

文章编号: 2095-4980(2015)02-0291-06

一种基于匹配学习的人脸图像超分辨率算法

窦翔, 陶青川

(四川大学 电子信息学院, 四川 成都 610065)

摘要: 针对现有基于样本学习的人脸超分辨率算法对人脸图像采用全局搜索, 存在非局部误匹配且复原图像视觉效果不佳等问题, 提出了一种新的基于匹配学习的人脸图像超分辨率算法。首先根据输入图像预分类得到一个样本子类库, 并构建相应的特征图像。在匹配过程中, 针对不同人脸图像, 采用2种新的搜索策略, 考虑了图像块之间的相似性和一致性, 使复原图像看起来更加连贯自然。实验结果表明, 与其他方法相比, 本文算法生成的高分辨率人脸图像获得了更好的视觉效果和更高的平均峰值信噪比, 具有很好的实用价值。

关键词: 超分辨率; 预分类; 局部限位搜索; 一致搜索

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201502.0291

A super-resolution algorithm of face image based on pre-classification and match

DOU Xiang, TAO Qingchuan

(School of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

Abstract: The existing example-based super-resolution algorithms of face image adopt global search, which causes the problems of non-local mismatch and poor visual effect of image restoration. A new matching and learning-based face image super-resolution restoration algorithm is proposed. A pre-classification process of input image is applied to get a sub-sample library from the image library, and the corresponding feature images are created. In the matching process, two new search strategies for different face images are used, which consider the similarity and consistency between image patches and make the recovered image look more coherent and natural. Experimental results show that the proposed algorithm synthesizes high-resolution faces with better visual effect and obtains higher values of the average of Peak Signal-to-Noise Ratios(PSNR) when compared with other methods.

Key words: super-resolution; pre-classification; local search; coherence search

在人脸图像的超分辨率复原领域中, 基于样本学习的方法是当前研究的热点^[1-2]。它通过图像样本库建立低分辨率(Low Resolution, LR)图像到高分辨率(High Resolution, HR)图像的回归模型, 输入 LR 图像通过回归模型就可以得到预测高频信息。当前比较经典的方法如流形学习^[3]、最小二乘回归^[4]、幻觉脸^[5]、贝叶斯概率模型、马尔科夫模型等, 都可以通过这种思想进行简单描述。在这些方法中, 图像特征块的匹配是关系到复原效果的一个关键因素, 它直接决定了用于学习的样本特征块和待复原特征块的相似度。目前大部分算法都直接采用全局搜索, 存在着非局部误匹配且复原图像视觉效果不佳等问题。本文针对这种缺陷, 提出了一种新的复原框架。算法首先通过 Gabor 特征对训练样本库进行预分类, 获得与输入 LR 图像最相似的样本子类库, 然后对输入图像和样本子类库进行相同的特征提取及分块操作。由于人脸图像的不同区域具有不同的纹理特征, 本文采用 2 种新的搜索策略进行特征图像块的匹配, 使复原的人脸图像更符合人的主观视觉感受。采用局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)^[3]算法, 通过 HR 和 LR 特征块间的映射系数重建出 HR 特征块。本文实验的图像来自于 ORL(Olivetti Research Laboratory)人脸图像库以及 IMDB(Imagery Management Data Base)亚洲人脸标准图像库^[6]。

收稿日期: 2014-11-07; 修回日期: 2014-12-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61271330)

1 算法原理

1.1 预分类

不同人脸图像的表情、肤色、光照等存在着一定的差异,为避免错误的高频信息用于回归模型,影响复原效果,本文通过预分类算法,选择与输入 LR 图像最相似的样本图像构成样本子类库。为了模拟验证不同特征提取算法的分类识别效果,选择图 1 所示的 10 幅样本和待匹配人脸图像进行实验。

