

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 **3**
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 3 月 第 18 卷 第 3 期(总第 203 期)

目 次

图像处理和编码

沿边局部灰度差分椒盐噪声滤波 孔勇奇,潘志庚(249)

图像分析和识别

核稀疏保留投影及在步态识别中的应用 王科俊,阎涛,吕卓纹,唐墨(257)

局部 Gist 特征匹配核的场景分类 杨昭,高隼,谢昭,吴克伟(264)

图像理解和计算机视觉

条件随机场模型的场景描述 赵龙,郭立,谢锦生(271)

基于 L_1 与空间点分类的 3 维场景重建 李静,杨宜民,付根平,陈建平(277)

稀疏表示的 Lucas-Kanade 目标跟踪 徐如意,陈靛影(283)

医学图像处理

管状特性和主动轮廓的 3 维血管自动提取 尚岩峰,汪辉,汪宁,陈杰,姚丽萍,孙琨(290)

“第 17 届 CAD&CG 学术会议”专栏

多步攻击的规则树检测及可视化 胡亮,赵剑明,解男男,努尔布力(299)

显著性边缘引导下的图像抽象化 王勋,李红,刘春晓,严彩萍(305)

稀疏表达的运动数据压缩 齐天,肖俊,庄越挺(311)

基于语义的用户关注度计算 陈蕾英,陈佳舟,潘斌,彭群生(318)

九宫格空间框架的图书图像检索 李宗民,唐志辉(325)

光学相干层析视网膜体数据的 3 维分割 樊鲁杰,孙延奎,张田,田小林(330)

混合软影绘制算法 刘浏,周炜,李华(336)

基于场的人群运动仿真 赵欣欣,张勇,孔德慧,尹宝才(344)

利用大位移视图的自动可信图像修补 刘春晓,金剑秋,彭群生(351)

第八届国际数字地球会议征稿通知 (358)

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 3 March 2013

Contents

Image Processing and Coding

Salt and pepper noise filtering algorithm based on local border gray-scale differences Kong Yongqi, Pan Zhigeng(249)

Image Analysis and Recognition

Kernel sparsity preserving projections and its application to gait recognition Wang Kejun, Yan Tao, Lv Zhuowen, Tang Mo(257)

Scene categorization of local Gist feature match kernel Yang Zhao, Gao Jun, Xie Zhao, Wu Kewei(264)

Image Understanding and Computer Vision

Scene description based on the conditional random fields model Zhao Long, Guo Li, Xie Jinsheng(271)

Three dimensional scene reconstruction based on L_1 and scene point classification
..... Li Jing, Yang Yimin, Fu Genping Chen Jianping(277)

Lucas-Kanade tracking based on sparse representation Xu Ruyi, Chen Jingying(283)

Medical Image Processing

Three dimensional vessel extraction model based on tubular characters and active contour model
..... Shang Yanfeng, Wang Hui, Wang Ning, Chen Jie, Yao Liping, Sun Kun(290)

Issum of the CAD&CG'2012

Multi-step attacks detected by rules tree and visualization Hu Liang, Zhao Jianming, Xie Nannan, Nurbol(299)

Salient edge guided image abstraction optimization Wang Xun, Li Hong, Liu Chunxiao, Yan Caiping(305)

Motion data compression using sparse representation Qi Tian, Xiao Jun, Zhuang Yueting(311)

Semantic-based user interests computation Chen Leiying, Chen Jiazhou, Pan Bin, Peng Qunsheng(318)

Books image retrieval based on grid space frame Li Zongmin, Tang Zhihui(325)

Three dimensional segmentation to detect retinal boundary surfaces from OCT volume data
..... Fan Lujie, Sun Yankui, Zhang Tian, Tian Xiaolin(330)

Hybrid soft shadow rendering method Liu Liu, Zhou Wei, Li Hua(336)

Field-based crowd simulation Zhao Xinxin, Zhang Yong, Kong Dehui, Yin Baocai(344)

Automatic and accurate image completion from a large displacement view Liu Chunxiao, Jin Jianqiu, Peng Qunsheng(351)

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)03-0311-07

论文引用格式: 齐天, 肖俊, 庄越挺. 稀疏表达的运动数据压缩[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(3): 311-317.

