

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905822

基于条件生成对抗网络的人体步态生成^{*}

吴晓光¹, 邓文强¹, 牛小辰², 贾哲恒¹, 刘绍维¹

(1. 燕山大学电气工程学院 河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004;

2. 秦皇岛职业技术学院 秦皇岛 066100)

摘要:针对人体个性化步态生成研究中的生成目标单一、个性化特征刻画不全面等问题,提出一种基于条件生成对抗网络的人体个性化步态生成方法。首先,将全身共51个关节角作为生成目标;其次,根据个体参数、行走速度、关节构成和协同关系等行走特征,建立数据标签并构成条件信息;再次,利用条件生成对抗网络模拟人体步态形成过程;最后,通过调整条件信息生成具有不同行走特征的个性化步态。经实验分析,该方法生成的个性化步态与真实行走数据的相关系数高于0.98,平均绝对偏差小于0.08 rad,阈值绝对偏差在5%以下,且步态稳定性判据结果均处于稳定区间内。实验结果表明,该方法能够有效生成对应不同行走特征的个性化步态,同相似研究相比,对行走特征的刻画更全面,生成步态具有更好的整体性。

关键词:条件生成对抗网络;人体步态形成;个性化步态特征;步态稳定性判据

中图分类号:TP242 TH701 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:**510.80

Gait generation of human based on the conditional generative adversarial networks

Wu Xiaoguang¹, Deng Wenqiang¹, Niu Xiaochen², Jia Zheheng¹, Liu Shaowei¹

(1. Key Lab of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province, Institute of Electric Engineering,

Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Qinhuangdao Vocational and Technical

College, Qinhuangdao 066100, China)

Abstract: To solve the problems of single target generation and incomplete characterization of personalized features in the study of human personalized gait generation, this paper proposes a method of human personalized gait generation based on the conditional generative adversarial networks. Firstly, a total of 51 joint angles of the whole body are set as pre-processing targets. Secondly, according to the walking parameters such as individual parameters, walking speed, joint composition and synergy relationship, data are labelled and condition information is constructed. Then, the human gait formation process is simulated by the conditional generation confrontation networks. Finally, the personalized gait with different walking characteristics is generated by adjusting the condition information. Through experimental analysis, the correlation coefficient between the personalized gait generated by the method and the real personalized walking data is larger than 0.98, the average absolute deviation is less than 0.08 rad, the absolute deviation of the threshold is below 5%, and the gait stability criterion results are within the stability interval. Experimental results show that the method can effectively generate personalized gait corresponding to different walking characteristics. Compared with similar researches, the walking features are more comprehensive and have better integrity.

Keywords: conditional generative adversarial network; human gait formation; personalized gait characteristics; gait stability criterion

0 引言

近年来,康复辅助设备被广泛应用于行走障碍的辅

助训练中^[1],如 Lokomat^[2]等。然而,大部分康复设备仅能提供简单的步行辅助,其预设的训练步态难以准确刻画不同个体的行走特征,无法满足更高的个性化要求,甚至在被动训练模式^[3]的某些特殊情况下可能给病患带来

收稿日期:2019-11-17 Received Date:2019-11-17

^{*} 基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(61503325),中国博士后科学基金(2015M581316)项目资助

二次损伤。

为解决训练步态无法满足个性化康复训练需求等问题,国内外学者相继开展了有关个性化训练步态生成方法的研究。Zhu 等^[4]针对步态个性化需求,提出了训练步态和康复机构的定制设计理念;Lim 等^[5]根据运动捕捉实验的分析结果,提出了利用行走步态参数描述个体差异,生成个性化步态的设想。在此基础上,Luu 等^[6]利用多层感知机分别建立了髋、膝、踝 3 个关节的运动轨迹生成模型;陈贵亮等^[7]基于高斯过程回归模型,建立了髋、膝运动轨迹生成模型;Ferreira 等^[8]利用人工神经网络等计算机智能技术,建立了人体膝关节运动轨迹生成模型。上述生成模型以个体参数差异为出发点,初步实现了个性化步态生成,对发展个性化康复训练具有促进作用。

然而,上述研究中的个性化步态生成实验仍存在以下不足^[9]:1) 研究对象局限于单个或局部关节,缺乏对关节耦合关系和运动整体协调性的综合考量;2) 仅依靠步态参数差异,难以准确刻画人体的行走特征。

此外,根据印随理论^[10]和动作发展理论^[11]可知,幼儿在学习行走的过程中,首先观察周围环境中的行走动作,然后其动作生成系统和感知反馈系统通过不断地生成、对比和调整,实现相互的促进和成长,最终形成具有自身个性化特征的行走步态。该过程与条件式生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)^[12]中的对抗训练过程极为相似。且 CGAN 可以通过设定条件信息有效区分不同的样本特征,同时对多个不同的数据样本进行学习和生成^[13],恰好可以弥补上述不足。

因此,本文立足于人体步态形成过程,针对上述不足,提出基于 CGAN 的步态生成方法。首先,本文选取人体 51 个关节角度作为研究对象,并通过设定条件信息的方式区分不同个体行走特征;其次,以 CGAN 对抗训练的方式模拟个性化步态形成过程,实现生成步态对不同个体行走特征的准确刻画;最终,通过基于人体平衡感知原理的步态稳定性判据,研究生成步态的整体协调性,探讨其是否满足自然、柔顺和稳定的要求。通过该项研究,以期获得一种可以准确刻画不同人体行走特征的个性化步态生成方法,为个性化康复训练的实现提供理论支撑。

