基于传感器数据的人体行为识别技术研究

韩硕

目 录

contents

01 课题研究意义

02 人体行为识别算法设计

03 爬塔行为识别算法设计

04 软件平台设计与实现

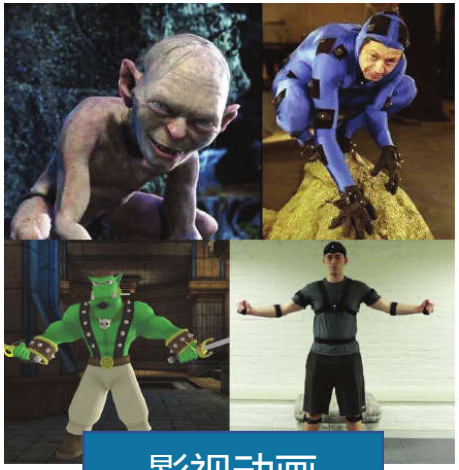
05 总结与展望

PART

01

课题研究意义

01 课题研究意义 | 研究意义



影视动画

智能医疗

体育指导

健康监测

01 课题研究意义 | 国内外研究现状

人体行为识别

人体裸眼识别

人工裸眼监督电力检修人员爬塔操作是否规范。

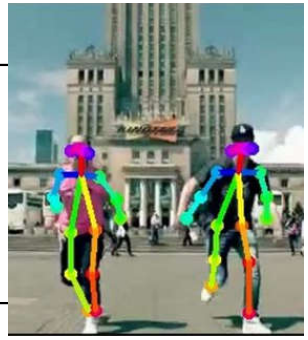
准确率受到人员经验的影响

费时、费力、效率低

基于计算机视觉的识别算法

通过图像序列或者视频序列中的人体行为信息训练分类器或神经网络来进行行为识别。

容易受到外界环境影响，限制较多而且可能会侵犯隐私



基于传感器设备的识别算法

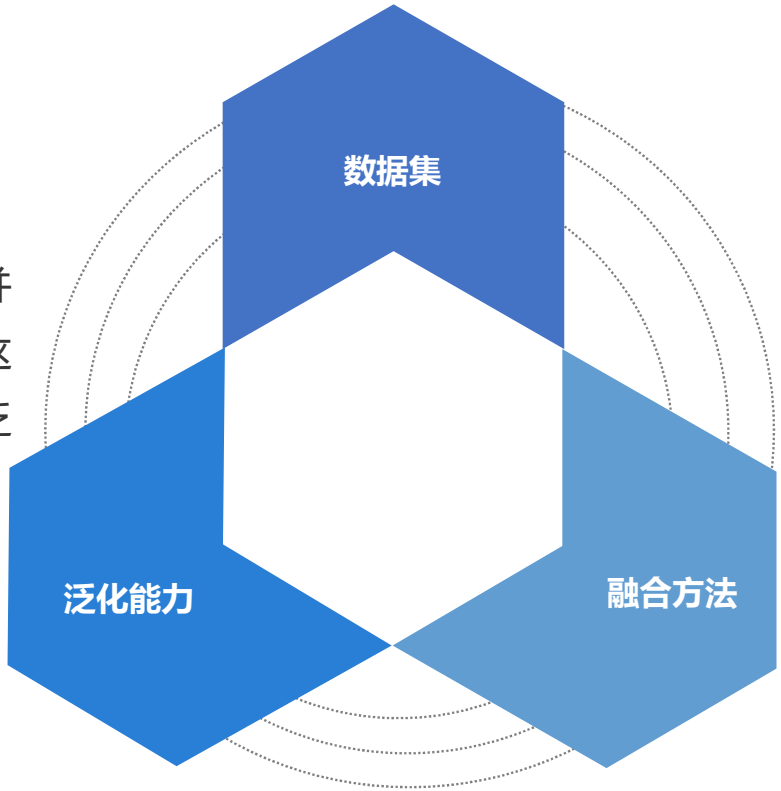
使用惯性传感器通过有线或者无线的方式记录人体运动中的数据，通过对数据进行预处理、数据融合、深度学习得到行为分析和识别的结果。

设备体积小、外部环境干扰小、可选算法多、保护用户隐私

01 课题研究意义 | 现存的主要问题

数据集缺乏

在许多特定人体行为识别领域，并没有公开、数量充足的数据集，这使得对于此类人体行为的识别缺乏广泛的研究基础。



数据融合复杂

不同类型的传感器数据能够记录不同的人体行为特征信息，不同的传感器数据融合方式能够提取信息不同，传感器数据融合复杂，影响人体行为的判别结果精确度。

网络泛化能力弱

相同的网络模型，在不同检测任务上检测效果不同，网络识别效果不理想，适用性差。

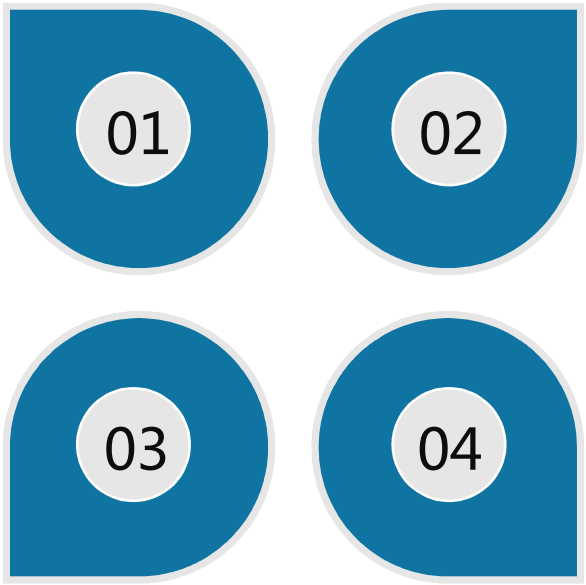
01 课题研究意义 | 主要工作

一、数据集

完成电力检修人员在野外作业中，不同爬塔行为人体行为数据的采集和标注工作，建立适用于深度学习平台的爬塔行为数据集。

三、爬塔行为识别

设计适用于电力检修人员野外爬塔行为的深度学习网络，并提出网络改进方案，优化检测结果。



二、人体行为识别

基于人体日常行为获取的非时序型传感器数据，设计人体行为识别算法，并对算法进行优化，提高检测精度。

四、软件平台

基于Django框架搭建电力检修人员操作规范性监控软件，展示算法效果。

02

人体行为识别算法设计

02 人体行为识别算法设计 | 数据集建立

数据集特征	说明
来源	UCI HAR公开数据集
传感器类型	XYZ三轴加速度计，XYZ三轴陀螺仪
行为类别	坐、站立、平躺、行走、上楼梯、下楼梯
数据类型	每条数据包括三轴加速度、角速度和其时域、频域信息（包括单轴加速度、角速度、均值、能量、相关性、四分位距、信号熵、自回归系数、频域信号的偏度、频域信号的峰度等数据类型），数据量为300
数据样本数量	10299个
标注方式	One-Hot编码

