

DOI:10.11992/tis.201511020  
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20160314.1432.006.html>

# 基于 Kinect 的 Nao 机器人动作模仿系统的研究与实现

于建均, 门玉森, 阮晓钢, 赵少琼  
(北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

**摘要:** 为避免复杂繁琐的底层运动控制, 使机器人能够通过学习实现运动技能的获取, 有效提高其智能性, 将体态感知技术与仿人机器人 Nao 相结合, 以机器人的模仿学习框架为指导, 开发并实现了基于 Kinect 的 Nao 机器人动作模仿系统。利用 Kinect 体感摄像机的骨骼跟踪技术, 采集示教者骨骼点信息, 经预处理后得到示教数据, 通过高斯混合模型(GMM)对示教数据进行表征学习, 经高斯混合回归(GMR)泛化处理后, 映射到 Nao 机器人中, 实现动作的模仿。实验结果表明, Nao 机器人能够进行实时和离线的动作模仿, 运动轨迹平滑而稳定, 动作模仿的效果较好。

**关键词:** 模仿学习; 机器人控制; 体态感知; 概率模型; 高斯混合模型; 高斯混合回归

**中图分类号:** TP242.6   **文献标志码:** A   **文章编号:** 1673-4785(2016)02-0180-08

中文引用格式: 于建均, 门玉森, 阮晓钢, 等. 基于 Kinect 的 Nao 机器人动作模仿系统的研究与实现[J]. 智能系统学报, 2016, 11(2): 180-187.

英文引用格式: YU Jianjun, MEN Yusen, RUAN Xiaogang, et al. The research and implementation of behavior imitation system about Nao robot based on Kinect[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2016, 11(2): 180-187.

## The research and implementation of behavior imitation system about Nao robot based on Kinect

YU Jianjun, MEN Yusen, RUAN Xiaogang, ZHAO Shaoqiong  
(College of Electronic and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** To avoid the complexity of the underlying motor control, make the robot realize motor skills through learning and improve its intelligence, Combining Somatosensory perception with humanoid robot Nao, this paper focuses on the research of robot imitation learning, constructs the behavior imitation system and implements Nao robot's motion imitation using kinect based on the framework of imitation learning. By means of the skeleton tracking technology of motion-sensing camera, the bone point information is collected, then be pre-processed into demonstration data. The demonstration data is encoded for representative learning through Gaussian mixture model (GMM), and then the output generalized by Gaussian mixture regression (GMR) is mapped to Nao robot to realize the imitation of action. The experiment results indicate that Nao robot is able to implement behavior imitation in real-time and off-line mode and gives good effect owing to the fact that the motion trajectory is smooth and stable.

**Keywords:** imitation learning; robot control; somatosensory perception; probability model; GMM; GMR

仿人机器人是研究人类智能的高级平台, 它是

集机械、电子、传感技术、控制、人工智能、仿生学等多学科的复杂智能系统。在近 50 年的发展历程中, 仿人机器人技术取得了飞速的发展, 已成为机器人领域的重要研究方向之一。Nao 机器人是 Aldeba-

ran Robotics 公司开发的一款可编程类人机器人,在研究领域得到世界范围的广泛应用,不仅应用于机器人研究、人工智能、工程学和计算机科学领域,还运用在社会学和医疗保健领域,其研究项目包括语音识别、视频处理、模式识别、自闭症治疗、多智能体系统、路径规划等。是否具备学习的能力是机器人智能性的重要体现,而模仿学习<sup>[1]</sup>作为机器人学习的重要方式,为避开繁琐困难的底层运动控制实现复杂运动的生成提供了可能,在机器人仿生学中占有重要地位。

所谓模仿学习是指模仿者(机器人)通过“观察”示教者(人或机器人)的运动行为,学习运动控制策略,泛化输出,进而获取运动技能<sup>[2]</sup>。模仿学习的过程可分为 3 个过程:行为感知、行为表征、行为再现,分别对应示教数据获取,特征编码进行表征学习和泛化输出的过程。示教数据的获取通过体态感知来实现,体态感知作为一种自然的人机交互方式,以其传达意图的便捷性和丰富性,能够有效实现人机对话,在智能识别与控制系统中应用广泛,常见的体感设备有惯性穿戴式系统,如 3DSuit、数据手套等,光学式动作捕捉系统,如微软的 Kinect 体感摄影机等。表征学习是对示教数据的特征进行编码,基于概率模型的轨迹水平表征是将运动建模为随机模型,如高斯混合模型(GMM)<sup>[3-5]</sup>、隐马尔可夫模型(HMM)<sup>[6]</sup>等,具有较强的编码和噪声处理能力,抗干扰性强,能够处理高维问题。行为再现包括运动轨迹再现和运动控制再现,轨迹再现是将编码的数据通过回归技术,如高斯过程回归(GPR)<sup>[7]</sup>、高斯混合回归(GMR)<sup>[8]</sup>等,得到泛化输出的过程,控制再现是将泛化的输出映射到机器人底层运动控制中,实现动作复现,即行为动作的模仿。