1 人体运动仿真模型与步态稳定性判据

1.1 人体运动仿真模型

本文研究数据来源于卡耐基·梅隆大学(CMU)图形实验室的运动捕捉数据集,该数据集采集精度高,数据类型丰富,被广泛应用于各类人体运动研究中^[14]。根据 CMU 运动数据结构和人体解剖学结构^[15]建立人体简化模型。该模型由 20 个关节点连接 24 个体段构成。并依据中国成年人人体惯性参数国家标准(GB/T 17245 -

2004)^[16]确定模型中各体段的质量与质心位置。人体体段划分如图 1(a)所示,运动仿真模型如图 1(b)所示。

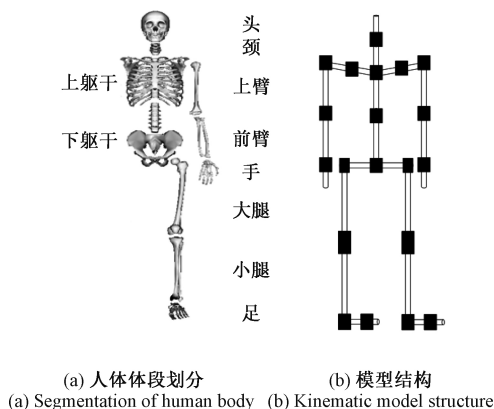


图1 人体运动仿真模型

Fig.1 Simulation model of human motion

基于人体仿真模型,利用连杆坐标描述(DenavitHartenberg, D-H)^[17]对运动数据进行正运动学解算,得到的运动姿态如图 2 所示。

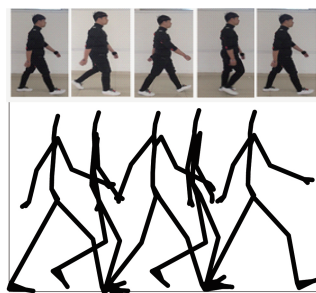


图2 人体姿态解算结果

Fig.2 Calculation result of human posture

从图 2 中人体真实行走姿态与解算姿态的对比可知,通过正运动学解算得到的各关节运动轨迹,可还原为完整的人体行走姿态。因此将该模型用于生成步态的解算与还原,有利于对生成步态进行整体性分析。

1.2 人体步态稳定性判据

人体行走时关节动作的协调程度直接影响到行走步态的稳定性,因此采用作者前期成果^[18]对生成步态的稳定性进行分析,进而反映其整体协调性。

根据前庭系统平衡感知原理^[18],构建多参数融合的综合步态稳定性判据,并得出稳定步态的判据区间为 0.02~0.03^[18],计算公式如下。

$$M = a (AM - X)^2 + b (A - Y)^2 + c (ZC - Z)^2 \quad (1)$$

式中:AM 为矢状面内质心角动量;A 为前向加速度;ZC 为零力矩点(zero moment point, ZMP)^[19]与中心力矩点(centroidal moment point, CMP)^[20]的前向距离;X,Y,Z 分别为三者的均方根值;a,b,c 为经过优化的权重系数。

从CMU数据库中随机挑选4组行走步态,其判别计算结果如图3所示。

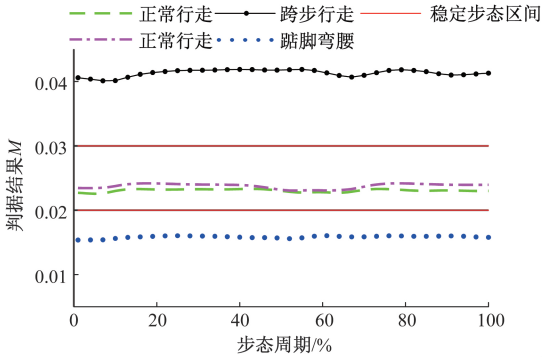


图3 真实步态数据判别结果

Fig.3 Judgement results of real gait data

由图3可知,正常行走步态处于判别划分出的0.02~0.03稳定区间内,而起伏波动较大的跨步行走步态,和着地面积小、受力不平衡的踮脚弯腰步态均处于稳定区间之外。由此看出,该判别划分的稳定步态区间,可以区分行走步态的稳定程度,因此本文采用该判别作为生成步态整体协调性的量化准则。

2 CGAN与步态生成模型搭建

2.1 CGAN原理

CGAN^[12]是在生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)^[21]的基础上提出的改进算法,原理是构建生成器G与判别器D进行对抗训练,并通过引入条件信息,避免了多类型样本时生成结果的随机性,实现对生成过程的有效引导。条件信息的引入过程如图4所示。

