

基于非负邻域嵌入和非局部正则化的单帧图像超分辨率重建算法

彭羊平 宁贝佳 高新波

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘要 单帧图像超分辨率重建是指利用一幅低分辨率图像,通过相应的算法来获取一幅高分辨率图像的技术。提出了一种基于非负邻域嵌入和非局部正则化的单帧图像超分辨率重建算法,以弥补传统邻域嵌入算法的不足。在训练阶段,首先对低分辨率图像预放大2倍,以保证在放大倍数较大时,高、低分辨率图像块之间的邻域关系也能得到较好的保持;在重建阶段,使用非负邻域嵌入来有效地解决近邻数的选取问题;最后利用图像块的非局部相似性构造非局部正则项对重建结果进行修正。实验结果表明,相对于传统算法,本方法的重建结果纹理丰富、边缘清晰。

关键词 超分辨率重建,非局部均值,邻域嵌入,正则化

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.022

Single-frame Image Super-resolution Reconstruction Algorithm Based on Nonnegative Neighbor Embedding and Non-local Means Regularization

PENG Yang-ping NING Bei-jia GAO Xin-bo

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract Single-frame image super-resolution(SR) reconstruction aims to obtain a high-resolution (HR) image from a low-resolution (LR) input image. To overcome the limitations of traditional neighbor-embedding-based algorithm, we proposed a single-frame image super-resolution reconstruction algorithm based on nonnegative neighbor embedding and non-local means regularization. In the training phase, the LR images are magnified 2 times at first, leading to better preservation of neighborhood between LR and HR images in case of high magnification factor. In the reconstruction phase, non-negative neighbor embedding is employed to select neighborhood number effectively. Finally, a non-local means regularization term is introduced into the final reconstruction process by taking advantage of the non-local similarity between natural image patches. Experimental results demonstrate that the proposed method can achieve results with richer textures and sharper edges compared with those from traditional methods.

Keywords Super-resolution reconstruction, Non-local means, Neighbor embedding, Regularization

1 引言

单帧(single-frame)图像超分辨率(Super-Resolution, SR)重建是指利用一幅低分辨率(Low Resolution, LR)图像,通过相应的算法来获取一幅高分辨率(High Resolution, HR)图像的技术。图像分辨率是图像质量的重要指标,分辨率越高,图像提供的信息越丰富。在遥感侦察、医学诊断、安全监控、模式识别等诸多领域,用户通常希望使用高分辨率图像。然而,由于受成像系统物理条件和天气的影响,成像过程中往往存在光学和运动模糊、下采样和噪声等退化过程,使得实际得到的图像分辨率低、质量差。要获得高分辨率图像,最直接的方法是采用高分辨率图像传感器,提高图像单位面积的像素数量。然而,这对图像传感器和光学器件而言,无疑增加了工艺难度和制造成本,在很多场合中难以实现。相比而言,利用软件技术,通过图像超分辨率重建算法来获取高分辨率图像,成

本较低,实现简便。因此,研究图像超分辨率重建算法及其应用具有重要理论价值和现实意义。

目前,常见的图像超分辨率重建算法根据其理论基础可分为:基于插值的、基于重建的和基于学习的这3类。

基于插值的方法是超分辨率重建算法中最直观的。常见的方法包括最近邻插值、双线性插值、双三次插值等。另外, Li等^[1]提出了基于边缘导向的自适应插值算法, Zhang等^[2]提出了基于方向滤波和数据融合的边缘保持插值算法。这类方法的优点是计算复杂度低,快速易行,但其引入的高频信息是基于预先假定的插值模板,当模板与实际情况不符时,可能导致重建图像质量不理想。

基于重建的方法根据图像退化模型,结合图像先验知识构造相应的正则项,以恢复丢失的高频信息,包括迭代反向投影算法^[3]、最大后验概率算法^[4]等。这类方法能在一定程度上缓解基于插值方法所产生的模糊效果,但当放大倍数较大

