

自适应异步采样运动数据压缩算法

史 操^{1,2}, 邹北骥¹, 蔡美玲¹, 孟志刚¹, 陈再良¹

(1. 中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410083;
2. 北京大学计算机科学技术研究所, 北京 100871)

摘要: 针对三维运动捕获系统的广泛应用, 采样频率越来越高, 运动数据库日益增大带来的问题, 本文提出多路信号异步采样思想对运动数据进行压缩. 理论上论证了在人体运动所固有的客观及主观约束条件下采用本文提出异步采样思想比同步采样能够获取更高压缩比, 并针对每一路信号提出了基于三次样条的自适应重采样算法. 通过大量运动实验分析了不同运动阶段的数据可压缩性, 最高压缩比达到 13.24, 在单个标记点误差为 0.5cm 时, 数据解压重构毫不影响视觉效果.

关键词: 人体运动; 数据压缩; 异步重采样; 三次样条

中图分类号: TP37 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 01-0128-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.01.021

Adaptive Asynchronous Sampling Based Motion Data Compression

SHI Cao^{1,2}, ZOU Bei-ji¹, CAI Mei-ling¹, MENG Zhi-gang¹, CHEN Zai-liang¹

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China;
2. Institute of Computer Science and Technology, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: With the widespread application of 3D motion capture system, the fact that both sampling frequency and storage for motion database are increasing causes various problems. In this paper, the concept of asynchronous resampling on multi-channel signals is proposed for motion data compression. Theoretical proof on objective and subjective constraint condition of human motion is provided which contributes to asynchronous sampling for reducing redundancy in order to get higher compression ratio than synchronous sampling based methods. By means of cubic spline function an adaptive asynchronous resampling is achieved for 3d motion data compression. Extensive experiments on motion data show that the proposed algorithm accomplishes high compression ratio at different motion stage, among which the highest one reaches 13.24. Moreover, when the error is 0.5 cm per marker the pose can be reconstructed without visual defects.

Key words: human motion; data compression; asynchronous resampling; cubic spline

1 引言

自上世纪七十年代开始, 心理学家就已使用 MLDs (Moving Light Displays)^[1] 采集人体运动数据用于“运动感知”^[2,3] 的研究工作. 而后十年中, 人体运动分析逐步受到计算机视觉领域研究者的关注^[4-8]. 近年来, 随着光学运动捕获系统的普及, 众多运动数据库应运而生, 并被广泛应用于计算机动画、体育仿真、医学理疗、数字娱乐、电影广告等领域.

为了精确地采集人体运动数据, 运动捕获设备往往

以较高频率进行数据采集, 商用设备的工作频率为 60Hz、120Hz、240Hz、480Hz, 甚至 1000Hz. 随之而来的问题是大量磁盘存储空间被冗余度很高的人体运动高频采样数据所占用, 由此, 如何有效地压缩运动数据及对数据进行解压和重构成了亟待解决的问题.

三维人体运动数据作为一种高维的时间序列, 在时域中存在大量的信息冗余, 数据帧之间存在很强的时间相关性, 即相邻的两帧及多帧可以通过某种方法来相互表征, 最常用的方法是使用关键帧提取算法从运动序列中提取关键姿态帧, 然后由关键帧插值重构中间帧. Lim

收稿日期: 2011-02-28; 修回日期: 2011-11-02

基金项目: 国家自然科学基金(No. 60970098, No. 60803024, No. 61173122); 教育部高等学校博士点基金(No. 20090162110055)和新教师基金(No. 200805331107); 中央高校基本科研业务费专项资金(No. 201021200062); 浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室开放课题(No. A0911, No. A1011); 湖南省研究生科研创新项目(No. CX20090841)

与 Thalmann^[9] 提出了曲线简化用于运动关键姿态的提取, 沈^[10] 等人提出了从运动捕获数据中提取关键帧方法, 杨^[11] 等人提出了八角度的关键帧提取算法, 朱^[12] 等人提出了基于运动序列分割运动捕获数据关键帧提取, Chai 与 Hodgins^[13] 利用运动的时间相关性在时间轴上对相近姿态进行搜索, 但这些方法均是在同一采样时刻对多路信号进行同步采样, Klose^[14] 等人提出了使用多路异步摄像机对三维物体进行采样重构。

