

基于压缩感知的高效视频解码算法

郭继昌 申 燊

(天津大学电子信息工程学院, 天津, 300072)

摘要: 无线多媒体传感器网络系统存在无线信道随机衰落以及高误码率等问题, 对视频应用的影响尤为突出。压缩感知理论应用于视频信号编码提供了一种抗无线信道随机衰落以及降低误码率的思路, 但由于压缩感知重构算法的高复杂度, 使得在解码端很难高效实时地恢复出视频序列。本文通过改进 SLO 算法的迭代搜索方向、迭代搜索方法以及循环终止条件等提出了一种快速高效的基于平滑范数的压缩感知视频解码算法 (Accurate direction smooth l_0 algorithm, ADSL0)。算法采用严格的下降方向以及修正的迭代步长, 保证了迭代路径的最优。实验结果表明, 本文所提算法在重构精度和重构耗时上都明显优于其他同类算法。

关键词: 压缩感知; 稀疏重构; 平滑范数; 视频解码

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Efficient Video Decoding Algorithm Based on Compressed Sensing

Guo Jichang, Shen Shen

(School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin, 300072, China)

Abstract: For wireless multimedia sensor networks, in the radio channel there exist random fading, high error rate and other issues, especially on video applications. Applying the compressed sensing theory to video encoding provides an approach to resist random wireless channel fading and reduce error rate. However, the high complexity of compressed sensing reconstruction algorithm makes it difficult to recover the real-time video sequences at the decoder. Here, by improving iterative search algorithm, iterative search method and the loop termination conditions, a fast and efficient smoothed l_0 norm-based video decoding compressed sensing algorithm (ADSL0) is presented. To ensure the optimal iteration path, the algorithm uses a strict descent direction and correction iterative step. Experimental results show that the proposed algorithm in terms of time-consuming remodeling or reconstruction accuracy is significantly better than other similar algorithms.

Key words: compression sensing; sparse reconstruction; smooth norm; video decoding

引 言

无线传感器网络的发展, 特别是基于低复杂度视频编码的无线视频监控技术的发展, 需要传感器网

络中每个节点获取大量数据,通过传输汇聚到汇聚节点(sink点)。无线传感器网络由于带宽窄和能量有限,在数据传输和汇聚中存在以下挑战:节点电源能量有限、生命周期短,网络的拓扑结构极易发生改变;节点通信能力有限,信道冲突极易造成传输数据丢失;节点计算和存储能力有限,不适应大数据的计算和存储。因此,如何降低数据的采集量和提高处理速度变得尤为突出。

2006年,Donoho等提出了压缩感知理论^[1],利用无线传感器网络中数据在空间和时间上的相关性实现低能量、窄带宽的信号传输。最早的基于压缩感知的视频信号获取方法^[2]由Stankovic等于2008年提出。在接下来的几年里,文献[3~8]分别对压缩感知应用于视频信号处理的理论以及算法作了研究。但是这些视频信号处理的理论以及算法都存在编码端复杂、解码重构耗时长等缺陷。为了解决解码重构耗时长的缺陷,针对压缩编码视频信号的解码重构提出了很多的优化算法,其中SL0算法是一种基于过完备稀疏分解的快速算法,能直接最小化 l_0 范数。它最早由Mohimani等^[9-10]于2009年提出,其基本思想是通过最速下降法和梯度投影原理,利用一个连续的函数来逼近矢量的 l_0 范数。在此基础上,Zayyani等提出了TSL0(Thresholded SL0)算法^[11],Chalehjehg等提出了BSL0(Block SL0)算法^[12],Hyder等提出了ISL0(Improved SL0)算法^[13],张良龙等提出了NSL0(Newton SL0)算法^[14]以及Jihong L等提出的2D-SL0算法^[15]等。虽然与其他算法相比,SL0算法及其演进算法具有匹配度高、重建时间短、计算量小以及对噪声变化不太敏感等优点,但它们都有收敛速度慢,对范数估计精度不高等缺陷。

本文针对目前基于压缩感知编码的视频解码恢复算法存在的重构精度不够高,以及收敛速度慢等不足,提出了一种基于SL0算法的新算法。算法结合贪婪算法的快速性和凸优化算法的准确性,用修正双曲正切函数来逼近 l_0 范数,采用修正过的严格下降方向作为迭代方向,结合全局收敛性好、计算量小的共轭梯度法迭代更新下降步长,获得了一种更加快速、精确的重构算法,称为ADSL0算法(Accurate drop smoothed l_0 norm)。