到稿日期:2014-07-19 返修日期:2014-11-14 本文受国家杰出青年科学基金资助项目(61125204),中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(K5051202048),西安电子科技大学基本科研业务费资助项目(JB140217)资助。

彭羊平(1991-),男,硕士,主要研究方向为图像超分辨率重建, E-mail: Yangping_Peng@163.com; 宁贝佳(1971-),男,博士,副教授,主要研究方向为影像处理算法及系统实现; 高新波(1972-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为机器学习、计算机视觉、模式识别等。

时,重建效果通常也不太理想。

基于学习的方法是近年来超分辨率重建算法研究领域的热点方向。其基本思路是通过学习低分辨率图像和高分辨率图像之间的映射关系,将学好的映射关系用于低分辨率输入图像以获得高分辨率图像。这类方法利用了外部训练图像,若训练图像选取得当,则可以重建出丰富的高频信息;但自然图像的内容千差万别,难以选择一个通用的训练图像库^[5]。Chang等^[6]假设高、低分辨率图像块在各自特征空间可以形成具有相似局部结构的流形,首次提出了基于邻域嵌入的单帧图像超分辨率重建算法。该算法首先在训练阶段选取外部训练图像,分别训练得到高、低分辨率图像块的流形;在重建阶段,对于每一个低分辨率输入图像块,寻找其在低维流形中的 K 近邻表示,将表示系数与高分辨率 K 近邻加权,得到高分辨率输出图像块;最后融合所有输出高分辨率图像块得到重建结果。Chan等^[7]基于边缘检测和特征提取对邻域嵌入方法进行了改进,对边缘图像块和非边缘图像块进行不同的处理,同时用新的特征表示图像块,从而提高了重建质量。但是该方法依赖边缘检测,不正确的边缘检测会使结果图像视觉效果不自然。

传统邻域嵌入算法能完成单帧图像超分辨率重建,但仍存在以下不足:第一,重建质量对近邻数 K 的变化比较敏感, K 选取取得过大或过小会导致数据的过拟合或欠拟合。第二,放大倍数较大时,低分辨率图像退化过于严重,高、低分辨率图像块之间的邻域关系无法保持,导致重建质量大幅下降。第三,当训练图像与低分辨率输入图像一致性较低时,容易在结果图像中引入人工痕迹。

本文针对传统邻域嵌入算法的不足,提出了基于非负邻域嵌入和非局部正则化的单帧图像超分辨率重建算法。实验结果表明,提出的算法比传统邻域嵌入算法具有更佳的超分辨率重建结果。

2 传统邻域嵌入算法描述

传统邻域嵌入算法借鉴了流形学习中局部线性嵌入^[8](Locally-Linear Embedding, LLE)算法的思想,假设高、低分辨率图像块在各自的特征空间能形成具有相似局部结构的流形。在低分辨率空间中图像块表示成它的 K 近邻的线性组合,再将这种邻域关系嵌入到高分辨率空间,从而得到与低分辨率图像对应的高分辨率图像。该算法主要包括训练阶段和重建阶段。

训练阶段:选取多幅高分辨率训练图像 I_{HR}^{train} ,对其进行模糊、下采样操作得到低分辨率训练图像 I_{LR}^{train} ;分别对其进行分块操作,得到高分辨率训练图像块集 $Y_{HR}^{train} = \{y_i^p\}_{p=1}^{N_s}$ 和低分辨率训练图像块集 $X_{LR}^{train} = \{x_i^p\}_{p=1}^{N_s}$,其中 N_s 表示训练图像块的数量,高、低分辨率训练图像块是一一对应的。

重建阶段包括以下4个步骤:

(1)对输入图像 I_{LR}^{input} 分块,得到低分辨率输入图像块集 $X_{LR}^{input} = \{x_i^q\}_{q=1}^{N_t}$,其中 N_t 表示输入图像块的数量。对其中的每一个图像块 x_i^q ,在 X_{LR}^{train} 中寻找它的低分辨率 K 近邻 N_q^L 。

