

基于非线性流形学习的3维人体运动合成

王宇杰 肖俊 魏宝刚

(浙江大学计算机学院人工智能研究所, 杭州 310027)

摘要 为了实现3维人体运动的有效合成,提出了一种基于非线性流形学习的3维人体运动合成框架及算法,并可应用于方便、快捷、用户可控的3维人体运动合成。该合成算法框架先采用非线性流形降维方法将高维运动样本映射到低维流形上,同时求解其本征运动语义参数空间的表达,然后将用户在低维运动语义参数空间中交互生成的样本通过逆向映射重建得到具有新运动语义特征的3维运动序列。实验结果表明该方法不仅能够对运动物理参数(如特定关节的运动位置、物理运动特征)进行较为精确的控制,还可用于合成具有高层运动语义(运动风格)的新运动数据。与现有运动合成方法比较,该方法具有用户可控、交互性强等优点,能够应用于常见3维人体运动数据的高效生成。

关键词 流形学习 运动合成 运动语义

中图法分类号: TP91.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)06-936-08

3D Human Motion Synthesis based on Nonlinear Manifold Learning

WANG Yujie, XIAO Jun, WEI Baogang

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

Abstract Due to the popularity of optical motion capture system, more realistic human motion data can be acquired easily and widely used in various applications such as video games, animation films, sports simulation and virtual reality. This paper proposes a framework and algorithm for 3D human motion synthesis based on nonlinear manifold learning. In this framework, high-dimensional motion samples are mapped into low-dimensional manifold, with nonlinear dimensionality reduction method, to the intrinsic representation of motion semantic features. Furthermore, the sample which is generated by user interactions in low-dimensional manifold can be reconstructed to obtain a 3D motion sequence which owns a new motion semantic feature by reverse mapping. The experimental results show that the method proposed in this paper can not only precisely control the physical features of motions (such as the location of a specific joint), but also can be used to synthesize new motion data which owns abstract motion semantic, such as motion styles.

Keywords manifold learning, motion synthesis, motion semantic feature

0 引言

现有的数据驱动的运动合成技术已提供了很多方法(如运动过渡^[1-2]、运动融合^[3-4]、运动图模型^[5-7]等),使得用户可以将多个已有的运动数据作为输入,经过一系列算法处理来合成得到新的运动

序列。但是,如何精确控制运动合成的结果,一直是数据驱动运动合成方法所面临的难点。现以加权平均形式的运动融合方法为例,其可表示为

$$f(w_i; m_i) = \sum_{i=1}^n w_i m_i = M_{\text{new}}(y)$$

其中, m_i 代表已有的第 i 个运动样本, w_i 表示每个样本对应的平均加权系数, y 是新合成运动所具有

基金项目:国家自然科学基金杰出青年基金项目(60525108);国家科技支撑计划项目(2007BAH11B00);国家自然科学基金项目(60903134, 60673088)

收稿日期:2009-07-20; 改回日期:2009-10-30

第一作者简介:王宇杰(1984—),男,浙江大学计算机学院硕士研究生。主要研究方向为3维人体运动数据处理与合成。
E-mail: yujiewang1984@gmail.com

通讯作者:肖俊。E-mail: junx@cs.zju.edu.cn

的特征。只要给定已有运动样本和对应的加权系数,就可以求解出一个具有新特征的运动数据。但实际应用中最常见的问题却是对于给定的已有运动样本集合 $\{m_i\}$ 以及想要得到的新运动数据特征 y , 如何求解一组加权系数 w_i 用来合成满足要求的新运动数据,即求解运动特征参数 y 到加权系数 w_i 的逆向映射,但实际上这样的逆向映射并不具有严格的函数定义,这使得用户无法精确控制运动融合的结果。为了解决这个问题,Michael Gleicher 等人在原始运动空间中首先对各种类型人体运动定义不同的运动参数,进而通过对稀疏3维人体运动样本进行密集重采样来模拟该参数空间,并实现对运动合成结果的精确控制^[8]。但由于该方法是在原始运动数据空间中进行操作,因而计算量大,且只能针对简单物理运动参数进行控制合成,不能对高层运动语义(如运动风格语义等)进行直观精确的控制。

近年来,非线性流形学习技术被引入到3维人体动画领域用于对3维人体运动数据进行分析与合成。如Xiao等人采用ISOMAP将3维人体运动序列投影到低维流形后再进行更加精确的运动片段自动分割^[9]。Seward等人采用ST-ISOMAP^[10]将3维人体运动序列投影到低维流形上进行重排来得到新的运动序列^[11]。但这种方式其本质在于对原始运动帧进行重排,并未生成具有新特性的运动数据。Lee等人采用SOM方法来得到高维运动数据在低维流形上的分布,进而基于已有高、低维样本间的对应关系通过RBF函数训练来得到一个逆向映射的产生式模型^[12],用于从低维样本合成对应的高维运动数据,但是由于原始样本分布的稀疏性及低维流形维度较小,致使重建得到的3维人体姿态存在失真现象,且所生成的新运动相邻帧之间存在较大跳变。同样的,Shin等人将原始运动数据通过多尺度缩放技术投影到低维流形空间并对其可视化^[13],使用户可以在低维流形空间中采取勾画草图、指定关键帧等方式控制原始运动数据在时域和空域上进行插值来生成新的运动数据。但该方法的不足之处在于,数据样本在低维空间中分布比较松散,合成运动的语义不能做到精确控制,且与文献[12]中的方法存在同样问题。

