

基于 LSTM 时空建模的中国古典舞“圆场步”智能评估研究

肖佳乐

西安体育学院, 陕西 西安 710339

[摘要]目的: 针对中国古典舞“圆场步”传统教学中动作评判主观性强及反馈滞后等问题, 本研究旨在构建基于长短期记忆网络(LSTM)的智能评估模型, 实现动作质量的客观评价。方法: 依据“步位”“步形”与“步伐”三大构成要素制定量化标准, 利用 MediaPipe 提取人体骨骼关键点的时空特征序列。针对数据局限, 基于 60 个原始样本, 采用“先划分、再增强”策略扩充训练集, 并通过 LSTM 捕捉“圆场步”动态特性。结果: 实验显示, 模型在测试集上的整体准确率达 91.7%, “错误”类别的召回率为 1.00, “正确”类别的召回率为 0.83。结论: 模型在小样本条件下表现较好, 降低了教学中的“错位纵容”风险(即将错误动作误判为正确从而导致劣质动作固化)。该研究初步验证了将智能评估技术应用到中国古典舞“圆场步”教学中的可行性, 未来研究可通过扩大数据集和进一步优化模型, 提升其在大规模教学中的应用潜力。

[关键词]圆场步; LSTM; 智能评估; 舞蹈教学; 时空建模

DOI: 10.33142/jscs.v6i1.18517

中图分类号: J722.4

文献标识码: A

Research on Intelligent Evaluation of Chinese Classical Dance "Round Step" Based on LSTM Spatiotemporal Modeling

XIAO Jiale

Xi'an Physical Education University, Xi'an, Shaanxi, 710339, China

Abstract: Objective: in response to the problems of strong subjectivity and feedback lag in the traditional teaching of Chinese classical dance "round step", this study aims to construct an intelligent evaluation model based on Long Short Term Memory Network (LSTM) to achieve objective evaluation of action quality. Method: quantitative standards were developed based on the three major components of "step position", "step shape", and "step", and MediaPipe was used to extract spatiotemporal feature sequences of key points in human bones. In response to data limitations, based on 60 original samples, a "partition first, then enhance" strategy was adopted to expand the training set, and the dynamic characteristics of the "circular field step" were captured through LSTM. Result: the experiment showed that the overall accuracy of the model on the test set reached 91.7%, with a recall rate of 1.00 for the "incorrect" category and 0.83 for the "correct" category. Conclusion: the model performs well under small sample conditions, reducing the risk of "misplacement indulgence" in teaching (i.e. misjudging incorrect actions as correct, leading to the solidification of inferior actions). This study has preliminarily verified the feasibility of applying intelligent evaluation technology to the teaching of Chinese classical dance "round step". Future research can enhance its application potential in large-scale teaching by expanding the dataset and further optimizing the model.

Keywords: round field step; LSTM; intelligent evaluation; dance teaching; spatiotemporal modeling

1 传统中国古典舞教学模式的瓶颈

在中国古典舞的教学活动中, 教师通常采用讲解法和示范法进行授课, 随后在学生的练习过程中对其舞蹈动作予以纠错和反馈。这种传统的教学模式在当前对经典“圆场步”动作评估提出更高要求的背景下, 仍旧存在一定的局限性。

1.1 评判动作优劣过于主观化

在传统的中国古典舞课堂上, 教师往往凭借个人的教学知识和经验来评价学生舞蹈动作的质量, 这不可避免地会产生过于主观化的判断, 尤其在教不容易掌握的难点动作时, 这种误差会更明显。本研究以“圆场步”动作为例说明这一局限性。教师会从技巧性和表现力两个方面评价学生的“圆场步”动作^[1]。然而, 这两个评价维度在不同

教师的个人评判偏好中占比是不同的, 因此这种评判模式是过于主观化和难以量化的。

1.2 教学反馈存在滞后性

当一位教师向多位学生传授“圆场步”动作时, 由于学生数量多, 教师的精力有限, 教师难以同时观察每位学生的“圆场步”动作细节并对其纠错, 进而容易造成个别学生以错误的“圆场步”动作进行重复练习, 如错误的“步位”或“步形”^[1], 教师难以向学生给予实时的反馈, 最终影响教学效果和课堂进度。

