

三维人体运动特征可视化与交互式运动分割^{*}

肖俊, 庄越挺, 吴飞⁺

(浙江大学 计算机学院 人工智能研究所, 浙江 杭州 310027)

Feature Visualization and Interactive Segmentation of 3D Human Motion

XIAO Jun, ZHUANG Yue-Ting, WU Fei⁺

(Institute of Artificial Intelligence, College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou, 310027, China)

+ Corresponding author: E-mail: wufei@cs.zju.edu.cn

Xiao J, Zhuang YT, Wu F. Feature Visualization and interactive segmentation of 3D human motion. Journal of Software, 2008,19(8):1995-2003. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/1995.htm>

Abstract: In order to get primitive actions for animation production, this paper proposes a visualization and interactive segmentation method for 3D human motion sequences. Firstly, a new feature based on bone angles of human skeleton is used to represent the original motion data. Then a heuristic method is introduced to detect the candidate segmentation points on the feature sequence. Finally, a graphical user interface is created to visualize the candidate segmentation points and pick the precise segmentation points interactively. Experimental results show that this method can divide motion sequence into primitive actions more conveniently, efficiently and precisely.

Key words: human motion data; visualization; interactive segmentation; bone angle

摘要: 为了从运动序列中提取不同类型的运动片段进行人体动画创作,提出一种三维人体运动数据可视化与交互式分割技术。首先,采用人体各主要骨骼夹角作为对原始运动数据的几何特征表示,并提出一种启发式方法自动检测其潜在分割点,最后将提取的运动特征可视化并使用可交互用户界面对其进行精确分割。实验结果表明,该特征表示及交互式分割方法能够更加方便、准确、高效地对包含多种类型的长序列三维人体运动数据进行分割。

关键词: 人体运动数据;可视化;交互式分割;骨骼夹角

中图法分类号: TP391

文献标识码: A

近年来,运动捕获设备的普及使得大量真实感3D人体运动数据的获取成为可能。这些数据被大量应用于计算机游戏、动画制作及运动仿真等多个领域,并且大型人体运动数据库也已出现^[1]。与传统多媒体数据(如图像、视频、音频)相比,成规模的三维人体运动数据是近年来随着运动捕获设备的普及而大量涌现的,因此,针对原始采集得到的长序列三维人体运动数据的自动/半自动分割、元数据标注甚至检索技术还不多见,但正逐渐成为

^{*} Supported by the National Natural Science Foundation of China for Distinguished Young Scholars under Grant No.60525108 (国家杰出青年科学基金); the National Key Technology R&D Program of China under Grant No.2007BAH11B00 (国家科技支撑计划项目); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant Nos.2006AA010107, 2006AA01Z303 (国家高技术研究发展计划(863)), the Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University of China under Grant No.IRT0652 (长江学者和创新团队发展计划)

Received 2008-01-08; Accepted 2008-04-18

近些年的研究热点.

相对于传统多媒体数据,三维人体运动数据具有其自身的特点,主要存在于:(1) 数据采样率高,最新的光学运动捕获设备最高可达 2 000 帧/s,产生的数据量巨大;(2) 三维人体运动数据流是结构化数据且具有一定物理意义(即表示了人体各主要关节位置信息),这为进一步对其进行结构化分析与理解奠定了基础.本文的研究主要针对三维人体运动数据提出一种有效的几何特征表示以对其直观可视化并进行交互式分割,能够提高三维人体运动数据预处理与结构化分析的效率,并为下一步的运动数据检索提供帮助.

到目前为止,国内外已有一些学者提出了对长序列三维人体运动的分割技术.2001 年,Wang 等人^[2]使用隐马尔可夫模型对人体运动数据序列进行分割与聚类.2003 年,Arikan 等人^[3]基于一组手工标注的训练样本构建支持向量机分类器,用于人体运动序列的自动标注,该方法也可同样用于人体运动序列的自动分割.2004 年,Kanav 等人^[4,5]提出了层次行为分割算法,使用一个动态层次数据结构表示人体运动数据,进而采用简单贝叶斯分类器用于运动分割,但这种方法在很大程度上依赖于训练样本和来自于专家的经验数据.同样,在 2004 年,Lu 等人^[6]提出一种双阈值多维分割算法,用于将复杂人体行为序列自动分解为一个简单动态线性模型序列,但这种算法仅适用于周期性行为数据,并不是一种具有普适性的运动数据分割方法.