从上述分析可以看到,采用非线性流形降维技术确实能够发掘已有运动数据的最本质运动特征并可用于指导生成具有新特性的运动数据。但现有方法都存在对运动合成结果控制不精确的问题,难以

满足现实应用的需求。针对这一难点,本文提出一个基于非线性流形学习的3维人体运动合成框架及算法。该算法首先将一组稀疏3维人体运动样本映射到低维流形上用于构建运动语义参数空间;然后对低维运动语义参数空间进行分布均匀的密集重采样,并将重采样系数集应用于原始运动空间中分布稀疏的运动样本,先得到高维空间中密集且均匀分布的运动样本;进而将新采样得到的高维运动样本进行重新映射得到最终的低维运动语义参数空间;最后将用户在低维运动语义参数空间中合成的运动语义参数映射到高维运动空间来得到新的运动序列。实验结果表明,本文提出的方法不仅能够对运动物理参数(如特定关节的运动位置、物理运动特征)进行较为精确的控制,还可用于合成具有高层运动语义(如运动风格)的新运动数据。

1 运动数据表示及预处理

本文采用如图1所示的具有17个关节点的人体骨架模型。其中,根关节由3个平移量和3个旋转量表示,非根关节由3个旋转量表示其在父关节局部坐标系下的朝向。

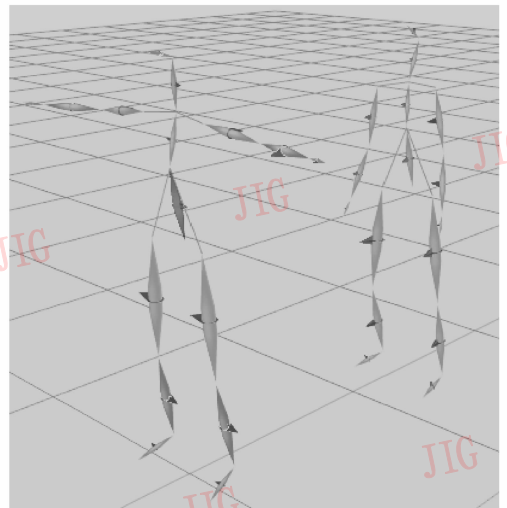


图1 人体骨架模型

Fig. 1 Human skeleton model

将人体运动数据 m 视为在离散时间点采样得到的人体姿势序列,用下面的公式来表示:

$$m = \{F(1), F(2), \dots, F(t), \dots, F(n)\} \quad (1)$$

$$F(t) = \{T(t), R_1(t), \dots, R_k(t)\} \quad (2)$$

其中, $F(t)$ 是运动数据 m 中的第 t 帧, $T(t)$ 是根节点的平移数据, $R_i(t)$ 是关节点 i 在第 t 帧中的旋转

量, k 表示所用人体模型的关节点数目。

预处理时,首先从每个原始运动样本中提取一段完整的运动周期;然后通过时间变形 (time warping) 方法^[14]调整运动之间的“步调”一致,并保证运动数据的长度相同。运动数据经预处理后,所有运动数据训练样本在原始数据空间中具有相同的长度和自由度。

2 运动语义参数空间构造

由于 3 维人体运动数据分布在高维空间中结构复杂的非线性流形上,因此基于原始运动数据进行本质特征挖掘、分析、处理与合成就变得非常困难。但从运动语义角度来看,大多数常见的人体运动数据都可以通过一些低维的运动语义参数来进行抽象表示与概括。比如跳跃类型的运动数据,其本质特征就在于跳跃的长度和高度,因此可以用 2 维语义参数对其进行表达和抽象;再如将右手伸展开用来抓取某个目标位置物体的这一类型的运动,由于逻辑上可以认为其本质特征是所抓取目标的空间坐标,因此可以用 3 维运动语义参数来表示其本质特征。而且从运动编辑与合成的目的来看,也正是希望通过一系列操作来得到满足这些高层运动语义特征的新数据。

为了求取嵌入在复杂高维流形上的 3 维人体运动语义参数空间,可以考虑采用各种流形降维方法,如 ISOMAP、LLE、LE 及 LPP 等^[15-18]。但是由于考虑到 3 维人体运动数据在高维流形上的分布是非线性的,且在进行本征语义参数分析时需考虑到运动样本集的全局特性,因此可采用 ISOMAP 方法将经过