1 SL0 算法基础

SL0 重构算法的重构原始信号的模型是

$$\min \| \mathbf{x} \|_0 \quad \text{s. t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1)$$

式中: \mathbf{x} 为待重构信号; \mathbf{y} 为压缩编码信号; Φ 表示测量矩阵。算法采用最速下降法和梯度投影来求解使 l_0 范数最小的量。SL0 重构算法选取变型的高斯函数作为 l_0 范数的连续逼近函数,其中变型的高斯函数可以表示为

$$f(\mathbf{x}_i, \sigma) = 1 - e^{-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

可以推出

$$\lim_{\sigma \rightarrow 0} f(\mathbf{x}_i, \sigma) = \begin{cases} 0 & \mathbf{x}_i = 0 \\ 1 & \mathbf{x}_i \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: σ 为参数; \mathbf{x}_i 表示向量 \mathbf{x} 的某个分量。若定义

$$F_\sigma(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N f(\mathbf{x}_i, \sigma) \quad (4)$$

根据 l_0 范数的定义(向量 \mathbf{x} 中非零分量的个数), \mathbf{x} 的 l_0 范数可以近似表示为

$$\| \mathbf{x} \|_0 \approx \lim_{\sigma \rightarrow 0} F_\sigma(\mathbf{x}) \quad (5)$$

由此可以看出,在 σ 值趋近于0且使得 F_σ 值最小的情况下可以得到使 l_0 范数最小的解。

综上所述,SL0 算法步骤可以归纳如下:

- (1) 初始化令 $\mathbf{x}^{(0)} = \Phi'(\Phi\Phi')^{-1}\mathbf{y}$ 。
- (2) 设置一个 σ 的递减因子 $\rho(0 < \rho < 1)$ 。
- (3) 初始化一个大的 σ 和一个小的 σ_{\min} 。
- (4) $x(\sigma) := \operatorname{argmin}_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} F_{\sigma}(\mathbf{x})$ 。
- (5) $\sigma = \rho\sigma$ 。
- (6) 循环执行步骤(4,5)直到 $\sigma < \sigma_{\min}$ 时循环终止,输出 $\mathbf{x} = \mathbf{x}(\sigma)$ 。

通过对 SL0 算法的思想进行分析,发现可以从 3 个方向对算法进行改进。首先需要确定一个平滑且“陡峭”的近似 l_0 范数逼近函数作为目标函数,其次需要寻找一种搜索方法使得每次迭代目标函数都能得到 $\|\mathbf{x}^{(i)} - \mathbf{x}^{(0)}\|_2$ 的下界,最后需要确定一个可靠的循环终止条件,使得当 σ 趋近于 0 时目标函数非常平滑陡峭。但事实证明,当 σ 减小到超过某个阈值时^[13],估计误差往往会增加,所以需要预先设置一个合适的 σ_{\min} 作为循环终止条件。

2 ADSL0 算法实现

2.1 l_0 范数逼近函数选择

为了描述稀疏信号的重构过程,可以将稀疏信号重构问题表示为求解目标函数最优解的最优化数学模型,其中目标函数可以表示为

$$\Psi = \sum_{i=1}^N F_{\sigma}(\mathbf{x}_i) \quad \mathbf{x} \in \mathbf{R}^N \quad (6)$$

式中: Ψ 为由各点的信号的 l_0 范数逼近函数 $F_{\sigma}: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ 累加构成的整体信号目标函数。许多文献表明^[10,11,14],对于解决非凸松弛的优化问题,平滑 l_0 范数优于最小化 l_1 范数。近几年有关稀疏恢复的文献中提出了许多 l_0 范数逼近函数,如 l_p 函数^[10]、 $\alpha \tan$ 函数^[10]、 $\log\text{-exp}$ 函数^[10]、 gauss 函数^[10]、双曲正切函数^[14]以及修正双曲正切函数^[16]等,这些逼近函数既包含了 l_0 范数良好的稀疏性又保留了 l_1 范数的连续性以及可微性,同时满足式(3)。另外,在 SL0 算法的估算理论中,连续函数“陡峭性”越大,对于近似 l_0 范数的估计越精确,收敛速度也会越快。本文选择匹配性能最佳的修正双曲正切函数作为 l_0 范数的逼近函数,其表达式为

$$f_{\sigma}(\mathbf{x}_i) = \frac{e^{\frac{\mathbf{x}_i^2}{2\sigma^2}} - e^{-\frac{\mathbf{x}_i^2}{2\sigma^2}}}{e^{\frac{\mathbf{x}_i^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{\mathbf{x}_i^2}{2\sigma^2}}} \quad (7)$$