人体日常行为数据集片段

坐

站立

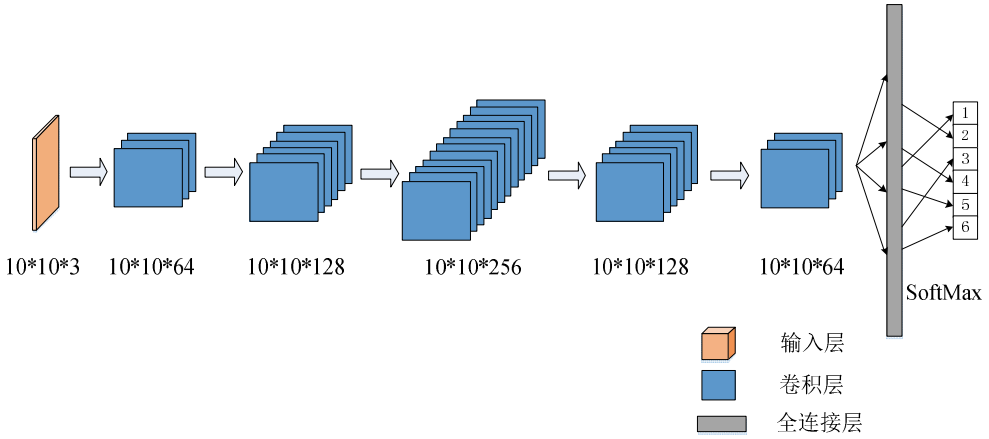
平躺

行走

上楼梯

下楼梯

02 人体行为识别算法设计 | 2DCNN网络模型



存在问题

单一的堆叠卷积层虽然加深了网络结构，却导致原始数据的特征信息不断丢失，而且会有过拟合和梯度消失的风险。

研究思路

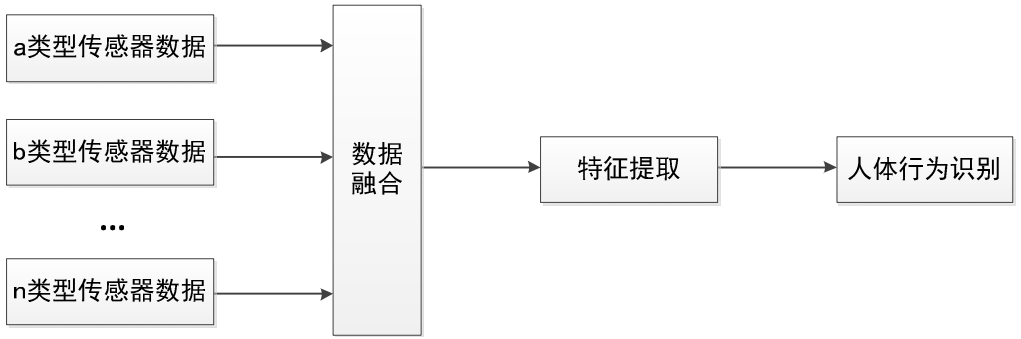
按照传感器不同轴向数据分别进行特征提取再进行特征级融合，增加特征信息。

采用可以传输原始数据信息的残差模块替代二维CNN网络的部分卷积模块。

在网络中增加压缩激励模块 ， 对不同通道间相关性建模 ，以增加网络的表述性能。

02 人体行为识别算法设计 | 传感器数据融合

传感器数据融合设计

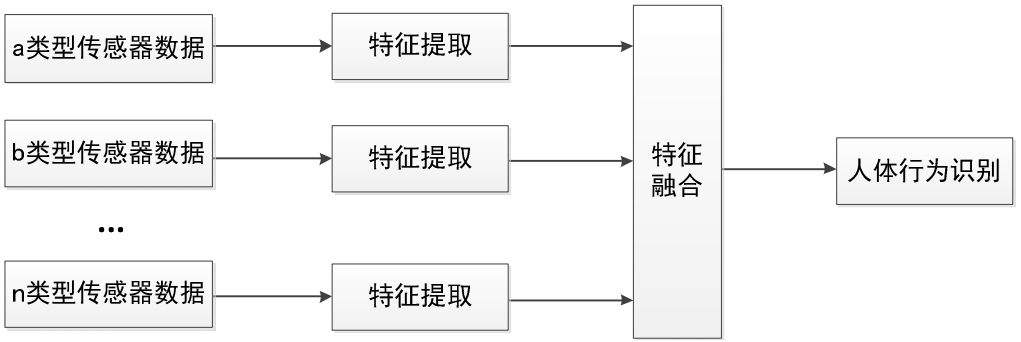


（a）数据层融合

数据层融合是指传感器采集的人体行为数据经过预处理之后直接进行拼接融合。

优点：留存较多人体行为数据的原始特征信息

缺点：算法实时性较低



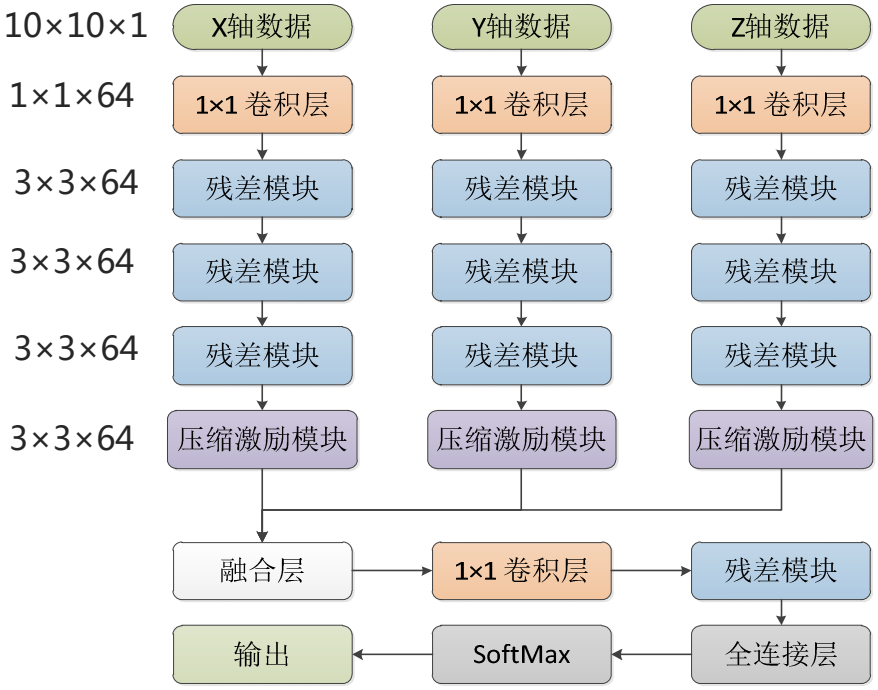
（b）特征层融合

特征层融合是指针对不同类型的传感器数据分别获取该类型的人体行为特征信息，然后对融合特征信息再进行特征提取。

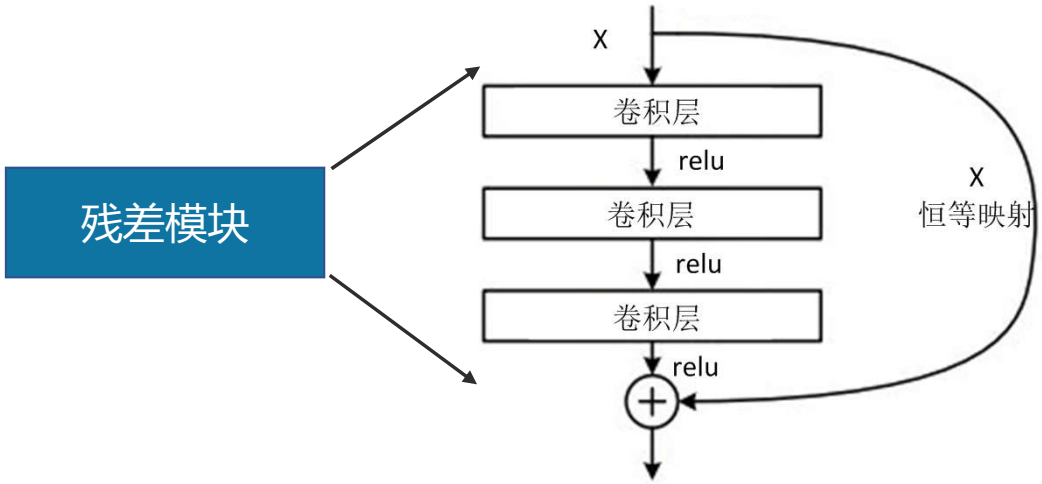
优点：分别提取各类型传感器数据的特征信息，提高了抗干扰能力，提高了计算能力，增强实时性

