

基于局部支撑姿态的逆运动学求解

李淳芃^{1),2)} 王兆其¹⁾ 夏时洪¹⁾ 朱登明^{1),2)}

¹⁾(中国科学院计算技术研究所智能信息处理重点实验室 北京 100080)

²⁾(中国科学院研究生院 北京 100080)

摘 要 逆运动学(Inverse Kinematics)是虚拟角色运动控制的一种基本方法,它根据用户指定肢体末端的位置计算出虚拟角色各个关节的旋转.传统算法求解时没有考虑人体姿态的运动规律,因此其结果不能完全令人满意.文中提出了一种利用捕获的运动数据辅助求解逆运动学问题的新方法.通过自组织映射(Self-Organizing Map, SOM)对姿态数据学习和聚类,获得一组刻画人体姿态空间的支撑姿态,然后通过对问题所在局部空间的支撑姿态加权优化来求解逆运动学问题.该方法克服了传统方法结果不自然、计算效率较低的缺点.实验结果也表明了该文方法的有效性.

关键词 角色动画;逆运动学;单位四元数;自组织映射;优化计算

中图法分类号 TP391

Inverse Kinematics Using Local Support Poses

LI Chun-Peng^{1),2)} WANG Zhao-Qi¹⁾ XIA Shi-Hong¹⁾ ZHU Deng-Ming^{1),2)}

¹⁾(Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

²⁾(Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract Inverse kinematics (IK) is one of the most frequently used methods in motion control. It is used to calculate the joint rotations of articulated figure given the end effectors' positions. Traditional methods can't produce the natural results because of the lack of consideration in the law of the human motion. This paper presents a novel method to solve IK problem with the assistance of motion capture data. The SOM (Self-Organizing Map) is adopted to obtain a set of reference poses from motion capture data and search for the solution in the local space which is spanned by weighting the local reference poses. The experiments show the robustness and effectiveness of the proposed method.

Keywords character animation; inverse kinematics; unit quaternion; self-organizing map; optimizations

1 引 言

虚拟角色运动的生成和编辑是计算机动画研究的重点之一.在计算机中,虚拟角色通常由一组用刚

体表示的骨骼组成,骨骼和骨骼之间由关节链接.当给定各个关节角度时,我们可以很容易应用正向运动学方法得到虚拟角色的姿态.反过来,要根据虚拟角色某一骨骼(通常是肢体末端)的方位得到各个关节的旋转角度即称为逆运动学问题.正向运动学和

收稿日期:2006-05-21;最终修改稿收到日期:2007-07-24.本课题得到国家自然科学基金(60533070,60603082)、国家“八六三”高新技术研究发展计划项目基金(2006AA01Z336)和北京市自然科学基金(4062032)资助.李淳芃,男,1980年生,博士研究生,主要研究方向为虚拟人运动合成与控制. E-mail: cpli@ict.ac.cn. 王兆其,男,1966年生,博士,研究员,博士生导师,主要从事虚拟现实、多模式人机接口和人工智能领域的研究工作. 夏时洪,男,1974年生,博士,副研究员,主要研究兴趣包括人体运动仿真、角色动画、计算几何等. 朱登明,男,1973年生,博士研究生,副研究员,主要研究兴趣包括人体运动控制与合成.

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,而后者在笛卡尔空间中实现,因此,使用更为直观方便.逆运动学求解被广泛应用在交互式操作、轨迹控制、工作空间计算等各个方面.

逆运动学问题可以形式化地表示为对下面非线性方程的求解:

$$f(\mathbf{p}) = \mathbf{g} \quad (1)$$

这里, \mathbf{p} 是自变量,表示各个关节的旋转; \mathbf{g} 表示末端约束,即我们想要末端达到的目标; $f(\cdot)$ 为正向运动学计算.考虑到对于给定的约束可能有无解的情况,定义一个近似的最优解:

$$\min_{\mathbf{p}} \|\mathbf{g} - f(\mathbf{p})\| \quad (2)$$

针对上述逆运动学问题,本文提出了一种基于运动捕获数据的求解方法.首先,通过自组织映射对姿态数据学习和聚类,获得一组刻画人体姿态空间的支撑姿态;然后通过对问题所在局部空间的支撑姿态加权优化来求解逆运动学问题.这种方法较传统的方法能获得更加自然的结果,同时具有较高的求解效率.本文的主要贡献在于:(1)提出了局部支撑姿态的概念,在由局部支撑姿态构成的空间中进行优化求解逆运动学问题;(2)提出了用自组织映射来构造局部支撑姿态的方法;(3)改进了自组织映射学习算法,将其用于单位四元数表示的人体姿态.此外,本文所提出的概念和方法也可用于解决运动编辑、运动控制中的其它问题.