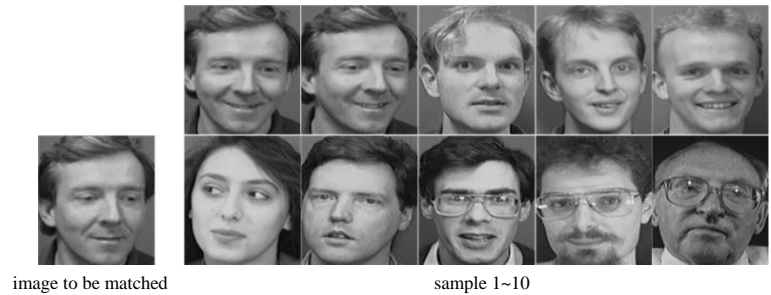


Fig.1 Part of the ORL face image database
图 1 ORL 人脸库的部分图像

由于输入 LR 图像和样本 LR 图像经过了相同的模糊下采样过程(见式(1)),因此必须对实验图像先进行降质处理。根据图像的降质模型:

$$L = \downarrow (H * psf) + n, \quad H = L + \hat{H} \quad (1)$$

$$psf(x, y) = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \quad (2)$$

式(1)~式(2)中: L 为退化的低分辨率图像; H 为高分辨率图像; psf 为系统函数;*代表卷积操作; n 为噪声; \hat{H} 为原始图像丢失或待估计的高频信息; \downarrow 表示下采样过程; σ 为高斯函数标准方差。在忽略噪声 n 的情况下,对图 1 所示图像进行式(3)所示的高斯模糊和 2 个因子的降采样:

$$LR_{(m,n)} = \sum_{x=-3}^3 \sum_{y=-3}^3 psf_{(x,y)} HR_{(2m+x, 2n+y)} \quad (3)$$

式中: $m \leq M/2$, $n \leq N/2$, M 和 N 分别为原图像的长和宽。经过降采样处理后,分别采用局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)^[7]、局部相位量化(Local Phase Quantization, LPQ)^[8]、韦伯局部描述(Weber Local Descriptor, WLD)^[9]、梯度直方图(Histograms of Oriented Gradients, HOG)^[10]以及 Gabor 提取图像的特征并组成特征向量(即图像特征矩阵转为行向量),计算待匹配图像与样本特征向量的余弦距离,就可得到待匹配图像与样本之间的相似度,如表 1 的实验结果所示。其中余弦距离是一种简单有效的计算特征向量相似度的方法,在人脸识别中常用来计算人脸特征的相似度,余弦距离值越高,特征向量的相似度就越高。

图 1 所示人脸图像中, sample 1~2 与样本相似度最高,其次是 sample 3~5。表 1 用常用的算子 LBP,LPQ, WLD,HOG 和 Gabor,对图 1 所示的图像特征进行了匹配实验。在单特征表情识别中,Gabor 算子是目前识别率最高的算子。其中 Gabor 特征是一种多方向多尺度滤波器,其复数表达式为:

$$g(x', y'; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad (4)$$

式中: λ 为正弦函数波长; θ 为 Gabor 函数的方向; ψ 代表相位偏移; γ 表示空间的宽高比; x', y' 表示图像相应像素点的位置。分别提取 8 个方向的 Gabor 特征,即分别令 $\theta = [0: \pi/8: \pi]$,最后组成特征向量进行匹配实验。

表 1 不同特征的识别结果

Table1 Recognition results of different characteristics

feature extraction	sample									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
LBP(one pixel radius)	0.957 9	0.961 4	0.891 2	0.902 1	0.897 7	0.835 0	0.845 5	0.896 2	0.904 0	0.760 4
LBP(two pixels radius)	0.944 3	0.948 3	0.842 8	0.851 1	0.819 6	0.732 1	0.790 8	0.822 7	0.841 2	0.702 3
LPQ	0.977 1	0.975 1	0.940 0	0.917 2	0.922 7	0.908 3	0.929 2	0.956 3	0.929 9	0.880 1
HOG	0.987 8	0.993 7	0.974 3	0.957 9	0.967 1	0.875 1	0.937 9	0.944 5	0.953 3	0.907 9
WLD	0.876 4	0.923 1	0.863 8	0.852 3	0.892 7	0.844 1	0.845 6	0.821 2	0.855 5	0.824 9
Gabor(5 scales/8 directions)	0.948 8	0.971 3	0.899 3	0.875 4	0.878 3	0.749 8	0.770 4	0.796 0	0.788 6	0.677 3