缺点：导致原始信息分块，影响高精度目标对象识别

02 人体行为识别算法设计 | 模型优化设计

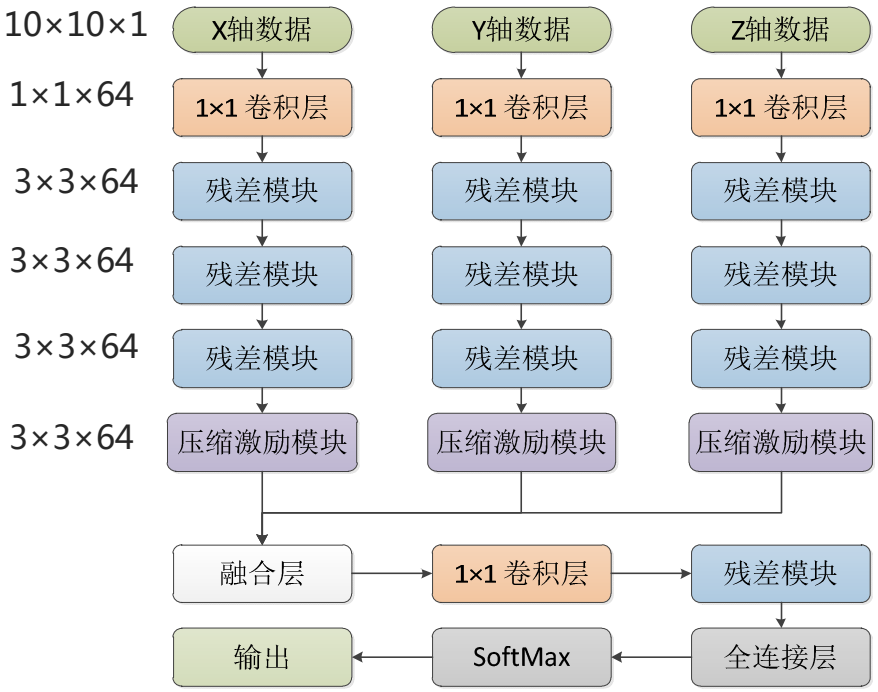


人体行为识别算法网络结构



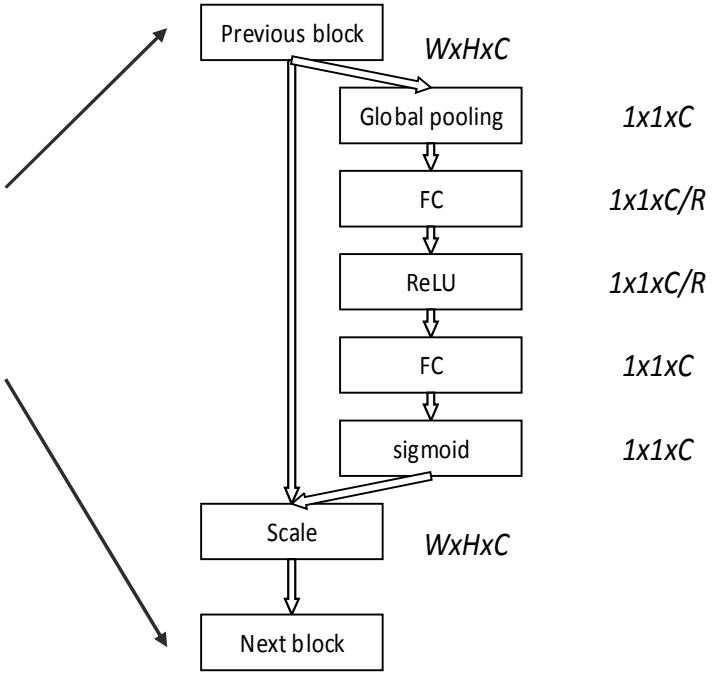
先降维再升维　3×3×64，3×3×128，3×3×64
为了避免堆叠卷积层导致原始输入数据信息不断丢失，先将维度升至128，再进行卷积操作将特征映射回原低维空间，不仅保证了输入输出数据的一致性和原始数据特征信息的完整性，在升维的过程中提升了特征提取时数据信息的广度，而且不会因此增大网络计算量。

02 人体行为识别算法设计 | 模型优化设计



人体行为识别算法网络结构

压缩激励模块



建模特征通道之间的相互依赖关系，通过学习的方式来自动获取到每个特征通道的重要程度，然后依照这个重要程度去提升有用的特征并抑制对当前任务用处不大的特征。

02 人体行为识别算法设计 | 训练环境设置

训练环境配置：

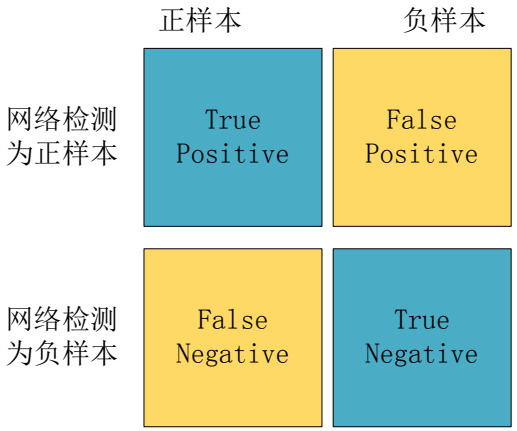
- CPU : Intel(R) Core(TM) i3-7300HQ @2.50GHz
- GPU ：NVIDIA Geforce GTX 1050
- 运行内存 ：16GB
- 软件平台 ：Pycharm 2019
- 深度学习框架 ：tensorflow 1.15.0

训练参数设置

网络模型	人体行为识别网络
数据集数量	10299
数据集类别	6
数据集尺寸	10×10×1
初始学习率	0.001
训练轮次	100

分类	训练集标签数	验证集标签数	测试集标签数
数量(个)	7352	966	1981

02 人体行为识别算法设计 | 实验结果分析



精确率：$precision = \frac{TP}{TP + FP}$

召回率：$recall = \frac{TP}{TP + FN}$

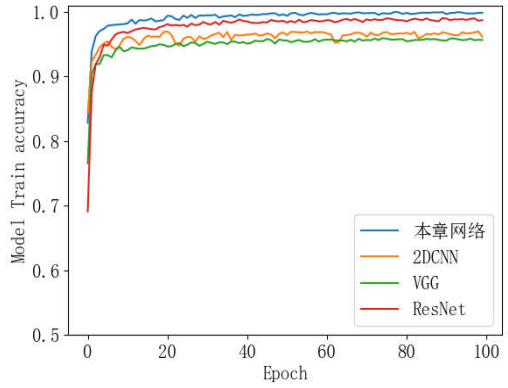
F1值：$\frac{2}{F_1} = \frac{1}{precision} + \frac{1}{recall}$

试验编号	爬塔行为	精确率	召回率	F1值
1	坐	98.49%	87.69%	0.927
2	站立	98.09%	84.72%	0.908
3	平躺	98.95%	89.27%	0.938
4	行走	92.31%	85.92%	0.890
5	上楼梯	92.28%	86.51%	0.893
6	下楼梯	94.54%	89.33%	0.919

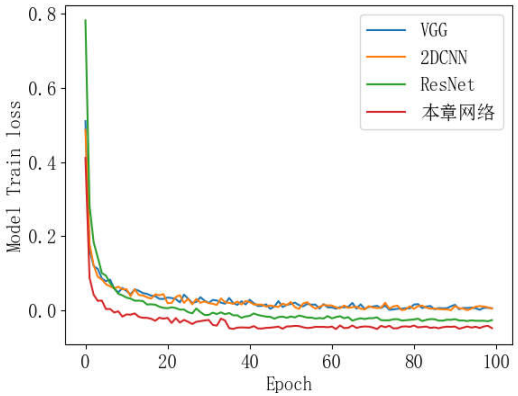
结果分析：

坐和平躺行为特征比较明显，因此这两种行为识别在F1评价指标中表现最好；表现较好的为下楼梯和站立行为，下楼梯行为为规律的动作所以特征比较明显，人体在站立时会有不自觉的抖动从而增加了干扰；表现最差的为行走和上楼梯行为，行走行为和上楼梯行为动作比较相似，存在相互误检现象。

02 人体行为识别算法设计 | 实验结果分析



（a）各模型准确率变化曲线图



（b）各模型损失函数变化曲线图

试验编号	网络	精确率	召回率	F1值
1	MLP	81.50%	81.48%	0.814
2	LSTM	82.04%	81.43%	0.815
3	1DCNN	86.07%	85.89%	0.859
4	文献[48]	89.83%	89.81%	0.896
5	VGG	79.43%	72.97%	0.760
6	2DCNN	92.64%	80.47%	0.861
7	ResNet	94.06%	84.37%	0.889
8	CSPNet	94.85%	85.08%	0.897
9	本论文算法	95.76%	87.24%	0.913

