

人体运动的函数数据分析与合成^{*}

李淳芃⁺, 王兆其, 夏时洪

(中国科学院 计算技术研究所 前瞻研究实验室, 北京 100190)

Motion Synthesis for Virtual Human Using Functional Data Analysis

LI Chun-Peng⁺, WANG Zhao-Qi, XIA Shi-Hong

(Advanced Computing Laboratory, Institute of Computing Technology, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

+ Corresponding author: E-mail: cpli@ict.ac.cn

Li CP, Wang ZQ, Xia SH. Motion synthesis for virtual human using functional data analysis. *Journal of Software*, 2009,20(6):1664-1672. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3332.htm>

Abstract: In many virtual reality applications the virtual human, as the digital representation of human, is one of the most important elements to improve the interactive capability and immersive experience. However, it remains a challenge for modeling virtual human to synthesize natural and controllable motions. This paper presents a novel method for motion synthesis based on functional data analysis. A low-dimensional functional space is constructed from a set of example motions by using functional principal components analysis. This functional space can not only discover the true dimension of the examples, but also provide an approach to synthesize natural and smooth motions with purpose by controlling the coefficients of each functional basis. This synthesis process is very efficient because there is no time-consuming calculation, which can meet the requirement of real-time applications. The experiments have proven the robustness and effectiveness of this method.

Key words: motion synthesis; functional data analysis; functional principal components analysis; character animation

摘要: 在许多虚拟现实的应用中,虚拟人作为人在计算机中的表示,是提高其交互能力和沉浸感的重要因素之一。然而,对于虚拟人建模而言,合成逼真、可控的虚拟人运动仍然是具有挑战性的课题。为此,提出了一种基于函数数据分析的人体运动合成方法。通过对一组样本运动进行函数主成分分析,构建出一个由特征运动构成的低维函数子空间。该低维子空间不仅能够有效地刻画样本序列内在的变化规律,而且也为目的的运动合成提供了方法。在该空间中,通过控制各特征运动的系数即可合成出逼真、平滑的运动序列。该合成过程没有耗时的计算,因此能够满足各种实时应用的需求。相关的实验结果证明了该算法的有效性。

关键词: 运动合成;函数数据分析;函数主成分分析;角色动画

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60533070, 60603082, 60703019 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant Nos.2006AA01Z336, 2007AA01Z320 (国家高技术研究发展计划(863)); the National Key Technology Research and Development Program of China under Grant No.2008BA150B07 (国家科技支撑计划); the Beijing Municipal Natural Science Foundation of China under Grant No.4062032 (北京市自然科学基金)

Received 2007-06-21; Accepted 2008-03-12

近年来,虚拟现实技术的应用出现在越来越多的领域中.从网络游戏到影视制作、从体育训练到安全预演都可以看到虚拟现实技术的身影.在这些应用中,虚拟人作为人在计算机中的表示,是提高其真实感和交互性的关键要素之一.然而,如何对虚拟人的运动进行建模,进而合成逼真的、满足约束的虚拟人运动,既是研究的热点,也是具有挑战性的课题.

逼真的人体运动合成主要面临以下几个方面的困难:(1) 人体的自由度较高.即使是简化的虚拟人骨架模型,也通常具有 50 个以上的自由度.而且对于具体的行为动作,这些自由度之间具有很强的相关性,微小的角度改变都会导致姿态的不协调.(2) 人体运动具有内在的结构和时序性.例如,行走通常要包括左脚支撑、右脚支撑再到左脚支撑等过程.在结构上不完整的运动序列是没有意义的.(3) 人体运动需要与环境发生交互,如上台阶的动作需要与台阶的高度和宽度匹配,拾取物体时,手与物体的位置之间要吻合等等.不满足环境交互的动作极大地降低了动作的逼真性.(4) 在诸如游戏、虚拟漫游等应用中,虚拟人的动作还需要受到使用者的控制.而且这种控制通常是较高层次的控制,如运动的类型、运动的风格等,而不是对某个关节角度或肢体形态等底层的控制.缺少灵活的控制方法将有损系统的交互性.

