

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210096

# 低分辨率红外感知系统的人体行为数据增强\*

高闻霁, 杨波, 闵琳孜

(北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100191)

**摘要:**针对目前公开的人体行为红外数据集较少的问题,本文设计了基于生成对抗网络和基于3D人体红外模型两种数据增强方法,以快速扩充现有的红外人体行为数据集。搭建了改进的生成网络模型AC-WGAN并添加了网络优化策略,以生成高质量的红外热图;利用Unity 3D引擎搭建表征红外特征及运动信息的人体模型,模拟红外阵列传感器成像原理,实现了给定人体模型及传感器方位信息便能自动生成大量且多样化数据的功能。基于数据增强后的数据集训练和测试卷积神经网络,实验结果表明,网络对不同行为的感知准确度达到80%以上,且显著提高了网络对陌生数据的识别能力,所设计的数据增强方法对于扩充人体行为红外数据集有效。

**关键词:** 红外热电堆阵列传感器; 红外数据增强; 红外人体模型; 生成对抗网络; 人体行为感知

**中图分类号:** TH811 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Human behavior data augmentation for the low-resolution infrared perception system

Gao Wenpei, Yang Bo, Min Linzi

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** To solve the problem of the lack of public human behavior datasets, two data augmentation methods are designed, based on generative adversarial networks and 3D human infrared models, to rapidly expand existing infrared human behavior datasets in this article. An improved generative network model AC-WGAN is formulated by adding network optimization strategy to generate high-quality infrared heat maps. The Unity 3D engine is used to build a mannequin with infrared features and motion information. By simulating the imaging principle of infrared array sensors, the function is realized to automatically generate a large and diverse amount of data for a given mannequin and sensor orientation information. A convolutional neural network is established, which is based on the data-enhanced dataset. Experimental results show that the perceptual accuracy of different behaviors is up to 80%. The ability of the network to identify unfamiliar data is significantly improved and the effectiveness of the designed data augmentation method is proven for expanding the human behavior infrared dataset.

**Keywords:** infrared thermopile array sensors; infrared data enhancement; infrared mannequin; generate adversarial networks; human behavior perception

## 0 引言

随着智慧城市以及分布式感知与信息处理技术的飞速发展,室内环境下进行人体行为感知以实现安全防卫、远程监护和智能家居等功能,具有深远的研究意义和广阔的应用前景<sup>[1-2]</sup>。

现有的人体行为感知系统实现方案中,低分辨率红

外热电堆阵列传感器(thermopile array sensor, TPAS)<sup>[3-4]</sup>

由于价格低,体积小,便于安装,无安全隐私风险等优势成为较为理想的方案<sup>[5-6]</sup>。传感器感知检测区域内的温度分布,输出的红外温度矩阵转化为低分辨率红外热图,便可借鉴图像处理的方法实现数据分析。

进行人体行为感知需要足够丰富的红外数据集,但目前缺乏公开的低分辨率人体行为红外数据集。而自建数据集,数据采集过程耗时长,采集样本有限,且严重依

赖于红外传感器的安装位姿,采集时不易获取任意视角的红外感知数据,数据缺乏灵活性和多样性。因此,有必要对现有采集的低分辨率人体行为红外数据进行数据增强,建立较为丰富的红外数据集,以提高行为识别模型的泛化能力和鲁棒性。

大多数的数据增强研究集中于可见光视频领域,如经典的数据增强方法,对采集图像进行简单的几何变换等;以及基于深度学习的数据增强方法,主要包括自动编码器及其衍生变体,如深度自动编码器(deep auto-encoder, DAE)<sup>[7]</sup>,变分自动编码器(variational auto-encoder, VAE)<sup>[8]</sup>等;以及生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)<sup>[9]</sup>及其衍生变体,如深度卷积生成网络(deep convolution GAN, DCGAN)<sup>[10]</sup>,叠加生成对抗网络(stacked generative adversarial networks, StackGAN)<sup>[11]</sup>,耦合生成对抗网络(coupled generative adversarial networks, CoGAN)<sup>[12]</sup>,条件生成对抗网络(conditional generative adversarial networks, CGAN)<sup>[13]</sup>,辅助分类器生成对抗网络(auxiliary classifier generative adversarial networks, ACGAN)<sup>[14]</sup>等。现有的数据增强方法大都基于可见光数据,如 MNIST、ImageNet 等和一些现场采集的真实数据<sup>[15-16]</sup>,鲜有针对于红外数据的增强,如何构造适合低分辨率红外数据的深度学习网络结构,值得探索。

为了进一步获取更加灵活多样性的数据,还可借鉴军事目标红外图像仿真的研究成果,文献[17]使用了相对等效原理,对目标建模并利用大气传输模型仿真生成红外图像。通过建立 3D 人体红外物理模型可以实现数据增强,以便获取任意视角的红外数据。

综上,本文结合低分辨率红外感知系统人体行为数据增强的需求,提出了一种基于 AC-WGAN 网络的红外数据增强方法,以及一种基于 3D 人体红外运动模型、红外辐射模型和 TPAS 成像原理的数据增强方法,并对两种方法的增强效果进行了验证及对比分析。

