

基于神经网络的角色运动合成研究进展

王 鑫^{1,2} 孟浩浩^{1,2} 姜小涛^{1,2} 陈胜勇^{1,3} 孙凌云^{4,5}

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)¹

(浙江省可视媒体智能处理技术研究重点实验室 杭州 310023)²

(天津理工大学计算机科学与工程学院 天津 300384)³ (浙江大学现代工业设计研究院 杭州 310058)⁴

(浙江大学国际设计研究院 杭州 310058)⁵

摘 要 在角色运动数据集上,运用神经网络技术进行运动合成是当前计算机图形学领域中的一项重要研究。该研究旨在通过神经网络技术生成自然、逼真度较高的角色运动。在对相关研究工作进行分析 and 总结的基础上,对运动模型的构建、运动交互和运动风格化等领域的研究进展进行了介绍;详细阐述了基于运动捕捉数据,利用数据驱动技术、交互式控制方法和 ERD,CAE,MAR 等网络模型,动态地对角色进行运动建模、运动合成、交互式运动控制,同时为了合成更高质量的角色运动,对运动动画进行风格化等处理;以神经网络技术为着眼点,串联角色运动合成中的各个环节,并结合实际应用,针对当前研究工作面临的难点提出一些可继续深入探索的问题。

关键词 角色运动合成,神经网络,数据驱动,交互式角色控制,风格编辑

中图法分类号 TP311 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.09.003

Survey on Character Motion Synthesis Based on Neural Network

WANG Xin^{1,2} MENG Hao-hao^{1,2} JIANG Xiao-tao^{1,2} CHEN Sheng-yong^{1,3} SUN Ling-yun^{4,5}

(College of Computer Science and Technology,Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(Key Laboratory of Visual Media Intelligent Process Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 310023, China)²

(College of Computer Science and Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)³

(Modern Industrial Design Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)⁴

(International Design Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)⁵

Abstract The application of neural network technology to character motion synthesis on human motion data sets is an important research content in the field of computer graphics. This study aims to generate naturally realistic character motion using neural networks through data-driven technology. Based on the analysis and summary of related research work, this paper introduced the research progress in the fields of motion model construction, motion interaction and motion stylization and so on. Based on the motion capture data, by using data-driven technology, interactive control methods and network models such as ERD, CAE and MAR, the character was dynamically modeled, synthesized and controlled by interactive motion, and in order to generate higher quality character motions, motion animation and other content were stylized. In this paper, taking neural network technology as the focal point, various study works of the character motion synthesis were connected. Combined with the practical applications and difficulties faced in the current research work, this paper suggested some problems that can be further studied.

Keywords Character motion synthesis, Neural network, Data driven, Interactive character control, Style editing

角色运动合成是计算机图形学和计算机动画领域的一项重要研究内容,旨在通过计算机技术驱动虚拟角色运动,合成满足物理运动规律、自然且逼真度较高的角色运动动画。文献[1-2]对该技术在国内外的研究做了详细的归纳和分析,但

合成角色运动仍然面临着很大的困难^[3]。首先,由于角色肢体结构复杂,自由度较大,因此数据的维度较高;其次,由于角色在运动过程中不仅姿态类型多,如跑步、走路、跳跃、攀爬、翻转等,而且要与外部环境交互,同时还需要较强的运动表现

到稿日期:2018-11-14 返修日期:2019-01-03 本文受国家自然科学基金(61303142,61004116,61672451,U1509207),浙江省自然科学基金(Y1110882)资助。

王 鑫(1984—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为计算机视觉、计算机图形学,E-mail:xinw@zjut.edu.cn(通信作者);孟浩浩(1993—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学;姜小涛(1992—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学;陈胜勇(1973—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、图像分析与处理、机器人智能技术;孙凌云(1981—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能、设计智能、信息与交互设计。

力,因此需要提高角色运动的可控性和对外部环境的适应性。相比传统方法,神经网络技术的优势是在大数据样本空间下对数据分布的拟合精度有显著的提高;传统研究方法很难做到对运动时序和运动特征的兼顾,而深层神经网络技术能够有效地处理人体运动数据这类维数高且在时间和空间两个维度都具有较大相关性的数据。目前,相关研究者已将深层神经网络理论用于数据驱动的角色运动合成研究中。

