

基于低秩张量恢复的视频块效应处理

陈代斌 杨晓梅

(四川大学电气信息学院 成都 610065)

摘 要 针对块编码的视频解码后存在块效应的问题,提出了一种基于块和低秩张量恢复的块效应处理方法。首先在视频序列里寻找相似块构造三阶张量,根据背景张量的低秩性和块效应的稀疏性,利用扩展于张量上的增广拉格朗日乘法求解一个低秩张量恢复问题。从张量模型的角度来进行视频块效应处理,更好地保护了高维数据的结构特性。实验结果显示,相对于传统去块效应方法,通过该方法得到的视频图像有更高的峰值信噪比(PSNR)和更好的视觉效果。

关键词 视频编解码,视频去块效应,张量恢复,增广拉格朗日乘法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.9.056

Block-coded Video Deblocking Based on Low-rank Tensor Recovery

CHEN Dai-bin YANG Xiao-mei

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

Abstract Block-coded videos suffer from the blocking artifacts after being decoded. In order to solve this problem, a block-based deblocking method using low-rank tensor recovery was proposed. First, three order tensor is constructed through clustering similar blocks in video sequence. Then, according to low-rank property of background tensor and sparsity of blocking artifacts, the proposed approach utilizes the augmented Lagrange multiplier method which extends to tensor to solve the low-rank tensor recovery problem. The proposed approach utilizes tensor model to preserve the structural properties of high dimensional data. Experimental results show that it can obtain higher PSNR value and better visual effect comparing with traditional deblocking methods.

Keywords Video codec, Video deblocking, Tensor recovery, Augmented Lagrange multiplier

1 引言

随着多媒体技术的快速发展,大量图像和视频资源在互联网上通过各种方式进行传播。为了充分利用有限的网络带宽和存储空间,人们将转换编码广泛运用于图像和视频压缩。而基于块的离散余弦变换(Block-based Discrete Cosine Transform, BDCT)由于具有能量聚集特性和相对易于实现的特点,被运用于图像和视频压缩标准中,例如 JPEG 和 H. 264^[1]。然而基于 BDCT 的压缩编码对图像每个子块单独进行转换和量化,破坏了子块之间的相关性,在图像子块边界会出现不连续的现象,即产生块效应,使得图像质量下降,尤其在高压缩比情况下,块效应更为严重。

为了不改变编码过程和码率,去块效应的方法大多是图像后处理技术。当前的主流方法有两种:一种是基于图像增强的方法,其着重于减少对块效应的视觉感知,主要运用空域滤波和转换域滤波的方法来平滑方块边界^[1];另一种是基于图像恢复的方法,即利用图像先验知识,将去块效应作为压缩图像的一种逆向恢复问题,例如基于凸集投影(POCS)的方法^[2]、基于全变分(TV)的方法^[3]等。近年来,已经证明基于

块的方法^[4]在图像恢复问题上有很好的效果,原因在于其利用了自然图像和视频中存有的大量关于局部图像结构的冗余信息。如文献[5]中提出了一种利用视频图像自相似特性的去块效应方法,该方法利用块效应大多聚集在编码时所分的子块边界的特点,将子块边界像素作为缺失元素,并寻找相似块进行组合,求解一个低秩矩阵填充问题,结果显示块效应得到了较好的处理。

文献[5]中所用方法将多个相似块组成的高阶数据转化为二阶矩阵进行处理,在分析过程中忽略了高维数据各个维度间的内部特性,去块效应在处理过程中丢失了部分有用信息,且利用矩阵填充处理固定的子块边界像素具有局限性,在处理严重块效应的情况下效果仍显不足。张量作为向量和矩阵的高阶推广,能够更好地表达高阶数据的复杂特性。在现有文献的基础上,提出一种新的方法用于处理视频去块效应。首先将视频的每帧图像分为一个个参考块,在视频序列中寻找每个参考块的相似块,并用张量模型来表征多个相似块;然后利用一种更具鲁棒性的张量低秩恢复算法分离出视频中的块效应噪声。实验结果表明,该方法相对于传统方法,去块效应效果有明显提升。

到稿日期:2015-08-08 返修日期:2015-11-23

陈代斌(1990—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail:494748813@qq.com;杨晓梅(1973—),女,副教授,主要研究方向为医学图像处理、模式识别、生物信息(通信作者)。