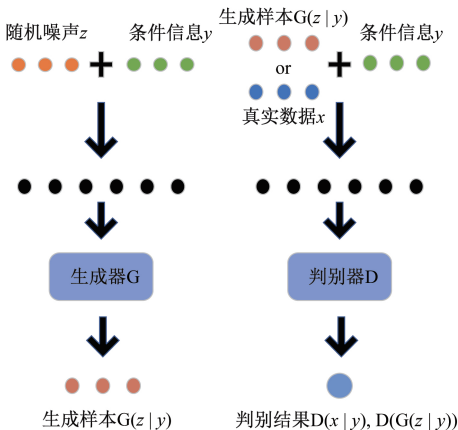


图4 条件信息导入

Fig.4 Import of conditional information

生成结果难以有效还原不同人体的实时个性化特征。通过引入条件信息 y 可以对个性化步态生成过程进行约束和引导,以期实现对不同人体实时个性化特征的准确刻画。引入条件信息 y 后,真实样本 x 的分布为 $P(x|y)$,生成样本 $G(z)$ 的分布为 $P(G(z|y))$ 。CGAN的目标函数为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = \{E_{x \sim P(\text{data}|y)} [\log D(x|y)] + E_{z \sim P(z|y)} [\log(1 - D(G(z|y)))]\} \quad (2)$$

由式(3)可以推导出损失函数为:

$$D_{\text{loss}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(x^i | y^i) + \log(1 - D(G(z^i | y^i)))] \quad (3)$$

$$G_{\text{loss}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log D(G(z^i | y^i)) \quad (4)$$

式中: m 为每组训练输入的数据量; x^i 为随机噪声信号; z^i 为真实样本; y^i 为对应步态特征的条件信息。

鉴于CGAN对于条件信息 y 的构成并无约束,本文首先根据不同个体的基本信息和行走速度建立了样本标签 T 和行走速度标签 S ,构成特征标签 (T, S) 。

在此基础上,为契合人体步行数据在时间上连续,空间上相互耦合的特点,建立关节角标签 A 用于标记不同被试共有的关节空间构成,对不同关节样本进行区分;建立步态阶段标签 P 根据不同个体特有的步态阶段划分,标记多关节在时间上的相互协同关系,从而保留不同关节样本间的同步性与连续性。将两者组合,构成基础标签 (A, P) 。

最终,基础标签 (A, P) 和特征标签 (T, S) 从个体参数、行走速度、关节构成、协同规律等多个角度,共同构成区分不同个性化步态行走特征的条件信息 $y = \{(A, P), (T, S)\}$ 。

2.2 个性化步态形成过程类比

根据印随理论^[10]和动作发展理论^[11]可知,幼儿通过观察和模仿,学习包括行走在内的各种行为,并最终发展形成自身步态,过程如图5所示。

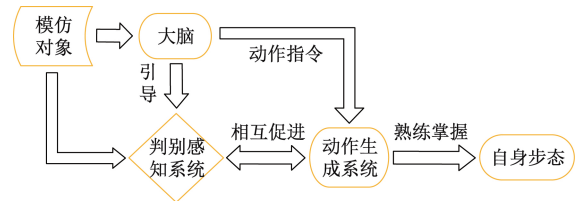


图5 人体步态形成过程

Fig.5 Formation process of human gait

1) 观察周围环境中的行走动作特征;2) 通过中枢神经控制的动作生成系统生成行走动作;3) 由感知判别系统获取反馈并结合自身特点对动作进行判断和调整;

人体的行走是一个多关节耦合的连续过程,随机的

4) 两者不断地生成、判别和调整;5) 最终,形成具有自身行走特点的行走步态。

本文将幼儿步态形成过程与对抗训练思想相融合,利用 CGAN 的生成对抗训练模拟步态形成过程,CGAN 的训练过程如图 6 所示。

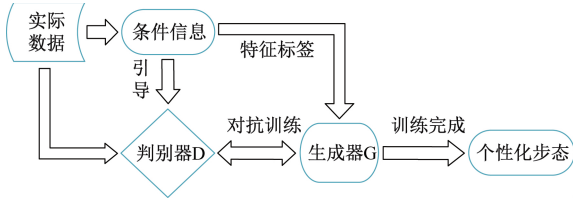


图 6 CGAN 训练过程
Fig.6 Training process of CGAN

1) 通过条件信息 y 区分具有不同行走特征的个性化步态;2) 生成器 G 生成对应运动特征的样本;3) 由判别器 D 对生成样本进行判别并根据判别结果调整生成过程;4) 两者不断地对抗训练;5) 最终生成器 G 完成对不同个性步态运动特征的准确刻画。

人体步态形成与 CGAN 对抗训练,都是基于对外在信息的模仿,进行自身的对抗提升,最终生成具有个性化特征的结果。因此,基于 CGAN 对人体步态形成进行模拟,具有可行性与合理性。

2.3 步态生成模型搭建

利用 CGAN 模拟步态形成过程,首先模仿、学习真实行走数据中各关节的变化规律,然后在训练过程中动态调整条件信息 y ,最终实现对不同个体和速度步态特征的学习。基于 CGAN 搭建的步态生成模型结构如图 7 所示。

图 7 中生成器 G 与判别器 D 均为含有两个隐藏层的全连接网络,隐藏层的激活函数为 Leaky-Relu。生成器的输入为带有条件信息的 100 维随机噪声信号,输出层激活函数为 Tanh,以保证生成样本值的大小在 $[-1, 1]$ 范围内;判别器输入为带有条件信息的生成样本和真实样本,输出层激活函数为 Sigmoid,给出接收到的数据为真实样本的概率。

步态生成模型通过给定不同个体的真实步态和相应条件信息进行训练,并在训练完成后给出对应的个性化步态生成结果。

3 数据处理与模型训练

3.1 生成目标选取

从 CMU 数据库中随机选取 4 名不同被试在平整路面下的慢速 ($0.8 \sim 1.2 \text{ m/s}$)、中速 ($1.5 \sim 1.8 \text{ m/s}$) 行走捕捉数据进行生成实验。将 4 名被试分别编号,并构造

