2023年2月 第42卷 第2期

DOI:10.19652/j. cnki. femt. 2204452

# 基于 3D 残差注意力网络的非接触式心率测量方法

王 宇 戎 舟 王苏煜 (南京邮电大学自动化学院、人工智能学院 南京 210046)

**摘** 要:心率是衡量人体生理状况的重要指标之一,针对传统的信号处理方法容易受到光照变化和运动影响的问题,提出了一种基于 3D 残差注意力网络的非接触式心率测量方法,该方法对时空网络进行改进,在时空卷积块中嵌入 3D 卷积注意力模块(3D-CBAM),加强神经网络对视频的通道和空间特征提取,使得模型更加关注生理信号分布强烈的区域,并引入残差结构,在不改变网络深度的同时来提高网络性能。实验结果表明,所提出的方法能实现更加准确的测量,在 PURE 数据集上的平均绝对误差(MAE)为 0.52 bpm,均方根误差(RMSE)为 2.42 bpm;在 UBFC-rPPG 数据集上的 MAE 为 1.17 bpm,RMSE 为 3.68 bpm,且恢复的远程光电容积脉搏波(remote photoplethysmograph,rPPG)信号与标准生理信号的峰值点位置基本接近。 关键词:非接触;心率测量;深度学习;注意力机制

中图分类号: TP391 文献标识码:A 国家标准学科分类代码: 310.61

# Non-contact heart rate measurement method based on 3D residual attention network

Wang Yu Rong Zhou Wang Suyu

(College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)

**Abstract**: Heart rate is one of the important indicators to measure human physiological conditions. Aiming at the problems that traditional signal processing methods are vulnerable to changes in light and motion, this paper proposes a non-contact heart rate measurement method based on 3D residual attention network. This method improves the spatio-temporal network, the 3D convolutional attention module (3D-CBAM) is embedded in the spatio-temporal convolution block to enhances the neural network's channel and spatial feature extraction of video, so that the model pays more attention to areas with strong physiological signal distribution. The residual structure is introduced to improve the network performance without changing the network depth. The experimental results show that the proposed method can achieve more accurate measurement. The mean absolute error (MAE) on PURE dataset is 0. 52 bpm, and the root mean square error (RMSE) is 2. 42 bpm; The MAE and RMSE on the UBFC-rPPG dataset were 1. 17 bpm and 3. 68 bpm respectively, and the recovered remote photoplethysmography (rPPG) signal was basically close to the peak position of the standard physiological signal.

Keywords: non-contact; heart rate measurement; deep learning; attention mechanism

#### 0 引 言

心率是表征心血管活动的一个基本参数,生活中很多 方面都需要测量心率值,尤其在医疗护理以及健康监测 中。目前,接触式的测量方法仍然是医疗以及其他各领域 使用最广泛的方法,如心电图法(electrocardiography, ECG)<sup>[1]</sup>以及光电容积脉搏波描记法(photoplethysmograph,PPG)<sup>[2]</sup>。但是,这些接触式心率测量不仅需要价格高昂的测量设备,还需要将设备与待测者进行紧密的连接,容易造成待测者不适。

因此,对非接触式心率测量的研究成为了生物医学测量领域一个重要且极具发展前景的方向,引发了大量非接触式心率测量相关的研究。冯宝亮等<sup>[3]</sup>利用电容耦合感应变化电场,把心电信号从人体耦合至织物电极,实现了隔着

收稿日期:2022-10-30

# 理 论 与 方 法

衣服与床单能够获取人体多体位睡眠心电信号的监测系统。文献[4]提出基于多普勒效应雷达的非接触式体征监测系统,通过对雷达输出的数据进行频域分析后得出心跳 信息。但以上方法需要高精度的传感器作为支撑,且容易 受到测试者身体位移的影响,一般只适用于专业医疗机构。