2 相关工作

逆运动学问题最早来自于机器人领域,针对机器人操作臂的解析求解算法得到了很好地研究.解析算法通过求解运动学方程来获得自变量的解析表达式^[1].这类方法的主要优点是速度快,但对于复杂的关节链状结构,即自变量个数远大于约束个数时,该方法则无能为力.

迭代算法是一类更为通用的逆运动学求解算法.该类算法又可分为循环坐标下降(CCD)方法、伪逆方法和基于非线性优化技术的求解方法三类.CCD方法是一种启发式迭代方法^[2].它通过每一步优化一个关节的旋转角度来最小化目标函数.伪逆方法通过对非线性方程线性化,并计算雅可比矩阵的伪逆,然后通过逐步迭代来获得最终结果^[3].为了克服伪逆的计算耗时的问题,研究者们又提出了雅可比转置方法^[4],它避免了对雅可比矩阵的求逆;而DLS(Damped Least Squares)方法^[5]则有效地解决

了求逆中的奇异的问题.非线性优化技术也被用于逆运动学求解.在这方面,Zhao 和 Badler 等人的工作最具有代表性^[6].他们定义当前末端位置与约束位置之间的距离作为优化的目标函数,关节角度作为自变量,并使用修正的 BFGS 算法优化求解.这种方法具有很好的通用性,但计算效率较低.

最近几年,随着运动捕获设备的广泛使用,许多基于实例数据的逆运动学求解方法被提出.对已有运动数据进行插值是最有效的方法之一. Rose 等人提出了利用径向基函数对样本运动进行插值来求解逆运动学问题的方法^[7]. Kovar 等人在对大规模运动数据库进行组织的基础上,通过插值来合成新的运动序列^[8].这类方法具有效率高的优点,但往往需要对样本数据进行精心的选择.

统计学习方法也用人体运动的合成. Grochow 等人通过建立低维的人体姿态概率模型来求解逆运动学问题,获得了更加逼真的结果^[9].该方法分为学习和合成两个阶段.在学习阶段,作者使用高斯隐变量模型来对人体姿态空间建模,获得一个二维概率密度分布;在合成阶段,逆运动学问题转化为在该概率空间中寻找满足约束同时又具有最大概率的点.本文提出的方法在思想上与该方法近似,即在更合理的低维人体姿态空间进行求解.同时本文的方法结合了插值方法的优点,即在权值空间中进行优化,具有较高的求解效率.

3 算法思想

对于一个逆运动学问题(式 1),其解空间的维度由人体模型的自由度数决定.然而在这个空间中,真正合理的姿态只是其中的一部分,可抽象为一个子集.如果求解的过程在这个子集中进行,那么不仅缩小了解的搜索范围,同时也使得结果更加自然.根据该思想,我们采用了自组织映射(SOM)来构建这样一个合理的姿态空间.通过对实例数据学习,SOM 可输出一组参考姿态,它是对人体姿态空间的一个低维描述.

给定约束时,我们可以从这组参考姿态中找到最接近该约束的一组参考样本.我们将这些姿态称为该逆运动学问题的局部支撑姿态.局部支撑姿态刻画了人体姿态在该约束附近具有的形态和变化规律.通过一组权值可以将这些支撑姿态张成一个局部空间.原问题转化为在该局部空间中求解权值的问题.最终通过优化计算可以得到原问题的解.