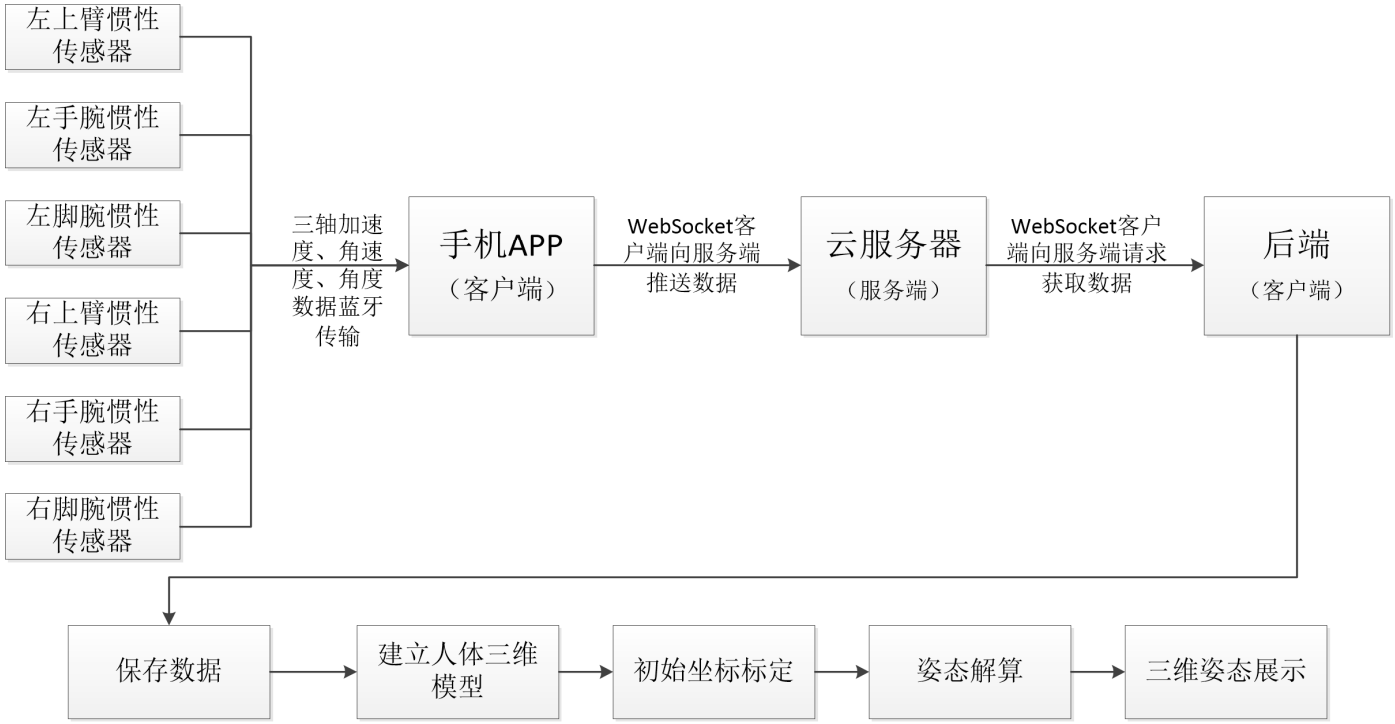
结果分析：

针对人体日常行为识别这一应用场景，提出按照传感器不同轴向数据分别进行特征提取再融合、引入残差模块和压缩激励模块的卷积神经网络，提高了人体行为识别的准确性，验证了本文针对非时序型传感器数据的人体行为识别算法改进思路的有效性。

02 人体行为识别算法设计 | 人体行为三维姿态展示

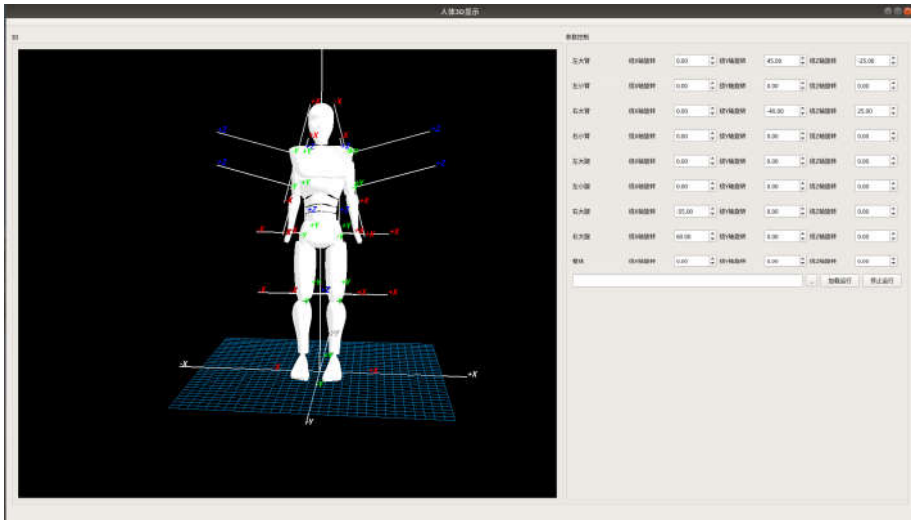
◆ 人体行为三维展示软件

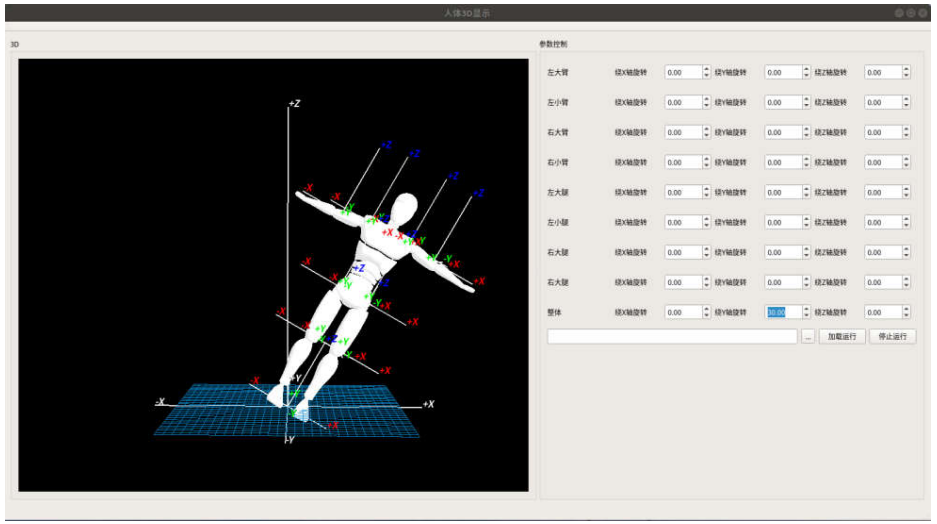
本软件设计总体围绕数据采集，姿态解算，三维姿态展示等模块进行开发。开发过程在Linux系统下完成，主要分为界面开发和三维姿态集成两个部分。软件界面由图形用户界面应用程序开发框架QT实现，三维姿态展示模块由Opengl软件库实现。



02 人体行为识别算法设计 | 人体行为三维姿态展示

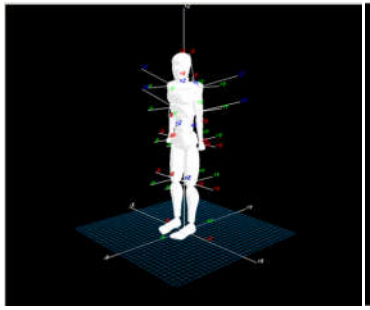
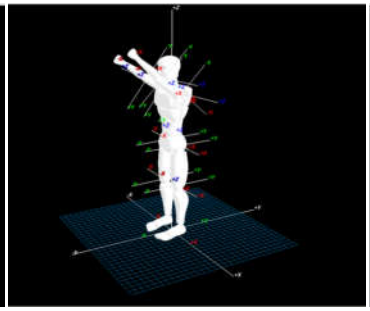
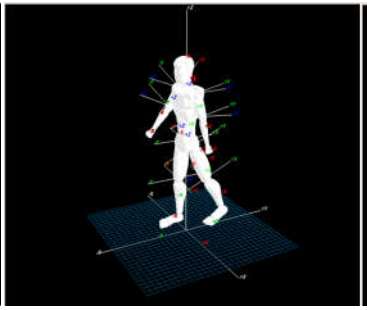
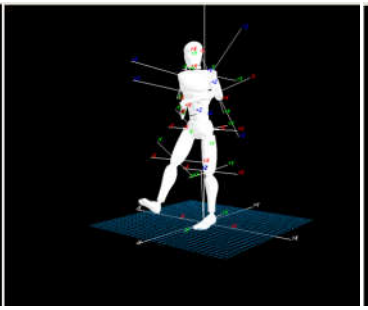
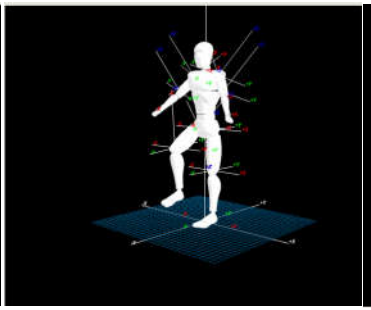
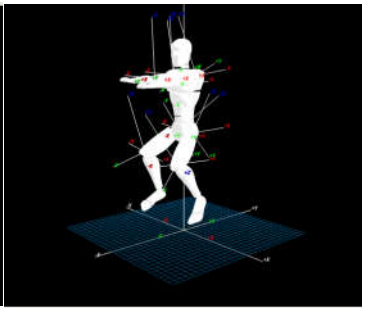
界面展示图