机器人动作模仿系统的研究已取得一定进展,但大多是在仿真环境下的实现,见文献[9-10];物理环境下的实现如文献[11],利用穿戴式动作捕捉系统 Xsens MVN 进行数据的采集,实现机器人的动作模仿,取得了良好的效果,但其数据采集所需的硬件代价较高,文献[12]能够实现基本动作的模仿,但对复杂动作的再现可靠性和稳定性不足。

本文以模仿学习的框架为指导,将体态感知与 Nao 机器人相结合,构建了机器人的动作模仿系统,实现了 Nao 机器人动作模仿学习。利用 Microsoft 的 Kinect 体感摄像机进行骨骼跟踪,获取示教者示教过程中人体节点的空间坐标信息,经预处理后得到模仿学习的示教数据;通过高斯混合模型(GMM)对示教数据进行编码表征,利用高斯混合回归(GMR)泛化输出,映射到 Nao 机器人中,实现动作的模仿。该系统可以实现在线和离线两种模式的动

作模仿,在线模式下,可以进行实时的复杂动作模仿,运动轨迹平滑稳定;离线模式下可以通过学习多次示教泛化出最佳轨迹,具有较强的噪声处理能力,而且可以通过控制重采样点数目,实现动作执行速度的控制,更主要的是一旦学会,可以形成动作记忆,实现示教动作的重复执行。

1 Nao 机器人模仿学习系统构建

以机器人模仿学习的框架为指导,构建了 Nao 机器人动作模仿的系统结构,如图 1 所示。利用 Kinect 的骨骼跟踪,采集示教者骨骼点三维空间坐标信息,经上位机预处理实现示教数据获取;通过 GMM 对示教数据信息进行编码,利用 GMR 泛化输出后,通过 Ethernet(以太网)与下位机通信,映射到 Nao 机器人的底层运动控制中,在 Nao 机器人的 Linux 内核下进行运动控制,实现动作的模仿。

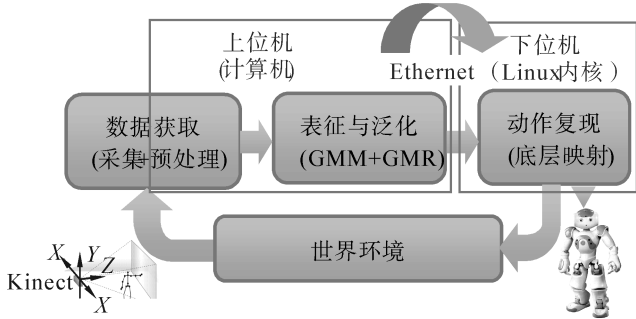


图 1 机器人动作模仿的系统结构

Fig.1 The system structure of robot imitation

2 示教数据的获取

示教动作信息的获取是机器人模仿实现的基础,系统利用 Kinect 采集骨骼点信息,建立虚拟坐标系,由节点信息得到各关节向量,计算向量间的夹角,进而得到各关节控制角度,即可获得各关节运动信息,为模仿的表征学习提供数据支持。

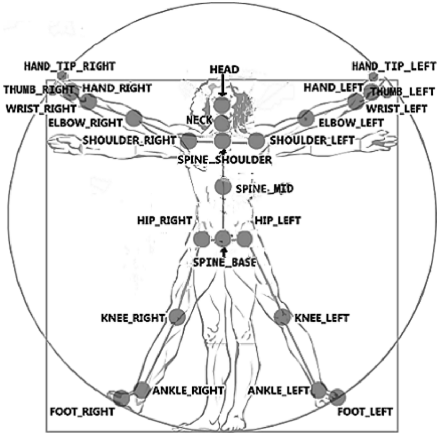


图 2 Kinect 提取的人体骨骼点信息

Fig.2 Skeleton point information of human body extracted from Kinect

2.1 示教者骨骼点信息采集

Kinect for windows v2 是微软专为开发者发布的一款 3D 体感摄影机,包含 RGB 彩色摄像机及由红外线发射器和红外线 CMOS 摄像机所构成的 3D 深度传感器,利用彩色摄像头采集到的彩色图像与红外摄像头采集到的深度图像,导入即时动态捕捉、影像辨识功能,能够提取 25 个关节点,从而得到人体的骨架信息,  $S = [s_1, s_2, \cdots, s_i, \cdots, s_{25}]$ , 其中  $s_i = (x_i, y_i, z_i)$ , 如图 2, Kinect 的空间坐标系如图 3。

