

一种基于新型 KPCA 算法的视频压缩感知算法

钱 阳, 李 雷

(南京邮电大学 理学院, 江苏 南京 210023)

摘 要:针对具有帧间相关性的视频信号的压缩感知问题,文中依据核主成分分析(KPCA)变换能量集中的特性,将能量值较低的变换系数去除,实现视频信号在 KPCA 变换下的稀疏表示,并验证了其用于压缩感知算法的可行性。考虑到 KPCA 特征提取时存在如何根据具体问题选择最优核函数的问题,在传统文化算法的影响函数中引入自适应变异算子,形成一种自适应变异算子文化算法(AMOCA),并将其与 KPCA 算法结合起来用于训练核参数,有效地提高了 KPCA 应用中核函数的优化选择。大量仿真对比实验表明,文中算法能有效消除视频帧间相关性,具有更高的视频重构质量以及更好的性能。

关键词:压缩感知;文化算法;核主成分分析;帧间相关性;稀疏表示

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)10-0101-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.10.022

A Video Compressed Sensing Algorithm Based on Novel KPCA

QIAN Yang, LI Lei

(College of Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210023, China)

Abstract: Aiming at the compressed sensing problems of video signal, which has a strong inter-frame correlation, remove the lower transform coefficients according to the energy concentration characteristics of KPCA transform. Therefore, the sparse representation of the video signals in the form of KPCA transform is achieved and the feasibility of the transform being used in compressed sensing is verified. Taking into account the problem of how to choose the best kernel function according to the specific problems when KPCA applied to extract nonlinear feature components, adopt an adaptive mutation operator in the influence function of traditional culture algorithm, forming an Adaptive Mutation Operator Cultural Algorithm (AMOCA), and then combine it with KPCA to train kernel function. Most comparative simulation results show that the proposed algorithm can effectively eliminate the inter-frame correlation of the video sequence with higher reconstructed quality and better performance.

Key words: compressed sensing; cultural algorithm; Kernel Principle Component Analysis (KPCA); inter-frame correlation; sparse representation

0 引 言

随着信息数字化时代的到来,人们对信息量的需求与日俱增,尤其是诸如视频之类的多媒体信息。然而,对于视频信息的获取,由于其维数的增加,若利用传统的香农定理采样,则会导致海量的数据处理,增加传输和存储的代价。因此,在采样领域的视频信号编解码技术是亟待解决的重要问题。

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论^[1-3]的诞生为视频流的实时传输、显示提供了技术支持。该理

论成功实现了信号的采样与压缩同时进行,并精确重构出原始信号,对一维、二维信号的处理表现出明显的优势。CS 理论主要包括信号的稀疏表示、观测矩阵的选取和重构算法,其主要应用于稀疏性数据的采样压缩领域。由于视频图像通常在某些变换域上具有可压缩性,且残差图像有较强的稀疏性,故 CS 理论在视频编码中有着良好的应用^[4-5]。

核主成分分析(KPCA)^[6-7]是一种基于核的非线性特征提取方法,它借助“核技巧”隐式地将输入空间

收稿日期:2014-12-21

修回日期:2015-03-25

网络出版时间:2015-08-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61070234, 61071167)

作者简介:钱 阳(1991-),女,硕士生,研究方向为非线性分析及应用;李 雷,博士,教授,研究方向为智能信号处理和非线性科学及其在通信中的应用研究。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150826.1604.092.html>

映射到一非线性特征空间,并对映射后的数据进行 PCA 变换,变换后的数据具有能量集中性,能够实现视频图像的稀疏性。然而,不同核函数的选取通常会生成不同的特征提取结果。因此,如何根据具体问题选择最优核函数是 KPCA 应用中的关键。文献[8]中提出了一种基于文化算法的 KPCA 特征提取方法,有效地实现了核函数的优化选择。

文化算法^[9]是一种基于种群多进化过程的、用于解决复杂计算的新型全局优化搜索算法。该算法对许多典型问题表现出良好的优化性能,目前已被广泛应用于遗传规划、函数优化、资源调度等领域^[10-11]。

文中首先对传统的文化算法^[12]进行改进,再与 KPCA 有效结合,提高核参数的优选,最后将其应用于视频信号的压缩感知中。实验结果表明,文中算法能较大幅度地去除视频信号的帧间冗余,表现出很好的性能。