## 1 基于 AC-WGAN 网络的红外数据增强

生成对抗网络主要由生成器和判别器两部分组成。生成器接收输入的随机噪声信号,经不断训练,生成与真实样本特征相似的新样本。判别器接收生成器生成样本与真实样本,并判断其真实性。生成器和判别器双方不断交替训练,在互相对抗博弈中提高性能。

GAN 网络的目标损失函数定义如下:

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

式中: $x$  为真实数据, $z$  为随机噪声, $G$  和  $D$  分别为生成网络和判别网络, $P_{data}(x)$  表示真实图像分布, $P_z$  表示生成图像分布, $E$  表示为一种期望。 $D(x)$  是概率分布,表示判别网络将  $x$  分类为真实数据的概率。

在生成对抗网络的诸多变体中,具有梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络(wasserstein generative adversarial network with-gradient penalty, WGAN-GP)能够稳定生成高质量的图像,但其不含对于标签信息的识别处理,无法方便的生成指定标签的不同种类的图像。实验室现有的人体红外行为动作数据集中,有站、蹲、坐、躺等多个类别的数据,若利用 WGAN-GP 网络生成新图像,需要分别对每一种行为类别的数据进行训练,耗费大量时间。而 ACGAN 网络可以同时学习不同行为类别图像的特征,重新构建标签信息,生成带有指定标签的图像。但 ACGAN 存在如图像生成质量不够高,训练过程不稳定等问题。

鉴于实际需要解决行为为多分类的数据增强,本文将 WGAN-GP 在损失函数方向的优势与 ACGAN 在网络结构方向的优势进行整合与改进,搭建新的网络结构 AC-WGAN。其网络结构及其损失函数的定义如图 1 所示,生成网络的输入包括 100 维的随机噪声向量与 4 维的标签向量两部分。判别网络的输出包括标签预测与真伪判别两部分。

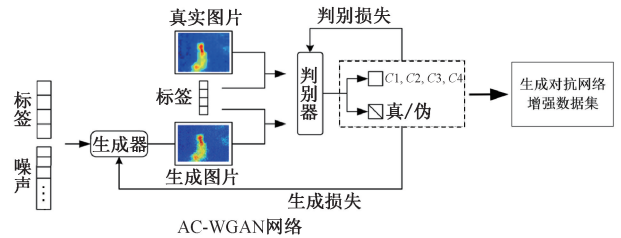


图 1 AC-WGAN 结构图

Fig. 1 AC-WGAN structure diagram

损失函数分为生成器损失与判别器损失两部分。对于图像的生成损失,选用 Wasserstein 损失;而标签的生成损失选用交叉熵多分类损失。判别损失的部分同样分为两部分,其中对于图像的损失额外添加了梯度惩罚项,标签的判别损失与生成损失相同。

由于训练、设计网络之前,无法判断多少层的网络为最优结构,这会造成多层的网络结构产生冗余,降低网络性能。而添加残差网络(residual network, ResNet)能够解决网络冗余的问题,可使冗余层完成恒等映射,保证该层的输入和输出完全相同,从而确保网络整体性能。因此,在 AC-WGAN 网络结构的基础上添加对应的残差网络提升网络的性能。

根据判别网络和生成网络不同的需求,构建不同的残差块,分别为上采样块 Res\_Up、下采样块 Res\_Down 以及不改变尺寸的 Res\_Or 残差块。添加了残差块的网络比原始的网络层数更多,并且避免了冗余的出现,能够更好的从数据中提取深层信息和特征值。其结构如图 2 所示。