(2)用 N_q^L 来线性表示 x_i^q ,求得表示系数 w 以保证式(1)中的重建误差 ϵ^q 最小:

$$\epsilon^q = \|x_i^q - \sum_{x_s^p \in N_q^L} w_{sp} x_s^p\|^2 \quad \text{s.t.} \quad \sum_{x_s^p \in N_q^L} w_{sp} = 1 \quad (1)$$

其中, x_i^q 表示低分辨率输入图像块, N_q^L 表示 x_i^q 的低分辨率 K 近邻, x_s^p 表示 x_i^q 的第 p 个近邻, w_{sp} 表示第 p 个近邻的表示系数。

(3)由式(2)求得输出图像块集 $Y_{HR}^{output} = \{y_i^q\}_{q=1}^{N_t}$,其中 y_i^q 表示与 x_i^q 对应的高分辨率图像块。

$$y_i^q = \sum_{x_s^p \in N_q^L} w_{sp} y_s^p \quad (2)$$

其中, N_q^L 表示与 N_q^L 对应的高分辨率 K 近邻, y_s^p 表示与 x_s^p 对应的高分辨率训练图像块。

(4)将 Y_{HR}^{output} 中所有图像块拼接起来,重叠区域像素取平均值,得到高分辨率输出图像 I_{HR}^{output} 。

实验表明,使用传统邻域嵌入算法进行超分辨率重建时,图像重建质量对近邻数 K 的变化比较敏感。图1显示了以Butterfly, Leaves, Parthenon和Zebra这4幅实验图像为例, K 依次取1到50时,图像超分辨率重建结果的峰值信噪比^[16](PSNR)的变化趋势。PSNR值越高,表示重建质量越好。可以看出,当近邻数 K 取不同值时,重建质量存在差异,曲线波动明显并且不存在规律,导致无法针对不同图像确定一个通用的最佳近邻数 K 。

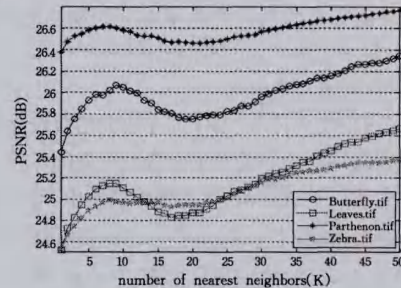


图1 峰值信噪比随近邻数变化的趋势

3 本文提出的算法

为了解决传统邻域嵌入算法中近邻数 K 难以选取的问题,同时保证在放大倍数较大时,高、低分辨率图像块之间的邻域关系也能得到较好的保持,使用预放大非负邻域嵌入算法代替传统邻域嵌入算法;另一方面,为抑制因训练图像选取不当而在结果图像中产生的人工痕迹,利用图像块的自相似性,构造非局部正则项对重建结果进行修正,以提高重建质量。图2显示了本文提出的基于非负邻域嵌入和非局部正则化的单帧图像超分辨率重建算法的原理框图,其中包括训练阶段和重建阶段两个主要部分。每个阶段内部的详细说明在下列几节给出:3.1节分析了传统邻域嵌入算法重建质量受限的原因,并详细描述了预放大非负邻域嵌入算法的流程;3.2节描述了非局部正则项的构造以及超分辨率重建算法能量方程的求解方法。