1 压缩感知理论

对于长度 N 的一维离散实值信号 $x(n)$ ($n = 0, 1, \dots, N-1$), 可以将其看作 R^N 空间的一 N 维列向量, 记为 \mathbf{X} 。 \mathbf{X} 可以用一组正交基 $\Psi^T = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_n, \dots, \Psi_N]$ 的线性组合形式表示。若 \mathbf{X} 在这组正交基下是稀疏的或是可压缩的, 则可以用一个与变换基不相关的 $M \times N$ 维的观测矩阵 Φ (其中 $M \ll N$) 对稀疏系数向量 Θ 进行线性投影, 得到 M 个观测值 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T$, 而后利用优化算法从低维观测向量 \mathbf{Y} 中高概率地重构出原始信号 \mathbf{X} 。

图1给出了压缩感知理论的基本框图。其中 $\mathbf{A}^{\text{CS}} = \Phi\Psi^T$, 称为传感矩阵。

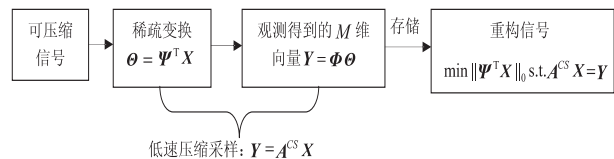


图1 压缩感知理论的基本框图

在信号的重构过程中,由于观测值 \mathbf{Y} 的维数 M 远小于信号的长度 N , 方程组 $\mathbf{Y} = \mathbf{A}^{\text{CS}} \mathbf{X}$ 是欠定方程组, 理论上无法求解。然而, 由于 $\|\Theta\|_0 = K \ll N$, Θ 是稀疏的 (其中 $\|\Theta\|_0$ 为 K -稀疏信号中非零元素的个数), 故可通过求解式(1)所示的最小 l_0 范数来解决此问题。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\Psi^T \mathbf{X}\|_0 \\ \text{s. t. } \mathbf{A}^{\text{CS}} \mathbf{X} = \Phi \Psi^T \mathbf{X} = \mathbf{Y} \end{cases} \quad (1)$$

为保证信号能被精确重构出来, Candès 和 Tao 给出并证明了约束等距性 (Restricted Isometry Property, RIP)^[13] 是存在确定解的充要条件。观测矩阵 Φ 只有

满足了 RIP 条件, 才能保证准确地重构出原始信号。

目前比较成熟的重构算法有: 匹配追踪算法 (MP)^[14]、正交匹配追踪算法 (OMP)^[15]、压缩采样匹配追踪 (Compressive Sampling Match Pursuit, CoSaMP) 算法^[16]、基追踪法 (Basis Pursuit, BP)^[17] 等。

2 KPCA 原理及其优化

2.1 KPCA 原理

针对视频图像, 文中使用 KPCA 进行图像数据的稀疏化。作为 PCA 的一种非线性推广, KPCA 能有效捕捉数据的非线性特征, 具有很强的非线性处理能力。

设 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)$ 是输入空间的数据集, 其中 $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, M$ 是 N 维向量, M 为样本个数。KPCA 通过映射函数 Φ 将 \mathbf{x}_i 映射到特征空间 H , 得到 H 中的数据集为 $\Phi(\mathbf{X}) = (\Phi(\mathbf{x}_1), \Phi(\mathbf{x}_2), \dots, \Phi(\mathbf{x}_M))$ 。为方便起见, 假设数据集 $\Phi(\mathbf{X})$ 是中心化后的, 即 $\sum_{i=1}^M \Phi(\mathbf{x}_i) = 0$, 则其协方差矩阵为:

$$\bar{\mathbf{C}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi(\mathbf{x}_i) \Phi(\mathbf{x}_i)^T \quad (2)$$

因此, 在特征空间 H 中的主成分分析即为求解 $\bar{\mathbf{C}}$ 的特征值 λ 和特征向量 ν :

$$\bar{\mathbf{C}} \nu = \lambda \nu \quad (3)$$

借助核函数技巧, 有

$$\lambda (\Phi(\mathbf{x}_k) \cdot \nu) = \Phi(\mathbf{x}_k) \cdot \bar{\mathbf{C}} \nu \quad (k = 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