本文提出的方法流程如图 1 所示,主要包含以下几个步骤:(1)对运动数据进行预处理;(2)对处理后的运动片段进行 SOM 学习,得到一组参考姿态;(3)根据输入的末端约束和 SOM 结果的拓扑序

关系,在参考姿态中寻找该问题的局部支撑姿态;(4)根据局部支撑姿态进行逆运动学求解,合成满足约束的新的姿态。

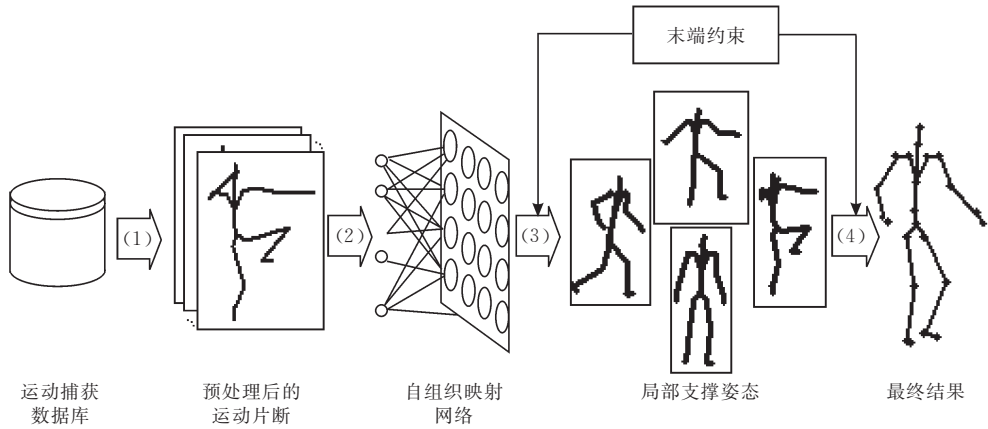


图 1 算法流程图

4 数据预处理

为克服欧拉角表示关节旋转时存在一些缺陷,我们采用单位四元数表示方法.关于单位四元数的基本运算可以参考文献[10].一个姿态 p 可以表示为一组单位四元数的集合 $\{q_1, q_2, \dots, q_N\}$,其中 N 为骨骼数目, q_i 表示第 i 个骨骼相对于父骨骼的旋转.这里我们忽略根骨骼相对于世界坐标系的平移.值得注意的是,单位四元数 q 和 $-q$ 对应的旋转是完全相同的,即单位四元数空间的一半就可以表示所有旋转.因此我们需要对表示同一关节的四元数序列进行过滤,使它们落在以某个四元数中心的半球内,以利于后面对人体姿态的学习和局部姿态空间的构造.为此,我们用样本四元数的“均值”作为该中心.给定 M 个样本姿态,省去表示关节的下标,某个关节的均值定义如下^[11]:

$$\max_{q^r} \sum_{i=1}^M (q^r \cdot q^i) \tag{3}$$

其中, q^r 为要求的样本均值, q^i 为第 i 个样本中该关节的旋转.首先,对这些样本进行扩展.每个样本单位四元数 q 对应的 $-q$ 都加入到序列中,并将这些单位四元数按列排列,得到矩阵 $Q=[q^1 \cdots q^M - q^1 \cdots -q^M]$.然后对 Q 进行奇异值分解,取最大特征值对应的特征矢量,并将其单位化,即可得到 q^r .可以证明 q^r 满足单位四元数中均值的定义^[11].最后,保留更接近 q^r 的四元数 q^i 或 $-q^i$,即可完成预处理过程。

5 支撑姿态的构造

SOM 是由 Kohonen 于 1981 年提出的^[12].通过 SOM,高维空间中的数据被投影到低维空间,并保持相同特征的输入信号在投影后的空间中对应该邻近区域.关于 SOM 的细节可参考文献[13].采用 SOM 对人体姿态训练所得到的参考姿态具有以下特性:(1)从降维的角度来看,SOM 是一种非线性降维算法,它试图去寻找高维数据中的主曲线或者主曲面^[14].对于人体姿态空间而言,虽然其维度很高,但对于特定的运动类型来说,该空间通常具有内在的低维结构.这种低维结构能通过参考姿态有效地表示出来;(2)每个参考姿态代表了原始数据的一个聚类中心;(3)参考姿态保持了原始空间中的拓扑序,因此在进行逆运动学求解时可通过近邻的姿态构造问题所在的局部空间。

