

## 基于关节层次模型的 3D 手臂运动快速跟踪算法<sup>①</sup>

于雪松<sup>②</sup> 唐降龙 刘家峰 黄健华

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

**摘 要** 针对人体 3D 运动跟踪过程中计算效率低下的问题,提出了基于粒子滤波和关节层次模型的 3D 手臂运动快速跟踪算法。该算法在经典的人体 3D 骨骼模型的基础上,提出了关节层次模型,利用关节层次模型将高维手臂运动状态参数空间分解为若干个低维参数子空间,最后,在关节层次模型的约束条件下,根据自顶向下的搜索策略,利用粒子滤波算法对手臂运动进行跟踪,从而减少了跟踪所需的粒子数目。实验表明,与标准的粒子滤波算法相比,该算法能够在保证跟踪精度的同时,提高计算效率。

**关键词** 粒子滤波,3D 手臂运动,关节层次模型(HJM),自顶向下

### 0 引 言

近年来,随着计算机视觉理论研究的深入,以及人体 3D 运动跟踪在虚拟现实、动画制作、电脑游戏、电影特技、智能人机交互、视频监控、体育辅助训练、机器人动作设计等领域的广泛应用,人体 3D 运动跟踪逐渐成为计算机视觉领域中活跃的研究课题之一。Moeslund 等人<sup>[1,2]</sup>认为,人体 3D 运动跟踪可以被看作是一个时序预测过程,人体的状态转移等价为一阶马尔科夫过程。由于运动动作的复杂性、混乱的背景等因素的影响,人体运动是一个非线性、非高斯的随机过程。粒子滤波<sup>[3]</sup>作为一种基于贝叶斯估计的非线性滤波算法,在人体 3D 运动跟踪领域得到了广泛的应用<sup>[4,5]</sup>。而如何提高计算效率是利用粒子滤波进行人体 3D 运动跟踪需要解决的一个重要问题。

文献[6,7]通过学习获得大量动作的先验知识,以此来对状态空间的搜索进行约束,从而提高了跟踪过程中的计算效率。另外一种学习策略是通过低维参数空间中本征变量模型的学习来提高计算效率。利用主成分分析(PCA)模型,文献[8]中将人体 3D 跟踪转换为寻找最小可微目标确定性函数的过程,而在文献[9,10]中,将人体 3D 跟踪问题转换为基于贝叶斯框架的多峰寻优过程。此外,Urtasun<sup>[11]</sup>等人利用非线性高斯过程动态模型(nonlinear Gaussian process dynamic models, NGPDM)来解决由于高维

状态参数空间而导致的跟踪效率低下的问题,并取得了一些成果。Xu 等人<sup>[12]</sup>利用偏最小二乘法(partial least square, PLS)学习人体运动的相关性,结合 Rao-Blackwellised 粒子滤波器,提出了一种 RBPF-PLS 算法来对人体的行走姿态进行跟踪。尽管上述算法提高了计算效率,并且算法本身也具有较好的稳定性,但是,这些算法只能对已经学习的运动进行跟踪,并不适合自然场景中人的任意动作跟踪。并且,由于人体运动的复杂性,在学习过程中,需要大量训练样本的支持,而在高维空间中对样本的学习所需的计算量也是十分惊人的。

针对上述问题,本文提出了关节层次模型(hierarchy joint model, HJM)用于 3D 手臂运动跟踪。关节层次模型在 3D 骨骼模型的基础上,建立了基于关节的人体图模型。借助于图的分解,关节层次模型将人体运动状态空间分解为若干个子空间,并利用粒子滤波对每一个子空间进行预测,从而降低了搜索空间的维数,减少了每一次跟踪所需的粒子数量,提高了跟踪效率。

### 1 框架结构

在 Qu 等人<sup>[13]</sup>提出了基于 2D 人体跟踪的人体肢体图模型的基础上,本文提出了基于 3D 的关节层次模型。

#### 1.1 关节层次模型

在本文中,人体生理结构约束模型采用 3D 骨

<sup>①</sup> 国家自然科学基金(60672090)资助项目。

<sup>②</sup> 男,1977 年生,博士;研究方向:计算机视觉,人体运动分析;联系人, E-mail: yxz001@hit.edu.cn  
(收稿日期:2008-07-21)

