文中算法峰值信噪比 (PSNR) 平均提高 0.21 dB, 结构相似性 (SSIM) 平均提高 0.04, 均方根误差 (RMSE) 平均减少 0.38。

1 基于迭代学习的 SR 方法

1.1 传统的基于学习的 SR 算法

传统基于学习的人脸 SR 算法首先得到所有训练库 LR 人脸数以十万计的特征向量组合集, $\{l_i\}_{i=1}^N \subset R^{m_1}$ 。其中, N 为训练集 LR 补丁特征向量集的个数; m_1 为每个 LR 补丁特征向量的维数。而对应 HR 人脸补丁特征向量集, $\{h_i\}_{i=1}^N \subset R^{m_2}$, m_2 为每个 HR 补丁特征向量的维数。假设每幅人脸可被分为 m 个重叠补丁, 待重建 LR 人脸补丁 $I_L(i)$ 由 N 幅训练集 LR-HR 补丁集对学习得到的 HR 人脸补丁为:

$$H_i = \sum_{i=1}^{m \times N} \omega_i Z_H(i) / \sum_{i=1}^{m \times N} \omega_i = \sum_{i=1}^N \omega_i Z_H(i) / \sum_{i=1}^N \omega_i \quad (1)$$

1.2 基于迭代学习的 SR 算法

对于每幅待重建 LR 人脸, 文中首先从训练集人脸库中筛选出与之最相似的 N 幅 LR-HR 训练集。具体遴选方法为对训练集库进行 PCA 特征分解, 然后取其主成分计算子空间的欧氏距离, 将其作为衡量人脸图像相似性的准则^[17]。