2004 年,Jernej 等人^[7]认为不同类型的人体运动数据应该具有不同的内在维度,从而基于 PCA 子空间分析理论构建了一个运动数据分割器,当运动数据的子空间模型内在维度发生变化时进行分割.进一步地,基于不同类型运动数据具有不同高斯分布模型的假设,还提出了基于 PPCA 的运动数据分割方法.这两种算法效果良好,但运算效率较低.除此之外,Jernej 等人还认为,不同类型的运动数据会形成独立的聚类,且每个聚类可以采用一个统一的高斯分布模型来表示,并基于此假设提出了基于混合高斯模型运动数据分割算法,但是这种算法的缺点在于,进行运动数据分割时需由用户指定待分割的运动片断数目.

通过分析可以看出,上述所有方法均对原始运动数据直接建模以达到运动分割目的,这导致两个问题的出现:(1) 原始运动数据维度较高,影响计算效率;(2) 原始运动帧虽然能够精确表示三维人体运动姿态,但在进行相似度判别时,对逻辑相似姿态不能进行良好的判别.针对上述问题,本文首先定义一组人体主要骨骼之间的几何特征以表示原始三维人体运动序列,并将其转换为二维特征信号序列,进而采用启发式方法对其潜在分割点进行自动标注,最后利用交互手段实现其精确分割.

1 运动序列的几何特征提取

本文所采用的人体骨架模型如图 1(a)所示.

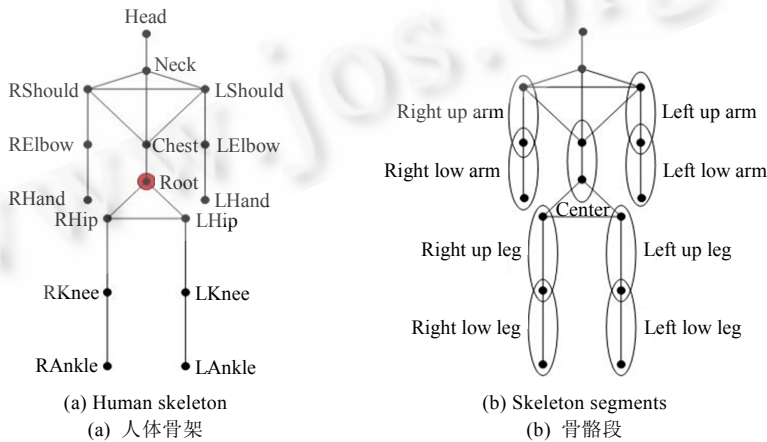


Fig.1
图 1

如果将捕获得到的人体运动数据视为由离散时间点采样得到的人体姿势序列,每个采样点为一帧,则每一

帧的姿势由 16 个关节共同决定.在任意帧时刻 i ,人体姿势表示为 $F_i = (p_i^{(1)}, r_i^{(1)}, r_i^{(2)}, \dots, r_i^{(16)})$,其中: $p_i^{(1)} \in P^3$ 及 $r_i^{(1)} \in R^3$ 分别表示 Root 关节的位置和方向,即平移量及旋转量; $r_i^{(j)} \in R^3, j = 2, \dots, 16$ 表示非 Root 关节的方向(旋转量).根据人体骨架中各关节的相互关系,在任意时刻 i ,人体骨架中任意非 Root 关节 N_j 的位置可以通过三维变换公式得到:

$$\bar{p}_i^{(j)} = T_i^{(root)} R_i^{(root)} \dots T_0^{(grandparent)} R_i^{(grandparent)}(t) T_0^{(parent)} R_i^{(parent)} \bar{p}_0^{(j)} \quad (1)$$

其中, $\bar{p}_i^{(j)}$ 表示 i 时刻关节 N_j 的世界坐标; $T_i^{(root)}, R_i^{(root)}$ 分别表示 i 时刻 Root 关节的平移和旋转变换矩阵,分别由 $p_i^{(1)}, r_i^{(1)}$ 生成; $T_0^{(k)}$ 表示初始时关节 $N_k(N_k$ 为树形人体骨架中,从根结点到结点 N_j 之间的任意结点)在其父关节点所在局部坐标系下偏移量生成的平移变换矩阵; $R_i^{(k)}$ 表示 i 时刻关节 $N_k(N_k$ 取值同上)的旋转变换矩阵,由 $r_i^{(k)}$ 生成; $\bar{p}_0^{(j)}$ 表示初始时, N_j 在其父结点所在局部坐标系下的偏移量.

