

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209051

舞蹈智能编排与展示系统的设计与实现^{*}

黄东晋 陈一楠 李贞妍

(上海大学上海电影学院 上海 200072)

摘要: 传统舞蹈编排耗时费力,需要大量人工参与和重复劳动,另外智能编舞存在数据不足的情况,因此,设计并实现了一种基于有向图神经网络算法进行智能编舞并展示编舞的系统。系统包括场景管理、网络管理、交互管理与数据管理等功能,按照需求将用户分为管理员和普通用户。对于管理员,系统提供资源迁移和用户管理功能,以定期更新可供模型训练使用的数据集。对于普通用户,系统审核用户上传文件的有效性,按需编舞并展示。实验结果表明,与传统方法相比,本文方法可以生成更优的舞蹈序列,用户满意度高,系统响应及时,具有一定的应用价值。

关键词: 舞蹈智能编排;计算机编舞;图神经网络;网络交互;资源管理系统

中图分类号: TP391.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Intelligent music-driven dance choreography and display system

Huang Dongjin Chen Yinan Li Zhenyan

(Film School, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Traditional dance choreography is time-consuming and labor-intensive, causing an expensive and tedious production. In addition, intelligent music-driven dance choreography has a circumstance of lack of data. Therefore, an intelligent music-driven dance choreography display system was designed based on a new framework using directed graph neural network, which faces to administrators and general users, consisting of managements of scene, network, interaction and data. For normal users, the effectiveness of custom audio file is assessed, and the choreography result is returned based on an directed graph neural network framework, then the system displays dance sequences. For administrators, the functions of resource migration and user management are offered to update available models trained on the growing dataset. While for general users, the upload files are checked then choreography and display. The experimental results show that the system can generate higher quality dance sequences compared to baseline, and receives high user satisfaction, short response time, having a certain application value.

Keywords: intelligent dance choreography; computer choreography; directed graph neural network; network interaction; resources management system

0 引言

近年来,随着人工智能、虚拟现实等新技术的快速发展,虚拟角色舞蹈逐渐兴起,不仅呈现出令人眼前一亮的舞台效果,还成功应用于机器人舞蹈、辅助舞蹈教学、游戏角色动作生成等领域。传统的编舞耗时费力,不仅需要专业舞蹈演员反复精准的舞蹈建立动捕数据,还需要专业动画师对数据进行修正,严重阻碍虚拟角色舞蹈进一步发展。神经网络的发展使得基于海量数据的模型训练成为可能,但是舞蹈和音乐成对数据的稀缺,使得智能编舞的研究受限。舞蹈的多样性要求舞蹈种类多样、动作组合丰富,即便

是经验丰富的动作捕捉公司,建立大量、符合要求的数据集也是相当艰巨的任务。如今,数字平台已经成为人们生活越来越重要的一部分,通过舞蹈智能编排与展示系统,实现对舞蹈等多媒体数据存储、组织分类、检索、保管和利用,不仅可以显著促进智能编舞的研究和发展还可以丰富人们的生活。目前关于舞蹈的系统多为舞蹈辅助教学^[1-2],多媒体数字资产的管理多应用于博物馆和艺术机构^[3],而基于舞蹈智能编排的资产管理与展示系统尚未开发。系统分层架构基于“高内聚,低耦合”的设计思想将每一层职责单一化,可以实现系统重用性、可移植性、易维护性、易理解性以及可替换性等诸多质量属性,如文献^[4-5]。因此,本文设计

收稿日期:2022-02-21

^{*} 基金项目:上海市自然科学基金(19ZR1419100)项目资助

了 4 层架构的舞蹈智能编排与展示系统。早期的音乐智能编舞研究通过检索庞大的数据库缝合动作序列^[6], 比较有代表性的方法是动作图(motion graph), 即根据用户输入, 通过连接动捕数据、追踪动作图来合成新的动作, 但普遍存在多样性和创造性不足的情况。最近, 随着神经网络的发展, 通常使用基于循环神经网络(recurrent neural network, RNN)^[7-8] 以及长短期记忆(long short-term memory, LSTM)^[9-13] 的方法, 但是基于 RNN 的方法在生成序列上一般存在错误累积^[14-15]。相比于直接映射音乐到动作的方法^[9-10], 根据历史帧预测下一帧的方法^[13, 16] 可以一定程度上缓解此问题。与一般处理规则且排列整齐的数据不同, 图神经网络(graph neural network, GNN) 主要面对数据排列相对不整齐的情况, 在许多任务中都表现出了出色的特征提取能力。Yan 等^[17] 基于图卷积神经网络(graph convolution network, GCN) 生成人类姿势序列。Li 等^[18] 将骨骼图的边表示为 S 连接和 A 连接, 此种表示方法对有规律可行的人类行为提供了学习先验, 但不适用于舞蹈这种时序上没有特定规律可循的人类动作。Shi 等^[19] 首次注意到骨骼间的父子依赖关系, 将骨骼表示为有向图, 使用有向图神经网络(directed neural network, DGNN), 限制了只能由父节点控制子节点。Ren 等^[20] 和 Ferreira 等^[21] 使用 GCN 提取动作序列的高维空间特征, 表明了音乐智能编舞任务中图卷积网络的可行性。