2.2 迭代方向改进

通过式(8)拉格朗日函数将求解等式约束最优化问题(式(1))转化为求解无约束最优化问题

$$L_{\sigma}(\mathbf{x}, \mathbf{v}) = F_{\sigma}(\mathbf{x}) + \mathbf{v}'(\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}) \quad (8)$$

式中: \mathbf{x} 的 l_0 范数的逼近函数 $F_{\sigma}(\mathbf{x})$ 为修正双曲正切函数, $\mathbf{v} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 是拉格朗日乘数向量,如果 $(\mathbf{x}_*, \mathbf{v}_*)$ 是无约束最优化问题的最优解,则其满足最优性条件

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\mathbf{x}_*, \mathbf{v}_*)}{\partial \mathbf{x}} &= \frac{\partial F_{\sigma}(\mathbf{x}_*)}{\partial \mathbf{x}} + \Phi' \mathbf{v}_* = 0 \\ \frac{\partial L(\mathbf{x}_*, \mathbf{v}_*)}{\partial \mathbf{v}} &= \Phi \mathbf{x}_* - \mathbf{y} = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

式中 $F_{\sigma}(\mathbf{x})$ 的梯度可以表示为

$$\frac{\partial F_{\sigma}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \frac{4}{\sigma^2} W(\mathbf{x}) \mathbf{x} \quad (10)$$

其中

$$W(\mathbf{x}) := \text{diag} \left\{ \frac{1}{\left(e \frac{\mathbf{x}_1^2}{2\sigma^2} + e \frac{-\mathbf{x}_1^2}{2\sigma^2} \right)^2}, \dots, \frac{1}{\left(e \frac{\mathbf{x}_n^2}{2\sigma^2} + e \frac{-\mathbf{x}_n^2}{2\sigma^2} \right)^2} \right\} \quad (11)$$

由式(9~11)可以推出

$$\mathbf{x}_* = W^{-1}(\mathbf{x}_*) \Phi' [\Phi W^{-1}(\mathbf{x}_*) \Phi']^{-1} \mathbf{y} \quad (12)$$

定义映射 $g: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$, 其中

$$g(\mathbf{x}) = W^{-1}(\mathbf{x}_*) \Phi' [\Phi W^{-1}(\mathbf{x}_*) \Phi']^{-1} \mathbf{y} \quad (13)$$

由式(16)可得, $\Phi g(\mathbf{x}) = \mathbf{y}$, 令 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$, 且 $\Phi \mathbf{x} = \mathbf{y}$, $g(\mathbf{x}) \neq \mathbf{x}$, 并且满足

$$\frac{\partial F_\sigma(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \neq 0 \quad (14)$$

可以得到

$$\left[\frac{\partial F_\sigma(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right]' [g(\mathbf{x}) - \mathbf{x}] = -\frac{\mathbf{x}'}{\sigma^2} (W(\mathbf{x}) - \Phi' [\Phi W^{-1}(\mathbf{x}) \Phi']^{-1} \Phi) \mathbf{x} = -\frac{1}{\sigma^2} [W(\mathbf{x}) \mathbf{x}]' \Pi [W(\mathbf{x}) \mathbf{x}] \quad (15)$$

式中: Π 为零空间 $\Phi W^{-0.5}(\mathbf{x})$ 的正交投影运算, 表示为 $\Pi = \mathbf{I} - W^{-0.5}(\mathbf{x}) \Phi' [\Phi W^{-1}(\mathbf{x}) \Phi']^{-1} W^{-0.5}(\mathbf{x}) \Phi$, 其中 \mathbf{I} 表示单位矩阵, 从式(15)可以看出

$$\left[\frac{\partial F_\sigma(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right]' [g(\mathbf{x}) - \mathbf{x}] \leq 0 \quad (16)$$

当且仅当 $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}$ 时, 式(16)成立, 这意味着函数 $F_\sigma(\mathbf{x})$ 在 $g(\mathbf{x}) - \mathbf{x}$ 的方向上保证随 \mathbf{x} 的增大而减小, 即 $g(\mathbf{x}) - \mathbf{x}$ 是 $F_\sigma(\mathbf{x})$ 的下降方向。因此选取 $d = g(\mathbf{x}) - \mathbf{x}$ 为迭代搜索方向。

