

基于边缘指导的快速动态超分辨率算法

汤晓莉¹, 韩 睿², 郭若杉²

(1 中国科学技术大学 信息科学技术学院, 安徽 合肥 230001;

2 中国科学院 自动化研究所国家专用集成电路设计工程技术研究中心, 北京 100190)

摘 要: 引入一种适用于标清到高清或超高清视频的快速超分辨率算法. 首先, 基于图像的退化模型, 对动态超分辨率算法的计算过程进行优化, 降低算法的复杂度并加快算法的收敛速度; 然后, 利用前一帧的高分辨率图像信息和空域上的边缘指导插值信息, 改善边缘的锯齿问题和收敛性; 最后, 利用基于最大后验概率去模糊的方法, 进一步提高图像质量. 实验结果表明, 该算法较传统方法峰值信噪比有明显提高, 运行时间大大减少.

关键词: 超分辨率; 退化模型; 去模糊; 动态超分辨率; 边缘指导插值; 最大后验概率

中图分类号: TP911.72

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)10-0167-06

Fast Dynamic Super-Resolution Algorithm Based on Edge Direct

TANG Xiao-li¹, HAN Rui², GUO Ruo-shan²

(1 School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China,

Hefei 230001, China; 2 National Application Specific Integrated Circuit Design Engineering Center,

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: A fast super-resolution (SR) algorithm is introduced in this paper which is suitable for SD to HD or UHD. Firstly, the calculation process of dynamic super-resolution (DSR) is optimized based on i-mage degradation model to re-duce the complexity and accelerate the convergence of algorithm. Then, the information of previous high-resolution frame and spatial Edge Direct Interpolation (EDI) is exploited to bate zigzag effect which appears in edge regions and accelerate convergence. Finally, the deblurring of image based on Maxim um a Posteriori (MAP) is exploited to further improve the quality of image. A-fter the test, the results show that compared with traditional methods, the PSNR is improved obviously and the running time is reduced greatly with the algorithm of this paper.

Key words: super-resolution; degradation model; deblurring; dynamic super-resolution; edge direct interpolation; maxim μ m a posteriori

1 引言

随着电视面板产业技术的不断提高, 显示设备的分辨率迅速提升, 但是视频内容的分辨率并没有随之迅速增加. 研究利用低分辨率图像信息重建出高分辨率图像的超分辨率 (Super-resolution, SR) 算法是十分重要的.

目前图像的 SR 算法可大致分为两类: 单帧图像的 SR 算法和多帧图像的 SR 算法. 单帧图像的

SR 算法有基于重建的方法^[1], 但重建结果在边缘处有时过于尖锐和不真实. 因此, 有一些边缘指导的算法^[2], 通过低分辨率图信息估计高分辨率图的梯度场作为 SR 的约束项, 并自适应地进行插值. 还有基于样本的方法^[3], 这类方法样本库的选择对结果影响很大, 而且对于每个放大倍数都要有单独的一套样本库, 复杂度太高.

多帧图像的 SR 算法利用帧间的时域信息重建高分辨率图像. Irani^[4]等人提出了迭代反向投影方法 (It-

erative Back Projection, IBP), 求出多幅模拟的低分辨率图像与对应的真实低分辨率图像差异, 通过投影算子反向叠加到高分辨率图像上. 还有基于 MAP 的方法^[5], Farsiu^[6]等人针对 SR 这一病态问题优化正则项^[7], 限制最终的迭代结果以得到细节饱满低噪的高分辨率图像. 为了获得较高的图像质量, 这些方法都需要和多帧图像进行运动估计、运动补偿、迭代求解, 复杂度很高, 且难以硬件实现, 而且需要获得前后多帧的图像信息, 很难实时地处理视频图像序列. 针对这一问题, 文献^[8-9]提出了一种动态超分辨率算法 (Dynamic Super-Resolution, DSR), 通过卡尔曼滤波 (Kalman Filter, KF) 模型解决实时处理图像的问题, 针对原始 KF 模型中大量的矩阵运算 (转置、求逆等) 的问题, 简化了 KF 计算模型, 虽然这种方法大大减少了计算量, 但是不可避免地减少了 KF 的动态信息的获取, 从而减弱了 KF 的准确性.

