

基于信号相关性的自适应时域视频压缩感知重建方法

唐超影 陈跃庭* 李 奇 冯华君 徐之海

浙江大学现代光学仪器国家重点实验室, 浙江 杭州 310027

摘要 提出了一种基于信号相关性的自适应时域视频压缩感知重建方法,在超时间分辨率视频成像过程中自适应地判断物体的运动量并有针对性地重建信号。该方法将所观察到的图像分成不同运动量大小的区域,然后利用由视频样本训练得到的对应的字典重建这些区域;在视频重建阶段,将编码曝光图像快速分块重建,再计算各帧图像块之间的相关系数,通过相关系数估计局部图像运动量,根据估计的运动量选择训练字典并重建图像。仿真实验结果表明,该方法能准确地获得视频图像的运动分布信息,在降低重建时间的同时提高了重建质量。

关键词 成像系统; 时域压缩感知; 自适应重建; 信号相关性; 运动分布

中图分类号 TN911.73 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.1010001

Adaptive Temporal Compressive Sensing for Video Based on Signal Correlation

Tang Chaoying Chen Yueting Li Qi Feng Huajun Xu Zhihai

State Key Laboratory of Modern Optical Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China

Abstract An adaptive temporal compressive sensing for video based on signal correlation is proposed, which can judge the motion of the object adaptively and reconstruct the signal targeted in the process of the super time resolution video imaging. The proposed method separates the observed image into regions of different amount-of-movement, and then reconstructs these regions with targeted dictionaries, which are trained from corresponding video samples. In the process of video reconstruction, block reconstruction of the coded exposure video is being done. This fast reconstructed video is used to compute the correlation coefficients between the neighbor frame image blocks. Local motions are then estimated by the correlation coefficients, and finally, the dictionaries can be adaptively selected according to the motion information to reconstruct the video. Simulation results show that the proposed method can obtain the motion distribution accurately, and the quality of the reconstructed video is increased while the reconstruction time is reduced.

Key words image systems; temporal compressive sensing; adaptive reconstruction; signal correlation; motion distribution

OCIS codes 100.1758; 100.3020; 110.2000

1 引 言

时域压缩感知^[1-5],即基于压缩感知的超时间分辨率视频成像技术,是对二维时空编码图像重建获取三维视频序列图像的时间分辨率拓展技术,时域视频压缩感知技术与其相关应用^[6]近年来受到广泛关注。由于编码压缩后观测信号的长度远小于原视频信号长度,因此视频信号重建过程为压缩感知重建过程,压缩感知^[7-10]理论指出,稀疏信号能在特定的观测矩阵作用下,以低于奈奎斯特频率的采样率进行感知并高概率地重建,但重建信号的精度以及重建速度常常无法达到要求。信号的重建精度与时间主要取决于重建算法,常

收稿日期: 2016-04-28; 收到修改稿日期: 2016-05-27

基金项目: 国家自然科学基金(61550003)

作者简介: 唐超影(1991—),男,博士研究生,主要从事光学压缩成像方面的研究。E-mail: tcyopt@zju.edu.cn

导师简介: 冯华君(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事光学成像系统和遥感等方面的研究。

E-mail: fenghj@zju.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: chenyt@zju.edu.cn

用的重建算法一般分为基于 l_1 范数最小化法^[11]、迭代阈值法^[12-14]、基于贝叶斯理论^[15-16]、匹配追踪^[17-18]等,然而这些方法均无法同时满足高重建质量与低重建时间的要求。

为解决重建质量与重建时间之间相互制约的问题,通常使用自适应运动区域搜索的方法。2011年,Reddy等^[5]在基于 l_1 范数最小化算法中通过添加光流约束判断运动区域,从而提高了重建质量,但质量提高主要体现在静止区域,而且增加约束条件也在一定程度上增加了重建时间。2013年,Yuan等^[19]利用图像块匹配方法搜索相邻编码图像中运动物体的位移量,并自适应地确定后续视频的重建帧数,由此达到提高质量的目的,然而该方法仅适用于序列视频的重建,无法用于只有一张观测图像的情况。此外,以上方法均无法对不同速度的物体分别处理。相较于重建时间,人们首先关注的是重建图像质量,本文针对重建质量较高但重建时间较长的KSVD-OMP^[18,20]算法,提出基于信号相关性的自适应重建方法(ARSC),利用初步重建信号的相关系数判断重建区域的运动量,并有针对性地选取对应不同运动量的训练字典重建信号,在降低重建时间的同时提高了重建质量。