本文对深层神经网络技术在角色运动合成中的相关研究进行了梳理和总结,并对各研究内容进行了简要分析;以深层神经网络技术为中心,分别论述了各相关研究内容在角色运动合成中的应用情况,方便理解神经网络技术是怎样应用于运动合成的,以及选择该技术用于运动合成的原因。

1 基于神经网络的角色运动合成的流程

基于神经网络的角色运动合成主要包括两个部分:神经网络模型的训练和基于模型的运动合成。然而,很多文献并未对两者进行区分,这是因为不同的研究者对基于神经网络的角色运动合成的内部结构划分的理解不同。为了便于理解如何利用神经网络进行角色运动的合成,本文对这两部分进行了区分。

神经网络模型通常由运动数据的深度学习和基于数据驱动的运动合成组成。基于模型的运动合成是在网络模型训练完成的基础上,由用户输入等交互式角色控制和角色运动风格编辑等模块组成的。各个模块之间的关系,以及它们在角色运动合成过程中所处的位置如图 1 所示。

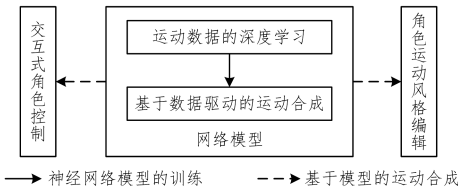


图 1 基于神经网络的角色运动合成的流程

2 运动数据的深度学习

基于深度学习的技术是目前图像处理和语音识别领域的最新技术^[4],主要研究分支有卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)和循环神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)。CNN 对图像进行多次卷积操作以提取不同的特征,而 RNN 非常适合于序列数据的处理。在应用深度学习技术处理图像问题时,对图像的二维数据向量化后将其作为神经网络的输入数据;而运动捕获数据一般是 BVH 类型的数据,该类型的数据是将角色肢体抽象为若干骨骼节点,理论上把这些节点数据向量化是完全可行的。同时,由于角色前后的运动姿态具有很大的关联性和时序性,为了更好地描述角色运动的过程,通常会将一个运动姿态的前后 5 个或更多个姿态联合起来作为一个运动姿态的运动输入。

神经网络分析表征信息的能力与数据样本量正相关^[5],而角色动画的目标是将数据驱动的行为规范与能够在物理模拟中执行类似行为的系统相结合^[6]。生成对抗式网络

(Generative Adversarial Networks, GAN)^[7-9]能非常好地学习数据集中的特征。Bengio 等^[10]将学习依赖于激活策略的问题转换为强化学习问题。Fu 等^[11]提出了一种完全基于判别探索检测算法的模型来训练分类器,以区分每个被访问的状态。

神经网络技术在运动仿真^[12]等领域中的应用吸引了相关研究者的兴趣,CMU 运动捕捉数据库是该领域最常用的基准运动数据库。Allen 等^[13]使用 NEAT 算法构建了一个可以自动优化的神经网络系统对运动数据进行建模。Tan 等^[14]应用文献[13]中的方法,通过样条函数和神经网络对不同数据进行参数化,并使用策略搜索来学习最优的网络拓扑结构。Mordatch 等^[15]应用循环神经网络训练运动数据集,进而学习最佳的反馈控制策略^[16]。Du 等^[17]借鉴了文献[15]的思想,使用大型运动数据集构建分层 RNN,并实现了很高的运动识别率。Holden 等^[18-20]利用卷积自动编码器对运动捕捉数据进行编码,将运动数据集视为一个概率分布,使用测地线距离计算运动数据间的相似性,结果表明其在诸如运动检索、分类等任务中取得了良好的学习表示效果。