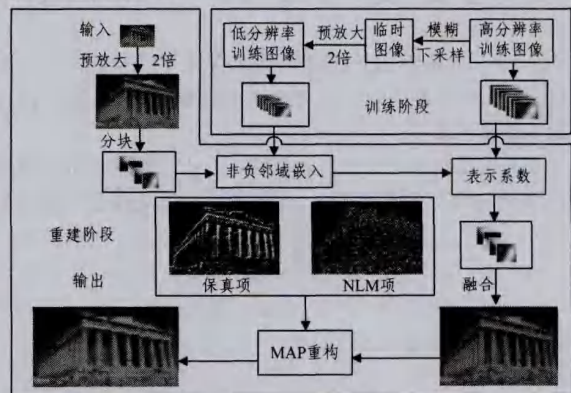


图2 本文算法原理框图

3.1 预放大非负邻域嵌入

传统邻域嵌入算法中,式(1)要求系数之和为1,由此求得的系数可能既有正数也有负数,正系数产生叠加性效果,而负系数产生的是抵消性效果,抵消性效果与“整体等于部分之和”这一直觉相违背^[9]。在超分辨率重建过程中,近邻数 K 为固定值,叠加性效果和抵消性效果同时存在容易导致重建误差 e^q 增大。另一方面,传统邻域嵌入算法直接将低分辨率图像块空间中的邻域关系嵌入到高分辨率图像块空间中,在放大倍数较低时重建图像效果比较理想;但随着放大倍数增大,低分辨率图像退化过于严重,高、低分辨率图像块之间的邻域关系无法保持,从而导致重建质量大幅下降。

针对上述问题,本文提出了基于预放大的非负邻域嵌入算法。

首先,将式(1)中的约束条件改为:

$$e^q = \|x_i^q - \sum_{x_j^q \in N_i^q} w_{ij} x_j^q\|^2 \quad \text{s. t. } w_{ij} \geq 0 \quad (3)$$

其中, $w_{ij} \geq 0$ 说明系数满足非负要求,称为非负邻域嵌入。式(3)为非负最小二乘(Non-Negative Least Squares, NNLS)问题,可通过迭代进行求解。

其次,使用预放大技术,以保证在放大倍数较大时,高、低分辨率图像块之间的邻域关系也能得到较好的保持。假设需要对输入图像 I_{LR}^{input} 放大 α 倍,则在训练阶段中,对高分辨率训练图像 I_{HR}^{train} 进行模糊、下采样 α 倍后,得到临时低分辨率图像 I_{LR}^{temp} ,再将其放大 2 倍,将所得结果作为低分辨率训练图像 I_{LR}^{train} ; 分别对 I_{HR}^{train} 和 I_{LR}^{train} 分块,得到高、低分辨率训练图像块集 Y_{HR}^{train} 和 X_{LR}^{train} 。重建阶段不直接对 I_{LR}^{input} 分块,而是预先将 I_{LR}^{input} 放大 2 倍得到 I_{MR}^{temp} ,对其分块,所得结果作为低分辨率输入图像块集 X_{LR}^{input} ; 对 X_{LR}^{input} 中每一个图像块,首先在训练集中寻找近邻,使用非负邻域嵌入求得表示系数,再由式(2)求得高分辨率输出图像块集 Y_{HR}^{output} ,融合得到高分辨率图像 I_{HR}^{output} 。

3.2 非局部正则项

3.1 节描述的预放大非负邻域嵌入算法可以重建出高分辨率图像,但基于学习的超分辨率重建方法存在固有的缺点:若训练图像与低分辨率输入图像相关性较低,容易在结果图像中引入人工痕迹。为了进一步提高重建质量,本文利用低分辨率输入图像中图像块的自相似性,构造非局部正则项,将其与图像超分辨率观察模型相结合,得到超分辨率重建算法的能量方程,通过求解能量方程得到最终结果。

图像超分辨率观察模型^[10]中,低分辨率和高分辨率图像之间的关系可描述为:

$$Y = DHX + \sigma_n \quad (4)$$

其中, Y 表示观察到的低分辨率图像, X 表示待求的高分辨率图像, D 和 H 分别表示下采样矩阵和模糊矩阵, σ_n 表示图像获取时叠加的噪声。

图像超分辨率重建就是根据式(4),由已知的低分辨率图像 Y 来估计高分辨率图像 X 。由于模糊、下采样以及噪声的存在,求解式(4)是极其困难的。为此,通过引入相应的正则项,对解进行相应的约束,该问题即可得到有效解决。设有 N_r 个正则项,则式(4)中 X 的最大后验概率(Maximum A Posteriori Probability, MAP)估计可写为:

$$\hat{X} = \arg \min_X \{ \|Y - DHX\|_2^2 + \sum_{i=1}^{N_r} \lambda_i r_i(X) \} \quad (5)$$