因此, 本文设计并实现了一个舞蹈智能编排与展示系统, 基于一个新的智能编舞方法, 该方法使用改进的时序有向图和空间有向图分别学习动作特征和音乐特征, 通过任意输入音乐智能编排出视觉上真实、匹配音乐节拍的三维舞蹈序列。同时, 使用光学动作捕捉系统采集了两类音乐舞蹈动捕数据, 构建了一个高质量的音乐舞蹈数据集。系统设计方面, 首先从资产管理实际需求出发, 分析研究用户的需求以及系统的功能, 为使本文系统设计的程序更易于浏览、改正、重用和补充, 采用分层架构的独立模块化开发模式。最后, 在满足基本功能的要求上, 优化用户交互体验。

1 舞蹈智能编排与展示系统设计

1) 需求分析

设计舞蹈智能编排与展示系统的目的是建立可为不同身份需求的人共享舞蹈数据和展示智能编舞成果的平台, 于是根据使用目的可以将用户分为管理员和普通用户。因此, 系统需要实现如下 4 个功能: 首先, 音频文件、舞蹈文件、视频文件等多媒体文件的上传与下载; 其次, 对多媒体文件进行存储、分类、迁移等管理; 然后, 账号审批、注销等管理; 最后, 根据用户上传音频文件返回编舞结果并展示。

2) 系统架构

4 层结构的应用系统组成了本文舞蹈智能编排与展示系统, 如图 1 所示。访问层为基于 Unity 的用户交互平台。

第 2 层为基于 Nginx、uWSGI 以及 Django 的接口层, 主要处理访问层的交互请求。逻辑层主要分布的是程序化的功能模块。最后一层为基于 MySQL 的数据层。用户直接面对访问层的 Unity, Unity 将用户请求发送至 Django, Django 处理业务逻辑将生成结果发送至 uWSGI, uWSGI 处理浏览器发送的请求并返回响应结果。Nginx 不仅作为中继服务器, 还作为反向代理服务器, 接受来自不同网络地址的客户端的连接请求, 转发给服务器, 并将服务器处理的结果返回给客户端, 反向代理可以有效保护网站安全, 加速请求。