2 相关知识

2.1 鲁棒主成分分析

鲁棒主成分分析(Robust Principal Component Analysis, RPCA)也可称为低秩矩阵恢复,能够自动识别出观测矩阵 D 中的损坏数据,分离出想要的接近原始数据矩阵且低秩的矩阵 A 和带损坏数据的稀疏矩阵 E 。其可以用如下优化问题表示:

$$\min \text{rank}(A) + \lambda \|E\|_0, \text{ s. t. } D=A+E \quad (1)$$

最小化目标低秩矩阵 A 的秩和噪声稀疏矩阵 E 的 0 范数(矩阵中非零元素的个数)。 λ 为表明噪声所占权重的常量系数。上述优化问题是 NP-Hard 的,于是可以转化为以下凸优化问题:

$$\min \|A\|_* + \lambda \|E\|_1, \text{ s. t. } D=A+E \quad (2)$$

其中,核范数 $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的奇异值之和,1 范数 $\|\cdot\|_1$ 表示矩阵所有元素的绝对值之和。对此优化问题,人们提出了许多不同的求解算法^[6],如加速近端梯度法(Accelerated Proximal Gradient, APG)^[7]和增广拉格朗日乘法(Augmented Lagrange Multipliers, ALM)^[8]。低秩矩阵恢复被广泛运用于视频去噪^[11]、背景建模^[12]等应用中,并取得了良好效果。

2.2 高阶鲁棒主成分分析

高阶鲁棒主成分分析(Higher-order RPCA, HoRPCA)也可称为低秩张量恢复。对于损坏的高维数据,充分利用高维数据各个维度的数据结构对其恢复是十分有利的。于是近几年人们将低秩矩阵恢复的框架推广到张量恢复中,文献^[9]中利用低秩张量恢复实现了运动目标提取。针对低秩张量恢复, DONALD 等^[10]做了深入研究,导出如下张量主成分追踪问题:

$$\min \text{Trank}(A) + \lambda \|E\|_0, \text{ s. t. } D=A+E \quad (3)$$

其中,张量 $D, A, E \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$, $\text{Trank}(A)$ 代表张量 A 的 Tucker 秩,其余定义类似低秩矩阵恢复。

为了求解上述优化问题,文献^[10]提出了包括交替方向增广拉格朗日(Alternating Direction Augmented Lagrange, ADAL)法在内的多种求解算法。在低秩矩阵恢复中,ALM 算法在收敛速度和精度上优于其他算法,本文采用类似 ALM 的推导过程并将其运用到低秩张量恢复中。

式(3)是 NP-Hard 的最小化问题,可转化为如下凸优化问题:

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^N \gamma_i \|A_{(i)}\|_*^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \|E_{(i)}\|_1 \\ \text{ s. t. } D=A+E \end{aligned} \quad (4)$$

其中, γ_i 代表 A 按 i 模式展开后,根据其秩的高低所对应的加权系数。通过引入辅助变量 L_1, \dots, L_N 和 S_1, \dots, S_N , 将模型(4)进行变量分离,且 λ 为常数,略去以简化式子,从而将问题(4)转化为如下优化问题:

$$\min \sum_{i=1}^N \gamma_i \|L_i\|_*^2 + \sum_{i=1}^N \|S_i\|_1 \quad (5)$$

$$\text{ s. t. } D_{(i)} = L_i + S_i, A_{(i)} = L_i, E_{(i)} = S_i, i=1, \dots, N$$

根据式(5)构造如下增广拉格朗日函数:

$$L(A, E, L_i, S_i, Y_i, \gamma_i, \alpha_i) =$$

$$\sum_{i=1}^N (\gamma_i \|L_i\|_*^2 + \|S_i\|_1 + \frac{\alpha_i}{2} (\|A_{(i)} - L_i\|_F^2 + \|E_{(i)} - S_i\|_F^2 + \langle Y_i, D_{(i)} - L_i - S_i \rangle) \quad (6)$$

为了解决更新问题 $\min_{A, E, L_i, S_i} L(A, E, L_i, S_i, Y_i, \gamma_i, \alpha_i)$, 交替迭代 $A, E, L_i, S_i (i=1, \dots, N)$, 直到满足条件为止。迭代步骤为(k 为迭代次数):