稀疏表达的运动数据压缩

齐天, 肖俊, 庄越挺

浙江大学计算机学院, 杭州 310027

摘要: 随着运动数据越来越多地被应用于动画制作和科研领域, 高效的运动数据压缩技术也逐渐成为一个热门的研究课题。基于稀疏表达提出一种新的运动数据有损压缩方法。首先对输入的运动数据进行分析生成稀疏表达字典; 然后基于稀疏表达字典对运动数据中的每一帧进行稀疏线性表达; 最后用 K-SVD 算法对字典和稀疏表示进行迭代优化。实验结果表明, 本文方法可以达到较高的压缩比(50 倍左右), 同时保持原始运动数据的完整性, 还原后可控制重建误差在肉眼不易分辨的范围内(平均 RMS 误差 2.0 以下), 并且本文方法特别适用于对较短运动数据的压缩。

关键词: 运动数据压缩; 稀疏表达; 字典; 压缩比; 重建误差

Motion data compression using sparse representation

Qi Tian, Xiao Jun, Zhuang Yueting

College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

Abstract: As motion capture data is widely used nowadays, the compression of motion data becomes more and more important. In this paper, a sparse representation based approach is proposed for efficient compression of human motion data. A new algorithm is designed to extract the dictionary from an input motion clip automatically. Each frame of a motion clip can be represented by a sparse linear combination of the dictionary vectors. The experimental results show that our method can get a high compression ratio (about 50 times) for general short motion data, with a limited reconstruction error, which is hard to visually distinguish (ARMS error less than 2.0).

Key words: motion data compression; sparse representation; dictionary; compression ratio; overall error

0 引言

近年来, 运动数据已在很多领域有着深入广泛的应用, 例如 3D 游戏、数字电影和运动仿真等。在运动数据采集, 为了保证运动细节的完整, 往往使用非常高的采样率(大部分运动数据的帧率高于 100 帧/s), 从存储的角度来看数据的冗余性较大。

出于节省存储空间的考虑, 减小帧与帧之间数据的重复性成为一个十分有意义的科研问题。

一段运动数据序列, 其长度一般从几秒钟到几分钟不等, 所占的磁盘空间不超过 10 MB, 这种较短时长的运动数据无论在科研还是生产应用中都是使用频率最高的。然而目前为止, 大部分已知的运动数据压缩方法均面向于较长序列的运动数据, 通过在完备数据库中进行检索达到压缩目的^[1-2], 而对于

收稿日期: 2012-08-30; 修回日期: 2012-12-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(60903134); 国家高技术研究发展计划(863)基金项目(2002AA011502); 国家科技支撑计划基金项目(2013BAH59F00)

第一作者简介: 齐天(1988—), 男, 浙江大学计算机应用专业在读博士研究生, 主要研究方向为计算机动画与数字娱乐。E-mail: qteat@zju.edu.cn

通讯作者: 肖俊, E-mail: junx@zju.edu.cn

短时长的运动数据往往效果不佳。在这些压缩方法中,一般需要假定数据库中的所有运动数据均不被增加或更改,这样可以通过拼接所有短时长运动数据成为一个超长运动序列,进而进行压缩。如果是增量数据库,或是数据库中的运动数据有变更,则需重新计算,耗费大量时间。考虑到这一点,本文方法将面向短时长运动数据,且对每段运动数据的压缩和解压缩流程是独立的,因此在实际应用中更加有效。

运动数据的冗余信息可分为两类:帧间冗余和帧间冗余。由于高采样率的关系,帧间冗余相比之

下更为重要。因此,本文方法更多地考虑减少帧间冗余信息。给定一段运动数据,首先分析每一帧所对应的姿态,通过聚类方法提取并生成一个稀疏表达字典;然后用字典对原运动数据的每一帧进行稀疏表达,这样原运动序列就成为基于稀疏表达字典的稀疏线性表达集合,而这一稀疏表达集合的存储将占用比原始数据小得多的存储空间;最后引入 K-SVD 算法^[3]对字典和稀疏表示进行迭代优化,进一步提高表达集合的稀疏性,并且减小重建误差。具体流程如图 1 所示。