其中, λ_i 表示第 i 个正则项 $r_i(X)$ 的正则化参数,用于控制该

正则项对解的影响程度。

自然图像中图像块之间存在相似性,非局部均值^[11](Non-Local Means, NLM)算法假设,图像块的中心像素可用与该块相似的其它图像块的中心像素的凸组合来近似表示,如式(6)所示:

$$\hat{X}_i = \frac{\sum_{j \in P_i} w_{ij} X_j}{\sum_{j \in P_i} w_{ij}} \quad (6)$$

其中, X_i 表示图像 X 的第 i 个图像块的中心像素值, \hat{X}_i 表示 X_i 的 NLM 估计, P_i 表示包含与 X_i 相似的图像块的下标集合, w_{ij} 表示相似性权值,可由式(7)求得:

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{\|R_i X - R_j X\|_G^2}{h^2}\right) \quad (7)$$

其中, R_i 和 R_j 分别表示从图像 X 中提取第 i 个和第 j 个图像块的操作; G 表示核矩阵,用于控制距离待估计点更近的像素点有更大的权值; h 表示全局平滑参数。

由先验知识可知,图像中像素的 NLM 估计值与原始像素值的差别应该尽量小。图像 X 的第 i 个图像块中心像素的 NLM 估计值可由如下公式求得:

$$\hat{X}_i = W_i X \quad (8)$$

其中, W_i 定义为:

$$W_i(j) = \begin{cases} w_{ij}, & j \in P_i \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

其中, P_i 表示包含与 X_i 相似的图像块的下标集合。

据此可构造如下非局部正则项:

$$r_1(X) = \sum_{i=1}^M \|X_i - W_i X\|_2^2 \quad (10)$$

其中, M 表示待求高分辨率图像的像素数量。式(10)可简化为:

$$r_1(X) = \|(I - W)X\|_2^2 \quad (11)$$

其中, W 表示由 W_i 构成的非局部权值矩阵, I 表示与 W 大小相同的单位矩阵。

由此,式(5)可转化为:

$$\hat{X} = \arg \min_X \{ \|Y - DHX\|_2^2 + \lambda \|(I - W)X\|_2^2 \} \quad (12)$$

其中,第一项为保真项,保证估计的高分辨率图像 X 与输入低分辨率图像 Y 具有一致性;第二项为 NLM 项。这一问题可由梯度下降法通过迭代进行求解:

$$X^{t+1} = X^t + \tau \{ H^T D^T (Y - DHX^t) - \lambda (I - W)^T (I - W) X^t \} \quad (13)$$

其中, t 表示当前迭代次数, τ 表示梯度下降步长, λ 表示正则化参数, X^t 表示第 t 次迭代更新的图像,以预放大非负邻域嵌入方法的结果 I_{HR}^{input} 作为迭代初始值 X^0 。

4 实验结果与讨论

4.1 实验设计与参数设置

实验软硬件平台: Intel(R) Core(TM) i3 CPU, 2.93GHz 主频, 2GB 内存, WIN7 操作系统, 仿真软件为 Matlab2013b。

为避免因训练图像不同带来重建质量的差异,实验中各基于学习的算法都采用文献[12]中的训练图像库,选取 69 幅高分辨率训练图像,使用方差为 1.1、大小为 7×7 的高斯模糊核对其进行模糊处理,再下采样 3 倍(超分辨率重建放大倍数为 3 时)得到对应的临时低分辨率图像,将其预放大 2 倍得

到低分辨率训练图像。高、低分辨率图像块大小分别设为 9×9 和 6×6 , 为了保证相邻图像块的局部相容性和平滑性, 高、低分辨率图像块之间分别有 6 个和 4 个像素重叠, 训练图像块数量 N_s 为 49960。