本文在文献^[8]的理论基础上, 进一步优化 DSR 的计算过程, 提高算法的收敛性并降低算法的复杂度, 并解决原有 DSR 算法处理结果上的“齿状”问题, 并通过结合空域 EDI 的方法进一步改善边缘, 提高算法的收敛性. 最终得到在复杂度和图像质量上都占优的快速超分辨率算法.

2 DSR 重建算法

2.1 图像降质模型

如图 1 所示, 真实的高分辨率图像 X , 会经过大气模糊 H_k^{atm} , 仿射变换 F_k 包括位移、旋转等, 然后通过图像采集设备的模糊 H_k^{cam} 和下采样 D_k , 再加上随机噪声 V_k , 最终得到降质后的低分辨率图像 Y_k , $k = 1, 2, \dots, N$, 通常将一个模糊矩阵 H_k 作为大气模糊 H_k^{atm} 和图像采集设备模糊 H_k^{cam} 的结合, 最终的图像降质模型^[6] 如式(1) 所示.

$$Y_k = D_k * H_k * F_k * X + V_k \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

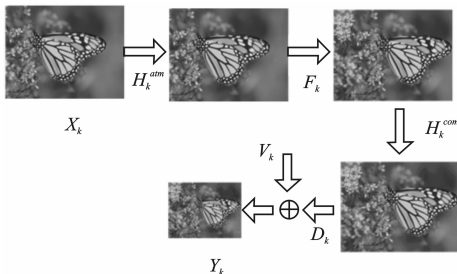


图 1 真实高分辨率 X 图像降质过程

2.2 基于 KF 的 DSR 算法

首先, 用状态空间方程来表示 KF 的 SR 求解过程:

$$X(t) = F(t)X(t-1) + V(t) \quad (2)$$

$$Y(t) = D(t)H(t)X(t) + W(t) \quad (3)$$

式中, $X(t)$ 是第 t 帧的高分辨率图像; $Y(t)$ 是对应的低分辨率图像; $F(t)$ 是位移矩阵; $D(t)$ 是下采样矩阵; $H(t)$ 是模糊矩阵. $V(t)$ 是运动估计的结果造成的误差, 反映运动估计的准确性, $W(t)$ 是图像采集设备引入的随机噪声. 为了匹配 KF 滤波模型令 $A(t)$ 为 $D(t)H(t)$. 从而得到 KF 滤波的预测值和更新值分别为

预测值:

$$\begin{cases} \hat{X}(t) = F(t)\hat{X}(t-1) + K(t)[Y(t) - A(t)F(t)\hat{X}(t-1)] \\ \tilde{P}(t) = F(t)\hat{P}(t-1)F^T(t) + \text{Cov}(V(t)) \end{cases} \quad (4)$$

更新值:

$$\begin{cases} K(t) = \tilde{P}(t)A(t)^T [\text{Cov}(W(t)) + A(t)\tilde{P}(t)A(t)^T]^{-1} \\ \hat{P}(t) = [I - K(t)A(t)]\tilde{P}(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\hat{X}(t)$ 是高分辨率图像预测结果, $\tilde{P}(t)$ 是协方差预测值, $K(t)$ 是 KF 增益, $\hat{P}(t)$ 是协方差的更新值, 为下一帧处理所用, $\text{Cov}(V(t))$ 和 $\text{Cov}(W(t))$ 分别是 $V(t)$ 和 $W(t)$ 的协方差矩阵, 之后简写为 $C_v(t)$ 和 $C_w(t)$. 假设 $V(t)$ 和 $W(t)$ 都服从零均值的高斯分布 $V(t) \sim N(0, \sigma_v^2)$, $W(t) \sim N(0, \sigma_w^2)$. 求解过程中涉及到大量的矩阵运算包括乘法、转置、求逆等等, 如果 $Y(t)$ 的矩阵大小是 $[nm \times 1]$, 垂直和水平的放大倍数都为 r , 那么 $\hat{X}(t)$ 的大小是 $[r^2nm \times 1]$, $\tilde{P}(t)$ 的大小是 $[r^2nm \times r^2nm]$, $A(t)$ 大小是 $[nm \times r^2nm]$, 对于数据量庞大的图像来说, 这种方法实时地处理视频图像是不现实的. 因此文献^[8] 为了简化计算, 假设 $C_v(t)$ 是对角阵, 那么只要将 $\hat{P}(0)$ 设为对角阵, 这样最终结果将简化成点 - 点 (pixel-by-pixel) 的计算, 如式(6) 和(7), 式中 $[\cdot]_q$ 表示矩阵的 (q, q) 元素, $[\cdot]'_q$ 表示矩阵中的 $(q, 1)$ 元素, $\hat{P}^f(t)$ 等于 $F(t)\hat{P}(t-1)F(t)^T$, $\hat{X}^f(t)$ 等于 $F(t)\hat{X}(t-1)$.

$$[\hat{P}(t)]_q =$$

$$\begin{cases} \frac{[C_w(t)]_{q/r^2} ([\hat{P}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q)}{[C_w(t)]_{q/r^2} + [\hat{P}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q}, \\ q = r^2, 2r^2, \dots, nmr^2 \\ [\hat{P}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q, \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$[\hat{X}(t)]'_q = \begin{cases} \frac{[C_w(t)]_{q/r^2} [\hat{X}^f(t)]'_q + ([\hat{P}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q) [Y(t)]'_{q/r^2}}{[C_w(t)]_{q/r^2} + [\hat{P}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q}, & q = r^2, 2r^2, \dots, nmr^2 \\ [\hat{X}^f(t)]'_q, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

每次只针对 $\hat{P}(t-1)$ 主对角线上的元素和 $\hat{X}(t)$ 间隔 $(r^2 - 1)$ 的元素进行动态的更新,虽然这种方法大大减少了计算量,但是减少了 KF 的动态信息的获取,从而减弱了 KF 的收敛性,而且这样的模型下,DSR 的计算过程不是完全的点-点计算,因为其中 $\hat{P}^f(t)$ 为 $F(t)\hat{P}(t-1)F(t)^T$ 依然存在矩阵的乘法和转置运算,那么为了获得高清或超清图像序列,这样的计算量是巨大的,严重影响视频或图像的 SR 处理速度。

3 改进的 DSR 重建模型

3.1 DSR 算法的改进

对式(7)进行一定的化简可以得到式(8),其中 $[G(t)]_q$ 的取值由式(9)表示。

$$[\hat{X}(t)]'_q = \begin{cases} [\hat{X}^f(t)]'_q + [G(t)]_q ([Y(t)]'_{q/r^2} - [\hat{X}^f(t)]'_q), & q = r^2, 2r^2, \dots, nmr^2 \\ [\hat{X}^f(t)]'_q, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$[G(t)]_q = ([\hat{P}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q) / ([C_w(t)]_{q/r^2} + [\hat{P}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q) \quad (9)$$

文献[9]的 KF 模型中 $A(t) = D(t)H(t)$, 直接得到去模糊的高分辨率图像 $\hat{X}(t)$ 。文献[8]的 KF 模型中 $A(t) = D(t)$, 即在式(2)两边同乘上 $H(t)$, 得到的未去模糊的高分辨率图像 $\hat{Z}(t) = H(t)\hat{X}(t)$, 最后对 $\hat{Z}(t)$ 去模糊。本文分别对这两种模型进行实验,结果显示 $A(t) = D(t)H(t)$ 时得到的 $\hat{X}(t)$ 解收敛性较差,最终的图像质量并不理想,而 $A(t) = D(t)$ 时求出的解收敛速度快且比较稳定。事实上, $A(t) = D(t)H(t)$ 时,由于退化模型中的模糊矩阵由于缺少先验信息,由模糊矩阵的选取而产生的误差会在时间轴上积累,最终导致图像质量的下降。重新定义式(8),如式(10)所示,其中 $[S(t)]_{q/r^2} = [Y(t)]'_{q/r^2} - [\hat{Z}^f(t)]'_q$:

$$[\hat{Z}(t)]'_q = \begin{cases} [\hat{Z}^f(t)]'_q + [G(t)]_q [S(t)]_{q/r^2}, & q = r^2, 2r^2, \dots, nmr^2 \\ [\hat{Z}^f(t)]'_q, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

文献[8]中对 $\hat{X}(t)$ 间隔 $r^2 - 1$ 的元素进行动态的更新,这种方法减少了 KF 的动态信息的获取,从而减弱了 KF 的准确性和收敛性,因此在最终的 DSR 处理结果上会出现“齿状”效应,这主要是由于原本的 DSR 只对局部的像素点进行了更新,更新的不均匀性导致了这种效应的产生。因此,本文假设 $[C_w(t)]_{q/r^2}$ 和 $[S(t)]_{q/r^2}$ 中 $q \neq r^2, 2r^2, \dots, nmr^2$ 的元素都可以通过周围 $q = r^2, 2r^2, \dots, nmr^2$ 的元素插值出来得到 $[C'_w(t)]_q$ 和 $[S'(t)]_q$ 进而得到 $[G'(t)]_q$,可以得到 $\hat{Z}(t)$ 中每个像素点的计算公式如下:

$$[\hat{Z}(t)]'_q = [\hat{Z}^f(t)]'_q + [G'(t)]_q [S'(t)]_q, q = 0, 1, \dots, nmr^2 \quad (11)$$

$$[\hat{P}(t)]_q = [C'_w(t)]_q [G'(t)]_q, q = 0, 1, \dots, nmr^2 \quad (12)$$

从式(11)可以看出 $[G'(t)]_q$ 的物理意义是,由前一高分辨率帧估计的模拟低分辨率帧 $\hat{Z}^f(t)$ 与当前真实低分辨率帧 $Y(t)$ 的误差修正值所占的修正比例,那么 $[G'(t)]_q$ 是一个系数矩阵。如 2.2 节所述,由于 $\hat{P}^f(t)$ 为 $F(t)\hat{P}(t-1)F(t)^T$, DSR 的计算模型不是完全的点-点运算,矩阵的乘法和转置严重影响处理速度,结合如上分析 $[G'(t)]_q$ 的物理意义,本文将假设 $[G'(t)]_q$ 是一个常数矩阵,这样整个 DSR 的计算过程是完全的点-点计算过程。对于一个尺寸为 $m \times n$ 大小的图像,水平和垂直均放大 r 倍来说,原本的 DSR 中 $F(t)\hat{P}(t-1)F(t)^T$ 的点-点乘法和加法计算次数分别是 $r^2nm \times r^2nm \times r^2nm \times 2$ 和 $(r^2nm - 1) \times r^2nm \times r^2nm \times 2$, 如果 $F(t)\hat{P}(t-1)F(t)^T$ 是常数矩阵,那么 $[G'(t)]_q$ 也是一个常数矩阵,因此会省去如 DSR 的上述计算量。本文由于 $[G'(t)]_q$ 的简化对 DSR 的结果带来的影响会在之后进行讨论。

3.2 基于边缘指导的 DSR 算法

如图 2 所示,实线框中是文献[8]所述 DSR 算法的流程图。可以看出前一生成的超分辨率帧信息的准确性直接影响到下一生成的超分辨率帧。为了得到理想的超分辨率图像,需要一定数量的低分辨率

率帧经过数次的 KF 滤波才能获得. 因此, 本文引入边缘指导的信息, 加快结果的收敛性并提高准确性. 为了不增加过多的复杂度, 仅将第一帧高分辨率图像 $\hat{Z}(0)$ 初始化成由边缘指导的高分辨率图像 $\hat{Z}_{EDI}(0)$, 然后通过时间轴上的迭代将当前帧获取的边缘指导信息传递给下一帧, 获得收敛更快准确度更高的高分辨率图像序列.