针对三维运动数据中存在的信息冗余, 本文从理论上论证了多路信号异步重采样与同步重采样相比能够去除更多冗余信息, 分析了将异步重采样用于人体运动捕获数据压缩的可行性, 提出了基于分段三次样条的运动数据自适应重采样算法, 并对人体运动捕获数据进行了压缩与解压实验。

2 三次样条自适应异步重采样

2.1 异步采样压缩算法思想

计算机动画中包含关键姿态的动画帧称为关键帧, 其他帧称为过渡帧或中间帧. 通常在动画制作过程中首先创建关键帧, 然后由关键帧插值合成中间帧. 三维人体运动数据由运动捕获系统对人体各部位运动进行采样获得, 将身体每个部位的运动数据视为一路信号, 各部位运动数据便组成了多路信号. 显然, 关键帧是在特定时刻对多路信号的同时采样, 即: 同步采样. 同步采样存在的问题是当根据某一路信号断定一帧为关键帧时, 必同时对多路信号进行采样. 为了消除同步采样带来的信息冗余, 本文提出了异步采样思想。

定义同步、异步采样数据压缩比如下:

$$SR1 = \frac{DS}{SS} \quad (1)$$

$$SR2 = \frac{DS}{ASS} \quad (2)$$

其中 DS 为人体运动捕获数据占用存储空间, SS 、 ASS 分别为同步、异步重采样数据占用存储空间. 接下来将求证不等式(3)是否成立:

$$\frac{SR2}{SR1} = \frac{SS}{ASS} > 1 \quad (3)$$

即: 分析异步重采样所获得压缩比高于同步重采样的充分条件是否存在。

设运动捕获设备对人体 N 个部位进行均匀采样, 采样时刻集合为 T , 每个部位的运动轨迹均可看作一路信号 $f_i, i=1, 2, \dots, N$, 对 N 路信号采样得到 N 个型值点集合: $S_i, i=1, 2, \dots, N$, 那么, DS 的值为(按浮点数计算):

$$DS = count(T) \cdot N + count(T) \quad (4)$$

其中 $count(T)$ 表示集合 T 中的元素个数, $count(T) \cdot N$

与 $count(T)$ 分别为型值点和采样时刻所占用存储空间. 令同步重采样时刻集合为 K , 那么, SS 的值为:

$$SS = count(K) \cdot N + count(K) \quad (5)$$

与式(4)类似, $count(K) \cdot N$ 与 $count(K)$ 分别为同步采样型值点和采样时刻所占用存储空间. 显然, 总希望 $count(K) < count(T)$, 并且能够在满足一定误差精度的情况下由 $count(K)$ 个样本点重构原始信号. 假设与同步重采样运动相同的重采样策略, 对 N 路信号分别进行重采样, 信号 f_i 的重采样时刻集合为: TS_i . 那么, N 路信号异步重采样所占用的存储空间为:

$$ASS = 2 \cdot \sum_{i=1}^N count(TS_i) \quad (6)$$

其中, $count(TS_i)$ 为集合 TS_i 的元素个数, 等于重采样的样本数. 并且, 通过重采样的逆过程, 能在满足一定误差精度由 $count(TS_i)$ 个样本点重构出 f_i . 那么, 同步和异步重采样的数据压缩比分别为:

$$CR1 = \frac{(N+1) \cdot count(T)}{(N+1) \cdot count(K)} \quad (7)$$

$$CR2 = \frac{(N+1) \cdot count(T)}{2 \cdot \sum_{i=1}^N count(TS_i)} \quad (8)$$

其中, $count(K) = count(\bigcup_{i=1}^N TS_i)$, 并且任意两路信号的异步采样时刻集合 $TS_i, TS_j, (i \neq j)$ 中可能存在相同的元素, 即: 集合 $TS_i \cap TS_j$ 不一定为 \emptyset ; 将式(7)改写为:

$$CR1 = \frac{(N+1) \cdot T}{(N+1) \cdot count(\bigcup_{i=1}^N TS_i)} \quad (9)$$