根据再生核理论, 存在一组系数 $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, M)$, 使得

$$\nu = \sum_{i=1}^M \alpha_i \Phi(\mathbf{x}_i) = \Phi \cdot \alpha \quad (5)$$

其中, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M)$ 是生成或者张成系数。根据式(2) ~ (5) 得

$$\begin{aligned} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \alpha_i (\Phi(\mathbf{x}_k) \cdot \sum_{j=1}^M \Phi(\mathbf{x}_j)) (\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)) &= \\ \lambda \sum_{i=1}^M \alpha_i (\Phi(\mathbf{x}_k) \cdot \Phi(\mathbf{x}_i)), k = 1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (6)$$

定义一个 $M \times M$ 的核矩阵 $\mathbf{K}; \mathbf{K} = \Phi(\mathbf{X})^T \Phi(\mathbf{X})$, 则式(6)可以转化为:

$$M \lambda \mathbf{K} \alpha = \mathbf{K}^2 \alpha \quad (7)$$

显然满足

$$M \lambda \alpha = \mathbf{K} \alpha \quad (8)$$

最后像 PCA 那样求解式(8)便可。这样既可以引入非线性, 又能避免特征空间带来的复杂性。若数据集 $\Phi(\mathbf{X})$ 的均值不为 0, 则使用式(9)中的 $\tilde{\mathbf{K}}$ 代替式(8)中的 \mathbf{K} :

$$\tilde{K} = K - I_M K - K I_M + I_M K I_M \quad (9)$$

其中, I_M 是元素为 $1/M$ 的 $M \times M$ 维矩阵。

2.2 改进的 CA 算法

由于 KPCA 特征提取时,不同核函数的选取通常会产生不同的特征提取结果。因此,如何根据具体问题选择最优核函数,以达到较好的分类效果,是 KPCA 应用中的关键。

文化算法(Cultural Algorithm, CA),作为一种多进化过程的计算模型,在利用积累信息搜索当前空间的同时又能兼顾对未知空间的探索,是一种高性能的全局优化搜索算法。其基本框架如图 2 所示^[18]。

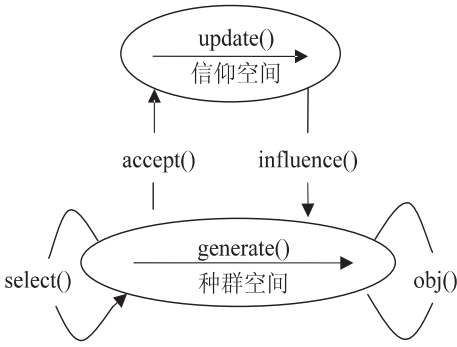


图 2 文化算法的基本框架

传统文化算法的影响函数对种群空间的指导具有一定的盲目性,使得整个算法结构失效且不易收敛。鉴于此,文中对传统文化算法中的影响函数进行改进,提出一种自适应变异算子文化算法(Adaptive Mutation Operator Cultural Algorithm, AMOCA)。该算法的影响函数能够根据当前种群空间中父体收敛情况自适应调整变异尺度从而引导下一步进化,其具体定义如式(10)所示:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t + h_t \cdot \lambda \cdot |\text{size}(I_j) \cdot N(0,1)|, & x_{i,j}^t < l_j^t \\ x_{i,j}^t - h_t \cdot \lambda \cdot |\text{size}(I_j) \cdot N(0,1)|, & x_{i,j}^t > u_j^t \\ x_{i,j}^t + h_t \cdot \lambda \cdot \text{size}(I_j) \cdot N(0,1), & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$h_t = \begin{cases} C & \text{if } l_j^t < l_j^{t-1} \text{ or } u_j^t > u_j^{t-1} \\ \frac{1}{C} & \text{if } l_j^t > l_j^{t-1} \text{ or } u_j^t < u_j^{t-1} \end{cases} \quad (10)$$

其中, λ ($0 < \lambda < 1$) 为步长制约因子,一般取较小值; C 为扩大倍数 ($C > 1$),其数值大小视具体问题而定。

文中所设计的影响函数能根据可行解的区域跨度自适应调整变异尺度。可行解区域跨度越小,选择的变异尺度就越小,反之则越大。这样在保持种群多样性的同时也有效地调节了全局搜索与局部搜索能力,使得每次的搜索步长都随个体的收敛状态而变化,进而实现进化后期的精细搜索。