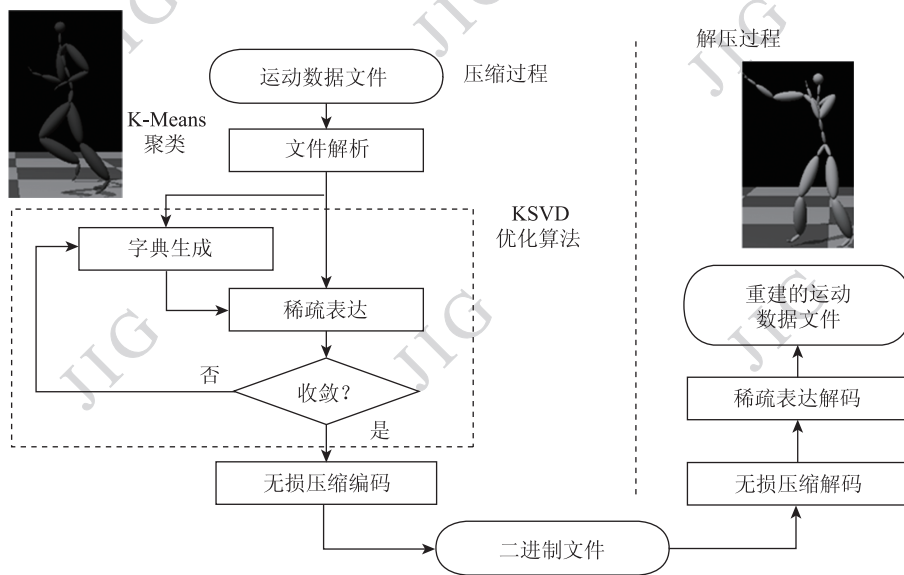


图 1 本文方法流程图

Fig. 1 Our method flowchart

1 相关工作

动画数据压缩技术已有一段时间的发展历史,面向不同类型的动画数据提出了不同的压缩算法。动画网格序列(animated mesh sequences)是一种应用最广泛的动画数据类型。针对动画网格数据特点,Alexa 等人^[4]提出一种基于 PCA(主成分分析)降维的方法对其进行压缩,之后 Karni 等人^[5]也提出了类似算法并取得良好效果。基于这一思路,CPCA(分簇主元分析)^[6]和小波变换^[7]也被引入到动画网格数据的压缩中。此外,还有一些其他模型也被应用于该领域,例如 Zhang 等人^[8]提出的一种八叉树表示模型,Ibarria 等人^[9]提出的基于预测算子的动画网格编码方法。类似的方法如一种可逆 3 维网格编码技术^[10]以及失真(R-D)优化编码技

术^[11]也被用于对动画网格序列的压缩处理。遗憾的是,尽管这些方法已经发展的很成熟,但随着运动捕获设备的普及,抽象的骨骼化人体运动数据已经从传统动画网格序列中分离出来,而这些方法本身也很难直接应用于运动数据压缩。

随着人体运动数据在科研和生产应用中的普及以及用于科研与商用目的的大型 3 维人体运动数据库的出现,对运动数据的高效压缩与存储正逐渐被大家所重视。Li 等人^[12]通过正向和反向运动学对运动序列中的关节进行了表示,并提出了一种基于反向运动学的预测方法,用来对运动数据进行压缩。与之类似,Tournier 等人^[13]基于 PGA(principal geodesics analysis)构建了一个简化的骨骼模型,通过储存人体骨骼根节点和所有末端节点轨迹代替原始数据的办法,实现了对运动数据压缩目的。此外,数据降维的方法也被引入到运动数据压缩中,例如

基于 PCA^[14] 和 CPCA^[15] 的运动数据压缩方法。此外,另一类减少数据重复性的思路是信号处理方法,例如小波变换^[16]等。然而实验表明,仅用一些简单的数据降维和信号处理方法对运动数据进行压缩,其效果并不理想。

随着可用运动数据的不断增加,采用数据驱动方法实现运动数据压缩成为一个可行的思路。Gu 等人^[1]先将3维人体运动数据进行结构化处理,并在数据库中识别具有相似特征的数据,然后将结构化人体运动数据用数据库中已有的样本进行表达,用数据库索引替代原始数据以实现压缩目的。这种运动特征索引的思路也在其他一些算法中有所体现,如 Chattopadhyay 等人的方法^[2]。基于数据驱动的运动数据压缩方法确实能达到较好的压缩效果,但从大量训练数据中提取特征和生成模型是计算复杂且耗时的过程。此外,数据驱动的压缩过程还需要一定规模的数据库支持,且在很大程度上其重建效果还依赖于所选择的训练样本,这与数据压缩的目的相悖。

