

基于物理约束的运动重定向^①

金 梅^{②*} 张立国^{③*} 金 菊^{**} 于国辉^{***} 刘惠连^{*}

(^{*} 燕山大学河北省测试计量技术与仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

(^{**} 河北工业大学土木工程学院 天津 300401)

(^{***} 秦皇岛视听机械研究所 秦皇岛 066000)

摘要 研究了在人体动画中最有应用前景的运动捕捉技术的数据重用问题,提出了一种基于物理约束的重定向方法,以提高利用捕捉到的运动数据生成新的运动的水平。该方法采用位移映射技术规定目标运动的轨迹,保留原始运动的细节,然后结合无迹卡尔曼滤波(UKF)算法进行非线性约束的求解,保证了人物角色运动的物理真实性。通过实验分析可知,该方法在保留原始运动特性的前提下,可以生成自然的运动,加强了运动数据的重用性。

关键词 运动重定向, 物理约束, 位移映射, 约束求解, 无迹卡尔曼滤波

0 引言

随着近年来运动捕捉(motion capture)技术的飞速发展,如何利用捕捉到的运动数据生成新的运动,成为了众多学者研究的热点,其中运动重定向(motion retargeting)是一个很重要的方向。由于运动捕捉系统在捕捉过程中可能引入噪声,直接用原始数据驱动目标模型会产生一系列不自然和变形现象,所以如何能够通过适当的调整处理,使目标模型具有相似的平滑运动是非常有意义的。

在运动捕捉数据重用技术中引入运动重定向的概念,目的就是为了解决当人物骨架或者所处环境发生变化时直接将真实的运动映射到虚拟的人物所带来的潜在的观察失真。对于运动的重用性,Gleicher最早提出了运动重定向的概念,使用一个全局的优化算法来求解时空约束^[1]。Monzani等针对具有不同关节结构的动画角色提出了一种利用中间骨架模型结合逆向运动学的运动重定向方法^[2],实现对不同拓扑结构和关节比例的模型重定向。Hsieh等提出了通过建立统一的骨骼模型^[3]手动指定关节的对应关系和初始姿态的方法,可以实现不同骨骼模型之间例如狗到人,鱼到人的运动重定向。

Choi等利用捕获资料之密集重复性提出了实时运动重定目标算法^[4],同时还利用了逆向率控制(inverse rate control)的技术,并要求目标帧关节角度差异最小。Min Je Park等提出了基于样本事例的运动克隆技术^[5]。Safanova利用主分量分析技术处理运动捕捉数据库^[6],能够合成物理上真实的运动,但该方法需要运动捕捉数据库的支持。

国内杨熙年等将逆向运动应用在重定向上,提出了相同结构不同骨架比例长度的运动重定向,但没有考虑帧间连续性,容易出现跳动的失真现象^[7]。罗忠祥等主要研究了基于时空约束的运动编辑和运动重定向方法,通过设时空约束条件,建立了相应的目标函数,采用逆向运动学和数值优化方法求解出满足不同场景要求的运动姿势^[8]。魏毅等利用牛顿力学的方法转换为目标函数,结合时空约束的方法,仿真出了比较复杂的人体空翻的运动^[9],但基于时空约束的方法运算复杂,迭代速度慢,有时达不到全局最优的效果,而且没有人体的物理限制,生成的运动可能缺乏真实感。陈志华提出的方法既不需要用户交互也不依赖于运动数据库^[10],它采用了运动自动识别方法简化自由度,从而实现了模型简化,但该方法只能应用于相同拓扑结构的运动重定向。本文针对运动捕捉数据的重用

① 国家科技重大专项(GFY3Q003CY/01)资助项目。

② 女,1977 年生,博士,副教授;研究方向:视觉伺服,惯性运动跟踪及智能信号处理;E-mail: meijin297@126.com

③ 通信作者, E-mail: zlgtme@163.com

(收稿日期:2014-05-21)