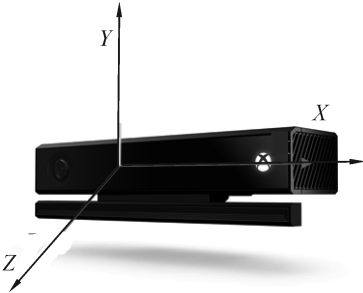


图 3 Kinect 的空间坐标系

Fig.3 The space coordinate system of Kinect

2.2 Nao 机器人关节自由度与骨骼点的映射关系推导

仿人机器人 Nao 是 Aldebaran Robotics 公司开发机器人平台,具有 25 个自由度,共 13 个关节,右上肢的自由度如图 4 所示。由于 Kinect 采集的骨骼信息中均认定所有关节为质点,故末端关节的转动信息无法从 Kinect 提取的骨架信息中计算得到,因此忽略各关节的转动信息,推导出各关节对应的自由度及所需的 Kinect 骨骼点如表 1 所示。

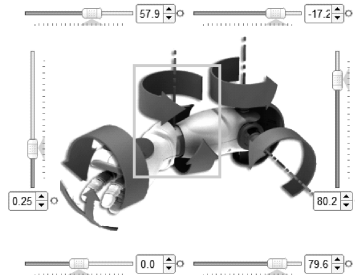


图 4 Nao 机器人右上肢自由度

Fig.4 The DOF of right upper limb of Nao robot

表 1 各关节对应的自由度及所需的 Kinect 骨骼点信息

Table 1 The DOFs corresponding to each joint and the skeleton point of information needed to be accessed

关节	自由度	Kinect 骨骼点
头部(Head)	HeadPitch	Head、Neck、Spine_Shoulder
手部(Hand)	LHand、RHand	None
左肩(LShoulder)	LShoulderPitch、LShoulderRoll	Elbow_L、Shoulder_L、Spine_Shoulder、Spine_Mid
右肩(RShoulder)	RShoulderPitch、RShoulderRoll	Elbow_R、Shoulder_R、Spine_Shoulder、Spine_Mid
左肘(LElbow)	LElbowYaw、LElbowRoll	Wrist_L、Elbow_L、Shoulder_L、Spine_Shoulder
右肘(RElbow)	RElbowYaw、RElbowRoll	Wrist_R、Elbow_R、Shoulder_R、Spine_Shoulder
左大腿(LHip)	LHipPitch、LHipRoll	Knee_L、Hip_L、Spine_Base、Spine_Mid
右大腿(RHip)	RHipPitch、RHipRoll	Knee_R、Hip_R、Spine_Base、Spine_Mid
左膝(LKnee)	LKneePitch	Ankle_L、Knee_L、Hip_L
右膝(RKnee)	RKneePitch	Ankle_R、Knee_R、Hip_R

2.3 关节示教信息的获取

利用 Kinect 获取骨骼点三维坐标信息,生成关节向量,通过计算关节向量的夹角得到各关节控制角,以右肘翻滚角 RElbowRoll 和偏航角 RElbowYaw(图 4 中方框部分)为例,对关节角的计算过程进行说明。由表 1 知,为求 RElbowRoll 和 RElbowYaw 的关节角需要 Kinect 提取的骨骼点有 Wrist\_R、Elbow\_R、Shoulder\_R、Spine\_Shoulder,如图 2 所示,分别用  $p_1$ 、 $p_2$ 、 $p_3$ 、 $p_4$  表示,设其三维坐标信息分别为  $(x_1, y_1, z_1)$ 、 $(x_2, y_2, z_2)$ 、 $(x_3, y_3, z_3)$ 、 $(x_4, y_4, z_4)$  则有向量:

$$\begin{cases} p_2 p_1 = p_1 - p_2 = (x_1 - x_2, y_1 - y_2, z_1 - z_2) \\ p_2 p_3 = p_3 - p_2 = (x_3 - x_2, y_3 - y_2, z_3 - z_2) \\ p_3 p_4 = p_4 - p_3 = (x_4 - x_3, y_4 - y_3, z_4 - z_3) \end{cases} \quad (1)$$