1)更新 L_i , 固定其余变量,配方并省略常数项,最小化自变量为 L_i 的目标函数:

$$\min_{L_i} \gamma_i \|L_i\|_* + \frac{\alpha_i}{2} \|L_i - A_{(i)}\|_F^2 + \frac{\alpha_i}{2} \|L_i - (D_{(i)} - S_i + \alpha_i^{-1} Y_i)\|_F^2$$

根据文献^[13],可以得到如下闭式解:

$$L_i^{k+1} = \mathcal{T}_{\gamma_i/2\alpha_i^k} \left(\frac{1}{2} A_{(i)}^k + \frac{1}{2} (D_{(i)} - S_i^k + (\alpha_i^k)^{-1} Y_i^k) \right) \quad (7)$$

其中, \mathcal{T} 为奇异值收缩算子, $\mathcal{T}_\tau(X) = U S_\tau(\Sigma) V^T$, 其中 $X = U \Sigma V^T$, 阈值收缩算子 $S_\tau(x) = \max(x - \tau, 0)$ 。

2)更新 S_i , 固定其余变量,省略常数项,最小化自变量为 S_i 的目标函数:

$$\min_{S_i} \|S_i\|_1 + \frac{\alpha_i}{2} \|S_i - E_{(i)}\|_F^2 + \frac{\alpha_i}{2} \|S_i - (D_{(i)} - L_i + \alpha_i^{-1} Y_i)\|_F^2$$

可以得到如下闭式解:

$$S_i^{k+1} = S_{(2\alpha_i^k)^{-1}} \left(\frac{1}{2} E_{(i)}^k + \frac{1}{2} (D_{(i)} - L_i^{k+1} + (\alpha_i^k)^{-1} Y_i^k) \right) \quad (8)$$

同时采用类似文献^[8]中的方式来更新参数 α_i :

$$\alpha_i^{k+1} = \begin{cases} \rho \alpha_i^k, & \text{if } \frac{\alpha_i^k \|S_i^{k+1} - S_i^k\|_F}{\|D_{(i)}\|_F} < \epsilon_1 \\ \alpha_i^k, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\rho (\rho > 1)$ 为常数, $\epsilon_1 (\epsilon_1 > 0)$ 为较小的正数。

3)更新 Y_i :

$$Y_i^{k+1} = Y_i^k + \alpha_i^{k+1} (D_{(i)} - L_i^{k+1} - S_i^{k+1}) \quad (10)$$

4)同理,更新 A 和 E 。

对于 A , 需满足条件:

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^N \frac{\alpha_i}{2} \|A_{(i)} - L_i\|_F^2 \\ \therefore A^{k+1} = \frac{\sum_{i=1}^N \alpha_i^{k+1} \text{fold}(L_i^{k+1}, i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_i^{k+1}} \end{aligned} \quad (11)$$

对于 E , 需满足条件:

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^N \frac{\alpha_i}{2} \|E_{(i)} - S_i\|_F^2 \\ \therefore E^{k+1} = \frac{\sum_{i=1}^N \alpha_i^{k+1} \text{fold}(S_i^{k+1}, i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_i^{k+1}} \end{aligned} \quad (12)$$

最终的收敛条件为:

$$\frac{\|D - A^* - E^*\|_F}{\|D\|_F} < \epsilon_2 \quad (13)$$

如此依次迭代更新各个变量,直至 A 和 E 收敛,最终得到张量 D 中的低秩部分 A 和稀疏部分 E 。

3 基于块和低秩张量恢复的视频去块效应法

3.1 可行性分析

基于 BDCT 的压缩视频(如 H. 264 视频压缩)解压后可以看作带有量化噪声的数据集合。量化噪声聚集在视频压缩过程中所分方块的边界,使得方块边缘部分出现不连续的虚假边界,即块效应。本文采用一种基于块的方法来构建低秩张量恢复的模型,进而去除量化噪声。