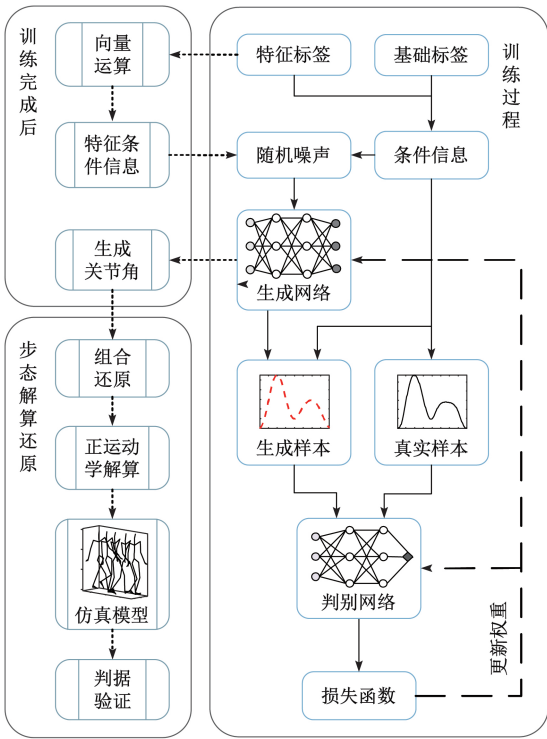


图 7 步态生成模型结构
Fig.7 Model structure of gait generation

不同的个体标签 $T = \{t_{01}, t_{02}, t_{03}, t_{04}\}$ 与速度标签 $S = \{s_{\text{slow}}, s_{\text{normal}}\}$ 。本文所使用数据标签均为 One-hot 编码形式^[22]。被试的基本信息和步态的特征标签如表 1 所示。

表 1 被试基本信息与特征标签
Table 1 Test basic information and feature tags

被试编号	性别	身高/cm	体重/kg	行走步态	特征标签
01	男	175	78	慢速行走	t_{01}, s_{slow}
				中速行走	$t_{01}, s_{\text{normal}}$
02	男	178	80	慢速行走	t_{02}, s_{slow}
				中速行走	$t_{02}, s_{\text{normal}}$
03	男	170	60	慢速行走	t_{03}, s_{slow}
				中速行走	$t_{03}, s_{\text{normal}}$
04	女	162	52	慢速行走	t_{04}, s_{slow}
				中速行走	$t_{04}, s_{\text{normal}}$

结合人体仿真模型结构,剔除运动捕捉数据中对行走过程几乎无影响的手指等关节,保留其中 51 个关节角数据作为生成目标。由于关节角数量较多,为直观展示不同被试的个性化步态差异和文中所述的数据处理过程,本文以肩、髋、膝、踝 4 个关节角为例,进行绘图和对比分析。

从 4 名被试中随机选取被试 04 实际中速步态作为目标生成步态,不纳入学习样本范围内。被试 04 的慢速步态数据和其他被试的行走数据一同输入步态生成模型进行训练。待训练完成后根据式(5)的标签向量运算调整条件信息,对目标个性化步态进行生成。并将生成结果与真实步态进行对比分析,以验证步态生成模型的生成能力。

$$(t_b, s_{\text{normal}}) - (t_a, s_{\text{slow}}) + (t_b, s_{\text{slow}}) = (t_b, s_{\text{normal}}) \quad (5)$$

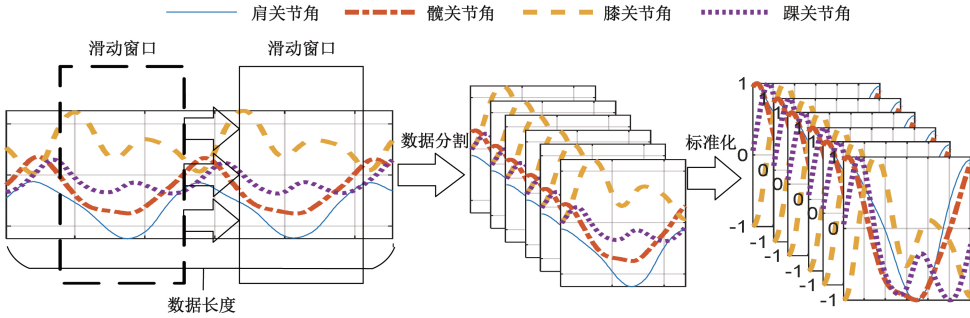


图 8 关节角数据的提取
Fig.8 Extraction of joint angle data

经过处理,一组关节运动数据的结构为 51×160 , 随后建立数据标签。

1) 统一对每组数据中 51 个关节角数据编号,建立关节角标签 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{51}\}$ 。有利于将生成样本有序还原为完整的人体行走步态,进行整体协调性分析;

2) 人体的步态周期可根据运动特征的变化划分为不同的 8 个阶段^[23],详细划分依据如图 9 所示。不同人体的步态阶段所占步态周期比例也不相同。为进一步准确刻画不同个体的个性化步态特征,本文根据分割后每组数据所在的步态阶段^[23]进行标记,建立步态周期阶段标签 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_8\}$ 。