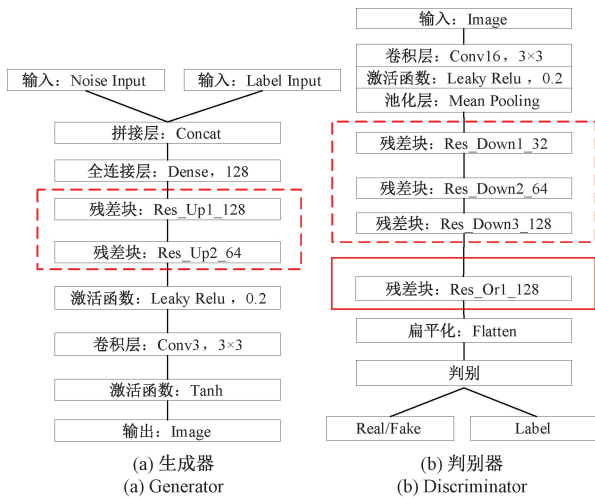


图 2 残差结构的 AC-WGAN

Fig. 2 AC-WGAN of residual structure

利用残差结构的 AC-WGAN 网络实现了数据的生成,其中对于不同动作的部分生成数据的展示如图 3 所示。

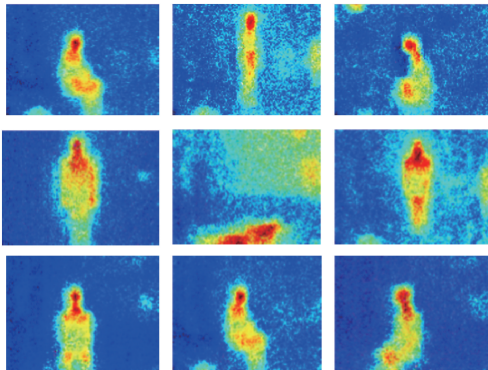


图 3 AC-WGAN 生成的部分数据

Fig. 3 Part of the data generated by GAN

## 2 基于 3D 人体红外物理模型的数据增强

基于生成对抗网络的数据比较依赖于现有的实验数据,无法产生任意视角的人体行为红外数据。因此,本文又进行了基于 3D 人体红外物理模型的数据增强的研究。

问题本质回归到模拟红外传感器在室内环境下的成像。在表征温度、运动信息的三维红外人体模型的基础上,进行对应传感器不同视角对应视图的生成,并利用红外辐射和传感器成像的原理,生成红外热图,如图 4 所示。这种方式能够突破角度和行为动作的限制,快速扩充红外数据集,实现红外数据增强。

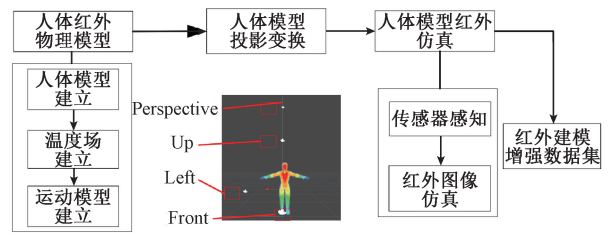


图 4 基于 3D 红外建模的数据增强

Fig. 4 Data enhancement based on 3D infrared modeling

### 2.1 人体模型搭建

首先,根据人体目标物体的尺寸、比例等信息,搭建相应的 3D 人体模型,并在构建的人体模型基础上建立人体温度场及运动相关信息。

考虑到 TPAS 获取的是低分辨率人体行为数据,在红外仿真的过程中不需要精细的人体结构,因此,三维人体模型构建时做适当简化。选取灵活、便利的 Unity 3D 引擎进行模型的搭建,从模型的成熟度及难度进行分析,导入人体模型 FBX 文件,以待后续操作。对模型中的各部分进行比例调整,可得到不同身材人体,从而产生丰富多样的数据。其中一个比例的人体模型的三视图如图 5 所示。

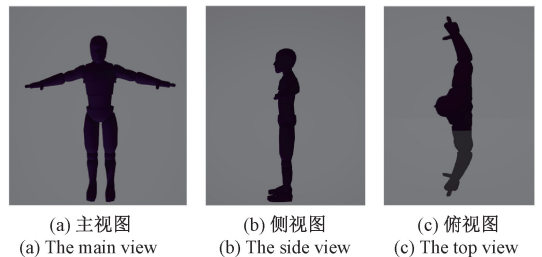


图 5 人体模型三视图

Fig. 5 Three views of the mannequin

根据传热学原理,在构建的基本人体模型上建立人体表面温度场。基于人体表面的温度分布建立人体皮肤温度场的 Shader,设置颜色、温度特征点和传热半径,据此进行颜色的渲染和更新;材质 Material 读取 Shader 的信息,将其映射到三维坐标中并赋予模型,完成对人体表面温度场的搭建。如图 6 所示,左侧为实际采集的表征人体温度分布的红外热图,颜色越红代表表皮温度越高,越蓝温度越低,不同的人在不同的时刻温度场略有差异但总体一致。由此,根据人体温度分布的先验知识和实测数据实现了人体表面温度场的建立,赋予了模型温度分布信息。为模拟人体运动目标,还需赋予红外模型运动信息。出于完善性与成熟度的考量,选择从 Unity 资源库 Asset Store 中下载相应的走、跑、跳等动作的 FBX 文件,并对其进行相应的设置和控制,同时,在每个动作之间建立连接,设立各自的触发条件。生成表征动作信息的部分红外人体模型如图 7 所示。

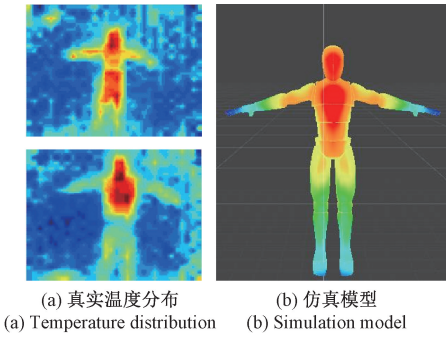


图6 人体温度模型

Fig. 6 Model of human body temperature

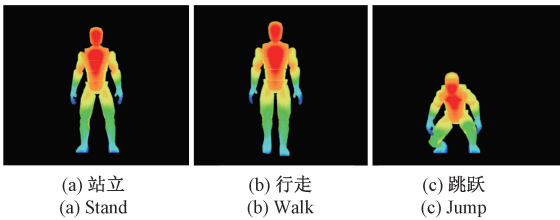


图7 人体动作模型

Fig. 7 Models of human movements

至此,完成了人体红外模型在人体尺寸、温度场以及运动模型上的搭建,继续利用 Unity 3D 进行模型的视图投影变换。

首先,在人体模型的对应位置分别添加相机,分别代表传感器在侧视、正视、俯视、以及斜俯视的部署方位,并分别对应正交属性和透视属性的选择。然后每个相机组件对其视线中的模型进行投影操作,得到对应的视图,如图8所示。