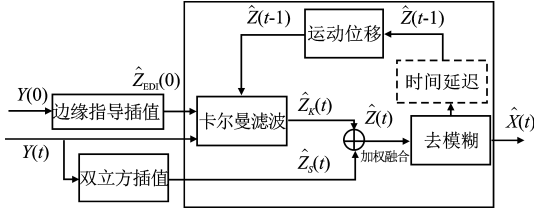


图2 基于边缘指导的 DSR 算法流程框图

本文 EDI 采用文献[11]中的方法, 如图 3 所示是一个高分辨率网格, 图中低分辨率原始点由圆圈表示, 待插值的点由方块表示, 虚线框的像素点用双线性进行插值. Ω 表示 A、B、C、D 的亮度方差, 如果 Ω 小于一定的阈值 T_1 , 表示由 A、B、C、D 所围成的区域是一致的, 用普通的双线性进行插值. 否则, 该区域可能是“边缘区域”或是“纹理区域”. 为了分别对这两种情况进行检测并进行相应处理, 根据已有的像素点信息先计算出 $d_1 = |B - C|$, $d_2 = |A - D|$, $V = (|A - C| + |B - D|)/2$, $W = (|A - B| + |C - D|)/2$, 然后得到插值结果: (1) 当 $d_2 > d_1 + T_2$ 时 (T_2 是阈值), 边缘方向如图 3 实线所示, 是穿过 BC 的, 因此 F、G 分别通过 B 和 C 插值得到, H 通过 H_1 和 H_2 插值得到; E 用类似的方法得到; (2) 当 $d_1 > d_2 + T_2$ 时, 边缘方向是穿过 A 和 D, 同样用和 (1) 类似的方式进行插值; (3) 当 (1) 和 (2) 的条件都不满足且 $|V - W| > T_2$ 时, 边缘方向是垂直或者是水平方向; (4) 当 (1) ~ (3) 的条件皆不满足, 该区域可能是纹理区域. (3) 和 (4) 的情况下本文采用双立方插值, 后期通过 DSR 时间轴上信息的传递进行校正.

如 3.1 节所述, 本文对 DSR 算法中 $[G'(t)]_q$ 计算上的改变所带来的误差, 会在时间轴上累加. 实验证明, 平滑区域对这种累加的误差在视觉上会很敏感, 而纹理或边缘区域并不受太大影响. 因此, 通过空域的插值结果 $\hat{Z}_s(t)$ 对平滑区域的 DSR 结果 $\hat{Z}_k(t)$ 进行融合, 以消除平滑区域误差的影响, 空域插值结果 $\hat{Z}_s(t)$ 对纹理或边缘区域不做太大改变, 防止纹理或边缘区域变得模糊. 通过方差 Ω 自适应

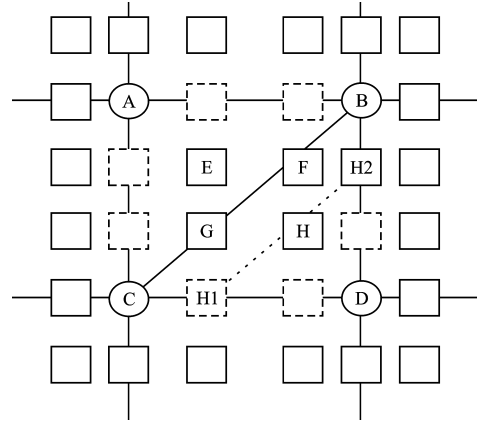


图3 垂直和水平方向放大 3 倍的高分辨率网格的调整融合的系数 α , 使得空域的插值结果可以灵活地融合不同区域的超分辨率处理结果, 即在平滑区 α 较大, 在纹理或者边缘区域 α 较小, 最终的融合结果 $\hat{Z}(t)$ 如式 (13) 所示:

$$\hat{Z}(t) = \hat{Z}_k(t) + \alpha * \hat{Z}_s(t) \quad (13)$$

3.3 图像去模糊

根据 2.1 节中模型得到的 $\hat{Z}(t)$ 是模糊的高分辨率图像, 因此需要对 $\hat{Z}(t)$ 进行去模糊. 考虑解的鲁棒性采用 MAP 的代价方程求解, 如式 (14) 所示, 其中 $J(X(t))$ 正则化函数可以是任一高通滤波器, 用来抑制噪声和运动估计误差造成的影响, β 是迭代的步长, $L(J(\hat{X}_n))$ 是对 $J(\hat{X}_n)$ 的微分. λ 是正则化参数用来平衡式中左边的保真项和右边的正则项:

$$\text{ArgMin}_{\hat{X}(t)} E(X(t)) = \|HX(t) - \hat{Z}(t)\|_2^2 + \lambda J(X(t)) \quad (14)$$

最后用最小二乘法得到 $X(t)$ 的解为

$$\begin{aligned} \hat{X}_{n+1}(t) &= \hat{X}_n(t) - \beta \\ \{H^T(H\hat{X}_n(t) - \hat{Z}(t)) + \lambda L(J(\hat{X}_n(t)))\} \end{aligned} \quad (15)$$

4 实验结果与分析

该算法的实验仿真平台是 Visual Studio 2008, PC 机配置为 Inter(R) Core(TM) i7-4770K CPU @3.5 GHz, RAM 为 32 GB. 首先将分辨率为 1 920 × 1 080 的 HD 视频作为真实的高分辨率视频, 然后将高分辨率视频分别在垂直和水平降采样 4 倍, 最后对降采样后的视频进行高斯模糊, 高斯核的标准差为 0.6, 大小是 3 × 3, 从而得到降质后的视频图像序列.

首先, 验证式 (10) 中 $A(t) = D(t)H(t)$ 和 $A(t)$

$= D(t)$ 情况下 $\hat{X}(t)$ 解的收敛性和准确性. 输入视频为降质后的视频 Newspaper, 水平和垂直放大倍数都是4, $G'(t)$ 取为对角元素都为0.8的常数矩阵. 如图4所示, $A(t) = D(t)$ 相比 $A(t) = D(t)H(t)$ 的 $\hat{X}(t)$ 收敛速度明显快很多, 而且31帧以后 $A(t) = D(t)H(t)$ 下的 $\hat{X}(t)$ 亮度值已经超过真实的亮度值, 此时它对应的 $Y(t) - A(t)F(t)\hat{X}(t-1)$ 还没有收敛, 这意味着 $\hat{X}(t)$ 的亮度值还会继续增加, 当增加到一定程度时反而会降低图像质量.

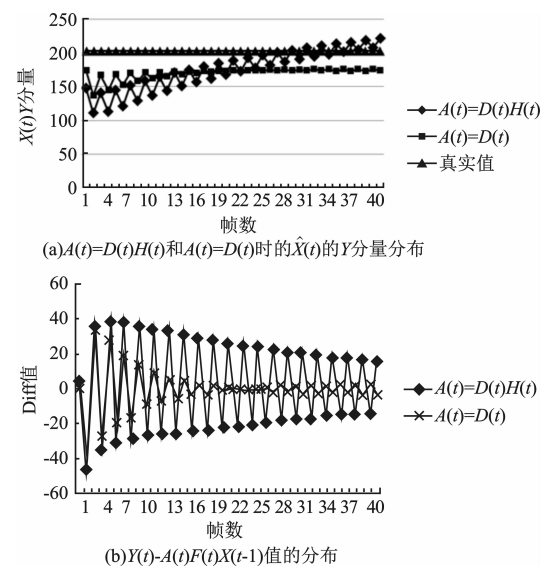


图4 分布示意

图5是真实高分辨率视频 Newspaper 和所对应的低分辨率视频的第10帧图像. 图中所框出的细节内容被放大四倍, 显示在高分辨率的右上角. 分别用 Bicubic 算法、EDI 算法^[11]、DSR 算法^[8]和本文提出的算法实现对不同视频的水平和垂直的4倍放大, 对比它们的峰值信噪比(PSNR)和时间复杂度.