问题,提出了一种基于物理约束的运动重定向方法。

1 物理约束

如果没有考虑人体运动遵守的物理约束,所生成的目标运动可能会出现物理失真。真实的人体运动是受力、力矩和动量等物理量作用而产生的,因此为了保证人物角色运动的物理真实性,在此引入物理约束,包括运动学约束、平衡约束、力矩约束和动量约束等,一个具有 Λ 自由度 (DOFs) 的角色在物理约束条件下需达到的目标状态可以用下式表达:

$$H(Q(t)) = Z \quad (1)$$

$$H(Q(t)) = \begin{bmatrix} H_K(Q(t)) \\ H_B(Q(t)) \\ H_T(Q(t)) \\ H_M(Q(t)) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$Z = [Z_K^T, Z_B^T, Z_T^T, Z_M^T]^T \quad (3)$$

式中,下标 K, B, T, M 分别表示运动学约束、平衡约束、转矩约束和动量约束。 $H(Q(t))$ 表示在时间 t 时 Λ 维的物理约束条件向量,这个向量包含了角色的位置和朝向约束; H 表示映射关系 $H: R^{3\Lambda} \rightarrow R^{\Lambda}$, $\tilde{\Lambda} = \tilde{\Lambda}_K + \tilde{\Lambda}_B + \tilde{\Lambda}_T + \tilde{\Lambda}_M$, 它的维度取决于约束条件,比如当只有末端效应器的位置约束时, $\tilde{\Lambda}_K = 3$, 如果还包含朝向约束时, $\tilde{\Lambda}_K = 6$; Z 是一个常量矩阵,指物理约束所要达到的目标。

1.1 运动学约束

运动学约束可简单描述 $h_{fk}(q(t)) = e$, 其中 h_{fk} 是前向运动学计算的末端效应器目标位置, e 表示预设的约束位置。于是 $H_K(Q(t))$ 可表示为

$$H_K(Q(t)) = h_{fk}(q(t)), Z_K = e \quad (4)$$

1.2 平衡约束

保持平衡是两足类动物在运动中最重要的特性,与动作平衡联系最紧密的是零力矩点 (zero moment point, ZMP)。两足类动物运动中,足底所受的内力与身体所受重力的净力矩为 0 时,这一点称之为零力矩点。通过考虑角色运动过程中的零力矩点轨迹约束问题作为运动编辑的切入点,是目前一个重要的解决办法,即通过调节角色的零力矩点 (ZMP),使得 ZMP 的轨迹落在脚的支撑区域 s 内,从而保证角色达到运动动态平衡。

在某个特定的时刻,角色运动的零力矩点函数 P_{zmp} 可表示为

$$\sum_i [(r_i - P_{zmp}) \times \{m_i(\ddot{r}_i - g)\}] = 0 \quad (5)$$

其中 m_i 和 r_i 分别表示第 i 段骨骼关节的质量和质量的中心, g 表示重力加速度。

判断运动的角色在时间 t 是否平衡,用 ZMP 的 2 维投影是否落在支撑区域来决定。令 $r_i = (x_i, y_i, z_i), g = (0, -g(\approx 9.8), 0)$, 并设定地面 y_{zmp} 坐标为 0, 故 ZMP 的坐标 $P(x_{zmp}, 0, z_{zmp})$ 可按照下式计算:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{zmp} = \frac{\sum_{i=1}^{N_f} m_i(y_i'' + g)x_i - \sum_{i=1}^{N_f} m_i \cdot x_i'' \cdot y_i}{\sum_{i=1}^{N_f} m_i(y_i'' + g)} \\ z_{zmp} = \frac{\sum_{i=1}^{N_f} m_i(y_i'' + g)z_i - \sum_{i=1}^{N_f} m_i \cdot z_i'' \cdot y_i}{\sum_{i=1}^{N_f} m_i(y_i'' + g)} \end{array} \right. \quad (6)$$

其中 N 表示骨骼关节的数目, x_i'', y_i'' 和 z_i'' 分别表示 x_i , y_i 和 z_i 的二阶导数。如果要保证人体角色运动的动态平衡,其轨迹在超出支撑区域时必须手动加以修正。

1.3 力矩约束

人体各个关节的力矩都是有一定限度的,超过了这个限度,则人体角色的动作会产生失真。我们规定了转矩约束的上限 τ_j^{max} , 所以:

$$\tilde{\tau}_j(t) = \begin{cases} \tau_j(t), & \tau_j(t) \leq \tau_j^{max} \\ \tau_j^{max}, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