随着远程光电容积脉搏波(remote photoplethysmograph,rPPG)技术的发展,证明了可以使用普通摄像头记录 由心脏跳动引起的面部皮肤颜色变化,从而实现非接触式 心率测量。为了获取稳定的心率信号,人们将信号处理与 传统的图像处理技术相结合,实现基于视频的非接触式心 率测量,如独立成分分析(independent component analysis, ICA)<sup>[5]</sup>、CHROM<sup>[6]</sup>、2SR<sup>[7]</sup>以及粒子群算法(POS)<sup>[8]</sup>等方 法.但此类方法容易受到光照变化以及运动伪影的影响,并 且,基于手工提取的特征容易丢失与心跳相关的重要信息。

近些年,深度学习(deep learning, DL)技术在图像处 理领域取得了引人瞩目的成就,基于深度学习的方法逐渐 取代基于信号处理的方法成为非接触式心率测量研究领 域的热点。如 Špetlík 等<sup>[9]</sup>首先提出了由 Extractor 和 Estimator 组成的两步 HR-CNN 模型,先从视频中提取 rP-PG 信号,再从提取的 rPPG 信号估计心率。Chen 等<sup>[10]</sup>设 计了一个端到端的 DeepPhys 模型,该模型引入了一种注 意力机制来提高信号提取精度。Yu 等<sup>[11]</sup>提出 Phys-Net<sup>[11]</sup>时空网络,使用三维卷积同时提取视频的时间和空 间信息。Hu 等<sup>[12]</sup>提出了 ETA-rPPGNet 模型,在骨干网 络之前引入时域分布子网络,克服了视频的冗余信息,同 时设计了一种时间注意力机制来增强时间信息的学习。 王生霄等<sup>[13]</sup>将注意力机制嵌入 YOLOv3 网络中,以提高 超宽带雷达生命信号检测准确率。在多个数据集上,以上 方法取得了较好的结果,但仍然存在如下问题:1)没有充 分利用视频帧中的时间相关性;2)模型结构复杂,需要大 量的数据作为支撑;3)手动选择特征,容易忽略与心率信 息相关的特征。

本文提出了一种基于 3D 残差注意力网络的方法,对 文献[11]提出的时空卷积块进行改进,引入 3D-卷积注意 力模块(3D-CBAM)进一步强化时空卷积块中提取的时间 和空间特征,同时引入 convshortcut 连接构建残差结构, 在不改变网络深度的同时来提高网络性能。在公开数据 集 PURE<sup>[14]</sup>和 UBFC-rPPG<sup>[15]</sup>上进行实验。

#### 1 算法设计

#### 1.1 整体架构

本文的整体架构如图 1 所示,长度为 T 帧的 RGB 人 脸图像经过人脸特征点检测算法提取出 T 帧感兴趣区域 (rgion of interest,ROI)图像,将 ROI 图像作为三维残差 注意力网络模型的输入,输出等长的 rPPG 信号,输出的 信号经过带通滤波后计算其功率谱信号,通过功率谱密度 (PSD)中峰值点计算心率值。



2023年2月

第42卷 第2期

图 1 基于 3D 残差注意力机制的非接触式心率测量框架

#### 1.2 网络架构

#### 1)时空网络

3D 卷积能够提取时间和空间特征,基于 3D 卷积的时 空网络在许多基于视频的任务(动作检测和识别)中起着 重要的作用。Yu 等<sup>[11]</sup>对 C3D<sup>[16]</sup>网络进行改进,提出了 PhysNet 时空网络,网络框架如图 2 所示,假设矩阵[C, T, W, H]代表特征图,其中 C 代表图像的通道数,T 代 表视频片段的帧数,W和 H分别代表图像的宽和高, PhysNet 算法可以分为如下 4 个步骤。

(1)将[3,T,W,H]的视频片段进行输入 Encoder 模块,对其进行特征提取,输出[64, 32, W',H']的特征图。 Encoder 模块以 C3D 网络中的时空卷积模块的结构为基础进行搭建。