从表 1 的实验结果(提取的特征向量用余弦距离计算相似度)可以看出, Gabor 算子能达到更好的识别效果,且所得的余弦距离间的值有明显差别,便于分类。因此本文选用 Gabor 算子对大量样本进行预分类筛选,预分类得到样本子类库后就可以对其进行特征提取,这里提取的 Gabor 特征可以和图像的一阶/二阶梯度特征、拉普拉斯特征一起构成特征图像。

1.2 特征量的提取

人脸图像的高频区域具有非常丰富的纹理细节,简单的梯度等特征不能对其像素或相应位置的图像块进行很好的表述。本文选取 8 方向 Gabor 滤波特征、拉普拉斯特征、水平及垂直方向的一阶和二阶导数组成低分辨率图像的特征向量,使提取的特征包含了更丰富的信息。对于高频图像,直接以灰度信息作为其特征即可。

拉普拉斯金字塔和高斯金字塔是一种塔式结构^[11],见图 2。高斯金字塔的生成包含低通滤波和降采样过程:

$$G_l(i, j) = \begin{cases} \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n), & i \leq M, j \leq N, 1 < l \leq L \\ G_l, & l = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: G_l 为原图像; w 表示对图像进行平滑处理,相当于一个高斯低通滤波器; L 代表金字塔的总层数; M, N 分别代表金字塔 l 层图像的行列数。某一层的高斯特征图像与上一层插值放大后的结果进行差分,就得到了该层的拉普拉斯特征图像,其中的插值放大算法 $enlarge(\cdot)$ 用简单的双线性插值即可,最后得到图像的高频信息:

$$L_l(i, j) = \begin{cases} G_l(i, j) - enlarge(G_{l+1}(i, j)), & 1 \leq l < L \\ G_l(i, j), & l = L \end{cases} \quad (6)$$

以 L' 表示最低层的拉普拉斯特征向量, G' 表示 8 方向 Gabor 滤波特征,最后提取的特征向量可以表示为:

$$F(I) = (V, H, V^2, H^2, L', G') \quad (7)$$

式中: V, H 表示水平和垂直一阶导数特征向量; V^2, H^2 表示水平和垂直二阶导数特征向量。以水平方向为例,图像某像素位置处的一阶和二阶水平导数可以分别表示为:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(i+1, j) - f(i, j) \quad (8)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(i+1, j) - 2f(i, j) + f(i-1, j) \quad (9)$$

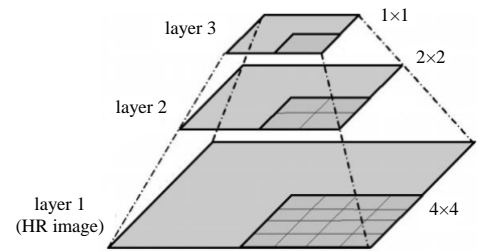


Fig.2 Pyramid-like parent structure
图 2 塔式父结构

1.3 特征图像块的匹配

人脸图像有它自身的特殊性,它的细节信息集中在特定的区域,若是在整幅人脸图像上进行特征块的搜索和匹配,可能导致误匹配的产生,如左边人脸的特征块匹配到右边人脸,或者一个特征图像块匹配到非局部区域的特征块。这种错误位置的图像特征块虽然可以用于人脸重建,但不符合自然图像的结构特征或人的主观视觉特点,可能会产生虚轮廓或留下人工痕迹。

为避免这种误匹配,本文采用了 2 种新的搜索策略来进行图像块的匹配。针对不同的人脸图像库,这 2 种搜索策略都取得了较好的效果,相对一般的方法,本文复原图像看起来更加连贯自然。

1.3.1 局部限位搜索

一种可行且简单的搜索策略是对每个低分辨率块的搜索范围进行限制。对于输入 LR 图像 X_L 的一个特征块 $m(a \times a)(a > 2)$,其位置为 (x_0, y_0) ,设其在样本库中对应的最佳匹配高频特征块位置为 (x_r, y_r) ,降质后为 $n(a \times a)$,相应位置为 (x, y) ,满足位置关系:

$$x = \lfloor x_r / s + 0.5 \rfloor, \quad y = \lfloor y_r / s + 0.5 \rfloor \quad (10)$$