令 $d_{i,j}$ 表示解压后视频中的一个大小为 $n \times n$ 的图像块 (一般小于块效应中子块大小) 处于第 j 帧图像的位置 i 。可以得出下面的方程:

$$d_{i,j} = a_{i,j} + e_{i,j} \quad (14)$$

其中, $e_{i,j}$ 表示图像块 $d_{i,j}$ 中的量化噪声, $a_{i,j}$ 表示希望得到的图像块。在视频序列中寻找 $d_{i,j}$ 的相似块, 组成一个三阶张量。由于每个相似块之间都包含了相似的底层图像结构信息, 因此构成的张量在模式展开后的秩应该是较低的, 可以利用低秩张量恢复方法将稀疏的量化噪声部分从原相似块集合中分离出来, 得到想要的干净图像块, 加权平均后再重新安置回视频序列的相应位置, 如图 1 所示。

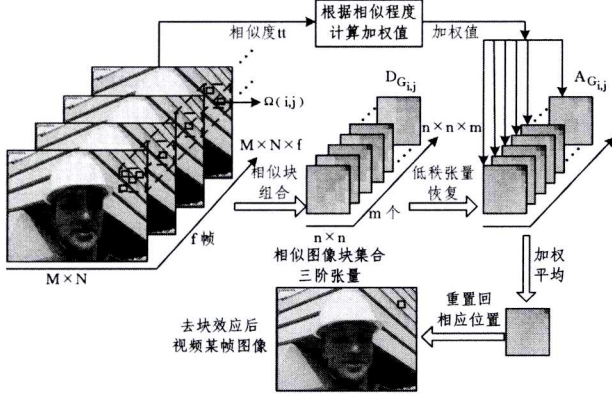


图 1 本文方法整体流程图

3.2 实现过程

(1) 相似块匹配

相对于只有一帧的图像, 视频序列包含多帧图像, 更容易找到足够多的相似块。本文首先将大小为 $n \times n$ 的图像块 $d_{i,j}$ 作为参考块, 以参考块为中心设置一个大小为 $l \cdot (n \times n) \times f$ 的窗口 $\Omega(i, j)$, 其中 f 为视频帧数, l 为正整数; 然后在窗口中寻找与参考块相似的图像块 $d_{r,y}$, 如图 1 所示, 其位置坐标置入组合 $G_{i,j}$:

$$G_{i,j} = \{(x, y) | T \geq t = \|d_{i,j} - d_{r,y}\|_F^2, (x, y) \in \Omega(i, j)\} \quad (15)$$

其中, 参数 t 为相似块与参考块的相似程度, T 为判定阈值。假设找到了 m 个相似块, 可以定义一个大小为 $n \times n \times m$ 的三阶张量 $D_{G_{i,j}}$:

$$D_{G_{i,j}} = (d_{G_{i,j}(1)}, d_{G_{i,j}(2)}, \dots, d_{G_{i,j}(m)}) \quad (16)$$

其中, $d_{G_{i,j}(k)}$ 代表参考块 $d_{i,j}$ 的第 k 个相似块。

(2) 低秩张量恢复

扩展式(3)可以得到式(17):

$$\begin{aligned} \min \text{Trank}(A_{G_{i,j}}) + \lambda \|E_{G_{i,j}}\|_0 \\ \text{s. t. } D_{G_{i,j}} = A_{G_{i,j}} + E_{G_{i,j}} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $A_{G_{i,j}}$ 代表由干净、无块效应的图像块组成的张量, $E_{G_{i,j}}$ 代表量化噪声。可直接利用 2.2 节中的方法进行低秩张量恢复处理。

(3) 加权平均

根据相似块与参考块之间的相似度 t , 由下面的经验公式计算每个相似块的加权值 $w(k)$:

$$w(k) = \frac{T}{h \cdot t + T} \quad (18)$$

其中, $h > 0$ 。根据加权值对相似块集合求平均值:

$$\hat{d}_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^m w(k)} \sum_{k=1}^m w(k) d_{G_{i,j}(k)} \quad (19)$$

(4) 重新安置图像块

加权平均后得到的图像块数据需要重新安置回视频序列中的相应位置, 如果与其他参考块有重叠区域, 重叠区域需要求平均, 避免再次产生块边界伪影。所有参考块处理完并安置到相应的位置后, 可以得到去除块效应后的干净视频帧。