3 基于数据驱动的运动合成

基于数据驱动的运动合成由于可扩展性和运行效率较高^[21],得到了众多计算机动画和机器学习领域研究人员的关注。运动合成过程的输出是一系列的运动数据帧,由运动数据帧构建起连续的运动动画。Mittelman 等^[22]提出了一种循环时序受限玻尔兹曼机(Recurrent Temporal Restricted Boltzman Machine, RTRBM)模型,该模型假定数据可见单元和隐藏单元之间具有全连通性,进而揭示数据间重要的依赖关系。神经网络技术主要应用于在运动数据帧合成环节,通过对原始运动数据对齐并设置标签,把预处理后的数据向量化,并将向量化结果作为神经网络的输入进行编码,学习网络权重。编码-循环-解码(Encoder Recurrent Decoder, ERD)模型^[23-24]是一种递归神经网络,如图 2 所示,它在循环层的前后加入非线性编码和解码网络,用于识别和预测角色运动的姿态。将特征表示与运动时序动态结合,该网络在潜在数据空间中使用长短时记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)模型来预测角色运动的下一个姿势。

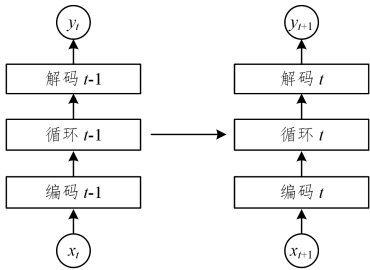


图 2 编码-循环-解码模型图

Fig. 2 Encoder-recurrent-decoder model

有效的运动数据存在于数据集的子空间中,运动流型(Motion Manifold)^[25]是一种寻找有效运动子空间的技术,它可以对数据处理任务进行重新定义。Holden 等^[18]改进卷积自编码网络的编码结构,通过卷积自编码网络对运动流形进行无监督学习,并将运动流形应用于动画搜索领域。Xia

等^[25-26]提出了一种在线学习算法,该算法可自动构建一系列局部混合自回归 (Mixtures of Auto Regressive Model, MAR) 模型,通过在运动数据集中搜索与输入姿势最接近的示例来构建本地 MAR 模型,以捕捉数据之间的复杂关系。相位函数神经网络^[19]在卷积自编码网络的基础上加入了实时控制机制,该控制机制是通过一个循环函数来实现的,将运动相位作为输入。Zhou 等^[27]提出了一种自调节回归神经网络模型,该模型可以合成风格高度复杂的运动。序列概率模型^[28]是一种预测人体运动的模型,它使用改进的生成对抗网络进行训练,用自定义损失函数作为预测角色运动的功能函数。此外,为了定量分析运动预测的质量,通过训练运动质量评估

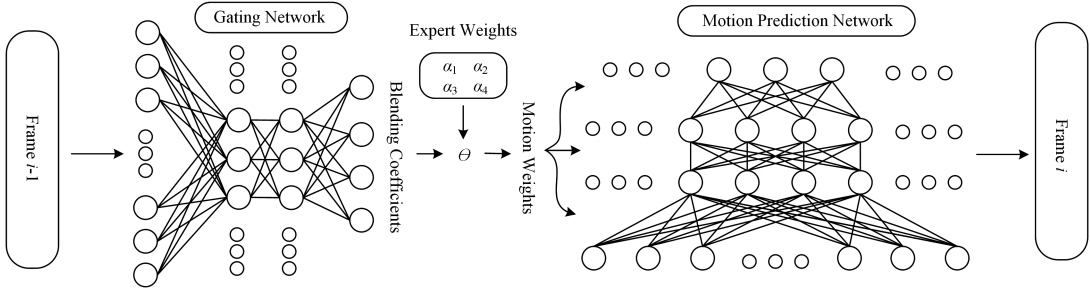


图 3 模式自适应神经网络的结构^[32]

Fig. 3 Architecture of mode-adaptive neural network^[32]

表 1 列出了上述研究工作的对比结果。由表 1 可以得出以下结论:由于数据集非常庞大,且神经网络采用分步迭代训练,因此模型的训练都是离线进行的;同时,模型由受限玻尔兹曼机发展到卷积自编码网络,网络的结构更趋复杂,模型的表现力更加强,但合成动画所需的计算资源却越来越少。

表 1 不同网络模型在角色运动合成中的应用及优缺点对比
Table 1 Application of different network models in character motion synthesis and comparison of advantages and disadvantages

方法/ 模型	训练 时间	合成 时间	内存 占用量/M	逼真性	优点	缺点
RTRBM	离线	在线	>1000	低	结构简单	计算时间长
ERD	离线	在线	约 200	一般	易于理解	生成效果不自然
CAE	离线	在线	约 125	高	扩展性强	需要高层参数控住
MAR	离线	在线	约 90	高	平衡控制	运动片段搜索困难