那么, $CR1$ 与 $CR2$ 对比的关键在于

$$\text{分母 } (N+1) \cdot count(\bigcup_{i=1}^N TS_i)$$

$$\text{与 } 2 \cdot \sum_{i=1}^N count(TS_i).$$

即: 分析不等式(10):

$$(N+1) \cdot count(\bigcup_{i=1}^N TS_i) > 2 \cdot \sum_{i=1}^N count(TS_i) \quad (10)$$

当任意两路信号异步重采样时刻集合不重合时:

$$TS_i \cap TS_j = \emptyset, i \neq j \quad (11)$$

可知: $count(\bigcup_{i=1}^N TS_i) = \sum_{i=1}^N count(TS_i)$, 则不等式(10)可改写为:

$$(N+1) \cdot \sum_{i=1}^N count(TS_i) > 2 \cdot \sum_{i=1}^N count(TS_i) \quad (12)$$

显然, 只要 $N > 1$, 不等式(12)恒成立, 即: 式(11)是不等式(10)成立的充分条件。

通过以上分析, 根据式(1)~(12)可得到如下结论:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{CR2}{CR1} > 1 \quad (13)$$

即:当 $\bigcap_{i=1}^N TS_i \rightarrow \emptyset$ 时, $\frac{CR2}{CR1} - 1 \rightarrow R^+$; 换言之, 当各路信号的采样时刻集合两两不重叠时, 异步采样的压缩比高于同步采样压缩比。

2.2 人体运动数据的异步重采样

为精确捕捉人体运动细节, 常使用机械、电磁或红外对人体各部位采用高频率(60Hz ~ 1000Hz)进行运动跟踪, 捕获三维运动数据。理论上当各路信号采样时刻集合不重合时, 异步采样比同步采样具有更大的压缩比。实际应用中, 三维人体运动数据也能够尽量满足式(13)中的约束条件(11)。考虑人体运动三维捕获数据的特点:

(1) 一般情况下运动捕捉设备的工作频率远远高于人体运动频率, 相比之下, 人体运动是很缓慢的。即: $count(T) \gg count(K)$ 及 $count(T) \gg count(TS_i)$;

(2) 将数据采集点均匀置于身体的各个部位, 尤其是关节点。人体运动并不是随机而杂乱无章的, 通常受到一些约束条件^[13]: (a) 受到动力学和运动学的约束; (b) 人体运动均是受意识控制的, 有规律的, 例如: 舞蹈与体操, 等等。根据这些运动约束条件得知, 人体运动通常是平稳的, 全身所有部位的运动同时发生激变的可能性很小。由此可知: 集合 T 越小, 则 $TS_i \cap TS_j = \emptyset$, $i \neq j$, 发生的概率越大。另一方面, 人体任何一个部位的运动姿态发生变化都将引起整体姿态变化, 从而产生关键帧。因此, 得到结论: $count(K) \gg count(TS_i)$, $1 \leq i \leq N$ 。

(3) 三维运动捕捉设备常在人体各个区域设置数据采集点, 数据采集点越多, 设备工作频率越高, 采集的运动数据越精细。但在人体局部范围内, 数据采集点越多, 数据的冗余就越大。例如: 极端情况下, 在人体某一个关节上设置 10 个采集点, 那么采集到的 10 路信号将会极其相似, 甚至完全一样。因此, 可以得到这样的结论: $N \rightarrow \infty$ 时, $P(TS_i \cap TS_j \neq \emptyset) \rightarrow 1$, $i \neq j$; 即: 当人体上的数据点足够多时, 集合 TS_i 与 TS_j 元素重合的概率趋于 1, 异路信号间的数据冗余度越高。

以上三点分析分别说明了: 人体运动数据的可压缩性; 异步重采样样本点集合的非重叠性保证了采用异步重采样进行人体运动数据压缩的可行性; 与同步重采样相比异步重采样能更有效地降低数据冗余度; 遍布在人体上的数据采集点越多, 数据冗余度越高; 因此, 采用异步重采样对人体运动数据进行压缩是切实可行的。本文选用运动轨迹进行异步重采样压缩, 解压使用三次样条插值重构轨迹。

