分段式低秩逼近的运动捕获数据去噪方法

彭淑娟 柳 欣 崔 振 郑 光

(华侨大学计算机科学与技术学院 厦门 361021)

摘 要 运动捕获数据去嗓旨在从含有噪声干扰的运动数据中恢复出能够较好表达原始数据特性的帧序列。针对人 体运动捕获数据在较短时间段内的帧序列常常具有相同或相似的运动行为语义的特点,提出了一种分段式低秩逼近 策略的运动捕获数据去噪方法。该方法首先将含有噪声的运动数据划分为多个连续子区间,接着利用不精确拉格朗 日乘子法(IALM)对每个分段子区间的含噪声干扰数据批矩阵进行低秩矩阵逼近和稀疏噪声误差估计,达到分段数 据去嗓目的;最后利用时序特性组合去噪后的分段低秩逼近矩阵进行整体运动捕获数据去噪恢复。仿真实验结果表 明,所提方法能够对含有任意拓扑结构的人体运动捕获数据进行去嗓,达到了很好的效果,具有一定的通用性和实用 性。

关键词 运动捕获数据去嗓,分段式低秩逼近,连续子区间,不精确拉格朗日乘子法,稀疏噪声误差 中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Segmented Low Rank Approximation Approach for Motion Capture Data Denoising

PENG Shu-juan LIU Xin CUI Zhen ZHENG Guang (College of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract The objective of motion capture data denoising aims to recover the frame sequences to better express the original data characteristics from the noise corrupted motion capture data. In general, the frame sequences within a short period of human motion capture data always reflect the same or similar motion semantic behavior. To this effect, this paper presented a Segmented Low Rank Approximation (SLRA) approach for motion capture data denoising. The proposed approach first divides the noise corrupted motion sequence into several continuous subintervals. Then, the inexact augmented lagrange multiplier method (IALM) is employed to decompose each subinterval batch matrix in terms of the low rank matrix approximation and sparse noise error estimation. Accordingly, the noise corrupted information within each frame subinterval can be removed. Finally, all the approximated low rank matrixes corresponding to the segmented subintervals are sequentially combined to represent the whole recovered sequence from the noise corrupted motion data. The simulation experimental results show that the proposed approach is able to well perform denoising of the human motion capture data with arbitrary topologies. The satisfactory performance demonstrates its universality and practicality. **Keywords** Motion capture data denoising, Segmented low rank matrix approximation, Continuous subinterval, Inexact augmented lagrange multiplier, Sparse noise error

1 引官

运动捕获(Mocap)是一种获取真实运动行为数据的有效 方法,指通过传感设备记录运动物体在三维空间中的连续运 动轨迹,并将其转化为含有特定语义的抽象运动数据,以广泛 用于驱动虚拟物体或者人进行运动仿真和模拟。由于外界环 境的复杂性和实际传感器采集设备自身因素的影响,运动捕 获数据的获取、转换与传输等过程中,常常不可避免地伴随着 一些随机、离散或孤立的数据干扰,即运动噪声。在此影响 下,对含有噪声干扰的运动数据直接分析会影响后续运动行 为语义的特性描述、运动分割、编辑、检索、仿真和合成等实际 应用。为抑制噪声影响,突出捕获数据的真实语义特性,达到 提高数据的平滑和锐化度的目的,需要进行运动去噪以改善 捕获数据的质量。同时,在抑制噪声过程中,运动去噪需最大 限度地保护运动捕获数据的细节信息,以得到原始真实数据 的最优逼近,使得去噪后的运动数据尽可能较为精准和完整 地体现原始个体实际运动。

近年来,如何有效地进行运动捕获数据去噪,吸引了众多 研究人员的广泛关注。为了从含有噪声干扰的原始运动捕获 数据中恢复真实数据,以降低噪声的影响,国内外的学者提出 了不同的处理方法。比较传统的技术手段主要采取基于滤波 策略的去噪方法,其主要有3类:第一类是基于线性非时变滤

到稿日期:2013-03-30 返修日期:2013-07-21 本文受国家自然科学基金项目(61202298,61202297),中央高校基本科研业务费项目(JB-ZR1218), **闽**港合作项目(MG200906)资助。