在三维人体运动数据处理中,国内外已有学者提出多种不同三维人体运动特征表示方法.如沈军行等人^[8]将人体各关节上总的旋转变化作为原始运动数据的特征表示,并通过帧间距离的比较来实现运动数据关键帧提取.冯林等人^[9]提出了运动能量模型作为对原始运动数据的特征表示,用于三维人体运动检索.但上述特征并不能直观地反映原始运动数据的几何特征,因此限制了其在运动分割领域的应用.此外,刘丰等人^[10]采用层次化运动描述,把人的关节分为 5 层表示;Lee 等人^[11]提出一种两层运动特征的方法,底层用 Markov 模型表达运动特征,捕获运动细节,高层是运动数据的归纳,表征帧的分布和转换.这两种运动特征表示方法对原始运动数据进行了归纳,但所表示的运动物理特征不明显.Mueller 等人^[12]根据人体关节之间的空间几何关系总结出 31 种人体运动几何特征.这些特征虽然能够很好地表示出运动的几何特性,但是特征类型过多且计算复杂,难以保证计算的高效性.

通过对大量人体运动数据的观测发现,人体运动类型主要由四肢骨骼及中心骨骼的相对位置关系来决定.此外,人体骨架四肢部分在人体运动中变化最明显,且在运动描述上更具逻辑性,因此,本文将运动描述从关节层上升到骨骼层,将人体骨架中四肢部分的 8 段骨骼作为特征表示对象,提取这 8 段骨骼与由 Root 关节和 Chest 关节组成的中心骨骼之间的夹角作为运动几何特征(人体四肢的 8 段骨骼及中心骨骼如图 1(b)所示).定义段骨骼 $\bar{B}^{(k)}$ 为由该段骨骼中位于人体骨架较高层关节 N_i 指向较低层关节 N_j 的向量,即 $\bar{B}^{(k)} = \overline{N_i N_j} = (\bar{p}^{(j)} - \bar{p}^{(i)})$,其中, $\bar{p}^{(i)}, \bar{p}^{(j)}$ 是关节 N_i 和 N_j 在三维空间中的坐标.因此,在给定帧时刻 i ,任意一段四肢骨骼与中心骨骼夹角的公式计算为

$$\theta_i^{(k)} = \cos^{-1} \left(\frac{\overline{B_i^{(k)}} \cdot \overline{B_i^{(center)}}}{\left| \overline{B_i^{(k)}} \right| \left| \overline{B_i^{(center)}} \right|} \right), \quad k = 1, \dots, 8 \quad (2)$$

定义的 8 段骨骼夹角既能表示三维人体姿态特征并充分反映人体运动类型变化,又极大地降低了原始三维人体运动数据维度.

2 基于可视化辅助手段的交互式分割

2.1 潜在分割点自动检测

不同类型运动数据之间的几何特征必然存在一定的差异.本文正是基于这样一个事实,试图通过对原始运动数据几何特征表示的分析来进行潜在分割点的自动检测.由于人体的不同肢体部分(本文将人体分为 8 段骨骼表示)对于不同类型运动的差异贡献也不同,因此需要将提取到的八维几何特征作为整体加以考虑.我们将提取到的八维几何特征的模作为对每一帧运动数据(姿态)的特征表示,定义如下:

$$Q_i = \|\theta_i\| \quad (3)$$

其中, θ_i 是公式(2)中针对某个运动帧(姿态)提取的八维骨骼几何特征,公式(3)的几何意义可以解释为是当前运动姿态与中性运动姿态(值全为 0 的八维向量)之间的距离.这样,一段长度维为 n 的三维人体运动序列 M 可以表示为

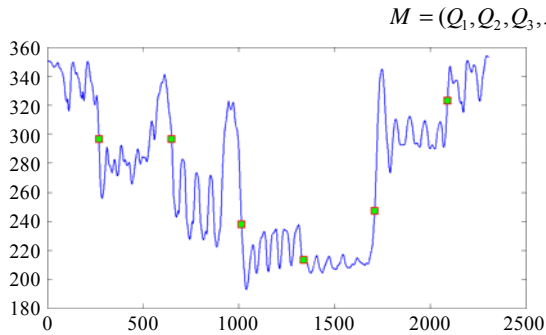


Fig.2 Feature representation of human motion sequence

图2 人体运动序列的特征表示

可以将 M 看作是离散的一维时序信号序列.图2是一段包含多种不同类型运动数据序列的一维特征表示,其中的小方框为用户手工指定的分割点,可以看到,采用本文提出的几何特征可以直观地将原始三维运动数据序列表示为一维离散信号,且不同类型运动数据在其中表现出较为明显的差异.