其次,热电堆阵列传感器的部署方式通常为俯视和侧视双视角,当被测物体在传感器视场中的位置、方向发生改变时,两个视角的热图是联动变换的。为更好的仿真多视角下传感器采集到的红外热图,需对位置信息进行联动变换,实现联动数据增强。实现模型的位置变换主要使用 Transform 组件,位置变换包括移动以及旋转。

### 2.2 TPAS 低分辨率红外图像生成

自然界中温度高于绝对零度的物体都会发出红外辐射,TPAS 属于非接触式测量,并不能直接检测温度,而是检测到元件表面的红外辐射,并进行相应转换得到视场内表征温度分布的矩阵。

实际测量时,TPAS 敏感单元除了接收被测物体的红外辐射外,还要接收被测物体反射的辐射以及来自于环境的辐射。室内环境下太阳辐射经过大气的传输到达玻璃后,被反射、吸收,最终表现为室内的环境温度。

根据环境温度计算环境辐射  $M_u$  为:

$$M_u = \varepsilon_a L_{ba}(T_u) \tag{2}$$

其中,  $\varepsilon_a$  为室内环境的辐射率,  $L_{ba}$  是环境发出的光谱辐射出射度。

温度为  $T_0$  的人体发出的辐射经大气吸收后的值为:

$$M_0 = \varepsilon_0 \tau L_{ba}(T_0) \tag{3}$$

其中,  $\varepsilon_0$  为人体发射率,  $\tau$  表示室内空气透过率,即大气对辐射的吸收程度。

此外,到达传感器的辐射还有人体反射的环境辐射,再次经过大气吸收后的辐射值为:

$$M_a = (1 - \alpha) \tau L_{ba}(T_u) \tag{4}$$

其中,  $\alpha$  为人体对环境辐射的吸收率。因而,红外传感器探测到的单波长辐射出射度可表示为:

$$L_\lambda = \varepsilon_0 \tau L_{ba}(T_0) + (1 - \alpha) \tau L_{ba}(T_u) + \varepsilon_a L_{ba}(T_u) \tag{5}$$

由于实验室探测距离较近,测温物体反射的环境辐射部分和大气衰减暂时忽略不计,到达红外传感器的辐射可简化为人体发出辐射以及环境辐射两部分:

$$L_\lambda = \varepsilon_0 \tau L_{ba}(T_0) + \varepsilon_a L_{ba}(T_u) \tag{6}$$

$$L_\lambda = \varepsilon_0 \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \frac{c_1 \lambda^{-5}}{\exp\left(\frac{c_2}{\lambda T_0}\right) - 1} d\lambda + \varepsilon_a \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \frac{c_1 \lambda^{-5}}{\exp\left(\frac{c_2}{\lambda T_u}\right) - 1} d\lambda \tag{7}$$

式中各参数的具体数值如表1所示。

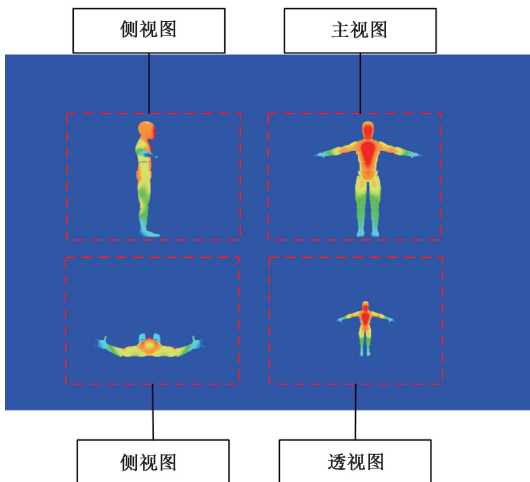


图8 视图布局显示

Fig. 8 The view layout

表1 参数具体数值

Table 1 The specific parameters value

参数	$\varepsilon_0$	$\varepsilon_a$	$\lambda_1/m$	$\lambda_2/m$	$c_1$	$c_2$
数值	0.95	0.95	$8 \times 10^{-6}$	$13 \times 10^{-6}$	$3.74 \times 10^8$	$1.34 \times 10^8$

传感器接收的红外辐射为:

$$E_{\lambda} = A_0 d^{-2} L_{\lambda} \quad (8)$$

其中,  $A_0$  为传感器红外镜头的固定参数,  $d$  是探测距离。

实验室所用的 TPAS 探测视场为  $110^{\circ} \times 75^{\circ}$ , 内部有  $24 \times 32$  共 768 个热电堆单元, 每个单元将接收到的辐射值产生的热电势转化为对应的温度值, 最终形成温度矩阵, 对其进行伪彩色编码可以得到对应的红外热图。