彭淑娟(1982一),女,博士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为人体动画、图形处理,E-mail:pshujuan@hqu.edu.cn;柳 欣(1982一),男,博士,讲师,主要研究方向为计算机视觉;崔 振(1981一),男,讲师,主要研究方向为模式识别;郑 光(1979一),男,博士,讲师,主要研究方向为图像处理。

波器技术,其典型的代表包括采用低通滤波器(Low Pass Filter,LPF)和过滤掩膜(Filter Mask,FM)的方法。低通滤波器 去噪技术目前已应用于商业动作捕获包中,如 Vicon Blade 运 动捕获系统。过滤掩膜最早由 CMU 的 J. Lee 等学者[1]引入 到运动数据去噪中,他们提出了一个线性非时变滤波框架,该 框架的主要思路是首先通过将原始方位数据转换到一个相似 的向量空间中,并利用过滤掩膜技术进行向量平滑转换,最后 将转换后的结果传回方位空间中,从而降低原始数据的锐化 度,以达到去除噪声干扰的目的。第二类是基于卡尔曼滤波 器(Kalman Filter, KF)技术,其主要思想是对含有噪声的运 动数据进行顺序过滤。例如,H.J. Shin 等学者^[2]采用卡尔曼 滤波器进行实时人体角色运动去噪。此外,S. Tak 等学者[3] 将运动数据的编辑恢复视为约束状态估计问题,并提出了一 种基于无轨迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF) 方法进行运动数据去噪。此方法通过建立帧序列的卡尔曼滤 波框架以及对滤波器参数进行适当的调整,使得运动数据序 列在物理结构约束上具有合理转换性。第三类是基于时空滤 波器的去噪技术。鉴于运动捕获数据在时序上具有连续性以 及个体关节点之间存在空间拓扑结构的约束, H. Lou 等学 者^[4]通过样本(Example-based)示例学习构建一系列时空滤 波器(Spatial-Temporal Filter,STF)进行人体运动数据去噪。 该方法首先构造了一个非线性去噪过程中运动优化框架,接 着采用多通道奇异谱分析(Multi-channel Singular Spectrum Analysis, M-SSA)进行目标函数优化, 以得到运动的最佳过 滤。该去噪技术不仅能有效保持原始运动捕获数据的时空模 式,也权衡了基准重构误差和观测似然度,取得了较好的效 果。此外,其它滤波方法包括利用局部时域滤波对运动轨迹 标记点分时段^[5]去噪、采用多尺度分解和B样条小波滤波函 数去处噪[6]等。

在人体运动捕获数据中,由于运动关节点之间存在高度 关联的时空特性和物理几何约束,其捕获到的运动数据整体 呈现出非线性特点。针对此类数据去噪,传统的滤波去噪技 术(如高斯低通滤波和卡尔曼滤波^[3])通常将关节点的多个自 由度分开来处理,而没有考虑其节点之间的空间拓扑结构和 几何约束特性,从而会导致去噪后的数据节点之间出现不协 调或不自然现象。针对此情况, T. Tangkuampien 等学者[7] 采取一种基于核空间中的非线性主成分(Kernel PCA)滤波 方法,并结合贪婪算法(Greedy algorithm)进行人体捕获数据 去噪,取得了较好的效果。然而,此种方法需预先搜集一定量 的训练示例(Training exemplars)样本进行先验信息学习。 近年来,作为一种有效的数据去噪恢复工具,压缩感知理论[8] 在信号处理和计算机视觉等方面得到了有效的应用。利用压 缩感知理论进行去噪的前提是将待处理的数据视为是可压缩 或可稀疏表示的,其核心是通过求解数据逼近中的凸优化问 题来精确地进行数据恢复。Cande 等学者^[9]展示了基于压缩 感知的矩阵恢复方法在背景建模和人脸图像处理等问题中的 有效应用。据文献查证,目前将稀疏表示和矩阵重建应用于 人体运动数据去噪方面的研究还有所欠缺。近期较具代表性 的研究工作为 R. Y. Q. Lai 等学者^[10] 对运动关节点的优先级 进行排序,并基于矩阵恢复中的奇异值阈值(Singular Value Thresholding,SVT)方法对人体运动捕获数据进行重构和去 噪,取得了不错的效果。