式中 s 为尺度因子,根据降采样的程度进行选择。把样本库中一个样本的特征图像块按行扫描顺序进行搜索,组成一维特征向量 $V = (n_1, n_2, \dots, n_n)$,各块的位置为 $index = (1, 2, \dots, n)$, n 为特征图像块的数目。

对于待复原的一个 LR 特征块 m ,分别求其与 $V = (n_1, n_2, \dots, n_n)$ 中各特征块的欧式距离,并按由小到大的顺序排列成特征向量 $V' = (n'_1, n'_2, \dots, n'_n)$,各块在特征图像中的位置信息变为 $index' = (p'_1, p'_2, \dots, p'_n)$ 。row 和 col 分别为特征图像每一行和每一列的块数,设输入 LR 图像与样本对应特征块最大偏移在 $r \times r$ 邻域内,算法的流程可简单表示为:

1) 设一个待复原 LR 特征块的位置为 (x_0, y_0) ,对于每一个样本的 n 个特征块,按 $V' = (n'_1, n'_2, \dots, n'_n)$ 中的顺序由小到大取出第 i 个(初始 $i = 1$);

2) 计算该样本中第 n 个特征块在原图中的位置 (x, y) , 其中 $x = \lceil p_i' / col \rceil$, $y = \text{mod}(p_i' \% col)$;

3) 如果满足关系 $|x_0 - x| < r$ & $|y_0 - y| < r$, 则 n_i' 为待复原 LR 特征块的最佳匹配特征块, 结束该块的搜索; 否则, 取出 $\mathbf{V}' = (n_1', n_2', \dots, n_n')$ 中第 $i=i+1$ 特征块继续第 2) 步。

本文提出的限位搜索方法简单可行, 不需要把人脸图像分为不同的区域, 同时能有效避免非局部相似导致的误匹配, 在一定程度上消除虚轮廓现象。

1.3.2 一致搜索

对于特征图像块的匹配, L_2 范式在感知上并不完美, 即不符合人的主观感受。为了保持相邻匹配图像块间的连续性和相似性, 使拼接起来的图像块更加连贯自然, 符合人的主观视觉感受, 本文对 ORL 人脸库采用了一种一致搜索^[12]的方案: 如果 2 个低分辨率图像块相似, 那么它们邻域的块也应该具有一定的相似性。这种搜索方法的合理性在于人脸图像具有局部区域的相似性。

如图 3 所示, 根据其对应低分辨率特征块的位置, 每一个特征块的 L 形邻域(已搜索的图像块)特征块, 会产生一个偏移候选特征块。最佳匹配的特征块在这些候选块(右图黑色记号的块)间产生。对于第 i 个输入低分辨率特征块 m_i , $LN(i)$ 表示特征块 m_i 的 L 形邻域, 即图 3 左边灰色记号的块 $m_r, r \in LN(i)$ 。 $n_{s(r)}, r \in LN(i)$ 为样本中与 $m_r, r \in LN(i)$ 最佳匹配的特征块, 加上坐标偏移 $(i-r)$, 即为图 3 右边黑色记号的块, 可以表示为 m_i 的候选块集合:

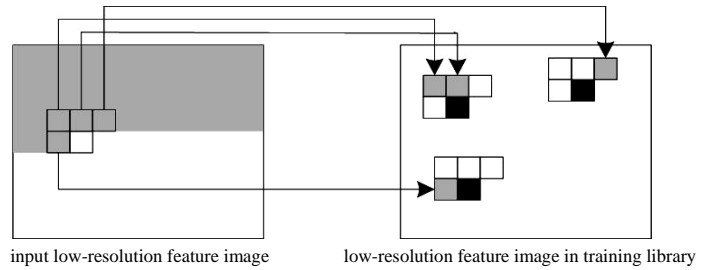


Fig.3 L-shaped neighborhood of coherence search(it is similar when blocks overlapped)
图 3 一致搜索的 L 形邻域(块间有重叠时类似)

$$M_i = n_{s(r)+(i-r)} |_{r \in LN(i)} \quad (11)$$

则一致搜索可以表示为:

$$DIS_{\text{coherence}} |_{r=p} = \arg \min_{r \in LN(i)} \| m_i - n_{s(r)+(i-r)} \| \quad (12)$$