则关节角 RElbowRoll 为

$$\theta_{\text{RElbowRoll}} = \angle p_2 p_1, p_2 p_3 = \arccos\left(\frac{p_2 p_1 \cdot p_2 p_3}{|p_2 p_1| |p_2 p_3|}\right) \quad ((2)$$

记向量  $p_{3,4} p_{2,3} = p_3 p_4 \times p_2 p_3$ , 则关节角 RElbow-Yaw 为

$$\theta_{\text{RElbowYaw}} = \langle p_{3,4} p_{2,3} p_2 p_1 \rangle + \frac{\pi}{2} = \arccos\left(\frac{p_{3,4} p_{2,3} \cdot p_2 p_1}{|p_{3,4} p_{2,3}| |p_2 p_1|}\right) + \frac{\pi}{2} \quad (3)$$

如表 1 所示,共 15 个自由度,其中,左肘偏航角 LElbowYaw 的计算与 RElbowYaw 类似,如式 (3) 所示,其余各自自由度的计算与 RElbowRoll 类似,如式 (2) 所示,不同之处在于根据选取向量的方向不同,参照 Nao 机器人的各自由度角度变化范围,作取负、加减  $\pi/2$  或  $\pi$  的校正,如此,即可得到各自由度一系列角度变化信息,也即模仿学习的示教数据。为得到平滑稳定的运动轨迹,需对离散数据进行表征学习,作进一步的泛化处理,得到连续的运动轨迹。

3 示教数据的表征与泛化

将各关节角的运动信息,即示教数据,分别利用 GMM 进行编码,实现表征学习,通过 GMR 进行数据重构,泛化输出,以得到连续模仿运动轨迹<sup>[8]</sup>。

3.1 示教数据的表征与泛化

对任一自由度,设其第  $j$  个示教数据点为  $\xi_j = \{\xi_{s,j}, \xi_{t,j}\}$ ,  $j = \{1, 2, \dots, N\}$ , 其中,  $N$  是单次示教包含的数据点的个数,  $\xi_{s,j}$  是关节角,  $\xi_{t,j}$  是时间值。假设每一个数据点  $\xi_j$  服从如下概率分布:

$$p(\xi_j) = \sum_{k=1}^K p(k) p(\xi_j | k) \quad (4)$$

式中:  $p(k)$  是先验概率,  $p(\xi_j | k)$  是条件概率分布, 服从高斯分布, 于是, 整个示教数据集可以用高斯混合模型来表示,  $K$  即组成高斯混合模型的高斯分布的个数。

$$p(k) = \pi_k \quad (5)$$

$$p(\xi_j | k) = N(\xi_j; \mu_k, \Sigma_k) =$$

$$\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D |\Sigma_k|}} e^{-\frac{1}{2}((\xi_j - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (\xi_j - \mu_k))} \quad (6)$$

式中:  $D$  是编码示教数据的 GMM 的维度。因此, 高斯混合模型需要确定的参数是  $\{\pi_k, \mu_k, \Sigma_k\}$ , 分别表示第  $k$  个成分的先验概率, 期望和方差。采用 EM 算法估计 GMM 的参数, 通过在概率模型中寻找参数最大似然估计进行参数学习<sup>[13]</sup>。

示教数据的  $\xi_t$  用作查询点, 对应的空间值  $\xi'_s$  利用 GMR 进行估计。已知  $p(\xi_j | k)$  满足高斯分布, 即

$$\begin{pmatrix} \xi_{s,k} \\ \xi_{t,k} \end{pmatrix} \sim N(\mu_k, \Sigma_k), \text{ 其中, } \mu_k = \{\mu_{s,k}, \mu_{t,k}\}, \Sigma_k =$$

$\begin{pmatrix} \Sigma_{s,k} & \Sigma_{st,k} \\ \Sigma_{ts,k} & \Sigma_{t,k} \end{pmatrix}$ , 则在给定  $\xi_{t,k}$  下,  $\xi_{s,k}$  的条件概率也满足高斯分布, 即  $\xi_{s,k} | \xi_{t,k} \sim N(\mu'_{s,k}, \Sigma'_{s,k})$ 。

$$\mu'_{s,k} = \mu_{s,k} + \Sigma_{st,k} (\Sigma_{t,k})^{-1} (\xi_{t,k} - \mu_{t,k}) \quad (7)$$

$$\Sigma'_{s,k} = \Sigma_{s,k} - \Sigma_{st,k} (\Sigma_{t,k})^{-1} \Sigma_{ts,k} \quad (8)$$