(2)利用 Decoder 模块,对 Encoder 模块输出的特征 图进行上采样恢复至原视频帧数。即输出[64,T,W', H']的特征图。

(3)对 Decoder 输出的特征图进行平均池化,使得特征图的长和宽都变为 1。

(4)将多通道的特征图通过全连接层映射为单通道, 输出[1, *T*, 1, 1]的特征图,最后进行维度变换得到[1, *T*]的输出,代表模型输出的 rPPG 信号,长度与输入视频 的帧数对应。



图 2 PhysNet 网络框架

#### 2)3D-CBAM 模块

CBAM 注意力机制是由 Woo 等<sup>[17]</sup>提出,融合了通道 注意力模块和空间注意力模块,为了将其融入本文的三维 卷积网络,在每次 CBAM 计算中加入深度 D(depth)维 度,构建 3D-CBAM 注意力机制,具体结构如图 3 所示。

输入特征图  $F_{sD} \in \mathbf{R}^{C \times D \times W \times H}$ 的每一个通道都被看成 一个特征检测器,通道注意力模块关注于哪些通道的特征



2023年2月 第42卷 第2期

图 3 3D-CBAM 结构

更符合网络模型最后的学习目标,为重要的通道赋予的权 重较大,不重要的通道权重则较小。通过压缩输入特征映 射的空间维度来计算通道注意力,具体结构如图 4 所示, 将输入特征图  $F_{3D}$ 分别经过高度、宽度以及深度的最大池 化和平均池化,然后经过一个两层的神经网络(MLP),第 1 层神经元个数为 C/r (C为输入特征通道数,r为减少 率,本文取值为 4),激活函数为 ReLU,第 2 层神经元个数 为 C,将 MLP 输出的特征进行基于逐元素 (elementwise)的加和操作,再经过 Sigmoid 激活操作,生成通道注 意力图  $M_c \in \mathbb{R}^{C\times1\times1\times1}$ ,将通道注意力图  $M_c$ 与输入特征图  $F_{3D}$ 进行 element-wise 相乘得到通道特征图  $F'_{3D} \in \mathbb{R}^{C\timesD\timesW\times H}$ ,计算公式如下:

$$M_{c} = \sigma(MLP(AvgPool3d(\mathbf{F}_{3D})) + MLP(MaxPool3d(\mathbf{F}_{3D})))$$
(1)  
$$\mathbf{F}'_{3D} = M_{c} \otimes \mathbf{F}_{3D}$$
(2)

其中,MLP 为多层感知器, AvgPool3d 和 MaxPool3d 分别为平均池化和最大池化,  $\sigma$  为 Sigmod 激活函数,  $\otimes$  代表 element-wise 相乘操作。



图 4 3D-CBAM 通道注意力模块

空间注意力模块致力于揭示 RGB 图像中生理信号分 布更加强列的位置,为该部分赋予更大的权重。具体流程 如图 5 所示,将通道注意力模块的输出特征图  $F'_{sD} \in$  $R^{C\times D \times W \times H}$  作为空间注意力模块的输入特征图,在通道维度 上分别进行平均池化和最大池化操作,将输出的特征进行 通道维度上的合并操作得到通道数为 2 的特征图,接着通 过一个 7 × 7 × 7 的卷积操作将其降维为 1 通道,然后经过 Sigmod 激活生成空间注意力图  $M_s \in R^{1\times D \times W \times H}$ ,将空间注 意力图  $M_s$  与通道特征图  $F'_{sD}$  进行 element-wise 相乘得 到 3D-CBAM 模块的输出特征图  $F''_{sD} \in R^{C\times D \times W \times H}$ ,具体 公式为:

$$\boldsymbol{M}_{s} = \sigma(f^{7\times7\times7}([AvgPool3d(\boldsymbol{F}'_{3D});$$

$$MaxPool3d(\boldsymbol{F}'_{3D})])) \qquad (3)$$

$$\boldsymbol{F}_{3D}^{''} = \boldsymbol{M}_{e} \otimes \boldsymbol{F}_{3D} \qquad (4)$$