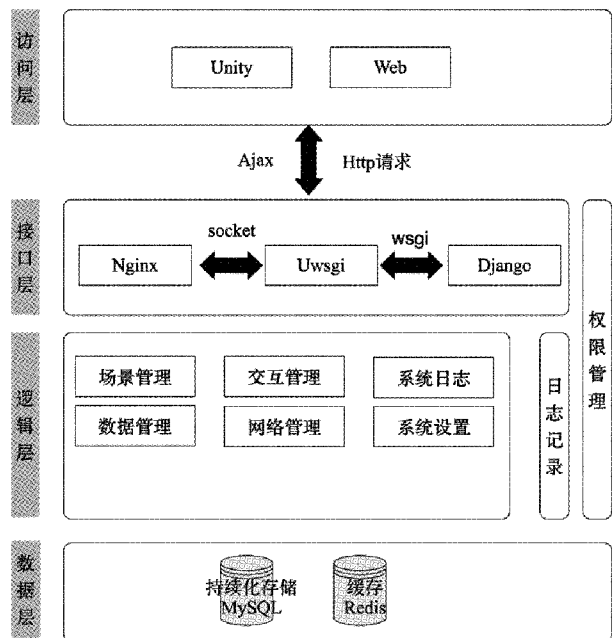


图 1 系统分层结构设计

3) 系统功能

根据软件设计低耦合的原则, 将功能模块设计为场景管理模块、网络管理模块、交互管理模块和数据管理模块, 如图 2 所示。

(1) 场景管理模块

场景管理模块包括系统登录场景、舞蹈展示场景、资产管理场景以及身份切换场景。首先进入系统登录场景, 经过登录或注册流程之后, 根据用户权限进入不同的场景。舞蹈展示场景主要有两个功能, 一是生成舞蹈并展示, 当用户需要使用生成舞蹈功能时, 首先选择本地音频文件上传, 等待服务器运行本系统智能编舞算法并返回舞蹈文件(BVH 格式), 然后选择人物和背景, 最后选择播放则可以看到本文方法根据任意音乐编舞的结果; 二是上传多媒体文件, 此多媒体文件为系统智能编舞算法服务, 因此需要用户提供精确标注的数据, 包括音频开始和结束以及舞蹈开始和结束。上传的数据需要进行格式验证, 如验证不通过则会进行错误信息提示。资产管理场景显示所有注册用户包括注册成功和待审批的用户的信息表格, 如权限、申请日

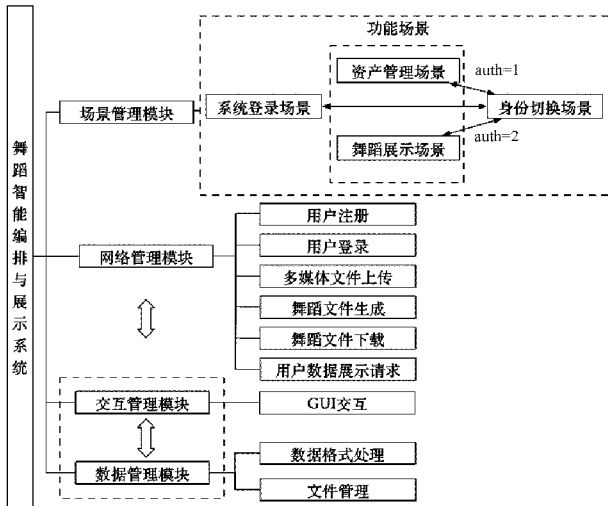


图 2 舞蹈智能编排与展示系统功能模块

期和拥有资产情况,管理者可对用户和资产进行管理。身份切换场景提供用户在当前权限下进入不同场景的功能。

(2)网络管理模块

网络管理模块是核心功能,与数据管理模块、交互管理模块存在频繁的数据传递。网络管理模块处理交互管理模块的请求,如用户注册、用户登录、多媒体文件上传、舞蹈文件生成、舞蹈文件下载、用户数据展示请求。此模块将请求发送至服务器,服务器或再访问数据库,返回状态码及请求的数据。

(3)交互管理模块

交互管理模块主要响应用户交互,譬如,用户在舞蹈展示场景触发生成舞蹈的按钮,则会调用网络数据管理模块,打开本地资源管理,并且异步调用网络管理模块,进行音频文件的上传。在接受到回调信息时交互管理模块调用网络管理模块的舞蹈生成方法,通知服务器根据指定音频文件生成舞蹈,并在完成后自动下载至资源文件夹。

(4)数据管理模块

数据管理模块包括数据格式转换、文件操作以及多媒体文件验证。文件管理部分基于 Unity 的资源系统实现,此资源系统简单易用,通过将资源放在一个或多个资源文件夹中,运行时利用内置 API,可以快速加载资源。根据本系统网络模型的要求,限制用户上传文件格式,仅限 mp3、mav 格式音频文件,BVH 格式舞蹈数据。

2 基于有向图网络的智能编舞方法

本系统的智能编舞方法以有向图神经网络模型为基础,包括 3 个步骤。首先,提取音乐和动作特征,同时训练一个基于 1D-CNN^[22]作为音乐分类器来确定输入的音乐类型。然后,将音乐类型融合到音乐特征编码为潜在向量。最后,将潜在向量和动作特征作为控制信号分别输入改进的时序有向图神经网络和空间有向图神经网络,由动作预