本文在压缩感知理论和稀疏约束的框架下,提出了一种 分段式低秩逼近(Segmented Low Rank Approximation, SL-RA)的运动捕获数据去噪方法。该方法首先将含有噪声的运 动数据划分为多个连续子区间,接着利用不精确拉格朗日乘 子法(Inexact Augmented Lagrange Multiplier, IALM)将每个 分段子区间的含噪声干扰数据批矩阵进行低秩矩阵逼近和稀 疏噪声误差估计,从而达到分段数据去噪的效果。最后,利用 序列划分的时序特性组合去噪后的分段低秩逼近矩阵,进行 整体运动捕获数据去噪,以达到长序列数据恢复的目的。

2 噪声形式和去噪模型

由于运动捕获场地的噪声干扰、传感器采集设备的延迟、 传输信道的中断以及人为误操作等因素的影响,运动捕获数 据中常常会出现噪声点,其分布是孤立、随机、离散和局部的, 并且大小具有任意性。当运动捕获节点数据中存在噪声干扰 时,直接采用噪声节点代替原需标定的关节点,会破坏原有骨 架的关节点之间内在的物理约束特性。在原有的骨架形状结 构被噪声影响的情况下,一些关键帧的部分关节点会出现局 部几何空间位置的极度不平衡现象(如图1中下层红色圈标 注的部位)。这种情况必定会导致运动行为语义的模糊和歧 义。如何有效剔除噪声、恢复出能够较好表达原始数据特性 的帧序列至关重要。



图 1 原始帧序列(上层)和噪声干扰后的帧序列(下层)

运动捕获数据长序列中常常包含多种不同类型的动作序 列,如"走,坐,蹲,跑"等,其整体序列中的不同行为语义片段 之间可能并不存在必然的内在联系。一般情况下,运动捕获 设备能够在短时间内捕获大量连续的动作帧,这些短时间区 域内的帧序列间运动姿态非常相似,并常常反映相同或相似 的运动行为语义特性。鉴于此,我们可以假定由这些原始运 动帧序列所排列而成的数据批矩阵在较短时间段内是低秩 的,进而用低秩矩阵逼近方法去除选择片段内的帧序列噪声 问题,其基本思想是将含噪声运动捕获数据批矩阵 $D \in \mathcal{R}^{n \times n}$ 分解成一个低秩矩阵A(Low rank matrix)和一个稀疏噪声矩 阵 E(Sparse noise matrix)的组合:

$$\min \operatorname{rank}(A) + \lambda \parallel E \parallel_{0}$$
subject to $A + E = D$
(1)

式中,目标函数为矩阵 A 的秩以及稀疏噪声矩阵 E 的零范数 (即矩阵 E 中非零元素的个数),λ 表明噪声所占的权重并用 于平衡稀疏性与低秩性。此优化问题是一个 NP-Hard 问题, 求解需要对上述优化问题的目标函数进行松弛。由于矩阵的 核范数是矩阵秩的包络,矩阵的 0 范数与 Δ 范数在一定条件 下可以互为等价。因此,上述模型去噪方案可以松驰到如下 凸优化问题,即通过最小化 Δ 范数与核范数 ||•||,的线性 组合来分解矩阵:

 $\min \|A\|_* + \lambda \|E\|_1$

subject to A + E = D

因此,在不具有任何原始捕获数据和噪声的先验信息情况下,将利用观测到的含噪声干扰捕获数据 D 精确恢复其低 秩组分A 和稀疏噪声组分E 的关键方法转化为寻找有效的 凸优化算法来求解上述问题(见式(2))。短时间区域内的去 噪问题,可以用低秩矩阵逼近方法恢复含有噪声干扰的原始 数据。依此特性,如图 2 所示,则整体序列的去噪问题可以表 示为分段式去噪模型的时序组合。

含有噪声干扰的运动捕获数据长序列片断



图 2 分段式低秩逼近的运动捕获数据去噪技术框架图

3 分段式低秩逼近去噪

3.1 非精确增广拉格朗日乘子法 (IALM)

针对上述低秩逼近去噪模型中的凸优化问题,通常可以 利用增广拉格朗日乘子法(ALM)进行求解。其基本思想是 首先构造增广拉格朗日乘子函数,具体如下:

 $L(A, E, Y, \mu) = ||A||_{*} + \lambda ||E||_{1} + \langle Y, D - A - E \rangle +$

$$\frac{\mu}{2} \| D - A - E \|_{F}^{2}$$
(3)