由式 (7)、(8) 可得,  $K$  个高斯成分的高斯混合模型的均值  $\mu'_s$  和方差  $\Sigma'_s$ 。

$$\eta_k = \frac{p(\xi_t | k)}{\sum_{i=1}^K p(\xi_t | i)} \quad (9)$$

$$\mu'_s = \sum_{k=1}^K \eta_k \mu'_{s,k} \quad (10)$$

$$\Sigma'_s = \sum_{k=1}^K \eta_k^2 \Sigma'_{s,k} \quad (11)$$

由  $\xi_{s,k} | \xi_{t,k} \sim N(\mu'_{s,k}, \Sigma'_{s,k})$  分布估计条件期望  $E(\xi_s | \xi_t)$ , 即  $\mu'_s$  为  $\xi_t$  对应的重构空间值, 则泛化的数据点为  $\xi' = \{\xi'_s, \xi_t\}$ , 该点不包含在示教数据中, 但封装了示教行为的所有本质特征, 在协方差约束  $\Sigma'_s$  下能够生成平滑的运动轨迹。

3.2 实验设计与分析

示教者(人)做一套连贯的动作(包括抬臂、伸展、挥手等), 经预处理后得到的上肢的 9 个自由度(包括双臂和头部)的角度变化信息, 如图 5 所示。将这些数据加入到 GMM 进行编码, 经表征学习后, 利用 GMR 泛化输出, 得到连续的运动轨迹, 如图 6 所示, 可知, 经表征和泛化后, 得到连续的运动轨迹, 而且原始数据中的噪声得到很好的处理, 波动性大大降低, 稳定性增强。

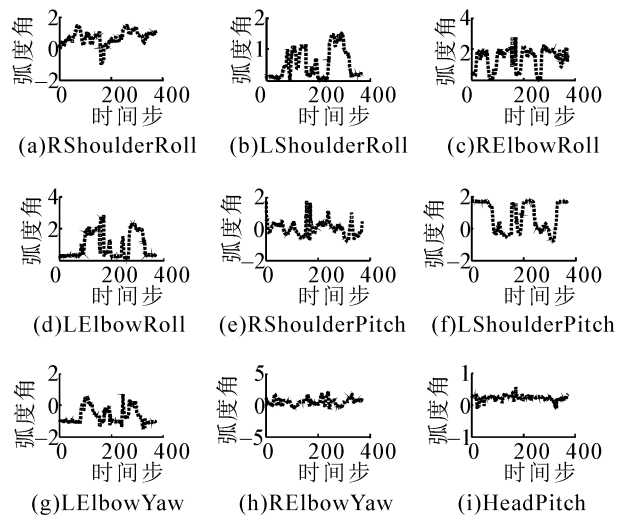


图 5 示教数据的角度变化信息

Fig.5 Angle change information of demonstration data



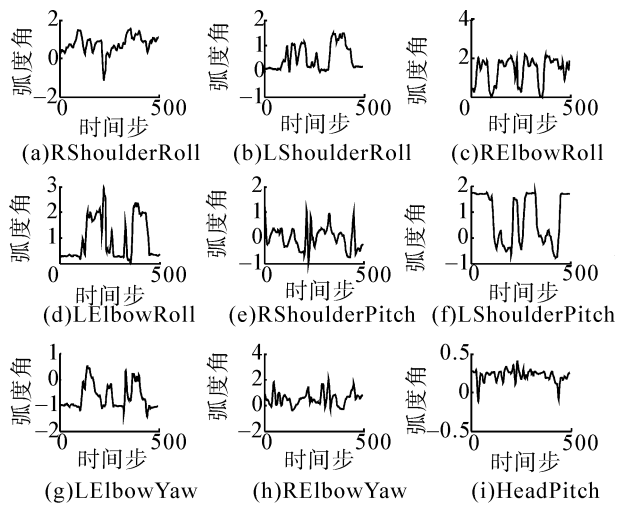


图 6 经表征和泛化后的角度变化信息

Fig.6 The angle change information of demo data after representation and generalization

以 RShoulderRoll、RElbowRoll、RShoulderPitch3 个自由度为例,对单次示教的表征和泛化过程进行说明,如图 7 所示,每列表示一个自由度,第 1 行是原始数据,第 2 行是 GMM 编码的结果,第 3 行实线是 GMR 泛化的输出,阴影表示协方差约束。

