

基于模仿学习的机器人演奏示教系统

赵雨飞, 靳聪, 刘潇雨, 王洁, 朱永贵, 李波

引用本文

赵雨飞, 靳聪, 刘潇雨, 王洁, 朱永贵, 李波. [基于模仿学习的机器人演奏示教系统](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 240300063-5.

ZHAO Yufei, JIN Cong, LIU Xiaoyu, WANG Jie, ZHU Yonggui, LI Bo. [Robot Performance Teaching Demonstration System Based on Imitation Learning](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 240300063-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于深度学习的个性化学习资源推荐综述](#)

Survey on Deep Learning-based Personalized Learning Resource Recommendation
计算机科学, 2024, 51(10): 17-32. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240400088>

[融合机器阅读理解的中文医学命名实体识别方法](#)

Chinese Medical Named Entity Recognition Method Incorporating Machine Reading Comprehension
计算机科学, 2023, 50(9): 287-294. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900226>

[公平谱聚类方法用于提高簇的公平性](#)

Fair Method for Spectral Clustering to Improve Intra-cluster Fairness
计算机科学, 2023, 50(2): 158-165. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100279>

[基于注意力机制的手写体数字识别](#)

Handwritten Digit Recognition Based on Attention Mechanism
计算机科学, 2022, 49(11A): 211100009-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100009>

[数据驱动的开源贡献度量化评估与持续优化方法](#)

Data-driven Methods for Quantitative Assessment and Enhancement of Open Source Contributions
计算机科学, 2021, 48(5): 45-50. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000107>

基于模仿学习的机器人演奏示教系统

赵雨飞¹ 靳聪² 刘潇雨³ 王洁² 朱永贵¹ 李波⁴

1 中国传媒大学数据科学与智能媒体学院 北京 100000

2 中国传媒大学信息与通信工程学院 北京 100000

3 中国爱乐乐团 北京 100000

4 西北工业大学电子信息学院 西安 710000

(Zhaoyf@cuc.edu.cn)

摘要 近年来,模仿学习被广泛应用于机器人领域,并展示出巨大的潜力。同时关注到智能系统在教育领域的应用越来越多样化,将机器人合理地应用到教学中可以提升教学效果,如果机器人可以教授一些专业技巧,如演奏乐器,可以为学生和人类老师都提供很大的便利。模仿学习特别适用于高度专业和技术性强的小提琴演奏,但在将专家演示引入动态运动原语(Dynamic Movement Primitive, DMP)的过程中,模糊性问题尤为突出,例如换弦角度的不确定性。传统的换弦角度测量方法如物理测量会有很大的误差且无法泛化,为了解决这一问题,提出了一种名为基于模糊和 PCA 的动态运动原语(Fuzzy Dynamic Movement Primitive for Teaching, T-FDMP)的新模型。该模型基于二型模糊模型和主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)进行构建,使用主成分分析法(PCA)得到的特征变量(运弓角度)作为隶属度函数(琴弦角度)的输入进行学习,同时构建了一个专业级的音乐演奏行为数据库。仿生实验结果证明,所提出的 T-FDMP 模型能够以高精度控制机器人进行小提琴演奏,还为模仿学习在其他高度专业和技术性强的领域的应用提供了新的研究方向。