在以上这些运动数据压缩方法中,大多数只适用于较长运动序列,或需要对数据库中所有运动数据片段拼接形成一个超长运动序列后再对其进行压缩。然而,由于运动捕获流程中采集的运动片段一般都不超过几分钟,短时长的运动序列应用更为广泛,且拼接成的整段超长运动序列不利于对增量数据库和数据变更的处理。遗憾的是,目前仍没有一种适用于短时长运动序列的压缩方法。因此,提出了一种基于稀疏表达的方法可以有效解决这一问题。字典的生成只源于运动序列本身,无需额外数据库的支持;而稀疏线性表达和优化算法可保证压缩的有效性。这一轻量级的算法对运动数据的压缩十分有效,尤其适用于短时长的运动序列。

2 压缩过程

2.1 方法介绍

在本文中,运动数据序列以矩阵的形式表示,矩阵的每一行代表一帧中所有关节的位置信息,每一列代表某个关节坐标的时序信息。在一段运动序列中,相邻两帧的变化幅度往往很小,因此其冗余性可以被大幅度降低。一般而言,人体骨架模型包含17~50个关节点,需要51~150个浮点数来表示(每个关节点包含 x 、 y 、 z 3个维度的信息,每一维需要一个浮点数表示)。

本文方法先用 K-Means 聚类算法选择“关键帧”组成初始字典,运动数据的每一帧将被该字典稀疏线性表达(如图2所示),而 K-SVD 算法也被引入对字典和稀疏表示进行迭代优化。因此,字典向量的索引和权重将代替原始数据中的关节信息,成为对每一帧数据的新表示。实验结果表明,稀疏表示的方法比 PCA 和反向运动学(IK)更加简洁和有效。

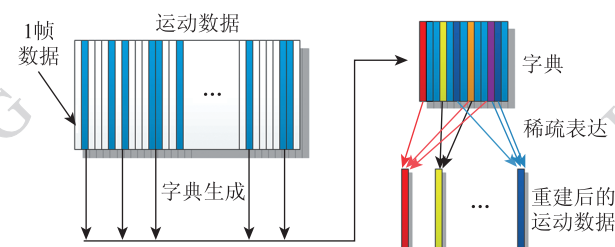


图2 本文方法的关键思想

Fig. 2 The core idea of our method

2.2 字典生成

通过对运动数据文件的分析,可将其分解为文件头数据 H 和运动数据矩阵 Y 。其中, H 是一个长字符串,包含了文件中全部的运动和骨架模型的信息; Y 是一个 $m \times n$ 大小的矩阵,其中 m 为数据维度, n 为帧数。需要特别说明的是,为了避免重建运动时出现全局运动的漂移,压缩前需要提前分离出每帧运动数据的根节点偏移量坐标进行单独储存,不包含在运动数据矩阵 Y 中。

希望 Y 可以被近似表示为字典 D 与系数矩阵 A 的乘积,即

$$Y \approx DA \quad (1)$$

起初尝试在原始运动数据中利用关键帧提取算法直接提取关键帧来构建字典 D ,但是效果并不理想(实验结果见3.2节)。因为在稀疏表达中,希望字典中的每个元素能够足够“独特”,并且每个元素之间的差别应该足够大,这样才能使字典充分覆盖运动数据的全部特征。然而,一般的关键帧提取算法不能满足这样的要求。作为改进,选择 K-Means 聚类算法把原始运动序列聚为 K 类,并取每一类的中心点坐标构成初始字典 $D^{(0)}$ 。对于一般的短运动数据片段,其帧数不会超过10 000(如果60帧/s,则时长为2~3 min),因此其聚类操作是非常高效的。

2.3 稀疏表达

基于原始运动数据矩阵 Y 和初始字典 $D^{(0)}$,要求解式(1)中的表达矩阵 A 并对其进行稀疏性约束,这一稀疏表达求解问题可描述为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_i} & \|y_i - D^{(0)} \alpha_i\|_2^2 \\ \text{s. t.} & \|\alpha_i\|_0 \leq L \end{aligned} \quad (2)$$

式中, α_i 是矩阵 A 的列向量, y_i 是 Y 的行向量, 表示帧运动数据, L 是一个约束性参数, 满足 $L < K$ 。用 OMP(orthogonal matching pursuit) 算法^[17] 求解这一稀疏表达问题, 可得到一个大小为 $K \times n$ 的稀疏矩阵 A , 拥有不超过 $L \times n$ 个非 0 元素。