搜索的基本步骤如下:

步骤 1: 根据最小 L_2 范式求出第 i 个待求低分辨率特征块 m_i 在样本中的对应块, 其距离为:

$$DIS_{\text{European}} |_{j=q} = \arg \min_{j \in V'} \| m_i - n_j \| \quad (13)$$

步骤 2: 求得 m_i 的 L 形邻域产生的候选块集合 M_i 及 $DIS_{\text{coherence}}$ 。

步骤 2: 若第 1 步求得特征块在候选块中, 则作为最终匹配块; 若第 1 步求得特征块不在候选块中, 当满足条件 $DIS_{\text{European}} \leq \beta \cdot DIS_{\text{coherence}}$ 时, 选择第 1 步求得特征块为最终匹配块; 否则, 选择第 2 步距离为 $DIS_{\text{coherence}}$ 的候选块。其中 $0 < \beta \leq 1$ 根据实际情况进行调节。

$$n_{s(i)} = \begin{cases} n_q & n_q \in M_i \\ n_q & DIS_{\text{European}} \leq \beta \cdot DIS_{\text{coherence}}, n_q \notin M_i \\ n_p & DIS_{\text{European}} > \beta \cdot DIS_{\text{coherence}}, n_q \notin M_i \end{cases} \quad (14)$$

步骤 4: 重复以上步骤, 直到处理完所有特征图像块。

步骤 5: 对预分类得到的 k 个特征图像分别进行以上处理, 最后得到 k 个对应的特征图像块。

1.4 生成高分辨率图像

经过预分类和特征图像块匹配, 得到了用于学习复原的 k 个低分辨率特征图像块, 以及对应的 k 个高分辨率图像块。这里得到的高分辨率特征图像块进行了去均值处理, 使其能更好地表现图像的频率特征。考虑到实现的复杂度和复原效果, 本文学习过程简单地采用了 LLE 算法。其基本思想是低分辨率图像块和高分辨率图像块间的重构系数 w 具有不变性, 这种重构关系可以根据图像的降质模型式(15)简单表示为:

$$L = \sum w_j l_j = \sum w_j (h_j * psf) = \sum (w_j h_j) * psf = H * psf \quad (15)$$

因此, 可以先求得输入低分辨率图像块 m_i 和 k 个低分辨率特征图像样本块 n_j 间的重构系数 w_j 。保持权值系数

w_{ij} 不变, 根据 k 个对应高分辨率图像块 h_i , 线性组合得到所求的高分辨特征块, 如式(16)所示。重构系数 w_{ij} 可以通过式(17)求解。

$$H_i = \sum_{j=1}^k w_{ij} h_j, \quad s.t. \sum_j w_{ij} = 1 \quad (16)$$

$$\varepsilon(w) = \arg \min \|m_i - \sum_{j=1}^k w_{ij} n_j\|^2, \quad s.t. \sum_j w_{ij} = 1 \quad (17)$$

计算权值系数 w_{ij} , 使式(17)最小(具体求解过程可参考文献 [13])。最后得到的 H_i 加上去掉的均值部分即为输出高分辨率块。把得到的高分辨率块进行块拼接就得到了输出高分辨率图像。