2 理论基础

2.1 时域压缩感知

如图1所示,图中分别使用迭代阈值、贝叶斯类以及匹配追踪中的三维总变分(TV)约束两步阈值迭代(TwIST)算法、GMM算法和KSVD-OMP算法进行说明。图1(a)~(c)为三种方法重建视频的第7帧图像,视频大小为 $624 \times 416 \times 8$;图1(d)中的柱状图表示三种算法重建视频图像的平均峰值信噪比(PSNR),可以看出TwIST重建效果最不理想,混合高斯模型(GMM)稍优于正交匹配追踪(OMP),曲线为平均重建时间,GMM尽管重建效果最佳,但时间代价过高。

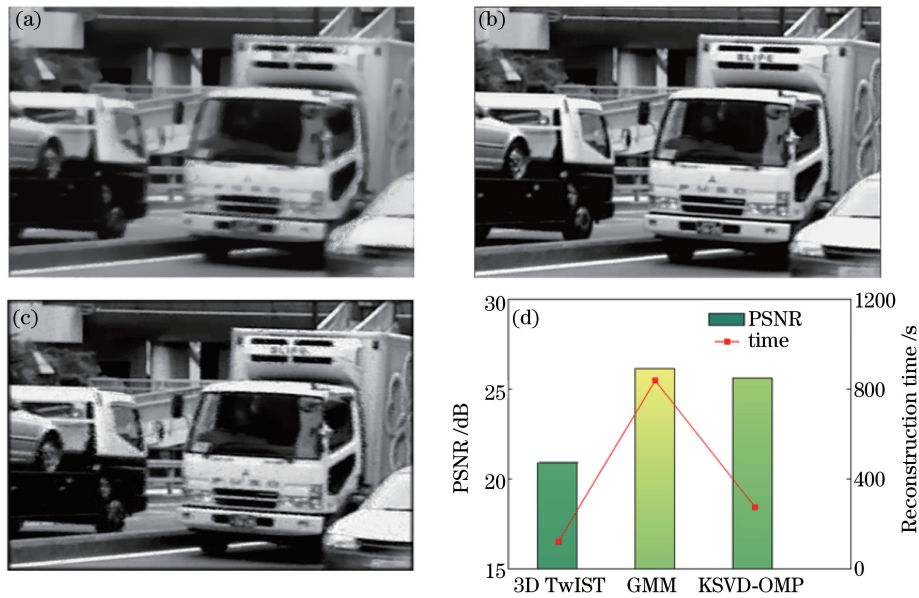


图1 重建视频图像。(a) 3D TwIST; (b) GMM; (c) KSVD-OMP; (d) 重建图像的PSNR与重建时间比较图

Fig. 1 Images of reconstructed video. (a) 3D-TwIST; (b) GMM; (c) KSVD-OMP; (d) comparison of PSNR and reconstruction time of the reconstructed image

视频信号可以看作空间和时间的体数据,定义 $X_t \in \mathbf{R}^{n_x \times n_y}, \forall t = 1, \dots, n_t$, 为 n_t 帧未知视频中的第 t 帧图像。 $S_t \in \mathbf{R}^{n_x \times n_y}, \forall t = 1, \dots, n_t$, 为二值曝光函数, $S_{i,j} \in \{0, 1\}$, 那么观测图像 $Y_t \in \mathbf{R}^{n_x \times n_y}$ 可以表示为

$$Y = \sum_{t=1}^{n_t} S_t X_t, \quad (1)$$

(1)式表示在曝光过程中,时空体数据 X 经曝光函数 S 采样并沿着时间维投影,从而得到编码曝光后的观测图像 Y ,成像过程如图2所示。本文采用各像素曝光时间相同的编码曝光方式^[1],即对任意点 (i, j) 有

$\sum_t^{n_t} \mathbf{S}_t(i, j) = c$, c 为常数。同时为了提高初步重建信号的相关系数与运动量的对应精度,曝光函数 \mathbf{S} 由一个 $8 \times 8 \times n_t$ 的编码块 $\mathbf{S}_{\text{block}}$ 重复拼接而成。