标准的 SOM 学习算法针对的是欧氏空间中的矢量,而本文中我们采用的是单位四元数表示关节角度,其需要满足模长为 1 的约束,因此需要对 SOM 的学习算法加以修正.修正包含两个方面:人体姿态之间的距离度量方法和权值修正方法.修正后 SOM 的学习算法可以总结如下.设一个自组织映射网络具有 K 个神经元,用上角标 $k(k=1,2,\dots,K)$ 表示.第 k 个神经元的权值记为 $p^k=\{q_1^k, q_2^k, \dots, q_N^k\}$.该权值与姿态的维度相同,表示了该神经元对应的参考姿态.在学习之前,我们用随机的单位四元数这些权值进行初始化.然后,重复以下步骤,直到权值的改

变量小于某一阈值为止。

1. 输入一个样本姿态 $\mathbf{p} = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ 作为神经网络的输入, 计算它与每个神经对应姿态之间的距离。姿态之间的距离定义如下:

$$\text{dist}(\mathbf{p}, \mathbf{p}^k) = \sqrt{\sum_{i=1}^M \|\lambda_i \log(q_i^* q_i^k)\|^2} \quad (4)$$

其中, λ_i 为第 i 个关节旋转对应的权值, 以表示该关节的重要性; q^* 为 q 的共轭; \log 为单位四元数的对数运算。

2. 找出获胜神经元, 该步骤也称为竞争过程:

$$c = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \{\text{dist}(\mathbf{p}, \mathbf{p}^k)\} \quad (5)$$

3. 确定领域交互作用函数 $F_c(k)$, 该步骤也称为协同过程:

$$F_{c,k}(n) = \begin{cases} 1 - d_{c,k}/R(n), & d_{c,k} \leq R(n) \\ 0, & d_{c,k} > R(n) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $d_{c,k}$ 是神经元 c 与 k 之间在输出层中的距离, $R(n)$ 是作用域的半径。

4. 更新权值:

$$q_i^k(n+1) = \text{Slerp}(q_i^k(n), q_i(n), \eta(n) \cdot F_{c,k}(n)) \quad (7)$$

其中, $\eta(n)$ 为学习率; $\text{Slerp}(p, q, t) = p \cdot \exp(t \cdot \log(p^* q))$ 为单位四元数球面线性插值, \log 和 \exp 分别为单位四元数的对数运算和指数运算。球面线性插值保证了每一步更新的结果都在单位四元数空间中。在整个学习过程中, 学习率 $\eta(n)$ 和作用域半径 $R(n)$ 随着迭代步数 n 的增加逐渐减小。

6 逆运动学求解

给定一个逆运动学问题, 在 SOM 聚类的结果中找到该问题的局部支撑姿态后, 合成新的姿态转化为对局部支撑姿态的插值问题, 其系数进而可通过优化求解。如前所述, 如果将单位四元数作为四维矢量进行加权并不能保证其结果仍然落在单位四元数球面上。为此, 我们将插值过程变换到单位四元数的切空间中。下面以一个关节为例阐述插值过程, 省去表示关节序号的下标。给定一组插值系数 $\mathbf{w} = \{w_1, w_2, \dots, w_S\}$, S 为局部支撑姿态的个数, 则插值后的结果表示为

$$P(\mathbf{w}) = q^r \cdot \exp\left(\sum_{i=1}^S w_i \log((q^r)^* q^i)\right) \quad (8)$$

其中, q^r 为参考样本的均值, q^i 为第 i 个样本; $\log(p^* q)$ 为将 q 投影于 p 的切空间中, 得到一个三维矢量; $p \cdot \exp(\mathbf{v})$ 表示将切空间中的矢量 \mathbf{v} 映射到单位四元数空间中。上述的插值过程保证了其结果仍然落在单位四元数空间中。进而我们可以得到对全身姿态的插值表达式:

$$I(\mathbf{w}) = (P_1(\mathbf{w}) \ P_2(\mathbf{w}) \ \dots \ P_N(\mathbf{w}))^T \quad (9)$$