4 交互式角色控制

交互式角色控制是指系统与使用者可以“通信”,使得系统可以动态地生成或调整满足使用者输入约束的运动序列,使不合理的运动序列及时得到调整和修正。

4.1 人体与外界环境的交互

对于交互式角色控制,需要一个基于高级命令来产生连续运动的机制^[33]。反向强化学习使角色在模仿学习中进行类比,进而可以推导出一种无先验算法模型^[34]。Liu 等^[35]通过学习重排序调度方案,在运行时根据需要创建控制系统,该控制系统可以响应外部交互信号。基于优化^[36-37]和抽样^[38]的方法,即从最大后验估计^[39]的研究角度来探索角色控制器^[40]与外界环境的交互控制机制,是研究交互式角色控制的

模型来学习预测给定运动序列的概率。强化学习^[29-30]是通过一种模型不可知的方法来控制高维度、复杂的动态系统,但尚未显示出其可扩展到高维灵巧的运动。

相较于两足运动,四足运动更为复杂。Huang 等^[31]提出了一种异步时间扭曲方法来处理步态转换,该方法可以产生逼真和可控制的四足运动。模式自适应神经网络^[32]由运动预测网络和门控网络组成,如图 3 所示。预测网络在给定前一帧状态和用户提供的控制信号的情况下,计算当前帧的状态;门控网络通过选择和混合动态预测网络的权重来动态地更新运动状态,各个权重针对于特定的运动。此外,使用者不需要对不同的阶段进行复杂的相位标记。

常用方法。预测角色的当前状态及其与环境的关系时,需要在不同环境下评估每个状态的成本函数^[41-42]。在数据空间中使用强化学习^[43-44]可以解决这个问题,但这需要将运动划分成不同的类别,并限制每个类别的搜索范围。

Peng 等^[45]和 Liu 等^[46]展示了强化学习方法用于模拟示例动作片段的强大控制策略,其可以学习复杂的姿态修正,适应形态的变化,以完成用户指定的目标姿态,如图 4 所示。Nakada 等^[47-48]介绍了一种用于人类感知和感觉运动控制的仿生模拟框架,通过将运动模仿目标与任务目标相结合来训练在交互状态中角色的反应,这种方法使用运动编辑来定义角色的风格和外观,具有强化学习方法和基于物理的动画所提供的灵活性和通用性^[49]。

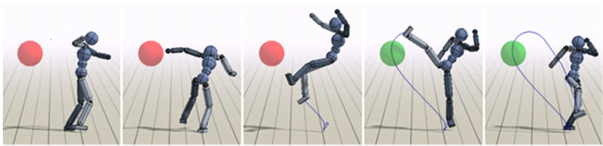


图 4 人体与球的交互示意图^[45]

Fig. 4 Human body and ball interaction diagram^[45]

虚拟环境中的角色控制可以对环境进行分析,将姿势或动作映射到新的空间中。Gupta 等^[50]制作出各种姿势来代表人物状态,并将其融入由照片构建的虚拟曼哈顿世界中。Kim 等^[51]使用角色对象的各种特征来使角色适应不同的形状,对运动数据特征进行分析^[52],进而生成可用于合成新场景的运动模型。Kapadia 等^[53]在运动过程中估计身体与环境之间的接触状态,并利用它们将人体运动拟合到虚拟环境中,如图 5 所示。这类方法只适用于静态姿势的处理,不能处理动态场景下的角色交互。为使动画更加真实可信,必须考虑运动动作之间的平滑性和连接性。



图 5 人体与环境间的接触序列示意图^[53]

Fig. 5 Human and environment contact sequences^[53]

4.2 用户输入到潜变量映射

在许多情况下,深度学习领域的研究者更倾向于将场景参数或语义^[54]映射到潜在变量,以供用户在合成过程中使用。人脸图像的视点和光照条件可以映射到变分自动编码器上的隐藏单元^[55]。Kapadia 等^[53]提出了一个乘法网络,其可将潜在变量直接参数化成神经网络的权重。Choid 等^[56]通过引入素描空间的概念,解决了一系列与未知 3D 姿势相关的投影约束的运动问题。Holden 等^[19]采用脚步触地模型,将运动路径参数转换为时间序列,然后将时间序列编码映射到神经网络的输入层,如图 6 所示。