4 实验仿真

4.1 实验设置

为了评估本文方法在视频去块效应上的效果, 在 MATLAB R2013a 平台上进行仿真实验, 计算机配置为 i5 4200M (2.5GHz) CPU, 6GB 内存。本文采用 4 个不同的典型测试视频: Foreman, Missa, salesman 和 bus (所有视频可在此网站获取: <http://media.xiph.org/video/derf/>), 分别在 3 个不同的量化参数下通过 H. 264 编码器进行压缩编码。3 个量化参数: $QP=37, 40, 43$, 分别在压缩视频上产生不同程度的块效应, QP 值越高, 则视频压缩比越高, 块效应越严重。

对于本文算法, 实验中设置每个参考块的大小为 8×8 , 且与每个方向的相邻参考块有 16 个像素的重叠区域。对于每个参考块, 需匹配 29 个相似块加上参考块本身组成式(16)中的三阶张量。根据文献[8]中的设置以及本次实验中进行的相关调整, 其余参数设置如下:

$$\begin{aligned} \gamma_1 = \sqrt{I_2 I_3}, \gamma_2 = \sqrt{I_1 I_3}, \gamma_3 = \frac{\sqrt{I_1 I_2}}{3}, \alpha_1 = \frac{1.25 \sqrt{I_2 I_3}}{\|D_{(1)}\|_2}, \\ \alpha_2 = \frac{1.25 \sqrt{I_1 I_3}}{\|D_{(2)}\|_2}, \alpha_3 = \frac{1.25 \sqrt{I_1 I_2}}{3 \|D_{(3)}\|_2}, \end{aligned}$$

最大迭代次数控制为 200, 阈值 $\epsilon_1 = 10^{-5}$, $\epsilon_2 = 10^{-7}$

为体现本文算法的优越性, 将本文算法和文献[1]中运用于 H. 264 压缩标准中的自适应去块效应滤波器以及文献[5]中基于矩阵填充的方法进行对比。本文采用峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 来衡量视频处理效果。

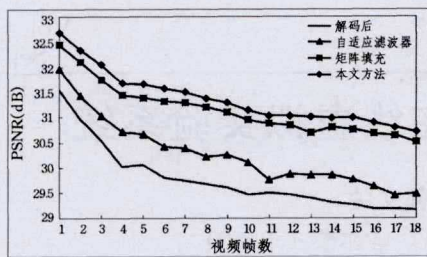
4.2 实验结果

表 1 为 4 个视频在不同 QP 值情况下, 不同方法在去块效应上的效果对比。从表 1 中可以看出, 本文方法相较于两种对比方法, 总体上能得到更高的 PSNR 值。

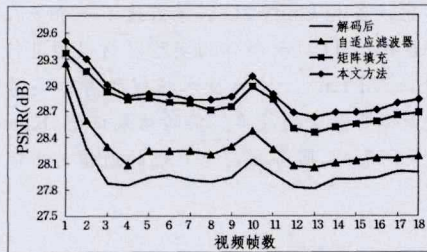
表 1 不同方法在 3 个 QP 值下的 PSNR 值 (dB)

视频	QP	解码后	自适应滤波器	矩阵填充	本文方法
Foreman	37	31.23	31.72	32.49	32.73
	40	29.67	30.23	31.21	31.38
	43	28.08	28.53	29.75	29.92
Missa	37	35.00	35.33	35.65	35.91
	40	33.84	34.26	34.80	35.01
	43	32.32	32.90	33.61	33.66
salesman	37	29.56	29.77	30.30	30.46
	40	27.85	28.08	28.73	28.87
	43	26.05	26.49	26.97	26.96
bus	37	28.18	28.21	28.40	28.68
	40	26.42	26.46	26.83	27.02
	43	24.69	24.72	25.15	25.35

为了显示本文方法在视频序列里的去块效应效果, 图 2 给出了背景相对简单的视频 Foreman 和背景相对复杂的 salesman 中 18 帧图像的 PSNR 值曲线。由于视频中人物表情动作变化等原因, PSNR 值随着帧数变化有起伏, 但本文方法处理后视频每帧图像的 PSNR 值的提升仍然高于两种对比方法。



(a)Foreman



(b)salesman

图2 视频 Foreman 和 salesman 的 PSNR 值曲线(18 帧, $QP=40$)