02 人体行为识别算法设计 | 人体行为三维姿态展示

动作展示图

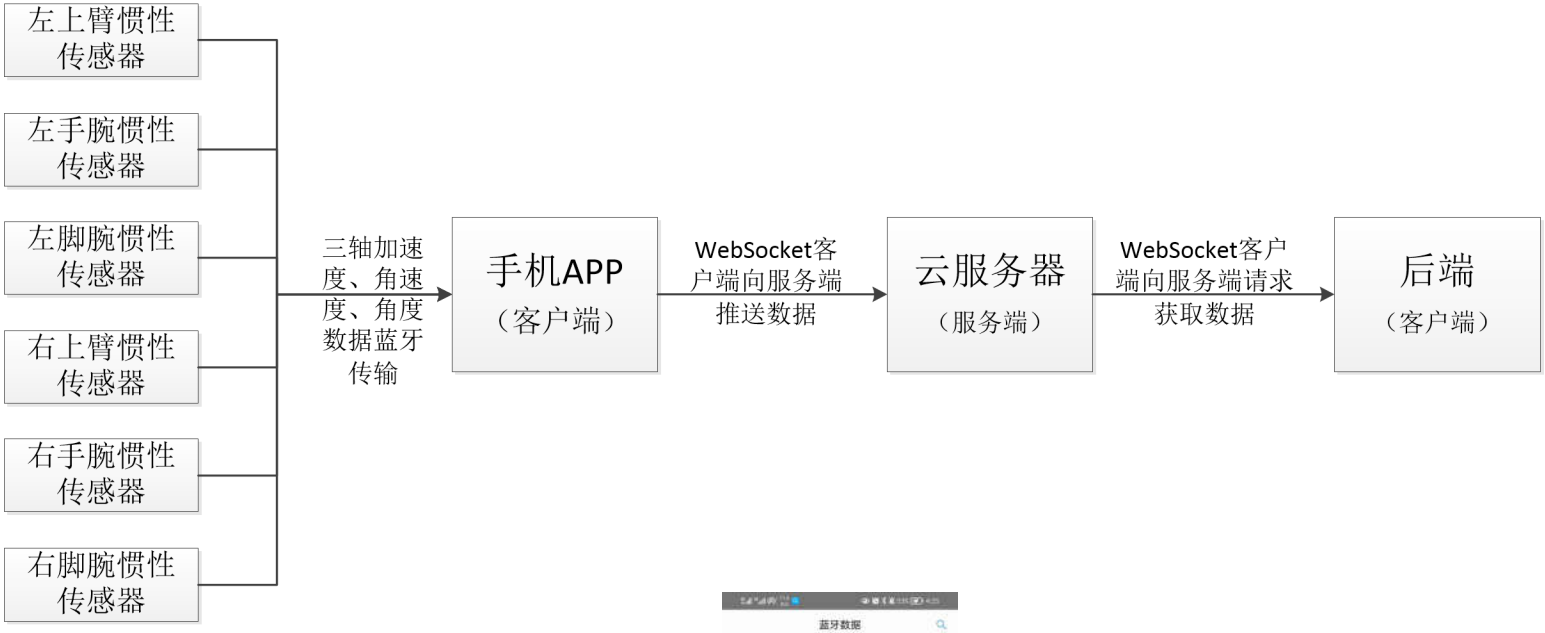







静止站立　站立抬手　走路　踢正步　金鸡独立　深蹲

03

爬塔行为识别算法设计

03 爬塔行为识别算法设计 | 数据集建立



(a)可穿戴九轴蓝牙传感器图

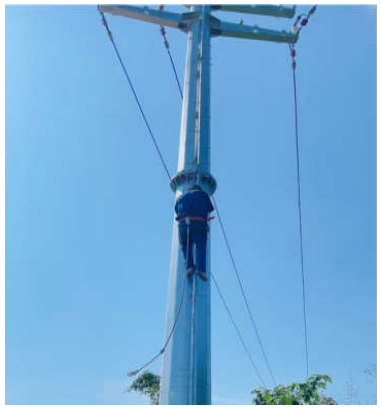
(b)传感器穿戴位置图

(c)手机APP中转数据图

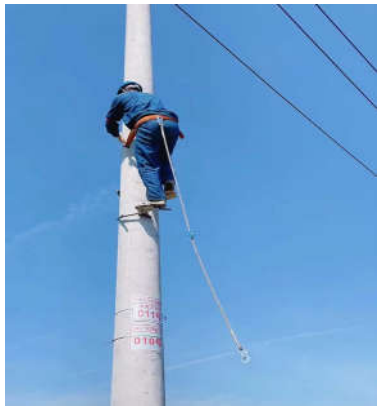
```
WTarm2up 153960644 2021-07-09 10:51:23.056494 0.058 -1.08 0.107 -17.273 40.039 -49.133 -77.228 -6.674 51.169
WTarm1 153960656 2021-07-09 10:51:23.062633 -0.462 0.81 -0.154 -38.696 90.515 -42.847 102.744 31.558 74.993
WTleg1 153960658 2021-07-09 10:51:23.068800 0.376 0.693 -0.234 -54.199 21.179 -138.428 131.666 -30.696 19.182
WTarm2 153960679 2021-07-09 10:51:23.074667 -0.498 -0.85 -0.16 1.282 -12.268 -30.823 -95.834 30.037 58.063
WTleg2 153960699 2021-07-09 10:51:23.081606 0.194 -0.967 -0.007 31.311 4.578 -22.4 -83.578 0.225 -18.16
WTarm1up 153960721 2021-07-09 10:51:23.088636 -0.046 0.617 0.556 5.066 12.939 3.296 57.145 -8.921 79.744
WTarm2up 153960751 2021-07-09 10:51:23.098587 0.11 -0.808 0.135 -4.761 -33.02 -40.71 -78.311 -10.492 50.372
WTarm1 153960764 2021-07-09 10:51:23.103693 -0.345 0.545 -0.026 4.883 7.629 -10.925 103.744 33.19 79.486
WTleg1 153960769 2021-07-09 10:51:23.108364 -0.004 0.672 0.219 -96.008 35.583 -171.326 116.296 -20.572 35.206
WTarm2 153960771 2021-07-09 10:51:23.114164 -0.583 -0.523 -0.189 -5.859 -3.784 -21.057 -96.443 27.812 57.651
WTleg2 153960805 2021-07-09 10:51:23.122144 0.259 -0.953 0.103 53.955 9.033 -38.086 -80.184 -3.356 -19.149
WTarm1up 153960827 2021-07-09 10:51:23.129128 -0.104 0.524 0.414 2.319 -9.338 6.47 56.662 -8.729 82.551
WTarm2up 153960838 2021-07-09 10:51:23.136494 0.112 -0.685 -0.02 8.911 -37.354 -13.733 -78.745 -12.931 52.806
WTarm1 153960844 2021-07-09 10:51:23.142482 -0.37 0.619 -0.022 5.249 9.094 19.653 103.997 32.8 80.151
WTleg1 153960857 2021-07-09 10:51:23.151452 0.276 1.222 -0.455 -126.648 -189.026 -173.462 105.408 -0.687 31.718
WTarm2 153960873 2021-07-09 10:51:23.158588 -0.673 -0.616 -0.481 -15.991 8.118 36.316 -97.674 28.768 59.645
WTleg2 153960908 2021-07-09 10:51:23.164657 0.292 -1.147 0.005 59.998 26.611 -43.884 -74.482 -7.888 -21.374
WTarm1up 153960917 2021-07-09 10:51:23.170100 -0.005 0.623 0.506 5.188 -23.56 12.634 57.118 -9.734 83.546
WTarm2up 153960945 2021-07-09 10:51:23.173863 -0.007 -0.75 -0.03 16.052 -5.798 10.01 -78.986 -13.447 55.157
WTarm1 153960952 2021-07-09 10:51:23.181456 -0.514 0.645 -0.091 3.235 16.235 33.875 104.299 29.46 81.683
```

(d)传感器数据图

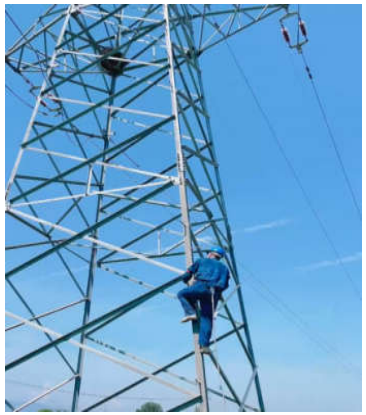
03 爬塔行为识别算法设计 | 数据集建立



(a)塔1爬塔图



(b)塔2爬塔图



(c)塔3爬塔图

(d)塔3错误位置爬塔图

爬塔行为类别	传感器选择
塔1向上攀爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕
塔1向下攀爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕
塔2向上攀爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕
塔2向下攀爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕
塔3向上攀爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕
塔3向下攀爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕
系长绳	左手腕、左上臂、右手腕、右上臂
系短绳	左手腕、左上臂、右手腕、右上臂
塔3违规上爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕
塔3违规下爬	左上臂、左脚腕、右上臂、右脚腕