测模块输出预测的动作序列,通过先验知识添加人体骨骼的旋转限制,有效防止了关节不正常的弯曲,通过添加足端接触限制一定程度上修正了滑步。整体框架如图 3 所示。

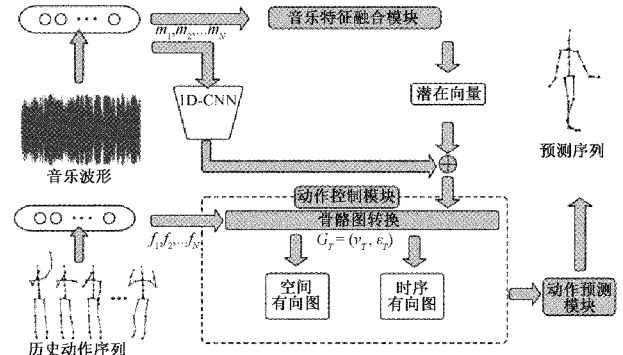


图 3 基于有向图网络的智能编舞方法网络结构

首先,本文使用光学动作捕捉系统构建了音乐舞蹈数据集,该系统采用 18 个 MC-1300 相机,分辨率为 1 280×1 024,视场角范围为 90°×70°,存在 4.2 ms 的延迟。收集了 2 类音乐舞蹈数据:宅舞、流行舞。动作捕捉设备捕获 23 个关节点,120 帧/s。为了减少和音乐帧率对齐的复杂程度降低至 30 帧/s。使用音频处理库 librosa^[23]提取 MFCC、MFCC-delta、constant-Q chromagram、onset 作为音乐特征,共 53 维,表示为 $m = \{m_1, m_2, \dots, m_N\}$ 。

动作特征表示为 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$,由如下 4 个部分组成:1)第 i 个关节点的运动幅度 $m_{v_i}^i = v_{i-1}^i - v_i^i$; 2)5 个端节点(头部、双手、双脚)的三维坐标, $m_{end}^j = (t_x, t_y, t_z)$; 3)足端接触限制 e_{end}^k ,足端接触限制根据双足关节点的速度是否为 0 判断是否与地面接触。若速度为 0 则为接触地面,设为 1,否则为 0;4)人体关节旋转限制 $e_{contact}^o$ 。

因此,第 t 帧的动作特征可被表示为 f_t :

$$f_t = [m_{v_i}^i, m_{end}^j, e_{end}^k, e_{contact}^o] \quad (1)$$

动作控制模块由时序有向图和空间有向图神经网络构成,有向图的方向由当前节点与根节点之间的距离决定,近根点指向远根点。此模块输入为经过骨骼图转换的动作和音乐特征,表示如下:

$$S = (G_1, G_2, \dots, G_T) \quad (2)$$

其中, $G_T(v, \epsilon)$ 为 T 时刻骨骼图,骨骼图的节点 $v_T = \{v_1, v_2, \dots, v_n\} (v_i \in \mathbb{R}^3)$ 为 $n = 23$ 个关节的通道信息。 $G_T = \{e_{n_1 n_2}^m, e_{n_1 n_2}^m, \dots, e_{n_i n_j}^m\}$ 为骨骼图的边, $e_{n_i n_j}^m$ 为节点 n_i 指向节点 n_j 的边的特征,对于空间有向图来说 m 为动作特征,对于时序有向图来说, m 为音乐特征。

动作预测模块输出预测的动作帧,由高斯混合模型预测当前帧的分布,高斯模型的分布为:

$$P(x_i) \sum_{k=1}^K \alpha_k \phi(x_i | v_k, D_k) \quad (3)$$

其中, $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1, 0 \leq \alpha_k \leq 1, D_k > 0, K$ 为高斯模型的

数量,本文设置为 1, $\phi(x_t | \nu_k, D_k)$ 为第 k 个高斯模型的密度函数。 ν_k 、 D_k 分别为平均向量和协方差矩阵,损失函数定义为负对数似然:

$$L_{gmm} = -\log \sum_{k=1}^N \alpha_k \phi(x_t | \nu_k, D_k) \quad (4)$$

其中, L_{gmm} 计算关节旋转 r_{ro} 和端节点位置 m_{end} , 对于足端接触限制 $e_{contact}$ 使用接触限制损失:

$$L_{contact} = \sum_t \sum_{i \in feet} e_i^i e_{t+1}^i \| l_t^i - T(l_{t+1}^i) \| \quad (5)$$