在本文中,我们提出了一种基于函数主成分分析(functional principal components analysis)^[1]的人体运动的控制与合成方法.所谓函数主成分分析是一种针对时间序列的统计分析方法.与传统的多元变量主成分分析类似,函数主成分分析试图在给定的时序样本中找出一组最能刻画其内在变化规律的指标.我们用这种分析方法对一组具有相同运动结构或属于同种运动类型的运动序列进行分析,可以构建一个由特征运动构成的低维函数子空间.进而,在该子空间中通过控制各特征运动的系数来合成新的运动.本文所提出的方法也是一种基于样本的统计学习方法,具有以下几个特点:(1) 这是一种较为通用的合成方法,不仅可以处理周期性的人体运动,如走、跑、上下楼梯,也可以处理非周期的人体运动,如拾取、踢腿等;(2) 无论是在分析阶段还是在合成阶段都是解析求解,因此可以满足实时应用的需求;(3) 函数主成分分析保留了运动的时序特性,因此合成的结果平滑、自然,不需要进行插值等处理;(4) 函数主成分分析有效地刻画了样本中的内在规律,从而实现对运动高层的控制,便于使用者有目的地合成新的运动;(5) 在合成阶段,我们提出了一种根据特定时刻的姿态来合成整个运动序列的方法,从而使得虚拟角色能够根据虚拟环境产生新的动作.此外,通过对特征运动系数的逐渐改变可以实现不同风格运动之间的平滑过渡.

1 相关工作

针对虚拟人运动合成中存在的问题,许多研究者进行了研究.在运动捕获设备出现以前,人体运动的合成通常需要建立相应的运动学或动力学方程,然后通过数值计算进行求解.运动学方法又可以分为正向运动学(forward kinematics)和逆向运动学(inverse kinematics)方法^[2].给定一个虚拟角色及其每个关节的旋转角度,我们可以通过坐标系变换计算出各个骨骼在全局坐标系的方位,即正向运动学;而逆运动学则是根据虚拟角色某一骨骼(通常是肢体末端)的指定方位计算得到各个关节的旋转角度.正向运动学和逆运动学之间的最大差别在于,前者是在角度空间中操作的,而后者可以在笛卡尔空间中实现,因此使用更为直观、方便.

与运动学相比,动力学方法能够生成具有物理逼真性的人体运动.基于动力学的合成方法又可以分为时空约束方法^[3,4]、控制器方法^[5].时空约束方法根据使用者对运动的位移、速度、加速度等施加的约束条件建立优化模型,进而通过优化求解得到运动序列.该方法能计算出符合物理规律的真实运动,但计算复杂度高,且对优化的初始值非常敏感.对虚拟角色的每个关节建立控制器(阻尼弹簧)模型,进而通过它产生相应的驱动力来驱动虚拟角色运动,是控制器方法的原理.与时空约束方法相比,该方法的计算复杂度较小,但对于每个动作都需要设定不同的参数.

近几年,运动捕获设备的广泛使用给人体运动的合成提供了新的途径.为了提高运动捕获数据的重用性,许多基于捕获数据的合成方法被提了出来.与传统的运动合成方法相比,这些方法在合成运动的逼真性上有了极大的提高.

插值是最有效地利用样本数据的方法之一.Rose等人通过计算一个从权值到控制参数之间的映射来对样

本片段进行融合^[6].Kovar提出了对大规模数据库进行自动分析和参数化的方法,并在此基础上通过对样本的插值合成新的运动片段^[7].这种方法具有较高的效率,但却不能建立约束到权值之间的映射.因此,该方法不得不在参数空间中进行大量的采样来获得近似的结果.Mukai等人提出了一种基于地理统计学的运动插值方法^[8].该方法将运动插值看作是一种在任意定义的参数化空间进行统计预测的过程.该方法在给定参数的情况下可以产生合理的运动,同时估计出新合成运动的可信度,然而其结果的精确性依赖于样本的个数.文献[9]提出了一种实时的虚拟人运动控制策略.它首先定义一个与任务相关的成本函数,然后通过计算每个样本的成本来选择最合适的运动,最后通过运动融合生成运动序列.该方法加强了对虚拟人运动的连续控制,但却需要大规模运动库的支持.

统计学习方法也用于对运动数据进行处理.Brand^[10]使用状态空间模型来对运动序列建模.所谓状态空间模型是一种参数化的隐马尔可夫链.与传统的隐马尔可夫模型相比,它可以利用一组全局参数来控制在每个状态下观察空间的分布.通过控制这组参数从而合成不同风格的运动序列.本文所提出的方法与该方法的相似之处在于,都试图从样本序列中提取出刻画运动风格或运动类型的参数.Li等人^[11]结合马尔可夫模型和线性动力系统提出了一种双层统计模型以合成人体运动.Niwase等人^[12]利用半隐马尔可夫模型来合成满足用户所需步幅与步速的行走运动.这些基于马尔可夫链的建模方法需要对运动序列划分明显的状态,并学习状态之间的转移概率,而本文的方法则把运动序列当作连续的函数来考虑,因此,合成的运动更为平滑.

2 算法概述

如前所述,人体姿态具有较高的维度,而对于一个有数百帧数据的运动序列来说,其所在空间的维度更是高达数千维.然而对于一组属于相同类型的运动序列来说,这一高维空间仍然具有某种内在的低维结构.比如,对于一组行走的运动序列来说,我们通常可以用步幅、步速这样的变量来刻画它们.