在迭代更新下降方向 $d = g(\mathbf{x}) - \mathbf{x}$ 的过程中, 式(12)需要计算矩阵 $W(\mathbf{x})$ 的逆, 需要消耗一定的运算时间, 并且可能出现 $W(\mathbf{x})$ 为奇异矩阵。因此用 $W(\mathbf{x}) + \xi \mathbf{I}_n$ 来修正 $W(\mathbf{x})$ 。其中 \mathbf{I}_n 表示单位矩阵, ξ 表示修正系数, 大小可以表示为

$$\xi = \frac{\frac{4}{\sigma^2} \left(\frac{3\mathbf{x}^2}{\sigma^2} e^{\frac{\mathbf{x}^2}{2\sigma^2}} - \frac{\mathbf{x}^2}{\sigma^2} e^{\frac{-\mathbf{x}^2}{2\sigma^2}} \right)}{\left(e^{\frac{\mathbf{x}^2}{2\sigma^2}} + e^{\frac{-\mathbf{x}^2}{2\sigma^2}} \right)^3} \quad (17)$$

经修正简化后的下降方向可以表示为

$$\mathbf{d} = -\frac{\sigma^2 \mathbf{x} + 4 \times \sigma^2 \mathbf{x} e^{\frac{-\mathbf{x}^2}{\sigma^2}}}{\sigma^2 + \mathbf{x}^2 + 4 \times \sigma^2 \mathbf{x} e^{\frac{-\mathbf{x}^2}{\sigma^2}}} \quad (18)$$

2.3 迭代搜索方法

基于平滑 l_0 范数的压缩感知重构问题属于非线性规划问题, 利用精确线搜索算法很难得到迭代步长真正的精确值。因此采用非精确线搜索模型 $\min_{\mu \geq 0} \varphi(\mu) = f(\mathbf{x}_k + \mu \mathbf{d}_k)$ 来求解算法在选定迭代方向 \mathbf{d}_k 上的最优步长 μ 。为了使得搜索的解集收敛, 采用非精确线搜索算法确定步长 μ 需要满足下式准则: 设 $f(\mathbf{x})$ 可微, 取 $\rho \in \left(0, \frac{1}{2}\right)$, 选取 $\mu > 0$ 使得 $f(\mathbf{x}_k + \mu \mathbf{d}_k) \leq f(\mathbf{x}_k) + \rho \mu \Delta f(\mathbf{x}_k)^\top \mathbf{d}_k$ 成立。利用上述准则, 设计步长搜索算法:

$$(1) \text{ 令步长 } \mu = 2, \rho \in \left(0, \frac{1}{2}\right), 0 < \eta < 1.$$

(2) 如果不等式 $f(\mathbf{x}_k + \mu \mathbf{d}_k) \leq f(\mathbf{x}_k) + \rho \mu \Delta f(\mathbf{x}_k)^\top \mathbf{d}_k$ 成立, 则令 $\mu_k = \mu$, 停止迭代, 输出 μ_k ; 否则, 转步骤(3)。

(3) 令 $\mu = \eta\mu$, 转步骤(2)。

为了降低算法的计算复杂度, 这里令 $\rho = 0$, 即 $\rho\mu\Delta f(\mathbf{x}_k)^T \mathbf{d}_k = 0$ 。基于平滑 l_0 范数的压缩感知重构算法常用迭代搜索方法包括最速下降法、梯度投影法、牛顿法以及拟牛顿法等。其中最速下降法和梯度投影法下降速度慢、计算量大, 牛顿法得到的解不是全局最优解, 拟牛顿法采用精确一维搜索算法复杂度高、计算量大。为了克服上述算法存在的缺陷, 本文采用全局收敛性好、计算量小、存储量小, 适合求解大规模无约束最优化问题的共轭梯度法作为最优解的迭代搜索方法。因此, 迭代搜索过程如下: 采用 $\mathbf{d}^{(i)} = \mathbf{g}(\mathbf{x}^{(i)}) - \mathbf{x}^{(i)}$ 作为目标函数的迭代方向; 在迭代过程中, 沿着迭代方向, 利用非精确线搜索算法搜寻最优下降步长 μ ; 利用共轭梯度法的最优化搜索思想 $\mathbf{x}^{(i+1)} = \mathbf{x}^{(i)} + \mu\mathbf{d}^{(i)}$ 迭代更新解集。