将其代入式(2)便可得到最终的目标函数:

$$\min_{\mathbf{w}} \|\mathbf{g} - f(I(\mathbf{w}))\| \quad (10)$$

上式中正向运动学计算 $f(\cdot)$ 不仅依赖于虚拟角色骨架的具体结构, 而且和约束的个数相关。在文献[6]中给出了不同情况下正向运动学的表达式。对于该目标函数, 通过实验, 我们发现 Levenberg-Marquardt 算法能获得较快的收敛速度。

在实际问题中, 我们通常需要对关节施加范围约束。对于用单位四元数表示的关节旋转来说, 文献[15]给出了一种基于样本的关约束表示方法。首先采集大量的某个关节旋转的样本四元数, 然后构造包含这些样本的隐曲面(implicit surface), 最后通过计算给定单位四元数是否在隐曲面内来判定其是否满足约束。通过对式(10)增加类似的隐曲面不等式约束, 本文方法便可处理关约束问题。然而, 由于系数 \mathbf{w} 的模长决定了合成姿态与局部空间的接近程度。当 \mathbf{w} 的模长越小时, 合成的结果越接近参考姿态。因此在实际计算中, 在原目标函数(式(10))的基础上增加 \mathbf{w} 模长的罚因子项, 即可近似地满足关约束。此时, 约束最优化问题变为非约束问题, 其求解效率更高。

在优化过程中, 我们需要计算 f 对 \mathbf{w} 雅可比矩阵。为简单起见, 考虑只有一个关节的连杆结构, 如图2所示。 b 表示该关节在世界坐标系中的坐标, r 为连杆末端在该关节局部坐标系下的坐标, q 为表示该关节旋转的单位四元数。省去下标, 则其末端的位置可以表示为

$$f(q) = r' + b = q \cdot r \cdot q^* + b \quad (11)$$

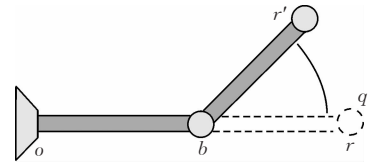


图2 单个关节的连杆结构

将式(8)代入上式, 由链导法则可得目标函数对自变量的雅可比矩阵:

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{w}^T} = \frac{\partial f}{\partial q^T} \cdot \frac{\partial q}{\partial \exp(\mathbf{v})^T} \cdot \frac{\partial \exp(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} \cdot \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \mathbf{w}^T} \quad (12)$$

其中各部分偏导的计算公式参见附录。

7 实验与应用

为了验证本文提出的算法, 我们对一个具有 19 块骨骼, 共 57 个自由度的人体模型进行了实验, 分别应用本方法进行了姿态合成和运动序列的编辑。

7.1 姿态合成

学习时采用的样本来自运动捕获的弯腰数据,如图 3 中左图所示. SOM 输出层神经元为 6×6 的

阵列;排序阶段的学习率为 1.0;排序阶段的步数为 1000;调整阶段的学习率为 0.02;调整阶段的邻域距离为 1;对所有样本重复 150 次训练周期.

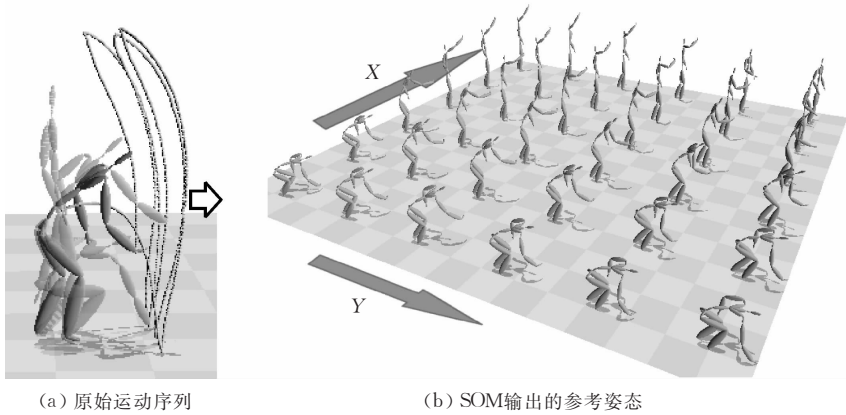


图 3 一组原始的运动序列及其构造的参考姿

样本对 SOM 网络训练的结果,如图 3 中右图所示. 可以发现沿着 X 轴正方向右手的位置从低到高变化,而沿着 Y 轴正方向人体朝向有从左向右变化的趋势. 显然,通过训练原本无序的运动序列变得有序了. SOM 训练的结果体现了原始姿态内在的变化规律,有效地将 57 维数据映射到 2 维的空间中.