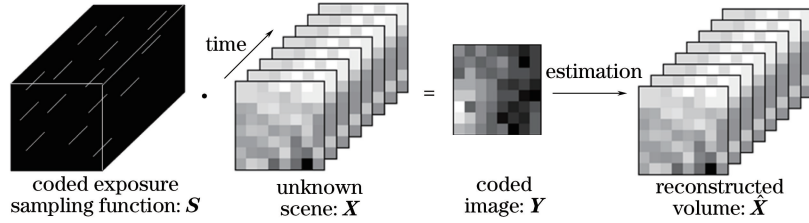


图 2 时空压缩感知成像模型

Fig. 2 Temporal compressive sensing imaging model

将各帧图像向量化再合并为矩阵,得到 $\mathbf{x} = \{ [\text{vec}(\mathbf{X}_1)]^T, \dots, [\text{vec}(\mathbf{X}_{n_t})]^T \}^T$, 于是将(1)式重新写为

$$\mathbf{y} = \{ \text{diag} [\text{vec}(\mathbf{S}_1)], \dots, \text{diag} [\text{vec}(\mathbf{S}_{n_t})] \} \mathbf{x} = \Phi \mathbf{x}, \quad (2)$$

式中 $\Phi = \{ \text{diag} [\text{vec}(\mathbf{S}_1)], \dots, \text{diag} [\text{vec}(\mathbf{S}_{n_t})] \}$ 。显然观测信号长度要远小于原始的未知信号,导致(2)式为一欠定方程,因此成像过程可由标准压缩感知问题进行描述,重构问题表示为

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_x \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2. \quad (3)$$

2.2 重建算法

针对稀疏信号的重建算法可认为未知信号 \mathbf{x} 在某已知的稀疏域或字典上是稀疏的,通过求解稀疏系数来重建信号。将 \mathbf{x} 写为三维字典 Ψ 的稀疏表示, $\mathbf{x} = \Psi \theta$, 其中 θ 为稀疏系数向量。那么求解问题变为

$$\min \|\theta\|_1 \text{ s.t. } \|\mathbf{y} - \Phi \Psi \theta\|_2^2 \leq \epsilon, \quad (4)$$

式中 ϵ 为重建精度。

OMP 算法属于匹配追踪类算法,主要思想是依次找出 $\Phi \Psi$ 中与观测信号 \mathbf{y} 最相关的列向量以及相应系数。为提高重建质量,通常使用 KSVD 法对样本视频进行训练来优化字典 Ψ , 当样本视频与重建视频内容比较接近时有较好的重建效果。本文使用 KSVD-OMP 作为重建算法。