图 1 为文中算法流程图。

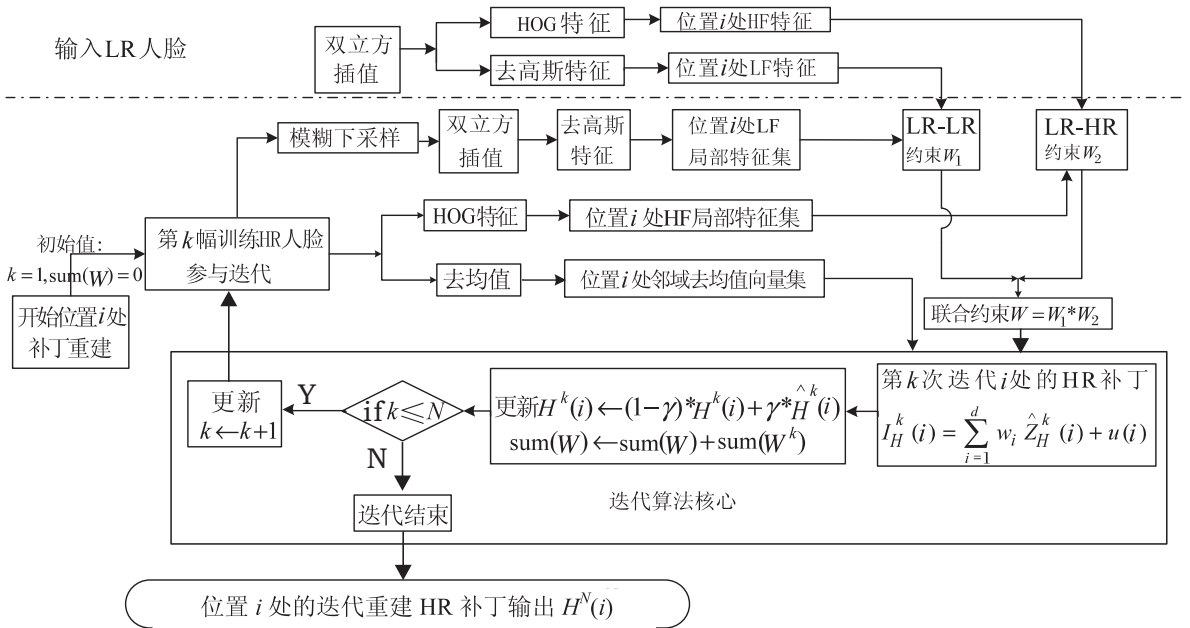


图 1 文中算法总流程图

基于传统学习算法的不足, 本算法提出一种采用迭代方法的人脸图像超分辨率重建算法。将式(1)改写为式(2), 该式采用 N 幅 LR-HR 训练集人脸对学习得到位置 i 处待重建 HR 人脸补丁, 采用递推公式(3)来求解该式。

$$\begin{aligned} \hat{H}_i = & \frac{1}{\sum_{i=1}^N \omega_i} \left(\sum_{i=1}^m \omega_i \hat{Z}_H^1(i) + \sum_{i=(m+1)}^{2 \times m} \omega_i \hat{Z}_H^2(i) + \right. \\ & \left. \cdots + \sum_{i=((N-1) \times m+1)}^{N \times m} \omega_i \hat{Z}_H^N(i) \right) \quad (2) \end{aligned}$$

$$\hat{H}_i^{k+1} = \gamma * \hat{H}_i^k + (1 - \gamma) * \hat{H}_i^{(k+1)} \quad (3)$$

式(3)说明如下: \hat{H}_i^{k+1} 表示由前 $k+1$ 幅 LR-HR 人脸对的 $(k+1) \times m$ 个特征向量补丁集重建得到的位置 i 处待重建 HR 补丁, 意义见式(6); \hat{H}_i^k 表示由前 k 幅 LR-HR 人脸对的 $k \times m$ 个特征向量补丁集重建得到的位置 i 处待重建 HR 补丁, 意义见式(4); $\hat{H}_i^{(k+1)}$ 表示第 $(k+1)$ 幅 LR-HR 人脸对的 m 个特征向量补丁集得到的重建结果 (依据传统学习算法), 计算公式见式(5); γ 为权重, 见式(7)。

$$\hat{H}_i^k = \frac{1}{\sum_{i=1}^{k*m} \omega_i} \left(\sum_{i=1}^m \omega_i^{(1)} \hat{Z}_H^1(i) + \sum_{i=(m+1)}^{2*m} \omega_i^{(2)} \hat{Z}_H^2(i) + \dots + \sum_{i=(k-1)*m+1}^{k*m} \omega_i^{(k)} \hat{Z}_H^k(i) \right) \quad (4)$$

$$\hat{H}_i^{(k+1)} = \sum_{i=1}^{(k+1)*m} \omega_i \hat{Z}_H(i) = \sum_{i=1}^m \omega_i \hat{Z}_H(i) \quad (5)$$

$$\hat{H}_i^{k+1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{(k+1)*m} \omega_i} \left(\sum_{i=1}^m \omega_i^{(1)} \hat{Z}_H^1(i) + \sum_{i=(m+1)}^{2*m} \omega_i^{(2)} \hat{Z}_H^2(i) + \dots + \sum_{i=(k-1)*m+1}^{k*m} \omega_i^{(k)} \hat{Z}_H^k(i) \right) \quad (6)$$

$$\gamma = \sum_{i=(k-1)*m+1}^{k*m} \omega_i^{(k)} / \sum_{i=1}^{k*m} \omega_i = \frac{\text{sum}(W^{(k)})}{\text{sum}(W)} \quad (7)$$

其中, $W^{(k)} = \{w_i^{(k)}\}_{i=1}^m, k=1, 2, \dots, N$, 它表示第 k 幅 LR-HR 人脸对的 m 个特征向量补丁集参与第 k 次迭代的重建权重。

式(3)便是采用迭代方法对 LR 人脸进行 SR 重建的递推计算公式, 它表示 \hat{H}_i^{k+1} 等价于 \hat{H}_i^k 和 $\hat{H}_i^{(k+1)}$ 的加权累加值。按照该式迭代 N 次, 便可得到最终的目标位置 i 处高分辨率人脸补丁: $H^N(i) = \hat{H}^N(i) + u(i)$