式中, $Y \in R^{m \times n}$ 为式(2)中的线性约束乘子, $\mu > 0$ 为惩罚系数, (•)表示内积, $\| \cdot \|_{F}$ 表示 Frobenius 范数。

传统的增广拉格朗日乘子法将式(3)作为一般的最小化 问题求解,需对 A 和 E 同时最小化。由于目标函数与约束条 件具有可分离结构的良好特性,可以采用交替方向法进行估 计,迭代计算并依次最小化 A 和 E,直到满足终止条件为止。 若 E=Ei+1,更新 A 时:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{k+1}^{i+1} &= \arg\min_{A} \|A\|_{*} + \frac{\mu}{2} \|D - A - E_{k+1}^{i} + \mu_{k}^{-1} Y_{k}\|_{F}^{2} \\ &= \mathcal{D}_{\mu^{-1}} (D - E_{k+1}^{i} + \mu_{k}^{-1} Y_{k}) \end{aligned}$$
(4)

更新 E 时:

A

$$E_{k+1}^{\pm 1} = \arg \min_{E} \|E\|_{1} + \frac{\mu}{2} \|D - A_{k+1}^{\pm 1} - E + \mu_{k}^{-1}Y_{k}\|_{F}^{2}$$

$$=\mathscr{G}_{\lambda/\mu_{k}}(D-A_{k+1}^{i+1}+\mu_{k}^{-1}Y_{k})$$
(5)

其中,
$$\mathfrak{D}_{r}(X)$$
 := $US_{r}(\Sigma)V^{T}, X=U\Sigma V^{T}, S_{r}$ 为收缩算子:

$$S_{r}(x) = \begin{cases} x - \tau, & \text{if } x > \tau \\ x + \tau, & \text{if } x < -\tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(6)

在 ALM 方法求解过程中,每一步并不需要求解出子问题的精确解,只需要更新 A 与 E 各一次得到子问题的一个近 似解,已足以使算法最终收敛到原问题的最优解。为了平衡 迭代次数和运行时间,我们利用非精确增广拉格朗日乘子法 (IALM)对上述问题进行求解,它不需要求得minL(A,E,Y_k, _{A,E})的精确解,具体算法流程如表 1 所列。 表1 非精确增广拉格朗日乘子算法

1. 初始化 Y₀, E₀=0, k=0 2. while not converged do 3. (U, Σ , V)=svd(D-E_k+ μ_k^{-1} Y_k) 4. A_{k+1}=U β/μ_k [Σ]VT 5. E_{k+1}= β/μ_k (D-A_{k+1}+ μ_k^{-1} Y_k) 6. Y_{k+1}=Y_k+ μ_k (D-A_{k+1}-E_{k+1}) 7. 更新 μ_k , k=k+1

8. end while

3.2 方法描述

(2)

综合上述分析,为去除整体运动捕获数据中的噪声干扰, 本文提出的分段式低秩逼近的去噪方法描述如下:

 1)将含有 M 帧运动捕获数据序列连续划分为 p 段;每段 含有帧数 m₁,m₂,…,m_p;

2)针对每个分段 i 区间序列帧(i=1,2,...,p),将含有噪 声的运动数据特征向量依次堆叠为运动捕获数据批向量,形 成 p 段批矩阵: $D_1, D_2, ..., D_p$;

3)利用不精确拉格朗日乘子法(IALM),对每一分段批 矩阵 $D_i(i=1,2,...,p)$ 进行低秩逼近,将其分解成一个逼近 原始运动数据的低秩矩阵 $A_i(i=1,2,...,p)$ 和一个稀疏噪声 矩阵 $E_i(i=1,2,...,p)$ 的组合;

4)将所有低秩逼近去噪后的批矩阵按照时序特性串联组 $G[A_1, A_2, \dots, A_p]$,进行整体数据序列去噪。

4 仿真实验

4.1 仿真数据

模拟仿真实验采用卡麦基-梅隆大学(CMU)^[11]提供的人体骨架模型和人体运动数据捕获,该数据库中人体骨架模型 总共包括 31 个关节点,其捕获序列的采样频率是 120 帧/秒。 各关节点采用树形结构组织,其中臀为 ROOT 根节点,|J|表 示关节点的集合,用数学可描述为|J|=31。由于每个关节 点在实际物理三维空间中有相应的坐标,则每帧数据三维空 间属性维度为:*n*=|J| * 3=93。鉴于噪声的干扰往往只存 在某些帧序列当中的部分关节点,我们采取以下方案添加噪 声:

1) 给定 $m \times n(m$ 分别表示帧数, n 维度为 93) 的运动捕获 数据批矩阵 $X_{m \times n}$, 随机产生 ϵ 均值、 σ 方差的高斯噪音 $G_{p \times n}$ (ϵ, σ) (p 为含有噪声干扰的帧数);

2)构建一个在[0,1]区间的的标准均匀分布 $\Gamma_{p\times n}(0,1);$

3)在 m 帧原始数据 X_{m×n}中,随机选取 p 帧序列 X_{p×n},生成如下含有噪声干扰人体运动捕获数据的形式:

$$\stackrel{^{n}}{X_{p \times n}} = X_{p \times n} + G_{p \times n}(\varepsilon, \sigma) \cdot (1 - ((\Gamma_{p \times n}(0, 1) - 0, 5) > 0))$$
(7)

4)合并X_{p×n}与剩余(m-p)帧序列,并按原始时序顺序构成整体含有部分噪声干扰的运动捕获数据。

4.2 本文方法的去噪效果

本文选取 3 组具有不同运动语义、不同复杂程度以及不 同长度的人体运动序列,其中帧序列的运动表现形式具有任 意形变特性。实验过程中采取 4.1 节中的噪声添加方案,参 数 λ 采取文献[9]中的建议取值 $\lambda = 1/\sqrt{\max(m,n)}$,噪音参 数设置为 $\epsilon = 1$ 、 $\sigma = 1.2$,序列分段方式采取平均划分原则,具 体数据描述和去噪效果分析如下:

Exp1 对 Seq1 中的 1200 帧运动捕获数据进行去噪(来 源于 CMU^[11],编号为 14_46 的前 1200 帧),其运动语义为

"行走、坐下、站立姿势"。实验中,随机选取 p=400 帧为噪声 干扰帧,划分为 k=6 个子区间,每一分段区间为 200 帧。图 3 为本文方法对 Seq1 序列中第 6、101、241、475、705、969、1190 帧(从左至右)序列的去噪前后效果对比,其中最上层为原始 运动捕获数据帧,中间红色框层为受到噪声干扰后的人体骨 架的形变帧,下层为采用本文去噪方法后的帧序列恢复效果 (下同)。



图 3 上和下层分别为 Seql 原始帧和对应的噪声帧,下层为本文 方法对 Seql 去噪后的结果

Exp2 对 Seq2 中的 2000 帧运动捕获数据进行去噪(来 源于 CMU^[11],编号为 13_27 的前 2000 帧),其运动语义为 "双手指挥、挥手、指向",此序列较 Exp1 运动复杂程度高。 实验中,随机选取 *p*=700 帧为噪声干扰帧,划分为 *k*=5 个子 区间,每一分段区间为 400 帧。图 4 为本文方法对 Seq2 序列 中第 6、258、617、947、1276、1530、1806、1996 帧(从左至右)序 列的去嗓前后效果对比。



图 4 上和下层分别为 Seq2 原始帧和对应的噪声帧,下层为本文 方法对 Seq2 去噪后的结果

Exp3 对 Seq3 中的 2800 帧运动捕获数据进行去噪(来 源于 CMU^[11],编号为 14_06 的前 2800 帧),其运动语义为 "跳动摆臂、慢跑、蹲坐、转体运动"。实验中,随机选取 p=900 帧为噪声干扰帧,划分为 k=7 个子区间,每一分段区间 为 400 帧。图 5 为本文方法对 Seq3 序列中第 1、400、800、 1200、1608、2020、2470、2799 帧(从左至右)序列的去噪前后 效果对比。



图 5 上和下层分别为 Seq3 原始帧和对应的噪声帧,下层为本文 方法对 Seq3 去噪后的结果

图 3-图 5 分别展示了本文方法对序列 Seq1- Seq3 的 去噪效果,其中,上层为加噪前的序列,中间层为噪声干扰帧 序列,下层为去噪后恢复结果。从实验图中可以看出,利用本 文方能够有效去除噪声带来的骨架节点的不规则形变,而且 得到的去噪序列(下层)与未被噪声干扰的序列(上层)在视觉 上没有明显的差异。同时,对含有任意运动形变结构的人体 数据帧,本文方法能较好地去除噪声对运动序列的影响,达到 较为精准的重现运动捕获数据真实运动的目的。

