

文章编号 1004-924X(2013)06-1576-10

采用非局部均值的超分辨率重构

李家德^{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 100039)

摘要: 由于传统的超分辨率重构无法在工程应用中对含有局部运动图像进行有效的运动估计及重构, 本文提出一种采用非局部均值(NLM)的超分辨率重构方案。简要介绍了具有较好去噪特性的非局部均值滤波器, 分析了超分辨率重构的代价函数, 根据构造出的非局部均值超分辨率重构算法的代价函数及其求解, 对提出的方案进行进一步的优化和化简, 最后得到一种易于工程实现的重构算法。实验结果表明, 提出的算法不仅具有 NLM 算法的优点, 即不需进行显式的运动估计就能得到更清晰、细节更丰富的重构图像; 而且重构速度比简化前的 NLM 算法提高将近 30%, 有望应用于具有复杂运动的图像的超分辨率重构。

关键词: 非局部均值; 超分辨率重构; 运动估计; 滤波器; 去噪

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132106.1576

Super-resolution reconstruction using nonlocal means

LI Jia-de^{1,2}, ZHANG Ye¹, JIA Ping^{1*}

(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: jiap@ciomp.ac.cn*

Abstract: As conventional super-resolution algorithms can not implement the motion estimation and reconstruction for an image with local motion in practical engineering applications, this paper proposed a super-resolution reconstruction algorithm based on NonLocal Means (NLM). First, the NLM filter, one of the successful denoising filters in recent years, was introduced briefly. Then, the details concerning its application to super-resolution were analyzed by creating a super-resolution cost function. By considering the practical situations and the need of the engineering facet, a scheme to simplify the procedure in the NLM super-resolution algorithm was proposed. The experiment results show that the simplified algorithm can not only effectively implement super-resolution reconstruction to get a clear and detailed image without explicit motion estimation, but also can obtain a reconstructed speed higher 30% than that of conventional algorithms. It can satisfy the practical needs of engineering set-

tings and is expected to reconstruct the high resolution image with complex motion.

Key words: nonlocal means; super-resolution reconstruction; motion estimation; filter; denoising

1 引言

超分辨率重构是指由多帧低分辨率的图像通过重构算法得到高分辨图像的过程。这项技术最早由 Tsai 和 Huang^[1]于 1984 年首先提出,他们采用了一种频域的方法来进行重构。随后 Elad^[2]等人在总结了重构理论框架中的 3 种主要算法——最大似然估计法(ML)、最大后验概率估计法(MAP)、凸集投影法(POCS)——的基础上,提出一种混合型超分辨率重构算法。之后^[3]又在此基础上针对只含有平移和空间不变性模糊的图像提出一种快速超分辨率重构算法。

基于经典贝叶斯框架的超分辨率重构算法是近年来比较热门的超分辨率重构问题之一。Hardie 等人^[4]提出一种联合 MAP 算法(joint MAP registration algorithm),此算法能够同时对配准参数和重构过程进行估计。文献[5]提出一种基于马尔科夫随机场(MRF)的超分辨率算法,此法不需配准,但其仅考虑了相机模糊未考虑低分辨率图像序列的空间位移。文献[6]提出一种基于领域相关信息的改进贝叶斯方法。Tikhonov 规整化问题在文献[7]中做了进一步的说明,其基本思想是利用一般交叉核实(cross-validation)针对欠定系统估计规整参数,同时利用预调节共轭梯度法来求解。Farsiu 等人^[8]提出了一种基于 L1 范数的最小化模型和基于双边全方差(BTV)的先验规整参数。此文为文献[9]中提到的中值滤波方法提供了理论支持。基于自适应的超分辨率算法在近年也得到了长足的发展。文献[10]提出一种基于块的局部空域自适应算法。Li X 等人^[11]提出一种局部自适应双边全方差规整算法(LABTV),比起传统的 BTV 算法,这种方法对约束项及 L_p 范数的 p 上进行自适应确定。然而,此法效率极低^[12]。文献[11]也是基于自适应算法,此算法通过形态学操作获得图像的噪声信息权重,然后每个像素再根据此权重分配相应的自适应系数。文献[13]中首次应用一般高斯随机场(Generalized GMRF)进行超分辨率重构,利