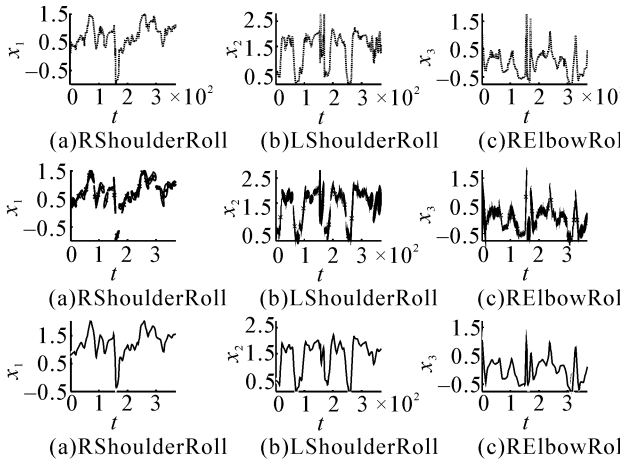


图 7 单次示教的 GMM 编码和 GMR 泛化

Fig.7 The output of single demonstration after encoding by GMM and generalization by GMR

在离线模式下,可以对多次示教进行学习,如图 8 所示,是对摆臂动作进行三次示教,以 RElbow-Roll 自由度为例进行的说明,依次对应示教数据获取、表征编码及泛化输出的过程。对原始数据处理后得到示教数据,由图可知,GMM 能对多次示教进行编码,利用 GMR 泛化出包含多次示教特征的输出,具有较强的噪声处理能力,如果某次示教过程中存在干扰或跳变,可编码多次示教的特性可对噪声进行自动过滤,泛化出最优轨迹。

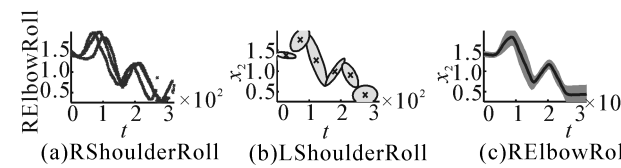


图 8 多次示教的 GMM 编码和 GMR 泛化

Fig.8 The output of multi-demonstration after encoding by GMM and generalization by GMR

#### 4 基于模仿学习的 Nao 机器人行为动作的实现

Nao 机器人的嵌入式软件 NAOqi 包含一个跨平台的分布式机器人框架,为开发人员提高、改进 Nao 的各项功能提供了一个良好的基础。本文构建的 Nao 机器人动作模仿系统,骨骼点信息采集及示教数据的获取采用 C#语言开发实现,示教数据的表征与泛化基于 MATLAB 环境开发实现,将泛化得到的运动信息通过 NAOqi 进行数据的更新,映射到 Nao 机器人的底层控制中,实现动作模仿。

实验研究表明,构建的基于 Kinect 的 Nao 机器人动作模仿系统可以实现实时、离线两种方式的动作行为模仿,实时动作模仿展示如图 9~12 所示,对每一个子图,左边是示教者,右边是模仿者(Nao 机器人),中间是计算机界面,包括 Kinect 采集到的人体骨骼信息和运用 Nao 机器人的开发套件 NaoSim 与 Choregraphe,在虚拟环境下的动作模拟测试结果,其中,图 9~11 是基本动作的模仿,图 9 是双臂伸展动作,图 10 是双臂弯曲动作,图 11 分别表示头部自由度动作(低头)和手的状态模仿(右手闭合,左手张开),图 12 是复合动作,分别是挥手和武术起手式动作。

