

文章编号 1004-924X(2015)09-2677-10

基于自学习局部线性嵌入的多幅亚像元超分辨成像

穆绍硕^{1,2*}, 张 叶¹, 贾 平¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所
中国科学院航空光学成像与测量重点实验室, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:研究了软硬件相结合的亚像元超分辨成像技术。首先通过探测器扫描获得同一场景彼此错位亚像元元素的多帧图像作为训练样本和输入图像;然后针对传统的局部线性嵌入(LLE)实例学习超分辨算法过于依赖外部训练样本,不利于光电成像系统直接处理等缺点,提出了一种基于自学习的改进 LLE 算法;采用新的 LLE 权值计算方法获得正数权值,同时对初始估计再次运用自学习 LLE 方法恢复丢失的高频细节信息。仿真实验结果表明,该算法重构的图像的信噪比比传统 LLE 超分辨算法提高了 0.8 dB,运行时间提高了 75%,视觉上可感知重构图像的细节信息更丰富。与其它方法相比,用搭载的微位移实验平台运行本文算法所获得重构图像的信噪比和信息熵都有很大提高,表明本文算法能获得高质量和高分辨率的重构图像。

关键词:超分辨成像;亚像元图像;自学习;局部线性嵌入;训练样本

中图分类号:TP73;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152309.2677

Super-resolution imaging of multi-frame sub-pixel images based on self-learning LLE

MU Shao-shuo^{1,2*}, ZHANG Ye¹, JIA Ping¹

(1. Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics,
Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

* Corresponding author, E-mail: hitshaoshuo mu@163.com

Abstract: A super-resolution technology of combining hardware and software was researched. Firstly, the detector scanning was used to obtain multiple images with the same scene produced by different motion parameters and they were chosen to be training sets and input images. In consideration of that traditional Local Linear Embedding (LLE) super-resolution technology is over-relying on external training images and is inconvenient for processing image directly, a improved self-learning algorithm based on the LLE was proposed. The new LLE weight calculation method was proposed to obtain initial estimation of HR image. Meanwhile, self-learning LLE algorithm was used to recover lost high-frequency information of initial estimation and to obtain the final estimation. Simulation results show that the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) of the reconstructed image by proposed algorithm

收稿日期:2014-10-28;修订日期:2014-12-05.

基金项目:吉林省重大科技攻关项目(No. 11ZDGG001);国家自然科学基金青年基金资助项目(No. 60902067)

improves 0.8 dB and operation time shortens by 75% as compared with those of conventional LLE method, respectively. Moreover, in the real scene experiment of micro-displacement platform, the Signal to Noise Ratio (SNR) and information entropy of the reconstructed image by proposed algorithm have also greatly improved as compared with those of other algorithms. The algorithm provides high quality reconstruction image and improves the resolution of the captured image.

Key words: super-resolution imaging; sub-pixel image; self-learning; Local Linear Embedding(LLE); training set

1 引言

超高分辨成像一直是光电成像的研究热点,尤其是在航天、遥感、目标识别等领域。探测器是离散器件,其采样频率往往低于奈奎斯特频率,由此会引起频率混叠,造成欠采样成像模糊。另外,光学系统存在的点扩散函数模糊和噪声等退化因素,同样会导致成像质量差,分辨力低。提高探测器成像质量最直接的方法是减小探测器的像元尺寸,但受工艺水平和光学相对孔径的影响,像元尺寸不可能无限小,而且阵列密度增加到一定程度时信噪比会降低,噪声增大。目前探测器制造技术已达到极限。

为了在现有探测器的基础上实现成像分辨力提升,实现“超”传统探测器的成像分辨率,采用基于“硬件”与“软件”相结合的超分辨技术已成为主流,其已广泛应用在摄像机、空载相机和星载相机上^[1-3]。该类系统首先通过硬件技术获得同一场景彼此错位亚像元像素的多帧图像,然后利用软件实现超分辨技术,从而得到一帧高分辨率图像^[4]。目前国内外很多学者从“软件”方面出发研究了多种超分辨技术,并提出很多方法,这些方法大概可分为基于插值技术^[5],基于重建技术^[6-11]和基于实例学习技术^[12-18]。其中,基于插值技术利用了分块平滑原理,简单易行,但不能有效恢复高频信息,容易导致模糊;基于重建技术使用边缘平滑先验和全局重构限制作为正则项,但其不能有效恢复纹理细节信息;基于实例学习超分辨技术是目前应用最广泛的重建技术,其通过学习高分辨样本和低分辨样本之间映射关系,预测丢失的高频信息,从而有效恢复纹理信息,但其过于依

赖外部训练样本,若训练样本不含输入图像信息则会造成重建失真。值得说明的是基于插值和基于重建技术重构图像信,其噪比都不高于 30 dB,而基于实例学习的信噪比能高于 30 dB。目前基于局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)的实例学习方法得到了广泛研究^[19-25]。

本文提出一种基于自学习的 LLE 超分辨方法。首先,不依赖外部训练样本,用探测器扫描获取彼此错位亚像元的多幅图像,并将它们作为训练样本,采用改进的 LLE 正数权值计算方法计算权值;接着利用提取的高频样本恢复高频细节信息;最后,重构平滑高分辨初始估计,并且进行算法简化处理。本文进行了仿真实验和微位移平台系统实验,以验证算法性能。