2 研究现状与研究目的

前期, 李子骞^[2]、王瑞^[3]、程亮亮^[4]、孟祥璞^[5]、徐静^[6]、田新壮^[7]、秦晴^[8]等学者从人工智能和数据科学赋能的视角, 对人工智能在体育和艺术领域的应用前景、姿态估

计与动作捕捉在舞蹈教学中的应用、以及基于深度学习模型的动作识别等进行了初步探索。现有研究主要聚焦于舞蹈或体育动作的识别,而对动作质量的客观评估,尤其是将模型的评估结果与教学实践相结合的解读,目前尚不够深入,另外,王庚子^[1]、路璐^[9]、陈巧珍^[10]、高原^[11]、李东旭^[12]等学者对中国古典舞“圆场步”的历史源流、构成要素、教学功能、教学理念、表现价值与审美范式进行了初步探讨。

目前,对于中国古典舞“圆场步”动作客观评估的量化理论研究和实践尚有不足。基于此,本研究提出在小样本数据集条件下构建基于 LSTM 的机器学习评估模型,对中国古典舞“圆场步”动作的优劣进行客观评估,并从教学管理应用的角度解读模型实验的结果,从而为“圆场步”动作的智能评估提供一种新的思路。

3 “圆场步”的本体论:文化溯源、构成要素与教学功能

在构建模型之前,本研究先对“圆场步”的本体论进行分析,包括文化溯源、构成要素和教学功能,从中国古典舞的基础理论出发,进而明确评判“圆场步”动作优劣的客观标准。

3.1 文化溯源:从“禹步”到“缠足”

“圆场步”动作的特征源于中华传统文化。李东旭^[12]对其文化溯源进行了研究,并对历史上的两种主流观点进行了辨析。

3.1.1 “禹步”说

传统学说认为“圆场步”源于“禹步”^[12]。然而,李东旭^[12]指出,“禹步”实质上是一种因“偏枯之疾”造成的单脚跳跃或跛脚行走,这与“圆场步”动作的两大特性即步幅小、步态稳有明显的差异。

3.1.2 “缠足”美学说

“缠足”美学说指出,缠足会使女性在行走时重心集中在脚后跟,并需要通过持续收紧盆肌和腿部肌肉来维持平衡。因此,李东旭^[12]提出,“圆场步”可能更多受到“缠足”美学说主张的独特行走方式的影响,从而形成其独有的特征,包括轻、粘、韧、碎和快。“圆场步”需要通过持续收缩下半身肌肉来保持落地的平稳,因此其特征之一是“轻”。该动作要求前脚掌类似擦地的方式滑过行走,所以其特征之一是“粘”和“韧”。步幅要小,步频要快则需要“圆场步”做到“碎”和“快”。

“圆场步”的动作特征并非是单一静态的,而是多样动态的,这要求本研究构建的机器学习评估模型需要满足捕捉动作动态特征的功能。

3.2 构成要素:“步位”“步形”与“步伐”

王庚子^[1]从“步位”,“步形”与“步伐”这三个维度分析中国古典舞步法。“步位”是指脚下步法的基本位置,其规范的是中国古典舞脚下的角度和方向,如“正步位”

和“丁字步位”等。“步形”是在“步位”的基础上形成的下肢形态,需要协调脚的基本位置和腿的动作。“步伐”是在“步位”和“步形”的基础上形成的,表现出虚实的转换和重心的移动^[1]。

本研究将通过这三个维度来评判“圆场步”动作,如该学生的“圆场步”出现步位不规范、步形走样或者步伐混乱的情况,则将该学生“圆场步”动作归为错误动作,这为后续本研究的数据标注工作提供了理论依据,即标注数据集中的“正确”和“错误”样本时,会从“步位”,“步形”与“步伐”这三个维度进行分类。