骼模型,其中,构成人体的每一个肢体都可以被认为是一个刚体<sup>[14]</sup>,并且,除了躯干外,每一个肢体都由两个关节点所约束。

根据人体关节链的概念<sup>[15]</sup>,文献[16]中的人体3D骨骼模型可以被分解为6个关节链,见图1。人体的任意一种运动姿态都可以用这6个关节链组合后加以表示。

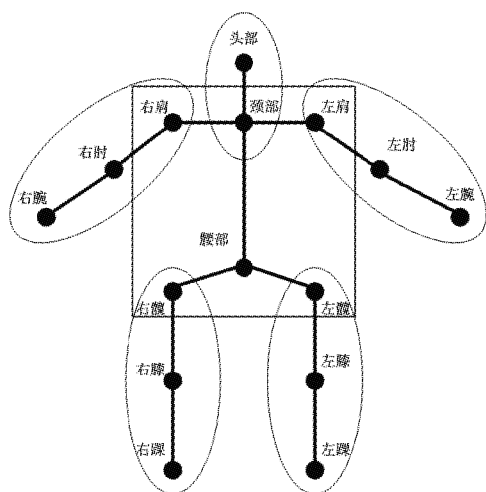


图1 利用关节链模型描述的人体3D骨骼模型

结合人体肢体图模型与人体关节链结构,关节层次模型可被定义如下:

(1)用关节取代人体肢体图模型中的肢体,定义人体关节图模型,见图2。其中,每一个圆形节点表示人体关节点,叶节点(矩形节点)表示在任意时刻的相应关节点的观测值,无向连接表示人体关节点之间的生理约束,有向连接则表示关节点状态与观测值之间的观测似然模型。

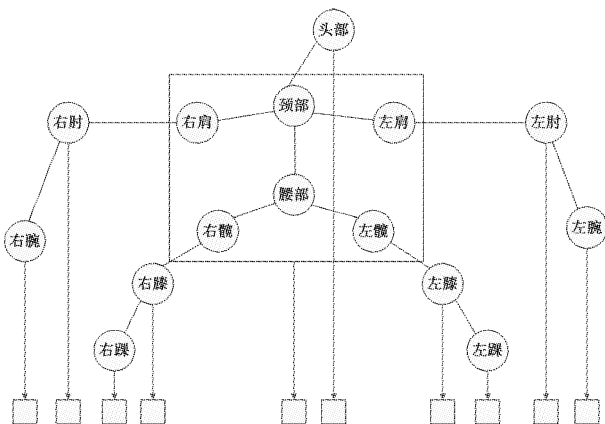
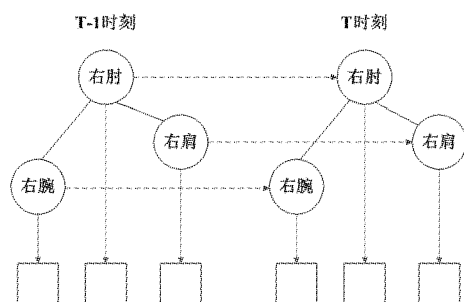


图2 相应的人体关节图模型

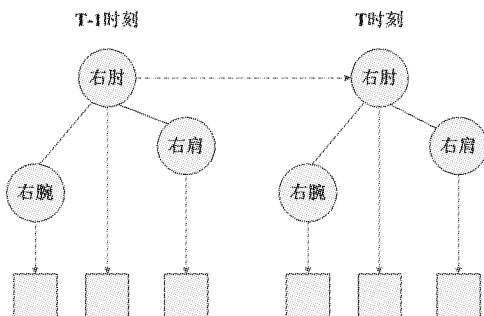
(2)除了躯干关节链(躯干关节点链比较特殊,只能作为整体考虑),为其他5个关节链建立动态图

模型。通过图的分解,关节点的状态转移满足一阶马尔科夫过程,关节点之间条件独立,任意一个关节点的运动仅受到与其直接相连的父关节点约束。证明过程请参照文献[13]。

本文的研究内容为右臂的3D运动,以右肘关节点为例,图3(a)为右臂各关节点动态图模型,图3(b)为(a)中分解后的右肘关节点动态图模型。虚点线表示的有向连接表示T-1时刻到T时刻的右肘的运动状态转移。其中,右肘关节点的运动仅受到右肩关节点的约束,而右肘关节点的运动又对右腕关节点的运动产生影响。