预处理的 3 维人体运动数据映射到低维流形,以构建低维运动语义参数空间,具体步骤如下:

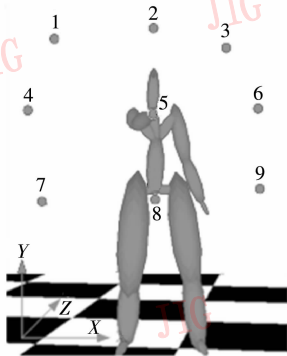
1) 将经过预处理的 N 个长度均为 L 的 3 维人体运动数据分别展开为 $3 \times 16 \times L$ 维的向量,作为 ISOMAP 算法的输入数据集 X ,其中 16 为本文所采用人体骨架除去根结点后的关节数,每个关节具有 3 个旋转数据;

2) 计算局部邻域:选择距离度量函数来计算数据集 X 中每一对数据点 x_i, x_j 之间的距离 $D_X(x_i, x_j)$,有两种方式可用来计算数据点 x_i 的局部邻域 $N_i, N_i = \{x_j | D_X(i, j) < e\}$,或者 N_i 取数据点 x_i 的 k 最近邻。特别注意的是计算 $D_X(x_i, x_j)$ 时,应该为人体骨架上不同层次的关节点设置不同的权重,距离根节点越近的关节点,其权重值越大;

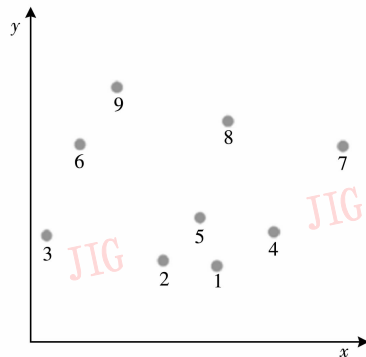
3) 计算测地线距离和构建距离矩阵 $M_{distance}$:以局部邻域的数据点来构建无向连接图 $G(V = X, E)$,其中 E 为 $\langle x_i, x_j \rangle, x_j \in N_i$,局部邻域数据点之间的连接。以 $D_G(i, j)$ 即无向图的最短路径来近似表示流形的测地线距离 $M_{distance}(i, j)$ 。

4) 应用 MDS 求解数据的 d 维低维流形嵌入,即得到上述运动样本集的低维运动语义参数空间。

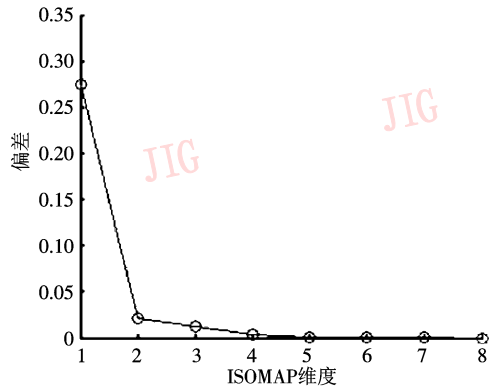
图 2 给出了采用上述算法将 9 个抓取运动样本映射到 2 维流形上的结果。图 2(a) 为 9 个原始抓取运动序列,点 1~9 表示抓取运动中右手到达的最终位置。图 2(b) 为原始运动样本经过 ISOMAP 算法映射后在低维流形上的分布。图 2(c) 表明该降维过程在 2 维流形上就可对原始运动样本进行很好地表示(从本质上看,抓取运动应具有 3 维本征语义参数,但这里为了便于显示,只将其映射到 2 维流形进行说明)。此外,还可以看到低维运动语义参



(a) 原始抓取运动序列



(b) 低维流形分布



(c) 降维误差

图 2 低维运动语义参数空间构造

Fig. 2 Low-dimensional motion semantic parameter space

数空间中的样本分布与原始运动样本右手抓取目标点在3维空间中的分布在拓扑逻辑关系上是一致的,这说明得到的低维流形能够很好地表达原有运动数据的运动语义特征。

此外,通过实验可以发现,对于某些类型相同但风格不同的运动(如猫步和正常走路),这些风格特征很难通过原始的运动数据进行分析和表达^[19],而通过上述的非线性流形降维得到的低维流形却能够很好地对这些风格化特征进行表达。

3 基于低维流形的运动合成

新运动数据合成分为以下两个步骤:首先,通过用户手工交互方式在运动语义参数空间中合成新的运动样本;其次,将生成得到的具有新语义的运动样本,通过逆向映射重建来得到高维运动数据。由此可以看到,问题的关键在于设计一种从低维运动语义参数到原始运动序列的映射方法。