2.4 循环终止条件

基于平滑 l_0 范数的压缩感知重构算法常用循环终止条件为每次最优解集迭代完成后更新 $\sigma = \rho\sigma$, 当 $\sigma < \sigma_{\min}$ 时停止迭代, 输出重构信号 $\mathbf{x}^{(i+1)}$ 。而改进后的循环终止条件为当且仅当满足 $\|\mathbf{x}^{(i+1)} - \mathbf{x}^{(i)}\|_2 < \gamma\sigma$ 时, 更新 $\sigma = \rho\sigma$, 当 $\sigma < \sigma_{\min}$ 时停止迭代, 输出重构信号 $\mathbf{x}^{(i+1)}$ 。改进后的循环终止条件通过对迭代更新信号残差大小的判断来控制下降方向的改变以及循环终止时刻, 可以保证搜索路径的最优化, 减少重构耗时。图 1 所示为常用循环终止条件下算法解集迭代过程与改进循环终止条件后算法解集迭代过程的示意图。其中 \mathbf{x}_0 为初始解集, \mathbf{x}_* 为最优解集, $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ 为最优解 \mathbf{x}_* 所在的可行域平面。

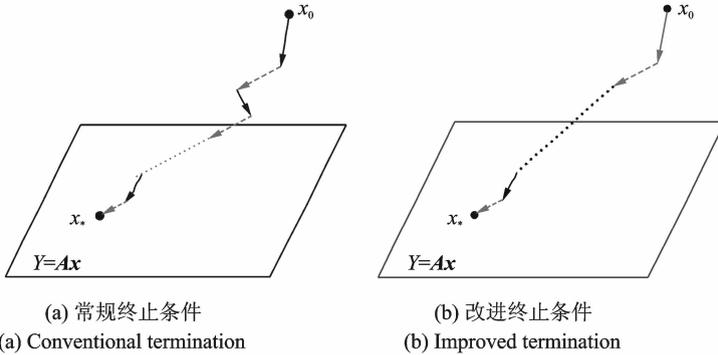


图 1 解集迭代搜索路径

Fig. 1 Iterative search path of solution set

ADSL0 算法步骤可以归纳如下:

- (1) 初始化令 $\mathbf{A} = \Phi'(\Phi\Phi')^{-1}$, $\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{A}\mathbf{y}$ 。
- (2) 设置一个 σ 的递减因子 ρ ($0 < \rho < 1$)。
- (3) 设置步长 $\mu = 2$, 控制收敛因子 η ($0 < \eta < 1$)。
- (4) 初始化 $\sigma = 2\max(\mathbf{x}^{(0)})$, 更新残差权重系数 γ ($0 < \gamma < 1$) 以及 $\sigma_{\min} = 0.01$ 。
- (5) 利用非精确线搜索算法求解最优搜索路径: 如果 $F_o(\mathbf{x}^{(i)} + \mu\mathbf{d}^{(i)}) > F_o(\mathbf{x}^{(i)})$, 则 $\mu = \eta\mu$, 其中 $\mathbf{d}^{(i)} = \mathbf{g}(\mathbf{x}^{(i)}) - \mathbf{x}^{(i)}$ 。
- (6) 迭代更新信号 $\mathbf{x}^{(i+1)} = \mathbf{x}^{(i)} + \mu\mathbf{d}^{(i)}$ 。
- (7) 判断如果 $\tau^{(i)} = \|\mathbf{x}^{(i+1)} - \mathbf{x}^{(i)}\|_2 < \gamma\sigma$, 则更新 $\sigma = \rho\sigma$ 。
- (8) 循环执行步骤(5~7), 直到 $\sigma < \sigma_{\min}$ 时循环终止, 输出 $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(i+1)}$ 。

3 实验结果及分析

为了说明改进后算法的有效性,本文在 MATLAB R2012B 软件平台对算法进行仿真实验,并在 3.10 GHz CPU 和 4 GB 内存的双核 PC 机上运行。其中压缩编码的稀疏矩阵采用正交小波基矩阵^[17](Discrete wavelet transform, DWT),测量矩阵采用广义轮换矩阵(Generalized reciprocal method, GRM),两者的产生都只与图像帧的大小有关,适合于无线传感器网络的视频压缩编码。此外,改进算法中的递减因子 $\rho=0.1$,收敛因子 $\eta=0.5$,更新残差权重系数 $\gamma=0.9$ 。

实验 1 在不同压缩采样率下,分别采用 SL0, NSL0, ISL0 和 ADSL0 算法对 Lena 图像(256×256)进行 50 次重构实验,得到的平均重构精度和重构耗时如图 2 所示。可以看出,ADSL0 算法与同类其他算法相比,无论在重构精度还是重构耗时上都有了较大的改进。图 3 所示是 SL0, NSL0, ISL0 与 ADSL0 算法在 Lena 图像采样率为 0.5 时的重构效果对比,可以看出,ADSL0 算法的主观重构效果也优于同类其他算法。