(a) 右臂动态图模型



(b) 分解后的右肘动态图模型

图3 右肘动态图模型的分解

令右臂关节层次模型中所包含的关节点集合为  $J = \{j_0, j_1, j_2\}$ , 按照集合中元素下标递增的顺序, 分别对应右肩关节点、右肘关节点及右腕关节点。在本文中, 右臂运动状态参数空间由各关节点的空间位置坐标三元组表示:

$$X = \{x_0, x_1, x_2\} \quad (1)$$

因此, 对右臂3D运动的跟踪问题就可以转化为在时刻  $t$  对  $x$  的预测过程, 从而得到右臂层次模型状态随时间变化的序列。

## 1.2 跟踪框架

根据关节层次模型的定义, 右臂的运动可以分解为三个关节点的运动。因此, 在任意时刻的右臂

运动跟踪过程中,状态空间可被分解为三个低维的关节子空间。

对于任意时刻  $t$  的右臂运动状态  $X_t$ , 可以联合状态的形式由式

$$X_t \triangleq \{x_{i,t}\}_{i=0}^2 = \{x_{0,t}, x_{1,t}, x_{2,t}\} \quad (2)$$

表示。

令  $F(i)$  表示第  $i$  个关节点的父关节点,所有关节点观测状态为  $Z_t = \{z_i\}_{i=0}^2$ , 则有下列式成立:

$$P(X_t | Z_t) = P(x_{0,t} | z_{0,t})$$

$$\prod_{i=1}^2 P(x_{i,t} | x_{F(i),t}, z_{0,t}) \quad (3)$$

其中,  $x_{i,t}$  表示  $t$  时刻的第  $i$  个关节点的预测值,其父关节点  $F(i)$  的预测值为  $x_{F(i),t}$ ; 在  $i = 1$  时,为右肘关节点,其父关节点  $F(i)$  为右肩关节点;在  $i = 2$  时,为手腕关节点,其父关节点  $F(i)$  为右肘关节点。 $P(x_{0,t} | z_{0,t})$  为右肩关节点的后验概率分布。而  $P(x_{i,t} | x_{F(i),t}, z_{i,t})$  可用下式表示:

$$\begin{aligned} P(x_{i,t} | x_{F(i),t}, z_{i,t}) \\ = cP(z_{i,t} | x_{i,t}, x_{F(i),t}) \\ \times \int P(x_{i,t} | x_{i,t-1}) P(x_{i,t-1} | z_{i,t-1}) dx_{i,t-1} \end{aligned} \quad (4)$$

条件概率  $P(z_{i,t} | x_{i,t}, x_{F(i),t})$  表示在  $t$  时刻,在当前关节点  $i$  的父关节点  $F(i)$  的状态  $x_{F(i),t}$  下,从状态  $x_{i,t}$  得到观测值  $z_{i,t}$  的概率。公式(4)可被进一步近似表示为

$$\begin{aligned} P(x_{i,t} | x_{F(i),t}, z_{i,t}) \approx cP(z_{i,t} | x_{i,t}, x_{F(i),t}) \\ \times \sum_k w_{i,t-1}^k P(x_{i,t} | x_{i,t-1}^k) \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $x_{i,t-1}^k$  表示在  $t-1$  时刻,第  $i$  个关节点的第  $k$  个粒子,  $w_{i,t-1}^k$  表示粒子  $x_{i,t-1}^k$  的权值。粒子权值的更新可用下式表示:

$$w_{i,t}^k \propto w_{i,t-1}^k P(z_{i,t} | x_{i,t}^k, x_{F(i),t}) \sum_{k=1}^N w_{i,t-1}^k = 1 \quad (6)$$

于是,根据公式(2)和公式(6),任意时刻  $t$  的右臂运动状态  $X_t$ , 可由公式(7)

$$X_t = \{x_{i,t}\} \approx \left\{ \sum_k w_{i,t}^k \times x_{i,t}^k \right\}_{i=0}^2 \quad (7)$$

近似表示。

## 2 算法实现

### 2.1 粒子的产生

在粒子滤波理论框架中,粒子由系统状态转移

模型产生。系统状态转移模型可由下式表示:

$$x_t = x_{t-1} + v_t, v_t \sim N(\mu, \Sigma) \quad (8)$$

其中,  $v_t$  为服从期望为  $\mu$ , 方差为  $\Sigma$  的高斯噪声。 $\mu$  为  $3 \times 1$  的标量,其值为当前关节点的移动速度; $\Sigma$  为  $3 \times 3$  的对角阵。