对于LPP这类采用线性方法来模拟非线性流形降维的算法而言,可以直接实现从低维流形样本到高维运动数据的重建。而对于其他谱方法来说,如ISOMAP、LLE、LE等,可基于已有的高维训练数据与低维样本点之间的映射关系,通过训练得到一个非线性映射函数来实现低维流形中新样本到高维运动的映射。但是由于训练样本的稀疏性,训练得到的非线性映射函数往往难以取得令人满意的效果,而且更为重要的是由于运动语义参数空间的维度一般非常小,且通过逆向映射模型直接重建得到的高维运动数据会存在很大的失真现象,无法重建得到真实感3维人体运动。因此对于运动数据来说,从低维流形到高维运动特征之间的直接逆向映射重建是不可行的。

但是如果用于非线性流形降维学习的训练样本集非常稠密,那么分布在流形上邻近区域的一组运

动数据应该具有一定的线性关系。因此,在给定一组稀疏的用于构建运动语义参数空间的样本后,可首先对原有稀疏的运动空间进行分布均匀且密集的随机重采样,以便得到分布稠密的训练样本;然后用重采样后的稠密数据集来构造得到最终的低维运动语义参数空间;最后对于在运动语义参数空间中新生成的样本点,再求取其用相邻样本点进行线性重建的加权系数,进而把该加权系数应用于高维运动空间中的对应样本,并将计算得到的新运动数据作为逆向映射重建的结果。

3.1 稀疏运动样本的密集重采样

为了对用户输入的稀疏运动样本进行均匀的密集重采样,最简单的做法是直接原始运动空间中随机选取若干样本,通过随机生成加权系数来合成新的运动数据。但由于这种方法在进行重采样的过程中需要不断评估目前所有样本所具有的本质特征(同样以抓取动作为例,人们希望重采样的结果是得到抓取目标位置密集,且分布均匀的运动样本集)的分布情况,这需要增加额外的计算量,因此本文所采用的方法是首先在由稀疏样本映射得到的低维流形上(因为该流形上的样本点的分布就是本质特征的分布)进行随机且分布均匀的密集重采样,并通过将重采样的加权系数直接映射到高维运动空间来得到新的高维运动样本;然后再将高维空间中的密集样本进行重新映射即得到最终的低维运动语义参数空间。整个流程如图3所示。

对于一组经过预处理后的运动样本集 $\mathbf{M}_{\text{set}} = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$,用户在指定采样数目 N 和等待时间 t 后,系统即自动在低维空间中采样。进行密集重采样的算法步骤如下:

- 1) 将 \mathbf{M}_{set} 按照第2节中所述方法映射得到维度为 d 的低维流形,记为 $\mathbf{P}_{\text{set}} = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, d 为该组运动数据集的本征运动语义的维度;
- 2) 在 d 维流形上求取样本集合 \mathbf{P}_{set} 的外包

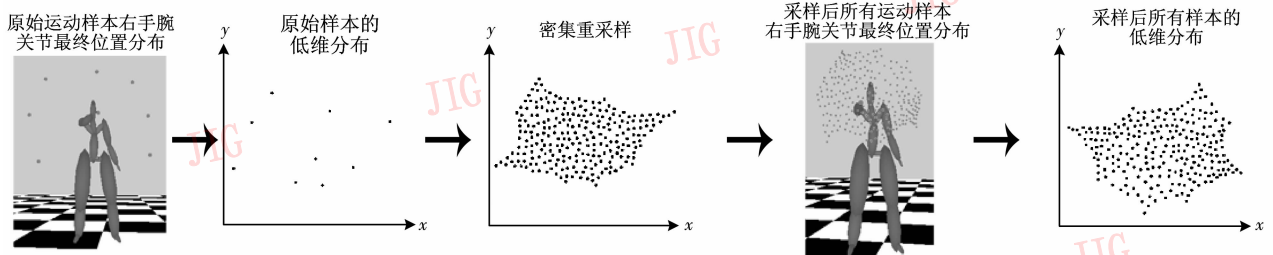


图3 抓取运动样本的密集采样及运动语义参数空间构建

Fig. 3 Intensive sample and construction of motion semantic parameters space

围盒;

3) 在外包围盒的内部随机产生一点 p , 在低维流形上找到距点 p 最近的 $d+1$ 个点 $[\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_{d+1}]$, 同时随机生成一组权重 $[w_1, w_2, \dots, w_{d+1}]$ ($0 \leq w_i \leq 1, \sum_{i=1}^{d+1} w_i = 1$) 用于合成低维流形中新的样本点 $\bar{p} = \sum_{i=1}^{d+1} w_i \bar{p}_i$, 并将该组权重系数赋给对应的

高维运动样本, 以得到新运动样本 $\tilde{m} = \sum_{i=1}^{d+1} w_i m_i$, 其中 m_i 是与点 \bar{p}_i 相对应的高维运动样本。进行上述重采样时, 可采用如下公式判断新样本在低维空间中的分布是否足够均匀:

$$D[\bar{p}, \hat{p}] \geq \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^d (C_{\max}^i - C_{\min}^i)^2}}{\lambda^{n/N}} \quad (3)$$