本文算法的核心思想就是用函数数据主成分分析方法从给定的一组样本中提取其内在的维度.通过对一组运动捕获样本进行分析,我们可以得到一个低维的函数子空间.该空间的每个维度都是一个函数,我们称其为特征运动.有了这样一个由特征运动张成的子空间,任何一个运动序列都可以向其作投影并获得一组坐标系数.这组系数表明了该运动序列在子空间中的位置,进而反映出该运动的内在属性.反过来,通过设定在这个低维函数子空间中的坐标系数则可以合成出新的运动.一方面降维后的子空间有效地描述了样本,因此使得合成的结果逼真、自然;另一方面,每个维度具有较明确的含义,因此可以实现较高层次的运动控制.

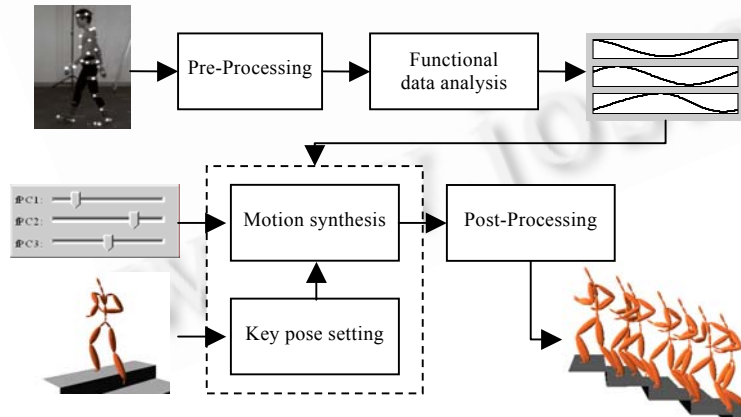


Fig.1 Overview of approach

图1 算法概述

具体来说,本文的算法包括以下4个阶段,如图1所示:(1) 运动数据预处理阶段.由于人体运动带有时间参数且持续时间长短不一,因此需要对这些运动片段进行对齐和重采样.同时,为了提高后续函数分析的效率,还需要对姿态空间进行降维.(2) 运动分析阶段.首先将离散的运动序列表示成连续函数的形式,然后对它们进行函数主成分分析.经过运动分析之后,我们可以得到一个由特征运动构成的函数子空间.(3) 运动合成阶段.我们提供了两种合成新的运动的方法.一种

是通过用户界面直接设定各特征函数的系数;另一种方法是利用逆运动学技术设定某关键时刻的姿态,然后求解出一组系数,进而合成运动.(4) 运动数据后处理阶段.在得到运动的姿态序列后,我们还需要对其时间进行缩放以满足播放的要求.另外,还需要合成出根骨骼在世界坐标系的平移以得到最终的运动.

3 运动数据预处理

给定一个虚拟角色,我们用 $p \in R^D$ 来表示该虚拟角色的一个姿态, D 为其关节旋转自由度的个数.这里忽略了虚拟角色相对于世界坐标系的平移.一个运动序列 M 可以表示为一组带时间参数的姿态的集合, $M = \{(t_i, p_i)\} (i = 1, 2, \dots, k)$,其中 t_i 表示了该序列中第 i 帧数据的时间, p_i 表示在 t_i 时刻的姿态, k 表示该序列的帧数.对于采集的 m 个运动序列 $\{M^i\}_{i=1}^m$,我们需要对它们进行以下3步预处理:

(1) 运动序列对齐.运动序列是时间序列的一类,时间上的扭曲会给分析带来误差甚至错误.因此,有必要找到样本序列中帧与帧之间的对应关系,这一过程即为运动序列对齐.运动序列对齐可以表示为寻找一个时间变换函数 $h(t)$,使得在新的时间参数 $t'_i = h(t_i)$ 的作用下, M 与指定的参考序列之间的差异最小.运动序列对齐问题可以采用动态时间规整(dynamic time warping,简称DTW)方法进行处理,具体可参考文献[10].

(2) 重采样.为了使每一个运动序列都具有相同的帧数,我们还需要进行重采样.所谓重采样,即是按照新的采样时间对原运动序列插值的过程.在本文中,我们对每个序列的持续时间缩放到统一的 $[0, 1]$ 区间,然后将该区间上的均匀布作为新的采样时间.经过采样后,即可忽略时间参数.假设采样的个数为 s ,则一个运动序列 M 可以用一个 $s \times D$ 的矩阵来表示.