按照上述方式产生的粒子一般来说无法满足肢体长度约束,因此在将粒子投影到 2D 图像平面之前,需要对每一个粒子做如下变换:以右肘关节点  $j_1$  为例,其父关节点为右肩关节点  $j_0$ , 定义右肘关节点的运动约束模型为一个不完整的球面。图 4 以二维的形式说明了在  $t$  时刻所产生的右肘关节点粒子  $x_{1,t}^k$  向二维图像平面的投影过程示意图,其中  $1 \leq k \leq N$ ,  $N$  为要产生的粒子的个数。右肘关节点  $j_1$  的三维坐标为  $x_{1,t} = (x_{1,t}, y_{1,t}, z_{1,t})$ , 右肘关节点运动约束模型的球心为右肩关节点  $j_0$  的三维坐标  $x_{0,t} = (x_{0,t}, y_{0,t}, z_{0,t})$ , 半径  $R$  为右大臂的 3D 长度,  $x_{1,t}^k = (x_{1,t}^k, y_{1,t}^k, z_{1,t}^k)$  为满足高斯分布的粒子,  $x'_{1,t} = (x'_{1,t}, y'_{1,t}, z'_{1,t})$  为  $x_{1,t}^k$  在球上的投影点,投影方程为

$$\begin{aligned} R &= \sqrt{(x_{1,t} - x_{0,t})^2 + (y_{1,t} - y_{0,t})^2 + (z_{1,t} - z_{0,t})^2} \\ l &= x_{1,t}^k - x_{0,t}; m = y_{1,t}^k - y_{0,t}; n = z_{1,t}^k - z_{0,t}; \\ x'_{1,t} &= x_{0,t} + l \times R / \sqrt{l^2 + m^2 + n^2} \\ y'_{1,t} &= y_{0,t} + m \times R / \sqrt{l^2 + m^2 + n^2} \\ z'_{1,t} &= z_{0,t} + n \times R / \sqrt{l^2 + m^2 + n^2} \end{aligned} \quad (9)$$

最后利用摄像机的外参数矩阵和内参数矩阵即可获得  $x'_{1,t}$  在二维图像平面上的投影点  $\tilde{x}_{1,t}$ 。

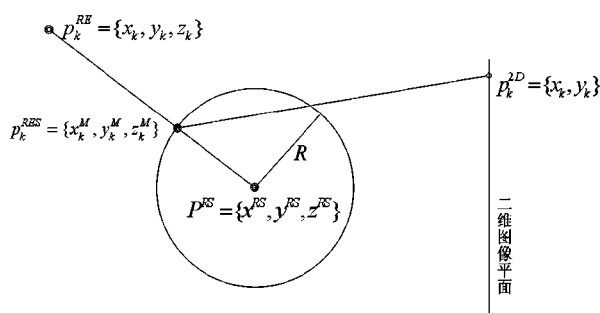


图 4 三维粒子点向二维图像平面的投影过程

### 2.2 目标区域颜色特征模型

在粒子滤波理论框架中,观测似然模型被用来建立二维图像中所提取的特征与人体外观模型之间的匹配关系。在本文所描述的算法中,基于区域的加权颜色直方图<sup>[17]</sup>被用来计算所提取的图像特征

与人体外观模型之间的匹配相似度。颜色特征模型的相似度则利用 Bhattacharyya 距离<sup>[18]</sup>计算。

利用基于区域的加权颜色直方图计算匹配相似度,首先需要确定目标区域以计算目标区域颜色直方图模型。在本文中,采用矩形来描述手臂中的肢体形状,矩形长度为粒子二维投影点与相邻关节点之间的欧式距离,而矩形的高度由为常量  $ArmHeight$ , 其值由经验值确定。图 5 即为通过初试帧图像以及真实数据获得的右大臂初始外观模型。



图 5 右大臂初始外观模型

### 2.3 算法实现

对于任意时刻  $t \geq 1$ , 加权粒子集合可表示为  $\{(x_{i,t-1}^k, w_{i,t-1}^k)\}_{k=1}^N$ , 其中  $N$  为粒子数目,  $1 \leq k \leq N$ ,  $x_{i,t}^k$  表示在第  $t$  帧时, 第  $i$  个关节点所产生的第  $k$  个粒子,  $w_{i,t}^k$  为该粒子的权值, 且  $\sum_{k=1}^N w_{i,t}^k = 1$ 。当  $t = 0$  时,  $w_{i,t}^k = 1/N$ 。