基于上述一维特征表示,可以采用启发式方法自动地进行潜在分割点检测,算法步骤描述如下:

- (1) 将原始运动序列根据公式(2)~公式(4)的计算表示为一维离散时序信号序列 M ;
- (2) 对得到的离散时序信号 M 进行低通滤波,去除局部高频噪声,得到较为平滑的新时序信号 M' ;
- (3) 对时序信号 M' 进行局部极值检测;
- (4) 将相邻极大、极小值之差的绝对值作为信号振幅,如果信号振幅发生剧烈变化,则将该处的极值点作为潜在分割点.

上述算法可用如下伪代码描述:

算法. 潜在分割点检测算法.

```
originalMotion=loadmotionfile(*.bvh); //读取 bvh 格式的运动数据文件
angleFeature=extractAngle(originalMotion); //提取八维骨骼夹角几何特征,采用公式(2)
motionSignal=norm(angleFeature); //对八维几何特征取模,得到一维特征信号序列
motionSignal'=filter(motionSignal); //对一维特征信号序列进行低通滤波
extremumIdx=cmpExtremumIdx(motionSignal'); //检测滤波后,一维特征信号的局部极值点坐标
ptCandidate=detectCandidateSegPt(extremumIdx,param); //检测潜在分割点
```

其中,函数 detectCoarseSetPt 定义如下:

```
Function ptCandidate=detectCandidateSegPt(extremumIdx,param)
```

//输入参数说明如下:

//extremumIdx 是 motionSignal' 中的极大极小值数组,extremumIdx(i) 为 1 表示极大值,extremumIdx(i) 为 -1 表示极小值,否则,extremumIdx(i) 为 0

//param 参数用于判断振幅变化是否达到预先定义的阈值

count=0;

for i from 1 to length(extremumIdx)

if extremumIdx(i) is -1

peak1=the nearest local peak value at the left of extremumIdx(i)

peak2=the nearest local peak value at the right of extremumIdx(i)

swing1=abs(peak1-extremumIdx(i));

swing2=abs(peak2-extremumIdx(i));

maxswing=max(swing1,swing2);

minswing=min(swing1,swing2);

if minswing<=param*maxswing

count=count+1;

ptCandidate(count)=i;

end;

end;

if extremumIdx(i) is 1

```

valley1=the nearest local valley value at the left of extremumIdx(i)
valley2=the nearest local valley value at the right of extremumIdx(i)
swing1=abs(valley1-extremumIdx(i));
swing2=abs(valley2-extremumIdx(i));
maxswing=max(swing1,swing2);
minswing=min(swing1,swing2);
if minswing<=param*maxswing
    count=count+1;
    ptCandidate(count)=i;
end;
end;
end;
return pt;

```

在潜在分割点检测函数中需要给定信号跳变检测参数 $param(0 \leq param \leq 1)$,以判断当前信号的振幅是否发生了较大变化.通过对大量不同类型运动数据测试统计,当取 $param=0.5$ 时能够取得较好的效果.图 3 给出了如图 2 所示的一维特征信号经过低通滤波后的潜在分割点检测结果.

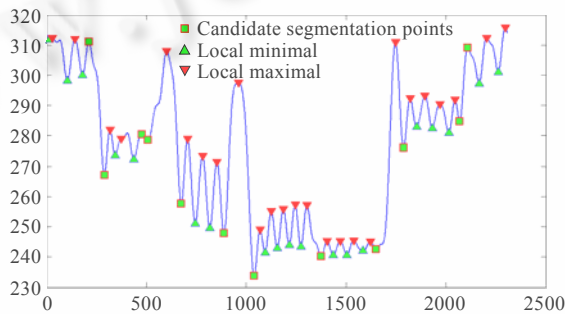


Fig.3 Detection result of candidate segmentation points (the feature signal has been processed by the low-pass filter)

图 3 潜在分割点检测结果(特征信号已经过低通滤波)

2.2 用户交互式的精确分割点选取

对比图 2 和图 3 可知,通过骨骼几何特征表示与潜在分割点自动检测,系统得到的潜在分割点均落在正确的运动分割点附近.因此,可以构建一个可视化界面,让用户基于系统自动检出的潜在分割点交互式地选取精确的分割点,从而可以避免用户通过浏览整段运动序列来进行手工分割.具体实现将在实验结果中加以阐述.