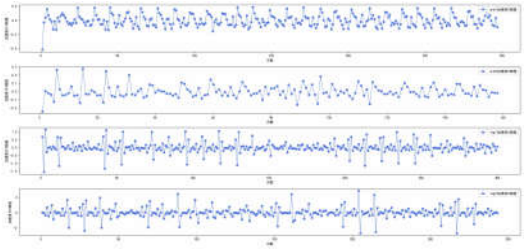
03 爬塔行为识别算法设计 | 数据集建立

① 使用平滑滤波技术进行滤波 $F(i)=\frac{A\left(i-\frac{T-1}{2}\right)+\cdots+A(i-1)+A(i)+A(i+1)+\cdots+A\left(i+\frac{T-1}{2}\right)}{T}$

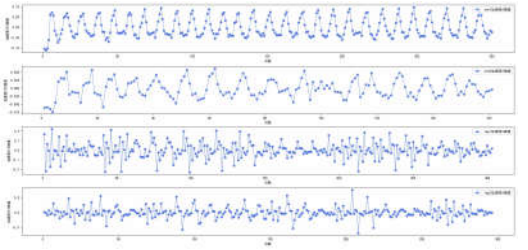
② 数据维度扩充 $A=\sqrt{a_x^2+a_y^2+a_z^2}$

③ 使用滑动窗口分割法对采集到的每个传感器数据进行切片，滑动窗口大小为20，步长为1

④ 使用one-hot编码技术对选定的人体行为数据切片进行标注



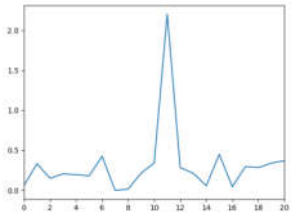
(a)原始数据展示图



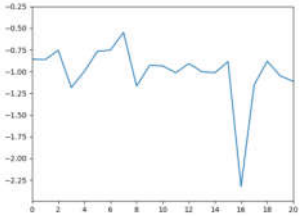
(b)数据滤波图

加速度x轴	加速度y轴	加速度z轴	角速度x轴	角速度y轴	角速度z轴	角度x轴	角度y轴	角度z轴	合加速度
加速度x轴	加速度y轴	加速度z轴	角速度x轴	角速度y轴	角速度z轴	角度x轴	角度y轴	角度z轴	合加速度
加速度x轴	加速度y轴	加速度z轴	角速度x轴	角速度y轴	角速度z轴	角度x轴	角度y轴	角度z轴	合加速度
⋮									
加速度x轴	加速度y轴	加速度z轴	角速度x轴	角速度y轴	角速度z轴	角度x轴	角度y轴	角度z轴	合加速度

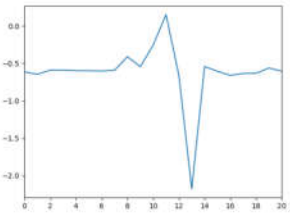
(c)数据切片图



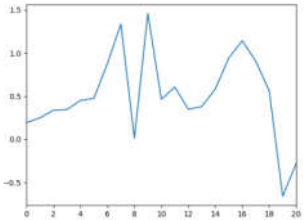
(d)正确位置爬塔左脚腕X轴加速度数据片段



(e)错误位置爬塔左脚腕X轴加速度数据片段

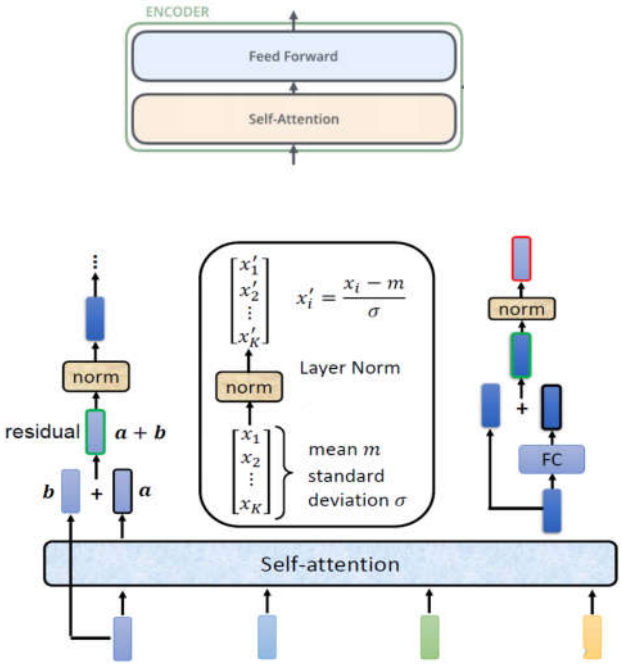


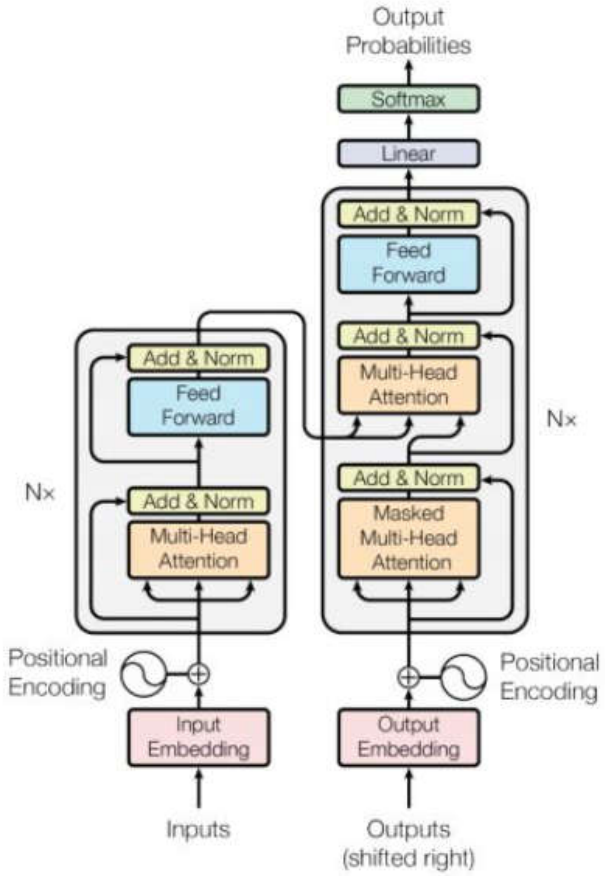
(f)系安全绳左手腕X轴加速度数据片段



(g)未系安全绳左手腕X轴加速度数据片段

03 爬塔行为识别算法设计 | 网络框架选择及初步检测





Transformer 网络结构：

- 由编码器和解码器构成
- 编码器结构包含两部分：多头注意力机制和前馈神经网络结构
- 解码器结构包含三部分：多头注意力机制、前馈神经网络结构和遮蔽多头注意力机制