2 实验结果及分析

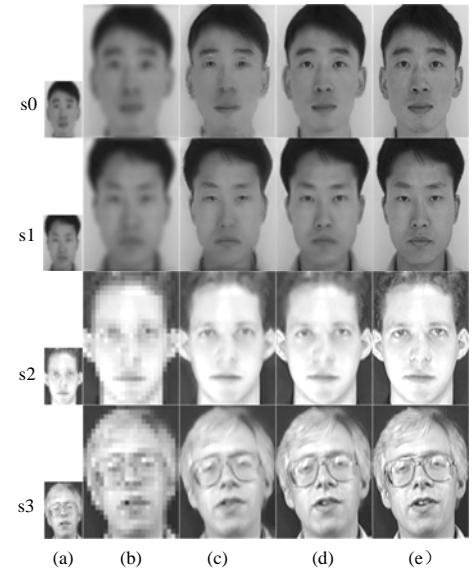
本文实验环境为 Matlab2010a, 采用 2 种人脸图像库进行实验。ORL 人脸库由 40 个人组成, 每个人有 10 种不同的表情, 图像的大小为 92×112 。400 幅人脸中选取 40 幅图作为输入测试, 剩下 360 幅作为样本。原始图像大小为 92×112 , 模糊降采样为 46×56 。通过预分类选取与输入最相似的 20 幅样本并构建特征图像, 采用一致搜索的方法进行图像块的匹配。部分实验结果如图 4 中的 s2~s3 所示。

IMDB 亚洲标准人脸库已经进行了归一化和对齐操作, 本文选取了 32 个人共 224 幅人脸图像进行实验, 每一个人脸包含 7 张光照表情略有差异的图像, 其中 32 幅作为测试, 剩下 192 幅作为样本。手动把图像大小剪切为 224×192 , 模糊降质处理后图像大小变为 56×48 。采用局部位搜索的方法进行图像块的匹配。部分实验结果如图 4 中的 s0~s1 所示。

从图 4 的实验结果可以看出, 相比于 Bicubic 插值算法和 chang 的方法, 本文方法获得了更多的高频信息, 得到了更好的视觉效果, 这说明了本文提出的复原框架的有效性。定量分析本文 2 种搜索策略的效果, 一致性搜索在一定程度上可以提高复原图像块之间的连续性, 改善主观视觉效果, 但 β 选择太小, 会降低复原图像的高频信息, 所以不同的输入图像应选择不同的 β 值。本文实验中, 选择 $\beta = 0.8 \sim 1$ 之间的值, 能达到最好的效果, 如图 4 的 s3 选择 $\beta = 0.8$ 时, 获得了 28.667 2 dB 的最高峰值信噪比。当 β 减小时, s2 其峰值信噪比稍有下降, 此时把 β 简单地设为 1 即可。IMDB 人脸库已经进行了对齐操作, 因此本文在搜索过程中只是进行了简单的限位操作。 r 的范围应根据实际情况进行选取, 图 5 中, (a)图与(b)图的差别仅仅是(b)图采用了 $r=8$ 的限位搜索, 从其局部放大图可以看出, (b)图的边缘部分有效地减少了锯齿虚化现象。

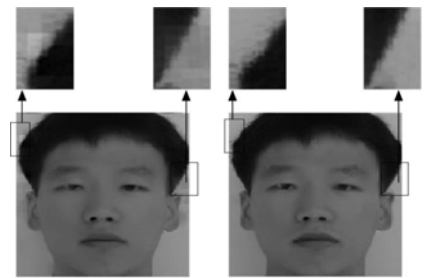
除了视觉效果的直观改善, 本文方法复原的图像通过式(18)计算 PSNR, 也得到了更高的峰值信噪比(见图 6)。

$$PSNR = 20 \lg \left(\frac{255}{\sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [HR(x,y) - SR(x,y)]^2}} \right) \quad (18)$$



(a) input LR image (b) Bicubic (c) chang's method^[8]
(d) proposed method (e) original high-frequency image
Fig.4 Comparison of experimental results

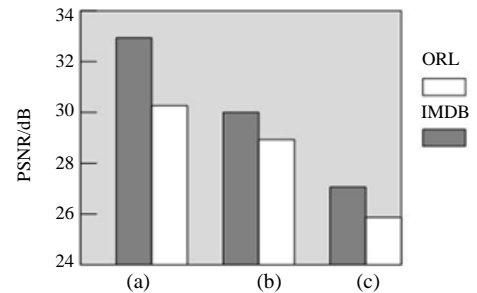
图 4 实验结果比较



(a) global search (b) proposed search method

Fig.5 Partially enlarged image

图 5 局部放大图



(a) proposed method (b) Chang's method (c) cubic

Fig.6 Average PSNR
图 6 平均峰值信噪比

3 结论

本文提出了一种基于预分类和匹配学习的图像超分辨率复原算法。基于样本学习的关键是匹配到足够准确的用于学习的信息,因此相对于一般的方法,本文在加入更多特征的同时,针对不同人脸图像采用了不同的搜索策略,保证了复原人脸图像局部的语义相关性和连贯性。从实验结果可以看出,本文方法在视觉效果和客观质量评价方面都达到了较好的效果。