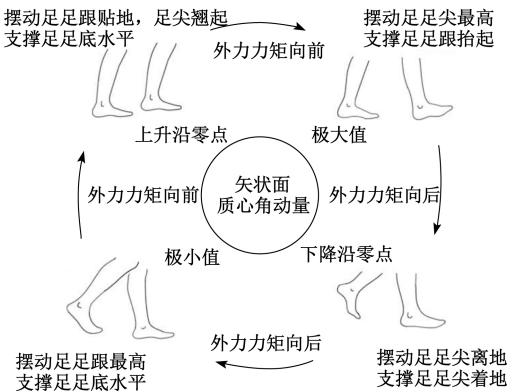


图 9 步态阶段的划分
Fig.9 Division of gait stages

式中: $a = \{01, 02, 03\}$, $b = \{04\}$ 。

3.2 数据预处理

人体行走是一个连续过程,慢速行走下的一个步态周期大约需要 150 帧(1 帧约为 0.008 3 s)数据记录。为保证学习样本具有统一的数据结构,且至少包含一个完整步态周期在内。本文构造了长度为 160 帧的滑动窗口对行走捕捉数据进行划分,并标准化至 $[-1, 1]$ 范围内,过程如图 8 所示。

3.3 模型训练

模型基于 Tensorflow 搭建,硬件配置为: Intel i3-8100, NVIDIA Geforce GTX1660。网络训练采用随机梯度下降法,使用带有超参数的 Adam 优化方法进行梯度更新,学习率设置为 0.001,超参数 β_1 设置为 0.9,每组输入的训练样本数 $m = 50$ 。对处理好的步态数据样本进行生成对抗训练。训练过程如图 10 和 11 所示。

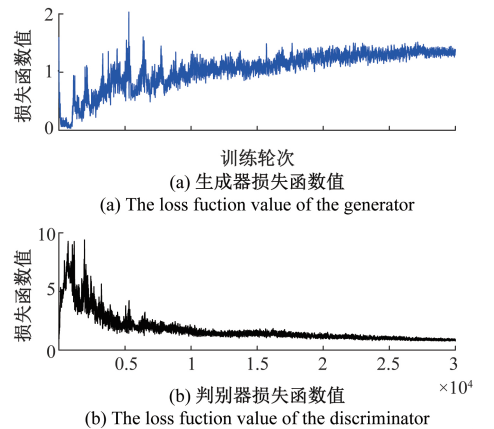


图 10 损失函数值变化
Fig.10 Change of the loss function value

从图 10 可以看出,在训练初期,损失函数值振荡较大,说明此时步态模型的生成能力较差,需要频繁的调整以提升能力;对抗训练进行到 1×10^4 轮次时,模型基本收敛完成; 3×10^4 轮次时,损失函数值趋于平稳。

从图 11 的左侧第 1 列可以看出,在训练初期,生成样本基本没有规律;在 $0 \sim 2 \times 10^4$ 轮次的过程中,随着对抗训练的推进,生成样本逐渐展现出关节运动轨迹规律;最终训练完成时,生成样本与真实行走时关节角的运动轨迹基本一致。

4 生成结果分析

4.1 运动轨迹分析

训练完成后,根据表 1 调整特征标签,生成对应不同个体和速度特征的个性化步态数据,随机挑选其中 3 组

生成样本与真实数据进行对比,结果如图 12 所示。

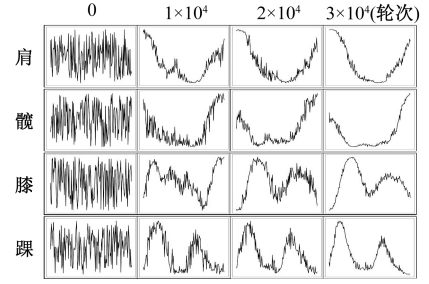


图 11 训练过程中的生成样本

Fig.11 Generated samples during training

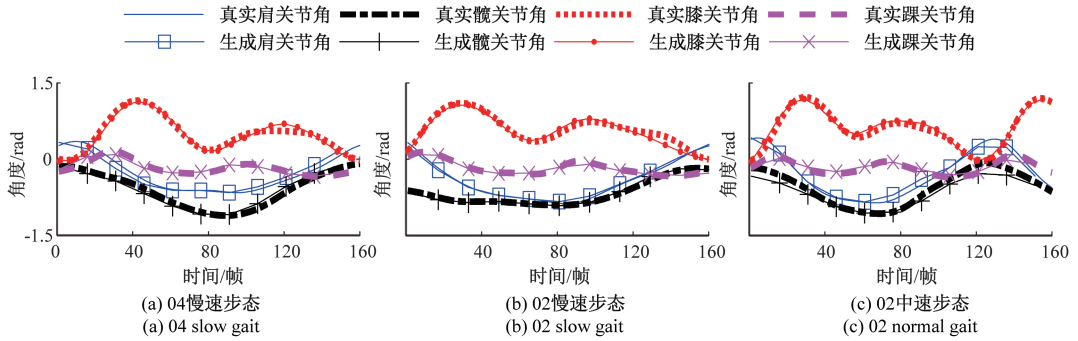


图 12 肩、髋、膝、踝关节角的生成结果

Fig.12 Generated samples of shoulder, hip, knee, and ankle

从图 12 可以看出,生成样本与真实数据间的差异较小,变化趋势基本一致。在此基础上,根据式(5)的向量计算,将条件信息中的特征标签改为 $(T, S) = \{t_{04}, s_{\text{normal}}\}$,对目标步态进行生成,生成对应被试 04 行走特征的中速个性化步态,结果如图 13 所示。