2 传统局部线性嵌入算法分析

探测器像元是一个个的离散器件,由于若系统采样频率不足会导致探测器对于光学图像采样时不满足采样原理,从而使高于奈奎斯特频率的高频信息产生混叠。超分辨成像技术首先用传统探测器获取多幅同一场景的欠采样图像,利用它们包含的大量冗余信息,在软件上将它们融合成一幅高分辨图像,以消除欠采样引起的频率混叠效应,获得“超”于传统探测器的成像分辨率。Chang^[19]首次提出用 LLE 思想解决超分辨问题。他假设低分辨图像与高分辨图像块构成的特征空间处于两个相似流形上。首先需要大量训练图像样本构造字典块,然后全局寻找最邻近图像块,利用求得的相应权值线性组合图像块得到高分辨率图像块。对于一幅 $m \times m$ 低分辨率图像 Z ,利用

LLE算法重构 S 倍高分辨率图像的主要过程如下:

提取低分辨(Low Resolution, LR)训练图像集 Y 的特征空间,并将高分辨(High Resolution, HR)训练图像集 X 和 LR 训练图像集 Y 分成 $mS \times mS$ 大小的 HR 图像块 x_i^H 和相应的 $S \times S$ 大小的 LR 图像块 y_i^L , HR 图像块集 $P = \{x_i^H, i=1, 2, \dots, M\}$, LR 图像块特征空间集 $Q = \{y_i^L, i=1, 2, \dots, M\}$ 。

(a) 寻找最邻近图像块

设 $T = \{z_s^L, s=1, 2, \dots, N\}$ 为输入图像 Z 的图像块集。对于图像块 z_s^L , 寻找 K 个最近邻图像块, 满足下式:

$$z_s^L = \sum_{i=1}^K \omega_i y_i^L + \epsilon_i, (\epsilon_i \text{ 最小}). \quad (1)$$

(b) 求解系数邻域权值

其可转化为以下最小二乘问题:

$$\epsilon_i = \operatorname{argmin} \left\| z_s^L - \sum_{i=1}^K \omega_i y_i^L \right\|^2 \text{ s. t. } \sum_{i=1}^K \omega_i = 1. \quad (2)$$

上式是受约束的最小二乘问题, 其可转化为求解式(3):

$$W = \frac{\mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{I}}{\mathbf{I}^T \mathbf{G}_k \mathbf{I}} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K], \quad (3)$$

其中 $\mathbf{I} = [1, 1, \dots, 1]^T$,

$$\mathbf{G}_k = (z_s^L \mathbf{I}^T - \mathbf{M})^T (z_s^L \mathbf{I}^T - \mathbf{M}),$$

\mathbf{M} 为 z_s^L 在 Q 中的 K 个最近邻块向量组成的矩阵, $\mathbf{M} = [y_1^L \dots y_K^L]$ 。上式两边同乘 \mathbf{G}_k , 得下式:

$$\mathbf{G}_k W = \frac{\mathbf{I}}{\mathbf{I}^T \mathbf{G}_k \mathbf{I}}, (\mathbf{I}^T \mathbf{G}_k \mathbf{I} \text{ 为一实数值}). \quad (4)$$

求解上式即可得到权值系数值 W 。

(c) 计算初始重构估计

利用 W , 线性组合 K 个最邻近 LR 图像块所对应的 HR 图像块, 得到最终重构图像块:

$$z_s^H = \sum_{i=1}^K \omega_i x_i^H. \quad (5)$$

3 本文算法

由上节可知, 传统 LLE 超分辨率方法需要外部

训练样本, 但若选取的外部训练图像不含输入的 LR 图像的频率信息, 则经超分辨率技术处理后的探测器成像会出现失真。而且对光电成像系统来说, 寻找大量外部训练图像进行重构也不现实。自然图像中存在相似冗余结构, 不同尺度图像块能提供不同的相似信息, 且不同运动参数的同一场景图像含有更多更真实的相似冗余信息^[22-26]。基于此, 本节提出自学习 LLE 超分辨率算法, 由探测器扫描同一场景图像, 得到相互错位亚像素元素的多幅图像, 利用它们所包含的相似冗余块信息重构高分辨图像, 采用新的 LLE 权值计算方法获得正数权值, 同时利用高频样本恢复丢失的高频细节信息。

3.1 改进 LLE 算法

LLE 超分辨率方法的关键点包括: ①由于需要根据相似图像块特征来寻找 K 个最邻近块, 故用来区别图像块的特征为其中一个关键; ②邻域线性组合权值 W 的计算准则。这两点的准确应用决定了重构图像的质量。Chang 联合使用一阶梯度和二阶梯度作为特征空间, 但 Su^[26] 指出二阶梯度不能很好地保护低分辨率训练块和高分辨率训练块间的邻域关系, 会造成图像失真。因此, 他根据自然图像存在相似冗余图像块原理, 提出用相互错位亚像素元素的多幅输入图像 X 作为 HR 训练样本, 其相对应的低分辨率图像 Y 作为 LR 训练样本(如图 1 所示, 图中 $Y = X \downarrow_P \uparrow_P$, \downarrow_P 表示 P 倍下采样, \uparrow_P 表示 P 倍上采样, Y 和 X 同样大小), 然后构造字典块, 利用图像块本身作为特征空间, 寻找最邻近图像块, 如式(6)所示:

$$\epsilon_i = \min_i \| z_s^L - y_i^L \|^2, \quad (6)$$

其中: z_s^L 为待重构的输入 LR 图像块, y_i^L 为 LR 训练样本图像块; LR 训练样本图像是由 HR 训练样本图像上采样再下采样获得, 其大小一致, 如图 1 所示。因此取同样大小($p \times p$)的 HR 训练图像块 x_i^H 和 LR 训练图像块 y_i^L 作为本文 LLE 算法的字典块, 这是本文与其他 LLE 算法的不同之处。用本身作为特征空间能保证式(6)求得的邻近图像块与 z_s^L 最相似, 含有的相似信息最多,

同时结合 3.3 的简化处理,运行速度也将会有很大提高(第四节将讨论)。选取 K 个最小 ϵ_i 所对应的 LR 训练图像块 y_i^l 作为 z_s^l 在 LR 字典中的最邻近图像块。求得最邻近块后,LLE 的关键是求解权值系数 W 。

由第 2 节传统 LLE 方法求解 W 权值的 $G_k W = I$ 过程可知,其出现负数权值系数。负数权值系数表明,高分辨率重构图像块是由重构图像加上某个高分辨率训练图像块和减去某个图像块所得。Marco^[24] 指出 LLE 算法中非负权值能使 LLE 算法运行更好,重构误差更小。因此本节提出利用非局部滤波思想求解权值 W ,以保证所求权值的正数性。非局部滤波可表示为下式:

$$W = \exp\left\{-\frac{\|p_{k,l}y - p_{i,j}y\|^2}{2\sigma^2}\right\} \cdot f(k,l,i,j). \quad (7)$$

式中: $p_{k,l}y$ 表示提取图像 y 中以 (k, l) 为中心的图像块, $f(k, l, i, j)$ 表示 (k, l) 与 (i, j) 的位置关系,一般设置为 1。非局部均值滤波是利用图像块之间的重复性,先由输入图像块寻找低分辨率训练图像块集中 K 个最邻近块,再将对应高分辨训练图像集中的 K 个高分图像块进行加权线性组合。综上可知,其利用了图像块之间的重复性,所以选用非局部均值滤波思想求解权值 W 是可行的,这也是利用式(6)求解最邻近块的原因。

在求得 K 个最邻近块后,利用式(8)求得每一个邻近块与输入块的权值关系:

$$\omega_i = \exp\left\{-\frac{\|z_s^l - y_i^l\|^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (8)$$

式中: z_s^l 表示输入的低分辨率图像块, y_i^l 表示低分辨率训练图像中最邻近图像块。则权值 $W = [\omega_1, \omega_2 \dots \omega_K]$ 。

利用权值 W 对相对应 HR 训练块进行线性组合,重构出高分辨率图像块 z_s^H ,即:

$$z_s^H = \frac{\sum_{i=1}^K \omega_i x_i^H}{\sum_{i=1}^K \omega_i}, \quad (9)$$

x_i^H 为式(8)中 y_i^l 对应的高分辨率训练图像块,上式可转化为:

$$z_s^H = \frac{\sum_{i=1}^K \exp\left\{-\frac{\|z_s^l - y_i^l\|^2}{2\sigma^2}\right\} x_i^H}{\sum_{i=1}^K \exp\left\{-\frac{\|z_s^l - y_i^l\|^2}{2\sigma^2}\right\}}. \quad (10)$$