3 自适应重建方法

本文重建方法主要分为两部分:分类字典训练与运动区域搜索,如图 3 所示。

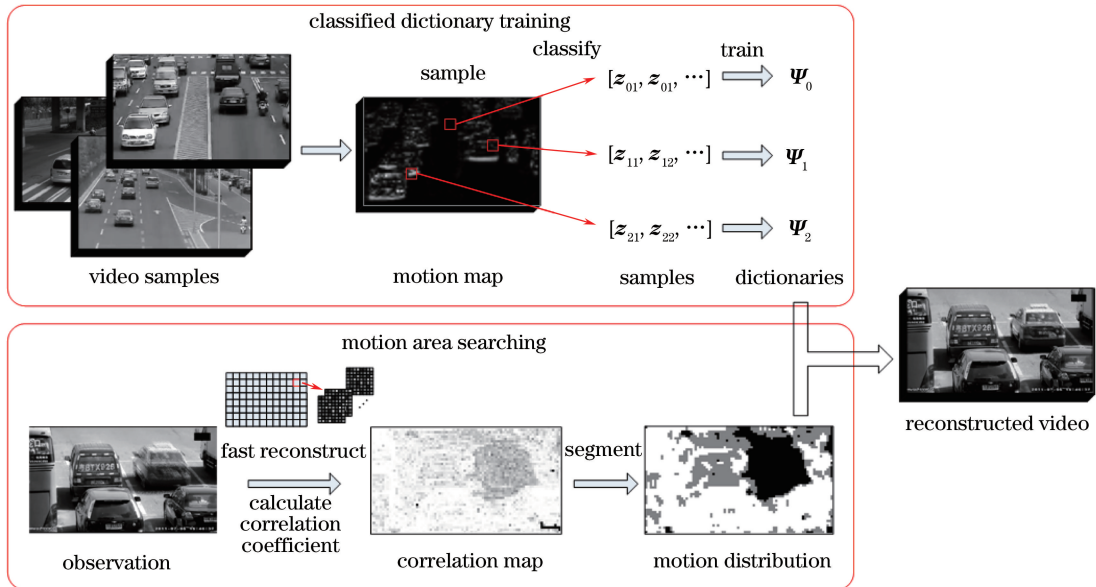


图 3 ARSC 重建流程图

Fig. 3 Reconstruction process of ARSC

分类字典训练阶段:1)利用光流法计算样本视频中各运动物体的帧间运动量,将不同运动量的区域分类采样,采样信号块与重建信号大小相同;2)利用 KSVD 算法对各类样本进行训练,得到对应不同运动量的字典。运动区域搜索阶段:1)将观测图像快速初步重建,所谓快速初步重建指的是使用简单的完备字典 Ψ_{init} 进行非叠加块重建,该过程的重建时间不到完整重建的 1/200;2)计算初步重建视频中各小块的帧间信号相关系数,通过阈值对相关系数进行分割,得到运动区域分布图,最终根据运动分布信息有针对性地选取训练字典进行重建。由于本文方法使用更有针对性的字典,因此单个字典长度(包含的原子数)要比传统过完备字典短得多,例如本文使用一倍长度的完备字典,而一般的过完备字典为 3~4 倍长度,如图 4 所示,从而大大减少重建时间。

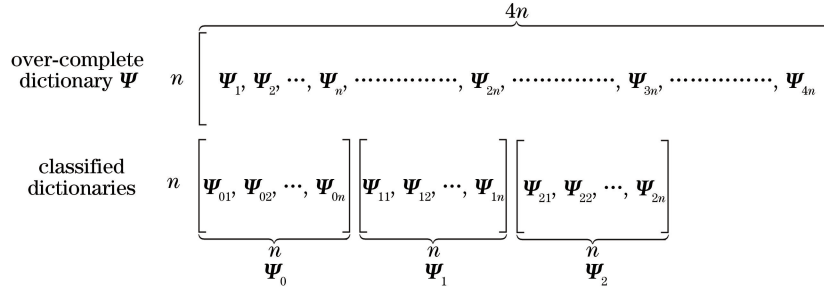


图 4 过完备字典与分类字典结构比较

Fig. 4 Comparison between the structure of over-complete dictionary and classified dictionary

3.1 信号相关性

视频信号中相邻帧图像具有相似性,同一区域内物体运动量越大,则信号相似性越低,这种相似性可以由相邻帧图像信号的相关系数来描述,即

$$r = \frac{\text{Cov}(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k+1})}{D(\mathbf{x}_k)D(\mathbf{x}_{k+1})} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{ki} - \bar{x}_k)(x_{(k+1)i} - \bar{x}_{k+1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{ki} - \bar{x}_k)^2 \cdot \sum_{i=1}^N (x_{(k+1)i} - \bar{x}_{k+1})^2}}, \quad (5)$$

式中 \mathbf{x}_k 为视频信号 \mathbf{x} 中第 k 帧图像信号, $N = n_x \times n_y$ 为图像信号长度,由本文使用大小为 8×8 的图像块重建,因此 $n_x = n_y = 8$ 。

对于静止不动的区域,即信号相同,那么相关系数 r 越接近 1;反之,若物体运动量越大,信号差异就越大,相关系数越小。图 5 为视频样本分类采样后不同运动量区域的信号相关系数直方图,在对视频的分析中发现,通常物体的帧间运动量小于 3 个像元,因此将运动量分为 $[0], (0, 1.5], (1.5, 3]$, 分别对应图 5(a)~(c),可以看出对应相近运动量的信号相似系数分布较为集中,并且随着运动量的增大,相关系数逐渐减小。需要注意的是,图 5 中的相关系数分布并不等于区域分割时所用的阈值,这主要是因为初步重建的信号质量较差。

从图 5 中可以发现,不同运动量信号的相关系数分布有重叠部分,导致这种现象的原因主要是相关系数与运动量间并不是严格的线性关系,以及图像运动量的估计误差和分类误差,特别是对于运动物体的边缘区

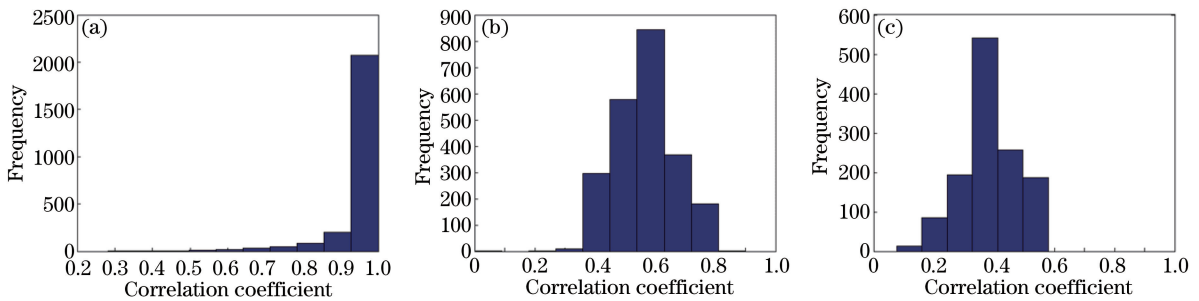


图 5 不同运动量的图像信号相关系数分布图

Fig. 5 Distribution of the correlation coefficients of image signal for different amount-of-movement