用了高斯随机场模型的强烈尾特征(heavy-tailed feature),从而能够有效保持原图像的边缘及高频信息。

值得说明的是,目前大多数超分辨率重构算法^[13-23]都基于传统的超分辨率重构理论框架,即需要首先进行图像配准,然后进行超分辨率插值融合,最后再进行去噪等后期处理过程。但在实际工程中,往往会出现待配准的低分辨率原始图像中存在着局部运动,即图像中的部分区域出现与全局运动矢量不一致的情况,此时传统的全局运动估计将产生错误的估计参数,对重构结果产生不良影响。近年来,随着非局部均值(NLM)算法在图像去噪领域的广泛应用和发展^[24-31],Protter 等人^[32]总结出非局部均值也可用于超分辨率重构。将非局部均值思想用于超分辨率重构,由于采用模糊运动估计,从而不需要显式对图像进行配准操作,因此能够有效处理传统超分辨率重构算法难于处理的局部运动估计问题。然而,模糊运动估计使得算法复杂化,实际工程应用中很难直接加以应用,因此严重影响此算法的实用性。本文在此基础上,提出一种更易于实现和工程应用的非局部超分辨率算法,实验结果表明,本文算法不仅能进一步简化算法求解过程,能够针对含有非全局局部复杂运动的图像进行有效的超分辨率重构,同时算法的时间性能也得到较大提高,增加了非局部均值超分辨率算法的实用性。

2 非局部均值滤波器

近年来,非局部均值滤波器以其易于理解,容易操作的特性,已成为一种成功的去噪滤波器^[33],在图像去噪方面得到越来越多的应用和研究。这种滤波器基于这样一种假设,即图像中普遍存在着像素块的重复性。通过充分利用这些像素块,将它们的信息以加权平均的方式对目标像素进行滤波,最终能够达到去噪的目的。

非局部均值滤波器可以用如下的方程来表示:

$$z(k, l) = \frac{\sum_{(i, j) \in N_{k, l}} \omega(k, l, i, j) y(i, j)}{\sum_{(i, j) \in N_{k, l}} \omega(k, l, i, j)}, \quad (1)$$

其中: $z(k, l)$ 为待滤波的像素点 (k, l) , $N_{k, l}$ 为像素点 (k, l) 的一个邻域, $y(i, j)$ 为原始图像的像素点 (i, j) , $\omega(k, l, i, j)$ 即为像素点 (k, l) 与邻域像素点 (i, j) 的权值, 此权值的计算通常用如下的方程表示:

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

式中: 表达式 $P_{k, l, y}$ 表示从图像 y 中抽取出一个以 (k, l) 为中心的大小为 $q \times q$ 像素块, 函数 f 用来衡量像素 (k, l) 与 (i, j) 在空间上的位置关系。由于非局部均值滤波器利用了像素块在空间上具有重复性这一特性, 实际应用中往往将函数设 f 为常值。

3 非局部均值超分辨率重构

3.1 超分辨率重构模型

超分辨率重构实际上是一个逆问题求解的过程, 需要建立适当的模型才能进行有效的处理。典型的超分辨率问题模型可以进行如图 1 这样的描述, 景物的真实图像(高分辨率图像)经过大气扰动变形以及光学模糊, 再被 CCD 镜头下采样并加入噪声后, 最终得到观测的低分辨率图像。

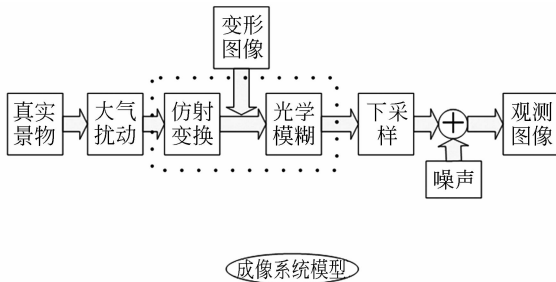


图 1 典型的超分辨率成像模型

Fig. 1 Typical super-resolution model

超分辨率重构的目的就是由观测到的低分辨率图像序列重构得到原始的高分辨率图像。一个典型的重构过程包括了图像配准、高分辨率插值、消除模糊噪声等后期处理过程, 如图 2 所示。