3 实验结果

为了验证本文所提出方法的有效性,首先采用 Matlab 对核心算法进行实现并封装为 C#可调用的链接库,进而使用 Visual C#开发了一个原型系统用于三维运动数据的特征可视化与交互式数据分割.此外,使用 Motion Analysis 的 Hawk 光学运动捕获系统采集了 50 余段(共有 93 069 帧)包含各种不同运动类型的真实感三维人体运动序列,包括走、跑、跳跃、踢腿、拳击、擦窗户、拖地、擦洗地板等常见三维人体运动类型.每段运动序列均包含两种或两种以上不同类型的运动,且相互之间自然过渡.三维运动数据存储为常用的 BVH 文件格式.

实验中对本文提出的骨骼夹角几何特征的有效性、潜在分割点自动检测效率及交互式分割原型系统的可用性等方面分别进行了测试.

3.1 骨骼夹角几何特征有效性的比较

图 4(a)和图 4(b)分别给出采用原始运动帧与骨骼夹角几何特征表示的一维特征信号.该段运动数据中包含

两种类型的运动,分别是“敲打地板”与“擦洗地板”.虽然两种类型的运动姿态非常接近,但是在采用骨骼夹角几何特征表示以后,其一维特征信号能够得到有效的区别.这说明骨骼夹角几何特征与原始运动数据相比,能够更加有效地反映不同运动姿态的差异并有利于分割点的检测.

此外,图 4 中的运动序列包含 5 个完整周期的“敲击地板”行为与 4 个完整周期的“擦洗地板”行为.可以直观地看到,采用骨骼夹角几何特征表示的一维特征信号能够更好地反映运动的周期性,与原始运动数据特征信号相比,能够更加准确地反映运动数据的物理意义.

图 5 给出部分运动序列的分割结果,其中相似运动片段之间的潜在分割点均可准确地自动检出,如图 5(a)中的普通走、(单手挥手)走和(双手挥手)走;图 5(b)中的(左右)擦玻璃和(上下)擦玻璃;图 5(c)中的(站立)拳击和(蹲下)拳击等.实验结果表明,骨骼夹角几何特征能够有效区分类型不同但姿态比较相似的各种运动片段,保证了运动序列分割的准确性.

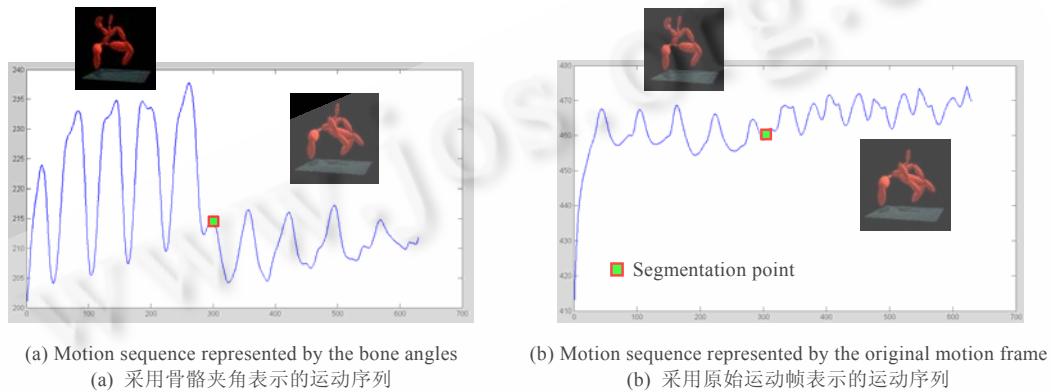
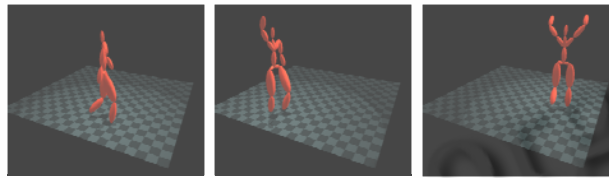
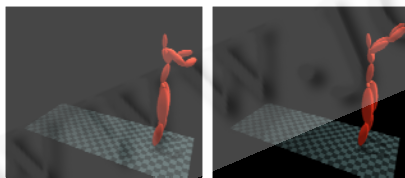