其中,当关节 i 在 t 时刻接触地面, $e_t^i = 1$ 否则 $e_t^i = 0$ 。 $T(l_{t+1}^i)$ 为 l_{t+1}^i 旋转坐标到位置坐标的坐标转换方程。因此训练阶段的损失函数为:

$$L = L_{gmm} + \mu \times L_{contact} \quad (6)$$

其中, $\mu = 0.1$ 。

3 系统实现与实验分析

本文按照设计实现了原型系统,实验部署包括两部分:一是服务器使用 Linux 操作系统 (Ubuntu18.04), Intel Xeon E5-2620 CPU @ 2.1 GHz 处理器, 64 GB 内存, Nvidia Titan Xp 显卡, python3.8.3, Django3.2.9, MySQL8.0.27, 网络模型训练基于 Pytorch, 设置 epoch 为 1500, batch-Size 为 32, 学习率为 0.0004, 90% 的数据作为训练集, 10% 用作测试集, 本文的对比模型为 LSTM^[10] 和 DanceNet^[16]。

用户访问层配置为 Windows 10 操作系统, Intel Core i7-6700 CPU @ 3.4 GHz 处理器, 16 GB 内存, Unity 版本 2021.2.0f1c1。

3.1 系统界面

考虑到用户长时间使用本系统的可能性,为了减少视疲劳,简化操作,令使用者感到舒适、安全、可靠,以蓝色为主色,交互按钮统一设计为圆角白底矩形和深灰色字体。主要界面如图 4 所示。

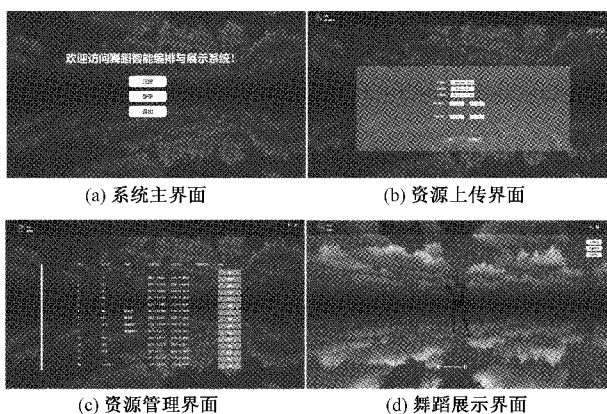


图 4 系统主要界面

3.2 实验结果与分析

1) 定量结果

和文献[24]类似,将 FID 用于测量生成动作和真实动

作分布的接近程度,即所谓真实性的体现,而风格一致性则体现在分类器分类的音乐类型是否和舞蹈类型一致。结果如表 1 所示, FID 越低越好,可以看到本文方法比 LSTM 显著降低,同样也比 DanceNet 小,说明本文方法生成的动作和真实动作序列更接近,即舞蹈动作更合理。

表 1 定量研究结果

方法	FID	B_c	B_h
真实舞蹈	6.3±0.5	70.1%	53.6%
LSTM ^[10]	69.8±4.5	9.1%	53.2%
DanceNet ^[16]	12.3±1.3	39.3%	54.4%
本文方法	11.5±0.9	35.9%	69.6%

同样,本文计算了由文献[24]提出的节奏覆盖率和击打率。节奏覆盖率定义为 $B_c = B_k/B_m$, 击打率定义为 $B_h = B_a/B_k$, 其中 B_k 为动作节奏的数量, B_m 为音乐节奏的数量, B_a 为音乐节奏和动作节奏相匹配的数量,结果如表 1 所示,可以看到 LSTM 模型仅生成少量动作节奏,均低于 10%。虽然本文模型比 DanceNet 生成的动作节奏少 3.4%,但是动作节拍和音乐节拍的匹配程度比 DanceNet 要多 15.2%。这表明了对于任意输入音乐,本文方法生成的动作节拍要更符合音乐节拍。

2) 定性结果

本文系统通过用户任意输入的音乐文件生成舞蹈编排结果,返回 BVH 文件并进行展示。如图 5 所示,图 5(a)为输入音频的波形(5 s),图 5(b)为对应生成的骨架表示的舞蹈序列,由于无法全部展示只选取了其中的 8 帧,图 5(c)为骨架与模型绑定的结果。箭头指示着音乐节拍所对应的舞蹈节拍。