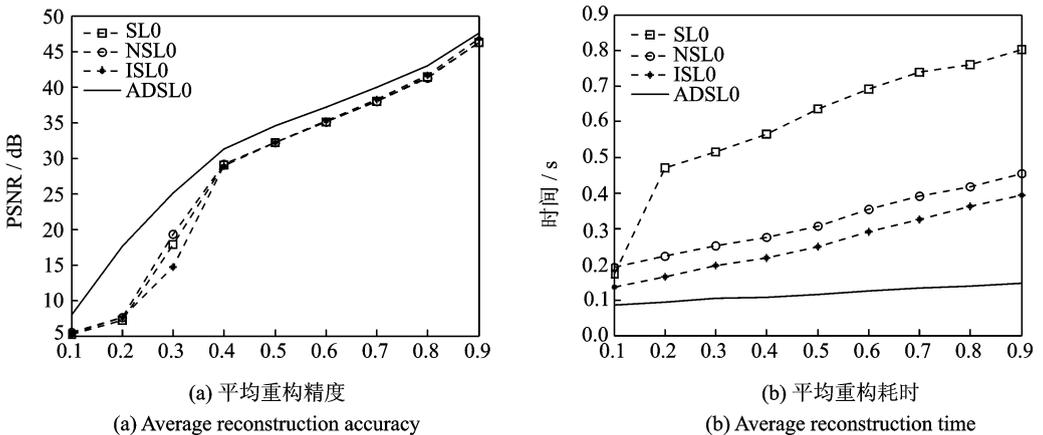


图 2 ADSL0 与 SL0, NSL0 以及 ISL0 重构效果对比

Fig. 2 Comparison of reconstruction effect for ADSL0, SL0, NSL0 and ISL0

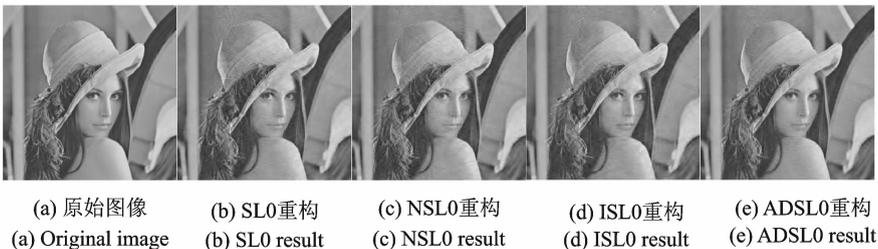


图 3 采样率为 0.5 时的重构图像

Fig. 3 Recovery images at the sampling rate of 0.5

实验 2 在不同压缩采样率下,分别采用 OMP^[18], BP^[18], LP^[19], CoSaMP^[18], GPSR-BB^[19], TVqc^[20]以及 ADSL0 算法对 Lena 图像(256×256)进行 50 次重构实验,得到的平均重构精度和重构耗时如图 4 所示。可以看出,ADSL0 算法相对于其他的基于 l_0 范数最小和基于 l_1 范数最小的重构算法有更好的重构效果。图 5 所示是各类算法在 lena 图像采样率为 0.5 时的重构效果对比,可以看出,ADSL0 算法