在进行超分辨率重构之前, 首先需要建立一个合适的成像模型。在实际的成像过程中, 降质

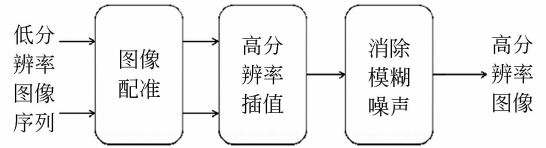


图 2 典型的超分辨率重构过程

Fig. 2 Typical procedure of super-resolution

因素包括大气抖动、图像偏移、光学模糊、采样失真和误差等。由于摄像机的光学模糊效应远大于大气抖动对降质的影响, 因此在典型的超分辨率重构模型中往往仅考虑光学模糊的影响。

本文采用的超分辨率成像模型用矩阵表示如下:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{D}\mathbf{H}\mathbf{F}\mathbf{X} + \mathbf{N}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{Y} 表示观测得到的 p 帧低分辨率图像向量集合, 即 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_p]^T$, 元素 \mathbf{y} 为每帧图像通过向量化后得到的一个列向量; \mathbf{X} 为待重构的高分辨率图像对应的列向量, \mathbf{N} 为系统产生的加性噪声列向量。 \mathbf{F} 为运动参数矩阵集合; \mathbf{H} 表示镜头的光学模糊矩阵; \mathbf{D} 为降采样矩阵。

3.2 超分辨率代价函数(cost function)

由于低分辨率图像所包含信息的局限性, 超分辨率重构问题本身是一个病态的逆问题, 无法直接通过逆滤波进行求解。求解超分辨率重构问题通常采用构造代价函数, 然后通过最速下降(SD)或共轭梯度(CG)法进行迭代极值估计^[2]。典型的超分辨率代价函数往往基于最大似然(ML)框架建立, 根据式, 可用下式极小值问题来描述^[8]:

$$\hat{\mathbf{X}} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{k=1}^p \rho(\mathbf{y}_k, D_k H_k F_k \mathbf{X}) \right], \quad (4)$$

式中: ρ 表示实际观测图像与模型计算图像在某一空间范畴的距离衡量, $\hat{\mathbf{X}}$ 为高分辨率图像 \mathbf{X} 的一个似然估计值。如在欧几里德空间内, 采用 p 范数的形式进行描述, 则式可以表示为:

$$\hat{\mathbf{X}} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{k=1}^p \|\mathbf{y}_k - D_k H_k F_k \mathbf{X}\|_p^p \right]. \quad (5)$$

实际应用中, 通常取 $p=1$ 或 2。

非局部均值超分辨率代价函数的构建思想与上述方程类似, 一方面需要保证重构图像与原始图像具有尽可能高的保真度, 另一方面也需要反映重构图像的像素块与相应的低分辨率图像像素块具有一定的相似性。为了达到这样的目的, 本

文采用如下的代价函数进行估计:

$$\hat{\mathbf{X}} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{(k,l) \in \Omega} \sum_{t=1}^p \sum_{(i,j)^H \in N_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t) \left\| \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{H} \mathbf{X} - \mathbf{E}_{i,j}^L \mathbf{y}_t \right\|_2^2 \right], \quad (6)$$

式中: ω 与前面的式的意义相同,不同之处在于此处加上了图像帧序列参数 t ,即

$$\omega(k,l,i,j,t) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{P}_{k,l} \mathbf{y}_t - \mathbf{P}_{i,j} \mathbf{y}_t\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot f(k,l,i,j), \quad (7)$$

其中: $\mathbf{E}_{k,l}^H$ 表示从高分辨率图像中抽取以像素 (k,l) 为中心的一个像素块, $\mathbf{E}_{i,j}^L$ 表示从低分辨率图像中抽取以像素 (i,j) 为中心的一个像素块,如图3所示。

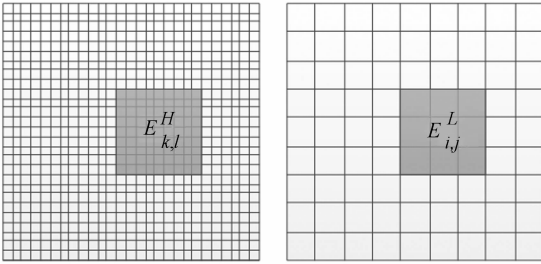


图3 高分辨率与低分辨率图像像素块的抽取

Fig. 3 Description of high-resolution patch and low-resolution patch

$$\hat{\mathbf{X}} = \left[\sum_{(k,l) \in \Omega} \sum_{t=1}^p \sum_{(i,j)^H \in H_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t) \cdot \mathbf{H}^T (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \cdot \mathbf{1} \right]^{-1} \cdot \left[\sum_{(k,l) \in \Omega} \sum_{t=1}^p \sum_{(i,j)^H \in H_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t) \cdot \mathbf{H}^T (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{E}_{i,j}^L \mathbf{y}_t \right], \quad (10)$$