关键词: 模仿学习; 机器人控制; 二型模糊模型; 智慧教育; 动态运动原语

中图分类号 TP242

Robot Performance Teaching Demonstration System Based on Imitation Learning

ZHAO Yufei¹, JIN Cong², LIU Xiaoyu³, WANG Jie², ZHU Yonggui¹ and LI Bo⁴

1 School of Data Science and Media Intelligence, Communication University of China, Beijing 100000, China

2 School of Information and Communication Engineering, Communication University of China, Beijing 100000, China

3 China Philharmonic Orchestra, Beijing 100000, China

4 School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710000, China

Abstract In recent years, imitation learning has been widely applied in the field of robotics, demonstrating significant potential. At the same time, the application of intelligent systems in the field of education is becoming more and more diversified, and the reasonable application of robots in teaching can improve the teaching effect. If robots can instruct certain professional skills, such as playing musical instruments, it could offer significant convenience for both students and human teachers. Imitation learning is particularly suitable for highly specialized and technically demanding tasks, such as violin performance. However, the introduction of expert demonstrations into the process of dynamic movement primitives(DMP), especially regarding the ambiguity issues like uncertainties in string-changing angles, poses a prominent challenge. Traditional methods of measuring string-changing angles, such as physical measurements, exhibit substantial errors and lack generalization. To address this issue, a new model named fuzzy dynamic movement primitive for teaching(T-FDMP) is proposed. The model is constructed based on Type-2 fuzzy model and principal component analysis(PCA). It utilizes the features obtained from principal component analysis(PCA), specifically the bowing angle, as input for the membership functions(string angles) and simultaneously builds a professional-level music performance behavior database. Bionic experimental results demonstrate that our T-FDMP model can precisely control the robot for violin performance. Furthermore, it opens up new research directions for imitation learning in other highly specialized and technical domains.

Keywords Imitation learning, Robot control, Type-2 fuzzy model, Smart education, Dynamic movement primitives

1 引言

当今,机器学习和人工智能技术取得了显著的进展,其中模仿学习作为一种从人类或其他代理中学习复杂行为的

方法,受到了学术界和工业界的广泛关注。模仿学习可以应用在很多领域。例如,模仿学习已被用于深度强化学习、转移学习等,为机器人提供了更加有效的学习方法^[1]。在自动驾驶领域,模仿学习技术也得到了广泛的研究,其中一项研究

调查了模仿学习技术在端到端的自动驾驶中的应用^[2]。此外,从模仿学习的角度,研究者还探讨了 f-散度最小化的观点^[3],并在城市驾驶场景中应用了条件模仿学习^[4]。模仿学习的基本限制也成为了研究的焦点^[5]。此外,研究人员对模仿学习与离线强化学习之间的关系也进行了探索^[6],并对模仿学习中的关键因素进行了深入研究^[7]。在机器人学领域,模仿学习的交互性也受到了广泛关注^[8]。

在音乐呈现方面,更加注重演奏员的技巧对音乐情感表达和音质的主导^[9-10]。特别是小提琴、中提琴和大提琴等弦乐器,因其深沉的音色和丰富的情感表达而受到音乐爱好者的喜爱^[11]。在这些乐器的演奏中,右手的拉弓技巧对音乐效果有着决定性的影响^[12]。弓的速度、压力和角度等细微的动作变化都会对音乐效果产生深远的影响^[13]。然而,传统的机器人轨迹规划方法在处理这种复杂的动作时往往显得力不从心,无法捕捉到人类演奏中的音乐性和情感表达^[14]。在音乐领域,模仿学习的潜力已经被实证研究所证实。例如,Campo 等的研究使用增强现实环境中的运动模仿学习来评估小提琴家的表现,该方法可以显著提高演奏者的技能水平^[15]。相较于传统的轨迹规划方法,模仿学习能够更为精确地捕捉演奏中的微妙差异和特性。这为我们提供了一个有力的工具,使我们能够学习并模仿人类的拉弓技巧,进而在机器人上实现更为自然和富有表现力的演奏。

随着机器人领域的快速发展,机器人被用于各种场景,常见的有家务机器人、送餐机器人、商场内的指路机器人。更值得一提的是,在教育领域,机器人的应用也越来越广泛^[16],这些智能系统不仅能够提供个性化的学习体验,还能够在课堂上担任多种角色,从辅助教学到提供实时反馈。Hakim 等^[17]采用交互性情景学习的方法促进高质量教学,学生与机器人共同参与到学习中,并用实时反馈系统进行评估;Valagkouti 等^[18]旨在让机器人理解人们的情感,放在教学中,机器人可以根据学生的情感反应来调整节奏,以达到更好的效果;Zhang 等^[19]利用手势交互机器人对自闭症儿童进行音乐感知治疗。但是对于专业知识要求很高的活动,例如各种乐器的演奏,由于缺乏相应的数据库和特殊动作的建模,要想让机器人演奏乐器并进行教授面临着一定的困难。

针对这种情况,本文构建并利用独特的小提琴演奏数据集,采用了 TP-GMM^[20]方法对演奏行为进行建模。该方法不仅能够精确地捕获演奏中的微妙细节和特征,还有助于人们深入理解演奏技巧。为了更为精确地解决演奏动作中换弦角度的模糊性问题,引入了一种基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)特征变量的二型模糊聚类方法。为了解决演奏动作轨迹拟合的问题,考虑到小提琴演奏的专业性,本文基于动态运动基元(DMP),提出了 T-FDMP 方法,模仿专业演奏家的示范动作,从而在仿生实验中成功地生成了演奏动作的轨迹规划。这种策略不仅确保了机器人在演奏时能够呈现出与人类演奏相似的音乐效果,而且为我们提供了关于如何进一步优化演奏技巧的有益指导。本研究的核心贡献如下:

- 1) 采用了全新演奏数据集,并且实现了演奏行为建模;
- 2) 提出了一种基于 PCA 特征变量的区间-二型隶属度函数并进行模糊 k 均值聚类;
- 3) 采用 T-FDMP 算法,通过模仿专业演奏家的示教

动作,在仿生实验中生成了演奏动作的轨迹规划。

本文第 2 章回顾了相关研究;第 3 章详细阐述了本文的研究方法;第 4 章展示了实验成果;最后总结全文并展望未来。

2 相关工作

在基于示教学习的机器人的运动规划中,我们希望用简单的方法来建模示教的轨迹,并能快速地复现这些轨迹。DMP^[21]给出了一种方法,通过弹簧阻尼系统和一个非线性函数很好地描述轨迹,公式如下:

$$\begin{cases} \tau \dot{v} = \alpha_y (g - y) - \beta_y v + f(s) \\ \tau y = v \end{cases} \quad (1)$$

其中, g 表示目标位置; y 表示当前系统位置; τ, α_y, β_y 为参数; $f(s)$ 是力项(Force Function), 是一个非线性函数。在由 y 收敛到目标位置 g 的过程中, $f(s)$ 控制收敛过程量,使轨迹形状变为我们期望的轨迹。我们用基函数来描述 $f(s)$:

$$f(s) = s \sum_{i=1}^N \frac{\Psi_i(s) \omega_i}{\sum_{i=1}^N \Psi_i(s)} \quad (2)$$

其中, $\Psi_i(s)$ 为基函数,可以根据实际情况挑选适合的基函数,如高斯基函数, ω_i 是每个基函数对应的权重, N 为基函数的个数。通过改变基函数及其对应的权重,就可得到不同的轨迹了。DMP 的本质是利用一个带外力的二阶弹簧-阻尼动态系统来拟合轨迹,通过对外力的编码来实现对轨迹的编码。

3 所提出的方法

本文提出的 T-FDMP 主要由两部分构成:轨迹建模和轨迹生成。示教数据经过混合高斯模型(GMM)进行建模,形成输入所需的轨迹,再使用主成分分析法(PCA)进行特征值和特征向量的提取。特征值用于我们模型的重点——II 型模糊动态运动原语(DMP)中,从而对拉琴时任意位置进行分类,最后输出新的轨迹。T-FDMP 的算法流程图如图 1 所示,具体的算法描述如下。

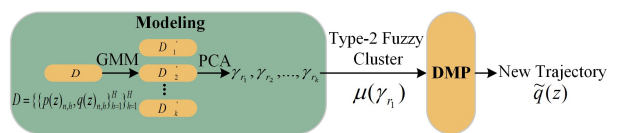


图 1 T-FDMP 算法框架图

Fig. 1 Algorithm structure of T-FDMP

3.1 T-FDMP 二型模糊模型

DMP 是模仿学习中行为克隆的一种常用的方法,其可以被看作是由一个 PD 控制器和一个力项(Force Function)构成的。传统的一维 PD 控制器中,假定阻力与运动速度成正比。可以将琴弦看作是刚度为 k_w 弹簧^[22],且文献[22]证明了拉琴时的阻力是琴弓与琴弦之间的相对速度的非线性函数。因此在本文将阻力项修改为由一组线性函数拟合的非线性函数。

用于模仿学习的训练数据集可以表示为 $D = \{ \{ p(z)_{n,h}, q(z)_{n,h} \}_{h=1}^H \}_{n=1}^N$, 表示多个演示,其中 H 表示演示次数, N 表示演示轨迹上轨迹点的个数, $p_{n,h} \in R^l$ 和 $q_{n,h} \in R^o$ 表示在第 h 次演示中轨迹第 n 点的输入和输出(为了表述方便,下面将 $p(z), q(z)$ 简写为 p, q)。输入和输出的维数是任意的,可以通过具体的实验来进行规定。我们对实验数据进行了时间规整处理。