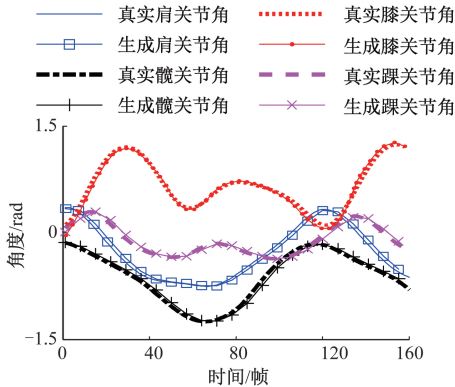


图 13 目标步态的生成结果与真实数据对比

Fig.13 Comparison between target generated gait and real data

图 13 中,基于 CGAN 搭建的步态生成模型取得了较好的效果,生成的目标步态与实际步态数据的变化规律较为一致。相较于以往研究中常被用于搭建单个关节生成模型的多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP) 和径

向基函数神经网络 (radial basis function, RBF)^[7-8], CGAN 更适用于多关节角的步态样本生成。

进一步通过相关系数 ρ 、平均绝对偏差 MAD 、阈值绝对偏差 TAD 和最大误差 ME 分析目标生成步态与被试 04 真实中速步态的一致性,计算公式如式(6)~(9)所示。

$$\rho = \frac{\text{cov}(\theta_{g,n}, \theta_T)}{\sqrt{D(\theta_{g,n})D(\theta_T)}}, T = (a, b) \quad (6)$$

$$MAD = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{|\theta_{g,n} - \theta_T|}{N} \quad (7)$$

$$TAD = \frac{100}{N} \sum_{n=0}^{N-1} T_{g,n} \quad (8)$$

$$T_{g,n} = \begin{cases} 1, & |\theta_{g,n} - \theta_T| > \gamma \\ 0, & |\theta_{g,n} - \theta_T| \leq \gamma \end{cases} \quad (8)$$

$$ME = \max(|\theta_{g,n} - \theta_T|) \quad (9)$$

式中: $\theta_{g,n}$ 为生成样本; θ_t 为真实数据; t 为不同被试数据的标识; $\text{cov}(\theta_{g,n}, \theta_T)$ 为两者协方差; $D(\theta_{g,n})$ 和 $D(\theta_T)$ 表示方差; N 为生成样本个数; n 为样本编号, γ 取 $5^\circ \approx 0.087 \text{ rad}$ ^[6]。

在以往相似研究中^[6-8],仅通过对比分析同一被试生成步态与实际步态间的一致性判断个性化步态的生成效果,缺乏不同被试个性化步态间的横向对比。因此,本文

计算了目标生成步态与 4 名不同被试真实步态的分析参数,使得个性化步态生成效果的衡量更加全面。表 2 所示为被试 04 中速目标生成步态与不同被试真实中速行走数据对比分析结果。

表 2 中速目标生成步态分析参数(平均值±标准差)
Table 2 Medium speed target generated gait consistency analysis parameters (mean±std)

衡量参数	被试	肩	髋	膝	踝
ρ	01	0.908 9±0.004 8	0.963 5±0.002 4	0.940 5±0.007 2	0.731 3±0.013 7
	02	0.876 0±0.002 2	0.888 0±0.005 5	0.824 6±0.006 3	0.515 5±0.013 4
	03	0.958 7±0.003 4	0.970 1±0.003 6	0.935 9±0.005 4	0.599 8±0.013 3
	04	0.991 9±0.002 9	0.993 0±0.001 9	0.991 5±0.002 3	0.990 3±0.004 2
MAD/rad	01	0.170 9±0.003 4	0.098 0±0.002 7	0.092 1±0.004 2	0.111 9±0.002 3
	02	0.154 5±0.002 3	0.214 3±0.004 1	0.145 9±0.002 7	0.114 3±0.002 9
	03	0.228 7±0.003 2	0.081 1±0.005 3	0.140 0±0.003 2	0.130 5±0.002 4
	04	0.043 1±0.003 8	0.044 5±0.003 7	0.057 5±0.001 9	0.070 3±0.001 6
$TAD/\%$	01	69.218 8±1.182 8	32.343 8±2.621 3	26.718 8±1.289 1	41.875 0±0.510 3
	02	42.031 3±1.183 1	65.937 5±1.196 8	38.906 3±1.866 3	30.468 8±0.312 5
	03	83.593 8±0.598 4	14.843 8±2.187 5	45.781 3±2.187 5	41.406 3±0.312 5
	04	3.812 5±1.179 1	2.125 0±2.224 4	3.062 5±1.626 4	4.875 0±1.530 9
ME/rad	01	0.190 9±0.009 2	0.152 2±0.410 3	0.149 8±0.016 0	0.185 9±0.005 4
	02	0.211 3±0.008 3	0.122 3±0.070 8	0.150 2±0.007 3	0.163 5±0.004 8
	03	0.206 7±0.006 1	0.291 6±0.004 8	0.251 0±0.003 6	0.195 7±0.005 5
	04	0.091 0±0.002 4	0.098 1±0.005 7	0.111 0±0.004 7	0.097 7±0.005 2

通过对表 2 数据的分析,可以得出以下结论:

1) 目标生成步态与被试 04 实际步态的相关性很高,最大偏差小于 0.12 rad,说明目标生成步态与实际步态间的变化规律、变化范围都具有较高的一致性。

2) 目标生成步态与被试 01、03 髋关节的相关系数在 95% 以上,说明不同被试间个别关节的运动规律具有一定相似性,而以往研究中^[6-8]未考虑到这一点。

3) 目标生成步态与其他 3 名被试的相关系数普遍低于 95%, MAD 普遍高于 0.09 rad, TAD 最高达到 83% 以上, ME 普遍高于 0.35 rad。说明目标生成步态明显区别于其他被试步态。

表 2 中的分析结果显示目标生成步态与被试 04 真实步态的相关系数均在 0.98 以上, MAD 均小于 0.08 rad, TAD 均在 5% 以下, ME 均小于 0.12 rad。说明目标生成步态与被试实际行走步态的变化规律和变化范围具有一致性,实现了对目标被试实际步态特征的准确刻画。

4.2 整体协调性分析

以往个性化步态研究^[6-8]中的多关节运动轨迹生成,需要为每一个关节单独建立生成模型,过程繁杂、重复、局限性大,且缺乏对生成结果相互间协调性的分析。而本文建立的 CGAN 步态生成模型,同时对人体全身共 51 个关节角进行学习生成,极大的提升了个性化步态生

成的泛用性。

对目标生成步态进行正运动学解算,得到的行走姿态如图 14 所示。通过向量计算方式生成的目标步态经过正运动学解算得到的人体行走姿态自然且无异常。目标生成步态的稳定性判别结果如图 15 所示。

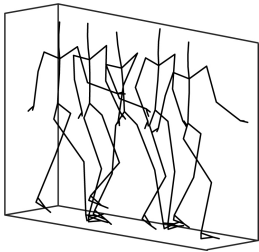


图 14 目标生成步态正运动学解算结果
Fig.14 Positive kinematics solution of target generated gait

在图 15 中,黑色实线代表被试 02 真实中速步态的判据计算结果,红色粗实线代表 0.02~0.03 的稳定性步态区间,虚线代表多组目标生成步态的稳定性判据计算结果。目标步态的 3 组生成结果均处于稳定区间内,证明生成步态属于稳定步态,符合人体真实行走时的协调规律,具有较好的整体协调性。

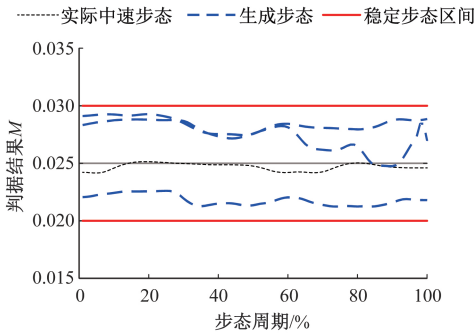


图 15 目标生成步态的判据计算结果

Fig.15 Criterion results of target generated gait

上述对比分析结果表明,本文相较于以往的个性化步态生成方法,更能全面、准确地刻画不同人体行走特征。此外,生成步态囊括了全身 51 个关节角度,且能满足步态稳定性判据判定,具有更好的整体性。

5 结 论

本文提出了一种基于条件生成对抗网络的个性化步态生成方法,该方法以人体 51 个关节角度为研究对象,首先基于不同人体的独特行走特征建立了数据标签,准确区分不同个性化步态特征,其次根据人体步态形成过程与对抗训练过程的一致性,构建了个性化步态生成模型,从而实现对具有不同行走特征的个性化步态进行学习生成。并利用相关系数、平均绝对误差,阈值绝对误差和步态稳定性判据,对个性化步态生成效果进行了对比分析。分析结果表明,该方法能够有效生成准确刻画不同个体行走特征的个性化步态,并兼顾了生成步态的整体协调性,为康复训练个性化的进一步发展提供了理论支撑。

参考文献

[1] 任毅,高俊丽.现代康复治疗技术在脑卒中患者步行功能障碍中的应用进展[J].医学综述,2019,25(15):3059-3064.
REN Y, GAO J L. Research progress of modern rehabilitation technologies for walking dysfunction of patients with stroke[J]. Medical Recapitulate, 2019, 25(15):3059-3064.
[2] 尹贵,张小栋,陈江城,等.模型不确定的下肢康复机器人轨迹跟踪自适应控制[J].电子测量与仪器学报,2016,30(11):1750-1757.
YIN G, ZHANG X D, CHEN J CH, et al. Trajectory tracking adaptive control of the lower limb rehabilitation robot with model uncertainty[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2016, 30 (11):