2.3 AMOCA-KPCA 算法

针对核函数的优选问题,文中将 AMOCA 算法与 KPCA 有效结合起来,其具体流程如下:

Step1: $t = 0$;

Step2: 初始化种群规模、信仰空间和相关参数、允许的迭代次数或适应值限等;

Step3: 初始化设置核函数的类型、目标函数等;

Step4: 用 KPCA 提取特征,并对特征样本进行分类,计算分类正确率(目标函数值);

Step5: 更新信仰空间;

Step6: 根据父辈个体的适应值和信仰空间的知识,通过影响函数产生子代;

Step7: $t = t + 1$;

Step8: 通过锦标赛选择法从种群空间选出优秀个体;

Step9: 判断是否满足终止条件,若满足,则终止;否则,转到 Step4。

其中,终止条件为适应值误差达到设定的适应值误差限或迭代次数超过最大允许迭代次数,搜索停止,输出全局历史最优位置为所求核函数的最佳参数。

3 基于 AMOCA-KPCA 算法的视频压缩感知算法

3.1 基于 AMOCA-KPCA 算法的视频序列稀疏表示

假设一组视频序列由 I 帧 $W \times L$ 图像组成,则这组视频序列可表示为^[19]:

$$\text{squ} = f_i(x, y) \quad (11)$$

其中, $1 \leq x \leq L, 1 \leq y \leq W, 1 \leq i \leq I$ 。

将视频序列的单帧图像分成 $n \times n$ 的块,其中 n 必须满足 $n^2 = I$ (下文将做出相应解释),且假设 W, L 均是 n 的整数倍,则每帧图像可分成 WL/n^2 块。其中,第 i 帧第 t 块图像 $f_i^t(x, y)$ 所对应的向量 X_i^t 可采用行堆叠或列堆叠的方法构成,即:

$$X_i^t = (f_i^t(1,1), f_i^t(1,2), \dots, f_i^t(1,n), f_i^t(2,1), f_i^t(2,2), \dots, f_i^t(2,n), \dots, f_i^t(n,1), f_i^t(n,2), \dots, f_i^t(n,n))^T \quad (12)$$

其中,向量 X_i^t 为 $n^2 \times 1$ 维向量, $1 \leq t \leq \frac{WL}{n^2}, 1 \leq i \leq I$ 。

则对于 I 帧图像序列中的第 t 块图像来说,其所对应的向量 X^t 为:

$$X^t = (X_1^t, X_2^t, \dots, X_I^t) \quad (13)$$

其在映射的特征空间的协方差定义为:

$$C_f^t = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \tilde{\Phi}(X_i^t) \tilde{\Phi}(X_i^t)^T \quad (14)$$

定义一个 $I \times I$ 的核矩阵 $\mathbf{K}^t: \mathbf{K}^t = \Phi(X^t)^T \Phi(X^t)$, 则中心化的核矩阵 $\tilde{\mathbf{K}}^t$ 为:

$$\tilde{\mathbf{K}}^t = \tilde{\Phi}(X^t)^T \tilde{\Phi}(X^t) = \mathbf{K}^t - \mathbf{I}_I \mathbf{K}^t - \mathbf{K}^t \mathbf{I}_I + \mathbf{I}_I \mathbf{K}^t \mathbf{I}_I \quad (15)$$

根据 KPCA 原理可知, 核主成分分析即为求解式 (16) 所示的特征方程中的特征值 λ^t 和特征向量 α^t 。

$$I \lambda^t \alpha^t = \tilde{\mathbf{K}}^t \alpha^t \quad (16)$$

一般的求解方法是对核矩阵 $\tilde{\mathbf{K}}^t$ 采用特征分解法。设 $\lambda_i^t (i = 1, 2, \dots, I)$ 为式 (16) 中按递减顺序排列的核矩阵 $\tilde{\mathbf{K}}^t$ 的特征值; $\mathbf{e}_i^t = [e_{i1}^t, e_{i2}^t, \dots, e_{iI}^t]^T (i = 1, 2, \dots, I)$ 是 λ_i^t 所对应的单位正交化的特征向量, 则该图像块的 KPCA 变换矩阵 \mathbf{A}^t 为:

$$\mathbf{A}^t = \begin{bmatrix} e_{11}^t & e_{12}^t & \cdots & e_{1I}^t \\ e_{21}^t & e_{22}^t & \cdots & e_{2I}^t \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{I1}^t & e_{I2}^t & \cdots & e_{II}^t \end{bmatrix} \quad (17)$$