Fig.4

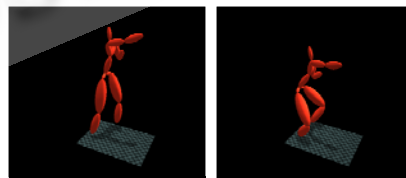
图 4



(a) Walk, walk with wave (one arm) and walk with wave (two arms)
(a) 普通走、(单手)挥手走和(双手)挥手走



(b) Left: washing window left and right, right: washing window up and down
(b) 左:(左右)擦玻璃,右:(上下)擦玻璃



(c) Left: standing and punching, right: squat and punching
(c) 左:(站立)拳击,右:(蹲下)拳击

Fig.5

图 5

3.2 潜在分割点自动检测效率评估

潜在分割点检测的准确性与用户交互效率有着直接关系,实验中对通过运动捕获系统采集的 50 多段长序列三维人体运动数据进行测试以评估其效率.为了更好地对本文提出的方法进行比较,用 Matlab 实现了 Jernej

等人所提出的基于 PPCA 的运动分割算法,评估从计算效率与准确性两个方面进行.表 1 给出了两种方法在查全率、查准率及时间效率方面的比较.查全率与查准率均以手工分割结果为标准进行计算,且将不同运动类型之间的过渡区域均设置为可分割区域.

Table 1 Performance comparison of different segmentation methods

表 1 不同分割方法运行效率比较

Methods	Precision (%)	Recall (%)	Time (s/clip)
Our method	84.9	97.5	2.4
PPCA method	91.5	93.2	10

从查准率与查全率来看,本文所提出的方法能够获得较高的查全率,但与基于 PPCA 的方法相比,查准率相对较低.这主要是因为:(1) 髋夹角几何特征能够更好地表示原始运动数据的几何特性,从而有利于类型不同但姿态接近的运动数据之间的分割点检测(如图 4 所示),这导致较高的查全率;(2) 本文所采用的启发式检测算法所得到的潜在分割点数量一般都多于正确分割点数量(如图 3 所示),而有的潜在分割点落在可分割区域以外,这导致较低的查准率.但是,由于得到潜在分割点之后,用户还可以通过交互界面进行精确分割点选取,因此,较低的查准率并不影响最终分割结果的准确性,而较高的查全率则保证了漏检率较低.从理论上而言,基于系统自动检出的潜在分割点通过用户交互后,分割准确率最高可达 97.5%.

表 1 最后一列给出两种方法进行分割的时间效率比较,这里,每一个 clip 是指被分割出的一个运动片段,即被判断为某个相同类型的连续运动帧集合.平均耗时由测试数据集中所有运动数据分割点检测耗时总和除以检出的运动片段数量计算得到.从时间效率来看,由于本文所采取方法的计算复杂度与运动序列长度成线性关系,而 PPCA 方法对于一个长度为 N 、待检测运动类型个数为 M 的运动序列,需执行 $(N-M \times S)$ 次完整的 PPCA 分割算法.其中, S 是一个常数,用于确定构建初始 PCA 子空间所需的运动片段长度.而完整的 PPCA 分割算法包括 PCA 子空间构建、高斯建模、Mahalanobis 距离计算等一系列较为复杂的算法流程,这是导致其运算效率低下的主要原因.

3.3 人体运动数据可视化与交互式分割原型系统

为了方便用户基于系统自动检出的潜在分割点进行精确分割点的选取,采用 Visual C# 开发了一个可视化的用户交互界面,如图 6 所示.