步骤 1: 重采样。

设在时刻  $t$ , 当前关节点  $j_i$  按照公式(8)产生的粒子集合为  $x_{i,t} = \{x_{i,t}^k\}_{k=1}^N$ 。并利用 3.1 节中所描述的投影过程, 将  $x_{i,t}^k$  投影到二维图像平面上, 投影点记为  $\tilde{x}_{i,t}^k$ 。

步骤 2: 预测更新。

令当前关节点  $j_i$  的父关节点  $j_{F(i)}$  在二维图像平面上的投影点为  $\tilde{x}_{F(i),t}$ , 则对于粒子投影点集合  $\tilde{x}_{i,t}$  中的任意一个元素  $\tilde{x}_{i,t}^k$ , 可利用 3.2 节所描述的基于区域的加权颜色直方图计算相似度  $P(z_{i,t} | x_{i,t}^k, x_{F(i),t})$ 。并利用公式(6)更新权值  $w_{i,t}^k$ , 得到预测点样本集合  $\{(x_{i,t}^k, w_{i,t}^k)\}_{k=1}^N$ 。则在时刻  $t$ , 后验概率  $P(x_{i,t} | x_{F(i),t}, z_{i,t})$  即可由下式表示:

$$P(x_{i,t} | x_{F(i),t}, z_{i,t}) = \sum_k w_{i,t}^k \times x_{i,t}^k \quad (10)$$

步骤 3: 速度更新。

令向量  $v_{i,t} = (v_{i,t}^x, v_{i,t}^y, v_{i,t}^z)$  表示  $t$  时刻关节点  $j_i$  的运动速度, 上标  $x, y, z$  分别表示关节点  $j_i$  在  $x$

方向,  $y$  方向以及  $z$  方向上的速度, 且  $v_{i,t}^x, v_{i,t}^y$  和  $v_{i,t}^z$  互不相关; 向量  $v_{F(i),t}$  表示  $t$  时刻父关节点  $j_{F(i)}$  的运动速度。则当  $t < 3$  时,  $v_{i,t}$  的计算公式如下:

$$v_{i,t} = \begin{cases} (0,0,0) & t = 0 \\ (x_{i,t} - x_{i,t-1}, y_{i,t} - y_{i,t-1}, z_{i,t} - z_{i,t-1}) & t = 1, 2 \end{cases} \quad (11)$$

当  $t \geq 3$  时,  $v_{i,t}^x, v_{i,t}^y$  和  $v_{i,t}^z$  需要分别进行计算, 计算公式如下:

$$\begin{aligned} v_{i,t}^x &= \alpha_{i,t-1} \times (v_{i,t-1}^x - v_{F(i),t-1}^x)' \\ v_{i,t}^y &= \beta_{i,t-1} \times (v_{i,t-1}^y - v_{F(i),t-1}^y)' \\ v_{i,t}^z &= \gamma_{i,t-1} \times (v_{i,t-1}^z - v_{F(i),t-1}^z)' \end{aligned} \quad t \geq 3 \quad (12)$$

其中, 速度系数  $\alpha_{i,t-1}, \beta_{i,t-1}, \gamma_{i,t-1}$  为  $2 \times 1$  的向量, 分别表示在  $t-1$  时刻, 关节点  $j_i$  在  $x$  方向,  $y$  方向以及  $z$  方向上的速度系数向量, 这三个向量均可利用最小二乘法计算获得。

## 3 实验结果分析

### 3.1 实验设计

本算法的实验视频来源于美国布朗大学的 Leonid 等人利用 VICON 系统所采集的 HumanEva 人体运动实验数据集<sup>[19]</sup>。相对于其他肢体运动, 手臂运动的情况更为复杂, 涉及到的关节点及自由度更多; 并且, 在手臂运动中, 手臂各关节点的位置以及速度依赖于肩部关节点的运动及位置。因此, 手臂运动在人体各肢体运动中具有典型的意义。实验视频选取正面拍摄的右臂运动彩色视频, 以减少不必要的人体自遮挡现象。算法在配置双核 CPU 1.8GHz, 1GDDR 内存的计算机上 VS.NET 2003 编程进行跟踪实验。视频图像大小为  $640 \times 480$ , 总计 796 帧图像。