2.3 三次样条自适应重采样算法

使用分段三次样条对异步重采样点进行插值, 重构原始数据。异步重采样为插值的逆过程, 那么, 针对需要多少个异步采样点才能恢复信号以及怎样的异步

采样点能用三次样条重构原信号这个问题, 本文提出了三次样条自适应重采样算法。

设人体上某一标记点的运动轨迹为: f , 运动捕获设备从 f 跟踪得到的型值点(三维空间坐标)集合为:

$$S = \{s_j | j \in T\} \quad (14)$$

希望得到集合:

$$S' = \{s'_j | j \in TS; s'_j \in S; TS \subseteq T\} \quad (15)$$

集合 S' 中的型值点采用三次样条插值构造出的曲线为:

$$f' = \text{cubicspline}(S') \quad (16)$$

从 f' 上按照 T 采样得到集合 S'' , 从而:

$$S' = \underset{\int \sqrt{(S-S')^2} \leq ErrLim}{\text{argmin}} \text{count}(S') \quad (17)$$

其中, $ErrLim$ 为预先设定的误差阈值。式(17)描述了一个优化问题: 从集合 S 中不重复地复制尽可能少的型值点构成集合 S' , 使得由集合 S' 采用三次样条生成的曲线 f' 与原始质点运动轨迹 f 之间的距离小于预先设定的误差阈值 $ErrLim$ 。下面给出构造集合 S' 的算法:

输入: 集合 S , 及其对应的采样时刻集合 T 。

输出: 集合 S' , 及其对应的采样时刻集合 TS 。

第一步: 复制 S 中的首末型值点 s_1 和 s_T 存入 S' , 并复制对应的采样时刻存入 TS 。

第二步: 从 S 中不重复选取一点 s_n , $n \in T$, 使得:

$$s_n = \underset{s_n \in S \text{ and } s_n \notin S'}{\text{argmin}} \sqrt{(\text{cubicspline}(S) - \text{cubicspline}(S'))^2}$$

第三步: 复制 s_n 并存入 S' , 从 T 中复制 s_n 对应的采样时刻存入 TS 。若此刻:

$$\sqrt{(\text{cubicspline}(S) - \text{cubicspline}(S'))^2} > ErrLim,$$

则跳转至第二步。否则, 进入第四步。

第四步: 输出 S' , TS 。

3 实验与分析

本文使用东方新锐 DVMC-8820 三维运动捕捉分析系统采集人体运动数据, 采用如图 1 所示人体骨架系统。为了对人体各个部位的运动轨迹数据进行压缩测试, 根据 2.2 节(3)所述, 选取了分布于人体各个部位如图 1 中空心节点所示: 头颅、喉、肩、肘、腕、肘、腕、盆骨、膝、踝, 共计 15 处的运动轨迹。选择立定跳远作为测试对象, 整个立定跳远过程包括: 预摆、起跳、落地、站立、行走等多个环节, 不同的环节包含了不同的人体运动模式。例如: 预摆过程中上下肢需要协调运动, 起跳过程中运动速度变化剧烈, 站立之后人体处于缓慢行走过程。由此, 选定 10 个测试者进行了 326 次立定跳远, 运动捕捉设备的采样频率为 60Hz, 对采集后的数据进行了压缩与解压实验。

为测试本文提出的运动数据压缩算法的性能, 对

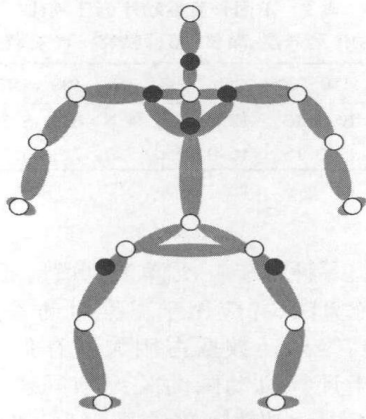


图1 骨架模型

运动数据进行了两组实验:

第一组实验, 对立定跳远的各个运动阶段进行压缩实验, 根据不同的误差精度 $ErrLim$ 计算各个运动阶段的压缩比 $SR2$ 。如表 1 所示, 对立定跳远的预摆、预备起跳的最后一次预摆、起跳、起跳后直至落地、落地后站定、站定后行走, 以及整个跳远过程共七个运动过程, 根据本文提出压缩算法按照不同误差精度 $0.1\text{cm} \sim 2\text{cm}$ 计算压缩比(附着在人体的反光球直径为 2cm , 假设绝对误差不超过反光球直径)。显然, 表中任何一列, 随着误差精度的降低, 压缩比随之提高。