2.4 字典优化

在式(2)中, 稀疏性约束被引入以提高压缩比, 但这仍然不够, 因为减小重建误差也是一个必须考虑的关键问题。因此, 需要对表达矩阵 D 和系数矩阵 A 同时进行全局优化, 对式(2)加入新的约束后可改写为

$$\begin{aligned} \min_{A, D} & \|Y - DA\|_2^2 \\ \text{s. t.} & \forall i, \|\alpha_i\|_0 \leq L \end{aligned} \quad (3)$$

对于上述优化问题, 引入 K-SVD 优化算法^[3] 进行求解。K-SVD 算法先根据随机的初始字典 $D^{(0)}$ (在本文方法中, 初始字典为聚类算法得到, 实验表明比随机的初始字典效果有明显提升) 计算一个稀疏的系数矩阵, 然后逐列固定字典 D , 通过计算全局表达误差矩阵并利用 SVD 分解迭代地对字典 D 和系数矩阵 A 进行更新, 直到收敛。

K-SVD 算法的详细流程如下:

目标: 通过解以下方程, 找到最优的字典, 对运动数据 Y 进行稀疏分解, 即

$$\begin{aligned} \min_{A, D} & \|Y - DA\|_2^2 \\ \text{s. t.} & \forall i, \|\alpha_i\|_0 \leq L \end{aligned}$$

输入: 运动数据 Y , 初始化字典 $D^{(0)}$, 迭代次数 J 。

输出: 字典 D , 稀疏表达矩阵 A 。

初始化: 令 $J = 1$ 。

实现方法:

重复下面步骤 1) — 3) 直到收敛 (或满足结束条件):

1) 使用 OMP 算法求解方程, 得到稀疏表达矩阵 $A^{(J)}$, 即

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_i} & \|y_i - D\alpha_i\|_2^2 \\ \text{s. t.} & \|\alpha_i\|_0 \leq L, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

2) 对于 $D^{(J-1)}$ 中的每一列 $k = 1, 2, \dots, K$

定义 $\omega_k = \{i | 1 \leq i \leq n, \alpha_i^k(i) \neq 0\}$, 式中 α_i^k 是 A 的第 k 行;

定义 Ω_k 为一个 $n \times |\omega_k|$ 的矩阵, 把其中所有在

($\omega_k(i), i$) 位置的元素置为 1, 其余置为 0。

则全局误差可表示为 $E_k = Y - \sum_{j \neq k} d_j \alpha_j^i$ 。

令 $E_k^R = E_k \Omega_k$, 并对其进行 SVD 矩阵分解 $E_k^R = USV^T$,

则 $D^{(j)}$ 的第 k 列可动态更新为 $\bar{d}_k = U(:, 1)$, 对应到系数矩阵 $A^{(j)}$, 有 $\alpha_k^k = S(1, 1) \times V(:, 1)$ 。

3) 迭代变量 $J = J + 1$, 最终得到 $D = D^{(J)}$, $A = A^{(J)}$ 即为所求。

本文算法的具体流程如下:

输入: 运动数据 Y , 参数 (K, L, J)。

输出: 字典 D , 稀疏表达矩阵 A 。

初始化:

利用 K-Means 聚类算法对 Y 进行聚类, 形成 K 类, 设 $D^{(0)}$ 为每一类的中心点坐标

$$[\sim, D^{(0)}] = \text{K-Means}(Y, K)$$

对 $D^{(0)}$ 进行归一化。

实现方法及优化:

利用 OMP 算法求解稀疏表达矩阵 $A^{(1)}$, 目标函数可写为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_i} & \|y_i - D\alpha_i\|_2^2 \\ \text{s. t.} & \|\alpha_i\|_0 \leq L, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

利用 K-SVD 算法优化字典 D 和稀疏表达矩阵 A (具体解法如前所示), 目标函数变为

$$\min_{A, D} \|Y - DA\|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \forall i, \|\alpha_i\|_0 \leq L$$