其中, 点 \hat{p} 是集合 $[\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_{d+1}]$ 中距离点 \bar{p} 最远的点, λ 为用户指定的阈值, 用于控制样本采样的密度, C_{\max}^i, C_{\min}^i 分别为已有样本在维度 i 上的最大坐标和最小坐标, D 为计算样本点之间的距离 (本文采用欧氏距离)。通过实验发现 $0.5 \leq \lambda \leq 3$ 较为适宜。若满足式 (3), $M_{\text{set}} = M_{\text{set}} \cup \{\tilde{m}\}$, $P_{\text{set}} = P_{\text{set}} \cup \{\bar{p}\}$ 。否则丢弃点 \bar{p} 和运动 \tilde{m} 。

4) 重复步骤 3), 直到采样数目达到了 N 或者采样时间超过 t 。

若采样不够密集, 则可将新采样后的 M_{set} 定为已有的样本集, 重复上述步骤。

3.2 新运动样本合成与高维运动重建

低维运动语义参数空间中的样本分布是对原始运动数据的一种逻辑描述, 理论上可以对任意维度的低维空间上的运动样本进行合成。实验表明, 对于大多数运动类型, 采用 2 维运动语义参数即可对其进行较好的表达。因此考虑到用户操作的方便性与直观性, 本文给用户提供了一种在 2 维空间上对运动数据进行合成的方法。如图 4 所示, 用户可以通过鼠标左键在低维流形表示中选择需要合成的运动约束, 系统即可自动重建出对应的高维运动数据。为了方便得到目标运动, 用户可以通过鼠标右键来选取运动语义参数空间中的已有采样点, 并进行实时预览, 以确定所需生成的新运动样本的语义特征。

给定运动语义参数空间中用户指定的一个新样本 p_{new} , 首先在低维流形上找到新样本 p_{new} 的 k 个最近邻样本, 并将其按照到 p_{new} 距离的升序排列得到样本集合 $[p_1, p_2, \dots, p_k]$ 。根据 Allen 等人的研究结

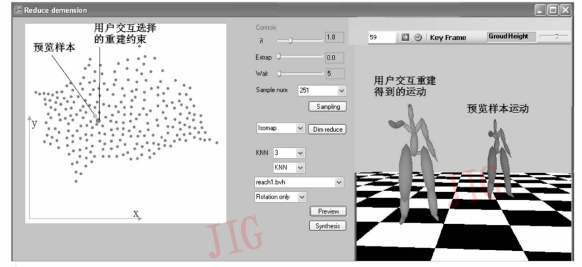


图 4 用户交互重建样本点界面

Fig. 4 Interface for user interaction

果^[20], 可求得采用这 k 个近邻对 p_{new} 进行线性拟合的加权系数集合, 如下式所示:

$$w_i = \frac{1}{D(p_{\text{new}}, p_i)} - \frac{1}{D(p_{\text{new}}, p_k)}, p_i \in [p_1, p_2, \dots, p_k] \quad (4)$$

其中, $D(p_i, p_j)$ 表示两个样本在低维空间中的欧氏距离。

将 w_i 归一化后, 再映射到与该组近邻样本相对应的高维运动数据集合 $[m_1, m_2, \dots, m_k]$, 即可合成得到重建后的新运动数据, 如下式所示:

$$m_{\text{new}} = \sum_{i=1}^k \hat{w}_i \cdot m_i, m_i \in [m_1, m_2, \dots, m_k] \quad (5)$$

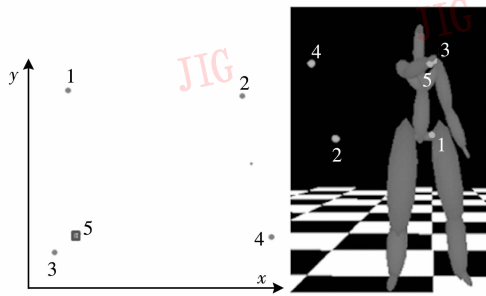
其中, \hat{w}_i 是经过归一化处理后的权重系数。

4 实验结果与分析

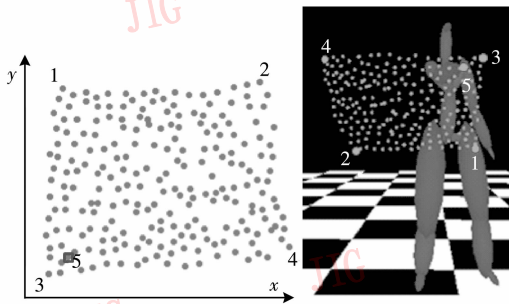
为了验证本文所述方法的有效性, 本文基于上述算法采用 C# 开发了一个运动合成的原型系统。实验中首先采用 Motion Analysis 光学运动捕获系统捕获了走路、跑步、抓取、打拳、跳跃、跨越等常见的人体运动数据作为原始样本, 所有运动数据均由演员表演, 数据采样率为 60 帧/s。原型系统运行在具有 2G 内存和 Core 2 1.8G CPU 的 PC 机上。