上式即为代价函数式解的表达式。

3.4 解的进一步分析与简化

理论式(10)给出了求解非局部均值超分辨率重构的一般公式,但从此式也能清楚的看到,里面包含各种矩阵乘法及求逆等复杂代数运算,在工程和应用上不易直接实现。因此,有必要对其进行进一步的简化。

仔细分析式(10)可以看出,后面一项首先从低分辨率图像序列 $\mathbf{y}_t (t=1, \dots, p)$ 中抽取出一个以 (i,j) 为中心的像素块,然后通过 $\mathbf{D}_{k,l}^T$ 进行上采样^[8],再通过 $(\mathbf{E}_{k,l}^H)^T$ 运算符将结果映射到相应的高分辨率图像位置,最后通过去噪并乘上相应的权值 ω 后,累加到高分辨率图像 (k,l) 的位置。前

由于这2个像素块分别属于高分辨率像素网格与低分辨率像素网格,它们的尺度并不一致,则需要通过降采样矩阵 $\mathbf{D}_{k,l}$ 将位于高分辨率网格的像素块降采样后才能与低分辨率像素块进行比较。类似的,式(6)中的表达式 $(i,j)^H$ 表示低分辨率网格中的像素所对应的高分辨率网格中的像素。 $\omega(k,l,i,j)$ 通过式(2)来计算,这里需要指出的是,虽然 ω 的表达式中也存在着类似的抽取像素块的运算,但这个运算符 \mathbf{P} 跟这里的 \mathbf{E} 显然有着不同的意义。

3.3 代价函数的求解

构造出代价函数后,本部分将探讨如何对式进行进一步的求解。

首先,令

$$\xi(\mathbf{X}) = \sum_{(k,l) \in \Omega} \sum_{t=1}^p \sum_{(i,j)^H \in N_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t) \cdot \left\| \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{H} \mathbf{X} - \mathbf{E}_{i,j}^L \mathbf{y}_t \right\|_2^2.$$

然后在式(8)两边对 \mathbf{X} 求导并令其等于0,有:

$$\frac{d\xi(\mathbf{X})}{d\mathbf{X}} = 2 \sum_{(k,l) \in \Omega} \sum_{t=1}^p \sum_{(i,j)^H \in N_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t) \cdot (\mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{H})^T (\mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{H} \mathbf{X} - \mathbf{E}_{i,j}^L \mathbf{y}_t) = 0. \quad (9)$$

对式(9)括号中的项进一步整理与合并后,可得:

面一项中的表达式 $\mathbf{H}^T (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{H}$ 的意义为:首先通过模糊矩阵 \mathbf{H} 将高分辨率全1向量模糊化,再以像素 (k,l) 为中心抽取出一个高分辨率网格像素块,然后将此像素块下采样后再上采样,接着将其放回到原来的位置,最后再去模糊。

从以上的分析中不难发现,在式(10)后一项中存在着去噪并乘上相应权值的运算,即 $\omega(k,l,i,j,t) \mathbf{H}^T$ 项。由式可知, ω 为非局部均值滤波器的权值函数,是非局部均值滤波器的去噪核心因子,可以通过调节其中的方差参数 σ 的大小来控制去噪的强度。因此针对此特性,本文做如下近似:

$$\omega(k,l,i,j,t) \mathbf{H}^T \approx \omega(k,l,i,j,t, \sigma), \quad (11)$$

即将 \mathbf{H}^T 的去噪效果通过权值 ω 的参数 σ 统一控

制。前一项中的表达式 $\mathbf{H}^T (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{H}$ 对全 1 图像先做了一次模糊化操作,而最后又做了一次去模糊操作。这两次操作一方面从效果上说相互抵消,另一方面从工程应用的角度,无疑凭空增大了运算复杂度和不必要的资源开销。因此

$$\hat{\mathbf{X}} = \left[\sum_{(k,l) \in \Omega} \sum_{t=1}^p \sum_{(i,j) \in H_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t) \cdot (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \cdot \mathbf{1} \right]^{-1} \cdot \left[\sum_{(k,l) \in \Omega} \sum_{t=1}^p \sum_{(i,j) \in H_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t,\sigma) \cdot (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{E}_{i,j}^L \mathbf{y}_t \right]. \quad (13)$$