1.4 动量约束

动量约束是来自牛顿第二定律,即物体的线动量和角动量的变化速率分别等于所有外力的合力和外力力矩之和。如果人体在运动时,人体线动量和角动量可以用 $v = mc, L = mr \cdot \dot{c}$ 计算。

人体在离地时刻,即在跳跃和快速跑时,由于双脚离开地面,外力只有重力,所以线动量约束是 $v = \sum_{i=1}^N m_i \dot{c} = \sum_{i=1}^N m_i g$, 其中 \dot{c} 代表的是质心加速度。角动量表示为 $L = \sum_{i=1}^N m_i(r_i - c) \times (\ddot{r}_i - \ddot{c})$, 其中 r_i 表示第 i 段关节的质心位置, \ddot{r}_i 表示第 i 段关节的质心加速度。在受到一个外力的作用下,角动量为 0, 此时, $Z_M = 0$ 。构建角色的动量约束:

$$H_M(Q(T)) = \left[\sum_i m_i(r_i - c) \times (\ddot{r}_i - \ddot{c}) \right] \quad (8)$$

2 物理约束求解

以上的物理约束建模的结果是高度非线性的,所以为了求解非线性的优化问题,采用无迹卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter, UKF)来实现求解。这种解算器可以处理一系列带有误差的测量数据,估算出最佳的物理参数。

2.1 无迹卡尔曼滤波器

20世纪90年代出现了一类新的非线性滤波方法,这类方法不是逼近非线性函数,而是用样本加权求和(\sum , Sigma)直接逼近随机分布,并且其测量更新部分采用卡尔曼滤波的更新原理,所以 Merwe 将这类方法统称为 Sigma 点卡尔曼滤波器(sigma-point Kalman filter, SPKF)。

无迹卡尔曼滤波器(UKF)是最典型的 SPKF 方法,具体步骤如下:

(1) 构造 Sigma 点和权值

构造 $(2n + 1)$ 个 Sigma 点 χ_i 和相应的权值 W_i :

$$\begin{cases} \chi_0 = \bar{x}_k, & W_0 = \lambda / (n + \lambda), & i = 0 \\ \chi_i = \bar{x}_k + (\sqrt{(n + \lambda) P_k})_i, & W_i = 1 / [2(n + \lambda)], & i = 1, \dots, n \\ \chi_{i+n} = \bar{x}_k - (\sqrt{(n + \lambda) P_k})_i, & W_{i+n} = 1 / [2(n + \lambda)], & i = n + 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (9)$$

其中, $(\sqrt{\cdot})$ 为矩阵平方根, 约定 $\sqrt{P_k} / \sqrt{P_k}^T = P_k$, 这个平方根可以通过协方差矩阵的 Cholesky 分解或者特征值分解(奇异值分解)求得。 $(\sqrt{\cdot})_i$ 中的 i 为矩阵的第 i 列, 是与 x 同型的列向量。 $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$ 是一个比例因子: α 是一个尺度参数, 决定着 Sigma 点在 \bar{x} 周围的分布状态, 通过调节它可以使高阶项的影响达到最小, 一般选择 $0 \leq \alpha \leq 1$ 。 κ 是可调参数, 调整它可以提高逼近精度。 W_i 为每个样本点对应的权值, 且 $\sum_{i=0}^{2n} W_i = 1$ 。

(2) Sigma 点的非线性传播

将上面构造的 Sigma 点作非线性变换, 产生相同数目的变换样本点 Y_i 。

(3) 计算 y 的均值和方差

计算变换样本点 $Y_i (i = 0, 1, \dots, 2n)$ 的均值和样本方差, 用它们近似代表变量 y 的均值和方差, 即

$$\bar{y} \approx \sum_{i=0}^{2n} W_i Y_i \quad (10)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n} W_i (Y_i - \bar{y})(Y_i - \bar{y})^T \quad (11)$$

2.2 利用 UKF 方法寻找物理解

在时刻 t , 针对第 k 帧的运动, 构建物理约束条件 Z_k , 并输入原始角色的运动数据 $F(f(t))$, 运用 UKF 的方法, 求解得出满足一系列约束的目标运动。