其中,*f*<sup>7×7×7</sup> 代表卷积核大小为(7,7,7)的三维卷积 运算。



理论与方法

图 5 3D-CBAM 空间注意力模块

#### 1.3 本文提出的方法

本文提出的 3D 残差注意力网络模型如图 6 所示,该 模型以 PhysNet<sup>[11]</sup>主干网络为基础,同时受到 Hu 等<sup>[18]</sup>所 提出的 SENet 的启发,本文对时空卷积模块进行改进,将 3D-CBAM 注意力模块嵌入到时空卷积模块中,通过这种 融合,可以学习到图像的空间位置和通道的重要程度,利 用这种重要程度去增强有用特征并抑制无用特征使模型 能够更加关注生理信号分布更强烈的区域。其次,为了获 得复杂度较高的模型,通过增加网络层数可以达到一定效 果,但容易带来梯度消失和梯度爆炸问题,添加残差结构 可以在获得复杂度较高模型的同时避免该问题。改进后 得到 3D 残差注意力时空卷积模块(ST\_Block\_cbam),结 构如图 6 所示。



图 6 ST\_block 和 ST\_block\_cbam 对比

如图 7 所示,模型主要由如下几个部分组成:3D 卷积 层、4个3D 残差注意力时空卷积块(ST Block cbam)、两 个上采样层、AdaptiveAvgPool3d 自适应空间池化层以及 全连接层。第1个3D卷积层卷积核大小为1×5×5,最 大池化核大小及步长均为1×2×2,负责将原始皮肤图像 映射到脉搏特征空间。在 ST\_Block\_cbam 模块中, conv3d1 和 conv3d2 卷积核大小统一为 3×3×3,步长和填 充都为1,均由3D卷积、BN层和ReLU函数构成,BN层 和 ReLU 函数用于缓解梯度消失问题,以提高训练速度、 提升网络性能,前两个 ST\_Block\_cbam 的池化层核大小 及步长均为2,第3个ST\_Block\_cbam的池化层核大小及 步长均为2。最后一个 ST Block cbam 输出的特征通过 上采样层对深度维度进行上采样恢复到与输入视频相同 的帧数,使用自适应空间池化层 AdaptiveAvgPool3d 将特 征空间压缩至1维,最后通过全连接层输出 rPPG 信号, 该信号长度与输入视频的帧数相同。

网络学习需要合适的 loss 函数作为准则,在恢复 rP-



图 7 3D 残差注意力网络模型

PG 信号的任务中,目标是使模型输出信号的周期性和峰 值点的位置更逼近标签生理信号,因此,选择负的皮尔逊 相关系数(NegPeaLoss)作为 loss 函数<sup>[11]</sup>,NegPeaLoss 能 够最大化信号趋势的相似性,并将峰值点位置的误差降至 最低,其表达式如下:

$$Loss = 1 - t \sum_{i=1}^{T} x_i y_i - \sum_{i=1}^{T} x_i \sum_{i=1}^{T} y_i$$

$$\sqrt{\left(T \sum_{i=1}^{T} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{T} x_i\right)^2\right) \left(T \sum_{i=1}^{T} y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{T} y_i\right)^2\right)}$$
(5)

式中:*T* 代表人脸视频的总帧数; *x*, 代表第 *t* 帧 rPPG 信号的预测结果; *y*, 代表*x*, 对应的生理信号标签。

#### 2 实验与结果分析

#### 2.1 数据集及预处理

PURE<sup>[14]</sup>数据集包含 10 名受试者(8 名男性,2 名女性),他们分别进行 6 种不同的动作(稳定、说话、缓慢翻译、快速翻译、小幅度的旋转、中等旋转)。视频由帧率为 30 fps、分辨率为 640×480 pixels 的 eco274CVGE 摄像机 进行拍摄,同时使用指夹式脉搏血氧仪记录的 PPG 信号。