上式跟式(10)相比,虽然减少了模糊矩阵的运算,从而降低了整体的运算量,但从工程应用的角度,其中仍含有大量的矩阵,计算依然较为复杂。鉴于此,在实际应用中不妨令 $\mathbf{E}_{k,l}^H$ 仅抽取高分辨率图像中的单个像素(即 1×1 的像素块) $\mathbf{X}(k,l)$,即

$$\mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{X} = \mathbf{X}(k,l), \quad (14)$$

则有:

$$\mathbf{E}_{i,j}^L \mathbf{y}_t = \mathbf{y}_t(i,j), \quad (15)$$

$$\mathbf{D}_{k,l} \mathbf{x}(k,l) = \mathbf{x}(k,l), \quad (16)$$

$$\mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{y}_t(i,j) = \mathbf{y}_t(i,j). \quad (17)$$

将式(14)~(17)代入式(13)并做进一步化简,最后得到:

$$\hat{\mathbf{X}}(k,l) = \frac{\sum_{t=1}^p \sum_{(i,j) \in N_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t) \mathbf{y}_t(i,j)}{\sum_{t=1}^p \sum_{(i,j) \in N_{k,l}} \omega(k,l,i,j,t)}. \quad (18)$$

从式(18)中可以看出,权值 $\omega(k,l,i,j,t)$ 为联系低分辨率图像与高分辨率图像之纽带。为了能够实现超分辨率,应使估计出的 ω 包含两方面的信息:空间上,要求能反应出图像往往具有的局部结构相似性(连续性),因此将 ω 的计算限定在 $N_{k,l}$ 的邻域;时间上,由于多帧低分辨率图像(1, ..., p)之间的局部相对运动不大,为了能反映出这种局部运动特性,将 ω 的计算也限定在此邻域。通过控制权值 ω ,高分辨率图像上的每一个像素都是由每帧低分辨率图像上所对应的像素的加权融合而成,因此能够实现超分辨率重构。

此外,跟最初的式(10)相比,式(18)一方面完全回避了复杂的矩阵的乘法运算,化为对图像中

在实际工程应用中,可以将模糊与去模糊操作忽略掉,有:

$$\mathbf{H}^T (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H \mathbf{H} \approx (\mathbf{E}_{k,l}^H)^T \mathbf{D}_{k,l}^T \mathbf{D}_{k,l} \mathbf{E}_{k,l}^H. \quad (12)$$

将式(11)和式(12)代入式(10),最后得到:

每个像素的加权运算,同时也将矩阵的逆运算化简为普通的除法运算,大大降低了算法复杂度。

4 实验与结果

4.1 仿真实验

首先利用标准图片 Lena 进行仿真实验。将高分辨率 Lena 图像(256×256)加入方差 0.02 的高斯噪声后进行全局随机平移旋转变换(5 像素以内),然后再降采样得到 4 帧低分辨率图像(128×128)。对这 4 帧低分辨率图像用传统超分辨率算法和本文算法分别进行重构,其中本文算法与改进前 NLM 算法均采用 13×13 的权值邻域及 5×5 的搜索邻域进行计算。重构结果如图 4 所示。其中(a)为原始高分辨率图像,(b)为低分辨率图像的一帧,(c)为采用传统 Shift-and-add^[34]超分辨率算法(进行全局运动估计和配准)得到的重构图像,(d)为改进前 NLM 算法重构得到的图像,(e)为本文算法得到的重构图像,(f)从上到下为依次为(c)(d)(e)图像的局部细节放大图像。

单从主观视觉上,本文算法与改进前 NLM 算法得到的结果都明显优于传统 Shift-and-add 超分辨率算法重构的结果,边缘保持得更好,图像细节(如帽檐和手臂)还原得更细腻,如图 4 (f)中所示。然而从时间性能上,在一台 CPU 为奔腾双核 2.6 GHz,内存 2 GB 的机器上,采用 MATLAB7.14(R2012a)进行计算。本文算法和改进前 NLM 算法运行时间的比较结果详见表 1,从中可以看出,本文算法比改进前 NLM 算法提速 32%。