图 4 是本文算法和 DLS 算法进行比较的结果. 图中左列为本文算法合成的结果,右列为 DLS 算法合成的结果. 在每一行中对右手的位置约束是相同的. 为便于观察,每一幅图中均显示了合成结果的正面与侧面. 从图中可以看到,虽然 DLS 算法通过数值计算满足了末端约束,但合成的结果不够自然.

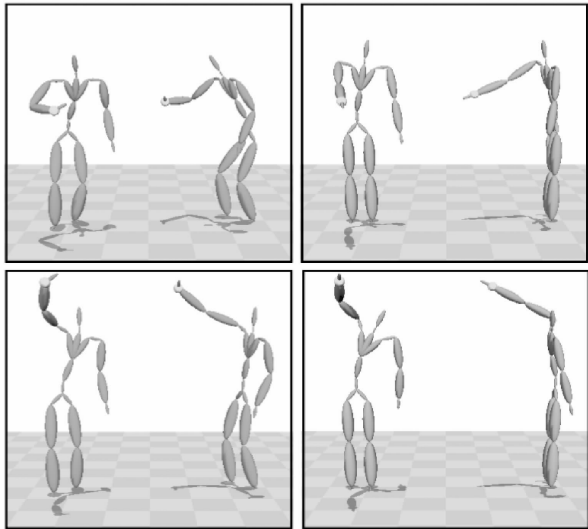


图 4 本文算法与 DLS 算法的比较

7.2 运动序列的编辑

除姿态合成实验外,我们还用本文的方法对一

个踢腿的运动序列进行编辑(图 6). 图 5 给出了针对该序列进行学习的结果. SOM 网络的输出层神经元采用了 5×5 的结构,其相关学习参数与前一实验相同. 从该图中可以看出,沿 X 正方向身体呈现从左往右旋转的趋势,且手臂逐渐打开;沿 Y 轴正方向体现出了腿部的变化,呈现踢腿高度由低到高的变化趋势.

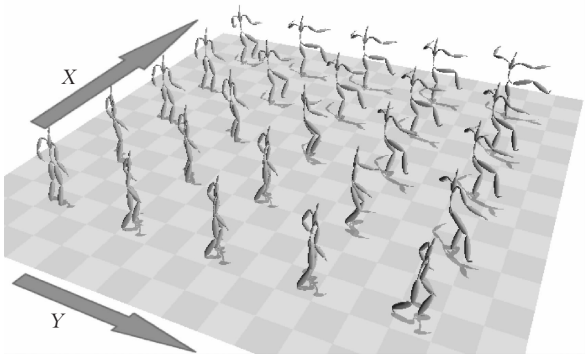


图 5 对踢腿运动序列进行 SOM 的学习结果

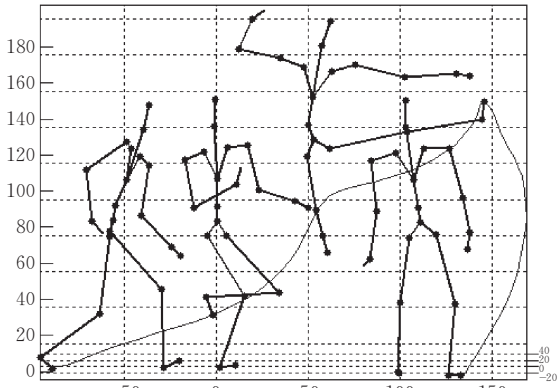


图 6 原始运动片段及末端轨迹

在图 6 展示的原始运动片段中,图中的曲线表示了右脚末端的轨迹. 原始数据中踢腿的高度达到了 150cm 左右. 然后我们对末端的轨迹进行调整: 将最高点向下移动 30cm、向外移动 15cm, 然后通过偏移映射修改了末端轨迹中的前后 25 帧数据. 图 7 中的曲线为修改后的轨迹. 结合聚类的结果, 对以该曲线为末端约束的踢腿运动进行逆运动学求解, 其对应的几帧姿态显示于图 7 中. 从该实验可以看到, 合成的新的运动能较好地满足新的末端轨迹约束.