域,这些区域的图像块同时包含了运动信号与静止的背景信号,从而引入估计和分类误差。此外,运动量的划分也影响了相关系数与运动量之间对应关系的精度,区域划分越细则不准确性越大。由于分类样本将用于分类字典的训练,即寻找对应同一类(运动量)信号的最佳稀疏表达空间,由(4)式可知,重建视频信号的过程为求解信号在该空间上的稀疏系数,因此相关系数与运动量间对应关系的精度会影响到字典的优化,进而影响视频的重建质量。尽管如此,从图 5 中看出,大部分样本信号的相关系数分布仍比较集中,所以对于大量样本来说,样本的分类误差并不会对字典训练造成很大影响。

3.2 分类字典训练

为减少分类误差,这里利用光流法得到样本视频的帧间运动矢量图,并计算每一点在相邻 n_t 帧图像中的平均运动量,将不同运动量的区域分类采样,其中采样区域的运动量定义为采样块所包含区域内运动量最大的前 30% 点的平均值。分类后的信号样本将用于训练对应不同运动范围的字典。

字典训练的目的在于选择尽可能逼近样本数据的字典原子,通过对不同运动量的样本数据进行训练,可以在保证重建图像质量的前提下减少原子数,此外,由于每个字典都为完备的空间基,因此重建图像中不会出现明显的块状效应。KSVD^[20]字典学习算法是一种迭代算法,通过简单而有效地逐列更新的方式,实现字典的整体更新。定义码集 $\mathbf{C}=[\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_K]$,当 \mathbf{C} 给定时,样本信号 $\mathbf{Z}=\{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_N\}$ 可用其最近的码字表示,即 $\mathbf{z}_i=\mathbf{C}\boldsymbol{\alpha}_{ij}$,其中 $\boldsymbol{\alpha}_{ij}$ 为稀疏向量,该向量仅在第 j 项为 1,其余项全为 0。通过求解下式在最近邻域中找到最佳的编码集来表示训练样本,

$$\min_{\mathbf{C}, \mathbf{A}} \{ \|\mathbf{Z} - \mathbf{C}\mathbf{A}\|_F^2 \}. \quad (6)$$

求解主要包括两个过程,首先利用 K-means 聚类将训练样本 \mathbf{Z} 以接近 $\mathbf{c}_k^{(J-1)}$ 的程度为依据,分为 K 组 $[\mathbf{R}_1^{(J-1)}, \mathbf{R}_2^{(J-1)}, \dots, \mathbf{R}_K^{(J-1)}]$,

$$\mathbf{R}_k^{(J-1)} = \{i \mid \forall l \neq k, \|\mathbf{z}_i - \mathbf{c}_k^{(J-1)}\|_2 < \|\mathbf{z}_i - \mathbf{c}_l^{(J-1)}\|_2\}, \quad (7)$$

然后对 $\mathbf{C}^{(J-1)}$ 中的每一列按照下式更新,并令 $J=J+1$ 。重复上述步骤直到收敛,

$$\mathbf{c}_k^{(J)} = \frac{1}{|\mathbf{R}_k|} \sum_{i \in \mathbf{R}_k^{(J-1)}} \mathbf{z}_i, \quad (8)$$

最终得到训练后的字典 $\boldsymbol{\Psi}=\{\boldsymbol{\psi}_k, k=1, 2, \dots, K\}$, $\boldsymbol{\psi}_k=\mathbf{c}_k^{(J)}$ 。