实验中放大倍数设为 3; 近邻数 K 设为 50; 式(13)中梯度下降步长 τ 设为 4.5, 迭代次数设为 1500, 正则化参数 λ 设为 0.02; 式(7)中全局平滑参数 h 设为 5。其中参数 λ 和 h 是通过实验尝试的方法获取的。

因为人类视觉系统(Human Visual System, HVS)对图像亮度通道更加敏感, 实验中将彩色图像由 RGB 彩色空间转化到 YCbCr 彩色空间, 只对亮度通道 Y 进行超分辨率重建, 对蓝色色度通道 Cb 和红色色度通道 Cr 直接进行插值放大。

4.2 结果对比

因篇幅有限, 仅展示了 7 幅典型实验图像的超分辨率重建结果, 以显示本文算法的有效性。对比算法包括双三次插值(Bi-cubic)算法、传统邻域嵌入算法^[6](neighbor-embedding-based, NE-based)、基于边缘检测和特征提取的邻域嵌入算法^[7](Neighbor Embedding Through Edge Detection and Feature Selection, NeedFS)、基于稀疏编码的算法^[12](sparse-coding-based, SC-based)、基于非局部均值和可控核回归的算法^[13](Non-local Means and Steering Kernel Regression, NL_SKR)和自适应稀疏域选择算法^[14](Adaptive Sparse Domain Selection, ASDS)。使用峰值信噪比(PSNR)作为超分辨率重建结果的客观评价指标, PSNR 值越高, 表示重建质量越好。

表 1 显示了使用各种算法对 7 幅实验图像进行 3 倍超分辨率重建所得结果对应的 PSNR 值, 从中可以看出, 本文提出的算法的 PSNR 值比其它算法高。

表 1 不同算法的 PSNR 值

Test images	SR methods						本文算法
	Bi-cubic	NE-based	NeedFS	SC-based	NL_SKR	ASDS	
Building	23.73	24.33	25.03	24.82	25.44	25.75	26.01
Butterfly	23.57	24.61	25.64	25.47	27.30	27.26	28.17
Hat	29.14	29.77	30.48	30.27	31.13	31.12	31.68
Leaves	22.94	23.85	24.70	24.82	26.74	26.66	27.05
Parthenon	26.11	26.09	26.56	26.74	26.97	27.08	27.20
Plants	30.84	31.40	32.30	32.30	33.25	33.47	33.72
Zebra	22.58	23.51	24.52	24.34	25.80	25.47	26.57
Average	25.56	26.22	27.03	26.97	28.09	28.12	28.63

图 3 所示为使用不同算法对 Butterfly 图像放大 3 倍的结果。可以看出, Bi-cubic 插值算法效果最差, 边缘很模糊, 视觉效果差; NE-based 算法可以重建出部分高频信息, 比插值效果好, 但引入了大量人工痕迹, 重建结果不理想; NeedFS 算法针对边缘图像块进行了特殊处理, 使得重建结果边缘比较清晰, 但视觉效果不自然; SC-based 算法通过构造过完备字典, 利用稀疏表示解决了传统邻域嵌入算法中近邻数的选取问题, 可以重建出更多细节信息, 但存在很强的振铃效应; NL_SKR 算法利用非局部均值和可控核回归分别构造非局部正则项和局部正则项, 充分利用图像块的非局部和局部信息, 重建结果比前几种算法都好, 但边缘不够清晰; ASDS 算法对不同图像块自适应地选择稀疏域和正则项, 可以重建出丰富的纹理细节, 但边缘区域效果不够理想, 模糊而且不够整齐; 本文提出的算法抑制了邻域嵌入算法产生的人工痕迹, 重建结果纹理信息丰富, 边缘清晰, 视觉效果很好。