(1) 原始运动数据已知, 且目标运动要求和原始运动相似, 所以原始运动的数据可以直接用来作为过程模型 $x_k^- = Q(k)$, $Q(k)$ 代表第 k 帧的原始运动。

(2) 定义过程模型的噪音矩阵 P_k^- , 如果 x_k^- 是 n 维向量的话, 该矩阵则是一个 n 维的对角矩阵, 它对角线上的每一个元素的值代表的是过程模型中相关自由度, 且会影响 UKF 的收敛性。如果不希望改变某一关节的自由度, 则可以把 P_k^- 中与之对应的分量设为 0, 如下式:

$$P_k^- = \begin{bmatrix} V_{x_pos} & \cdots & 0 \\ & V_{x_vel} & \\ 0 & & V_{x_acc} \end{bmatrix} \quad (12)$$

(3) 构造样本值, 对于一个 n 维过程模型和噪音矩阵, 根据式(9)构建共 $(2n + 1)$ 个样本点。

(4) 观测模型, 这里用约束表达式 $H(Q(t))$ 作为观测模型函数, 计算第 i 个样本点对应的预测值: $\eta_i = H(\chi_i)$, $i = 0, \dots, 2n$, 经过加权计算后的预测值如下:

$$Z_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i \eta_i \quad (13)$$

$$P_{ZZ} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\eta_i - Z_k^-)(\eta_i - Z_k^-)^T + N_Z \quad (14)$$

$$P_{XZ} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\chi_i - x_k^-)(\eta_i - Z_k^-)^T \quad (15)$$

(5) 测量并更新符合约束条件的运动:

$$K_k = P_{XZ} P_{ZZ}^{-1} \quad (16)$$

$$x_k = x_k^- + K_k (Z_k - Z_k^-) \quad (17)$$

3 算法框架及流程

人体的运动数据可表示为 $Q(t) = \{P_0(t), Q_1(t), \dots, Q_n(t)\}$, 其中, $P_0(t)$ 表示人体质心的位置, $Q_1(t)$ 表示人体质心的方向, $\{Q_2(t), \dots, Q_n(t)\}$ 表示人体各个关节的旋转角度。

位移映射(displacement mapping)^[11]是把引起的运动变化同原始运动分离开来, 独立选择表示变化的插值曲线 $d(t) = (v^o(t), \dots, v^n(t))^T$, 这样就

可避免引入不必要的高频分量,保留原始运动的细节,所以:

$$Q(t) = Q_o(t) \oplus d(t) \quad (18)$$

$$\begin{pmatrix} p \\ q^1 \\ \dots \\ q^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_o \\ q_o^1 \\ \dots \\ q_o^n \end{pmatrix} \oplus \begin{pmatrix} v^o \\ v^1 \\ \dots \\ v^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_o + v^o \\ q_o^1 \exp(v^1) \\ \dots \\ q_o^n \exp(v^n) \end{pmatrix} \quad (19)$$

其中 $\exp(v)$ 表示关节绕三维坐标轴 $\frac{v}{\|v\|}$ 旋转 $\|v\|$ 度。然后采用线性或 B 样条曲线拟合^[12]等方法插值获得的参数曲线,规定目标运动的轨迹曲线。

图 1 和图 2 所示的分别是本文采用的重定向算法框架及流程图。

步骤 1:设置运动参数初始值。根据原始模型和目标模型的关系,提取原始运动数据的第一帧,把原始角色根节点位置函数 $P_e(t)$ 中的高度 $P_{ey}(t)$ 先进行相应的缩放,然后得到目标角色根节点的位置。