图5 Newspaper 示意

表1是上述4中算法SR处理结果的PSNR值的对比, 本文提出的算法相比较 Bicubic 算法、EDI 算法^[11]、DSR 算法^[8]的PSNR值分别平均提高了

0.79dB, 0.78dB, 0.36dB, 充分证明本文提出的方法提高了图像质量.

表1 4种算法处理结果的PSNR值				dB
测试序列	Bicubic	EDI ^[11]	DSR ^[8]	本文算法
Bread	25.73	25.77	26.22	26.37
Overscan	14.22	14.23	13.71	14.44
Newspaper	27.78	27.76	28.81	28.99
Door	28.16	28.17	28.84	29.23

图6是上述四种方法重建出的高分辨率图像, 方框中的细节内容被放大4倍, 显示在对应重建图像的右上角. 从图中主观上可以看出 Bicubic 和 EDI 处理的结果虽然恢复了大部分信息但是存在模糊, EDI 相较于 Bicubic 在边缘部分有一定的优势, 但是在指导失败的区域边缘的锯齿和走样仍然不能解决. DSR 算法处理的图像质量明显提升, 但是在边缘区域还是会出现“齿状”效应, 本文提出的算法既保持了边缘的连续性, 同时清晰度也明显提升.

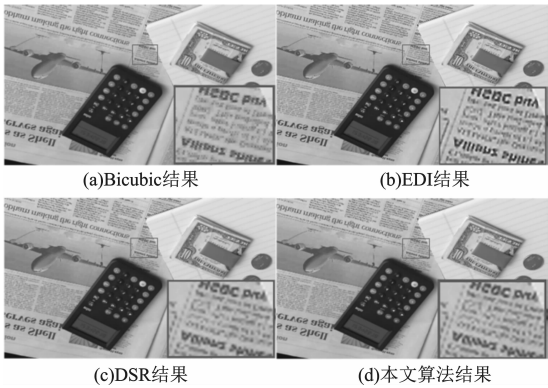


图6 4种算法的SR处理结果

表2是4种算法的运行时间对比, 从结果可以看出本文提出的算法在运行时间上相比较 DSR 来说平均处理时间大大缩短, 结合表1中PSNR值的对比结果可知, 在保证处理结果图像质量的情况下, 本文提出的算法大大提高了视频SR的处理速度和收敛速度.

表2 4种算法的处理时间				s
测试序列	Bicubic	EDI ^[11]	DSR ^[8]	本文算法
Bread	0.11	1.73	67.12	12.68
Overscan	0.12	1.76	68.82	12.73
Newspaper	0.12	1.75	68.31	12.71
Door	0.11	1.75	68.18	12.70

5 结束语

针对文献[8]提出的DSR算法, 本文的工作主要

体现在以下三点:一是对比了 DSR 算法中 $A(t)=D(t)$ 和 $A(t)=D(t)$ 情况下,对 $\hat{X}(t)$ 解收敛性和准确性的影响;二是改进了 DSR 算法的计算模型,增加帧间动态信息的传递和获取,消除了原 DSR 算法处理结果中的“齿状”效应,并减少了原 DSR 算法的运行时间;三是通过增加空间域的边缘指导信息,更好地保护了边缘信息,以及改善图像边缘锯齿,同时不增加过多额外的时间开销.实验表明,本文提出的算法与传统超分辨率算法相比,能够有效恢复更多图像细节,且运行时间相较于 DSR 大大减少,可得到在复杂度和图像质量上都占优的处理结果.下一步工作是针对去模糊正则项进一步深入研究,提高该算法的鲁棒性.