特点：

- **优点**：提取全局信息、对位置相关信息敏感、灵活性和通用性更强、捕捉相关性的范围更广
- **缺点**：缺少局部细节处的信息

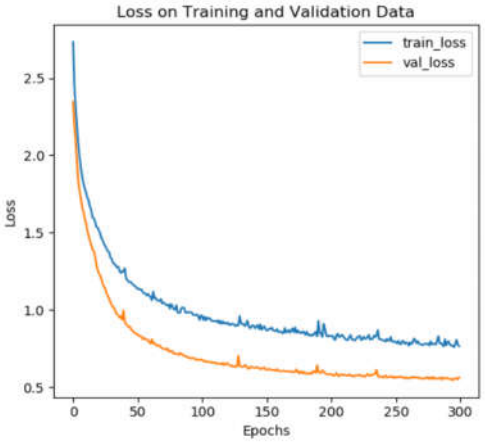
03 爬塔行为识别算法设计 | 实验结果分析

训练环境配置：

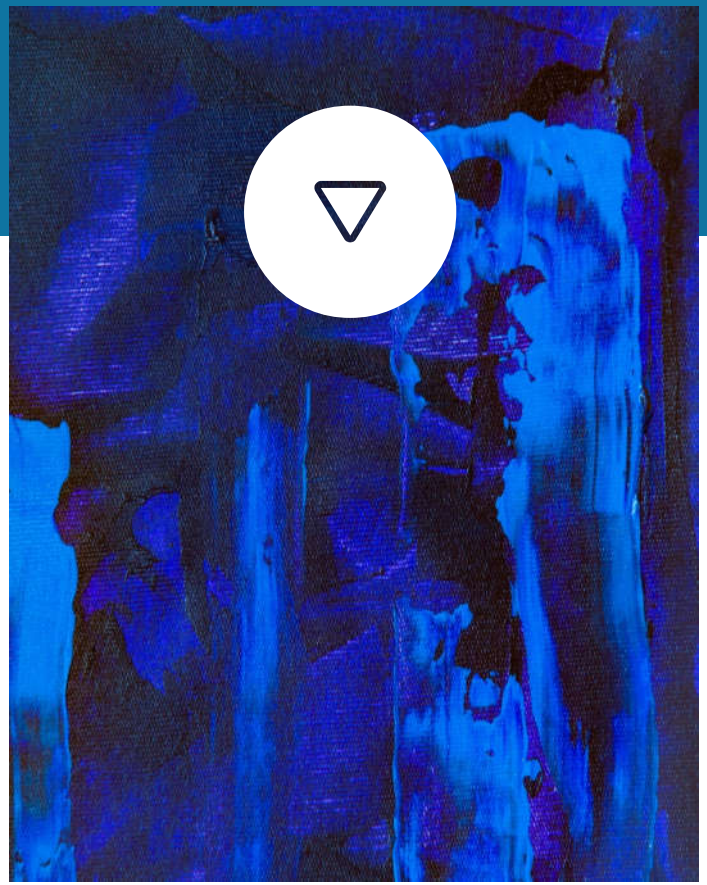
- CPU : Intel(R) Core(TM) i3-7300HQ @2.50GHz
- GPU ：NVIDIA Geforce GTX 1050
- 运行内存 ：16GB
- 软件平台 ：Pycharm 2019
- 深度学习框架 ：tensorflow 2.5.0

训练参数设置

网络模型	transformer
数据集数量	19207
数据集类别	32
数据集尺寸	1×200
初始学习率	0.0005
编码器层数	8
多头注意力头数	6
训练轮次	300



实验编号	网络	训练集准确率	训练集loss	验证集准确率	验证集loss
1	K-means	85.33%	-	87.25%	-
2	SVM	83.96%	-	81.63%	-
3	LSTM	95.49%	0.127	90.06%	0.135
4	GRU	91.82%	0.242	79.69%	0.213
5	transformer	87.43%	0.7678	95.97%	0.5527

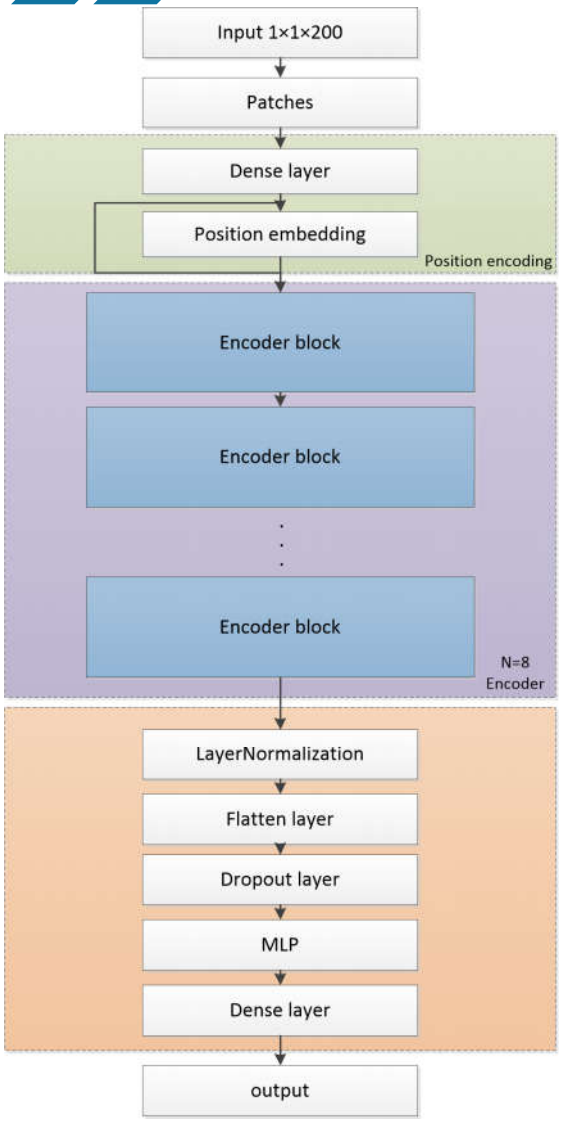


存在问题

1.Transformer 模型使用层归一化模块位于两个残差模块之间，导致最终的输出层与之前的 Transformer 层都没有直连通路，梯度流会被层归一化模块阻断。当多次联乘的时候，顶层会有梯度消失。