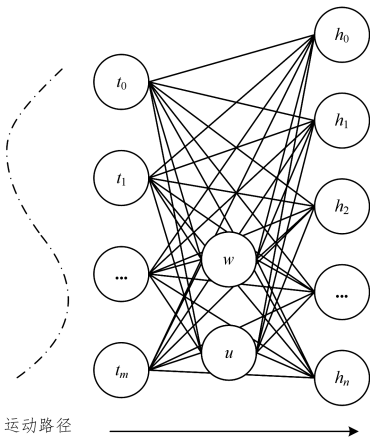


图 6 路径参数映射示意图

Fig. 6 Mapping diagram of path parameter

Neff 等^[57]开发了一套用于调整运动连续性、幅度和范围的工具,通过引入交错姿势的概念^[58],允许用户采用样条线和位移贴图的方式来定位协调运动特征和运动建模细节,从而表示采样运动。Guay 等^[59]扩展了文献^[57]的研究方案,提出角色动画的时空素描方法,通过添加动力学特征,在连续的行动之间进行插值,进而找出通过用户草图创建的角色动作与时间序列的关系。

5 角色运动风格的编辑

风格迁移^[60-61]是合成风格化运动的一种解决方案,它通过计算示例运动之间的差异来编辑运动风格,通过将提取的风格特征和内容特征重新组合来完成运动风格的迁移,如图 7 所示。Gatys 等^[62-63]利用神经网络分离和重组任意图像的内容和风格,从而生成高感知质量的图像。将角色运动中“内容”和“风格”的空间模型转化为隐马尔可夫模型的参数化集合^[64]是一种很有趣的尝试。最近,Min 等^[65]将这种想法扩

展到对人体运动风格和内容的建模上,他们使用预先标记运动数据的大型语料库来构建多线性运动模型,该模型通过记录多个角色的运动数据,来为特定动作执行相应的运动风格,以准确地模拟同一动作中“风格”和“内容”的变化。

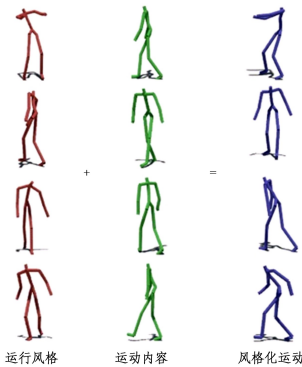


图 7 运动风格化示意图

Fig. 7 Motion stylization

基于数据驱动的风格编辑是通过构建运动统计模型来解释由单一因素或多种因素引起的运动变化。线性时不变系统^[61]是通过分析输入和输出样式中相同内容的差异来学习运动风格间的转换规则,以实现两种不同运动风格的转换。Ikemoto 等^[60]使用运动高斯过程模型来预测运动序列的下一帧,并将示例运动中的风格编辑技术迁移到整个运动序列中。Xia 等^[26]通过模拟示例运动之间的风格差异,同时引入局部回归模型预测输出运动的姿态,来捕捉运动风格之间的复杂关系。该模型用简单的线性变换来调整当前的运动姿态,可将运动序列从一种风格转移到另一种风格。Holden 等^[66]使用卷积自编码网络学习不同风格运动之间的映射关系,进而合成新的运动序列。该方法相比其他方法有很多优势:首先,它只需要一个示范运动来表示运动风格,而不是相应地剪辑数据库;其次,它不需要在运动内容和风格剪辑之间进行数据对齐,而是通过对运动序列的所有帧进行格拉姆矩阵计算后取平均值来编辑运动风格。

结束语 本文对基于数据驱动的神经网络技术在角色运动合成过程中的研究进行了全面分析,包括数据特征学习、网络模型构建和训练、交互式控制以及运动风格化等。在运动合成研究领域,神经网络技术展现出了极大的优势,但作为运动合成领域中一种新的研究方法,其仍处于发展之中,还有很多问题值得进一步研究。