(3) 姿态降维.尽管人体自由度很高,但对于某种特定的运动类型,它们之间具有很强的相关性.姿态空间降维的目的就是找出这种相关性,用低维的变量来刻画原来的运动.姿态降维也使后续进行函数主分量分析时的效率得到提高.这里,我们采用主成分分析(principal components analysis,简称PCA)来进行降维.首先,将每个运动序列中的姿态排列在一起得到矩阵 $M^{all} \in R^{(m \cdot s) \times D}$,并计算其协方差矩阵 $C \in R^{D \times D}$.这里,假设所有样本已经中心化,即每个样本已减去均值.然后,求取 C 的特征值并按由大到小排列,得到 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_D$.将前 d 个特征值对应的矢量组成投影矩阵 $U = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_d]$,则可以通过下式得到降维后的运动序列:

$$\bar{M} = M \cdot U \quad (1)$$

4 运动分析

4.1 运动数据的表示与平滑

在对运动数据进行分析之前,我们需要将离散的运动数据表示成连续函数的形式.一种常用的方法就是用一组基函数的线性组合来拟合原始数据.拟合同时也对原始数据进行了平滑.下面以一维函数数据为例给出拟合过程.对于人体运动这样高维的函数数据来说,只需对其每个维度进行分别处理即可.记一组基函数为 ϕ_k ,给定一组观察数据 $\hat{x}(t_j)$,其观察时刻分别为 $t_j (j = 1, 2, \dots, n)$.求其连续函数形式 $x(t)$ 转化为对基函数系数 c_k 的求解,即对下式的最小化:

$$\min \sum_{j=1}^n \left(\hat{x}(t_j) - \sum_{k=1}^K c_k \phi_k(t_j) \right)^2 \quad (2)$$

$x(t)$ 的平滑程度取决于基函数的个数 K .基函数的个数越少则越平滑,但处理后的数据与原始数据之间的误差也越大;反之, K 越大,则两者之间的误差越小.将上式写成矩阵的形式,利用最小二乘拟合方法可以求得基函数系数 c_k :

$$c = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \hat{x} \quad (3)$$

其中, $\Phi = \{\phi_k(t_j)\} \in R^{n \times K}$ 为基函数在观察时刻的值所构成的基函数矩阵; \hat{x} 为由观察数据 $\hat{x}(t_j)$ 构成的 n 维列向量; c 为由系数 c_k 构成的 K 维列向量.至此,平滑后的样本可由下式表示:

$$x(t) = \Phi(t) \cdot c \quad (4)$$

除常见的傅里叶基函数外,多项式基函数、样条基函数、小波基函数等都可以作为运动平滑的选择.通过我们的实验,对于周期性的人体运动,如走、跑、上下楼梯等运动,傅里叶基函数能够有效地保证首、尾两端姿态的连续性;而对于非周期性的人体运动,如踢腿、拳击等运动,B-样条基函数能够得到更好的效果.图3展示了对一组周期性函数数据进行处理后的结果.图中不同的函数数据用不同的颜色表示.

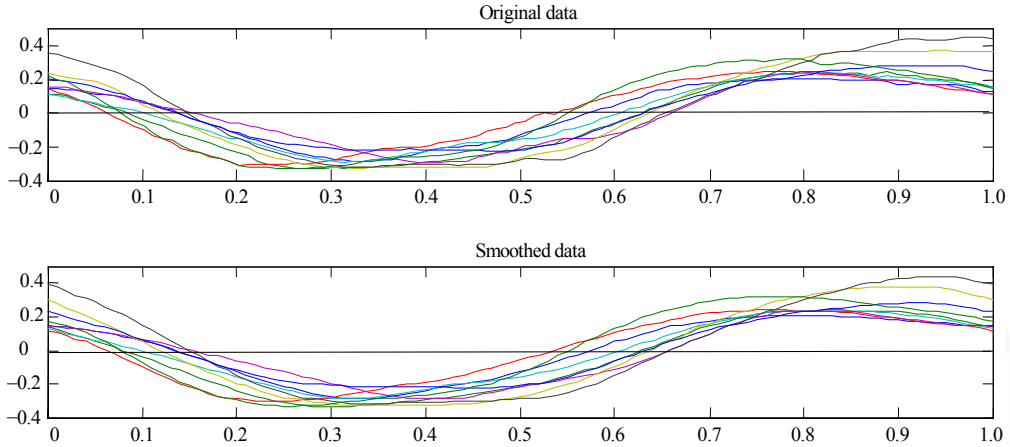


Fig.2 Representing a set of functional data in functional form

图 2 一组函数数据表示成连续函数的形式

4.2 函数主成分分析

多元变量主成分分析(PCA)是一种有效的统计分析方法,其目的主要有两个:揭示原始数据的真实维度或对其进行维数约简;对原始数据进行解释,尽可能地找出具有意义的指标来反映原始数据的变化.对原始数据进行主成分分析可以得到一组新的基,称为主成分.主成分分析可转化为对下述的最优化问题:

$$\max_{\xi_i^T \xi_i=1, \xi_i^T \xi_j=0(j < i)} \xi_i^T X^T X \xi_i \tag{5}$$

其中, $X \in R^{n \times d}$ 是由 n 个 d 维样本为 x_1, x_2, \dots, x_n 所组成的矩阵; ξ 为我们要求的主成分.利用矩阵分析的知识,该优化问题又可转化为对下面的特征方程的求解:

$$V \xi = \lambda \xi \tag{6}$$

其中, $V = X^T X$ 为样本数据的协方差矩阵.对上述特征方程的求解可以得到一组由大到小排列的特征值 λ_i 及其对应的特征向量 ξ_i , 这组特征向量即为所求的主成分.

函数数据的主成分分析是多元变量主分量分析的一种推广.下面仍以一维变量的函数数据 $x(t)$ 为例来阐述函数主分量分析的原理^[1].给定 $x(t)$ 的 n 次观察样本 $x_i(t) = \Phi(t)c_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 与方程(6)类似,其分析过程转化为对下面特征方程的求解:

$$\int v(s, t) \xi(t) dt = \lambda \xi(s) \tag{7}$$

其中, v 是函数数据的协方差函数,由下式定义:

$$v(s, t) = N^{-1} \sum_{i=1}^N x_i(s)x_i(t) = N^{-1} \Phi(s)^T C^T C \Phi(t) \tag{8}$$

其中, C 是基函数系数所构成的矩阵 $C = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_n]^T$.不失一般性,特征函数 ξ 可写成基函数展开的形式:

$$\xi(s) = \sum_{k=1}^K b_k \phi_k(s) = \Phi(s)^T b \tag{9}$$

将上式代入特征方程(7),并注意到该方程需要对所有的 s 成立,可以得到下面的矩阵方程:

$$N^{-1} C^T C W b = \lambda b \tag{10}$$

对上述方程求解最终可以得到特征函数 $\xi_i(s)$.在实际计算中,我们还可以根据需要增加相关的罚因子,如特征函数二阶导数的积分,来得到更加平滑的特征函数.对于多维变量的函数数据分析,即 $x(t) \in R^d$,还需要对上面的特征方程进行扩展.详细的计算过程可以参考文献[1].

特征值的大小反映了该特征函数的贡献,也可以解释为该特征函数的能量.类似于多元变量的主分量分析,我们可以选择满足下面不等式的最小的 m' 作为最后保留的特征函数的个数.

$$\sum_1^{m'} \lambda_i / \sum_1^m \lambda_i > \beta \tag{11}$$

在上式中,可以选取 $\beta=0.95$.这说明样本集在前 m' 个特征函数基上的能量占整个能量的 95%以上.图 3 展示了对图 2 中的一组函数数据进行函数主成分分析的结果.在每幅图中,实线为函数样本的均值.在该均值上分别加\减对应主分量的结果用+|-号连成的虚线表示.其中,前三维函数主分量分别占总能量的 64%,25%,6%.从图中可以看出,这些主成分有效地刻画出原始样本之间的变化规律.

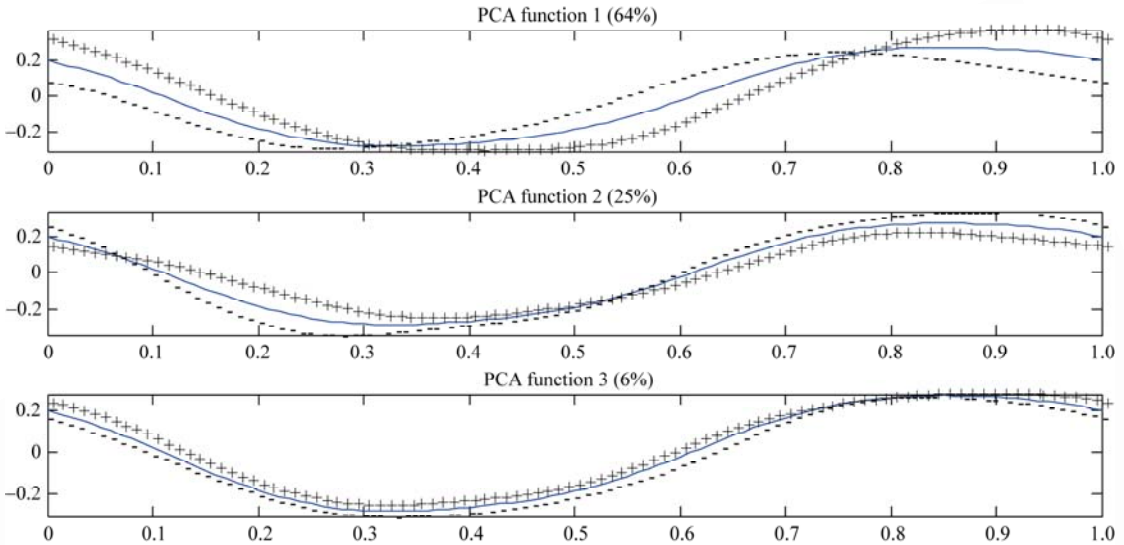


Fig.3 The first three functional principal component curves of the functional data in Fig.2