①预摆过程中, 人体手臂快速上下摆动, 双腿快速蹬起, 各个关节快速运动, 运动频率较高, 各个肢段运动轨迹较为复杂, 因此压缩比相对较低 ($SR2 = 3.94 \sim 6.15$)。图 2(a) 给出了手腕关节该阶段的运动轨迹, 其中空心圆为运动捕捉系统的信号采集点, 实心圆点为本文算法重采样点, 曲线为解压重构运动轨迹。从图中可知在预摆阶段手臂重复绕肩旋转, 腕关节一直做近似圆形的曲线运动, 重采样点(实心点)较为均匀地分布于运动轨迹之上, 说明腕关节运动较为平缓, 速度较为均匀。

②预备起跳的最后一次预摆, 在起跳前最后一次双臂上摆与身体蹲下时, 运动员会有意识进行短暂停顿, 如 2.2 节(2)所述, 运动受到主观约束, 运动轨迹相对简单, 因此与预摆相比, 具有较高压缩比 ($SR2 = 4.34 \sim 7.88$)。图 2(b) 给出了手腕关节该阶段的运动轨迹, 与图 2(a) 相比, 运动轨迹相对简单, 因此压缩比也略高。

③从下蹲姿势至起跳离开地面仅仅在 0.3s 左右完成, 在表 1 所列举的运动阶段中, 这个阶段人体运动速度最快, 并一直呈加速运动, 压缩比也是最低的 ($SR2 = 2.01 \sim 3.16$)。

④起跳离地的瞬间, 人体快速伸展以获得最大爆发力, 运动速度较快, 腾空到达最高点迅速收缩, 虽然

该阶段人体姿态变化迅速, 但与起跳相比, 人体在水平方向上始终为减速运动, 压缩比较起跳阶段高 ($SR2 = 2.85 \sim 5.31$)。

⑤人体落地后的站定阶段, 运动者有意识地控制身体平衡直至静止, 如 2.2 节(2)所述; 身体各个部位的运动都呈减速运动, 压缩比较高 ($SR2 = 4.71 \sim 11.1$)。

⑥站定后人体进行慢速行走, 四肢进行周期性摆动, 该阶段运动频率低于之前任何一个阶段, 因此压缩比也是最高的 ($SR2 = 5.12 \sim 13.24$)。

⑦从预摆至行走, 整个立定跳远的全程包含了各个运动阶段, 其压缩比 ($SR2 = 4.7 \sim 9.45$) 低于站定、行走两个阶段, 高于预摆、预备、起跳、落地四个阶段。

通过对立定跳远六个运动阶段以及整个运动过程的压缩比实验, 可以得出这样的结论: 运动序列越长, 数据时间相关性越高, 压缩比越大; 运动越激烈, 压缩比越小; 误差精度越高, 压缩比越小。

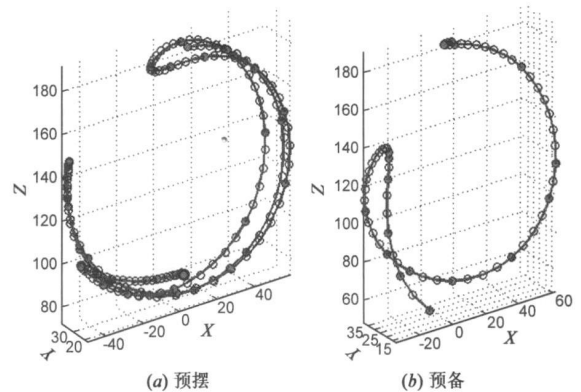


图2 不同运动阶段的手腕关节运动曲线

(圆点为原始信号采样点, 实心点为三次样条重采样点, 曲线为解压重构运动曲线)

表 1 不同运动阶段压缩比

(行表头: 运动阶段; 列表头: 误差精度, 单位: cm)

	预摆	预备	起跳	落地	站定	行走	全程
0.1	3.94	4.34	2.01	2.85	4.71	5.12	4.7
0.5	5.08	5.94	2.64	3.97	7.21	7.85	6.94
1.0	5.47	6.83	3.04	4.73	8.86	9.53	8.07
1.5	5.79	7.39	3.16	5.15	10.4	11.56	8.76
2.0	6.15	7.88	3.16	5.31	11.1	13.24	9.45