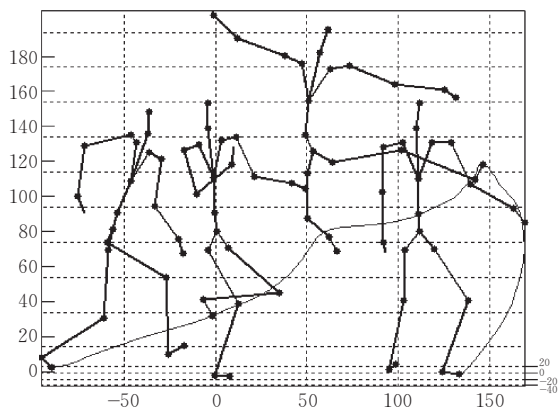


图 7 调整末端轨迹后计算的结果

8 结论与进一步研究

本文主要研究了逼真的人体逆运动学求解方法. 通过改进的 SOM 网络对真实的运动数据学习, 得到一组人体姿态空间的支撑姿态. 然后根据约束和支撑姿态, 构建解所在的局部空间. 最后在该空间中通过对权值优化得到逆运动学求解结果. 这种方法不仅减少了自由度的个数, 提高优化的效率, 还因为这个低维空间有效地刻画了人体可行姿态, 因此求解的结果更为逼真、合理. 实验结果表明了本文方法的有效性.

在实验中我们也发现, 当更大幅度地改变末端约束时, 求解的结果也会出现不合理的情况. 这主要是由于缺少相应的训练数据, 导致不能正确建立该约束对应的局部姿态空间所造成的. 解决该问题可以考虑用层次 SOM 算法对更大规律的实例数据学习, 这将作为下一步研究的内容.

参 考 文 献

[1] Paul R P, Shimano B, Mayer G E. Kinematic control equa-

tions for simple manipulators. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1981, SMC-11(6): 449-455

- [2] Welman C. Inverse kinematics and geometric constraints for articulated figure manipulation [Ph. D. dissertation]. Simon Fraser University, Vancouver, Canada, 1993
- [3] Whitney D E. Resolved motion rate control of manipulators and human prostheses. *IEEE Transactions on Man-Machine Systems*, 1969, 10(2): 47-53
- [4] Wolovich W A, Elliot H. A computational technique for inverse kinematics//*Proceedings of the 23rd Conference on Decision and Control*. Las Vegas, 1984: 1359-1363
- [5] Wampler II C W. Manipulator inverse kinematic solutions based on vector formulations and damped least squares methods. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1986, 16(1): 93-101
- [6] Zhao J, Badler N I. Inverse kinematics positioning using non-linear programming for highly articulated figures. *ACM Transactions on Graphics*, 1994, 13(4): 313-336
- [7] Rose III C F, Sloan P-P J, Cohen M F. Artist-directed inverse-kinematics using radial basis function interpolation. *Computer Graphics Forum*, 2001, 20(3): 239-250
- [8] Kovar L, Gleicher M. Automated extraction and parameterization of motions in large data sets. *ACM Transactions on Graphics*, 2004, 23(3): 559-568
- [9] Grochow K, Martin S L, Hertzmann A, Popović Z. Style-based inverse kinematics. *ACM Transaction on Graphics*, 2004, 23(3): 522-531
- [10] Shoemake K. Animating rotations with quaternion curves. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1985, 19(3): 245-254
- [11] Johnson M P. Exploiting quaternions to support expressive interactive character motion [Ph. D. dissertation]. Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, USA, 2003
- [12] Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 1982, 43: 59-69
- [13] Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2nd Edition. Beijing: Tsinghua University Press, Prentice Hall, 1999
- [14] Yan Ping-Fan, Zhang Chang-Shui. *Artificial Neural Networks and Simulated Evolutionary Computation*. Beijing: Tsinghua University Press, 2000(in Chinese)
(阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算. 北京: 清华大学出版社, 2000)
- [15] Herda L, Urtasun R, Fua P, Hanson A J. Automatic determination of shoulder joint limits using quaternion field boundaries. *International Journal of Robotic Research*, 2003, 22(6): 419-438