在所选取的视频中, 右肩关节点的空间位置没有发生明显变化, 因此, 公式(3)可简化为下式:

$$P(x_t | z_t) = \prod_{i=1}^2 P(x_t^i | x_{F(i)}^i, z_t^i) \quad (13)$$

即在每一次跟踪过程中, 仅跟踪右肘关节点和右腕关节点。

在本次实验中, 公式(8)中的  $\sum$  的对角线上的每一个值相等且为常数, 其值为 40。根据经验值, 3.2 节中的目标区域的高度常量  $ArmHeight = 10$ 。

### 3.2 实验结果

表 1 为本文提出的算法在不同的粒子数目时右

腕关节的预测值与真实值之间的  $x, y, z$  方向上误差均值  $Mean$  及误差方差  $Std$ , 其误差均值  $Mean$  的计算公式和误差方差  $Std$  的计算公式是:

$$Mean = \frac{\sum_{t=1}^T |x_t - X_t|}{T} \quad (14)$$

$$Std = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (x_t - Mean)^2}{T}} \quad (15)$$

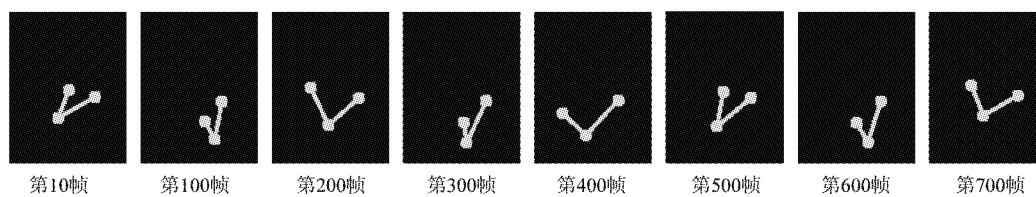
在公式(14)和公式(15)中,  $T$  表示实验视频的帧数,  $T = 796$ 。  $x_t$  表示第  $t$  帧的预测值,  $X_t$  表示第  $t$  帧的真实人体三维数据。

表 1 本文算法针对不同的粒子数目的误差均值与方差

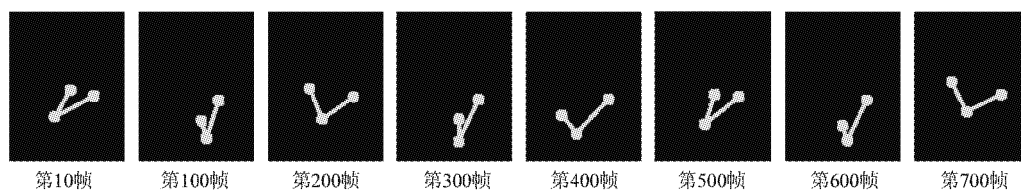
|      |        | 粒子总数    |         |         |         |
|------|--------|---------|---------|---------|---------|
|      |        | 400     | 300     | 200     | 100     |
| X 方向 | $Mean$ | 15.5854 | 14.8932 | 14.3304 | 15.8442 |
|      | $Std.$ | 13.5604 | 12.9412 | 12.7845 | 13.2104 |
| Y 方向 | $Mean$ | 14.6420 | 14.8668 | 13.3681 | 14.1709 |
|      | $Std.$ | 13.0121 | 12.9268 | 12.0737 | 12.2031 |
| Z 方向 | $Mean$ | 11.0992 | 11.3492 | 10.5854 | 11.6533 |
|      | $Std.$ | 11.1532 | 11.9329 | 10.8260 | 11.3366 |