图 3 图 2 中函数数据的前三维函数主分量曲线

5 运动合成

5.1 直接参数运动合成

在由特征函数构成的子空间中,给定一个样本 $x(t)$,通过计算该样本在各个特征函数上的投影,可以得到一组系数 α_i ;反之,由这组系数 α_i 可以近似地重构出原始的样本数据 $\hat{x}(t)$:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^{m'} \alpha_i \zeta_i(t) \tag{12}$$

从上式也可以看出,合成出的结果实际上是对特征运动的线性融合.由于特征运动也具有基函数的形式(式(9)),因此合成结果的连续性与所采用基函数的连续性是相同的.进一步地,由于基函数往往是具有高阶连续性的函数,从而保证了合成结果的连续性,使得合成结果平滑、自然.

上述的计算过程提供了一种最基本的合成新的函数数据的方法,即通过直接设定每个特征函数的系数来合成新的运动序列.在 PCA 分析中,特征值越大,其对应的主成分上数据的变化就越大.对于函数数据的主成分分析也有类似的结果.对于一组结构类似或属于同种类型的运动,它们之间的内在变化规律往往可以通过前几个特征函数反映出来.因此,这种直接的调节过程并不是盲目的.使用者可以通过有目的地调节相应特征函数上的系数来合成新的运动.

5.2 基于关键帧约束的运动合成

除了直接调节参数来合成新的运动序列以外,一种更为直观和实用的应用情景是:由用户设定或根据虚拟环境产生某个时刻虚拟角色应该达到的姿态,进而合成出通过姿态运动序列.例如,在合成虚拟人上台阶的运动

时,首先根据虚拟环境中台阶的高度和宽度计算出虚拟角色在某时刻脚的位置,然后通过逆向运动学计算出该时刻虚拟角色的姿态,最后合成出通过该姿态的上台阶的运动序列.这种合成方法可以合成出虚拟角色与虚拟环境交互的行为动作.针对这种应用情景,下面给出满足指定姿态约束的合成方法.

假设在给定时刻 t' , 想要虚拟角色达到姿态 p . 为简单起见, 这里 p 是原始姿态通过维数约简后在低维空间中的表示. 在 t' 时刻, 使得合成新的运动序列通过 p 的问题转化为下面的最优化问题:

$$\min_{\alpha_i} \left\| p - \sum_{i=1}^{m'} \alpha_i \xi_i(t') \right\|^2 \quad (13)$$

构造矩阵 $\Delta = [\xi_1(t') \quad \xi_2(t') \quad \dots \quad \xi_{m'}(t')]$, 则上述问题可以通过计算 $\alpha = \Delta^+ \cdot p$ 求解, 其中 Δ^+ 为 Δ 的伪逆, $\alpha = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \dots \quad \alpha_{m'}]$ 为系数组成的列向量. 图 4 给出了该求解过程的一个示意. 图中的黑色“■”代表了我们要通过的约束点, 即通过 IK 求解得到的姿态; 虚线为给定的样本; 实线表示合成的结果, 可以看出该曲线通过了给定的约束点.

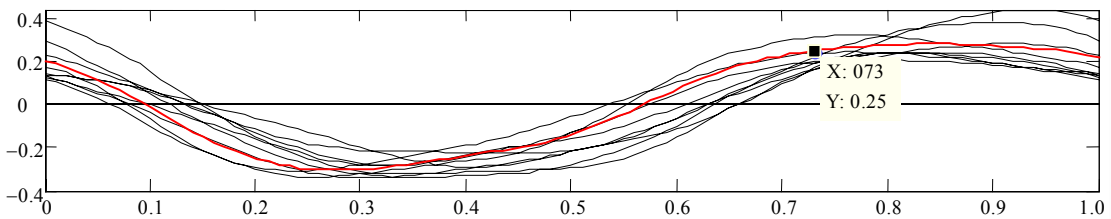


Fig.4 A synthesized functional data passing through a given point

图 4 合成得到的通过给定点的函数数据

6 运动数据的后处理

至此, 我们得到了合成出的运动序列在低维空间中的表示, 在显示该运动之前还需进行以下处理:

(1) 对连续函数进行采样得到姿态帧序列. 采样的频率根据具体应用来确定, 通常可以与原始样本中的采样频率相同. 通过采样后我们可以得到新低维运动序列 $\bar{M}^{new} \in R^{s \times d}$.