在仿真的过程中, 需要根据探测范围的角度值以及红外传感器与目标之间的垂直距离  $D$ , 计算视场的长宽尺寸  $x, y$ , 如式(9)和(10)所示。

$$x = 2 \times D \times \tan \frac{110^{\circ}}{2} \quad (9)$$

$$y = \frac{75^{\circ}}{110^{\circ}} x \quad (10)$$

将视场按照长宽划分成  $24 \times 32$  个小视场, 分别对应着每个热电堆小单元的视场范围。热电堆单元同时进行各自视场的红外辐射值的探测, 进行式(8)的计算。其中, 每个热电堆单元到视场中心的距离计算如式(11)所示。

$$d_i = \sqrt{D^2 + \sqrt{\left[ (x_i - 12) \times \frac{x}{32} \right]^2 + \left[ (y_i - 18) \times \frac{y}{24} \right]^2}} \quad (11)$$

其中, 具体参数意义如图 9 所示。设定视场中心为第(12, 18)小视场点,  $x, y$  分别为计算的视场尺寸。  $D$  为视场中心到传感器的垂直距离。

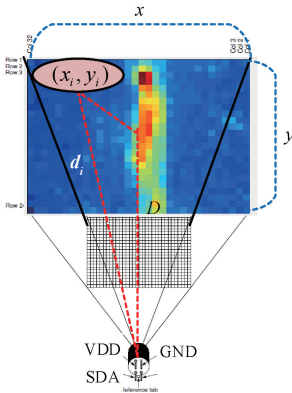


图 9 探测距离计算

Fig. 9 Detection distance calculation

将计算得到的每一个小视角的辐射等价为一个温度为  $T$  的物体发出的辐射, 反推得传感器的温度矩阵。并对温度矩阵进行伪彩色编码, 显示为  $24 \times 32$  的低分辨率红外热图。

至此, 完成了基于 3D 人体红外物理模型的红外数据仿真。部分仿真红外热图像如图 10 所示, 第 1 行是在投影显示的对应该视角的视图, 第 2 行是可视化温度矩阵产生的低分辨率红外热图。

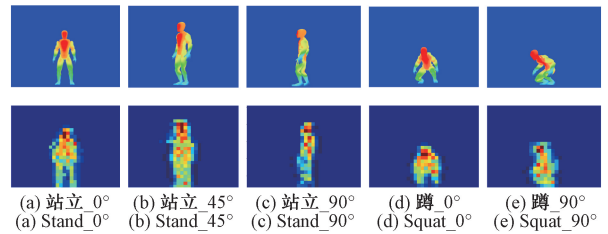


图 10 仿真红外热图

Fig. 10 Simulated infrared images

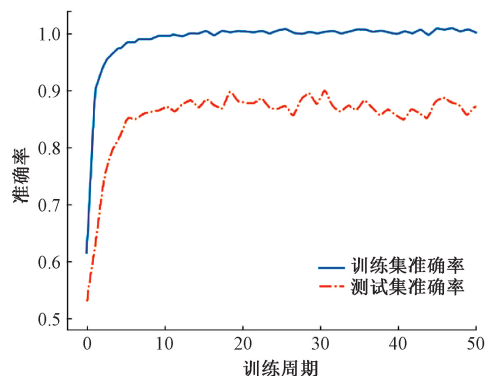
### 3 数据增强有效性验证与结果分析

数据增强的最终目的是为人体行为感知网络提供丰富多样的数据, 因此为了验证其有效性, 有必要搭建人体行为感知网络, 对比网络性能评价指标, 并进行实验验证分析。

#### 3.1 人体静态行为感知实验分析

人体行为感知本质为不同行为数据的分类问题。对于静态红外热图, 搭建了二维卷积神经网络对四种静态行为动作站、蹲、躺、坐进行感知。在归一化处理之后, 将每一种行为动作的数据按照 3:2 的比例随机划分为训练集与测试集, 结果如图 11 所示, 分别为在同一个感知网络模型下生成对抗网络数据增强和红外模型数据增强的网络识别精度。

如图 11 所示, 生成对抗网络增强的数据, 最高可达到 85% 的精度, 红外建模增强的数据也能达到 80% 的精度, 但是红外建模数据增强的方式在生成数据以替代实测数据的方面有一定的优势。