4.1 密集重采样的有效性对比

原始运动数据空间中, 分布均匀且稠密的样本能够保证最终合成得到运动数据的精确性, 这里以 4 个抓取运动为例来说明密集采样的有效性。如图 5 所示, 1~4 号点为 4 个已有样本右手腕关节的最终位置, 5 号点为用户交互重建得到的样本。通过观察控制面板中用户指定的 5 号点样本可以发现, 用户可能想生成一个右手腕关节最终位置在右上角, 但与原有位于右上角的样本 (3 号样本) 还有一定距离的一个新运动。如果直接基于稀疏的低维运动语义参数空间进行合成 (如图 5 (a) 右图所示),



(a) 不经过密集采样直接用 4 个样本重建得到的运动



(b) 为经过密集采样后用 4 个邻近样本重建得到的运动

图 5 密集重采样前后重建得到运动有效性的比较
Fig. 5 Comparison of two reconstructed motions. The first motion is reconstructed without intensive sample, and the second is reconstructed with intensive sample

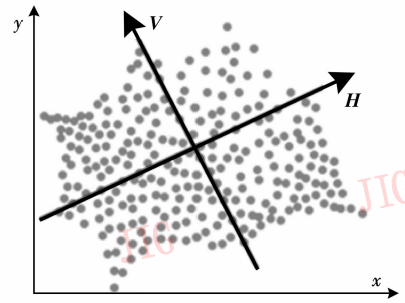
则重建得到的运动的右手腕关节与右上角样本非常接近,几乎重合;而图 5(b)中所示为经过密集重采样后重建得到的运动与用户想要合成的运动在逻辑上更加吻合。

4.2 低维运动语义参数空间的有效性

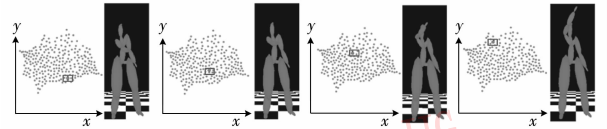
通过非线性流形降维后的低维流形空间能够很好地反映原有 3 维人体运动数据的运动语义,样本点在其中的分布能够直接反映运动数据的特征。

如图 6(b)所示,沿着图 6(a)中所示的垂直向量 V 的方向,右手腕关节达到的最终位置从下到上分布;而沿着水平向量 H 的方向,抓取运动右手腕关节达到的最终位置从左到右分布。 H 与 V 接近于正交,且其分布与原始运动空间中右手腕关节达到的最终位置的分布相一致,因此该低维运动语义空间所表达的抓取运动的本质就是右手腕关节的最终位置。

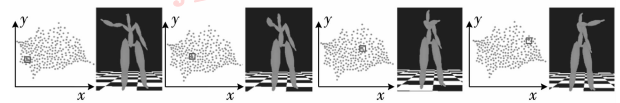
跨越运动由两个关键步骤构成,包括如图 7(a)中 2 号关键帧所示的左脚跨越动作和 6 号关键帧所示的右脚跟进动作,因此跨越运动的本质语义特征可以归纳为左、右两脚分别跨越障碍物的高度。



(a) 抓取运动的语义本征



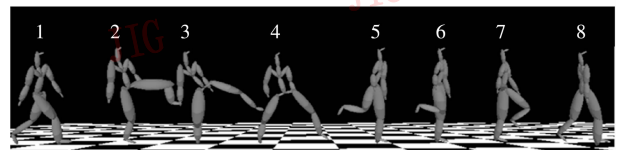
(b) 沿着向量 V 方向的 4 个重建运动



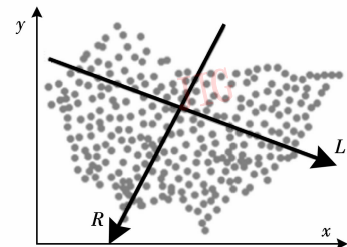
(c) 沿着向量 H 方向的 4 个重建运动

图 6 抓取运动在低维空间中的特征分布

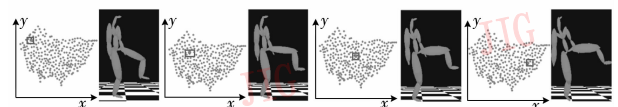
Fig. 6 Distribution of grab motions in low-dimensional space