4.3 对比实验结果和分析

传统的滤波去噪技术由于通常将关节点的多个自由度分 开处理,而没有考虑关节点之间的空间物理约束,因此常常会 导致去噪后的数据节点之间出现不协调或不自然现象。同 时,基于滤波的去噪技术一般需要捕获数据的先验信息,如角 度偏移程度及限定区间等信息。此外,在构造有效的滤波器 时^[4],通常需要预先收集一定的捕获数据集进行训练(training),以得到最优参数进行后续滤波去噪。本文涉及的去噪 模型没有预先定义与运动目标有关的训练集;同时,在不含任 何有关原始捕获数据和噪声的先验信息情况下进行。因此, 在相同实验设置条件下,本文提出的方法难以与基于先验信 息或基于训练示例的滤波器方法进行比较。

为验证本文方法去除噪声的有效性,实验中将本文提出 的分段式低秩逼近方法(SLRA)与奇异值阈值(Singular Value Thresholding,SVT)^[10]、传统的奇异值分解方法(Traditional Singular Value Decomposition,TSVD)^[10]、鲁棒主成分 分析法(Robust PCA,RPCA)^[9]进行对比分析。其中,利用 TSVD方法去噪时,取前10个较大的本征值。

为定量比较不同方法的去噪效能,本文采取序列重构误 差 FD(Frobenius Distance)衡量原始捕获运动数据和去噪恢 复数据之间的差异性度量,其定义如下:

$$FD = \frac{\|A_{m \times n} - X_{m \times n}^*\|_F}{\sqrt{m \times n}}$$
(8)

式中, $\| \cdot \|_F$ 表示 Frobenius 范数, $A_{m \times n}$ 为去噪重构后的数 据矩阵, $X_{m \times n}^*$ 为原始捕获数据批矩阵, m 为序列总帧数, n 为 运动捕获数据的三维空间属性维度。

实验中,TSVD、SVT 和 RPCA 方法均能在一定程度上 去除捕获数据中的噪声干扰。从表 2 可以看出,对于 Seq1、 Seq2、Seq3,上述3种方法的重构误差都分别高于0.25、0.39、 0.46。主要原因在于 TSVD 在去除噪声奇异值时,难以确定 最佳数目的本征向量进行矩阵恢复;SVT 和 RPCA 方法在一 定程度上能够去除部分噪声干扰,但此方法作用在整体序列 上只考虑了较大偏差的噪声,对低幅噪声的处理效果并不明 显,以致于数据恢复的准确度有所欠缺。相比之下,本文提出 的 SLRA 方法对上述 3 组实验数据的重构误差率约为 0.10、 0.18、0.25,均低于 TSVD、SVT 和 RPCA 方法得到的结果。 同时,由于一段人体运动帧序列中包含多个不同运动语义的 子片段,而子片段间运动特征具有较大差异,倘若假定整体序 列具有内在运动联系并进行噪声去除,会较大程度地影响部 分没有被噪声干扰的序列,从而导致去噪结果不准确。基于 此,本文方法采取分段式去噪方法来降低整体序列中复杂语 义片段之间的关联度,并减少不同语义片段相互干扰。针对 分段子区间中的帧序列,通过低秩逼近方法和稀疏误差估计 能够较好地去除噪声干扰,得到了较好的数据恢复效果。与 TSVD、SVT 和 RPCA 方法相比较,本文方法能够更准确去 除稀疏噪声对原始捕获数据的形变影响,具有较低的重构误 差率,去噪后的数据更逼近于原始数据。

表 2 不同方法去噪的重构误差 FD

方法	Seq1	Seq2	Seq3		
OUR	0. 1031	0.1785	0.2455		
TSVD	0.2574	0.4578	0.4623		
SVT	0.2673	0.4126	0.4986		
RPCA	0.2768	0.3972	0. 5238		