(1)高层参数是描述角色运动的抽象参数,如语义参数描述角色运动的状态。如何降低高层输入参数的模糊性,从而产生更高质量的运动,是一个值得研究的方向。

(2)简单有效的交互控制。如何简单有效地描述角色运动和外部环境之间的复杂交互关系,也是一项具有挑战性的研究内容。

(3)多种网络模型的融合。单一网络模型能够很好地处理某一特定问题,但对其他问题的表现较差。如何结合不同网络模型的优点来提升角色运动合成的质量,是一个值得研究的方向。

(4)多角色间的动态交互。群体角色在实际场景中更具普遍性,如何利用神经网络技术合成自然、流畅的多角色交互运动也是一项值得关注的研究内容。

尽管基于神经网络的角色运动合成研究还存在许多问题,但它仍对运动合成领域产生了很大的影响,相信在未来的几年内该领域的研究会更加成熟。

参 考 文 献

- [1] GUO S, SOUTHERN R, CHANG J, et al. Adaptive motion synthesis for virtual characters: a survey[J]. The Visual Computer, 2015, 31(5): 497-512.
- [2] WANG X, CHEN Q, WANG W. 3D Human Motion Editing and Synthesis: A Survey[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2014, 2014(3): 104535.
- [3] LIU G D, PANG Z G, CHENG X, et al. A Survey on Machine Learning in the Synthesis of Human Motions[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2010, 22(9): 1619-1627. (in Chinese)
刘更代, 潘志庚, 程熙, 等. 人体运动合成中的机器学习技术综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(9): 1619-1627.
- [4] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25(2): 1097-1105.
- [5] SHAZEER N, MIRHOSEINI A, MAZIARZ K, et al. Outrageously large neural networks: The sparsely-gated mixture-of-experts layer[J]. arXiv: 1701. 06538, 2017.
- [6] PENG X B, ABBEEL P, LEVINE S, et al. DeepMimic: Example-Guided Deep Reinforcement Learning of Physics-Based Character Skills[J]. arXiv: 1804. 02717, 2018.
- [7] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C] // International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, Montreal, Canada, 2014: 2672-2680.
- [8] GENG J, SHAO T, ZHENG Y, et al. Warp-guided GANs for single-photo facial animation[C] // SIGGRAPH Asia 2018 Technical Papers. ACM, Tokyo, Japan, 2018: 231.
- [9] KELLY T, GUERRERO P, STEED A, et al. FrankenGAN: Guided Detail Synthesis for Building Mass-Models Using Style-Synchronized GANs[J]. arXiv: 1806. 07179, 2018.
- [10] BENGIO E, BACON P L, PINEAU J, et al. Conditional computation in neural networks for faster models[J]. arXiv: 1511. 06297, 2015.
- [11] FU J, CO-REYES J, LEVINE S. Ex2: Exploration with exemplar models for deep reinforcement learning[C] // Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA, 2017: 2577-2587.
- [12] ZHAO J J, WEI Y, XIA S H, et al. Survey of Physics-Based Character Animation [J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(12): 2866-2878. (in Chinese)
赵建军, 魏毅, 夏时洪, 等. 基于物理的角色动画合成方法综述[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(12): 2866-2878.
- [13] ALLEN B F, FALOUTSOS P. Evolved Controllers for Simulated Locomotion [C] // International Workshop on Motion in Games. Springer-Verlag, 2009: 219-230.
- [14] TAN J, GU Y, LIU C K, et al. Learning bicycle stunts[J]. Acm Transactions on Graphics, 2014, 33(4): 50.
- [15] MORDATCH I, LOWREY K, ANDREW G, et al. Interactive control of diverse complex characters with neural networks[C] // Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA, 2015: 3132-3140.