其中, $u(i)$ 表示位置 i 处的平均像素灰度值。

2 相似性约束求解重建权重

本算法在每次迭代中均采用相似性约束计算待重建人脸位置 i 处重建权重 W 。将 W 定义为依赖于待重建 LR 图像 I_L , 参与该次迭代的训练集 LR-HR 人脸对 Z_L 、 Z_H 的滤波器核, 即 W 同时依赖于 LR-LR 约束 W_1 和 LR-HR 约束 W_2 。根据三者关系, 为 W 建立如下约束:

$$w_{ij} = \frac{1}{C_{ij}} w_1(I_L(i), Z_L(j)) * w_2(I_L(i), Z_H(j)) \quad (8)$$

最终, 由相似性约束权重 W 和去均值特征向量集通过下式可得最终的位置 i 处的目标 HR 补丁 $I_H^N(i)$:

$$I_H^N(i) = \sum_{j=1}^m w_j \hat{Z}_H^j(i) + u(i) \quad (9)$$

然后将所有位置的 HR 补丁拼接在一起, 便可得到完整的目标 HR 人图像 I_H 。

文中算法采用去高斯滤波算法计算 LR-LR 约束 W_1 , 采用 HOG 算法衡量 LR-HR 约束 W_2 。

2.1 LR-LR 相似性约束

本算法用输入 LR 人脸补丁 $I_L(i)$ 与训练集中 LR 人脸补丁 $Z_L(i)$ 的相似性来表示 LR-LR 约束:

$$w_1(I_L(i), Z_L(j)) = \exp(-S(I_L(i), Z_L(j))/\sigma_1) \quad (10)$$

其中, S 表示文中定义的相似性函数。本算法采用去高斯特征来衡量待重建 LR 人脸补丁与每次参与

迭代的训练集 LR 人脸补丁之间的相似性; 调控因子 σ_1 调节相似性范围变化, 这里 σ_1 越大, 允许两个 LR 补丁间有越大的差异性。

2.2 LR-HR 相似性约束

流形学习算法本身存在一个弊端: 由低维数据到高维数据的映射是一对多映射, 这就导致了 LRM 流形到 HRM 流形之间的不一致性, 即: 待重建 LR 补丁 l_i 与训练集中若干个 LR 补丁集 $\{Z_L^i(j)\}$ 间满足一定的相似性:

$$l_i = \sum \omega_{ij}^i Z_L^i(j) = W_l^i * Z_l^i$$

而该待重建 LR 补丁对应的 HR 补丁 h_i 与训练集中对应 HR 补丁集 $\{Z_H^i(j)\}$ 间满足:

$$h_i = \sum \omega_{ij}^i Z_H^i(j) = W_h^i * Z_h^i$$

而由于 LR \rightarrow HR 的一对多映射关系, 导致位置 i 处的 LR 权重 W_l^i 和 HR 权重 W_h^i 两者间不一定是相同的。

由于 HR 补丁包含了 LR 补丁本身所缺失的大量高频信息, 本算法则采用寻找待重建 LR 补丁和训练集中 HR 补丁之间的相似性的方法。文中采用的 HOG (梯度方法直方图) 算法是基于每个像素取其 HOG 特征的, 它是该像素相对于局部邻域的梯度特征, 反映了空间特征, 而每个补丁的 HOG 特征是由各个像素的 HOG 特征串联而成, 很好地反映了该补丁在整个图像中的局部特征, 可以有效地减少 LRM \rightarrow HRM 流形的一致性问题。

3 实验与分析

本算法中, 首先要对所有的人脸图像根据三点位置 (两只眼睛中心和嘴巴中心) 进行校正, 然后将原始 HR 人脸 (128 * 128) 经过 4 倍下采样得到对应 LR 人脸。文中方法与现行的双立方插值 (Bicubic) 算法和文献[16]进行了对比试验。