(a) 生成对抗网络增强感知精度

(a) Generative adversarial network enhanced perceptual accuracy

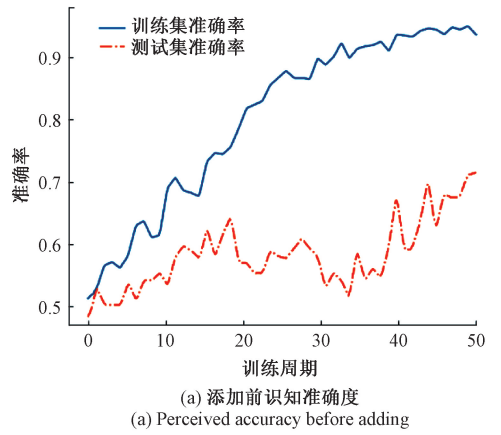
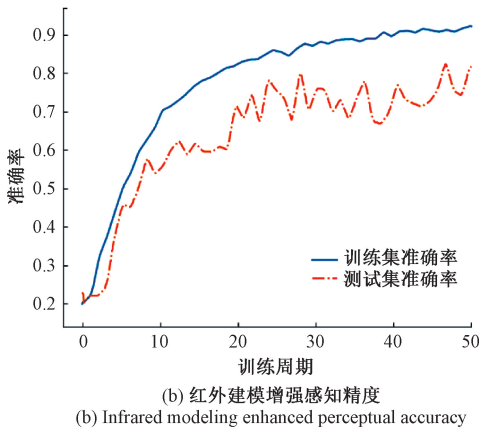


图 11 多种增强方式感知结果

Fig. 11 Perception results of multiple enhancement methods

实测人体行为数据无法穷尽所有视角,而红外建模数据增强方法可以灵活产生任意动作的多角度数据。设人体目标正对 TPAS 站立时为  $0^\circ$ , 记为  $0^\circ$  数据, 原地顺时针转  $90^\circ$ , 记为  $90^\circ$  数据, 依此类推。首先选用实测站立行为的  $0^\circ$ 、 $90^\circ$  数据进行训练, 并采集实测的  $30^\circ$  数据进行验证。再使用增强生成的  $30^\circ$  的站立行为数据以及实测  $0^\circ$ 、 $90^\circ$  站立数据一起进行训练, 利用采集实测的  $30^\circ$  站立行为数据进行验证。此外, 使用同样的方法对红外建模生成的  $120^\circ$  站立行为数据进行实验对比, 数据对比及结果如图 12~13 及图 14~15 所示。