通过表 1 可以得出, 算法的预测值与真实数据之间的误差均值和误差方差并没有随着粒子数目的增多而发生显著的改变, 因此, 可以得出这样的结

论: 粒子数目的多少并不影响算法的跟踪效果。图 6 表明算法的跟踪结果与真实的手臂运动姿态之间并没有显著的差异。



(a) 快速跟踪算法预测值三维模拟图



(b) 真实数据三维模拟图

图 6 粒子数为 400 时预测结果与真实 3D 姿态的对比

### 3.3 实验对比

假设在每一次跟踪过程中, 需要跟踪的关节的个数为  $K$ , 并为每一个关节产生  $N$  个粒子, 则利用关节层次模型, 算法所需的粒子总数为  $KN$ , 计算复杂度为  $E(KN)$ ; 而标准粒子滤波则需要利用这  $KN$  个粒子在参数空间中产生  $NP^{KP}$  种粒子的组合, 表示  $NP^{KP}$  组可能的运动状态, 其计算复杂度为  $E(NP^{KP})$ 。在本文的实验中,  $K = 2$ ,  $N$  分别取 200, 150, 100, 50。表 2 为两种算法完成单帧图像跟踪所

耗费的时间(平均值)的对比。表 3 为在两种算法的跟踪结果中, 右腕关节的预测值与真实值之间的分别在  $x, y, z$  方向上误差均值  $Mean$  及误差方差  $Std$  的比较。从表 2 可以看出, 随着粒子数目的增多, 本文所提出的算法所耗费的时间要比基于标准粒子滤波算法少, 计算效率明显得到了提高。而表 3 表明, 两种算法的跟踪结果与真实值之间的误差均值和误差方差同样没有显著的差别。

表2 快速跟踪算法与标准粒子滤波算法针对不同的粒子数目的计算效率比较

|        |         | 单帧所用时间(单位:ms) |           |           |          |
|--------|---------|---------------|-----------|-----------|----------|
|        |         | $N = 200$     | $N = 150$ | $N = 100$ | $N = 50$ |
| 快速跟踪算法 | 时间(ms)  | 3029          | 2066      | 1882      | 878      |
|        | 粒子总数(个) | 400           | 300       | 200       | 100      |
| 标准 PF  | 时间(ms)  | 14653         | 8650      | 5253      | 2830     |
|        | 粒子总数(个) | 40000         | 22500     | 10000     | 2500     |

表3 右腕关节的快速跟踪算法与标准粒子滤波算法的跟踪误差均值与方差比较

|      |      | $N = 200$ |         | $N = 150$ |         | $N = 100$ |         | $N = 50$ |         |
|------|------|-----------|---------|-----------|---------|-----------|---------|----------|---------|
|      |      | 快速跟踪算法    | 标准粒子滤波  | 快速跟踪算法    | 标准粒子滤波  | 快速跟踪算法    | 标准粒子滤波  | 快速跟踪算法   | 标准粒子滤波  |
| X 方向 | Mean | 15.5854   | 14.6005 | 14.8932   | 15.5477 | 14.3304   | 14.4146 | 15.8442  | 15.0641 |
|      | Std. | 13.5604   | 13.2656 | 12.9412   | 13.5994 | 12.7845   | 12.7099 | 13.2104  | 13.2622 |
| Y 方向 | Mean | 14.6420   | 11.9950 | 14.8668   | 12.1771 | 13.3681   | 12.0101 | 14.1709  | 12.3643 |
|      | Std. | 13.0121   | 10.8131 | 12.9268   | 10.8082 | 12.0737   | 10.8933 | 12.2031  | 11.1384 |
| Z 方向 | Mean | 11.0992   | 13.7927 | 11.3492   | 13.0867 | 10.5854   | 13.6143 | 11.6533  | 14.1985 |
|      | Std. | 11.1532   | 12.4430 | 11.9329   | 11.7670 | 10.8260   | 12.5962 | 11.3366  | 12.5667 |

## 4 结 论

一直以来,基于粒子滤波算法的人体3D运动跟踪都存在着因粒子数目过大而导致的计算效率低下的问题。

本文提出了基于关节层次模型的3D手臂运动快速跟踪算法,该算法在参数空间维数不变的情况下,利用关节层次模型,将基于参数空间整体的全局最优搜索算法转换为基于关节的自顶向下搜索,在每一次搜索过程中,分别对关节层次模型中的每个关节点进行预测,从而减少了跟踪所需的粒子数目。实验表明,在相同的参数空间维数的情况下,快速跟踪算法的跟踪效果与基于全局最优的粒子滤波算法相比,跟踪结果没有显著的差异。算法能够有效地应用于基于粒子滤波的3D手臂运动的跟踪。