由权值计算式(8)可见, ω_i 绝不会出现负值,从而避免了负数权值带来的影响。

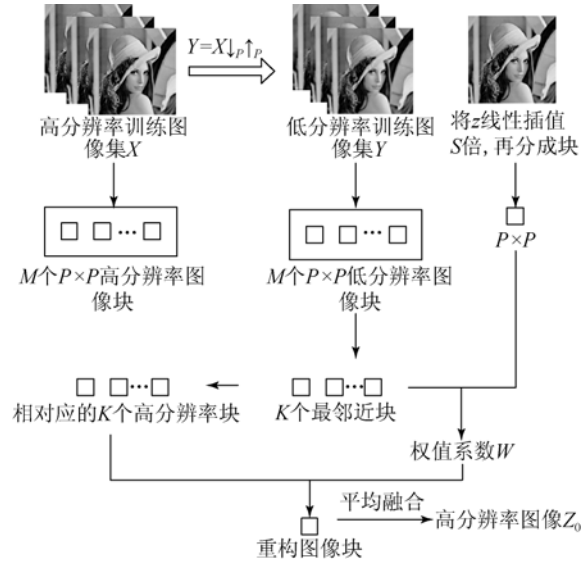


图 1 本文 LLE 算法流程

Fig. 1 Flowchart of proposed LLE algorithm

3.2 高频细节信息恢复

由上节求得的高分辨率重构图像初始估计 Z_0 , 图像会丢失部分细节信息, 图像过于平滑, 为进一步提高图像细节信息, 在这一节提出新的高频恢复方法进一步处理 Z_0 。设 Z 为最终的高分辨估计图像, $Z_l = Z - Z_0$ 为丢失的细节信息, 本节将利用 HR 训练图像与 LR 训练图像的差值作为高分辨训练图像集, 来求得丢失的信息 Z_l , 如图 2 所示。图中, A 为将 HR 训练图像减去 LR 训练图像作为新的 HR 训练图像集, 即将 $p_i^H = x_i^H - y_i^l$ 作为 HR 训练图像块; B 为将原始 LR 训练图像集分成与 p_i^H 同样大小 $p \times p$ 的图像块; C 为初始估计 Z_0 作为新的输入图像, 分成 $p \times p$ 图像块, 对每一个图像块 z_i^0 利用 3.1 寻找 K 个最邻近图像块, 并求得权值 W ; D 为加权线性组合相应高分辨训练图像块 p_i^H , 得到重构图像块 z_i^H , 最终估计高分图像块 $z = z^H + z_i^0$ 。

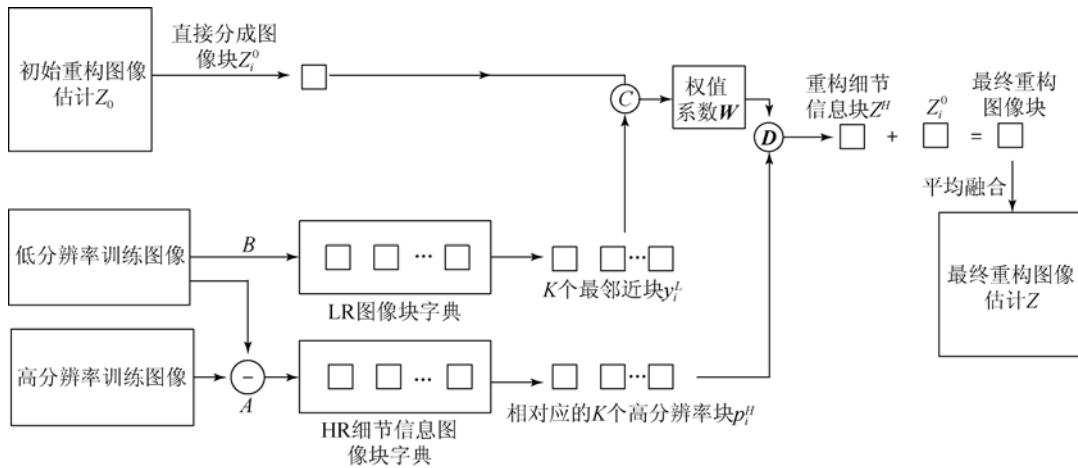


图 2 细节信息恢复算法流程

Fig. 2 Flowchart of detail recovery algorithm

3.3 重构平滑和简化处理

在得到最终估计 Z 后,需要加入全局重构约束以满足 $y=SHX$, y 表示输入的低分辨率图像, X 表示重构图像最优估计,如式(11)所示:

$$X = \operatorname{argmin} \|y - SHX\|_2^2 + \mu \|X - X_0\|_2^2. \quad (11)$$

上式可转化为:

$$X = X_0 + SH^T(y - SHX) + \mu(X - X_0), \quad (12)$$

X_0 即为上节求得的最终估计 Z ,对上式运用 IBP 即可得到重构高分辨率图像的最优估计。

应用 LLE 的超分辨重构算法将输入图像分成有重叠像素的图像块,由于图像块非常多,对每一个图像块都进行重构,往往会耗费很多时间。考虑到输入图像中往往会有部分图像很平滑,细节信息很少,如图 3(b) 黑框部分所示。因此本节提出对这些没有细节信息的图像块用双线性插值算法进行重构,从而可以节省很多运行时间。可用下式区别平滑图像块:

$$A = \sqrt{\frac{1}{p^2} (\bar{z} - z_i^l)^2}. \quad (13)$$

式中: z_i^l 是图像块 $p \times p$ 的像素值, \bar{z} 是图像块所有像素的平均值。可设其为固定值 A_0 ,当 $A < A_0$ 图像块用双线性插值重构。

4 实验与分析

4.1 仿真实验的算法处理效果

本节中用 Lena 图作样本,以验证本文算法的优越性。图 3(a)是 256×256 的标准的高分辨

率 Lena 图片,对其沿不同方向进行错位半像素降采样得到 4 幅错位亚像素像素的 128×128 低分辨率图像。对这 4 幅低分辨率图像分别用基于插值的多幅重构方法^[5]、传统 LLE^[19] 重构方法、PSLLE^[22] 方法、基于字典学习的 YANG^[15] 方法、多尺度 ZHANG^[25] 方法及本文算法进行 2 倍放大的超分辨率重构,重构图像如图 3(c)~3(h)所示。传统 LLE^[19] 重构方法、PSLLE^[22] 方法、基于字典学习的 YANG^[15] 方法、ZHANG^[25] 法及本文算法中对输入图像都取 5×5 图像块,传统 LLE 法和 PSLLE 方法相邻像素块之间取 4 个像素重叠,YANG 法、ZHANG^[25] 法和本文算法取 3 个像素重叠,以保证三者将输入图像分成同样多的图像块数进行处理。