(2) 将低维运动序列反投影到原始姿态空间. 这里的反投影过程需要用到在预处理时的投影矩阵 U , 反投影过程可用下式表示, 其中 $M^{new} \in R^{s \times D}$:

$$M^{new} = \bar{M}^{new} U^T \quad (14)$$

(3) 生成根骨骼相对于世界坐标系平移. 在预处理过程中, 我们已经丢弃了根骨骼相对于世界坐标系的平移, 因此这里我们需要反求出这一信息. 反求根关节的平移信息大致可以根据运动类型分为两类: 对于与环境发生接触的运动类型, 如行走、上下楼梯中脚尖在某段时间内是固定的, 我们可以根据这些接触约束来反求出根骨骼的平移; 对于与环境没有交互的运动类型, 如跑步中的腾空阶段, 我们可以根据其离开地面时的速度和重力加速度来拟合生成根骨骼的轨迹.

7 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性, 我们进行了实验. 所采用的是一个具有 24 个骨骼的虚拟角色模型, 共计 72 个自由度. 我们分别采集了小步挪动、行走、慢跑、上楼梯、下楼梯 5 类运动的样本, 并通过手工分割得到了 19 个完整的运动周期, 共计 1 831 帧. 在预处理阶段中, 我们设定重采样的帧数为 100, 姿态降维后的维度为 15. 此时, 集中在这 15 维上的能量占整个能量的 95% 以上.

在预处理后, 我们对它们进行了函数数据分析. 图 5 给出了特征函数对应的特征值, 由大到小排列. 可以看到前 5 维特征函数所包含的能量占据总能量的绝大部分 (94.82%). 图 6 是由前两维特征运动所张成的低维函数空间, 其中“●”表示样本在该空间中的位置. 为了反映出这两维系数所代表的含义, 我们在该系数空间中进行采样.

图中“x”表示的是采样点.图7展示了根据这12个采样系数分别合成的运动序列.从中可以明显地看出运动变化的规律:从左往右,人体的运动姿态从行走走到跑发生变化;从上至下,运动序列从上楼梯到下楼梯发生变化.这说明,通过函数数据分析,样本运动中的变化规律被提取了出来.

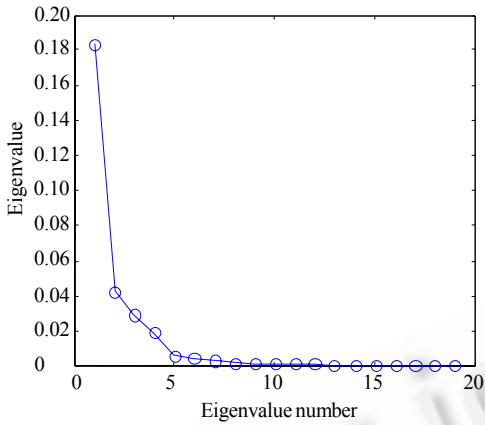


Fig.5 Eigen value of each eigen motion
图5 特征运动对应的特征值大小

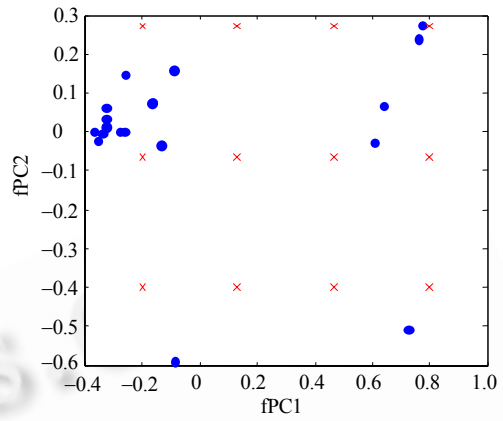


Fig.6 Space spanned by the first two functional PCs
图6 由前两维特征运动构成的子空间

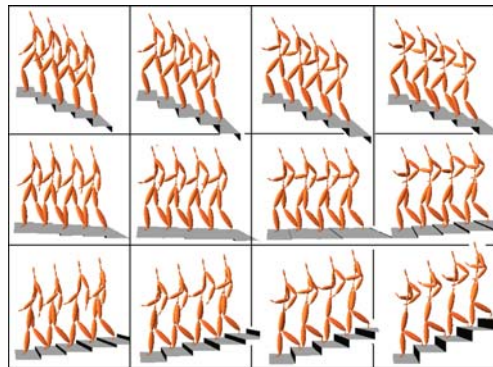


Fig.7 Synthesized motions with coefficients sampled in Fig.6
图7 根据在图6中的采样系数合成的运动序列

在这个由特征函数构成的低维空间中,通过调整特征运动的系数即可对虚拟人的运动加以控制.图8展示了对虚拟人运动类型的控制,实现了从小步行走到正常行走再到跑步的变化过程;图9展示了虚拟人从上楼梯到下楼梯的过渡.此外,该组图片也展示了平滑过渡的效果.通过对系数进行简单的线性插值即可实现不同运动类型的平滑过渡.