本文的重点研究内容集中在如何提高基于粒子滤波的人体3D运动跟踪的计算效率,人体运动过程中的遮挡现象并不作为重点研究。因此,下一阶段的工作将重点研究人体运动过程中的遮挡现象,在保证计算效率的同时,提高基于关节层次模型的人体3D运动跟踪算法的跟踪效果。

## 参考文献

- [1] Moeslund T B, Granum E. A survey of computer vision-based human motion capture. *IEEE Transaction on Computer Visual and Image Understand*, 2001, 81:231-268
- [2] Moeslund T B, Hilton A, Kruger V. A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis. *IEEE Transaction on Computer Vision and Image Understanding*, 2006, 104(2):90-126
- [3] Michael I, Andrew B. Condensation-conditional density propagation for visual tracking. *IEEE Transaction on International Journal of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28
- [4] Azad P, Ude A, Dillmann R, et al. A full body human motion capture system using particle filtering and on-the-fly edge detection. In: *Proceedings of the 4th IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, Santa Monica, CA, USA, 2004. 941-959
- [5] Saboune J, Charpillat F. Using interval particle filtering for marker less 3d human motion capture. In: *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, Hong Kong, China, 2005. 621-627
- [6] Urtasun R, Fleet D J, Fua P. 3D people tracking with Gaussian process dynamical models. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, New York, NY, USA, 2006. 1. 238-245
- [7] North B, Blake A, Isard M, et al. Learning and classification of complex dynamics. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 5(9):1016-1034
- [8] Sidenbladh H, Black M J, Fleet D J. Stochastic Tracking of 3D Human Figures Using 2D Image Motion. In: *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, Dublin, Ireland, 2000. 2. 702-718
- [9] Sidenbladh H, Black M J, Sigal L. Sigal. Implicit probabilistic models of human motion for synthesis and tracking.

- In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Copenhagen, Denmark, 2002. 1. 784-800
- [10] Urtasun R, Fleet D J, Fua P. Monocular 3D tracking of the golf swing. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, USA, 2005. 2. 932-938
- [11] Urtasun R, Fleet D J, Hertzmann A, et al. Priors for people tracking from small training sets. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Beijing, China, 2005. 1. 403-410
- [12] Xu X Y, Li B X. Learning motion correlation for tracking articulated human body with a rao-blackwellised particle filter. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Rio de Janeiro, Brazil, 2007. 1. 1-8
- [13] Qu W, Schonfeld D. Real-time decentralized articulated motion analysis and object tracking from videos. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2129-2138
- [14] Aggarwal J K, Cai Q. Human motion analysis: a review. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Non-rigid and Articulated Motion Workshop, Austin, TX, USA, 1997. 90-102
- [15] 李清玲, 侯丽萍, 王丰斌. 基于 OpenGL 的人体运动学研究. 电脑知识与技术(学术交流). 2007, 23: 1418-1421
- [16] 陈睿, 刘国翌, 赵国英等. 基于序列蒙特卡罗方法的 3D 人体运动跟踪. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(1): 85-92
- [17] 庄严, 战洪斌, 王伟等. 基于加权颜色直方图和粒子滤波的彩色物体跟踪. 控制与决策. 2006, 21(8): 868-872
- [18] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L J V. Object Tracking with an Adaptive Color-Based Particle Filter. In: Proceedings of the 24th DAGM Symposium on Pattern Recognition, Zurich, Switzerland, 2002. 353-360
- [19] Black M J, Sigal L. HumanEva: Synchronized video and motion capture dataset for evaluation of articulated human motion; [technical report]. Providence : Brown University, 2006

## An algorithm for fast tracking of 3D arm motion based on hierarchy joint model

Yu Xuesong, Tang Xianglong, Liu Jiafeng, Huang Jianhua

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

### Abstract

Focusing on the problem of low computation efficiency in the process of tracking human 3D motion, the paper proposes an algorithm for fast tracking the 3D arm motion based on the particle filter and the hierarchy joint model (HJM). In the algorithm, the HJM is defined based on the human 3D skeleton model, so the high dimension arm motion state space could be decomposed into low dimension subspaces via the HJM. Finally, under the constraint of the HJM, the top-down strategy and the particle filter are used for tracking the arm motion, thus the amount of particles in tracking could be reduced. The experimental result shows that the proposed algorithm can advance the computation efficiency while guaranteeing the precision of tracking compared with the standard particle filter.

**Key words:** particle filter, 3D arm motion, hierarchy joint model (HJM), top-down strategy