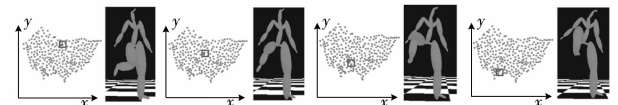
(a) 跨越运动序列的关键帧



(b) 构建好的“跨越”运动低维运动语义参数空间



(c) 沿着向量 L 方向的 4 个新合成运动



(d) 沿着向量 R 方向的 4 个新合成运动

图 7 跨越运动在低维空间中的特征分布

Fig. 7 Distribution of step-over motions in low-dimensional space

图 7(b) 给出了构建得到的“跨越”运动的低维语义参数空间,其中, L 和 R 两个向量分别表示两个本征运动语义参数的分布趋势。图 7(c)(d) 分别给出了采用本文方法构建的低维运动语义参数空间合成的新跨越运动的部分结果。如图 7(c) 所示,沿着向量 L 的正方向合成得到的新运动左脚跨越的高度越来越高,同时对对应迈出的步子越来越大;如图 7(d) 所示,沿着向量 R 的正方向合成得到的新运动右脚跨越的步子高度越来越高。由此可见该低维运动语义空间及其分布趋势完全能够有效反映该组运动数据的本质运动语义。

4.3 风格运动语义参数空间的有效性

为了验证通过非线性流形降维后的低维流形空间能够反映运动的高层语义,如运动风格,本文还对具有相同类型但风格不同的运动数据进行了实验,这里以具有不同风格的“走路”运动为例进行说明。

首先采用 3 组不同风格的走路运动样本(包括正常走路、大幅度摆臂走路及猫步)来构建低维运动语义参数空间。如图 8 所示,3 种不同风格的走路运动分布在低维流形空间的 3 个角落,这表明低维流形中的样本分布情况能够很好地区分与表达不同的运动风格。图 9—图 11 给出了基于该低维运动语义空间合成的不同风格走路运动的实验结果。从实验结果可以看到,用户完全可以通过本文所述方法所构建的低维运动语义参数空间对运动风格进行控制与合成。

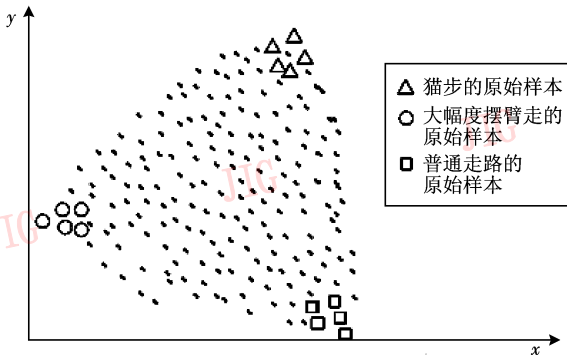


图 8 不同风格走路运动样本在低维流形中的分布
Fig. 8 Distribution of different walking style in low-dimensional space

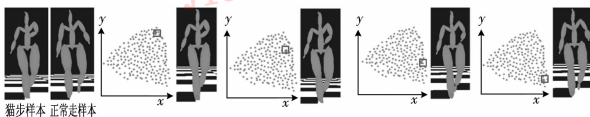


图 9 合成得到的运动从左至右猫步风格逐渐减弱
Fig. 9 The catwalk style get weaker from left to right

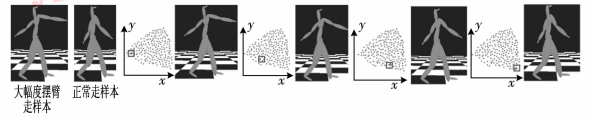


图 10 合成得到的运动从左至右摆臂幅度越来越小

Fig. 10 The long-arm-waved style get weaker from left to right

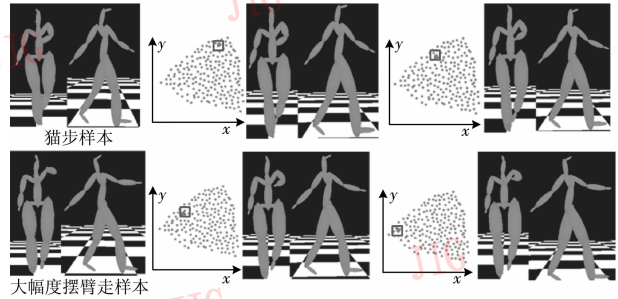


图 11 合成得到的运动从左至右猫步风格逐渐减弱,摆臂幅度风格逐渐增强:为了便于观察,提供正面和侧面两个视角观测样本和重建运动

Fig. 11 The catwalk style get weaker, and the long-arm-waved style get stronger from left to right: In order to convenient observation, we provide positive perspective and side views to observe samples and reconstructed motion

5 结论

本文提出了一种基于非线性流形学习的 3 维人体运动合成框架及算法,本文的贡献主要在以下 3 个方面: 1) 提出了基于非线性流形降维技术的运动语义参数空间构建方法,其在保持原始运动数据语义特征的同时降低了原始运动数据的维度; 2) 提出了对原始运动数据空间进行密集重采样的方法,并基于此提出了将低维运动语义参数重建为高维运动数据的方法,使得运动合成结果更加精确可控; 3) 本文所提出的算法框架不仅能够对运动物理参数(如特定关节的运动位置、物理运动特征)进行较为精确的控制,还可用于合成具有高层运动语义(如运动风格)的新运动数据。