第二组实验针对不同的信号采集时长计算压缩比 $SR2$ 。如表 2 所示, 任何一列随着误差精度的降低, 压缩比提高; 任何一行随着运动序列增长, 压缩比提高。从第 1 帧至 100 帧, 人体由静止进入预摆, 运动缓慢, 压缩比较高; 至 200 帧, 进入预摆阶段, 速度加快, 压缩比开始降低; 约 300 帧时, 进入预备阶段, 运动者进行有意识地停顿, 压缩比增大; 至 350 帧左右, 完成起跳、落地, 运

动快, 压缩比降低; 至 400 帧左右, 落地后站定, 运动减速, 压缩比开始提高; 400 帧之后进入慢速行走, 压缩比提高. 图 3 给出了不同运动阶段原始数据与解压数据人体姿态的对比 ($ErrLim$ 为 0.5cm), 对比图中原始姿态与解压姿态得知, 本文的压缩算法能够精确恢复人体姿态.

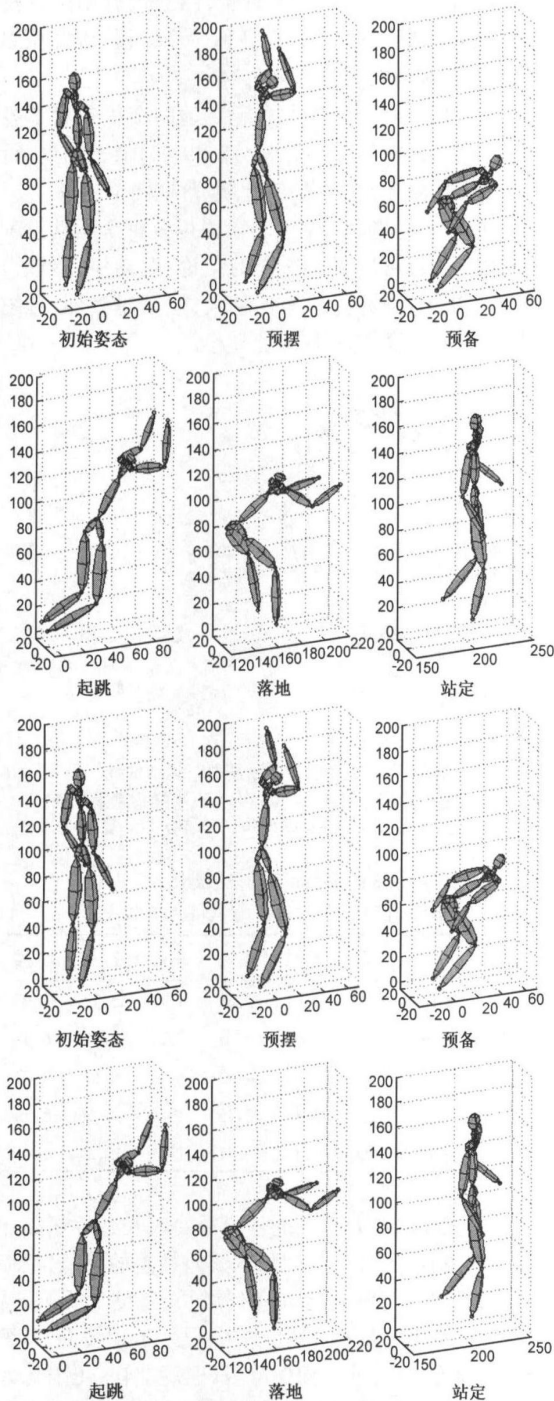


图3 原始运动数据(一二行)与解压运动数据(三四行)对比 (误差阈值:0.5cm)

表 2 不同长度运动序列压缩比

(行表头: 运动序列长度, 单位: 帧; 列表头: 误差精度, 单位: cm)

	50	100	150	200	250	300	350	400	450	500	550	600
1.0	12.8	16.0	10.4	10.5	12.7	11.3	4.6	6.3	5.7	8.5	11.0	8.0
2.0	12.8	18.6	17.3	13.1	16.0	14.0	5.0	7.1	6.3	10.1	13.2	9.4

4 总结

本文提出一种基于三次样条自适应重采样的运动数据异步压缩算法, 并应用于三维运动采集数据, 其能够有效解决高维运动数据占用大量存储空间的问题. 与通常应用于计算机动画的关键帧同步重采样不同, 本文采取对不同运动轨迹单独采用自适应的三次样条重采样, 这样有效地减少了每一条运动轨迹不必要的重采样. 实验证明本文所提出的压缩算法能够有效压缩运动数据, 并能通过解压精确重构运动轨迹.