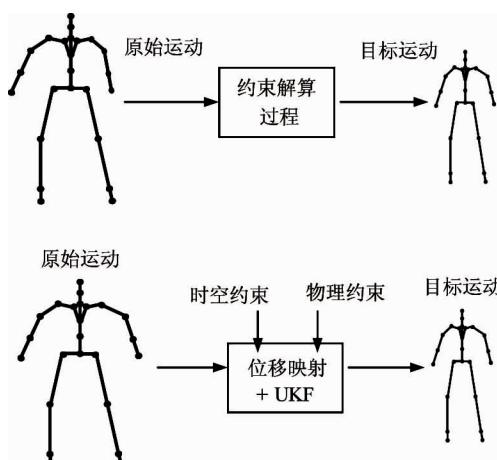


图 1 本文重定向算法的框架

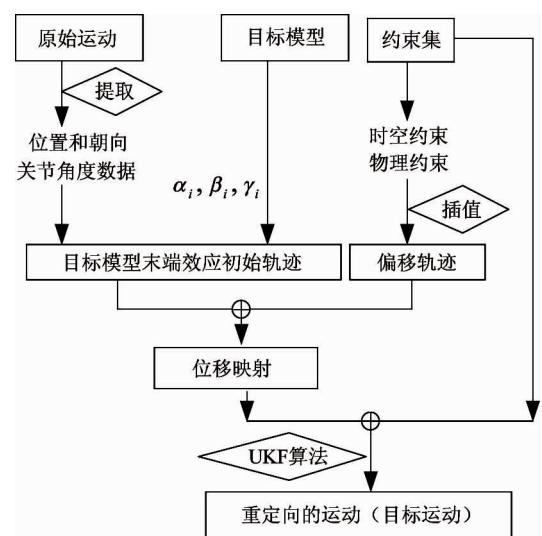


图 2 重定向算法流程图

步骤 2:计算目标模型末端效应器初始轨迹。根据正向的数据映射,将关节角度数据直接赋给目标角色上,运用正运动学算法计算末端效应器的位姿轨迹。

步骤 3:创建偏移轨迹。根据关键帧原有的约束加上手动添加的约束以及人物角色的物理限制,采用 B 样条曲线拟合的方法插值获得偏移轨迹。

步骤 4:将步骤 2、步骤 3 的轨迹进行叠加,根据位移映射原理,形成目标模型的位姿轨迹,演变成基于约束的高度非线性解算。

步骤 5:对非线性约束的解算采用 UKF 算法,考虑添加的约束和物理约束,最终实现重定向运动。

4 实验结果和分析

本文采用的姿态跟踪数据如图 3(a)所示;为跟踪一个人的走路姿态,其运动过程如图 3(b)所示。

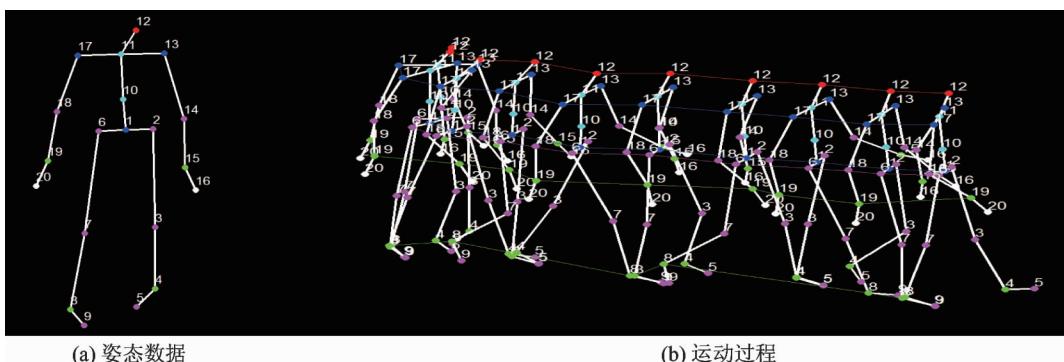


图 3 姿态数据及其运动过程

其中 10 个分量的位移映射如图 4 所示。

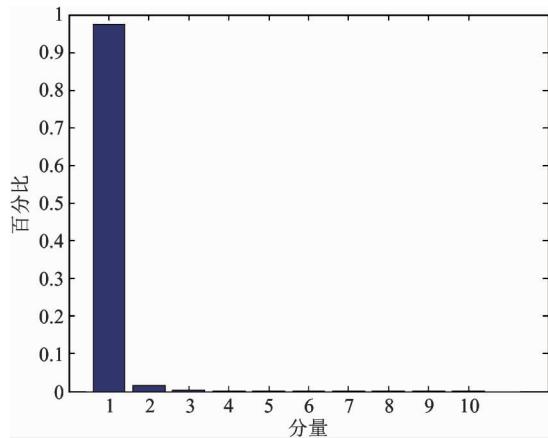


图 4 运动数据位移映射图

可以看出,其第一个分量占所有变化的 98% 以上,其它的 9 个分量总共所占不足 2%,将第一个分量单独提出并计算其运行轨迹,如图 5 所示。可以发现其为人体在行进方向上的平移分量。