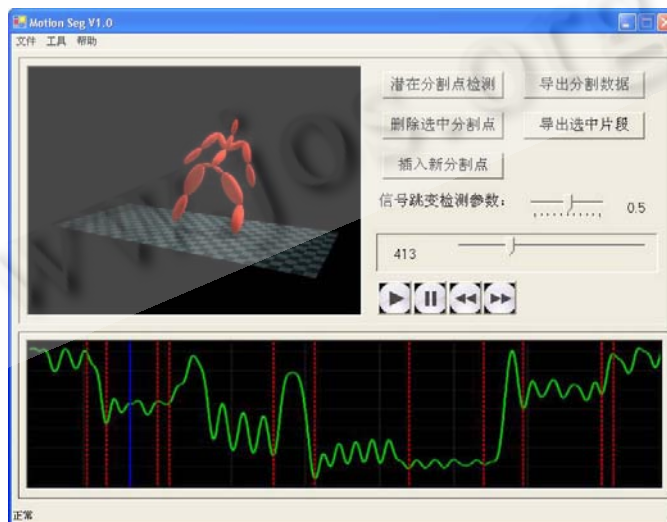


Fig.6 The prototype system of interactive segmentation for 3D human motion

图 6 三维人体运动交互式分割原型系统

应用过程中用户首先载入待分割三维人体运动数据,界面中的播放窗口及控制按钮方便用户浏览整个三维人体运动序列,或者在精确分割点选取时用于查看潜在分割点附近的人体姿态.用户可以自己设定信号跳变检测参数进行潜在分割点检测.原始运动数据的一维特征信号及检出的潜在分割点在界面下方的窗口中进行了可视化.用户可以交互式地对潜在分割点(以虚线表示)进行删除、插入、拖动等操作.

可以看到,界面下方的窗口对整段三维运动数据的一维特征信号进行了可视化并提供交互式工具进行精确分割点选取,这使得用户不必通过播放器浏览整段三维人体运动序列就可以方便、快速、精确地进行数据分割.图 7 给出了部分较长运动序列的分割结果.

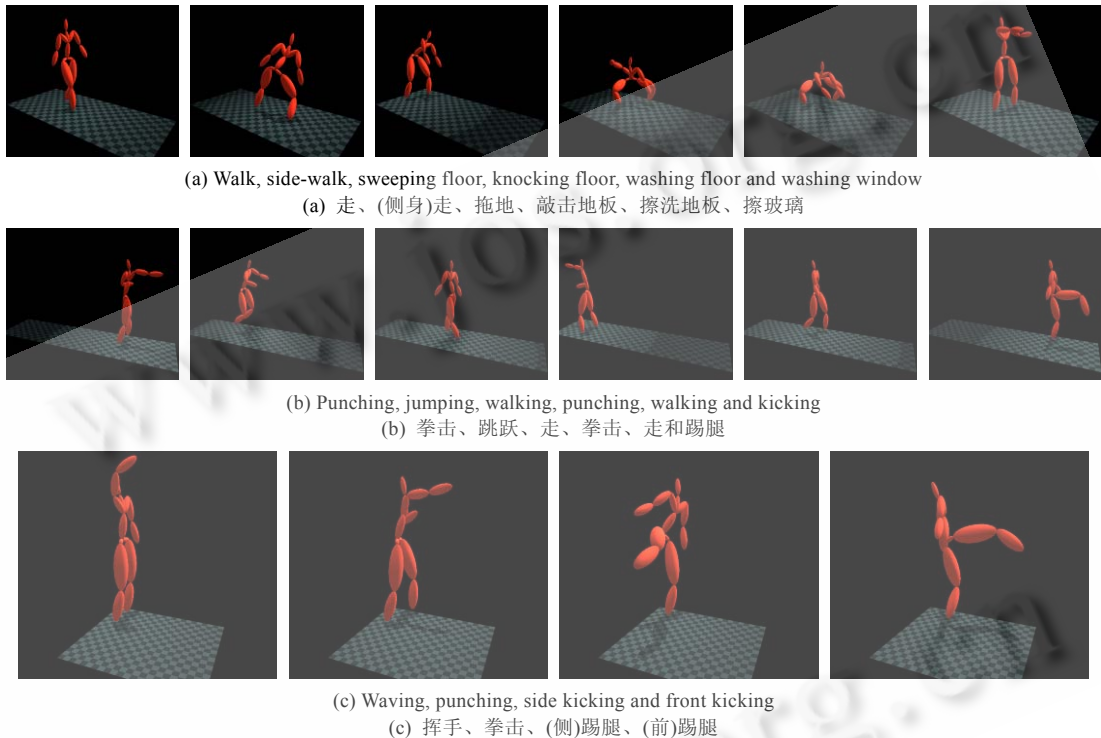


Fig.7 Segmentation results for different motion sequences

图 7 不同运动序列分割结果

4 总 结

本文首先提出一种骨骼夹角几何特征用于表示三维人体运动数据序列,与原始运动数据相比,该特征能够更加有效地反映运动序列的几何与物理意义并对其进行直观的可视化.其次,基于该几何特征采用一个启发式方法进行潜在分割点检测,并利用可视化的用户交互界面对其进行精确分割.实验结果表明,与现有方法相比,采用本文所提出的特征表示及交互式分割方法能够更加准确、高效地对包含多种类型的长序列三维人体运动数据进行分割.