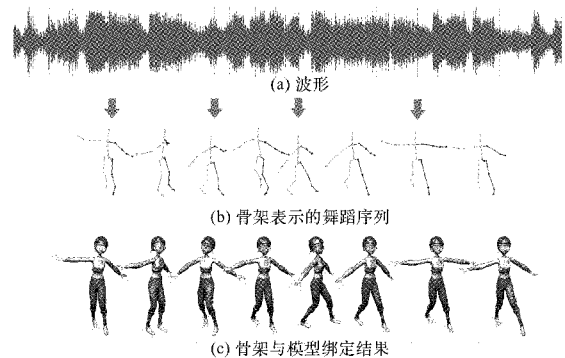


图 5 系统舞蹈编排结果

3) 用户调研

为了进一步评估本系统的功能的合理性和舞蹈编排的效果,采用问卷调查的形式对 35 位参与者进行系统满意度问卷调查。参与者中女性占 60%,主要年龄段为 21~32 岁,业余舞者 25 人,即没有舞蹈经验也没有编舞经验,专业舞者 5 人。将本文的模型与对比方法生成的舞蹈序列分别分成 10 个片段(有对应音乐和没有对应音乐各占 50%),另外加

入真实的舞蹈片段。共50个片段随机抽取30个片段让参与者观看并打分,设置问卷如下:(1)在不考虑音乐的情况下本系统生成舞蹈的真实性;(2)在结合音乐的情况下本系统生成舞蹈的合理性;(3)上传资源的及时性;(4)系统操作的方便性;(5)是否期望继续使用本系统。各项满意度评分总分为5分(1-较差、2-一般、3-良好、4-优秀、5-完美)。

问卷(1)、(2)的结果统计如图6所示,图6(a)、(b)为业余舞者的打分结果,图6(c)、(d)为专业舞者的打分结果。从统计结果可以看出,与对比方法相比,本文模型得分不管在考虑音乐的情况下生成舞蹈的合理性还是无音乐情况下生成舞蹈的真实性都在2~5之间,集中分布在3、4分,即说大部分非专业舞者对本文结果的评价都是正向的,相比于对比模型,本文方法生成的舞蹈具有真实性和合理性。专业舞者的满意度均偏低,在1~3分之间,但可以看到本文方法仍然比对比方法满意度高,考虑到他们对舞蹈有更高的要求,说明现在的智能编舞方法虽然已经满足了大部分业余舞者的要求但还有很大的改善空间。

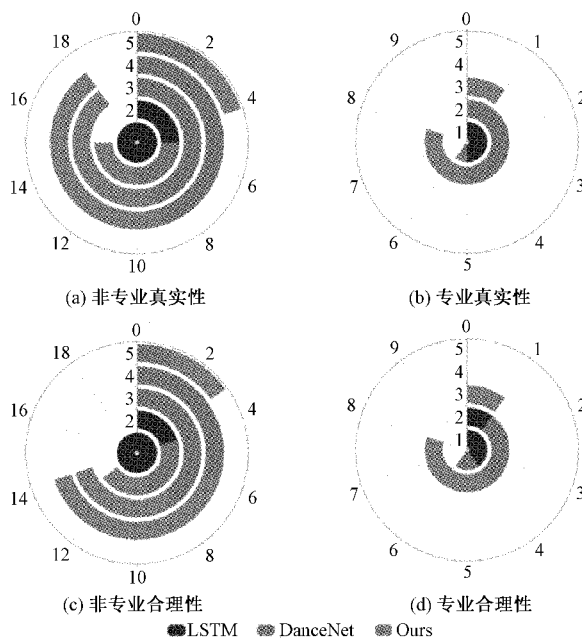


图6 舞蹈编排真实性与合理性的用户研究结果

问卷(3)~(5)的结果如表2所示,观察可得本系统在功能设置和用户体验上评分在3分及以上的达到100%,

表2 用户研究结果

满意度/ 分	上传资源 及时性/人	操作方便性/ 人	期望使用/ 人
1	0	0	0
2	0	3	8
3	0	3	9
4	14	15	10
5	21	9	14

可认为操作符合需求。在资源上传的及时性和否期望继续使用本系统方面,91.4%和77.4%的用户评分在3分及以上,说明本系统设计合理、业务处理出色。

4 结 论

本文设计了一个基于有向图网络的舞蹈智能编排与展示系统,有效弥补了传统编舞的不足,基于用户上传的舞蹈资源扩充可用于模型训练的数据库,定期更新模型,满足用户快速、便捷的编舞需求。实验结果表明,所设计的系统功能满足用户需求,具有较高对用户满意度,上传下载文件响应及时,具有一定的应用价值。但是仍然存在一些不足,如编舞动作缺乏多样性,之后,我们将进一步完善音乐智能编舞方法,增加新的舞蹈种类动作数据,并整合到音乐智能编舞系统中。