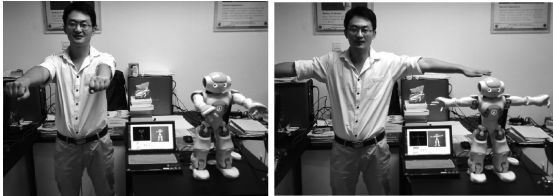


图 9 双臂伸展动作

Fig.9 The motion of stretching arms



图 10 双臂弯曲动作

Fig.10 Motion of bending arms

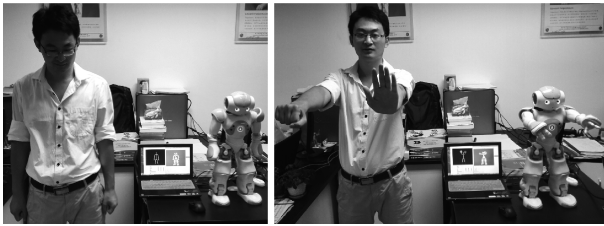


图 11 低头及手的状态模仿

Fig.11 Head drop and imitation of the state of hands

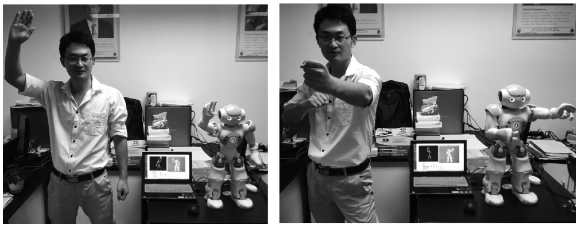


图 12 复合动作

Fig.12 Composite actions

基于模仿系统的灵活性和稳定性,该系统可用于实际操作任务,如图 13 所示,控制机器人将彩笔放入笔筒中,其中 A~C 是左手抓取动作,对应的细节图是 a~c;D~E 是将彩笔从左手交换到右手,细节对于 d~e;F~H 是右手将彩笔放入到右边透明笔筒中,细节对应 f~h,整个过程较灵活稳定。基于模仿学习的框架,将 Kinect 与 Nao 机器人相结合实现的动作模仿系统,在上肢的动作模仿中效果较好,如图 9~13 所示,运动平滑稳定,能够用于执行实际任务。在线模式下,示教过程中,实时更新数据,动作的模仿是实时的。本系统还可以实现离线模式下的行为动作模仿,离线模式下,数据是在示教完成后,进行数据的更新。离线模式下,可以通过记录动作执行过程中各自由度角度的变化,实现动作学习的记忆,在环境和任务不变的情况下,实现学习到的动作(技能)重复执行,可将其应用于生产线上的重复性行为动作,通过示教-模仿的机制,可有效避免机器人底层的复杂编程。



图 13 基于实时模仿的抓-放任务的实现

Fig.13 The implementation of catch-put task based on real-time imitation

此外,可通过重采样不同数目的泛化输出点,实现对运动速度的控制,对于图 6 中的一套动作,经反复试验,采样 500 个数据点映射到机器人中时,运动轨迹较平滑自然,若采样 200 个点动作较快,而 800 个点,则动作较慢,更多的点则显得动作迟钝。

但是,目前该系统在下肢的动作模仿中实际效果不太理想,其原因在于下肢存在平衡问题,而该系统本质上是一开环系统,为解决下肢模仿的平衡考

虑引入内部传感实现闭环的控制。

## 5 结论

本文将体态感知与仿人机器人相结合,研究机器人的模仿学习,并以该框架为指导,开发实现了基于 Kinect 的 Nao 机器人动作模仿系统。该系统在 Nao 机器人上肢的动作模仿中效果较好,运动平滑而自然,实验结果表明:

1) 通过 Kinect 采集骨骼点空间坐标,用于计算示教者运动过程的关节角变化信息的方法是可行的,能够为模型训练提供较好的数据支持。

2) 经 GMM 编码和 GMR 泛化后,能够得到连续的平滑运动轨迹,且原始数据中的噪声得到很好的处理,波动性大大降低,稳定性较好。

3) 在上肢的动作模仿中,运动较平滑稳定,能够用于复杂运动技能的学习,能够较灵活地执行遥操作任务,对面向搜救任务的机器人研究有一定的参考意义。

4) 在离线模式下,可实现动作记忆,进而实现动作的重复执行,而且可通过重采样方法对运动速度进行控制。

5) 不足之处在于,下肢存在平衡控制的问题,不能实现上下肢的协同运动。

下一步研究的方向是考虑引入闭环控制,解决下肢的平衡问题,实现上肢和下肢的协同动作,将整个系统应用于远程遥操作任务,提高其实用性。

## 参考文献:

- [1] SCHAAL S. Is imitation learning the route to humanoid robots? [J]. Trends in cognitive sciences, 1999, 3(6): 233-242.
- [2] BILLARD A, CALINON S, DILLMANN R, et al. Robot programming by demonstration [M]//SICILIANO B, KHATIB O. Springer Handbook of Robotics. Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 1371-1394.
- [3] ENGLERT P, PARASCHOS A, DEISENROTH M P, et al. Probabilistic model-based imitation learning [J]. Adaptive behavior, 2013, 21(5): 388-403.
- [4] GRIBOVSKAYA E, KHANSARI-ZADEH S M, BILLARD A. Learning non-linear multivariate dynamics of motion in robotic manipulators [J]. The international journal of robotics research, 2011, 30(1): 80-117.
- [5] LEE Sang H L, SUH I H, CALINON S, et al. Autonomous framework for segmenting robot trajectories of manipulation task [J]. Autonomous robots, 2015, 38(2): 107-141.
- [6] ASFOUR T, AZAD P, GYARFAS F, et al. Imitation learning of dual-arm manipulation tasks in humanoid robots [J]. International journal of humanoid robotics, 2008, 5(2): 183-202.
- [7] 于建均, 韩春晓, 阮晓钢, 等. 基于高斯过程的机器人模仿学习研究与实现 [J]. 北京工业大学学报, 2015, 41