的主观重构效果也优于其他的基于 l_0 范数最小和基于 l_1 范数最小的重构算法。

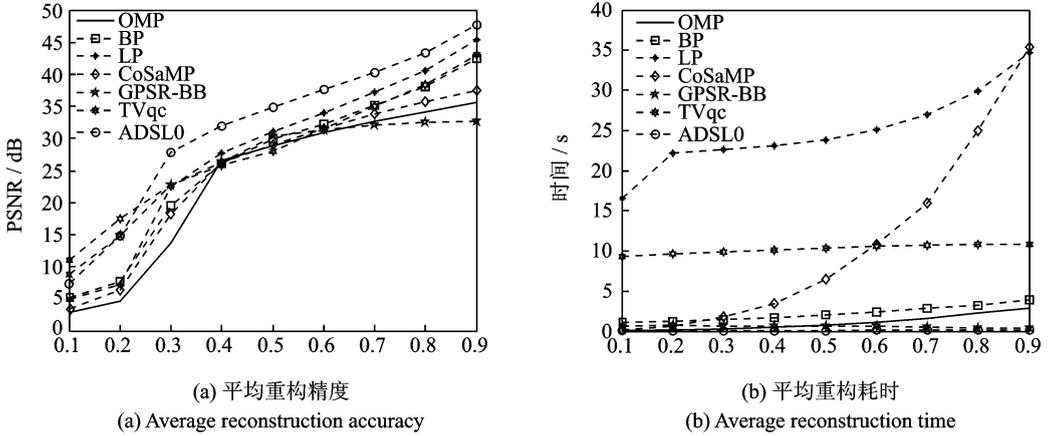


图 4 各类算法重构效果对比

Fig. 4 Reconstruction effect of various types of algorithms

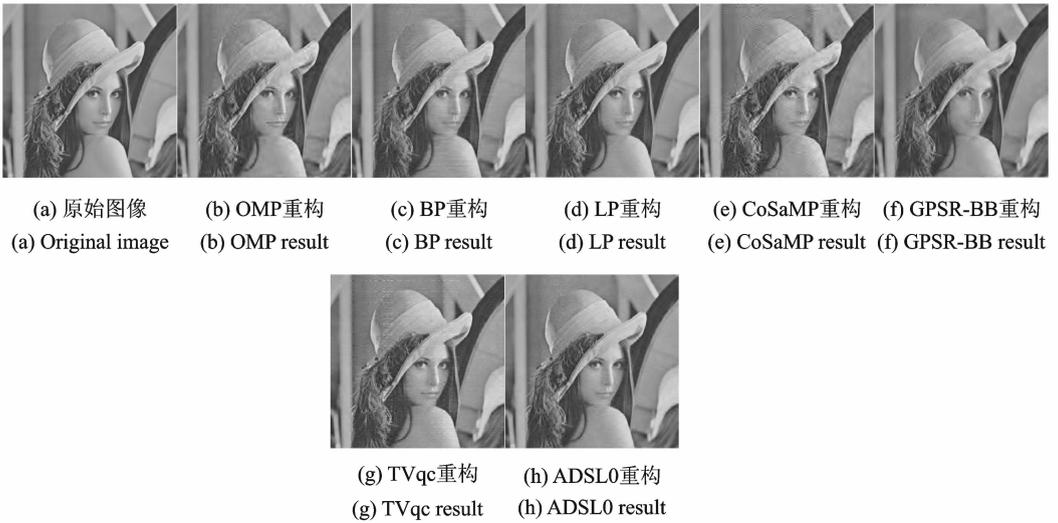


图 5 采样率为 0.5 的重构图像

Fig. 5 Recovery images at the sampling rate of 0.5

实验 3 在压缩采样率为 0.5 的条件下,分别采用 OMP,LP,GPSR-BB,TVqc,ADSL0 这 5 种算法对标准测试视频序列 akiyo,carphone 以及 coastguard(176×144)前 50 帧图像进行重构实验,得到的平均重构精度和重构耗时如表 1 所示。可以看出,针对压缩编码后视频序列本文的 ADSL0 解码算法相比其他 4 种基于 l_0 范数最小和基于 l_1 范数最小的解码算法具有更高的重构精度以及更短的解码耗时。图 6 所示是各类算法针对不同的视频、帧采样率为 0.5 时的重构效果对比。可以看出,ADSL0 算法针对不同视频,图像帧主观重构效果也优于其他 5 种算法,并且针对不同的视频序列具有普遍的适用性,适合基于压缩感知编码视频序列的高效实时解码。

表 1 5种算法针对不同视频序列的重构效果对比

Tab. 1 Recovery effect of different video sequences based on the five reconstruction algorithms

算法	视频序列	前 50 帧平均峰值信噪比/dB	前 50 帧平均解码耗时/s
OMP	akiyo	32.083 6	1.498 9
	carphone	30.951 9	1.478 7
	coastguard	29.036 2	1.476 2
LP	akiyo	39.735 9	22.058 1
	carphone	36.356 5	22.053 6
	coastguard	31.893 5	22.098 3
GPSR-BB	akiyo	33.986 3	0.641 6
	carphone	31.717 2	0.601 5
	coastguard	29.193 7	0.570 5
TVqc	akiyo	34.476 3	8.430 8
	carphone	29.791 5	8.571 2
	coastguard	29.354 1	8.806 8
ADSL0	akiyo	40.962 5	0.113 3
	carphone	37.955 3	0.114 2
	coastguard	33.201 8	0.112 0