训练集包含 FERET 库 1 000 幅人脸, 首先为每幅测试人脸搜索出与之最相似的 199 幅训练库人脸集, 测试人脸库则采用 100 个不同人脸的低分辨率图像, 都要经过 N (此处 $N=199$) 次迭代过程, 最终得到目标 HR 人脸图像。

本算法每次迭代的中间重建结果的客观指标采取 3 个评价指标: 峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM) 及均方根误差 (RMSE)。

图 2 展示了待重建人脸图像为 test1 (32 * 32) 时, 第 k 次迭代的中间过程重建人脸。表 1 展示了第 k 次迭代重建得到的 HR 人脸的三大客观指标的值。通过图 2、表 1 可知, 随着迭代次数的增加, 重建人脸的主观质量越来越好, 且其 PSNR、SSIM 也逐步增加, 而

RMSE 则逐步减少,重建效果优于双立方插值方法。

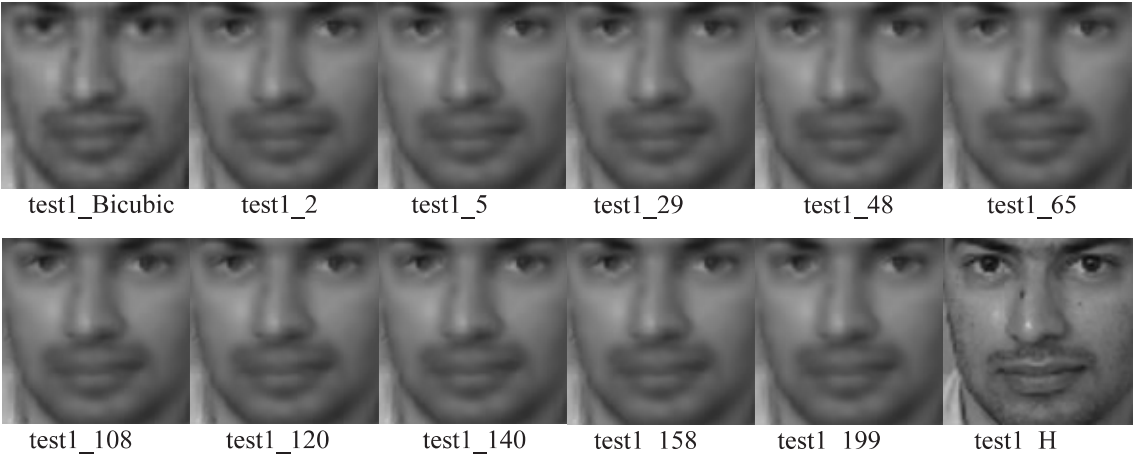


图 2 待重建人脸为 test_1 时,双立方插值结果及第 k 次迭代 (特征提取采用去高斯、HOG 算子) 中间重建结果

图 2 中, test1_Bicubic 表示双立方插值人脸, test1_ k ($k=2,3,5,20,29,48,65,108,120,140,158,199$) 分别表示第 k 次迭代的中间重建结果。其中, test1_199 为最终迭代结束时的重建人脸图像, test1_H 为原始 HR 人脸。

表 1 对 test1 进行基于迭代学习的人脸幻生 (特征提取采用 DOG、HOG 算子) 时中间迭代的重建人脸的客观指标

	test1_Bicubic	test1_2	test1_5	test1_29	test1_48	test1_65	test1_108	test1_120	test1_140	test1_158	test1_199
PSNR/dB	24.755 2	25.415 6	24.531 8	24.755 2	25.793 9	25.795 8	25.803	25.831 8	26.020 8	26.038 2	26.060 1
SSIM	0.676 2	0.705 5	0.709 1	0.715 2	0.726 7	0.728 1	0.728 5	0.730 6	0.748 8	0.75	0.751 2
RMSE	15.039 1	13.967 2	13.719 3	13.382 5	13.277 3	13.213 4	13.162 8	13.121 7	13.051 2	13.016 3	12.996 7