经过 J 次迭代 (或达到结束条件) 后, 得到

$D = D^{(J)}$, $A = A^{(J)}$ 即为所求。

2.5 对稀疏数据的无损编码

经过上述处理后, 文件头数据 H (包括原始的根本节点运动数据)、字典 D 和系数矩阵 A 被连续存放于一个记录文件中。 H 为一个长字符串可被直接存放; D 是一个密集矩阵, 被按行列顺序存放; 而 A 是一个稀疏矩阵, 因此以 (行索引, 列索引, 元素) 的形式, 对所有非 0 元素进行存放。然后, 用无损熵编码的方式对这一记录文件进行编码压缩。生成的二进制文件即为最终的输出结果。

2.6 解压过程

解压过程即为压缩过程的逆过程。首先, 二进制文件被解码为系数矩阵 A 、字典 D 和文件头数据 H 。接下来, 计算 $D \times A$ 得到重建的运动数据 Y 。最后, 文件头数据 H 和运动数据 Y 根据文件格式要求, 合并成为重建后的运动数据文件。这一过程只需一次矩阵乘法计算, 因此效率非常高。

3 结果和比较

实验数据包含多种类型的共 130 段运动捕获数据,数据来源均为 CMU 运动捕捉数据库 (<http://mocap.cs.cmu.edu>) (总帧数最短为 174 帧,最长为 2 887 帧;采样率均为 120 帧/s)。

3.1 参数设定

在本文方法中,有 3 个主要参数:字典大小 K 、稀疏性约束限制 L 和 K-SVD 迭代次数 J ,这 3 个参数的设定对本文方法十分重要。同时,出于简化操作的考虑,总结一个经验公式自动设定参数值。

参数 K 和 L 共同决定了数据压缩的精度,当它们增大时,误差减小,但压缩比也降低,反之则相反。同时,大量实验结果表明 K 和 L 之间也存在着内在关联,当它们之间满足一定关系时压缩效果最佳。

在运动数据矩阵 Y 中,设 n 是总帧数, m 是数据维数。对于大多数用于测试的运动数据, n 从 200 到 3 000 不等, m 为 93 (31 个关节的骨架模型,每个关节有 3 维数据)。本文方法的压缩比可估算为

$$\text{压缩比} \approx \frac{m \times n}{K \times m + \|A\|_0} \quad (4)$$

由于 $\|A\|_0 \leq L \times n$, 设 $\lambda = n/m$, 则压缩比 $\geq n/(K + \lambda L)$ 。因此,压缩比仅依赖于 $K + \lambda L$ 。固定 $K + \lambda L$ 不变,对每一个 L ,调节 K ,找到使得重建误差最小的 K ,记录每一对参数值 (K, L) ,图 3 是对两段运动数据的参数 L 值与重建误差之间的关系,片段 1 总帧数为 299, $K + \lambda L = 36, \lambda = 3$; 片段 2 总帧数为 2 752, $K + \lambda L = 191, \lambda = 27$ 。如图 3 所示,最优的 (K, L) 参数对分别为 $(27, 3)$ 和 $(110, 3)$ 。

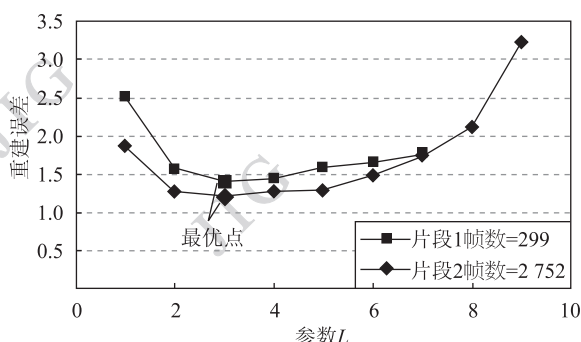


图3 参数 K 和 L 的内在关联

Fig. 3 The inner relationship between K and L

重复上面的实验,得到大量的 $K + \lambda L$ 和 n (总帧数),通过观察每一组最优参数对,总结出 K 、 L 和 n

之间满足的一个经验关系式

$$\frac{L}{K} = \frac{K}{n} (L \geq 2) \quad (5)$$

这一关系式并非十分准确,可用它来快速自动设定算法参数 K 和 L 。而对于 K-SVD 算法的迭代次数 J ,实验中取 $J=5$ 。

3.2 不同字典生成算法的比较

本文方法的核心思想是稀疏表达,而字典生成是其中最重要的环节。笔者尝试以下不同的字典生成算法:

- 1) 等距帧提取算法,直接从原始运动数据中等距提取 K 帧作为字典;
- 2) K-Means 算法,聚类为 K 类后,用每类的中心点坐标作为字典;
- 3) 关键帧提取算法,使用曲线拟合算法从原始运动数据中提取 K 个关键帧组成字典;
- 4) K-Means + K-SVD 算法,即本文方法。

图 4 表示了不同的字典生成方法达到的压缩比与重建误差之间的关系,图 4 中每一点均为 8 个不同文件大小 (223 ~ 2 149 kB) 的运动数据压缩效果的平均值。图 4 中曲线越偏向右下说明结果越好,重建误差 (ARMS 误差) 在 2.0 左右为肉眼可辨别出明显差别的阈值,由图中可见本文方法效果最佳。等距帧提取算法最简单快速,并且效果尚可,因此可以作为对运行效率要求较高时的另一种选择。关键帧提取算法不适于作为稀疏表达中的字典生成算法 (原因在 2.2 节中已详述)。

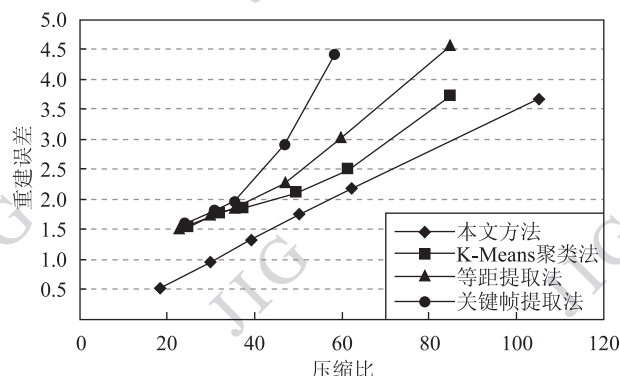


图4 不同种字典生成算法的比较

Fig. 4 The compare of different dictionary selection methods

3.3 与其他算法的结果比较

将本文方法的结果与其他相关算法进行比较。Arikan 等人^[15]和 Gu 等人^[1]提出的人体运动数据的压缩方法主要面向超长运动数据,压缩比为

20~40 倍;而对于 10 MB 以下的运动数据,压缩比均不超过 25 倍。本文方法测试数据长度大多分布在 200~2 500 kB,在满足平均 RMS 误差不超过 2.0 的前提下,压缩比为 30~60 倍。由于以上两种运动数据压缩算法不适于短时长运动数据的压缩,而本文方法作为面向短时长运动数据的轻量级算法,在当运动数据长度大于 10 MB 时执行效率较低,因此比较实验中的对比算法选择 PCA (ARMS 误差不超过 2.0) 和无损熵编码压缩这两种普遍性的方法作为对比(见图 5)。

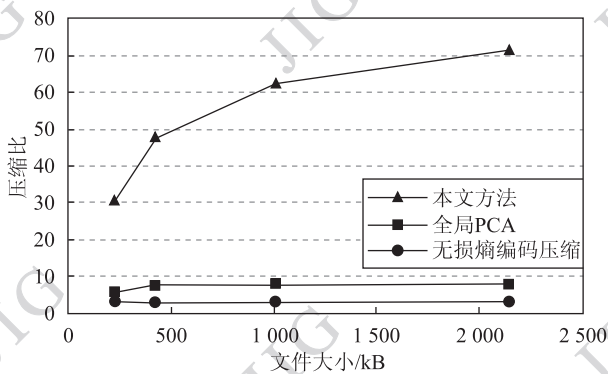


图 5 PCA、无损熵编码算法和本文方法的比较

Fig. 5 The compare among PCA, lossless encoding and our method

更多的实验数据记录如表 1 所示,包含不同长度、不同类型的运动数据,对应相应的压缩比和重建误差。

表 1 一些不同长度、类型运动数据压缩的实验结果记录

Table 1 Some other experiment results of different sizes and types

文件大小/kB	总帧数	运动类型	压缩比	重建误差
254	344	走	36	1.74
254	344	走	39.5	2.08
2 025	2 752	跳	53.3	2.56
2 025	2 752	跳	41	1.82
1 012	1 355	跳舞	50.9	1.43
1 012	1 355	跳舞	60.6	1.94
426	581	走	37.4	1.49
426	581	走	46.7	2.05
2 149	2 887	拧螺丝	60.9	1.45
2 149	2 887	拧螺丝	71.4	2.10
223	299	走	32.9	2.15
223	299	走	30.1	1.89
358	484	跳	42.3	1.65
358	484	跳	45.5	2.14