图 6 采样率为 0.5 时视频第 25 帧重构效果

Fig. 6 Recovery images of the 25th frame of videos at the sampling rate of 0.5

4 结束语

本文将压缩感知理论应用于无线传感器网络的视频编解码中,提出了一种应用于无线传感器网络

的基于压缩感知的高效视频解码算法,解决了低功耗窄带宽的压缩感知视频编码策略难以高效实时解码的难题。实验证明,该算法具有高效的解码重构效果,能满足较高质量压缩视频的实时解码。但是算法在较低采样率下的重构质量并没有优于一些基于范数的重建算法,所以为了克服极低采样率下的精确重构,算法有待于进一步优化处理。

参考文献:

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 2006,52(4):1289-1306.
- [2] Stankovic V, Stankovic L, Cheng S. Compressive video sampling[C]//Signal Processing Conference, 2008 16th European. [S.l.]: IEEE, 2008:1-5.
- [3] Kang L W, Lu C S. Distributed compressive video sensing[C]//Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2009, IEEE International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2009:1169-1172.
- [4] Jing Zheng, Jacobs E L. Video compressive sensing using spatial domain sparsity[J]. Optical Engineering, 2009, 48(8): 087006.
- [5] Chen Xu, Frossard P. Joint reconstruction of compressed multi-view images[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Taipei: IEEE, 2009:1005-1008.
- [6] Cossalter M, Valenzise G, Tagliasacchi M, et al. Joint compressive video coding and analysis[J]. Multimedia, IEEE Transactions on, 2010,12(3):168-183.
- [7] Liu Z, Elezzabi A Y, Zhao H V. Maximum frame rate video acquisition using adaptive compressed sensing[J]. Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, 2011,21(11):1704-1718.
- [8] Jiang H, Li C, Haimi-Cohen R, et al. Scalable video coding using compressive sensing[J]. Bell Labs Technical Journal, 2012,16(4):149-169.
- [9] Mohimani G H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Fast sparse representation based on smoothed l_0 norm[C]//Independent Component Analysis and Signal Separation. Springer Berlin Heidelberg:[s. n.], 2007:389-396.
- [10] Mohimani G H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed l_0 norm[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2009,57(1):289-301.
- [11] Zayyani H, Babaie-Zadeh M. Thresholded smoothed- l_0 (SL0) dictionary learning for sparse representations[C]//Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2009, IEEE International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2009:1825-1828.
- [12] Ghalehjegh S H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Fast block-sparse decomposition based on SL0[C]//Latent Variable Analysis and Signal Separation. Berlin Heidelberg: Springer, 2010:426-433.
- [13] Hyder M M, Mahata K. An improved smoothed l_0 approximation algorithm for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010,58(4):2194-2205.
- [14] 杨良龙,赵生妹.基于 SL0 压缩感知信号重建的改进算法[J].信号处理,2012,28(6):834-841.
Zhang Lianglong, Zhao Shengmei. The improved reconstruction algorithm for compressive sensing on SL0[J]. Signal Processing, 2012,28(6):834-841.
- [15] Jihong L, Shaokun X, Xunzhang G, et al. Compressive radar imaging methods based on fast smoothed L_0 algorithm[J]. Procedia Engineering, 2012,29:2209-2213.
- [16] Montefusco L B, Lazzaro D, Papi S. A fast algorithm for nonconvex approaches to sparse recovery problems[J]. Signal Processing, 2013,93(9):2636-2647.
- [17] 郑红,李振.压缩感知理论投影矩阵优化方法综述[J].数据采集与处理,2014,29(1):43-53.
- [18] Zheng Hong, Li Zhen. Survey on optimization methods for projection matrix in compress sensing theory[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014,29(1):43-53.
- [19] Du L, Wang R, Wan W, et al. Analysis on greedy reconstruction algorithms based on compressed sensing[C]//Audio, Language and Image Processing (ICALIP), 2012 International Conference on. [S.l.]: IEEE,2012:783-789.
- [20] 纪文志.基于压缩感知的信号恢复算法研究[D].南京:南京邮电大学,2012.
Ji Wenzhi. Research on signal recovery algorithms based on compressed sensing[D]. Nanjing: Nangjing University of Posts and Telecommunications, 2012.
- [21] Li C, Yin W, Jiang H, et al. An efficient augmented lagrangian method with applications to total variation minimization[R]. Department of Computational and Applied Mathematics, Rice University, Tech Rep TR12-13, 2012.

作者简介:



郭继昌(1966-),男,教授,博士生导师,研究方向:数字图像处理、滤波器理论及设计等,E-mail:jcguo@tju.edu.cn.



申燊(1991-),男,硕士研究生,研究方向:压缩感知视频编解码算法及多视点视频编解码。