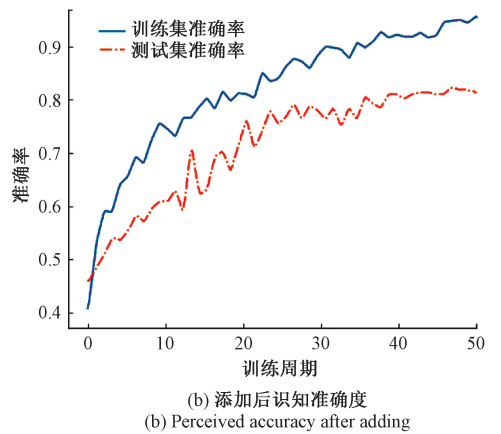


图 13 添加  $30^\circ$  数据前后 2DCNN 准确度

Fig. 13 2DCNN accuracy before and after adding  $30^\circ$  data

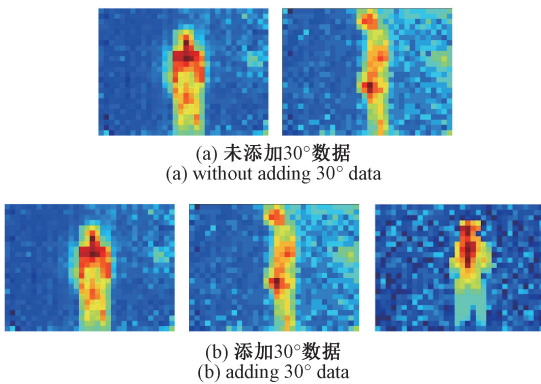


图 12 添加  $30^\circ$  数据前后对比

Fig. 12 Comparison of data before and after adding  $30^\circ$  data

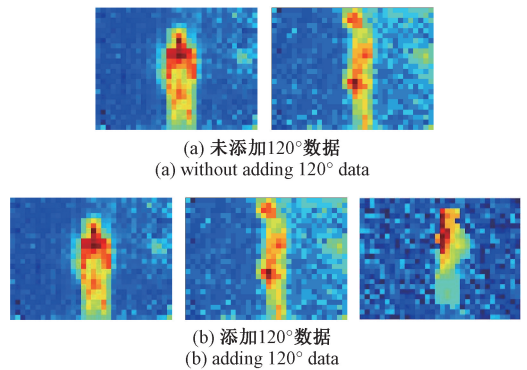


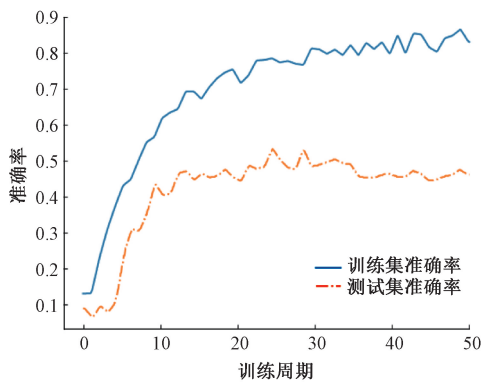
图 14 添加  $120^\circ$  数据前后对比

Fig. 14 Comparison of data before and after adding  $120^\circ$  data

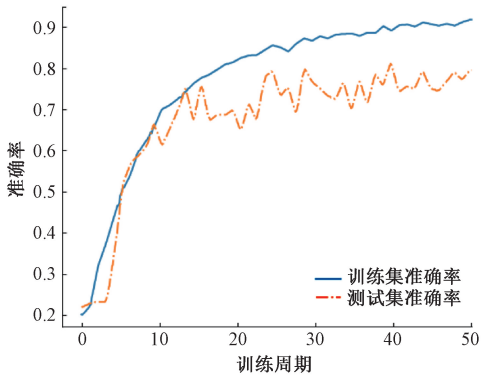
从添加  $30^\circ$  及  $120^\circ$  数据的前后对比中可以明显看出, 在同一种网络结构下, 添加红外建模增强数据之后的识别准确率比添加数据之前的准确率要高许多, 以此证明了使用红外建模方法生成的数据可以代替实测数据。

### 3.2 人体动态行为感知实验分析

使用红外建模数据增强可生成带有时序信息的动态动作, 如原地跳跃等, 由于行为动作带有时序信息, 输入数据张量在原来的图像尺寸信息的基础上, 添加了序列的帧数信息。本文搭建了简单的三维卷积网络 3DCNN



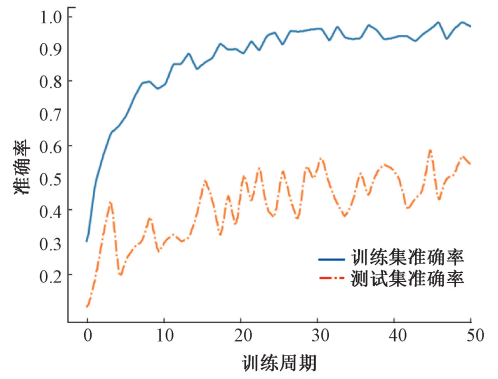
(a) 添加前感知准确度  
(a) Perceived accuracy before adding



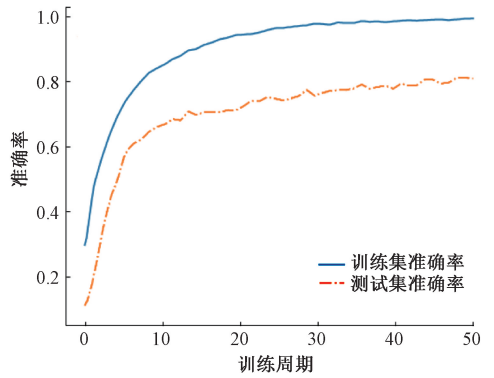
(b) 添加后感知准确度  
(b) Perceived accuracy after adding

图 15 添加 120°数据前后 2DCNN 准确度

Fig. 15 2DCNN accuracy before and after adding 120° data



(a) 添加前感知准确度  
(a) Perceived accuracy before adding



(b) 添加后感知准确度  
(b) Perceived accuracy after adding

图 17 添加跳跃数据前后 3DCNN 准确度

Fig. 17 3DCNN accuracy before and after adding jumping data

进行相应的验证,首先使用实测的走和摔倒的行为数据进行训练,再使用增强生成的原地跳跃的数据以及实测的走和摔倒的行为数据进行训练,再使用增强生成的原地跳跃的数据以及实测的走与摔倒的数据一起进行训练,并采集对应实测原地跳跃数据先后进行测试,加入数据前后对 如图 16 所示,网络训练效果如图 17 所示。

添加了跳跃数据之后对于实测跳跃数据的感知有了很明显的提升,说明利用红外建模进行数据增强可以有效提升网络的泛化能力和识别性能,当实测数据不易获取时,可以借助红外建模数据增强方法快速生成红外热图。

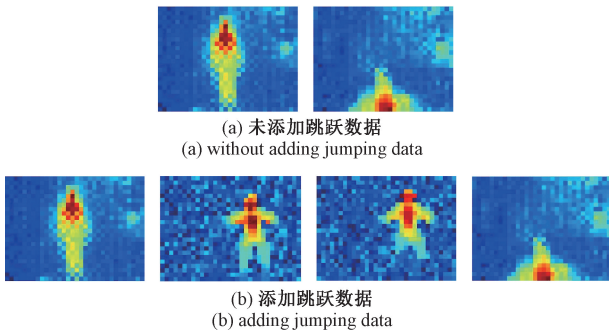


图 16 添加跳跃数据前后对比

Fig. 16 Comparison of data before and after adding jumping data

## 4 结 论

本文设计了两种低分辨率红外数据增强方法,分别为基于 AC-WGAN 的数据增强方法和基于 3D 人体红外物理模型的数据增强。采用经典卷积神经网络感知人体行为的结果表明,两种方法均达到了数据增强的效果。利用深度学习生成数据需要基于现有的实测数据,而利用红外建模生成数据则可以突破视角、动作的限制,产生更灵活,更多样的数据,当实测数据不易采集时,便可利用红外建模仿真得到的红外热图来替代实测数据,以扩充红外数据集。