1750-1757.
[3] 冯治国.步行康复训练助行腿机器人系统[D].上海:上海大学,2009.
FENG ZH G. On Exoskeleton robot for gait rehabilitation[D]. Shanghai:Shanghai University, 2009.
[4] ZHU AI B, HE SH L, LI Z Y, et al. Lower limb rehabilitation robot design with dual customized design; customized gait and customized exoskeleton [C]. International Conference on Ubiquitous Robots & Ambient Intelligence, IEEE, 2016. 572-575.
[5] LIM H B, HOON K H, SOH Y C, et al. Gait planning for effective rehabilitation-from gait study to application in clinical rehabilitation[C]. IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2009. 271-276.
[6] LUU T P, LIM H B, QU X, et al. Subject-specific lower limb waveforms planning via artificial neural network[J]. IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2011:5975491.
[7] 陈贵亮,周晓晨,刘更谦.适应个体差异的下肢康复机器人步态规划[J].机械设计与制造,2014(12):200-203.
CHEN G L, ZHOU X CH, LIU G Q. A Satisfied individual difference gait planning research of lower limb rehabilitation robot [J]. Machinery Design & Manufacture, 2014(12):200-203.
[8] FERREIRA J P, VIEIRA A, FERREIRA P, et al. Human knee joint walking pattern generation using computational intelligence techniques [J]. Neural Computing & Applications, 2018(2):1-13.
[9] 王广志,任宇鹏,季林红,等.机器人辅助运动神经康复的研究现状[J].机器人技术与应用,2004(4):9-14.
WANG G ZH, REN Y P, JI L H, et al. Research status of robot assisted motor nerve rehabilitation [J]. Robot Technology and Application, 2004(4):9-14.
[10] KNUDSEN E I. Sensitive periods in the development of the brain and behavior [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 2004, 16(8):1412-1425.
[11] 范雪. 幼儿行走动作发展特征及其与下肢形态发育的关联性研究[D]. 北京:北京体育大学,2018.
FAN X. The characteristics of preschool' s walking development and its relationship with the growth of lower limb morphology[D]. Beijing: Beijing Sport University.
[12] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets[J]. Computer Science, 2014:2672-2680.
[13] 罗佳,黄晋英.生成式对抗网络研究综述[J].仪器仪表学报,2019,40(3):74-84.
LUO J, HUANG J Y. Generative adversarial network; An overview[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,

- 2019, 40(3):74-84.
- [14] 刘瑞. 运动捕捉数据智能处理算法研究及应用[D]. 大连:大连理工大学, 2012.
- LIU R. Application and research on intelligent processing algorithms for motion capture data[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2012.
- [15] 柏树令. 系统解剖学[M]. 第6版. 北京:人民卫生出版社, 2004.
- BAI SH L. Systematic Anatomy[M]. 6th ed. Beijing: People's Medical Publishing House, 2004.
- [16] 中国标准研究中心. 成年人人体惯性参数: GB/T 17245-2004[S]. 北京: 中国标准出版社, 2004.
- China Standards Research Center. Adult Human Body Inertial Parameters: GBT 17245-2004 [S]. Beijing: China Standard Press, 2004.
- [17] YUNARDI R T, WINARNO. Marker-based motion capture for measuring joint kinematics in leg swing simulator [C]. International Conference on Instrumentation, 2017:13-17.
- [18] 吴晓光, 杨磊, 韦磊, 等. 基于人体行走系统功能认知的步态稳定性判据[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11): 204-213.
- WU X G, YANG L, WEI L, et al. Gait stability criterion based on functional cognition of human walking system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11):204-213.
- [19] VUKOBRATOVIC M, BOROVAC B. Zero-moment point—thirty five years of its life [J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2004, 1(1):157-173.
- [20] HOFMANN A G. Robust execution of bipedal walking tasks from biomechanical principles [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2006.
- [21] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]. International Conference on Neural Information Processing Systems 2014(2):2672-2680.
- [22] 梁杰, 陈嘉豪, 张雪芹, 等. 基于独热编码和卷积神经网络的异常检测[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2019, 59(7):523-529.
- LIANG J, CHEN J H, ZHANG X Q, et al. One-hot encoding and convolutional neural network based anomaly detection[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2019, 59(7):523-529.
- [23] 吴晓光, 王挺进, 韦磊, 等. 一种基于矢状面质心角动量

的人类行走步态周期阶段划分方法[J/OL]. 控制与决策, 2020, 35(1):93-100[2019-09-23]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0592>.

WU X G, WANG T J, WEI L, et al. A division method of human walking gait cycle based on centroid angular momentum[J/OL]. Control and Decision, 2020, 35(1):93-100[2019-09-23]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0592>.

作者简介



吴晓光, 2004 年于长春理工大学获得学士学位, 2006 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2012 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为燕山大学副教授, 主要研究方向为双足机器人、三维虚拟视觉重构等。

E-mail: wuxiaoguang@ysu.edu.cn

Wu Xiaoguang received his B. Sc. degree from Changchun University of Science and Technology in 2004, received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Harbin Institute of Technology in 2006 and 2012, respectively. He is currently an associate professor at Yanshan University. His main research interests include biped robot and 3D virtual vision reconstruction.



邓文强, 2018 年于南昌大学获得学士学位, 现为燕山大学检测技术与自动化装置专业在读硕士研究生。主要研究方向为生成对抗网络, 人体运动协调性分析等。

E-mail: dengwq24@163.com

Deng Wenqiang received his B. Sc. degree from Nanchang University in 2018. He is currently a M. Sc. coditate in the major of Detection Technology and Automation at Yanshan University. His main research interests include generating confrontation networks and the analysis of human motion coordination.



牛小辰, 2012 年于长春理工大学获得学士学位, 2015 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 现为秦皇岛职业技术学院讲师, 主要研究方向为微弱信号检测及处理等。

E-mail: 1195257969@qq.com

Niu Xiaochen received her B. Sc. degree from Yanshan University in 2012, and M. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2015. She is currently a lecturer at Qinhuangdao Vocational and Technical College. Her main research interests include weak signal detection and processing.