本文分别从重构图像的视觉效果和客观评价标准两方面评价算法性能。用峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM) 和平均绝对误差 (MAE) 评估重构质量。他们分别定义如下:

均方误差:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (g(i, j) - f(i, j))^2. \quad (14)$$

峰值信噪比:

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{MSE}. \quad (15)$$

平均绝对误差:

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |g(i, j) - f(i, j)|. \quad (16)$$

结构相似度:

$$SSIM(f, g) = l(f, g) \cdot c(f, g) \cdot s(f, g). \quad (17)$$

式中: $g(i, j)$, $f(i, j)$ 分别为重构图像和原始高分图像的像素值, M 、 N 为重构图像的维度。 $l(f, g)$ 是亮度度量函数, $c(f, g)$ 是对比度量函数, $s(f, g)$ 是结构度量函数。其中 PSNR 越大, MAE 越小, 重构图像质量越好。SSIM 是基于视觉系统通过比较两幅图像亮度、对比度和结构相似性来评价两幅图像的质量差异。SSIM 越大, 重构质量越好。表 1 是 Lena 重构图像的客观评价价值, 从表中可见, 本文算法比其他方法的 PSNR 和 SSIM 都有所提高, 这表明其能获得更好的重构质量。从时间耗费上看, 本文算法的运行速度比 SCSR 字典方法有很大提高, 且细节信息和视觉效果更好(下段分析)。与传统 LLE 方法、

PSLLE 方法和 ZHANG 方法相比, 本文算法的运行速度分别提高了 75%、68% 和 60%, 具有很好的工程应用价值。

表 1 PSNR, MAE 和 SSIM 的结果比较

Tab.1 Comparison results of PSNRs, MAEs and SSIMs

Lena 图	PSNR	MAE	SSIM
插值法 ^[5]	27.399 3	6.032 0	0.863 1
传统 LLE ^[19] 法	30.615 0	4.283 1	0.905 1
PSLLE ^[22] 法	30.925 1	4.057 2	0.910 4
YANG ^[15] 法	31.012 3	3.956 1	0.916 8
ZHANG ^[25] 法	31.247 1	3.901 4	0.920 1
本文算法	31.525 8	3.869 0	0.925 6

表 2 算法运行时间对比

Tab.2 Comparison of operation time

YANG 法	传统 LLE 法	PSLLE 法	ZHANG 法	本文算法	本文算法与其它算法比较(加速比/%)			
					LLE	PSLLE	ZHANG	
Lena 重构时间/s	几个小时	3 666	2 800	2 300	906	75	68	60
实景重构时间/s	×	×	3 202	3 500	1 500	×	53	57

从视觉效果上看, 图 3 中本文算法的重构图像整体没有出现失真和马赛克现象, 而且图像轮廓比传统 LEE 方法、PSLLE 方法、ZHANG 方法和 YANG 方法更清楚, 如图 3 右上角所示帽子细节部分。可见本文算法的重构结果较其他算法清楚。为了更好地体现本文算法在重构细节方面较

其他算法更好, 本节用坎尼边缘检测算子提取重构图像边缘细节^[27], 提取的图像条纹越多说明重构质量越好。从图 4 红色圆圈和方框内可见, 本文算法较其他方法提取的边缘线条更多, 重构图像质量更优。