今后的工作主要包括 3 个方面:第一,探索更好的潜在分割点检测算法以提高其查准率,这将有助于减少用户的交互操作,进一步提高效率;第二,如果一个运动序列包含了很多不同类型的运动片断,而用户又只想抽取其中的 1 个或者几个片断使用,就没有必要对整个运动序列进行分割,因此,在今后的工作中可以考虑加入一些新的用户交互方式,即当用户对包含较多不同类型运动片断的运动序列进行浏览时,能够对其中感兴趣的 1 帧或者几帧数据进行选取,这样,分割算法就能将包含用户指定数据的运动片断自动抽取出来;第三,以所提出的骨骼夹角几何特征表示为基础,探索新的基于内容的三维人体运动检索技术.

致谢 在此,我们向对本文的工作给予支持和建议的同行,特别是课题组的陈成与杨易同学对本文的研究工作所给予的帮助表示感谢.

References:

- [1] <http://mocap.cs.cmu.edu/>
- [2] Wang TS, Shum HY, Xu YQ, Zheng NN. Unsupervised analysis of human gestures. In: Goos G, Hartmanis J, van Leeuwen J, eds. Proc. of the IEEE Pacific-Rim Conf. on Multimedia 2001. Beijing: Springer-Verlag, 2001. 174–181.
- [3] Arikan O, Forsyth DA, O'Brien J. Motion synthesis from annotations. ACM Trans. on Graphics, 2003,33(3):402–408.
- [4] Kahol K, Tripathi P, Panchanathan S, Rikakis T. Gesture segmentation in complex motion sequences. In: Torres L, ed. Proc. of the Int'l Conf. on Image Processing 2003, Vol.2. Barcelona: IEEE Computer Society, 2003. 105–108.
- [5] Kahol K, Tripathi P, Panchanathan S. Automated gesture segmentation from dance sequences. In: Lee SW, ed. Proc. of the Int'l Conf. on Face and Gesture Recognition 2004. Seoul: IEEE Computer Society, 2004. 883–888.
- [6] Lu CM, Ferrier NJ. Repetitive motion analysis: Segmentation and event classification. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Meachine Intelligence, 2004,26(2):258–263.
- [7] Barbič J, Safonova A, Pan JY, Faloutsos C, Hodgins JK, Pollard NS. Segmenting motion capture data into distinct behaviors. In: Heidrich W, Balakrishnan R, eds. Proc. of the Graphics Interface 2004 Conf. London: Canadian Human-Computer Communications Society, 2004. 185–194.
- [8] Shen JX, Sun SQ, Pan YH. Key-Frame extraction from motion capture data. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2004,16(5):719–723 (in Chinese with English abstract).
- [9] Feng L, Shen X, Sun T, Xu XH, Pan XW. Retrieval of human motion data based on energy model. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007,19(8):1015–1021 (in Chinese with English abstract).
- [10] Liu F, Zhuang YT, Wu F, Pan YH. 3D motion retrieval based on example. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2003,15(10):1275–1280 (in Chinese with English abstract).
- [11] Lee J, Chai JX, Reitsma PSA, Hodgins JK, Pollard NS. Interactive control of avatars animated with human motion data. ACM Trans. on Graphics, 2002,21(3):491–500.
- [12] Müeller M, Roeder T, Clausen M. Efficient content-based retrieval of motion capture data. ACM Trans. on Graphics, 2005,24(3): 677–685.

附中文参考文献:

- [8] 沈军行,孙守迁,潘云鹤.从运动捕获数据中提取关键帧.计算机辅助设计与图形学学报,2004,16(5):719–723.
- [9] 冯林,沈骁,孙焘,于孝航,潘晓雯.基于运动能量模型的人体运动捕捉数据库的检索.计算机辅助设计与图形学学报,2007,19(8): 1015–1021.
- [10] 刘丰,庄越挺,吴飞,潘云鹤.基于例子的三维运动检索.计算机辅助设计与图形学学报,2003,15(10):1275–1280.



肖俊(1979—),男,贵州铜仁人,博士,讲师,主要研究领域为计算机动画,多媒体分析.



吴飞(1973—),男,博士,副教授,主要研究领域为多媒体分析,机器学习.



庄越挺(1965—),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机动画,多媒体分析,数字图书馆.