3.3 教学功能:表现性与技术性的统一

在“圆场步”动作的教学活动中,教师需要注重其表现性和技术性的协调统一^[1]。表现性具体而言,“圆场步”动作作为艺术表达的一种方式,通过“以步传情”表现出独特的“流动之美”和“审美意蕴”。另外,“圆场步”动作具备技巧性,要求舞者的下肢具备快速移动的灵活性,上肢躯干具备控制力以及步法与身法的协调性^[1]。

因此“圆场步”动作需要同时满足表现性功能和技術性功能,但是在传统教学模式中不可避免会出现以下情况。一部分教师评判“圆场步”动作时更倾向于其表现力,如舞姿的韵律,另一部分教师则更注重该动作的技术性是否达到标准,如重心是否平稳,这两大维度在每位教师的个人评判偏好中侧重点是不同的,则会造成评判“圆场步”动作优劣的标准存在差异。

4 研究设计与方法

针对前文所探讨的客观评估“圆场步”动作存在的问题,同时基于“圆场步”的理论基础,本研究构建了一套智能评估技术路线。通过姿势估计技术对视频数据进行逐帧解析^[13],基于此,搭建长短期记忆网络(LSTM)模型实现对“圆场步”动作的智能评估。

4.1 数据采集与标注

4.1.1 数据集构建

本研究的数据源于一个自建的“圆场步”动作视频数据集。采集步骤包括以搜索官方账号发布的中国古典舞课程教学视频,筛选关于专业舞蹈教师或者舞蹈演员展示“圆场步”动作的章节视频,下载筛选出的视频,以“圆场步”和“常见错误”为关键词进行搜索,以及下载包含错误“圆场步”动作的视频。考虑到在教学的初期,教师难以对众多学生的“圆场步”动作同时进行观察、评判和纠错,同时为了提高数据的可靠性,本研究使用手动采集视频数据的方式,即使这一方式的工作量较大。基于此,本研究选择样本量初步限制在小样本范围内,进行小样本的研究,因此共采集了 60 个准确的样本。

4.1.2 数据标注

为了提高模型的性能,本研究基于前文所探讨的“圆场步”本体论,特别是针对“步位”“步形”与“步伐”

这三大构成要素的规范，对 60 个样本进行了二分类的数据标注。将每个样本标注为“正确”（标签 1）或“错误”（标签 0），为确保数据在类别上的均衡，标签 1 的样本量为 30 个，标签 0 的样本量同样为 30 个。考虑到前文所探讨的评判“圆场步”动作标准难以客观化和统一问题，本研究借鉴并参考了相关的美学研究和舞蹈教师的意见，制定了“圆场步”动作规范与常见错误的评判标准（见图 1）。该标准为本研究的数据标注提供了“正确”和“错误”的标注依据。

4.2 时空特征提取

本研究通过采用谷歌研发的人体姿势识别技术（MediaPipe）^[13]，将视频数据转换为可量化的时序数。首先，编写 Python 程序，实现逐帧分析视频数据的目的，以自动识别和定位视频中舞者骨骼架构的 33 个关键解剖点，如上肢和下肢的关节等。其次，对于每一个离散的关键点，程序会提取 4 个数据，包括该点在三维空间中的位置坐标（x 轴，y 轴，z 轴）以及该点的可见度（Visibility）。这表明，视频中的每一帧下舞者的身体姿势被转化为一个 132 维的特征向量（33 个点×4 项数据），最终每个视频样本被转换为一个（帧数×132）维的特征矩阵。这种数据结构有利于后续机器学习评估模型捕捉“圆场步”独特的动态特征。

4.3 小样本学习策略

本研究属于小样本研究，其存在数据泄露的风险，即测试集的信息可能意外地被“泄露”到模型训练的过程中，造成模型准确率过高，降低实验结果的可靠性，从而影响研究结论的有效性^[14]，基于此，本研究选择采用“先划分、再增强”策略，从而保障测试集在整个模型训练过程中处于相对隔离状态，避免泄露问题的发生。