从而, 该图像块经 KPCA 变换后可表示为:

$$\mathbf{S}^t = (\mathbf{A}^t)^T \mathbf{X}^t \quad (18)$$

其中, 由于变换矩阵 \mathbf{A}^t 是 $I \times I$ 维, 而 \mathbf{X}^t 是 $n^2 \times n^2$ 维, 式 (18) 成立的前提是满足 $I = n^2$ 。

由于式 (17) 中变换矩阵 \mathbf{A}^t 是由特征值 $\lambda_i^t (i = 1, 2, \dots, I)$ 按递减顺序排列的相应单位正交化的特征向量组成的, 其能量主要集中在特征值大的系数中, 因此可以只选择前 k 个 ($k < I$) 特征值较大的核主分量来近似表示 \mathbf{S}^t , 从而实现对视频图像块的稀疏。

取稀疏变换矩阵 \mathbf{A}_k^t 为:

$$\mathbf{A}_k^t = \begin{bmatrix} e_{11}^t & e_{12}^t & \cdots & e_{1k}^t \\ e_{21}^t & e_{22}^t & \cdots & e_{2k}^t \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{k1}^t & e_{k2}^t & \cdots & e_{kk}^t \end{bmatrix} \quad (19)$$

则该图像块经 KPCA 特征提取后的稀疏表示形式为:

$$\mathbf{S}_k^t = (\mathbf{A}_k^t)^T \mathbf{X}^t \quad (20)$$

3.2 AMOCA-KPCA-VCS 算法的设计与实现

文中针对视频信号的压缩感知问题, 将前文提出的视频序列稀疏表示方法用到压缩感知理论中, 形成一种新的视频压缩感知算法—AMOCA-KPCA-VCS 算法。流程如下:

Step1: 将视频序列的 I 帧图像分成 $n \times n$ 的块, 并将每一图像块转换为式 (12) 所示的 $n^2 \times n^2$ 的矩阵;

Step2: 将单帧图像的每一块看作一类, 则共有 WL/n^2 类。取 I 帧图像的前 $I/2$ 帧作为测试样本, 后 $I/2$ 帧作为训练样本, 通过 AMOCA-KPCA 算法搜索出

选定核函数的最优参数, 并计算出中心化的核矩阵 $\tilde{\mathbf{K}}^t$;

Step3: 对核矩阵 $\tilde{\mathbf{K}}^t$ 进行特征值分解, 选取前 k 个最大特征值所对应的特征向量, 并单位正交化特征向量, 得到视频图像块的稀疏变换矩阵 \mathbf{A}_k^t ;

Step4: 根据式 (20) 进行 KPCA 变换, 得到视频图像块经 KPCA 变换的稀疏表示形式 \mathbf{S}_k^t ;

Step5: 选取一个 $M \times I$ 维的观测矩阵 $\Phi \in R^{M \times I}$, 根据 $\mathbf{Y}^t = \Phi \mathbf{A}_k^t \mathbf{S}_k^t$ 计算出测量矩阵 $\mathbf{Y}^t \in R^{M \times I}$ (由于受 RIP 条件的约束, 测量数目 M 与稀疏度 k 之间需要满足 $M \geq Ck \log(I/M) > k \log(I/M)$ 的关系);

Step6: 采用 OMP 算法重构出稀疏信号 $\tilde{\mathbf{S}}_k^t$;

Step7: 进行 KPCA 逆变换, 得到视频图像块经 KPCA

逆变换后的图像信息 $\tilde{\mathbf{X}}^t = \mathbf{A}_k^t \tilde{\mathbf{S}}_k^t$;