为了直观地观察几种方法的效果,图3示出了4个视频中1帧图像在 QP 值为40的条件下的局部对比图。



(a)Foreman



(b)Missa



(c)salesman



(d)bus

从左到右分别为:原始图像、编解码后图像、自适应滤波器处理后图像、文献[5]中矩阵填充法处理后图像、本文方法处理后图像

图3 4个视频处理效果对比图($QP=40$,第8帧)

从表1和图3可以看出,拥有相对简单的背景和较少细节的 Foreman 和 Missa 相对于背景复杂、有更多细节的 salesman 和 bus,去块效应后拥有更高的 PSNR 值和最佳的视觉效果。从图3中可以看出,在块边界平滑方面,文献[1]中自适应滤波器虽然有效平滑了块边界,但模糊了许多边缘细节,导致效果欠佳;而文献[5]中方法和本文方法总体视觉效果好于自适应滤波器。在细节保留方面,从图3方框圈出部分可以看出,文献[5]方法由于并未充分利用多维度的数据信息,导致部分细节丢失。相对地,本文方法在充分平滑了块边界的情况下,仍能较好地保留图像细节边缘,视觉效果得到进一步提升。

结束语 本文旨在减少基于块编码的视频中的块效应,

提升视频的视觉效果。本文利用视频序列时空域里局部结构之间的相似性,将视频图像帧分为一个个有重叠区域的参考块,每个参考块在视频时空域寻找相似块并构造为三阶张量,最后求解一个低秩张量恢复问题。实验结果显示,本文方法的效果优于传统方法。对于背景复杂、拥有大量细节的视频,本文方法仍能较为有效地去除块效应,但在细节保留方面仍需做进一步研究。

参考文献

- [1] List P, Joch A, Lainema J, et al. Adaptive deblocking filter [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2003, 13(7): 614-619
- [2] Yang Yong-yi, Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Projection-based spatially adaptive reconstruction of block-transform compressed images [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1995, 4(7): 896-908
- [3] Francois A, Sylvain D, Jacques F. Adapted total variation for artifact free decompression of jpeg images [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2005, 23(2): 199-211
- [4] Li Xin, Dong Wei-sheng, Shi Guang-ming. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2012, 22(2): 700-711
- [5] Ren Jie, Liu Jia-ying, Li Ma-ding, et al. Postprocessing of block-coded video for deflicker and deblocking [C]//2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Vancouver, BC, 2013: 1631-1635
- [6] Shi Jia-rong, Zheng Xiu-yun, Wei Zong-tian, et al. Survey on algorithms of low-rank matrix recovery [J]. Application Research of Computers, 2013, 30(6): 1601-1605 (in Chinese)
- 史加荣, 郑秀云, 魏宗田, 等. 低秩矩阵恢复算法综述[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(6): 1601-1605
- [7] Lin Zhou-chen, Ganesh A, Wright J, et al. Fast convex optimization algorithms for exact recovery of a corrupted low-rank matrix [EB/OL]. http://yima.csl.illinois.edu/psfile/rpca_algorithms.pdf
- [8] Lin Zhou-chen, Chen Min-ming, Ma Yi, et al. The augmented Lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices [EB/OL]. (2010-09-26). <http://arxiv.org/pdf/1009.5055v3.pdf>
- [9] Liu Xin, Zhong Bi-neng, Zhang Mao-sheng, et al. Motion Saliency Extraction via Tensor Based Low-rank Recovery and Block Sparse Representation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(10): 1753-1763 (in Chinese)
- 柳欣, 钟必能, 张茂胜, 等. 基于张量低秩恢复和块稀疏表示的运动显著性目标提取[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(10): 1753-1763
- [10] Goldfarb D, Qin Z W. Robust low-rank tensor recovery: models and algorithms [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 2014, 35(1): 225-253
- [11] Ji Hui, Huang Si-bin, Shen Zuo-wei, et al. Robust video restoration by joint sparse and low rank matrix approximation [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2011, 4(4): 1122-1142
- [12] Candes E J, Li X D, Ma Y, et al. Robust principal component analysis [J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3): 1-73
- [13] Li Y, Yan J C, Zhou Y, et al. Optimal subspace learning and error correction for tensor [M]//Nature Notes in Computer Science. Heidelberg Springer, 2010, 6313: 790-803