4.3.1 “先划分”

将样本量为 60 的初始数据集按照 8：2 的比例划分为“真实”训练集和测试集，“真实”训练集包含 48 个样本，用于后续的模型训练过程。测试集包含 12 个样本，用于后续的模型评估过程。

4.3.2 “再增强”

鉴于本研究属于小样本深度学习领域^[15]，选择对“真实”训练集使用数据增强技术，具体采用高斯噪声、随机缩放与平移，最终样本量由 48 增加到 192，生成了 192 个“合成”样本。

4.3.3 最终训练集构建

合并 N=48 的“真实”训练样本和 N=192 的“合成”样本，最终构建出 N=240 的训练集。

4.3.4 序列处理与归一化

每个视频样本中的“圆场步”动作时长是不同的，因此通过对所有序列填充或者截断至 150 帧，来统一输入长度。为了避免发生数据泄露，仅在 N=240 的训练集上进行归一化处理中的拟合与转换，并使用训练集的最小值和最大值（即拟合后的参数）对 N=12 的测试集进行转换。

4.4 LSTM 模型构建与训练

长短期记忆网络（LSTM）的结构具备筛选信息的功能，该功能是指 LSTM 会过滤掉无用的信息，保留有用的信息。当有选择性地记忆时，模型往往不再只是基于前一时刻的记忆，能记住更早时刻的信息。LSTM 的精髓是有一个自我衡量的机制，它衡量当前状态下新输入信息与之前记忆中的信息之间的权重，衡量的结果决定筛掉哪些信息，保留哪些信息^[6]。因此，本研究选择构建 LSTM 模型，其在捕捉“圆场步”动作的动态特性（如前文所述的“粘、韧”等特性）方面相比较其他机器学习模型更适用。



图 1 “圆场步”动作规范与常见错误的评判标准

4.4.1 模型架构

本研究构建的模型结构分为输入层、LSTM层、正则化层和全连接输出层，具体如图2所示。

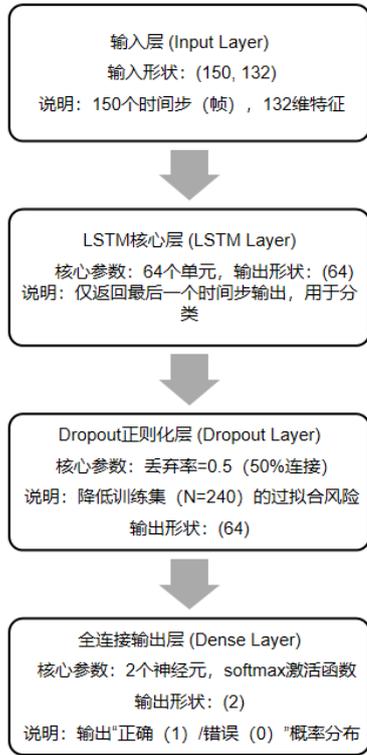


图2 LSTM模型架构图

4.4.2 模型训练

本研究为了使模型更快速稳定的收敛,采用了自适应估计优化算法。考虑到研究任务的目的是对“圆场步”动作进行分类,因此研究选择多分类交叉熵损失函数来调整模型的权重。由于本研究样本量有限,训练参数采用压缩批次大小,增加训练周期内权重的更新频率的方式来提升模型的泛化能力。当训练周期变长时,可能会出现过拟合现象,为了降低该影响,本研究引入了双重回调函数,实时监测实验过程,若模型性能在连续多个周期内没有显著提升甚至出现中断,程序将强制终止该训练过程。为了提高模型的泛化性能,本研究采用了权重检查点策略,程序只保留准确率最高的模型权重文件。

5 实验结果与分析

模型训练结束后,本研究使用在整个训练过程中保持相对隔离状态的测试集 (N=12) 对模型的泛化能力进行评估。所有测试结果均源自模型的实际运行输出,其数据见表1与表2。