同时,实验中运用本文提出的 SLRA 方法对不同分段数 分别进行测试(子区间帧数 200)。表 3 列出了段数取不同数 值时分别对 Seq1、Seq2 和 Seq3 序列去噪的重构误差 FD。从 表 3 的 4 组分段对比数据可以看出:对 Seq1 序列,当分段数 从2增加到4时,其FD值从0.22降低至0.10;对Seq2序 列,当分段数从 2 增加到 10 时,其 FD 值从 0.34 降低至 0.11;对 Seq3,当分段数从 2 增加到 14 时,其 FD 值从 0.38 降低至 0.10。其重构误差对比显示,本文方法对不同分段数 的重构误差均在 0.4 以内,且对于同一长度的运动片段序列, 分段区间越细致,其重构误差越小。主要原因在于原始捕获 数据对应的三维空间属性维度较大,随着分段区间帧数的减 少,帧序列之间的相互影响机率也会降低。实验结果表明:对 序列进行有效分段划分,能够降低长序列帧之间的相互干扰, 从而达到较好的去噪效果。针对不同运动语义、不同复杂程 度和不同长度的人体运动序列,根据实际需要,可以通过调节 分段参数的取值来设置不同的分段数,得到不同的重构误差 精度。

表 3 本文方法针对不同分段数去噪的重构误差 FD

Seq1			Seq2		Seq3			
段帧数	段数	FD	段帧数	段数	FD	段帧数	段数	FD
200	6	0.1031	200	10	0.1127	200	14	0,1026
300	4	0.1219	400	5	0.1785	400	7	0, 2456
400	3	0.1526	500	4	0.2556	700	4	0.2519
600	2	0.2213	1000	2	0.3492	1400	2	0, 3862

从以上对比实验可以看出,由于人体运动捕获数据在较 短区间内各帧间的运动姿态非常相似,当部分帧序列中的某 些关节点被噪声干扰后,本文提出的分段策略能够降低长序 列帧之间的相互影响,其采取的分段低秩逼近方法可以有效 去除噪声影响,达到恢复原始捕获数据真实运动序列的目的。 综上所述,本文提出的分段式低秩逼近方法是有效的。

结束语 针对人体运动数据在较短时间段内的帧序列存 在一定的内在联系并常常反映相同或相似运动行为语义的特 性,本文提出了一种分段式低秩逼近的运动捕获数据去噪方 法。该方法将原始运动长序列划分为多个连续子区间,并对 每个分段子区间采用低秩逼近方法,进行分段数据恢复;最后 依据分段时序划分次序对分段区间低秩逼近恢复数据进行组 合,达到整体运动捕获数据去嗓目的。实验结果表明了本文 方法能够对任意形变人体运动捕获数据去嗓,具有较好的效 果。总体来讲,低秩逼近策略和稀疏误差估计在人体运动捕 获数据去嗓中的研究不多,目前现有的方法还处于初步研究 探索阶段。在后续研究工作中,我们拟使用无监督学习方法 对运动捕获数据长序列的实现自动划分,以达到最佳分段低 秩逼近去嗓的目的。此外,针对同时含有嗓声干扰和属性缺 失的人体运动数据恢复重构,拟研究紧致性的运动序列稀疏 表达方法,来提高数据去嗓和恢复的鲁棒性。

参考文献

- [1] Lee J, Shin S Y. General construction of time-domain filters for orientation data [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2002, 8(2):119-128
- [2] Shin H J,Lee J,Shin S Y, et al. Computer puppetry: an importance-based approach [J]. ACM Transactions on Graphics, 2001,20(2):67-94
- [3] Tak S, Ko H S. A physically-based motion retargeting filter [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(1):98-117
- Lou H, Chai J. Example-based human motion denoising [J].
 IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2010,16(5):870-879
- [5] Park S I, Hodgins J K. Capturing and animating skin deformation in human motion [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006,25(3):881-889
- [6] Hsieh C C, Kuo P L. An impulsive noise reduction agent for rigid body motion data using B-spline wavelets [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3):1733-1741
- [7] Tangkuampien T, Suter D. Human motion de-noising via greedy kernel principal component analysis filtering [C] // Proc. 18th IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2006; 457-460
- [8] Donoho, Candes, Tao T. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306
- [9] Candes E J, Li X, Ma Y, et al. Robust principal component analysis? [J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3); 1-31
- [10] Lai R Y Q, Yuen P C, Lee K K W. Motion capture data completion and denoising by singular value thresholding [C] // Proc. Eurographics Association, 2011:45-48
- [11] CMU Graphics Lab Motion Capture Database [OL]. http:// mocap. cs. cmu. edu/