UBFC-rPPG<sup>[15]</sup>数据集使用帧率为 30 fps 的低成本的 网络摄像头(Logitech C920 HD Pro)记录了 42 个个体的 42 个真实环境下的视频,分辨率为  $640 \times 480$ ,采用未压缩 的 8 位 RGB 格式保存,同时,使用 CMS50E 脉搏血氧仪记 录的 PPG 信号。

实验中,使用人脸特征点检测方法检测人脸 68 个特 征点,并提取双眼以下嘴唇以上的区域作为 ROI 区域,调 整图像大小为 128×128;同时对标签心率信号进行重采 样,使得视频的每一帧能够和标签心率信号的每一个数据 点一一对应。然后以长度为 128 帧,步长为 30 帧对数据 集进行分段。

#### 2.2 训练与评价指标

实验计算机采用 CentOS 操作系统,GPU 为 NVIDIA Tesla V100-PCIE 32GB,采用 Python 语言和 Pytorch 深 度学习框架,版本分别为 Python3.7 和 Pytorch1.6.0。对 PURE 和 UBFC-rPPG 数据集按照 8:2划分训练集和测试 集,首先在 PURE 数 据集上进行训练,学习率设置为 0.0001,使用 Adam Optimizer 优化器对网络进行优化, epoch 设置为 200。选取 PURE 测试集下效果较好的模型,在 UBFC-rPPG 数据集上进行 fine-tuned,即固定最后 一个 ST\_Block\_cbam 之前的模型参数不变,只更新之后 的参数,学习率为 0.001,epoch 设置为 20。

模型输出的信号和标签信号都经过相同的归一化和 带通滤波处理,通过 PSD 的峰值点计算心率值。本文采 用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和皮尔逊相 关系数(R)作为评估实验结果的指标。

MAE 代表预测心率值与真实值间的平均绝对误差, 公式如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} | HR_i^{predict} - HR_i^{label} |$$
(6)

RMSE 代表预测心率值与真实值间的均方根误差,公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (HR_i^{predict} - HR_i^{label})^2}$$
(7)

R 代表代表预测心率值与真实值间的相关系数,公式如下:

$$R = \frac{N\sum_{i=1}^{N} x_{i}y_{i} - \sum_{i=1}^{N} x_{i}\sum_{i=1}^{N} y_{i}}{\sqrt{\left(N\sum_{i=1}^{N} x_{i}^{2} - \left(\sum_{i=1}^{N} x_{i}\right)^{2}\right)\left(N\sum_{i=1}^{N} y_{i}^{2} - \left(\sum_{i=1}^{N} y_{i}\right)^{2}\right)}}$$

式中:N 代表人脸视频片段的个数; x<sub>n</sub> 代表第n 个视频片 段的预测心率值; y<sub>n</sub> 代表 x<sub>n</sub> 对应的生理信号对应的心率 值; R 的取值范围为-1~1, R 越接近于 1, 代表预测心率 值与标准心率值之间的相关程度越高。

#### 2.3 实验结果分析

实验对比了一些传统方法和深度学习方法在 PURE 数据集和 UBFC-rPPG 数据集上的测试结果,如表 1 和 2 所示。由表 1 可知,在 PURE 数据集下,相较于传统方法, 深度学习方法具有更高的测量精度,本文提出的方法整体 上优于传统方法,MAE 比深度学习方法 HR-CNN、Conv-LSTM 和 DeepPhys 更小,因为后者均选择 2D 卷积进行 运算,而本文选取的三维卷积能够同时提取时空特征,在 视频处理任务上更具有优势。PURE 数据集受试者动作

(8)