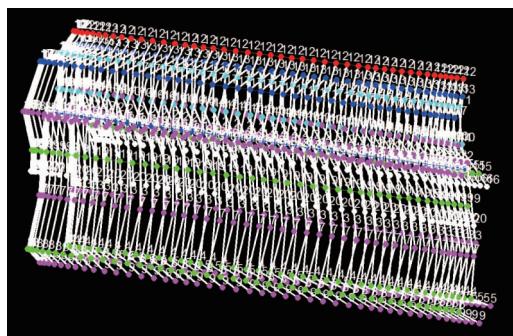


图 5 第一分量轨迹演示结果

将运动数据的前 3 个分量进行正运动学算法计算姿态轨迹,结果如图 6 所示。

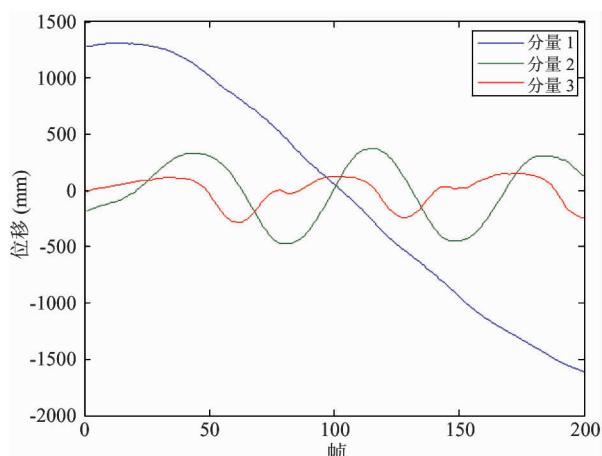


图 6 前 3 个分量的正运动学算法计算姿态轨迹

从图 6 中可以看出分量为一平滑曲线,无周期性,其约等于重心位移曲线,分量 2 和分量 3 呈现不同的周期性。这样就可以分别对三个分量的位移位置进行 B 样条曲线拟合的方法插值获得偏移轨迹,其重定向结果见图 7。

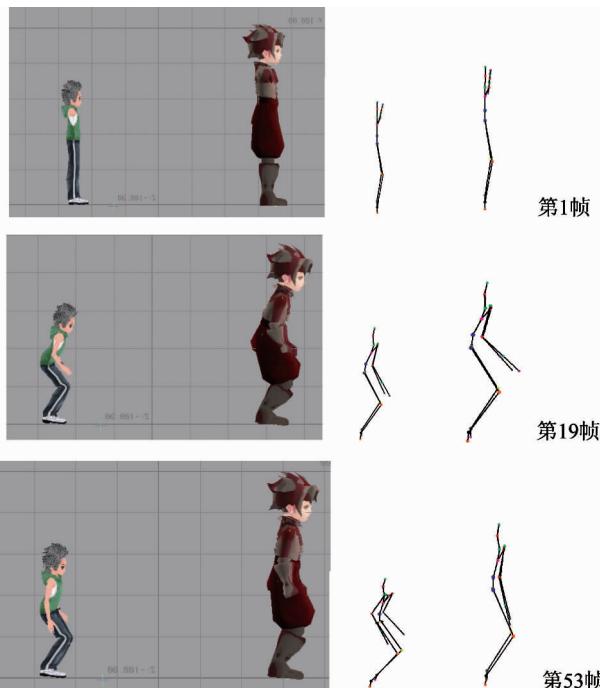


图 7 基于物理约束的运动重定向

图 7 中,由左至右依次为 E 角色、F 角色、E 骨架以及 F 骨架。E 角色和 F 角色是两个高矮胖瘦不同的虚拟数字角色,设定 F 角色是 E 角色骨骼高度的 1.4 倍,且 E 的质量为 $m_e = 60\text{kg}$,F 的质量为 $m_f = 90\text{kg}$,初始走路的力为相同的大小。如果同时在 E 角色和 F 角色上实现向前迈步的重定向运动,考虑物理因素后,他们最终的目标运动对比如图 8 所示,图 8 中分别记录了第 1 帧,第 19 帧,第 53 帧时两个角色的腿型弯曲程度。