参考文献

- [1] G Johansson. Visual perception of biological motion and a model for its analysis[J]. Perception and Psychophysics, 1973, 14(2): 201—211.
- [2] G Johansson. Visual motion perception[J]. Scientific American, 1975, 232(7): 76—78.
- [3] C Cédras, M Shah. Motion-based recognition: a survey[J]. Image and Vision Computing, 1995, 13(2): 129—155.
- [4] D D Hoffman, B E Finchbaugh. The interpretation of biological motion[J]. Biological Cybernetics, 1982, 42: 195—204.
- [5] M Kenner, T C Pong. Motion analysis of long sequence flow[J]. Pattern Recognition Letters, 1990, 11(2): 123—131.
- [6] H Shariat, K E Price. How to use more than two frames to estimate motion[A]. Workshop on Motion: Representation and Analysis[C]. Charleston, 1986. 119—124.
- [7] M Subbarao. Interpretation of image motion fields: a spatiotemporal approach[A]. Workshop on Motion: Representation and Analysis[C]. Charleston, 1986. 157—165.
- [8] 杜友田, 陈峰, 徐文立, 李永彬. 基于视觉的人的运动识别综述[J]. 电子学报, 2007, 35(1): 84—90.
Du You-tian, Chen Feng, Xu Wen-li, Li Yong-bin. A survey on the vision-based human motion recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 84—90. (in Chinese)
- [9] I S Lim, D Thalmann. Key-posture extraction out of human motion data by curve simplification[A]. Proceedings of 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society[C]. Istanbul, 2001. 1167—1169.
- [10] 沈军行, 孙守迁, 潘云鹤. 从运动捕获数据中提取关键帧[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(5): 719—723.

Shen Jun-xing, Sun Shou-qian, Pan Yun-he. Key-frame extraction from motion capture data[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2004, 16(5): 719—723. (in Chinese)

- [11] 杨涛, 肖俊, 吴飞, 庄越挺. 基于分层曲线简化的运动捕获数据关键帧提取[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(11): 1691—1697.

Yang Tao, Xiao Jun, Wu Fei, Zhuang Yue-ting. Extraction of keyframe of motion capture data based on layered curve simplification[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(11): 1691—1697. (in Chinese)

- [12] 朱登明, 王兆其. 基于运动序列分割的运动捕获数据关键帧提取[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(6): 787—792.

Zhu Deng-ming, Wang Zhao-qi. Extraction of keyframe from motion capture data based on motion sequence segmentation [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2008, 20(6): 787—792. (in Chinese)

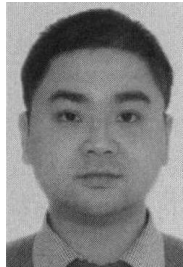
- [13] J Chai, J K Hodgins. Performance animation from low-dimensional control signals[A]. Proceedings of SIGGRAPH[C]. NY, USA, 2005. 686—696.

- [14] F Klose, C Lipski, M Magnor. Reconstructing shape and motion from asynchronous cameras[A]. Proceedings of Vision, Modeling and Visualization (VMV) 2010[C]. Siegen, Germany, 2010. 171—177.

- [15] 潘春洪, 马颂德. 人的三维运动的鲁棒估计[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1518—1521.

Pan Chun-hong, Ma Song-de. Robust estimation of 3D human motion[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(10): 1518—1521. (in Chinese)

作者简介



史 操 男, 1981 年生, 博士, 主要研究领域: 数据压缩与计算机视觉

E-mail: caoshi@yeah.net



邹北骧(通讯作者) 男, 1961 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域: 计算机图形学、计算机视觉与数字图像处理等。

E-mail: bjzhou@vip.163.com