## 2023年2月 第42卷第2期

和光照都较为固定,而 UBFC-rPPG 数据集要求受试者通 过游戏以增加心率值,且在真实环境中记录视频,由表 2 可知,模型在 UBFC-rPPG 数据集上的测试结果为 *MAE*=1.17 bpm,*RMSE*=3.68 bpm,*R*=0.95,本文提 出的方法在真实环境下效果更好,相比于表中的其他方法 具有更高的测试精度。

方法	MAE/bpm	RMSE/bpm	R
$2 \mathrm{SR}^{[7]}$	2.44	3.06	0.98
$CHROM^{[6]}$	2.07	2.50	0.99
$\mathrm{POS}^{[8]}$	3.14	10.57	0.95
$HR-CNN^{[9]}$	1.84	2.37	0.98
$ConvLSTM^{[19]}$	0.87	2.41	0.99
$DeepPhys^{[10]}$	0.83	1.54	0.99
本文	0.52	2.42	0.99

表 1 PURE 数据集平均心率测试结果

# 理论与方法

表 2 UBFC-rPPG 数据集平均心率测试结果							
方法	MAE/bpm	RMSE/bpm	R				
$\mathrm{ICA}^{[5]}$	3.51	8.64	0.91				
CHROM <sup>[6]</sup>	3.44	4.61	0.97				
$\mathrm{POS}^{[8]}$	2.44	6.61	0.94				
$3D-CNN^{[20]}$	5.45	8.64	—				
$Meta\text{-}rPPG^{\text{[21]}}$	5.97	7.42	0.53				
ETA-rPPGNet <sup>[12]</sup>	1.46	3.97	0.93				
本文	1.17	3.68	0.95				

图 8 和 9 所示分别为 PURE 数据集和 UBFC-rPPG 数据集下部分模型输出的 rPPG 信号与数据集中的标签 生理信号的可视化展示。由图 8、9 可知,本文模型输出的 rPPG 信号与标签生理信号的周期性和峰值点的位置都较 为接近。



图 8 PURE 数据集部分测试结果



## 理论与方法



为了进一步证明本文所改进的 ST\_Block\_cba-m 的有 效性,进行对比实验,将本文所改进的方法与文献[11]的

Physnet 模型进行对比,分别在 PUR-E 和 UBFC-rPPG 数据集上的实验结果如表 3 所示。

表 3	模型改进前后实验结果对比

方法	PURE		UBFC-rPPG			
	MAE/bpm	RMSE/bpm	R	MAE/bpm	RMSE/bpm	R
Physnet <sup>[11]</sup>	1.22	4.65	0.96	2.34	5.60	0.87
本文	0.52	2.42	0.99	1.17	3.68	0.95

由表 3 可知,在相同的实验条件下,本文所提出的 ST\_Block\_cbam 模块能够有效提升模型性能。

#### 3 结 论

本文提出了一种基于 3D 残差注意力网络的非接触 式心率测量方法,在时空卷积块中引入 3D-CBAM 机制, 使网络更加关注 RGB 图像中生理信号分布强烈的区域, 同时通过 convshortcut 构建残差结构,提升模型性能。实 验在公开数据集 PURE 和 UBFC-rPPG 上进行,实验结果 表明,本方法恢复的 rPPG 信号可以较好的模拟 PPG 信 号的周期性,实现准确率较高的测量,同时 rPPG 信号峰 值点的位置与 PPG 信号峰值点位置的误差也较小,证明 了所提出的方法的可行性。但实验仅从恢复的 rPPG 信 号中计算了心率值,并未对心跳间隔、心率变异性以及房 颤等其他生理参数进行分析;且所用数据集受控条件良 好,未考虑复杂情况下光照变化以及大幅度头部运动所造 成的影响,进一步研究构建多应用场景的专用数据集,提 高模型在复杂条件下的泛化能力将是未来工作的关键。