第 1 帧表示运动的初始状态,第 19 帧与第 53 帧分别表示角色重定向数据沿第一分量方向的插值动作。为了保持平衡,腿有缓冲的动作,同样可看到 E 角色比 F 角色缓冲幅度大。

为了进一步描述基于物理约束的运动重定向效果,把 E 角色和 F 角色的大腿关节的旋转角度以及两角色脚掌(末端效应器)的运动轨迹做了对比分析,如图 8 和 9 所示。其中, $F_x, F_y, F_z, E_x, E_y, E_z$ 分别表示 F 角色和 E 角色的大腿关节关于 X、Y、Z 轴的旋转角度。对比结果显示,本文的方法较真实

的模拟了存在物理约束的重定向的特征,使得帧间有较好的连续性,较好地消除了物理失真现象。

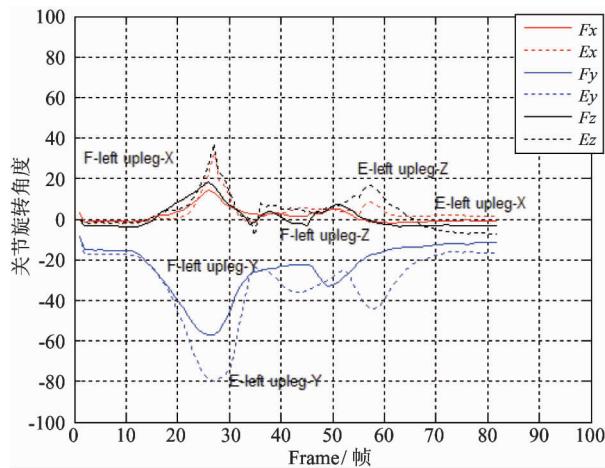


图 8 F 角色和 E 角色大腿关节旋转角度的对比

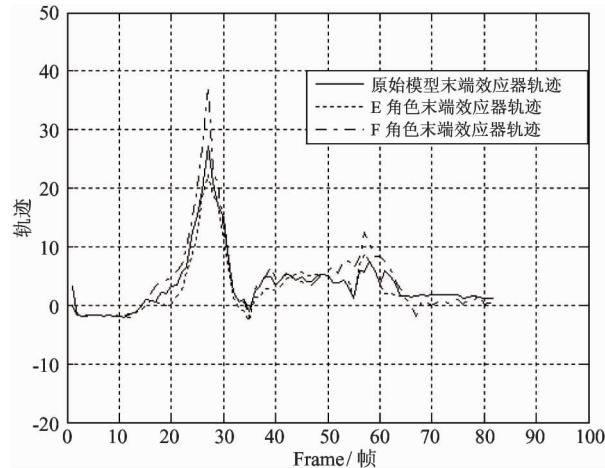


图 9 基于物理约束的重定向后角色的末端效应器轨迹对比

如果在进行运动重定向时有固定的位置约束,就需要改变原有的运动特性,形成新的运动。如图 10 所示,C 角色代表的是原始角色的运动数据,考虑位置约束,即设定离地面 H 高时末端效应器手必须达到的位置,D1 代表直接重定向后的运动,显然抛弃了原运动的重要约束,只继承了原始 C 角色的关节角度数据,D2 代表加入位置约束后的重定向,数字模型的头部也根据物理约束的限制变成了上扬的状态,实现了在保证约束不变的情况下物理重定向。