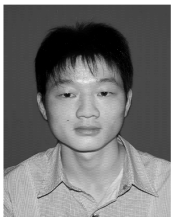
(7): 1000-1004.

- YU Jianjun, HAN Chunxiao, RUAN Xiaogang, et al. Robot imitation learning based on Gaussian processes [J]. Journal of Beijing university of technology, 2015, 41(7): 1000-1004.
- [8] CALINON S. Robot programming by demonstration: a probabilistic approach [M]. Lausanne: EPFL Press, 2009: 75-100.
- [9] 赵姝颖, 徐文杰, 郑雪林, 等. 基于体感的机器人展示系统研究与开发 [J]. 机器人技术与应用, 2012(6): 54-57.
- ZHAO Shuying, XU Wenjie, ZHENG Xuelin, et al. research and development of display system of Nao humanoid robot based on posture perception [J]. Robot technique and application of robot, 2012(6): 54-57.
- [10] ALMETWALLY I, MALLEM M. Real-time tele-operation and tele-walking of humanoid Robot Nao using Kinect Depth Camera [C]//Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC). 2013 10th IEEE International Conference on Evry, France: IEEE, 2013: 463-466.
- [11] KOENEMANN J, BENNEWITZ M. Whole-body imitation of human motions with a Nao humanoid [C]//Proceedings of the 7th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). 2012 7th ACM/IEEE International Conference on Boston, MA, USA: IEEE, 2012: 425-425.
- [12] YANG Ningjia, DUAN Feng, WEI Yudi, et al. A study of the human-robot synchronous control system based on skeletal tracking technology [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (RO-BIO), Shenzhen, China, 2013: 2191-2196.
- [13] BISHOP C M. Pattern recognition and machine learning [M]. New York: Springer, 2006: 423-455.

## 作者简介:



于建均,女,1965年生,副教授。主要研究方向为智能机器人的仿生自主控制、智能计算与智能优化控制、复杂过程建模、优化与控制。主持或参与国家“863”计划项目、国家自然科学基金等省部级科研项目以及横向科研课题多项;发表SCI、EI、ISTP 收录论文 40 余篇,获国家发明专利、实用新型专利、国家软件著作权等 10 余项。



门玉森,男,1991 年生,硕士研究生,主要研究方向为机器学习、机器人技术。参与国家自然科学基金项目,发表学术论文 3 篇,获发明专利 1 项。



阮晓钢,男,1960 年生,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能与认知科学、机器人学与机器人技术、控制科学与工程等。主持科研课题 20 余项,发表学术论文 400 余篇,其中,被 SCI 和 EI 和 ISTP 检索 200 余次,获得多项国家发明专利、实用新型专利等。

第 10 届仿生系统和信号处理国际会议

International Conference on Bio-inspired Systems

and Signal Processing

The purpose of the International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing is to bring together researchers and practitioners from multiple areas of knowledge, including biology, medicine, engineering and other physical sciences, interested in studying and using models and techniques inspired from or applied to biological systems. A diversity of signal types can be found in this area, including image, audio and other biological sources of information. The analysis and use of these signals is a multidisciplinary area including signal processing, pattern recognition and computational intelligence techniques, amongst others.

Conference Topics:

- Speech Recognition
- Neural Networks
- Biometrics
- Pattern Recognition
- Medical Signal Acquisition, Analysis and Processing
- Wearable Sensors and Systems
- Real-time Systems
- Evolutionary Systems
- Acoustic Signal Processing
- Time and Frequency Response
- Wavelet Transform
- Medical Image Detection, Acquisition, Analysis and
- Website:<http://www.biosignals.biostec.org/>

Processing

- Physiological Processes and Bio-signal Modeling,
- Non-linear Dynamics
- Cybernetics and User Interface Technologies
- Electromagnetic fields in biology and medicine
- Fuzzy Systems and Signals
- Monitoring and Telemetry
- Cardiovascular Signals
- Image Analysis and Processing
- Detection and Identification
- Motion Control