通常,本文所提出的方法能够对人体运动数据进行实时生成,可用于一些实时性的交互式娱乐系统,也可以作为一个独立的运动合成引擎嵌入到动画创造系统中,用于生成物理运动特征、风格各异的人体运动数据。但是对于非常复杂的人体运动数据(即不能采用 2 维或者 3 维运动语义参数进行总结的人体运动类型),由于不能采用 2 维或者 3 维流形

直观地对其运动语义特征进行表达,因此用户无法通过简单的系统交互对其进行观察与操作。对于这种情况,虽然本文方法在理论上没有任何问题,但在实际系统开发与应用中则不可行。因此在今后工作中,将重点面向复杂人体运动类型来研究用户可控的参数化合成方法与系统。

参考文献 (References)

- [1] Rose Charles, Bodenheimer Bobby, Cohen Michael F. Verbs and adverbs: Multidimensional motion interpolation using radial basis functions[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 1998, 18(5): 32-40.
- [2] Rose Charles, Guenter Brian, Bodenheimer Bobby, et al. Efficient generation of motion transitions using spacetime constraints[C]//Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1996: 147-154.
- [3] Menardais Stephane, Multon Franck, Kulpa Richard, et al. Motion blending for real-time animation while accounting for the environment[C]//Proceedings of the International Conference on Computer Graphics, Los Alamitos CA, USA: IEEE Computer Society, 2004: 156-159.
- [4] Kovar Lucas, Gleicher Michael. Flexible automatic motion blending with registration curves[C]//Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH/Eurographics, Aire-la-Ville, Switzerland: Eurographics Association, 2003: 214-224.
- [5] Kovar Lucas, Gleicher Michael. Motion graphs [J]. ACM Transactions on Graphics(TOG), 2002, 21(3): 473-482.
- [6] Gleicher Michael, Shin Hyun Joon, Kovar Lucas, et al. Snap-together motion: assembling run-time animations [C]//Proceeding of ACM SIGGRAPH 2003. New York: ACM Press, 2003: 181-188.
- [7] Zhao Liming, Safonova Alla. Achieving good connectivity in motion graphs[J]. Graphical Models, 2009, 71(4): 139-152.
- [8] Kovar Lucas, Gleicher Michael. Automated extraction and parameterization of motions in large data sets [J]. ACM Transactions on Graphics(TOG), 2004, 23(3): 559-568.
- [9] Xiao Jun, Zhuang Yueting, Wu Fei. Getting distinct movements from motion capture data [C]//Proceedings of Computer Animation and Social Agents. Geneva, Switzerland: Computer Graphics and Society, 2006: 33-42.
- [10] Jenkins Odest Chadwicke, Mataric Maja J. Automated derivation of behavior vocabularies for autonomous humanoid motion[C]//Proceedings of the Second International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. New York, USA: ACM, 2003: 225-232.
- [11] Elizabeth Seward A, Bodenheimer Bobby. Using nonlinear dimensionality reduction in 3D figure animation [C]//Proceedings of the 43rd Annual Southeast Regional Conference, New York, USA: ACM Press, 2005: 392-410.
- [12] Lee Chan-Su, Elgammal Ahmed. Human motion synthesis by motionmanifold learning and motion primitive segmentation[C]//Proceedings of Articulated Motion and Deformable Objects (AMDO), Heidelberg, Germany: Springer Berlin, 2006: 464-473.
- [13] Shin Hyun Joon, Lee Jehee. Motion synthesis and editing in low-dimensional spaces [J]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2006, 17(3/4): 219-227.
- [14] Park Sang II, Shin Hyun Joon, Kim Tae Hoon, et al. On-line motion blending for real-time locomotion generation [J]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2004, 15(3-4): 125-138.
- [15] Tenenbaum Joshua B, Silva Vin de, Langford John C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 290(5500): 2319-2323.
- [16] Roweis Sam T, Saul Lawrence K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 290(5500): 2323-2326.
- [17] Belkin Mikhail, Niyogi Partha. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373-1396.
- [18] He Xiaofei, Niyogi Partha. Locality preserving projections[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2003, 16: 153-160.
- [19] Xiao Jun, Zhuang Yueting, Chen Cheng. Automatic synthesis and editing of motion styles [C]//Proceedings of the 3rd Conference on Intelligent CAD and Digital Entertainment, Ji'nan: Shandong University, 2006: 249-256. [肖俊, 庄越挺, 陈成. 风格化人体运动数据的自动生成与编辑[C]//第三届智能CAD与数字娱乐学术会议论文集. 济南: 山东大学出版社, 2006: 249-256.]
- [20] Allen Brett, Curless Brian, Popovi Zoran. Articulated body deformation from range scan data[C]//Proceedings of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM, 2002: 612-619.