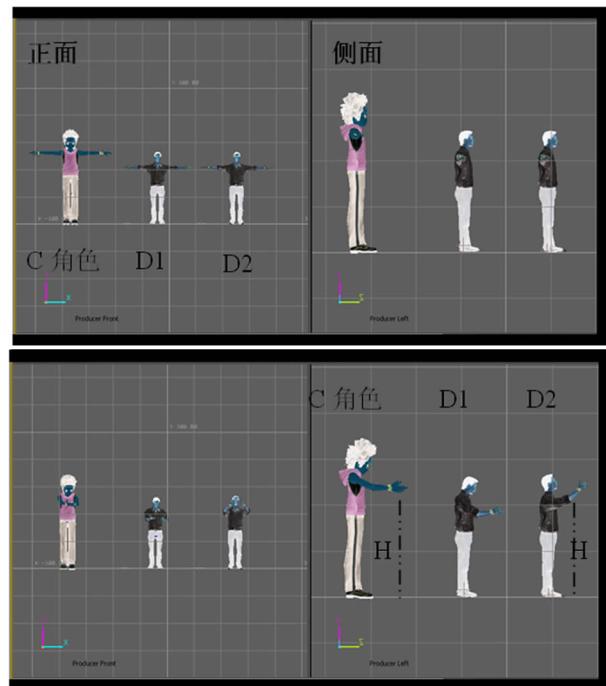


图 10 带有位置约束的运动重定向

5 结 论

本文介绍了一种基于物理约束的运动重定向方法。该方法考虑了人体运动所遵守的物理约束,建立相应的目标状态方程,采用位移映射技术规定目标运动的轨迹,并利用无迹卡尔曼滤波算法进行非线性约束的求解。实验结果表明本文所提出的方法不仅真实地模拟了基于物理约束的重定向,又较好地保留了原始运动的特征,使得帧间有较好的连续性,消除了物理失真现象,从而在一定程度上提高了运动捕获数据的重用性。

参考文献

- [1] Gleicher M. Retargeting motion to new characters. In: Proceedings of the 25th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA, 1998. 33-42
- [2] Monzani J S, Baerlocher P, Boulic R, et al. Using an intermediate skeleton and inverse kinematics for motion retargeting. Eurographics Eds. M. Gross and F. R. A. Hopgood, 2000, 19(3)
- [3] Hsieh K, Chen B Y, Ouhyoung M. Motion retargeting and transition in different articulated figures. In: Proceedings of 2005 international Conference on Computer Aided Design and Computer Graphics, Hong Kong, China. 2005. 457-462

- [4] Choi K J, Ko H S. On-line motion retargeting. *Journal of Visualization and Computer Animation*, 2000, 11 (5) : 223-235
- [5] Min Je Park, Sung Yong Shin. Example based motion cloning. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 2004, 15:245-257
- [6] Safanova A, Hodgins J, Pallard N. Synthesizing physically realistic human motion in low-dimensional behavior-specific spaces. *ACM Transactions on Graphics*, 2004. 514-521
- [7] 杨熙年, 张家铭, 赵士宾. 基于骨干长度比例之运动重定向目标算法. *中国图象图形学报*, 2002 7(9) : 871-875
- [8] 罗忠样, 庄越挺, 刘丰等. 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学学报*, 2002, 14(12) : 1146-1150
- [9] 魏毅, 夏时洪, 王兆其. 基于物理的人体空中运动仿真. *Journal of Software*, 2008, 19(12) : 3228-3236
- [10] 陈志华. 基于运动捕获数据的人体运动编辑技术研究: [博士学位论文], 上海交通大学, 2006
- [11] Witkin A, Popović Z. Motion warping. *Computer graphics*. In: Proceedings of SIGGRAPH95, 1995, 9:105-108
- [12] Lee S, Wolberg G, Shin S Y. Scattered data interpolation with multilevel b-splines. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1997, 3(3) : 228-244

Motion retargeting based on physical constraint

Jin Mei^{*}, Zhang Liguo^{*}, Jin Ju^{**}, Yu Guohui^{***}, Liu Huilian^{*}

(^{*} Measurement Technology and Instrumentation Key laboratory of Hebei Province,
Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(^{**} School of Civil Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401)

(^{***} Audio-Visual Machinery Research Institute, Qinhuangdao 066000)

Abstract

A study on the data reusability of motion capture, the most promising technology in character animation, was conducted, and a motion retargeting method based on physical constraint was proposed to improve the quality of the new motions created by using the captured data. The method adopts the technology of displacement mapping to set the target motion trajectory, and keeps original motion details. To guarantee the physical authenticity of character motions, it uses the UKF algorithm to solve nonlinear constraints. The experimental results demonstrate that the proposed method can create natural motions under the premise of keeping original motion characteristics to enhance the reusability of the captured motion data.

Key words: motion retargeting, physical constraint, displacement mapping, constraint solving, unscented Kalman filter (UKF)