Takagi 等^[23]提出的 if-then 规则很好地描述了输入与输出之间的关系。在本文中,if-then 规则定义如下:

$$\begin{aligned} \text{Rule: IF } p(z) \text{ is } \tilde{C}^l \\ \text{THEN } \tilde{q}^l(z) = \tilde{k}_0^l + \tilde{k}_1^l p_1(z) + \tilde{k}_2^l p_2(z) + \dots + \tilde{k}_l^l p_l(z) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $p(z) = [p_1(z), p_2(z), \dots, p_l(z)]^T \in R^l$ 为输入, $\tilde{q}(z) \in R$ 为输出, $l=1, 2, \dots, L$, L 是模糊规则的个数。在“IF”部分中, \tilde{C}^l 是第 l 个区间 II 型模糊聚类^[24]。在模糊规则的“THEN”部分中, 线性局部模型的系数 $\tilde{k}_i^l = \{k_i^l, \bar{k}_i^l\}$, $i=1, 2, \dots, l$, 局部模型的输出 $\tilde{q}(z) = \{q^l(z), \bar{q}^l(z)\}$ 由式(4)导出:

$$\begin{cases} q^l(z) = (\underline{k}_0^l + \underline{k}_1^l p_1(z) + \underline{k}_2^l p_2(z) + \dots + \underline{k}_l^l p_l(z)) \\ \bar{q}^l(z) = (\bar{k}_0^l + \bar{k}_1^l p_1(z) + \bar{k}_2^l p_2(z) + \dots + \bar{k}_l^l p_l(z)) \end{cases} \quad (4)$$

将 l 个模糊规则的 $\mu_{C^l}(p(z))$ 和 $\tilde{q}^l(z)$ 混合得到 2 型模糊模型的输出如下:

$$q(z) = \frac{\sum_{l=1}^L \mu_{C^l}(p(z)) \cdot q^l(z)}{2 \cdot \sum_{l=1}^L \mu_{C^l}(p(z))} + \frac{\sum_{l=1}^L \bar{\mu}_{C^l}(p(z)) \cdot \bar{q}^l(z)}{2 \cdot \sum_{l=1}^L \bar{\mu}_{C^l}(p(z))} \quad (5)$$

3.2 模糊 K 均值聚类

下面先确定 if-then 模糊规则中的前提,即 if 部分。首先要对数据集进行聚类得到 \tilde{C}^l 。在此之前,由于演奏动作的精确度很高,但每个动作之间的差异又很小,因此采用主成分分析法(PCA)^[25]得到的特征向量来量化不同的演奏动作。PCA 的核心思想降低将数据的维度,同时保留数据中的大部分变异性。

得到 PCA 特征向量后,进行模糊聚类。模糊聚类是根据相似度将样本划分到模糊子集中的一种方法,模糊 k -均值算法是由 k -均值算法派生而来的,通过迭代求取隶属度和聚类中心,最小化目标函数。即:

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^L (\mu_i^l)^m \|p(z_i^l) - k^l\|^m \quad (6)$$

其中, $m > 1$, 为模糊因子,表示类别间重叠的程度, m 越大,迭代中新旧类别之间的影响越小,这里我们选择 $m=2$, z_i 为第 i 个样本向量, k^l 为第 l 个聚类的中心, $i=1, 2, \dots, N$, $l=1, 2, \dots, L$, 其中 $\|p(z_i^l) - k^l\|^2 = (p(z_i^l) - k^l)^T (p(z_i^l) - k^l)$ 。

首先选取模式类数 L , $1 < L \leq N$, N 为样本个数,并根据先验知识确定样本对于各个类别的隶属度 $\mu_i^l(\lambda_r)$, 公式如下:

$$\mu_i^l(\gamma_r) = \begin{cases} \left(\frac{\gamma_r - \gamma_{\min}}{\gamma_{\text{mod}1} - \gamma_{\min}} \right)^k, & \gamma_{\min} \leq \gamma_r \leq \gamma_{\text{mod}1} \\ 1, & \gamma_{\text{mod}1} \leq \gamma_r \leq \gamma_{\text{mod}2} \\ \left(\frac{\gamma_{\max} - \gamma_r}{\gamma_{\max} - \gamma_{\text{mod}2}} \right)^k, & \gamma_{\text{mod}2} \leq \gamma_r \leq \gamma_{\max} \\ 0, & \gamma_r < \gamma_{\text{mod}2} \text{ 或 } \gamma_r < \gamma_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