Step8: 重构出各帧图像。

4 仿真结果与性能分析

采用格式为 CIF 的标准视频序列 Foreman 的前 64 帧, 将大小为 352×288 的视频图像标准裁剪为 256×256 大小的图像, 并且只关注其亮度分量。确定仿真中分块大小为 8×8 , 采用行堆叠或列堆叠后的图像长度为 64。取高斯径向基函数为核函数, 设置 AMOCA 算法中初始种群空间 10, 最大代数 10, $\%p = 0.2, w = 1$ or 2, $\lambda = 0.3, C = 2$ 。为便于比较, 将文中算法最优核参数的搜索改用 CA-KPCA 算法实现, 形成一种基于 CA-KPCA 的视频压缩感知算法 (CA-KPCA-VCS), 并用文中算法、CA-KPCA-VCS 算法以及传统的基于小波变换的算法同时在不同的 M 值下对视频进行重构, 如表 1 所示。

表 1 视频序列重构质量比较

| M 取值 | 文中算法的 PSNR | CA-KPCA-VCS 的 PSNR | 小波变换的 PSNR |
|--------|---------------|--------------------|---------------|
| 16 | 20.612 9 | 20.579 3 | 3.661 1 |
| 24 | 21.607 3 | 21.261 2 | 5.068 7 |
| 32 | 21.822 5 | 21.494 0 | 5.416 6 |
| 40 | 22.530 3 | 22.369 5 | 5.634 2 |
| 48 | 23.315 7 | 22.824 6 | 6.366 9 |
| 56 | 23.695 1 | 23.473 7 | 7.764 5 |

从表 1 中可看出, 视频序列经文中算法处理后, 在不同的测量值下其重构质量是最好的, 而基于 CA-KPCA 的视频压缩感知算法的重构质量略微差一些, 这是由于 CA-KPCA 算法搜索最优值的性能要比 AMOCA-KPCA 算法差。然而, 两者的重构效果都要远好于小波变换后的重构效果, 这是因为前两种方法