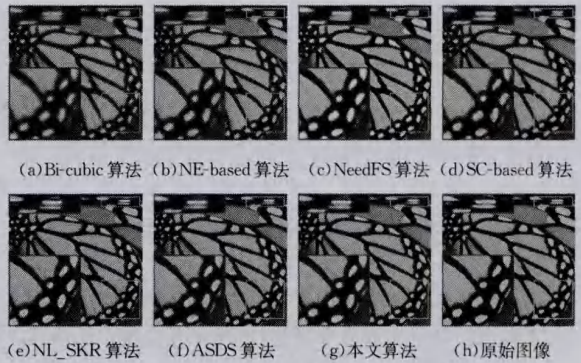


图 3 不同算法对 Butterfly 图像超分辨率重建结果对比

为分别验证预放大非负邻域嵌入和非局部正则项的有效性, 图 4 示出分别使用 NE-based 算法、预放大非负邻域嵌入算法、本文算法对 Hat 图像放大 3 倍的重建结果。由图 4 可见, NE-based 算法的重建结果细节模糊且存在大量人工痕迹, 结果不理想; 而预放大非负邻域嵌入算法的重建结果边缘清晰, 图像虽然部分区域仍存在人工痕迹, 但是字母基本恢复到了可辨认的程度, 同时结合非局部正则项后重建质量进一步提高, 基本消除了人工痕迹。

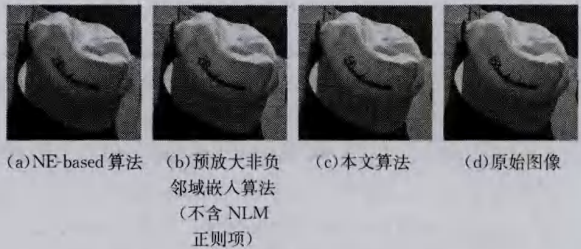


图 4 对 Hat 图像超分辨率重建结果对比

图 5 显示了以 Butterfly、Leaves、Parthenon 和 Zebra 4 幅实验图像为例, K 依次取 1 到 50 时, 图像超分辨率重建结果的峰值信噪比(PSNR)变化趋势。可以看出, 随着 K 逐渐增大, 对不同图像超分辨率重建的质量都是逐渐提高并趋于稳定, 重建质量对 K 的变化不敏感, 从而可以确定一个通用的最佳近邻数 K 。

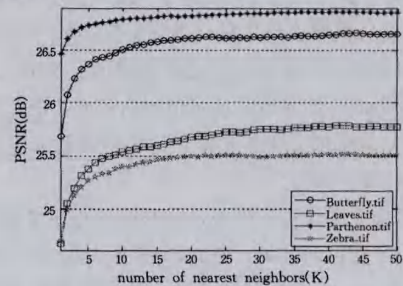


图 5 峰值信噪比随近邻数变化的趋势

结束语 本文针对传统邻域嵌入算法的不足, 使用预放大非负邻域嵌入算法, 解决了近邻数的选取问题, 同时保证高、低分辨率图像块的邻域关系在放大倍数较大时也能得到良好的保持; 并利用自然图像中图像块之间的非局部相似性先验知识, 构造非局部正则项, 对重建结果进行修正, 以减少人工痕迹, 使得重建图像在视觉上更加自然。实验结果在主观视觉效果和客观评价上都优于传统算法, 表明了本文算法的有效性和相对于传统算法的优越性。

(下转第 143 页)

内定位无法满足不同场景的定位需求。本文在博弈论和梯度的基础上提出了室内梯度博弈定位算法,其能够较好地适应室内空间场景,并且只需要少量的阅读器和参考标签用于辅助定位即可获得较高的定位精度。另外,本文通过实验证明了提出的算法在室内空间环境中具有较强的适应性。

本文通过划分区域的方法辅助定位,并考虑了参考标签位置、迭代步长等因素,进一步提高了定位效果。其运用场景主要是室内办公室的重要人物和文件的定位。下一步的工作将主要考虑室内空间中移动点的定位精度。