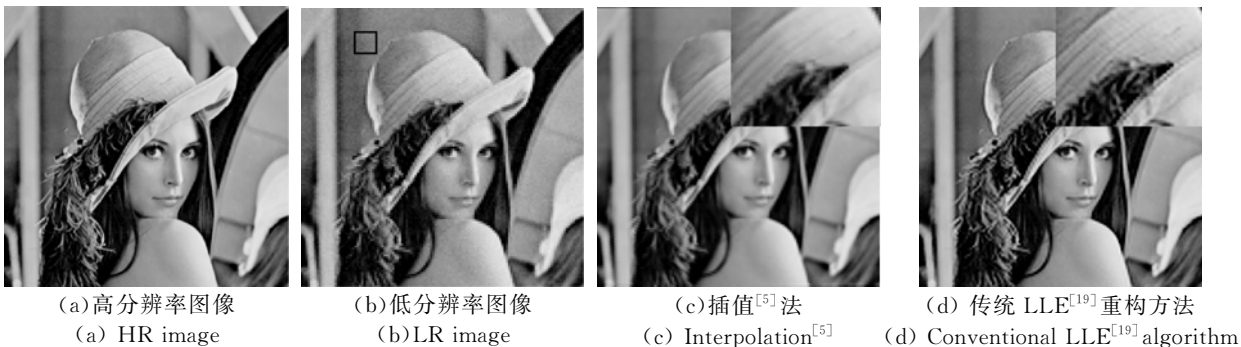




图 3 几种方法的重构结果

Fig. 3 Super-resolution reconstruction results of different algorithms

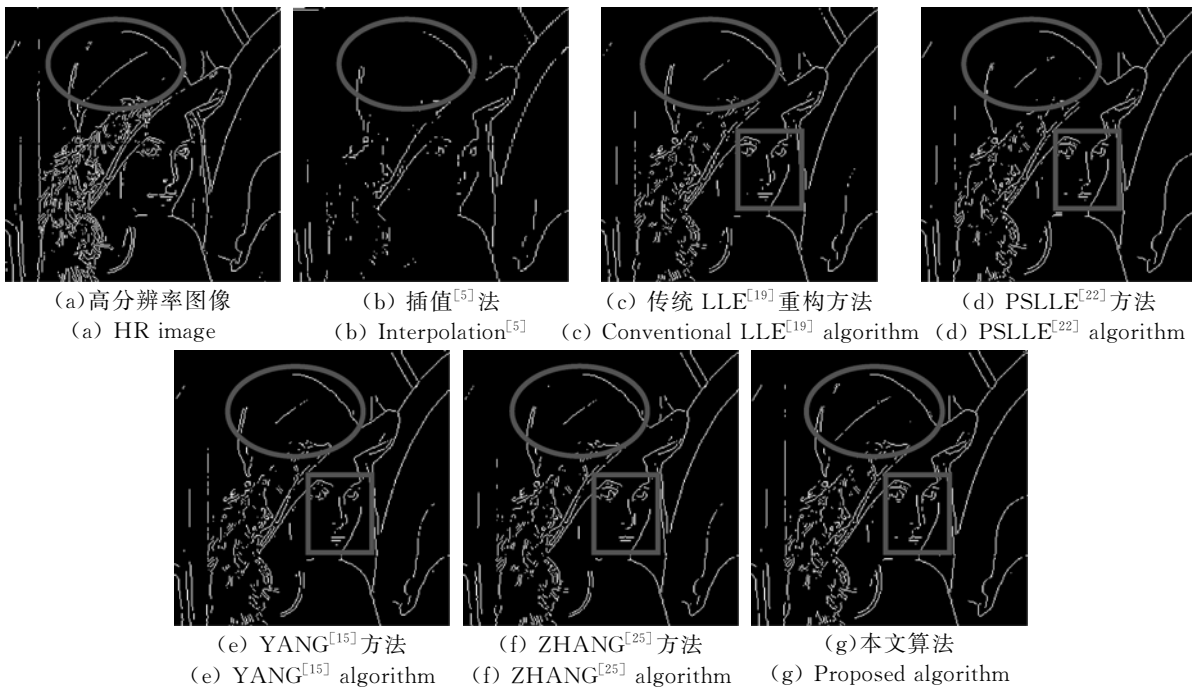


图 4 边缘检测提取图像

Fig. 4 Images extracted by edge detection algorithms

4.2 微位移平台系统的实验算法处理效果

图 5 是搭建的实验平台,包括微位移镜头,PI 转台和 Gforce780M。此系统通过 PI 转台控制微位移镜头采集彼此错位亚像元像素的多幅图像,将采集的图像在 Gforce780M 中进行重构。镜头像素为 1024×1280 ,尺寸很大。为节省运行时间,取图像的左上部分(256×256)像素值进行分析,同时保证像素值和错位亚像素关系没有发生变化。对采集到的图像分别用传统 LLE^[19] 重构方法、PSLLE^[22] 方法、基于字典学习的 YANG^[15] 方法、多尺度 ZHANG^[25] 算法及本文算法进行重构,重构图像如图 6 所示。从整体看本文算法在上机实验中,重构图像没有出现失真,条纹轮廓明显比传统 LLE 法、PSLLE 方法和 ZHANG 算法的重构效果好。从图 6 左上角的细节图可以看出,本文算法也较细