参考文献:

- [1] 卓立,王素玉,李晓光. 图像/视频的超分辨率复原[M]. 北京:人民邮电出版社, 2011. (ZHUO Li,WANG Suyu,LI Xiaoguang. Image/Video Super Resolution[M]. Beijing:People's Posts and Telecommunications Press, 2011.)
- [2] 浦剑,张军平,黄华. 超分辨率算法研究综述[J]. 山东大学学报, 2009,39(1):27-32. (PU Jian,ZHANG Junping,HUANG Hua. Review of super-resolution algorithms[J]. Journal of Shandong University, 2009,39(1):27-32.)
- [3] 吴炜,杨晓敏,陈默,等. 基于流形学习的人脸图像超分辨率技术研究[J]. 光学技术, 2009,39(1):84-92. (WU Wei,YANG Xiaomin,CHEN Mo,et al. The research of face super-resolution based on manifold learning[J]. Optical Technique, 2009, 39(1):84-92.)
- [4] WU Wei,LIU Zheng,HE Xiaohai. Learning-based super resolution using kernel partial least squares[J]. Image and Vision Computing, 2011,29(6):394-406.
- [5] WANG Nannan,TAO Dacheng,GAO Xinbo,et al. A comprehensive survey to face hallucination[J]. Journal of Computer Vision, 2014,106(1):9-30.
- [6] DONG H,GU N. Asian faceimage database PF01[DB/OL]. [2006-01-05] (2014-11). <http://nava.postech.ac.kr/archives/irndb.html>.
- [7] 高涛,何明一,戴玉超,等. 多级 LBP 直方图序列特征的人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2009,14(2):202-207. (GAO Tao,HE Mingyi,DAI Yuchao,et al. Face recognition using multi-level histogram sequence local binary pattern[J]. Journal of Image and Graphics, 2009,14(2):202-207.)
- [8] 朱长水,袁宝华,曹红根,等. LPQ 与 NMF 特征融合的人脸识别[J]. 信阳师范学院学报:自然科学版, 2013,26(1):133-139. (ZHU Changshui,YUAN Baohua,CAO Honggen,et al. Face recognition based on LPQ and NMF[J]. Journal of Xinyang Normal University:Natural Science Edition, 2013,26(1):133-139.)
- [9] CHEN Jie,SHAN Shiguang,HE Chu,et al. WLD:A robust local image descriptor[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009,32(9):1705-1720.
- [10] 向征,谭恒良,马争鸣. HOG 在人脸识别中的性能研究[J]. 计算机工程, 2012,38(15):194-200. (XIANG Zheng,TAN Hengliang,MA Zhengming. Performance research of HOG in face recognition[J]. Computer Engineering, 2012,38(15): 194-200.)
- [11] 薛翠红,于明,于洋,等. 基于 MAP 框架的金字塔人脸超分辨率算法[J]. 计算机工程, 2012,38(10):206-211. (XUE Cuihong,YU Ming,YU Yang,et al. Pyramid face supper-resolution algorithm based on MAP frame[J]. Computer Engineering, 2012,38(10):206-211.)
- [12] Michael Ashikhmin. Synthesizing natural textures[C]// 2001 ACM Symposium on Interactive 3D Graphics. North Carolina, USA:[s.n.], 2001:217-226.
- [13] Saul L K,Roweis S T. Think globally,fit locally:unsupervised learning of nonlinear manifolds[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003(4):119-155.

作者简介:

窦翔(1988-),男,成都市人,在读硕士研究生,主要研究方向为计算机应用与图像识别.email:douxyiang2008@163.com.

陶青川(1972-),男,成都市人,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、机器视觉、模式识别.