针对图像重构的质量,本文分别采用图像灰度标准差和峰值信噪比(PSNR)对结果进行评

价。图像灰度标准差的定义为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [I(i,j) - \bar{I}]^2}{mm}}, \quad (19)$$

其中: m, n 表示图像的行数和列数, $I(i, j)$ 表示图像在 (i, j) 处像素的灰度值, \bar{I} 为图像的像素均值, 定义为:

$$\bar{I} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(i, j)}{mm}. \quad (20)$$

PSNR 反应图像跟标准图像的误差程度值越大表明与标准图像越接近, 图像质量也越好。灰度标准差反映图像的的灰度离散情况, 若标准差大, 则图像的灰度分散, 图像对比度高; 若标准差小, 则图像的反差小, 对比度小^[35]。因此灰度标准差通过反应图像对比度的分布情况能在一定程度上反映图像的细节的分布情况。

图 4 中各图像的灰度标准差和 PSNR 计算结果见如下表 2 所示。从表 1 中不难看出, 改进

前 NLM 算法的 PSNR 最高, 而本文算法的 PSNR 只是略低于改进前 NLM, 但仍然高于传统 Shift-and-add 算法, 但本文算法在时间性能上(见表 1)的优势是改进前 NLM 算法无法比拟的。改进前 NLM 算法与本文算法的灰度标准差较低, 这是因为其中采用的 NLM 滤波器具有一定的平滑效果, 对灰度分布有一定的影响。也正是因为有这样的效果, 本文算法在噪声抑制上好于传统 Shift-and-add 算法, 如图 4(f) 中所示, 得到的边缘更平滑。

表 1 改进前 NLM 算法与本文算法时间性能比较 (结果为 3 次计算的平均值)

Tab. 1 Performance comparison between conventional NLM and our algorithm (average of 3 computations)

	改进前 NLM 耗时/s	本文算法耗时/s	加速比
Lena	42.57	28.85	32%
实景	78.11	55.89	28%



图 4 超分辨率重构仿真实验结果

Fig. 4 Simulation results of various super-resolution algorithms

表 2 灰度标准差和 PSNR 比较结果

Tab. 2 Comparison results of standard deviation of grayscales and PSNR

	原始	低分辨率	Shift-and-add	改进前 NLM	本文算法
Lena(PSNR)	/	22.691 6	22.922 0	24.099 1	23.931 4
Lena(灰度标准差)	47.443 4	48.227 0	48.362 4	47.891 4	47.877 6
实景(灰度标准差)	/	24.822 5	26.306 7	24.747 5	24.739 2