腻,优于其他方法。



图 5 图像采集系统

Fig. 5 Image acquisition system

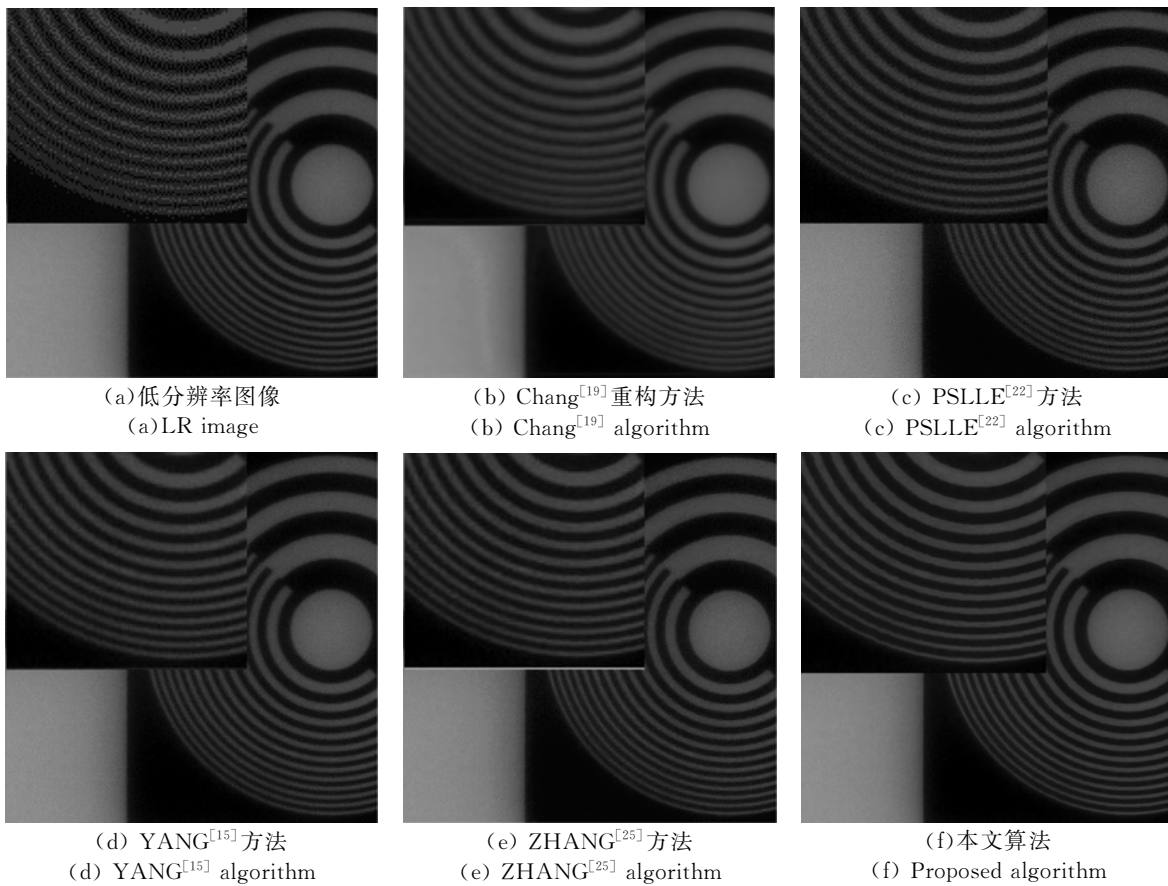


图 6 实景重构图像

Fig. 6 Super-resolution reconstruction results of real sequences

对各种算法的实景重构图像,本节采用无参考图像的信噪比(SNR)、表示清晰度的平均梯度(AG)和信息熵(IE)进行评价。分别定义如下:

信噪比:

$$\text{SNR} = \frac{M}{\text{STD}_{\max}}. \quad (18)$$

平均梯度:

$$\text{AG} = \frac{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(\partial g(x_i, y_j)/\partial x_i)^2 + (\partial g(x_i, y_j)/\partial y_j)^2}{2}}}{(M-1)(N-1)}. \quad (19)$$

信息熵:

$$\text{IE} = \sum_{i=0}^{L-1} P_i \log_2 P_i, \quad (20)$$

其中: M 表示图像像素平均值, STD_{\max} 表示局域方差极大值, L 表示图像总的灰度级, P_i 表示灰度值为 i 的像素数与总像素数之比。SNR、AG 和 IE 越大, 重构图像质量越好, 包含的信息越丰富。由表 3 可知, 本文算法重构结果的 SNR、AG 和

IE 都比其他算法高。而与 PSLLE 方法和 ZHANG 方法相比, 本文算法的运行速度分别提高了 53% 和 57%, 如表 2 所示。从客观数值和视觉两方面的对比结果可知, 本文算法更有优势, 能有效提高镜头采集图像的分辨率和清晰度。

表 3 几种方法的 SNR, AG 和 IE

Tab. 3 Results of SNRs, AGs and IEs for different algorithms

	SNR	AG	IE
实景图	5.311 5	1.105 9	6.319 1
传统 LLE ^[19] 图	6.657 1	1.293 5	6.304 7
PSLLE ^[22] 图	6.793 1	1.692 6	6.322 3
YANG ^[15] 图	6.789 9	1.729 6	6.341 1
ZHANG ^[25] 图	6.804 9	1.732 7	6.360 9
本文算法图	7.017 3	1.852 7	6.401 5

5 结 论

针对基于实例学习的超分辨算法需要外部训练样本的缺陷,本文提出了自学习的LLE超分辨重构算法。利用探测器获取同一场景多帧图像作为训练样本图像并对自身进行重构,采用改进的LLE方法恢复高频细节信息。实验结果表明,本

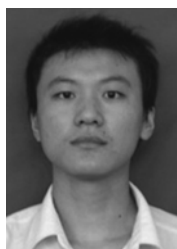
文算法取得了很好的重构效果,与其他近年流行的实例学习算法相比,其信噪比有很大提高,运行时间较其他重构算法也有很大提升,与传统LLE方法、近期的PSLLE方法和ZHANG方法相比分别提高了75%、68%和60%。考虑到图像尺寸增大,图像块增多,运行时间也会增多,可采用CUDA对图像块进行并行处理,同时在CUDA中进一步优化算法,以减小与原始高分辨率图像的差距。

参考文献:

- Maximum Entropy and Bayesian Methods (MAX-ENT 93) Santa Barbara, California, 1993.
- [8] HARDIE R C, BARNARD K J, ARNSTROM E E. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of under-sampled images[J]. *Proc of the IEEE Conference on Image Processing*, 1997, 6(12):1621-1633.
- [9] FARSIU S, ROBINSON M D, ELAD M, et al.. Fast and robust multi-frame super resolution[J]. *Proc of the IEEE Conference on Image Processing*, 2004, 13(10):1327-1344.
- [10] PROTTER M, ELAD M, TAKEDA H, et al.. Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction[J]. *Proc of the IEEE Conference on Image Processing*, 2009, 18(1):36-51.
- [11] 李家德,张叶,贾平.采用非局部均值的超分辨率重构[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(12):1576-1585.
- LI J D, ZHANG Y, JIA P. Super-resolution reconstruction using nonlocal means[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(12):1576-1585. (in Chinese)
- [12] SHIN C J, YEONG K. Super-resolution algorithm using noise level adaptive dictionary[C]. *IEEE 14th International Symposium on Consumer Electronics*, 2010.
- [13] RAMAKANTH S A, BABU R V. Super-resolution using a single image dictionary[C]. *2014 IEEE International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies (CONECCT)*, 2014:1-6.
- [14] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, et al.. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[C]. *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: CVPR*, 2008:1-8.
- [15] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, et al.. Image super-resolution via sparse representation[J].
- [1] WEN D S, LIU X P, QIAO W, et al.. Novel sub-pixel imaging system with linear CCD sensors[J]. *Sensors and Controls for Intelligent Manufacturing II*, 2001, 4563:116-122.
- [2] 刘新平,王虎,汶德胜.亚像元线阵CCD焦平面的光学拼接[J]. *光子学报*, 2002, 31(6):781-784.
- LIU X P, WANG H, WEN D SH. Optical focal plane assembly of linear CCD array for subpixel imaging camera [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2002, 31(6):781-784. (in Chinese)
- [3] 徐正平,翟林培,葛文奇,等.亚像元的CCD几何超分辨方法[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(12):2447-2453.
- XU ZH P, ZHAI L P, GE W Q, et al.. CCD geometric super-resolution method based on subpixel [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(12):2447-2453. (in Chinese)
- [4] 杨文波,朱明,刘志明,等.基于3线阵探测器的亚像元成像超分辨率重构[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(8):2247-2258.
- YANG W B, ZHU M, LIU Z M, et al.. Super-resolution reconstruction of sub-pixel imaging achieved by three linear array detectors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(8):2247-2258. (in Chinese)
- [5] VANDEWALLE P, SUSSTRUNK S, VETTERLI M. A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution [J]. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 2006, 71459.
- [6] IRANI M, PELEG S. Improving resolution by image registration[J]. *Graphical Model and Image Processing*, 1991, 53(3):231-239.
- [7] CHEESEMAN P, KANEFSKY B, KRAFT R, et al.. Super-resolved surface reconstruction from multiple images [C]. *13th International Workshop on*

- IEEE Trans. Image Process, ZERETZKI R, 2010,19(11):2861-2873.
- [16] HE L, QI H R, ZERETZKI R, *et al.* Beta process joint dictionary learning for coupled feature spaces with application to single image super-resolution[C]. *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: CVPR*, 2013.
- [17] ROWEIS S, SAUL L. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. *Science*, 2000,290(5500):2323-2326.
- [18] 彭真明, 景亮, 何艳敏, 等. 基于多尺度稀疏字典的多聚焦图像超分辨率融合[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(1):169-176.
- PENG ZH M, JING L, HE Y M, *et al.*. Super-resolution fusion of multi-focus image based on multiscale sparse dictionary [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(1):169-176. (in Chinese)
- [19] CHANG H, YEUNG D Y, XIONG Y. Super-resolution through neighbor embedding[C]. *CVPR*, 2004,1:275-282.
- [20] TANIGUCHI K, OHASHI M, HAN XH, *et al.*. Example-based super-resolution using locally linear embedding[C]. *Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology: (ICIT)*, 2011:861-865.
- [21] LIU Q J, LIU L N, WANG Y H, *et al.*. Locally linear embedding based example learning for pan-sharpening[C]. *21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012), Tsukuba, Japan*, 2012:1928-1931.
- [22] KAIBING Z, XINBO G, XUELONG L, *et al.*. Partially supervised neighbor embedding for example-based image super-resolution[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011,5(2):230-239.
- [23] TAO Y, ZONGLIANG G, XIUCHANG Z. Novel neighbor embedding super resolution method for compressed images[C]. *Proceedings of the 2012 International Conference on Image Analysis and Signal Processing: (IASP)*, 2012:1-4.
- [24] BEVILACQUA M, ROUMY A, GUILÉMOT C, *et al.*. Neighbor embedding based single-image super-resolution using semi-nonnegative matrix factorization[J]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2012, 1:1289-1292.
- [25] KAIBING Z, XINBO G, DACHENG T, *et al.*. Single image super-resolution with multiscale similarity learning [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2013,10(24):1648-1659.
- [26] SU K, TIAN Q, XUE Q, *et al.*. Neighborhood issue in single-frame image super-resolution[C]. *2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), The Netherlands*, 2005:1122-1125.
- [27] HENG L. Variational local structure estimation for image super-resolution[C]. *In proceeding of the IEEE International Conference on Image Processing, Atlanta, GA, Oct. 2006:1721-1724.*

作者简介:



穆绍硕(1990—),男,山东人,博士研究生,2012年于哈尔滨工业大学获得学士学位,主要从事图像处理、超分辨率重构等方面的研究,E-mail: hitshao shuomu@163.com

导师简介:



贾平(1964—),男,吉林延吉人,博士,研究员,博士生导师,主要从事光学动态成像控制和图像处理技术等方面的研究,E-mail:jiap@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)