都利用了 KPCA 变换能量集中的特性,有效地去除了视频的帧间相关性,而小波变换却无法做到,这充分证明了 KPCA 用于压缩感知理论的可行性与有效性。

为进一步验证文中算法的先进性与有效性,图 3 给出了不同测量值下三种算法重建出视频第 3-4 帧的主观效果。

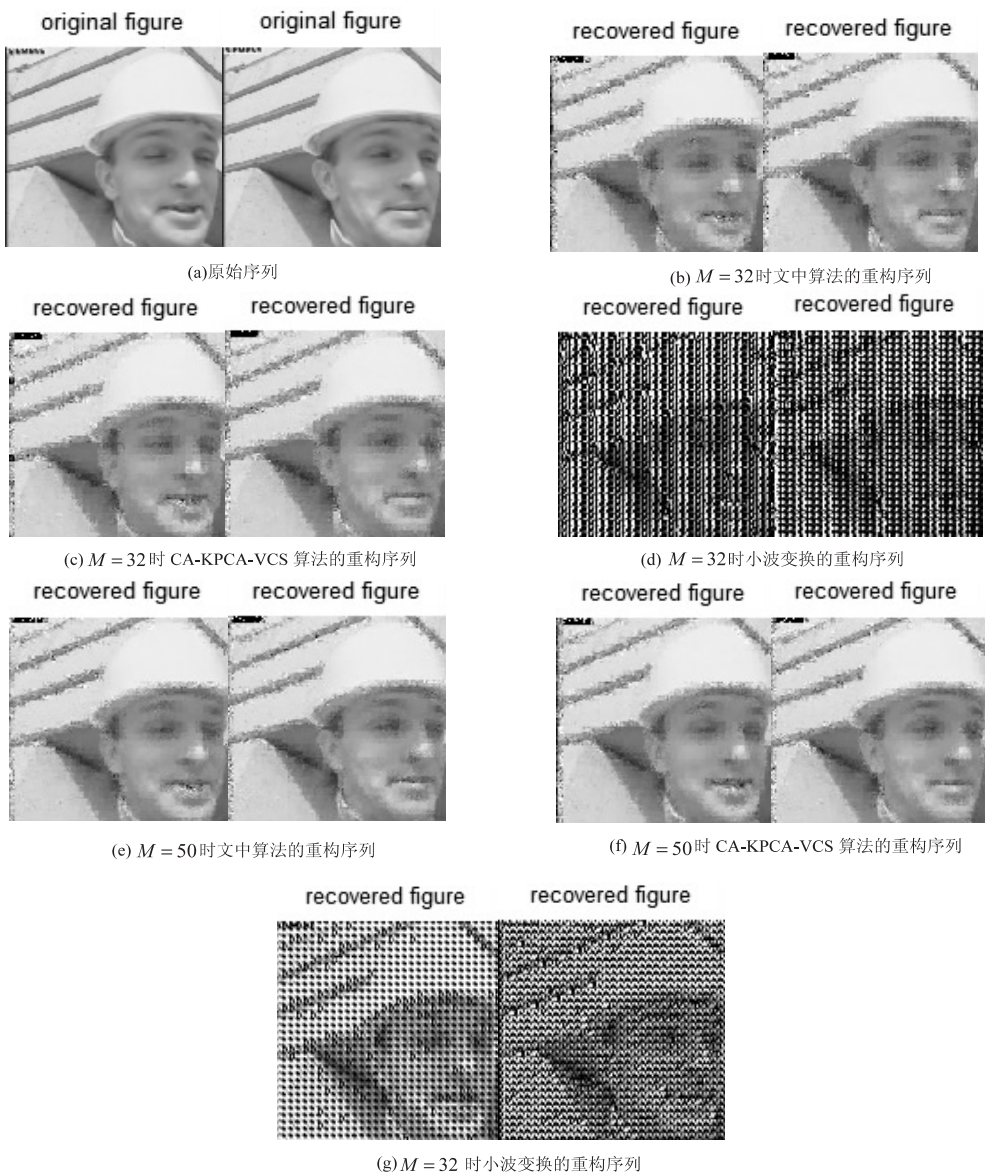


图 3 重构序列的主观对比图

由图 3 的对比可知,两种基于 KPCA 变换的算法在节约一半测量数据的情况下,依然能够获得较好的重构效果,而此时的小波变换重构效果非常差。随着测量值数目的增加,前两种算法的重构效果在逐渐变好,且文中算法的重构质量比 CA-KPCA-VCS 算法的重构效果略好些,而小波变换的重构效果仍没多大转变。在测量值较小的情况下,虽然利用 KPCA 变换的两种算法的重构效果并不十分清晰,但是已经能在一定程度上反映前景图像的变化趋势,而此时的小波变换基本满足不了重构条件。

综合以上分析,两种利用 KPCA 变换实现视频信号压缩的算法由于能够消除视频的帧间相关性,不仅在重构视频的视觉效果上优于传统的小波变换,而且

重构视频图像的峰值信噪比(PSNR)也远大于小波变换,具备更优的性能。而文中算法由于搜索精度比 CA-KPCA 算法高,更能实现核参数的优选,因此表现出最好的重构性能。同时,文中算法也是核方法与压缩感知理论结合的一次成功的尝试。

5 结束语

文中提出了 AMOCA,解决了传统文化算法影响函数对种群空间的指导具有盲目性的难题,并将其与 KPCA 结合起来训练核函数,实现 KPCA 特征提取时核参数的优选,最后基于 AMOCA-KPCA 算法实现了具有帧间相关性的视频信号的压缩。大量仿真对比实验表明,文中所提算法都具有最优的性能。

参考文献:

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(5): 1289–1306.
 - [2] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489–509.
 - [3] Candès E. Compressive sampling[C]//Proceedings of international congress of mathematicians. Zürich, Switzerland: European Mathematical Society Publishing House, 2006: 1433–1452.
 - [4] Duarte M, Davenport M, Takhar D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83–91.
 - [5] Zheng J, Jacobs E. Video compressive sensing using spatial domain sparsity[J]. Optical Engineering, 2009, 48(8): 1–10.
 - [6] Scholkopf B, Smola A, Muller K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. Neural Computation, 1998, 10(6): 1299–1319.
 - [7] Varma M, Babu B R. More generality in efficient multiple kernel learning[C]//Proceeding of 26th annual international conference on machine learning. Montreal: ACM, 2009.
 - [8] 黄海燕, 柳桂国, 顾幸生. 基于文化算法的 KPCA 特征提取方法[J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2008, 34(2): 256–260.
 - [9] Reynolds R G. An introduction to cultural algorithms[C]//Proceedings of the third annual conference on evolutionary programming. San Diego, California: [s. n.], 1994: 131–139.
 - [10] Yuan X H, Yuan Y B. Application of culture algorithm to generation scheduling of hydrothermal systems[J]. Energy Conversion and Management, 2006, 47: 2192–2201.
 - [11] Coello C A, Becerra R I. Evolutionary multi-objective optimization using a cultural algorithm[C]//Proc of 2003 IEEE swarm intelligence symposium. Indianapolis: IEEE, 2003: 6–13.
 - [12] Bin Peng. Knowledge and population swarms in cultural algorithms for dynamic environments[D]. Detroit: Wayne State University, 2005.
 - [13] Candès E, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12): 5406–5425.
 - [14] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397–3415.
 - [15] Tropp J, Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655–4666.
 - [16] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 26(3): 301–321.
 - [17] Shtok J, Elad M. Analysis of the basis pursuit via the capacity sets[J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 2008, 14(5–6): 688–711.
 - [18] Reynolds R G, Zhu Shinin. Knowledge-based function optimization using fuzzy cultural algorithms with evolutionary programming[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B: Cybernetics, 2001, 31(1): 1–18.
 - [19] Liu Sheng, Gu Mingming. K–L transform in video compressed sensing[C]//Proceeding of the 32nd Chinese control conference. Xi'an, China: IEEE, 2013: 4528–4532.
- +++++
- (上接第 100 页)
- ICC. [s. l.]: IEEE, 2012: 1292–1296.
 - [3] Kulkarni S, Agrawal P. A probabilistic approach to address TCP Incast in data center networks[C]//Proc of 31st international conference on distributed computing systems workshops. [s. l.]: IEEE, 2011: 26–33.
 - [4] 郝淑贤. 数据中心网络 TCP Incast 研究[D]. 桂林: 广西师范大学, 2013.
 - [5] Wang G, Ren Y, Dou K, et al. IDTCP: an effective approach to mitigating the TCP Incast problem in data center networks[J]. Information Systems Frontiers, 2014, 16(1): 35–44.
 - [6] Zhang P, Wang H, Cheng S. Shrinking MTU to mitigate TCP Incast throughput collapse in data center networks[C]//Proc of third international conference on communications and mobile computing. Qingdao: IEEE, 2011: 126–129.
 - [7] Tahiliani R P, Tahiliani M P, Sekaran K C. TCP Variants for data center networks: a comparative study[C]//Proc of international symposium on cloud and services computing. Mangalore: IEEE, 2012: 57–62.
 - [8] Floyd S, Jacobson V. Random early detection gateways for congestion avoidance[J]. IEEE Transactions on Networking, 1993, 1(4): 397–413.
 - [9] Yang Y, Abe H, Baba K, et al. A scalable approach to avoid Incast problem from application layer[C]//Proc of IEEE 37th annual computer software and applications conference workshops. Japan: IEEE, 2013: 713–718.
 - [10] Zhang J, Ren F, Lin C. Modeling and understanding TCP Incast in data center networks[C]//Proc of INFOCOM. Shanghai: IEEE, 2011: 1377–1385.
 - [11] 王增福. 高速串行传输关键技术的研究与设计[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
 - [12] Mukhopadhyay A, Ranjan P. Nonlinear instabilities of D2TCP-II[C]//Proc of international conference on technology, informatics, management, engineering, and environment. [s. l.]: IEEE, 2013: 99–104.
 - [13] Zhang Y, Ansari N. On mitigating TCP Incast in data center networks[C]//Proc of INFOCOM. Shanghai: IEEE, 2011: 51–55.
 - [14] Kliazovich D, Bouvry P, Khan S U. Optical interconnects for future data center networks[M]. New York: Springer, 2013.

一种基于新型KPCA算法的视频压缩感知算法

作者：[钱阳](#)，[李雷](#)，[QIAN Yang](#)，[LI Lei](#)
作者单位：[南京邮电大学 理学院, 江苏 南京, 210023](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)[ISTIC](#)
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2015(10)

引用本文格式：[钱阳](#). [李雷](#). [QIAN Yang](#). [LI Lei](#) [一种基于新型KPCA算法的视频压缩感知算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(10)