表 1 中, test1_ k 表示第 k 次迭代所得 HR 人脸, 相似性约束采用去高斯滤波特征提取 LR-LR 特征, HOG 特征提取 LR-HR 特征。

表 2 展示了 100 幅测试人脸分别应用 Bicubic、文献 [16] 和文中算法进行重建的平均客观指标。可见, 相对于 Bicubic 算法, 文中 PSNR 和 SSIM 分别平均提高 0.3 dB 和 0.07, 而 RMSE 平均降低 2.48; 相对文献 [16], 文中 PSNR 和 SSIM 分别平均提高 0.21 dB 和 0.04, RMSE 平均降低 0.38。

表 2 Bicubic, 文献 [16], 文中算法平均重建指标

	Bicubic	文献 [16]	文中算法
PSNR/dB	24.812 3	25.902 6	26.113 5
SSIM	0.707 6	0.733 1	0.776 1
RMSE	15.321 9	13.223 6	12.840 1

4 结束语

传统基于学习的人脸重建算法时间复杂度和空间复杂度均很高, 因此文中提出了一种较新颖的基于迭代学习的人脸 SR 技术, 每次迭代时只有少量补丁集参与计算。在计算重建权重时, 采用去高斯约束提取 LR-LR 特征, LR-HR 约束特征提取采用 HOG 算法, 可以有效减少 LRM → HRM 流形的不一致性。实验结果表明, 文中提出的人脸 SR 算法更好地保留了人脸的结构信息, 提高了重建人脸的主观和客观效果。

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] Liu C, Shum H, Zhang C. A two-step approach to hallucinating faces: global parametric model and local nonparametric model[C]//Proc of IEEE conf on computer vision and pattern recognition. [s. l.]:IEEE, 2001:192-198.

[3] Wang Xiaogang, Tang Xiaouu. Hallucinating face by eigen-transformation[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Application and Reviews, 2005, 35(3):425-434.

[4] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y. Super-resolution through neighbor embedding[C]//Proc of IEEE conf on computer vision and pattern recognition. [s. l.]:IEEE;2004:275-282.

[5] Fan W, Yeung D Y. Image hallucination using neighbor embedding over visual primitive manifolds [C]//Proc of IEEE conf on computer vision and pattern recognition. Minneapolis, MN;IEEE, 2007:1-7.

[6] Yang J, Wright J, Huang T, et al. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[C]//Proc of IEEE

时隙调度算法,在信道和时隙上分离网络控制与数据转发。文中设计了新的节点广播内容,扩展广播数据功能。但是在时隙复用设计的过程,所面临的挑战在于无线节点的单工特性,使得网络在时隙复用的过程中,必须消耗部分的时隙资源。如果节点硬件设计为双工特性时,可以进一步提高时隙利用率。文中设计控制和转发的分离使得无线传感器网络具有更强的灵活性和兼容性。

参考文献:

- [1] Industrial communication networks – Fieldbus specifications – wireless systems for industrial automation; process control and related applications (based on ISA 100.11a) [S]. IEC 62734 Ed. 1.0, 2011.
- [2] GB/T 26790.1–2011. 工业无线网络 WIA 规范第一部分: 用于过程自动化的 WIA 系统结构与通信规范 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2011.
- [3] Farooq M O, Kunz T. Operating systems for wireless sensor networks; a survey [J]. Sensors, 2011, 11(6): 5900–5930.
- [4] 802.15.4e–2012–IEEE approved draft standard for local and metropolitan area networks part 15.4: Low Rate Wireless Personal Area Networks (LR-WPANs) amendment to the MAC sub-layer [S]. 2012.
- [5] Willig A. Recent and emerging topics in wireless industrial communications; a selection [J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2008, 4(2): 102–124.
- [6] Gungor V C, Hancke G P. Industrial wireless sensor networks: challenges, design principles, and technical approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(10): 4258–4265.
- [7] 李建中, 高宏. 无线传感器网络的研究进展 [J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(1): 1–15.
- [8] 程卫芳, 廖湘初, 沈昌祥, 等. 一种高效节能的无线传感器网络数据聚合协议 [J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(3): 89–92.
- [9] 李平, 戴劲. 无线传感器网络中的节能路由算法研究 [J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(7): 1275–1278.
- [10] 刘云浩. 物联网导论 [M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [11] 孙利民. 无线传感器网络 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [12] Willig A, Matheus K, Wolisz A. Wireless technology in industrial networks [J]. Proceedings of the IEEE, 2005, 93(6): 1130–1151.
- [13] 杨建东. 工业无线通讯技术在自动化中的应用与趋势 [J]. 中国仪器仪表, 2008(3): 45–47.
- [14] 张宏科, 罗洪斌. 智慧协同网络体系基础研究 [J]. 电子学报, 2013, 41(7): 1249–1254.
- [15] 苏伟, 陈佳, 周华春, 等. 智慧协同网络中的服务机理研究 [J]. 电子学报, 2013, 41(7): 1255–1260.
- [16] 郜帅, 王洪超, 王凯, 等. 智慧网络组件协同机制研究 [J]. 电子学报, 2013, 41(7): 1261–1267.
- +++++
- (上接第 61 页)
- conf on computer vision and pattern recognition. Anchorage: IEEE, 2008: 1–8.
- [7] 葛广重, 杨敏. 基于稀疏表示的单幅图像超分辨率重建 [J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(9): 103–106.
- [8] Li Bo, Chang Hong, Shan Shiguang, et al. Low-resolution face recognition via coupled local preserving mappings [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(1): 20–23.
- [9] Gao Xinbo, Zhang Kaibing, Tao Dacheng, et al. Joint learning for single-image super-resolution via a coupled constraint [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(2): 469–480.
- [10] 刘峰, 朱秀昌. 一种改进的多帧图像超分辨率重建算法 [J]. 南京邮电大学学报: 自然科学版, 2007, 27(4): 19–23.
- [11] 李磊, 周鸣争. 基于 MAP 技术的图像类推超分辨重建方法 [J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(1): 77–80.
- [12] 王春霞, 苏红旗, 范郭亮. 图像超分辨率重建技术综述 [J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(5): 124–127.
- [13] 张义轮, 干宗良, 朱秀昌. 相似性约束的视频超分辨率重建 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(7): 761–767.
- [14] 张志, 叶蓬, 王润生. 基于 SIFT 特征的多帧图像超分辨率重建 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(11): 2373–2377.
- [15] 干宗良, 朱秀昌, 石腾, 等. 超分辨率方法和装置: 中国, CN201210053177.9 [P]. 2012–09–12.
- [16] Li Hongliang, Xu Linfeng, Liu Guanghui. Face hallucination via similarity constraints [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(1): 19–22.
- [17] Yu H, Kin M, Qiu Guping. Learning local pixel structure for face hallucination [C] // Proceedings of 2010 IEEE 17th international conference on image processing. [s.l.]: IEEE, 2010: 2797–2800.

基于相似性约束的人脸超分辨率重建算法

作者：[刘丹霞](#)，[于宗良](#)，[杨文峰](#)，[LIU Dan-xia](#)，[GAN Zong-liang](#)，[YANG Wen-feng](#)

作者单位：[南京邮电大学 图像处理与图像通信江苏省重点实验室](#), [江苏 南京](#), 210003

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(8)

引用本文格式：[刘丹霞](#), [于宗良](#), [杨文峰](#), [LIU Dan-xia](#), [GAN Zong-liang](#), [YANG Wen-feng](#) [基于相似性约束的人脸超分辨率重建算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(8)