- [16] LEVINE S, KOLTUN V. Learning Complex Neural Network Policies with Trajectory Optimization[C] // International Conference on Machine Learning. Beijing, China, 2014: 829-837.
- [17] DU Y, WANG W, WANG L. Hierarchical recurrent neural network for skeleton based action recognition[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA, 2015: 1110-1118.
- [18] HOLDEN D, SAITO J, KOMURA T, et al. Learning motion manifolds with convolutional autoencoders[C] // SIGGRAPH Asia 2015 Technical Briefs. Kobe, Japan, 2015: 18.
- [19] HOLDEN D, KOMURA T, SAITO J. Phase-functioned neural networks for character control[J]. Acm Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 1-13.
- [20] HOLDEN D, SAITO J, KOMURA T. A deep learning framework for character motion synthesis and editing[J]. Acm Transactions on Graphics, 2016, 35(4): 1-11.
- [21] XIA S H, WEI Y, WANG Z Q. A Survey of Physics-Based Human Motion Simulation[J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(8): 1354-1361. (in Chinese)
夏时洪, 魏毅, 王兆其. 人体运动仿真综述[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(8): 1354-1361.
- [22] MITTELMAN R, KUIPERS B, SAVARESE S, et al. Structured recurrent temporal restricted boltzmann machines[C] // International Conference on Machine Learning. JMLR. org, 2014: II-1647.
- [23] FRAGKIADAKI K, LEVINE S, FELSEN P, et al. Recurrent network models for human dynamics[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. San Diego, USA, 2015: 4346-4354.
- [24] SAITO S, HU L, MA C, et al. 3D hair synthesis using volumetric variational autoencoders[C] // SIGGRAPH Asia 2018 Technical Papers. Tokyo, Japan, 2018: 208.
- [25] CHU M, THUREY N. Data-driven synthesis of smoke flows with CNN-based feature descriptors[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2017, 36(4): 69.
- [26] XIA S, WANG C, CHAI J, et al. Realtime style transfer for unlabeled heterogeneous human motion[J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(4): 1-10.
- [27] LI Z, ZHOU Y, XIAO S, et al. Auto-conditioned recurrent networks for extended complex human motion synthesis[J]. arXiv: 1707. 05363, 2017.
- [28] BARSOUM E, KENDER J, LIU Z. HP-GAN: Probabilistic 3D human motion prediction via GAN [J]. arXiv: 1711. 09561, 2017.
- [29] RAJESWARAN A, KUMAR V, GUPTA A, et al. Learning complex dexterous manipulation with deep reinforcement learning and demonstrations[J]. arXiv: 1709. 10087, 2017.
- [30] MA P, TIAN Y, PAN Z, et al. Fluid directed rigid body control using deep reinforcement learning [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2018, 37(4): 96.
- [31] HUANG T C, HUANG Y J, LIN W C. Real-time horse gait synthesis[J]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2013, 24(2): 87-95.
- [32] ZHANG H, STARKE S, KOMURA T, et al. Mode-adaptive neural networks for quadruped motion control[J]. ACM Tran-