参考文献:

- [1] Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them [J]. PAMI, 2002, 24 (9): 1167-1183.
- [2] Wang L F, Xiang S M, Meng G F, et al. Edge-directed single-image super-resolution via adaptive gradient magnitude self-interpolation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 23(8): 1289-1299.
- [3] Freedman G, Fattal R. Image and video upscaling from local self-examples [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(2): 474-484.
- [4] Irani M, Peleg S. Improving resolution by image registration[J]. Cvgip Graphical Models & Image Processing, 1991, 53(3): 231-239.
- [5] Schultz R, Stevenson R. Extraction of high-resolution frames from video sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6): 996-1011.

- [6] Farsiu S, Robinson D, Elad M, et al. Fast and robust multiframe super resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [7] 华书娜,王培康,朱高,等.基于聚类和高斯过程回归的超分辨率重建[J].微电子学与计算机,2012,29(10): 26-29.
- [8] Farsiu S, Elad M, Milanfar P. Video-to-Video dynamic super-resolution for grayscale and color sequences [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006, 2006(1): 1-15.
- [9] Elad M, Feuer A. Super-resolution restoration of image sequence [J]. IEEE Transactions, 1999, 21 (9): 817-834.
- [10] Elad M, Feuer A. Super-resolution restoration of an image sequence: adaptive filtering approach on Image Processing [J]. IEEE Transactions, 1999, 8 (3): 387-395.
- [11] Simonyan K, Grishin S, Vatulov D. Fast video super-resolution via classification[C]//Proc IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). California, USA; IEEE Press, 2008: 349-352.

作者简介:

汤晓莉 女,(1993-),硕士研究生.研究方向为基于运动补偿的视频去噪,视频超分辨率.

E-mail: xxtxl@mail.ustc.edu.cn.

韩睿 女,(1985-),博士,助理研究员.研究方向为图像去噪、图像缩放、视频帧率转换.

郭若杉 女,(1977-),硕士,高级工程师.研究方向为图像分割、目标识别、图像融合.

(上接第 166 页)

参考文献:

- [1] Angelo Corsaro. Addressing the Data-Distribution Challenges of Next-Generation Business and Mission-Critical Systems[EB/OL]. [2016-03-02]. <http://www.dis.uniroma1.it/tucci/corsi/SD08/SD08-dds.pdf>. 2008.
- [2] Gerardo Pardo - Castellote. OMG Data-Distribution Service (DDS) Architectural Overview[C]// IEEE International Conference on Distributed Computing Systems. Canada: IEEE, 2003.
- [3] Woonchul Kang. RDDS: A Real-Time Data Distribution Service for Cyber-Physical Systems[J]. Industrial Informatics, 2012, 8(2): 393-405.
- [4] Leslie Lamport. Fast paxos[J]. Distributed Computing, 2006, 19(2): 79-103.
- [5] Flavio P Junqueira, Benjamin C Reed, Marco Serañi. Zab: High-performance broadcast for primary-backup systems[C]// IEEE/IFIP 41st International Conference on Dependable Systems & Networks. Canada:

IEEE, 2011.

- [6] Marco Primi. Paxos made code: Implementing a high throughput Atomic Broadcast [D]. Luxembourg: University of Lugano, 2009.
- [7] The Real-time Publish-Subscribe Wire Protocol DDS Interoperability Wire Protocol Specification Version 2.1. OMG Available Specification formal [EB/OL]. [2016-01-12]. <http://www.omg.org/spec/DDS/2.1>. 2009.
- [8] 任昊利,李旺龙,张少杨,等.数据分发服务—以数据为中心的发布/订阅通信[M].北京:清华大学出版社,2014.

作者简介:

刘宏义 男,(1972-),副教授.研究方向为作战仿真和虚拟现实技术. E-mail: newsolder@Sohu.com.

杨明 男,(1972-)副教授.研究方向为指挥自动化和作战模拟.