3.3 运动区域搜索

为得到图像中物体的运动分布,首先需要使用简单的完备字典 $\boldsymbol{\Psi}_{\text{init}}$ 对编码曝光图像进行快速非叠加的块重建,因为曝光函数 \mathbf{S} 由一个 $8 \times 8 \times n_t$ 的编码块 $\mathbf{S}_{\text{block}}$ 重复拼接而成,所以所有重建图像块均对应 $\mathbf{S}_{\text{block}}$ 。由于初步重建的图像块并不叠加,并且重建信号是由字典原子表示,因此字典的形式在很大程度上决定了信号的结构。在时域视频压缩感知中,三维字典通常是三维余弦基(3D-DCT)、空间维小波基(2D-DWT)、时间维余弦基(1D-DCT)的结构,然而在实验中发现,使用这两种字典重建的图像信号并不能很好地反映相关系数与运动量间的关系,如图 6(a)、(b)所示,图 6(a)中没有体现出左边区域的小运动量区域,而图 6(b)则噪声太大。因此提出使用空间维余弦基(2D-DCT)、时间维小波基的形式,构造方式为

$$\boldsymbol{\Psi}_{\text{init}} = \boldsymbol{\Psi}_{\text{dwt}} \otimes \boldsymbol{\Psi}_{\text{dct}} \otimes \boldsymbol{\Psi}_{\text{dct}}, \quad (9)$$

式中 $\boldsymbol{\Psi}_{\text{dwt}}$ 和 $\boldsymbol{\Psi}_{\text{dct}}$ 分别为一维小波基(1D-DWT)和一维余弦基, \otimes 为克罗内克积。这种形式保证了相关系数与运动量间的对应关系,如图 6(c)所示。



图 6 相关系数分布图。(a) 3D-DCT; (b) 2D-DWT+1D-DCT; (c) 2D-DCT+1D-DWT

Fig. 6 Distribution maps of correlation coefficients. (a) 3D-DCT; (b) 2D-DWT+1D-DCT; (c) 2D-DCT+1D-DWT

根据阈值将相关系数分割为 $\{0, 0.5, 1\}$ 三部分,分别对应运动量范围 $(1.5, 3]$, $(0, 1.5]$ 以及静止区域 $[0]$ 。初步重建视频图像的帧间相关系数与运动量的对应关系直接关系到运动区域划分的准确性与最终重建视频时的字典选择,从而影响视频重建精度。首先对分类后的视频样本使用曝光函数块 S_{block} 进行编码采样,并按照(2)式和(4)式进行感知与重建,然后计算各样本重建视频图像的帧间相关系数,得到相关系数分布直方图,最后利用最大类间方差法获得分割阈值。本文选用的阈值为 0.8 和 0.95,对所有实验视频的运动区域搜索准确率为 85%。此外,即便部分区域搜索存在误差,但最终重建时为隔行(列)的重叠块重建,因此并不会产生明显的块状效应。

最终根据分割后得到的运动分布信息选择对应运动量的训练字典。由于完整重建过程为有叠加的块重建,而运动分布图由非重叠的图像块组成,因此重建小块会包含多个运动范围,如图 7 中红框所示区域。这里通过计算重建块覆盖区域内各元素的个数来选择字典,考虑到更关心运动区域 $(0, 0.5)$,所以令各元素个数再乘上权重系数 $\{2, 2, 1\}$,如图 7 所示,重建区域内 0, 0.5, 1 的个数分别为 20, 12, 32,乘上权重后为 40, 24, 32,因此选择对应运动量范围 $(1.5, 3]$ 的训练字典 Ψ_2 。

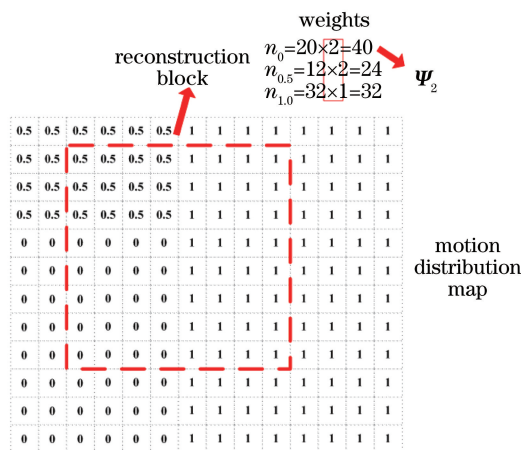


图 7 字典选择

Fig. 7 Dictionary selection

4 仿真与分析

仿真实验中通过对视频图像编码叠加来获取编码曝光图像,然后利用曝光编码函数与编码曝光图像进行视频重建。图 8 所示为本文方法对编码曝光图像的运动区域搜索结果,本文使用的曝光编码方式为连续等长曝光模式^[1],即所有像元的曝光长度相同且连续,仅曝光起始时间不同。图 8 中第一行为编码曝光图像,第二行为本文方法的运动区域搜索结果,从图中可以看出,本文方法能够准确地得到运动区域,同时能同时对大运动量[图 8(a)右侧区域以及图 8(b)]和小运动量[图 8(a)左侧区域以及图 8(c)]的区域进行区分。