4.2 实景实验

实景实验通过图像采集卡随机采集到的连续 3 帧低分辨率室外实景图像来验证本文算法的有

效性。这些低分辨率实景图像除了受摄像机抖动产生的全局的位移与旋转外,还存在着局部的运动(人物的运动),如图 5(a)、(b)、(c)所示。



(a) 低分辨率帧 1

(a) Frame 1 of 3 LR images



(b) 低分辨率帧 2

(b) Frame 2 of 3 LR images



(c) 低分辨率帧 3

(c) Frame 3 of 3 LR images



(d) Shift-and-add 算法

(d) Shift-and-add algorithm



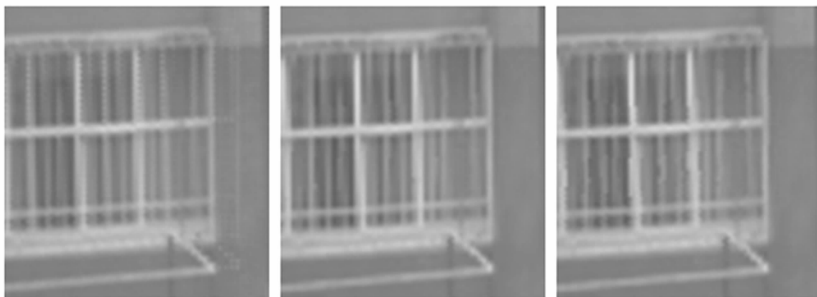
(e) 改进前 NLM 算法

(e) Conventional NLM algorithm



(f) 本文算法

(f) Proposed algorithm



(g) 细节比较

(g) Details of three images

图 5 超分辨率实景重构结果

Fig. 5 Super-resolution results of real sequences

通过实验对这 3 帧低分辨率图像用传统超分辨率算法和本文算法分别进行重构,其中本文算法与改进前 NLM 算法均采用 13×13 的权值邻域及 5×5 的搜索邻域进行计算。重构结果如图 5(d)、(e)、(f) 所示,其中 (d) 为采用传统 Shift-and-add 算法得到的图像,(e) 为改进前 NLM 算法得到的图像,(f) 为本文算法得到的图像,(g) 从左往右依次为 (d)(e)(f) 中图像的局部细节放大。

从图 5 中可以看到,受图像中局部(人物)运动的影响,传统 Shift-and-add 算法得到的图像出现明显的重影模糊现象,说明传统超分辨率算法在不进行显式局部运动估计的情况下已不再适用此类情况。改进前 NLM 算法与本文算法都能在不进行显式局部运动估计的情况下得到较好的重构结果。虽然本文算法在部分细节的还原上质量略低于传统 NLM 算法,如图 5(g),但时间性能上比传统 NLM 算法提速 28%。而实际工程应用中往往需要取得时间与图像质量的平衡,因此本文算法具有更高的工程实用价值。

从灰度标准差上看,如表 2 所示。本文算法

的灰度标准差较低,这是因为其中采用的 NLM 滤波器具有一定的平滑效果,对灰度分布有一定的影响。针对实际的场景,可以通过适当调整权值或搜索邻域的范围来控制滤波的强度,从而提高重构的图像质量。

5 结 论

本文针对超分辨率重构在工程应用中会由于实际图像存在局部运动而不易直接进行运动估计这一问题,提出了一种采用非局部均值的超分辨率重构算法。针对工程的实际应用对算法进行了化简和优化,结果表明,该算法不仅具有 NLM 算法的优点,即不需进行显式的运动估计就能得到更清晰、细节更丰富的重构图像,同时在时间性能上比简化前 NLM 算法提速 30% 左右。另外,本文算法由于每次计算都只涉及一个局部的区域,因此还可以通过并行化实现更高的加速比。

参考文献:

- [1] TSAI R Y, HUANG T S. Multiframe image restoration and registration[J]. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, 1: 317-339.
- [2] ELAD M, FEUER A. Restoration of a single super-resolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(12): 1646-1658.
- [3] ELAD M, HEL-OR Y. A fast super-resolution reconstruction algorithm for pure translational motion and common space-invariant blur[C]. *Israel*, 2000: 402-405.
- [4] HARDIE R C, BARNARD K J, ARMSTRONG E E. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(12): 1621-1633.
- [5] RAJAN D, CHAUDHURI S. An MRF-based approach to generation of super-resolution images from blurred observations [J]. *Springer Netherlands*, 2002, 16: 5-15.
- [6] CHEESEMAN P, KANEFISKY B, KRAFT R, *et al.*. Super-resolved surface reconstruction from multiple images [C]. *Santa Barbara, California*, 1996: 293-308.
- [7] NHAT N, MILANFAR P, GOLUB G. A computationally efficient superresolution image reconstruction algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(4): 573-583.
- [8] FARSIU S, ROBINSON M D, ELAD M, *et al.*. Fast and robust multiframe super resolution[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [9] ZOMET A, RAV-ACHA A, PELEG S. Robust super-resolution[C]. *Kauai*, 2001: 645-650.
- [10] ZHANG L, YUAN Q, SHEN H, *et al.*. Multi-frame image super-resolution adapted with local spatial information [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2011, 28(3): 381-390.
- [11] LI X, HU Y, GAO X, *et al.*. A multi-frame image super-resolution method[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(2): 405-414.