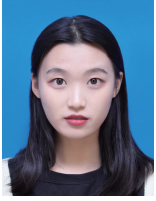
后续还可以进一步完善感知网络的性能,考虑将两种增强方法相融合,即采用红外建模产生数据,利用 AC-WGAN 再次数据增强,可以进一步提升网络模型的泛化能力与鲁棒性。

## 参考文献

- [ 1 ] KIM T, RAMOS C, MOHAMMED S. Smart city and IoT[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2017, 76: 159-162.
- [ 2 ] ALMAKI K J, JABBARIA A, AYINALA K, et al. ELSA: Energy-efficient linear sensor architecture for smart city applications[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(7): 7074-7083.
- [ 3 ] CHEN Z J, WANG Y. Remote recognition of in-bed postures using a thermopile array sensor with machine learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(9): 10428-10436.
- [ 4 ] ZHANG T, YANG B, GU N H. Application of a prior map in dynamic background removal for indoor human perception using a thermopile array[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(2): 1154-1162.
- [ 5 ] NASER A, LOTFI A, ZHONG J. Multiple thermal sensor array fusion towards enabling privacy-perserving human monitoring applications [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022: 1-13.
- [ 6 ] FAULKNER N, KONINGS D, ALAM F, et al. Machine learning techniques for device-free localization using low-resolution thermopiles [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022: 1-14.
- [ 7 ] NGUYEN D, NGUYEN D T, ZENG R, et al. Deep auto-encoders with sequential learning for multimodal dimensional emotion recognition[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2022(24): 1313-1324.
- [ 8 ] YANG Z L, ZHANG S Y, HU Y T, et al. VAE-Stega: Linguistic steganography based on variational auto-encoder[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2021(16): 880-895.
- [ 9 ] NI Z, YANG W, WANG S, et al. Towards unsupervised deep image enhancement with generative adversarial network[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020(29): 9140-9151.
- [ 10 ] GENG Z, SHI C, HAN Y. Intelligent small sample defect detection of water walls in power plants using novel deep learning integrating deep convolutional GAN[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022: 1-9.
- [ 11 ] ZHANG H, XU T, LI H, et al. StackGAN: Text to photo-realistic image synthesis with stacked generative adversarial networks[C]. 2017 International Conference on Computer Vision(ICCV), 2017: 1288-1321.
- [ 12 ] LEE Y Y, RUAN S J, CHENP C. Predictable coupling effect model for global placement using generative adversarial networks with an ordinary differential equation solver[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 2022, 69(4): 2261-2265.
- [ 13 ] 吴晓光, 邓文强, 牛小辰, 等. 基于条件生成对抗网络的人体步态生成[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(1): 129-137.
- WU X G, DENG W Q, NIU X CH, et al. Gait generation of human based on the conditional generative adversarial networks [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(1): 129-137.
- [ 14 ] LI X X, XIAO Z L, ZHU Y Y, et al. Carrier-free UWB sensor small-sample terrain recognition based on improved ACGAN with self-attention [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(8): 8050-5058.
- [ 15 ] WU Q, CHEN Y, MENG J. DCGAN-based data augmentation for tomato leaf disease identification [J]. *IEEE Access*, 2020, 99(8): 8716-8728.
- [ 16 ] 王云艳, 周志刚, 罗帅. 基于数据增强的太阳能电池片缺陷检测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(1): 26-32.
- WANG Y Y, ZHOU ZH G, LUO SH. Defect dection of solar cell based on data augmentation [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1): 26-32.
- [ 17 ] 吴斌, 李德伟. 虚拟红外成像导引头建模与仿真[J]. *舰船电子工程*, 2021, 41(10): 174-178.
- WU B, LI D W. Virtual infrared imaging seeker modeling and simulation [J]. *Ship Electronic Engineering*, 2021, 41(10): 174-178.



## 作者简介



高闻霏,2019 年于南京航空航天大学获得学士学位,2022 年于北京航空航天大学获得硕士学位。主要研究方向为红外传感器技术应用、深度学习。

E-mail: 1653526127@qq.com

**Gao Wenpei** received her B.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2019, and received her M.Sc. degree from Beihang University in 2022. Her main research interests include infrared sensor technology and application and deep learning.



杨波(通信作者),1993 年和 1996 年于北京航空航天大学获得学士学位、硕士学位,2004 年于德国帕德博恩大学获得博士学位。现为北京航空航天大学教授,主要研究方向为智能检测与运动控制。

E-mail: boyang@buaa.edu.cn

**Yang Bo** (Corresponding author) received her B.Sc. and M.Sc. degrees both from Beihang University in 1993 and 1996, and received her Ph.D. degree from the University of Paderborn, Germany in 2004. She is currently a professor at Beihang University. Her main interests include motion control and intelligent measurement.



闵琳孜,2021 年于北京航空航天大学获得学士学位,现为北京航空航天大学硕士研究生,主要研究方向为传感器技术及应用、智能检测。

E-mail: 761629030@qq.com

**Min Linzi** received her B.Sc. degree from Beihang University in 2021. She is currently a master student at Beihang University. Her research interests include sensors technology and application and intelligent measurement.