5.1 分类报告与混淆矩阵

根据表1和表2的数据可得出,本研究所构建的LSTM模型在测试集上的整体准确率达到91.7%。这一准确率的计算过程为:在测试集中,模型正确识别了12个

样本中的11个样本,其中6个实际为“错误”的样本被正确预测为“错误”,5个实际为“正确”的样本被正确预测为“正确”。因此,整体准确率为 $\frac{11}{12} = 91.7\%$ 。模型

在“错误”类别上的准确率为0.86,表明在所有预测为“错误”的样本中,有86%的样本是实际为“错误”的样本;在“正确”类别上,模型的准确率为1.00,表示所有预测为“正确”的样本均为实际为“正确”的样本。召回率方面,模型在“错误”类别上的召回率为1.00,表明模型可以准确识别所有实际错误的动作;而在“正确”类别上,召回率为0.83,表明模型将约17%的正确动作误判为错误动作。F1-Score则综合考虑了准确率和召回率,分别为“错误”类别的0.92和“正确”类别的0.91,表明模型在两个类别的综合表现较好。

表1 模型在测试集 (N=12) 上的分类报告

类别	准确率 (Precision)	召回率 (Recall)	F1-Score	样本量 (Support)
错误 (0)	0.86	1.00	0.92	6
正确 (1)	1.00	0.83	0.91	6

表2 模型在测试集 (N=12) 上的混淆矩阵 (注:原始输出为[[6 0][1 5]])

	预测为: 错误 (0)	预测为: 正确 (1)	真实召回率
实际为: 错误 (0)	0.86	1.00	0.92
实际为: 正确 (1)	1.00	0.83	0.91

5.2 教学应用解读

在体育教育、体育训练和医疗诊断等领域中,单一的评价指标难以全面地评估模型的泛化性能,甚至可能会带来误导^[16]。为了更全面地评估本研究模型,下面从中国古典舞“圆场步”教学应用的角度解读测试结果中的召回率和准确率。

从中国古典舞“圆场步”教学应用的角度来看,高风险并不是批评了本应表扬的动作,而是遗漏了本应纠正的错误动作。在此,本研究提出“错位纵容”的概念,即将“错误”误判为“正确”的情况,这是一种高风险的情况。因为若学生的错误动作被模型错误地判定为“正确”,学生则收到的是错误的反馈,误以为自己动作无误,有可能在后续练习中继续“巩固”该错误动作,长期以来,到后期再对学生的动作进行纠错,难度会大大增加,从而影响教学效率和质量。因此,该小样本研究构建的LSTM模型在测试集上的表现展现出教学价值,它降低了“错误纵容”的风险,确保在测试集范围内没有错误动作被遗漏,从而有利于劣质动作的反向固化。

本模型在测试集上有一个误判,将“实际正确”的动作识别为“错误”。这与“错误纵容”相比,属于低风险情况。因为当这种情况发生后,学生可能会产生疑惑并主

动向教师确认自己的动作是否有误,最终教师会纠正该误判,学生则可以确认自己的动作属于正确动作。因此,本模型呈现出一种“宁可误报,避免漏报”的偏好。

6 结论与展望

6.1 研究结论

为解决传统“圆场步”动作教学评价中主观性强和反馈滞后的问题,本研究构建了基于 LSTM 的中国古典舞“圆场步”智能评估模型。该模型通过量化“步位”“步形”和“步伐”的时空特征,初步实现了“圆场步”动作质量的客观评估,其在测试集上的整体准确率为 91.7%,在“错误”类别上的召回率为 1.00,降低了教学中的“错位纵容”风险,减少错误动作因漏判而被固化的情况发生。这一较高的性能与本研究的小样本规模相关,因此实验结果结合了特定的教学情境进行了解读。虽然模型存在少量“误报”,但是这一情况更符合舞蹈基础教学对“圆场步”动作规范的要求。模型可以作为辅助工具,帮助教师进行实时纠错,并缓解大班教学中的反馈滞后问题。本研究初步验证了智能评估技术在舞蹈教学中的可行性。