附 录

$$\frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \mathbf{w}^T} = (\log(q_r^* q_1) \ \log(q_r^* q_2) \ \cdots \ \log(q_r^* q_N))_{3 \times N}$$
(13)

$$\frac{\partial \exp(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}^T} = \begin{pmatrix} -av_1 & -av_2 & -av_3 \\ bv_1^2 + a & bv_1 v_2 & bv_1 v_3 \\ bv_1 v_2 & bv_2^2 + a & bv_2 v_3 \\ bv_1 v_3 & bv_2 v_3 & bv_3^2 + a \end{pmatrix}_{4 \times 3}$$
(14)

其中, $a = \sin(l) \cdot l^{-1}$, $b = (\cos(l) - a) \cdot l^{-2}$, $l = \|\mathbf{v}\|$,

$$\frac{\partial q}{\partial \exp(\mathbf{v})^T} = \begin{pmatrix} p_{r0} & -p_{r1} & -p_{r2} & -p_{r3} \\ p_{r1} & p_{r0} & -p_{r3} & p_{r2} \\ p_{r2} & p_{r3} & p_{r0} & -p_{r1} \\ p_{r3} & -p_{r2} & p_{r1} & p_{r0} \end{pmatrix}_{4 \times 4}$$
(15)



LI Chun-Peng, born in 1980, Ph. D. candidate. His main research interests include character animation and machine learning.

WANG Zhao-Qi, born in 1966, Ph. D., professor, Ph. D.

Background

In the past decade virtual reality applications have emerged in many areas, such as entertainment, training, communication and so on. In these applications, 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 to be a challenging issue faced by modeling virtual human to synthesize natural motions including interactive motions with virtual environment and with the human user. This work is supported in part by National 863 Project "Networked 3D Games Engine Development and Its Application" and Beijing Natural Science Foundation "Digital Entertainment Oriented Key Technology Research on Skeleton Animation". Research results of these projects are expected to promote the core com-

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{q}^T} = 2 \begin{pmatrix} 2q_0 r_1 + q_3 r_2 + q_2 r_3 & e + q_1 r_1 & q_1 r_2 + q_0 r_3 & q_0 r_2 + q_1 r_3 \\ q_3 r_1 + 2q_0 r_2 - q_1 r_3 & q_2 r_1 - q_0 r_3 & e + q_2 r_2 & q_0 r_1 + q_2 r_3 \\ -q_2 r_1 + q_1 r_2 + 2q_0 r_3 & q_3 r_1 + q_0 r_2 & -q_0 r_1 + q_3 r_2 & e + q_3 r_3 \end{pmatrix}$$
(16)

其中, $e = q_1 r_1 + q_2 r_2 + q_3 r_3$.

supervisor. His research interests include virtual reality and intelligent human-computer interaction.

XIA Shi-Hong, born in 1974, Ph. D., associate professor. His main research interests include human motion simulation, character animation and geometry computation.

ZHU Deng-Ming, born in 1973, Ph. D. candidate, associate professor. His main research interests include human motion analysis and synthesis.

petitiveness of digital content enterprises.

This paper mainly focuses on how to synthesizing and controlling virtual character poses from a set of constraints, which is also called inverse kinematics (IK) problem. The solver of IK problem is one of the most important tools for interactive control of characters in virtual reality applications, such as interactive games, workspace computing, and virtual space teleconferences. Although many methods have been proposed to solve IK problems in the field of character animation, little research have been down to try to extract characteristics out of real motion data for inverse kinematics control. The authors started their study on it and new approaches based on motion capture data were proposed.