其中, γ_r 为输入数据的第 r 主成分的特征值, γ_{\min} , γ_{\max} 为主成分的最大值和最小值, $\gamma_{\text{mod}1}$, $\gamma_{\text{mod}2}$ 是拉琴过程中的一个很小的摇摆角度,虽然此时弦不在标准位置上,但是在 $(\gamma_{\text{mod}1}, \gamma_{\text{mod}2})$ 中, $\mu_i^l(\gamma_r) = 1$, 即可完全确定此时是哪根弦。之后按照文献^[26]中的方法进行迭代,直到隶属度收敛。

在完成聚类后,我们需要将 I 型隶属度函数扩展为 II 型隶属度函数。尽管 H 个演示数据是不同的,但是它们代表着相同的信息,所以隶属度函数的变化范围可以由数据确定,在第 h 个演示中的第 n 个点处的 μ_{C^l} 为:

$$\Delta \mu_{C^l} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\max\{\mu_{C^l,n}\} - \min\{\mu_{C^l,n}\}}{2} \quad (8)$$

其中, $\max\{\mu_{C^l,n}\}$ 表示 h 个演示中的第 n 个点处的最大值, $\min\{\mu_{C^l,n}\}$ 表示最小值,即可得隶属度函数的上下界。

3.3 T-FDMP 轨迹生成

接下来确定 if-then 规则的 then 部分。在完成聚类之后,为了计算 II 型模糊模型最终的输出 $q(z)$,按照 Sun 等^[24]提出的方法求解 \tilde{k}_i^l 。通过最小化 $f(s)$ 真值与 DMP 学习到的 $f(s)$ 的差异,来最优化 \tilde{k}_i^l , 即:

$$\min \frac{1}{2} \|S^l \cdot W^l \cdot k^l - W^l \cdot q\| \quad (9)$$

最后根据式(5)就可以求出最终的轨迹输出。

4 实验验证

4.1 实验准备与数据采集

实验采用 Ubuntu 20.04 操作系统,在配备 NVIDIA GeForce RTX 4090 显卡的实验室服务器上配置 Jupyter Notebook 进行数据建模和轨迹规划。

数据采集采用 Xsens 公司的 MVN 动作捕捉装置(17 个传感器)和北京诺伊腾科技有限公司的无线惯性动作捕捉系统(27 个传感器),记录小提琴演奏数据。此外,具体的小提琴测量数据旨在提高模型的泛化能力,这些测量数据作为模型输入的一部分。并且本文基于惯性测量单元(IMU)技术和具体的测量数据,构建了经过实验验证的高可靠性的小提琴演奏行为数据库。

4.2 基于 T-FDMP 的轨迹规划

在完成小提琴演奏行为数据库后,使用任务参数化高斯混合模型(TP-GMM)进行数据建模和轨迹生成。传统机器人主要采用教学挂件编程和离线编程,耗时长,程序可重用性差。LFD(Learning from Demonstration)编程通过演示者动作教学和动作编码回归快速实现机器人轨迹优化,消除了传统编程方法中对机器人标定和任务位置标定的需要。为解决教学中泛化性差、任务约束不能得到保证等问题,TP-GMM 从高斯混合模型中衍生而来,引入任务参数化方法,要求每个观测坐标系评估演示的局部可变性,并使用混合模型提取这种可变性。

基于隐半马尔科夫模型(Hidden Semi-Markov Models, HSMM)和动态时间规整算法组合正则化的小提琴演奏教学轨迹,采用 TP-GMM 进行轨迹表示学习。以小提琴 G 弦和 D 弦演奏中的下弓动作为例,首先利用 TP-GMM 从教学演示中学习轨迹表征。随后,基于学习到的轨迹表示进行二次演示,生成相应的模型表示和轨迹图像。在实验中生成的轨迹与原始轨迹基本一致,表明该模型具有较好的表征效果。

通过主成分分析获得弯曲轨迹的特征向量后,采用模糊 k -means 方法进行聚类。图 2 是根据 G 弦和 D 弦的具体演奏数据生成的 PC2 密度对比图。可以观察到两条密度曲线在 PC2 值为零附近相交。这个交点的 PC2 值作为分界线,允许以最小的误差描绘两个相似的演奏动作轨迹。将 G 弦和 D 弦弯曲角的主成分分析特征向量带入模糊 k -means 函数,定义 $\gamma_{\min} = -0.034$, $\gamma_{\text{mod}1} = -0.059$, $\gamma_{\text{mod}2} = 0.019$, $\gamma_{\max} = 0.053$ 。当 $\gamma_{\min} \leq \gamma_r \leq \gamma_{\max}$ 时,任意弦的 PC2 都可以确定其弦位置。这与实际演奏中的体验是一致的,当弓的摆动幅度小于一定