6.2 局限与展望

本研究的样本量与测试集的规模偏小。模型的泛化能力需要大规模的数据集来验证。另外,模型目前仅输出二分类结果,即“正确”或者“错误”,这对于提供更精细化的教学指导而言,尚显不足。基于此,未来研究可从以下三方面继续推进。

6.2.1 升级模型

可将模型进行升级,引入卷积神经网络以强化空间特征的提取。构建 CNN-LSTM 混合模型,从而有效提升动作识别的准确率^[17]。

6.2.2 引入注意力机制

目前本模型只能判断动作是否错误。未来可借鉴注意力机制的相关研究^[18],将其引入模型。注意力机制能高亮显示导致误判的关键帧或身体节点,为教学提供更直观的修正提示。

6.2.3 实现反馈的精细化

未来可借鉴多标签动作识别的研究^[19]。将评估任务从二分类拓展为基于“步位”“步形”与“步伐”三要素的多标签识别,同时判别视频中的多个动作,提供更精准的反馈。

[参考文献]

[1]王庚子.中国古典舞步法构成要素及教学功能研究[D].北京:北京舞蹈学院,2023.
[2]李子骞,马古兰丹姆.人工智能在体育和艺术中的应用

及前景[J].福建体育科技,2025,44(4):14-18.

[3]王瑞,李婷婷.姿态估计技术和动作识别技术在舞蹈类考试及教学中的应用探索[J].中国考试,2022(11):45-51.

[4]程亮亮,朱彤.基于动作捕捉技术的高校体育舞蹈集体舞课程辅助教学研究[J].重庆科技大学学报(自然科学版),2025,27(4):60-68.

[5]孟祥璞,李硕,苑明哲,等.基于人体骨架的动作识别:综述与展望[J].信息与控制,2025,54(1):1-27.

[6]徐静,何敬堂.基于训练长短期记忆-非线性神经网络(LSTM-CNN)的体育训练视频中错误动作的识别方法[J].上饶师范学院学报,2024,44(6):81-91.

[7]田新壮,孙少明,王君洪.基于注意力机制的耐力训练动作识别方法[J].传感器与微系统,2024,43(3):120-124.

[8]秦晴,王卫星,刘清华,等.基于骨架信息的民族舞蹈典型动作识别[J].计算机工程与应用,2023,59(5):281-288.

[9]路璐.从圆场步看中国古典舞的审美范式[Z].山西:山西师范大学现代文理学院,2023.

[10]陈巧珍.古典舞圆场教学理念新议[J].成才之路,2008(23):61.

[11]高原.中国古典舞圆场步的表现价值[J].大众文艺,2012(22):104.

[12]李东旭.中国古典舞圆场步源流考析[J].西安文理学院学报(社会科学版),2016,19(2):120-122.

[13]侯粤明.基于MediaPipe框架的录像反馈在篮球持球突破技术教学中的应用[D].广州:广州体育学院,2022.

[14]麦译丹.人工智能模型中数据泄露与防御方法的研究及应用[D].成都:电子科技大学,2024.

[15]潘雪玲,李国和,郑艺峰.面向深度网络的小样本学习综述[J].计算机应用研究,2023,40(10):2881-2888.

[16]杨杏丽.分类学习算法的性能度量指标综述[J].计算机科学,2021,48(8):209-219.

[17]周智伟,陶庆,苏娜,等.基于表面肌电信号的CNN-LSTM模型下肢动作识别[J].科学技术与工程,2025,25(7):2841-2848.

[18]龚安,赵宗泽,张贵临.多模态交叉注意力融合的视频动作识别[J].信息技术,2025,49(6):70-75.

[19]朱荣江,石语珩,杨硕,等.大语言模型知识引导的开放域多标签动作识别[J].计算机研究与发展,2025,62(8):1875-1883.

作者简介:肖佳乐(2001—),女,汉族,陕西西安人,硕士在读,西安体育学院体育教育训练学院体育艺术学专业,研究方向:体育艺术教学创新研究。