参 考 文 献

[1] Wang N, Qin X, Xu X. Asymmetric Event-Driven Localization Algorithm in Constrained Space[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2013, 2013

[2] Wu H, Wu Z, Yuan R, et al. Study of Indoor Wireless Positioning Technology Based on RFID [J]. Audio Engineering, 2013 (3): 76-78

[3] Liu Y, Qin X, Wang C. Ultralightweight RFID Mutual-authentication Protocol [J]. Computer Science, 2013, 40(12): 141-146

[4] IEEE Standard Board. Reduced-Pin and Enhanced-Functionality Test Access Port and Boundary-Scan Architecture; IEEE Std 1149. 7-2009[S]. 2009

[5] Nisan A, Roughgarden T, et al. Algorithmic game theory[M]. Cambridge University Press, 2007

[6] Zhou J, Shi J. RFID localization algorithms and applications—a review[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2009, 20(6): 695-707

[7] Wu T Y, Liaw G H, Huang S W, et al. A GA-based mobile

RFID localization scheme for internet of things[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2012, 16(3): 245-258

[8] Ni L M, Liu Y, Lau Y C, et al. LANDMARC: indoor location sensing using active RFID[J]. Wireless Networks, 2004, 10(6): 701-710

[9] Inada A, Oda Y, Nakamori E, et al. Sliding-typed communication range recognition method for indoor position estimation in passive RFID systems[C]// 2011 40th International Conference on Parallel Processing Workshops (ICPPW). IEEE, 2011: 42-49

[10] Fujimoto M, Uchitomi N, Inada A, et al. A novel method for position estimation of passive RFID tags; Swift Communication Range Recognition (S-CRR) method[C]// 2010 IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2010). IEEE, 2010: 1-6

[11] He J, Pahlavan K, Li S, et al. A Testbed for Evaluation of the Effects of Multipath on Performance of TOA-based Indoor Geolocation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 62(8): 2237-2247

[12] Weekly K, Zou H, Xie L, et al. Indoor occupant positioning system using active RFID deployment and particle filters[C]// 2014 IEEE International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). IEEE, 2014: 35-42

[13] Zhu W, Cao J, Xu Y, et al. Fault-tolerant RFID reader localization based on passive RFID tags[C]// INFOCOM, 2012 Proceedings IEEE. IEEE, 2012: 2183-2191

[14] Zhang Z, Lu Z, Saakian V, et al. Item-level indoor localization with passive UHF RFID based on tag interaction analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(4): 2212-2135

(上接第 107 页)

参 考 文 献

[1] Li X, Orchard M T. New edge-directed interpolation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(10): 1521-1527

[2] Zhang D, Wu X. An edge-guided image interpolation algorithm via directional filtering and data fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(8): 2226-2238

[3] Irani M, Peleg S. Super resolution from image sequences[C]// 10th International Conference on Pattern Recognition, 1990. IEEE, 1990: 115-120

[4] Schultz R R, Stevenson R L. Improved definition video frame enhancement[C]// International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1995 (ICASSP-95). IEEE, 1995: 2169-2172

[5] Lin Z, He J, Tang X, et al. Limits of learning-based super-resolution algorithms[J]. International journal of computer vision, 2008, 80(3): 406-420

[6] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y. Super-resolution through neighbor embedding[C]// Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004(CVPR 2004). IEEE, 2004: 275-282

[7] Chan T M, Zhang J, Pu J, et al. Neighbor embedding based super-resolution algorithm through edge detection and feature selection[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(5): 494-502

[8] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326

[9] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791

[10] Elad M, Feuer A. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12): 1646-1658

[11] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 (CVPR 2005). IEEE, 2005: 60-65

[12] Yang J, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873

[13] Zhang K, Gao X, Tao D, et al. Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(11): 4544-4556

[14] Dong W, Zhang D, Shi G, 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

[15] Huynh-Thu Q, Ghanbari M. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment[J]. Electronics letters, 2008, 44(13): 800-801