角度时,弓弦轨迹仍在同一根弦上。这种演奏方式通常是由于在演奏过程中需要右手不断地对弓施加力。为了追求悦耳的音色,演奏者有时会通过一定的偏频来改变音色。

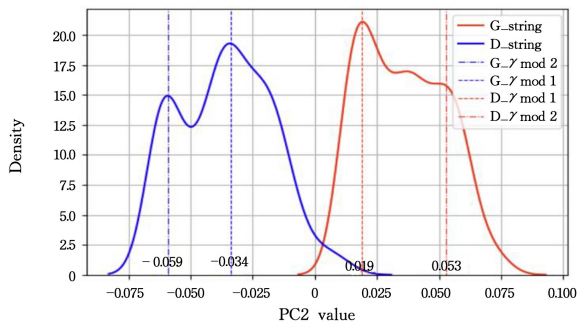


图2 D弦与G弦的PC2密度图

Fig. 2 PC2 density plot of D_string and G_string

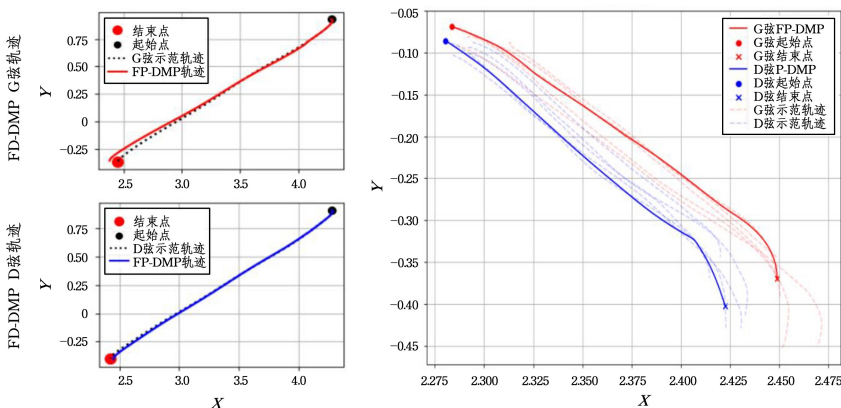


图3 T-FDMP轨迹演示图

Fig. 3 Trajectory demonstration of T-FDMP

结束语 本文提出了一种利用II型模糊模型和PCA的机器人小提琴演奏新模型T-FDMP。独特的小提琴演奏数据集和TP-GMM建模使我们能够捕捉专业小提琴家的细微差别。本文的工作意义深远,不仅能够推动机器人小提琴演奏领域的发展,而且通过模仿学习构建机器人演奏系统,可以服务于智慧教育,也为其他专业和技术要求高的领域的模仿学习开辟了新的途径。未来的工作可能包括对本文数据集进行更深入的探索,以进一步改进。

参考文献

- [1] HUA J, ZENG L C, LI G F, et al. Learning for a robot: Deep reinforcement learning, imitation learning, transfer learning [J]. *Sensors*, 2021, 21(4): 1278.
- [2] JAIN A, SHARMA A, PARHI D R. A survey on imitation learning techniques for end-to-end autonomous vehicles [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(9): 14128-14147.
- [3] GHASEMPOUR K S, ZEMEL R, GU S. A Divergence Minimization Perspective on Imitation Learning Methods [J]. *arXiv: 1911.02256*, 2019.
- [4] HU A, CORRADO G, GRIFFITHS N, et al. Model-based imitation learning for urban driving [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 20703-20716.
- [5] RAJARAMAN N, YANG L, JIAO J, et al. Toward the fundamental limits of imitation learning [J]. *Advances in Neural Infor-*

为了更好地利用PC2值来定义数据点的隶属关系,首先从演示数据中提取初始位置和目标位置。然后,定义一系列局部目标来塑造轨迹。这些局部目标通过优化算法进行调整,以尽量减小与实际比赛数据的差异。使用Min-max归一化,值被映射到范围[0,1]。更新特征向量值以重新定义II型模糊集,然后将其用于优化DMP。时间尺度设置为0.01s,以捕捉播放过程中的细微差别。利用遗传算法对局部目标进行优化,保证生成的轨迹误差最小。随后,将优化后的DMP用于演示轨迹测试任务。如图3所示,左图给出了T-FDMP规划轨迹与单弦演示轨迹的对比,右图给出了T-FDMP规划下G弦和D弦轨迹的比较。与基线算法(如专家演示轨迹PoE)相比,优化后的DMP对弦角变化的识别更加准确。弓弦轨迹可以根据不同的演示场景和弦乐演奏轨迹进行调整,同时保持靠近PoE。

mation Processing Systems, 2020, 33: 2914-2924.