- [12] PURKAIT P, CHANDA B. Morphologic gain-controlled regularization for edge-preserving super-resolution image reconstruction [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2011; 1-14.
- [13] JIN C, NUNEZ-YANEZ J, ACHIM A. Video super-resolution using generalized gaussian Markov Random Fields [J]. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2012, 19(2): 63-66.
- [14] SU H, TANG L, WU Y, *et al.*. Spatially adaptive block-based super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1031-1045.
- [15] PELLETIER S, COOPERSTOCK J R. Preconditioning for edge-preserving image super resolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(1): 67-79.
- [16] SU H, WU Y, ZHOU J. Super-resolution without Dense Flow[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1782-1795.
- [17] ARICAN Z, FROSSARD P. Joint registration and super-resolution with omnidirectional images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(11): 3151-3162.
- [18] TIAN Y, YAP K, CHEN L. L1-norm multi-frame super-resolution from images with zooming motion [C]. *Hangzhou*, 2011; 1-6.
- [19] PATEL V, MODI C K, PAUNWALA C N, *et al.*. Hybrid approach for single image super resolution using ISEF and IBP [C]. *Katra Jammu*, 2011; 495-499.
- [20] KELLER S H, LAUZE F, NIELSEN M. Video super-resolution using simultaneous motion and intensity calculations [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(7): 1870-1884.
- [21] 姜伟, 魏世衡. 反射型立体视觉系统的视差估计和图像复原 [J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(7): 1701-1707.
- JIANG W, WEI S H. Disparity estimation and image restoration for reflection stereo vision [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(7): 1701-1707. (in Chinese)
- [22] 马冬冬, 李金宗, 朱兵, 等. 并行图像复原与超分辨处理系统的设计与实现 [J]. *光学 精密工程*, 2009, 17(5): 1149-1160.
- MA D D, LI J Z, ZHU B, *et al.*. Implementation of parallel image restoration and super-resolution processing system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(5): 1149-1160.
- [23] 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 Z P, ZHAI L P, GE W Q, *et al.*. CCD geometric superresolution method based on subpixel [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(12): 2447-2453. (in Chinese)
- [24] MAHMOUDI M, SAPIRO G. Fast image and video denoising via nonlocal means of similar neighborhoods [J]. *Signal Processing Letters*, 2005, 12(12): 839-842.
- [25] WANG J, JEON G, JEONG J. Deinterlacing algorithm with an advanced non-local means filter [J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(4): 47009.
- [26] NERCESSIAN S, PANETTA K A, AGAIAN S S. A multi-scale non-local means algorithm for image de-noising [C]. *Baltimore, Maryland, SPIE*, 2012; 84010J-84060J.
- [27] BINEV P, BLANCO-SILVA F, BLOM D, *et al.*. *High-quality Image Formation by Nonlocal Means Applied to High-Angle Annular Dark-Field Scanning Transmission Electron Microscopy (HAADF-STEM)* [M]. *Modeling Nanoscale Imaging in Electron Microscopy*, Springer US, 2012.
- [28] TSCHUMPERLÉ D, BRUN L. *Non-Local Regularization and Registration of Multi-Valued Images By PDE's and Variational Methods on Higher Dimensional Spaces* [M]. *Mathematical Image Processing*, Bergounioux M, Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [29] XIAOHUA Z, QIANG Z, JIAO L C. Image denoising with non-local means in the shearlet domain [C]. *Xiamen*, 2011; 1-5.
- [30] YONG S K, HWASUP L, OUK C, *et al.*. Separable bilateral nonlocal means [C]. *Brussels, Belgium*, 2011; 1513-1516.
- [31] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]. *San Diego*,

2005;60-65.

- [32] PROTTER M, ELAD M, TAKEDA H, *et al.*. Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(1):36-51.
- [33] BUADES A, COLL B, MOREL J M. Denoising image sequences does not require motion estimation [C]. *Como*; 2005;70-74.

- [34] FARSIU S. Robust shift and add approach to super-resolution [J]. *Proceedings of SPIE*, 2003, 5203(1):121-130.
- [35] 吴琼. 可见光图像超分辨率客观评价方法研究 [D]. 北京: 首都师范大学, 2009.
- WU Q. *Scientific super-resolution objective evaluation index and method system* [D]. Beijing: Capital Normal University, 2009. (in Chinese)

作者简介:



李家德(1987—),男,重庆人,2010年于中国科学技术大学获学士学位,主要从事图像处理、超分辨率重构等方面的研究。E-mail: ljdssoft2003@163.com



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研究。E-mail:jiap@ciomp.ac.cn



张叶(1981—),女,吉林长春人,博士,副研究员,主要从事计算机视觉与模式识别方面的研究。E-mail: zhangye@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)