- sactions on Graphics (TOG), 2018, 37(4):145.
- [33] LEE K, LEE S, LEE J. Interactive character animation by learning multi-objective control[C]//SIGGRAPH Asia 2018 Technical Papers. Tokyo, Japan, 2018:180.
- [34] HO J, ERMON S. Generative adversarial imitation learning [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Barcelona, Spain, 2016:4565-4573.
- [35] LIU L, HODGINS J. Learning to schedule control fragments for physics-based characters using deep q-learning[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2017, 36(3):29.
- [36] LAU M, KUFFNER J J. Behavior planning for character animation[C]//ACM Siggraph/eurographics Symposium on Computer Animation. Los Angeles, USA, 2005:271-280.
- [37] SAFONOVA A, HODGINS J K. Construction and optimal search of interpolated motion graphs[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3):106.
- [38] LIU L, YIN K K, VAN DE PANNE M, et al. Sampling-based contact-rich motion control[C]//ACM Transactions on Graphics (TOG). New York, USA, 2010, 29(4):128.
- [39] MIN J, CHAI J. Motion graphs++: a compact generative model for semantic motion analysis and synthesis[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2012, 31(6):153.
- [40] HWANG J, KIM J, SUH I H, et al. Real-time Locomotion Controller using an Inverted-Pendulum-based Abstract Model[J]. Computer Graphics Forum, 2018, 37(2):287-296.
- [41] RAJESWARAN A, GHOTRA S, RAVINDRAN B, et al. Eopt: Learning robust neural network policies using model ensembles[J]. arXiv:1610.01283, 2016.
- [42] SU W, DU D, YANG X, et al. Interactive sketch-based normal map generation with deep neural networks[J]. Proceedings of the ACM on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2018, 1(1):22.
- [43] LEVINE S, WANG J M, HARAUX A, et al. Continuous character control with low-dimensional embeddings[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2012, 31(4):28.
- [44] CLEGG A, YU W, TAN J, et al. Learning to dress: synthesizing human dressing motion via deep reinforcement learning[C]//SIGGRAPH Asia 2018 Technical Papers. Tokyo, Japan, 2018:179.
- [45] PENG X B, BERSETH G, VAN DE PANNE M. Terrain-adaptive locomotion skills using deep reinforcement learning[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2016, 35(4):81.
- [46] LIU L, HODGINS J. Learning basketball dribbling skills using trajectory optimization and deep reinforcement learning[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2018, 37(4):142.
- [47] NAKADA M, CHEN H, TERZOPOULOS D. Learning Biometric Perception for Human Sensorimotor Control[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Salt Lake City, USA, 2018:1917-1922.
- [48] NAKADA M, ZHOU T, CHEN H, et al. Deep learning of biomimetic sensorimotor control for biomechanical human animation[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2018, 37(4):56.
- [49] NAIR A, MCGREW B, ANDRYCHOWICZ M, et al. Overcoming exploration in reinforcement learning with demonstrations[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, Brisbane, Australis, 2018:6292-6299.
- [50] GUPTA A, SATKIN S, EFROS A A, et al. From 3d scene geometry to human workspace[C]//2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2011:1961-1968.
- [51] KIM V G, CHAUDHURI S, GUIBAS L, et al. Shape2pose: Human-centric shape analysis[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2014, 33(4):120.
- [52] SAVVA M, CHANG A X, Hanrahan P, et al. PiGraphs: learning interaction snapshots from observations[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2016, 35(4):139.
- [53] KAPADIA M, XU X H, NITTI M, et al. Precision: Precomputing environment semantics for contact-rich character animation[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games. ACM, 2016:29-37.
- [54] CHANG X, HOSPEDALES T M, XIANG T. Multi-level factorisation net for person re-identification[C]//CVPR. Salt Lake City, USA, 2018:2.
- [55] KULKARNI T D, WHITNEY W F, KOHLI P, et al. Deep convolutional inverse graphics network[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA, 2015:2539-2547.
- [56] CHOI B, LEWIS J P, SEOL Y, et al. SketchiMo: sketch-based motion editing for articulated characters[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2016, 35(4):146.
- [57] NEFF M, FIUME E. Aesthetic edits for character animation [C]//Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation. San Diego, California: ACM, 2003.
- [58] COLEMAN P, BIBLIOWICZ J, SINGH K, et al. Staggered poses: a character motion representation for detail-preserving editing of pose and coordinated timing[C]//Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Computer Animation, SCA 2008. Dublin, Ireland, DBLP, 2008:137-146.
- [59] GUAY M, GLEICHER M, CANI M P. Adding dynamics to sketch-based character animations[C]//Sketch-Based Interfaces and Modeling. 2015:27-34.
- [60] IKEMOTO L, ARIKAN O, FORSYTH D. Generalizing motion edits with Gaussian processes[J]. Acm Transactions on Graphics, 2009, 28(1):1-12.
- [61] HSU E, PULLI K. Style translation for human motion[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2005, 24(3):1082-1089.
- [62] GATYS L A, ECKER S, BETHGE M. A neural algorithm of artistic style[J]. arXiv:1508.06576, 2015.
- [63] GATYS L A, ECKER A S, BETHGE M. Image style transfer using convolutional neural networks[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, USA, 2016:2414-2423.
- [64] BRAND M, HERTZMANN A. Style machines [C]//Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 2000:183-192.
- [65] MIN J, LIU H, CHAI J. Synthesis and editing of personalized stylistic human motion [C]//Symposium on Interactive 3d Graphics (Si3d 2010). Washington, DC, USA, DBLP, 2010:39-46.
- [66] HOLDEN D, HABIBIE I, KUSAJIMA I, et al. Fast Neural Style Transfer for Motion Data[J]. IEEE computer graphics and applications, 2017, 37(4):42-49.