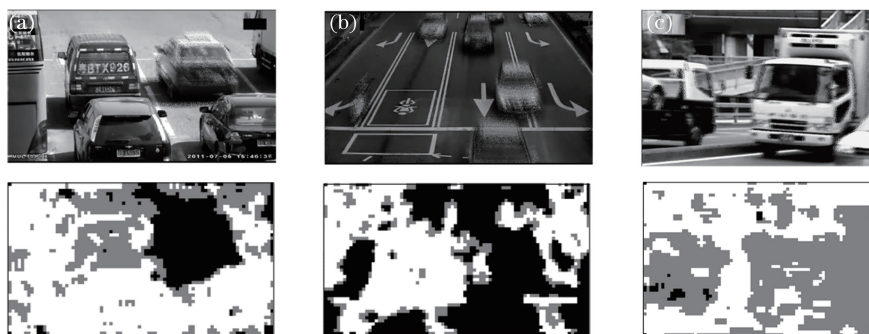


图 8 编码曝光图像(第一行)的运动区域搜索结果(第二行)

Fig. 8 Results of dynamic areas searching (second row) for coding exposure images (first row)

图 9 为本文方法与 OMP 算法、全局重建的 KSVD-OMP 算法的重建结果对比图,OMP 算法使用未经训练的完备字典,KSVD-OMP 使用训练后的过完备字典,本文方法则为分类训练的完备字典,训练样本视频均为道路交通类视频,各行图像为重建视频的第 7 帧。对比图 9(a)、(b)可以看出,过完备字典大大提高了视频重建质量;本文方法尽管使用的也是完备字典,但根据运动分布有针对性地重建,因此重建质量反而能进一步提高。

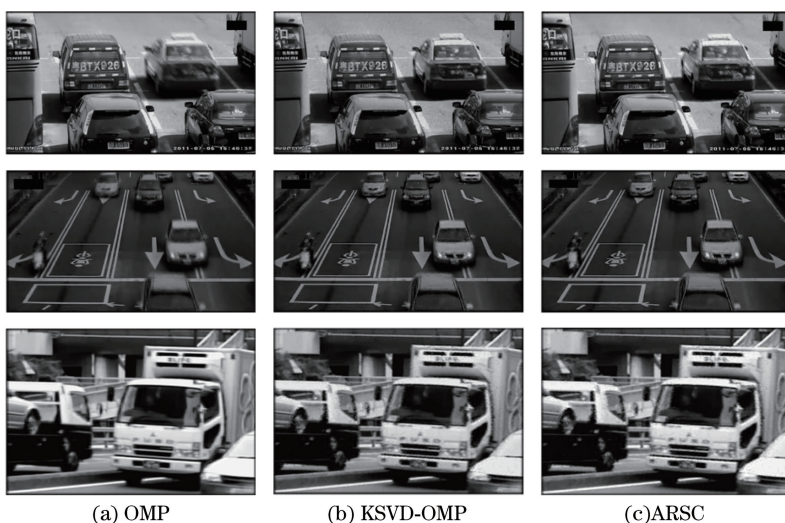


图 9 重建视频图像

Fig. 9 Reconstructed video images

图 10(a)为图 10(b)所示视频的 16 帧重建视频图像的 PSNR 曲线,图 10(b)上方为 16 帧重建视频图像的平均 PSNR,进一步验证了本文方法的有效性。