#### 参考文献

- [1] 耿读艳,赵宁,庞耕,等.改进 EW-T 算法的心电信号 去噪研究[J].电子测量技术,2021,44(23):30-35.
- [2] 孙斌, 王杰, 陈小惠, 等. 特征 K 值时域递归滤波估计的 PPG 信号伪差校正算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 43-49.
- [3] 冯宝亮,史斌君,左国坤,等.基于图案化柔性织物电极的非接触式多体位睡眠心电监测系统[J].仪器仪表学报,2021,42(7):126-134.
- [4] 牛晨鸣,徐超,姚志明,等.基于多普勒效应雷达的非接触实时体征信息检测系统[J].电子测量技术, 2019,42(12):71-75.
- [5] POH M Z, MCDUFF D J, PICARD R W. Noncontact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation[J]. Optics Express, 2010,18(10): 10762-10774.
- [6] DE HAAN G, JEANNE V. Robust pulse ra-te from chrominance-based rPPG[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013,60(10): 2878-2886.
- [7] WANG W, STUIJK S, DE HAAN G. A novel algorithm for remote photoplethysmography: Spatial

subspace rotation [ J ]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 63(9): 1974-1984.

- [8] WANG W, DEN BRINKER A C, STUIJK S, et al. Algorithmic principles of remote-PPG [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 64(7):1479-1491.
- [9] ŠPETLÍK R, FRANC V, MATAS J. Visual heart rate estimation with convolutional neural network [C]. Proceedings of the British Machine Vision Conference, 2018: 3-6.
- [10] CHEN W, MCDUFF D. Deepphys: Video-based physiological measurement using convolutional attention networks[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 349-365.
- [11] YU Z T, LI X B, ZHAO G Y. Remote photoplethysmograph signal measurement from facial videos using spatiotemporal networks [ C ]. Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), 2019: 1-12.
- [12] HU M, QIAN F, GUO D, et al. ETA-rPPGNet: Effective time-domain attention network for remote heart rate measurement [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [13] 王生霄,侯兴松,黑夏萌.嵌入 CBAM 结构的改进 YOLOv3 超宽带雷达生命信号检测算法[J]. 国外电 子测量技术,2020,39(3):1-6.
- [14] STRICKER R, MULLER S, GROSS H M.
   Noncontact video-based pulse rate measurement on a mobile service robot [ C ]. The 23rd IEEE International Symposium on Robot andHuman Interactive Communication. IEEE, 2014: 1056-1062.
- [15] BOBBIA S, MACWAN R, BENEZETH Y, et al. Unsupervised skin tissue segmentation for remote photoplethysmography [J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 124: 82-90.
- [16] TRAN D, BOURDEV L, FERGUS R, et al. Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015; 4489-4497.

### 2023年2月 第42卷 第2期

- [17] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam : Convolutional block attention module [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV),2018: 3-19.
- [18] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132-7141.
- [19] HU M, GUO D, WANG X, et al. A novel spatialtemporal convolutional neural network for remote photoplethysmography[C]. 2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, Bio Medical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2019; 1-6.
- [20] BOUSEFSAF F, PRUSKI A, MAAOUI C. 3D convolutional neural networks for remote pulse rate measurement and mapping from facial video [J].

Applied Sciences, 2019, 9(20):4364.

[21] LEE E, CHEN E, LEE C Y. Meta-rPPG: Remote heart rate estimation using a transductive metalearner[C]. European Conference on Computer Vision, Springer, 2020; 392-409.

#### 作者简介

王宇,硕士研究生,主要研究方向为非接触式生理参 数测量。

E-mail: wanghd1016@163.com

戎舟,副教授,主要研究方向为虚拟仪器及网络化测 控技术等。

E-mail: rongz@njupt.edu.cn

王苏煜,硕士研究生,主要研究方向为触觉感知及电 阻抗断层成像的算法优化。

E-mail:1656807745@qq. com