4 结 论

基于稀疏表达思想的运动数据压缩方法,在字典生成算法中结合了 K-Means 聚类与 K-SVD 优化算法。生成的字典完全来源于原始运动数据本身,独立不依赖于任何外部数据库的支持。由于更关注于一段运动数据帧间冗余性的去除,而对多段运动数据之间的数据重复性并没有专门设计算法,因此本文提出的压缩算法更适用于短时长的运动序列。另外,大量实验表明,稀疏表达技术在运动数据压缩中应用的效果受参数影响很大,只有调整好合适的参数才能使其发挥出最好的效果。

在某些类型的运动中,一段运动序列往往包含一些相同或相似的运动片段(例如走路中的一步,跳跃中的一跳等)。在本文方法中,K-Means 聚类算法并不能利用其时序上相似片段的重复性,因此在今后的工作中,将通过引入运动分割方法解决这一问题。

运动数据的另一个重要的应用领域是集群动画,而大量短时长运动数据的压缩是十分必要的。由于同一时间内存在多个角色、多种运动数据,可以改进本文方法,使其可以对不同种类的运动数据分别生成字典,并用稀疏表达的方法表示多个角色的运动序列,这将是未来工作的另一个方向。

参考文献(References)

- [1] Gu Q, Peng J, Deng Z. Compression of human motion capture data using motion pattern indexing [J]. Computer Graphics Forum, 2008, 28: 1-12.
- [2] Chattopadhyay S, Bhandarkar S M, Li K. Human motion capture data compression by model-based indexing: a power aware approach [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2007, 13(1): 5-14.
- [3] Aharon M, Elad M, Bruckstein A M. The K-SVD: an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representations [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2006, 54: 4311-4322.
- [4] Alexa M, Müller W. Representing animations by principal components [J]. Computer Graphics Forum, 2000, 19(3): 411-418.
- [5] Karni Z, Gotsman C. Compression of soft-body animation sequences [J]. Computers & Graphics, 2004, 28(1): 25-34.
- [6] Sarlette R, Sattler M, Klein R. Simple and efficient compression of animation sequences [C]//Eurographics Symposium on Com-

- puter Animation. New York, USA:ACM, 2005:209-217.
- [7] Guskov I, Khodakovsky A. Wavelet compression of parametrically coherent mesh sequences [C]//Eurographics Symposium on Computer Animation. Aire-la-Ville, Switzerland:Eurographics Association, 2004:183-192.
- [8] Owen C B, Zhang J. Octree-based animated geometry compression [J]. Computers & Graphics, 2007,31(3):463-479.
- [9] Ibarria L, Rossignac J. Dynapack:space-time compression of the 3rd animations of triangle meshes with fixed connectivity [C]//Eurographics Symposium on Computer Animation. Aire-la-Ville, Switzerland:Eurographics Association, 2003:126-135.
- [10] Lee H, Dikici C, Lavoué G. Joint reversible watermarking and progressive compression of 3D meshes [J]. The Visual Computer, 2011,27(6-8):781-792.
- [11] Ahn J K, Lee D Y, Ahn M. R-D optimized progressive compression of 3D meshes using prioritized gate selection and curvature prediction [J]. The Visual Computer, 2011,27(6-8):769-779.
- [12] Li S, Okuda M, Takahashi S. Compression of human motion animation using the reduction of interjoint correlation [J]. Journal on Image and Video Processing-Anthropocentric Video Analysis: Tools and Applications, 2008,2:15-28.
- [13] Tournier M, Wu X, Courty N, et al. Motion compression using principal geodesics analysis [J]. Computer Graphics Forum, 2009,28(2):355-364.
- [14] Liu G, McMillan L. Segment-based human motion compression [C]//Eurographics Symposium on Computer Animation. Aire-la-Ville, Switzerland:Eurographics Association, 2006:127-135.
- [15] Arkan O. Compression of motion capture databases [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006,25(3):890-897.
- [16] Beaudoin P, Poulin P, Panne M V D. Adapting wavelet compression to human motion capture clips [C]//Proceedings of Graphics Interface. New York, USA:ACM, 2007:313-318.
- [17] Pati Y C, Rezaifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit; recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]//Proceedings of the 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Los Alamitos, CA, USA:IEEE Computer Society Press, 1993:40-44.