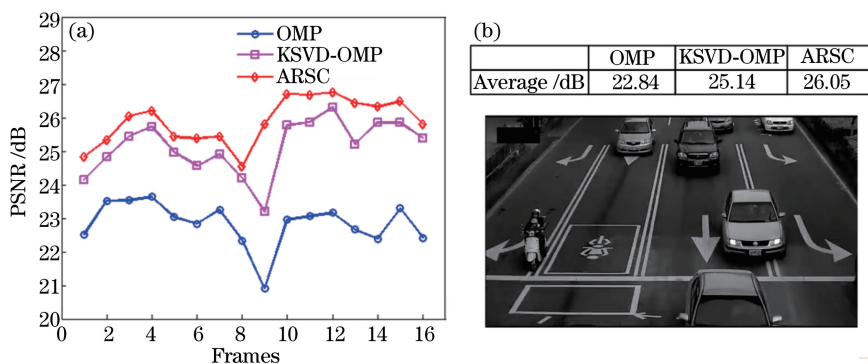


图 10 重建视频图像 PSNR

Fig. 10 PSNR of the reconstructed video images

重建时间方面,本文算法使用非冗余的完备字典,因此减少了搜索原子的时间,表 1 所示为重建 $624 \times 416 \times 8$ 大小视频的时间,实验平台为 Matlab 2015b, Intel Xeon E5-2640 处理器,64 G 内存,12 线程并行运算。可以看出,相较于使用过完备字典,本文方法减少了 30% 的重建时间,接近于使用非冗余字典时的重建时间。

表 1 重建时间

Table 1 Reconstruction time

	OMP	KSVD-OMP	ARSC
Time /s	146	263	198

5 结 论

提出了一种基于信号相关性的自适应视频重建方法,在基于压缩感知的超时间分辨率视频重建过程中

自适应地判断物体的运动量并有针对性地重建信号。通过计算快速初步重建视频中相邻帧图像的信号相关系数获取运动分布信息,其中初步重建时使用的特定字典结构保证了信号相关系数与运动量间的对应关系,最后根据运动分布信息选取对应不同运动量的训练字典重建视频。该方法能准确地获得视频图像的运动分布信息,在降低重建时间的同时提高了重建质量。

参 考 文 献

- 1 Hitomi Y, Jinwei G, Gupta M, *et al.* Video from a single coded exposure photograph using a learned over-complete dictionary[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011: 287-294.
- 2 Liu D, Gu J, Hitomi Y, *et al.* Efficient space-time sampling with pixel-wise coded exposure for high-speed imaging[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(2): 248-260.
- 3 Llull P, Liao X, Yuan X, *et al.* Coded aperture compressive temporal imaging[J]. Optics Express, 2013, 21(9): 10526-10545.
- 4 Llull P, Liao X, Yuan X, *et al.* Compressive sensing for video using a passive coding element[C]. Imaging and Applied Optics, Optical Society of America, 2013: CM1C.3.
- 5 Reddy D, Veeraraghavan A, Chellappa R. P2C2: Programmable pixel compressive camera for high speed imaging[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011: 329-336.
- 6 Tang Chaoying, Chen Yueting, Li Qi, *et al.* Motion detection and image restoration based on video reconstruction from a single coded exposure photograph[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(4): 0410002.
唐超影, 陈跃庭, 李 奇, 等. 基于视频重建的颤振探测与图像复原方法[J]. 光学学报, 2015, 35(4): 0410002.
- 7 Candes E J, Romberg J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2006, 6(2), 227-254.
- 8 Candes E J, Tao T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
- 9 Candes E, Romberg J, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Commun Pure Appl Math, 2006, 59(8): 1207-1223.
- 10 Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- 11 Hale E T, Yin W, Zhang Y. A fixed-point continuation method for l1-regularized minimization with applications to compressed sensing[R]. CAAM Technical Report TR07-07, Rice Univ, 2007.
- 12 Huang Zhijuan, Tang Chaoying, Chen Yueting, *et al.* Remote sensing image reconstruction method based on non-local similarity and low rank matrix[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(6): 0611002.
黄芝娟, 唐超影, 陈跃庭, 等. 基于非局部相似性和低秩矩阵的遥感图像重构方法[J]. 光学学报, 2016, 36(6): 0611002.
- 13 Kong Fanqiang, Ji Zhenxing, Jing Qingfeng. Iterativehard thresholding recovery algorithm based on spectral decorrelation model[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(s1): s109008.
孔繁锵, 计振兴, 井庆丰. 基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法[J]. 中国激光, 2012, 39(s1): s109008.
- 14 Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A. A new TwIST: Two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(12): 2992-3004.
- 15 Yang J, Yuan X, Liao X, *et al.* Video compressive sensing using Gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(11): 4863-4878.
- 16 Yang J, Liao X, Yuan X, *et al.* Compressive sensing by learning a Gaussian mixture model from measurements[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 106-119.
- 17 Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- 18 Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 53(12): 4655-4666.
- 19 Yuan X, Yang J, Llull P, *et al.* Adaptive temporal compressive sensing for video[C]. International Conference on Image Processing (ICIP), 2013: 14-18.
- 20 Aharon M, Elad M, Bruckstein A, K-svd: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2006, 54(11): 4311-4322.