- [6] RASHIDINEJAD P, ZHU B, MA C, et al. Bridging offline reinforcement learning and imitation learning: A tale of pessimism [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 11702-11716.
- [7] ORSINI M, RAICHUK A, HUSSENOT L, et al. What matters for adversarial imitation learning? [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 14656-14668.
- [8] CELEMIN C, PÉREZ-DATTARI R, CHISARI E, et al. Interactive imitation learning in robotics: A survey [J]. *Foundations and Trends © in Robotics*, 2022, 10(1/2): 1-197.
- [9] BEHRENS G A, GREEN S B. The ability to identify emotional content of solo improvisations performed vocally and on three different instruments [J]. *Psychology of Music*, 1993, 21(1): 20-33.
- [10] WOODY R H. Emotion, imagery and metaphor in the acquisition of musical performance skill [J]. *Music Education Research*, 2002, 4(2): 213-224.
- [11] WALTHAM C. *The science of string instruments* [M]. New York: Springer, 2010.
- [12] YOUNG D. The hyperbow controller: Real-time dynamics measurement of violin performance [C] // *Proceedings of the 2002 Conference on New Interfaces for Musical Expression*. 2002: 1-6.
- [13] SCHOONDERWALDT E, DEMOUCRON M. Extraction of bowing parameters from violin performance combining motion

- capture and sensors[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2009, 126(5):2695-2708.
- [14] BEVILACQUA F, RASAMIMANANA N H, FLÉTY E, et al. The augmented violin project: research, composition and performance report[C]// 6th International Conference on New Interfaces for Musical Expression(NIME 6). 2006:402-406.
- [15] CAMPO A, MICHALKO A, VAN KERREBROECK B, et al. The assessment of presence and performance in an AR environment for motor imitation learning: A case-study on violinists[J]. *Computers in Human Behavior*, 2023, 146:107810.
- [16] ALAM A. Employing adaptive learning and intelligent tutoring robots for virtual classrooms and smart campuses: reforming education in the age of artificial intelligence[M]// *Advanced Computing and Intelligent Technologies: Proceedings of ICACIT 2022*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022:395-406.
- [17] AL HAKIM V G, YANG S H, LIYANAWATTA M, et al. Robots in situated learning classrooms with immediate feedback mechanisms to improve students' learning performance[J]. *Computers & Education*, 2022, 182:104483.
- [18] VALAGKOUTI I A, TROUSSAS C, KROUSKA A, et al. Emotion recognition in human-robot interaction using the NAO robot[J]. *Computers*, 2022, 11(5):72.
- [19] ZHANG Y, ZHANG C, CHENG L, et al. The use of deep learning-based gesture interactive robot in the treatment of autistic children under music perception education[J]. *Frontiers in Psychology*, 2022, 13:762701.
- [20] ZHU J, GIENGER M, KOBER J. Learning task-parameterized skills from few demonstrations[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2):4063-4070.
- [21] IJSPEERT A J, NAKANISHI J, HOFFMANN H, et al. Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors[J]. *Neural Computer*, 2013, 25(2):328-373.
- [22] ZHANG C Z. Study on Dynamic Vibration and Acoustic Behavior of Violin[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2014.
- [23] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 1985(1):116-132.
- [24] SUN D, LIAO Q, LOUTFI A. Type-2 fuzzy model-based movement primitives for imitation learning[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4):2462-2480.
- [25] SHLENS J. A tutorial on principal component analysis [J]. arXiv:1404.1100, 2014.
- [26] GUO D L. Theory and Application of Fuzzy Systems [M]. Beijing: Science Press, 2021.



ZHAO Yufei, born in 2000, postgraduate. Her main research interests include computer vision and deep learning.



JIN Cong, born in 1986, Ph.D, is a member of CCF (No. C4376M). Her main research interests include reinforcement learning, music AI and audio digital twins.