参考文献

- [1] 朱丽华, 孙江涛, 周梦茹. 基于 Spring MVC 架构的舞蹈视频教学系统的设计与实现[J]. 现代电子技术, 2019, 42(7): 71-73, 78.
- [2] 谢迟. 基于计算机辅助的舞蹈教学资源管理系统设计[J]. 现代电子技术, 2018, 41(16): 100-103.
- [3] 熊艳. 浅析数字经济趋势下博物馆无形资产管理的的问题与对策[J]. 国有资产管理, 2021: 56-60.
- [4] 卫建华, 刘润利, 许佳豪, 等. 基于 PYNQ 框架的人体目标跟踪系统[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(12): 89-95.
- [5] 张开琦, 刘晓燕, 王信, 等. 基于微服务架构的中医信息服务系统设计与应用[J]. 电子测量技术, 2020, 43(3): 1-5.
- [6] FAN R, XU S, GENG W. Example-based automatic music-driven conventional dance motion synthesis[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(3): 501-515.
- [7] ALEMI O, FRANÇOISE J, PASQUIER P. GrooveNet: Real-time music-driven dance movement generation using artificial neural networks [J]. Networks, 2017, 8(17): 26.
- [8] CRNKOVIC-FRIIS L, CRNKOVIC-FRIIS L. Generative choreography using deep learning [J]. ArXiv Preprint, 2016, ArXiv:1605.06921.
- [9] TANG T, JIA J, MAO H. Dance with melody: An LSTM-autoencoder approach to music-oriented dance synthesis[C]. 2018 ACM Multimedia Conference on Multimedia Conference-MM'18. Seoul, Republic of Korea: ACM Press, 2018: 1598-1606.
- [10] SHLIZERMAN E, DERY L, SCHOEN H, et al. Audio to body dynamics [C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern

- Recognition, Salt Lake City, UT; IEEE, 2018; 7574-7583.
- [11] YALTA N, WATANABE S, NAKADAI K, et al. Weakly-supervised deep recurrent neural networks for basic dance step generation [C]. 2019 International Joint Conference on Neural Networks, 2019: 1-8.
- [12] LI J, YIN Y, CHU H, et al. Learning to generate diverse dance motions with transformer [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2008.08171.
- [13] HUANG R, HU H, WU W, et al. Dance revolution: Long-term dance generation with music via curriculum learning [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2006.06119.
- [14] 刘文彪, 段礼祥, 耿帆, 等. 基于 CNN-BLSTM 网络的轴承性能退化预测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 80-86.
- [15] 陶辅泽, 胡佳成, 施玉书, 等. 基于 LSTM 的矩形纳米光栅 AFM 图像复原方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 50-57.
- [16] ZHUANG W, WANG C, XIA S, et al. Music2Dance: DanceNet for music-driven dance generation [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2002.03761.
- [17] YAN S, XIONG Y, LIN D. Spatial temporal graph convolutional networks for skeleton-based action recognition [J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv: 1801.07455.
- [18] LI M, CHEN S, CHEN X, et al. Actional-structural graph convolutional networks for skeleton-based action recognition [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019; 3595-3603.
- [19] SHI L, ZHANG Y, CHENG J, et al. Skeleton-based action recognition with directed graph neural networks [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019; 7912-7921.
- [20] REN X, LI H, HUANG Z, et al. Self-supervised dance video synthesis conditioned on music [C]. Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia, 2020; 46-54.
- [21] FERREIRA J P, COUTINHO T M, GOMES T L, et al. Learning to dance: A graph convolutional adversarial network to generate realistic dance motions from audio [J]. Computers & Graphics, 2021, 94: 11-21.
- [22] AYTAR Y, VONDRICK C, TORRALBA A. SoundNet: Learning sound representations from unlabeled video [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 29, 2016: 892-900.
- [23] MCFEE B, RAFFEL C, LIANG D, et al. librosa: Audio and music signal analysis in python [C]. Proceedings of the 14th Python in Science Conference, 2015, 8: 18-24.
- [24] LEE H Y, YANG X, LIU M Y, et al. Dancing to music [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2019; 3586-3596.

作者简介

黄东晋, 副教授, 主要研究方向为虚拟现实、计算机图形学、数字影视技术等。

E-mail: djhuang@shu.edu.cn

陈一楠, 硕士研究生, 主要研究方向为虚拟现实、智能舞蹈编排。

E-mail: ynnanchen@163.com

李贞妍, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: lizhenyanny@163.com