8 结论与下一步的研究

本文中,我们提出了一种基于函数数据主成分分析的人体运动合成方法.利用函数数据主成分分析,我们可以从运动捕获数据中得到由一组特征运动构成的函数子空间.该子空间不仅有效地刻画了原始样本之间的内在变化规律,而且还提供了一种较高层次的运动合成与控制方法.利用本文的方法可以实时地合成出平滑、自然的运动序列.结合逆运动学技术,还可以合成出与虚拟环境交互的虚拟角色运动.

然而,函数数据分析方法本质上是一种线性的分析方法,其刻画运动序列之间的相关性仍然是有限的.如何将本文的方法扩展到非线性空间是下一步研究的主要内容.有一种可行的方法是在预处理过程中采用非线性

维数约简方法来降低姿态空间的维度,从而提高函数子空间的描述能力.

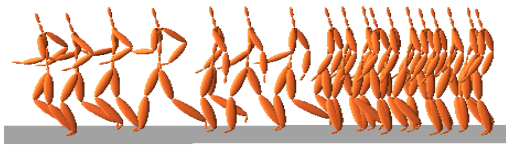


Fig.8 Synthesized motion from walk to run
图 8 合成得到的从走到跑的运动

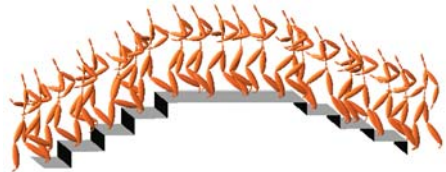


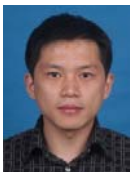
Fig.9 Synthesized motion from upstairs to downstairs
图 9 合成得到的从上楼梯到下楼梯的运动

References:

- [1] Ramsay JO, Silverman BW. Functional Data Analysis. 2nd ed., New York: Springer-Verlag, 2005.
- [2] Welman C. Inverse kinematics and geometric constraints for articulated figure manipulation [MS. Thesis]. Simon Fraser University, 1993.
- [3] Witkin A, Kass M. Spacetime constraints. Computer Graphics, 1988,22(4):159-168.
- [4] Luo ZX, Zhuang YT, Liu F, Pan YH. Space-Time constraints based motion editing and motion retargeting. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2002,14(12):1146-1151 (in Chinese with English abstract).
- [5] Raibert MH, Hodgins JK. Animation of dynamic legged locomotion. In: Thomas JJ, ed. Proc. of the 18th Annual Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1991. 349-358.
- [6] Rose CF, Sloan PPJ, Cohen MF. Artist-Directed inverse-kinematics using radial basis function Interpolation. Computer Graphics Forum, 2001,20(3):239-250.
- [7] Kovar L, Gleicher M. Automated extraction and parameterization of motions in large data sets. ACM Trans. on Graphics, 2004, 23(3):559-568.
- [8] Mukai T, Kuriyama S. Geostatistical motion interpolation. ACM Trans. on Graphics, 2005,24(3):1062-1070.
- [9] Treuille A, Lee Y, Popović Z. Near-Optimal character animation with continuous control. ACM Trans. on Graphics, 2007,26(3).
- [10] Brand M, Hertzmann A. Style machines. In: Brown JR, ed. Proc. of the 27th Annual Conf. on Computer Graphics and Interactive techniques. New York: ACM Press, 2000. 183-192.
- [11] Li Y, Wang TS, Shum HY. Motion texture: A two-level statistical model for character motion synthesis. ACM Trans. on Graphics, 2002,21(3):465-472.
- [12] Niwase N, Yamagishi J, Kobayashi T. Human walking motion synthesis with desired pace and stride length based on HSMM. IEICE Trans. on Information and Systems, 2005,E88-D(11):2492-2499.

附中文参考文献:

- [4] 罗中祥,庄越挺,刘丰,潘云鹤.基于时空约束的运动编辑和运动重定向.计算机辅助设计与图形图像学报,2002,14(12): 1146-1151.



李淳芑(1980-),男,河南信阳人,博士,助理研究员,CCF 会员,主要研究领域为虚拟人运动分析与合成.



夏时洪(1974-),男,博士,副研究员,CCF 高级会员,主要研究领域为人体运动仿真,几何计算.



王兆其(1966-),男,博士,研究员,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为虚拟现实与智能人机接口.