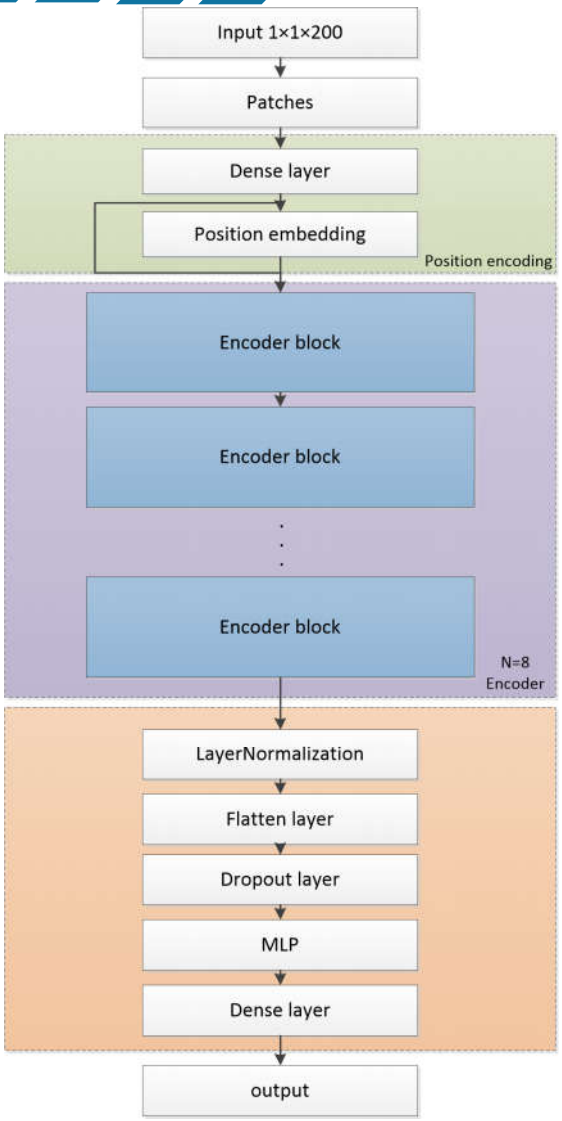
2.局部信息的获取不足，会丢失部分信息。

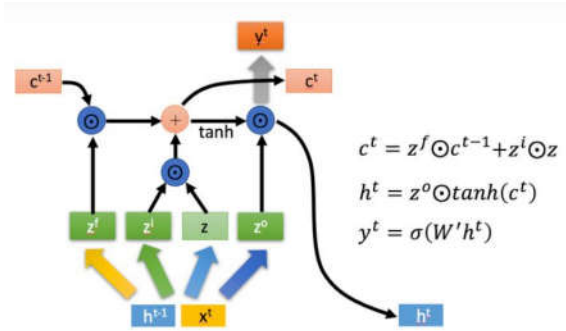
03 爬塔行为识别算法设计 | 网络模型优化

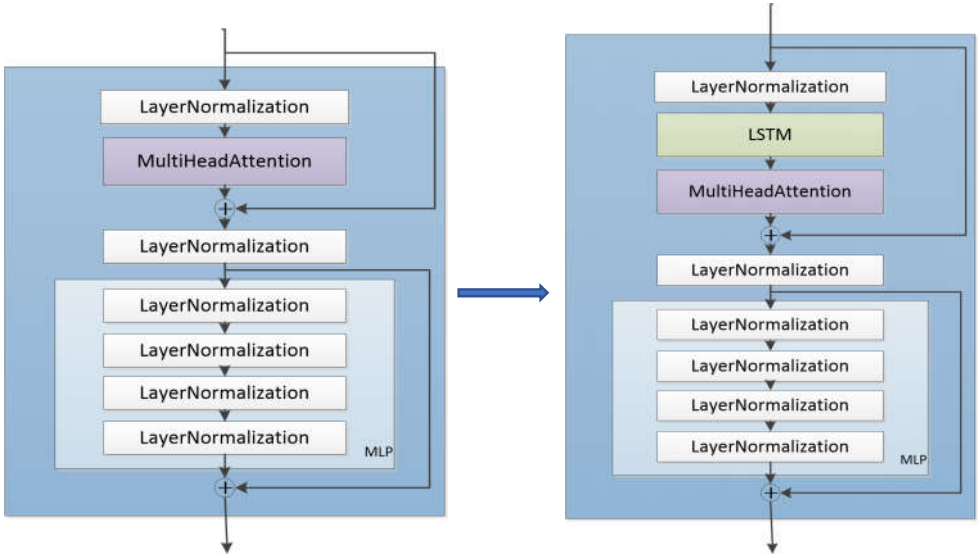


Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_1 (InputLayer)	[(None, 1, 1, 200)]	0	
patches (Patches)	(None, None, 200)	0	input_1[0][0]
patch_encoder (PatchEncoder)	(None, 2, 36)	7308	patches[0][0]
layer_normalization (LayerNorma	(None, 2, 36)	72	patch_encoder[0][0]
lstm (LSTM)	(None, 36)	10512	layer_normalization[0][0]
tf.__operators__.add (TFOpLambd	(None, 2, 36)	0	lstm[0][0] layer_normalization[0][0]
multi_head_attention (MultiHead	(None, 2, 36)	31788	tf.__operators__.add[0][0] tf.__operators__.add[0][0]
add (Add)	(None, 2, 36)	0	multi_head_attention[0][0] patch_encoder[0][0]
layer_normalization_1 (LayerNor	(None, 2, 36)	72	add[0][0]
dense_1 (Dense)	(None, 2, 72)	2664	layer_normalization_1[0][0]
dropout (Dropout)	(None, 2, 72)	0	dense_1[0][0]
dense_2 (Dense)	(None, 2, 36)	2628	dropout[0][0]
dropout_1 (Dropout)	(None, 2, 36)	0	dense_2[0][0]
add_1 (Add)	(None, 2, 36)	0	dropout_1[0][0] add[0][0]
layer_normalization_16 (LayerNo	(None, 2, 36)	72	add_15[0][0]
flatten (Flatten)	(None, 72)	0	layer_normalization_16[0][0]
dropout_16 (Dropout)	(None, 72)	0	flatten[0][0]
dense_17 (Dense)	(None, 2048)	149504	dropout_16[0][0]
dropout_17 (Dropout)	(None, 2048)	0	dense_17[0][0]
dense_18 (Dense)	(None, 1024)	2098176	dropout_17[0][0]
dropout_18 (Dropout)	(None, 1024)	0	dense_18[0][0]
dense_19 (Dense)	(None, 32)	32800	dropout_18[0][0]

03 爬塔行为识别算法设计 | 网络模型优化

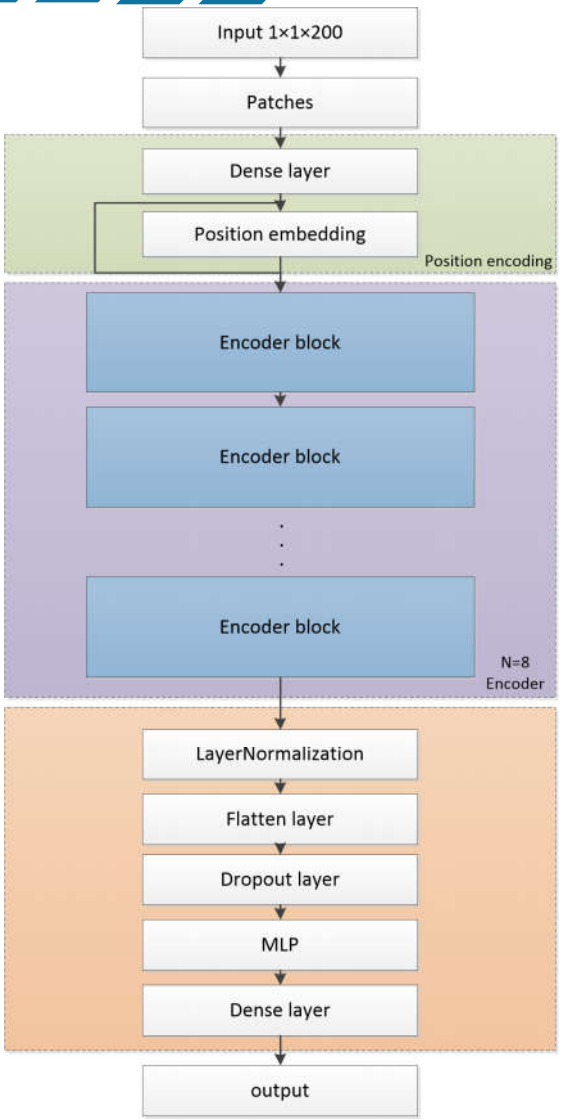






通过一种交叉的信息表达，来获得更强大鲁棒性更强的模型。

03 爬塔行为识别算法设计 | 网络模型优化



categorical_crossentropy loss 交叉熵损失函数

$$H(y,p)=\sum_{k=1}^{K}-y_k\log(p_k)=-\log(p_t)$$

K ——类别的数量
y_k ——符号函数（ 0 或1 ），如果样本 k为真实类别等于c 取 1 ，否则取 0
p_k ——观测样本 k属于类别 c 的预测概率

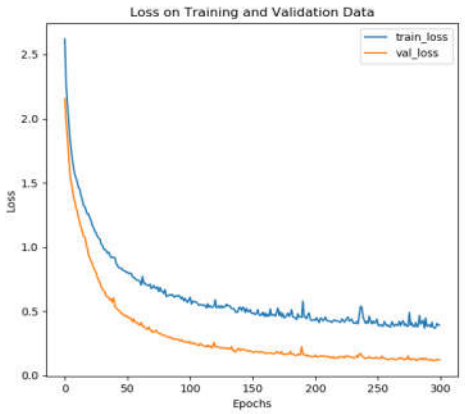
label smoothcrossentropy loss 标签平滑交叉熵损失函数

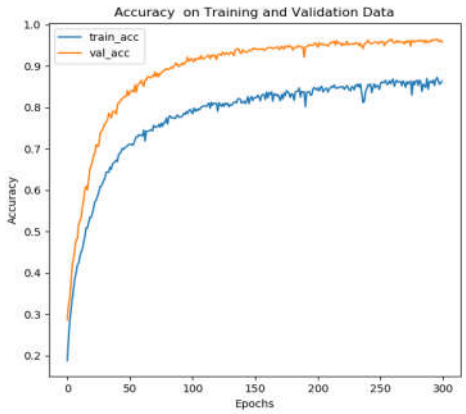
$$H(y,p)=\sum_{k=1}^{K}-y_k\log(p_k)=-(1-\alpha+\alpha/K)\log(p_t)-\alpha/K\sum_{i\neq t}\log p_i$$

K ——类别的数量
y_k ——符号函数（ 0 或1 ），如果样本 k为真实类别等于c 取 1 ，否则取 0
p_k ——观测样本 k属于类别 c 的预测概率
α ——超参数(0.05)

交叉熵损失函数会促使自身往正确标签和错误标签差值最大的方向学习，在训练数据较少，不足以表征所有的样本特征的情况下，会导致网络过拟合。标签平滑交叉熵损失函数是通过通过引入一个超参数对 label 进行加权和，将 label 由原来极端的 one hot 形式转化为较平滑的形式，减少了真实样本标签的类别在计算损失函数时的权重，最终起到抑制过拟合的效果。

03 爬塔行为识别算法设计 | 实验结果分析





试验编号	爬塔行为	精确率	召回率	F1值
1	正常上爬行为	98.12%	73.37%	0.833
2	正常下爬行为	97.71%	80.28%	0.881
3	系短安全绳行为	93.34%	72.85%	0.818
4	系长安全绳行为	94.22%	77.67%	0.851
5	上违规行为	92.14%	73.33%	0.816
6	下违规行为	89.73%	69.65%	0.784

试验编号	网络	精确率	召回率	F1值
1	LSTM	92.12%	88.96%	0.905
2	GRU	91.76%	87.55%	0.896
3	Transformer	93.83%	89.97%	0.919
4	改进方法	94.21%	90.87%	0.925

结果分析：

与其他网络相比，选择性更好的Transformer网络框架是提高行为识别性能的基础，针对电力检修人员爬塔这一应用场景，使用相对位置编码、LSTM模块和优化交叉熵损失函数对网络进行优化，提高了爬塔行为检测的准确度，验证了本文针对爬塔行为识别算法改进思路的有效性。

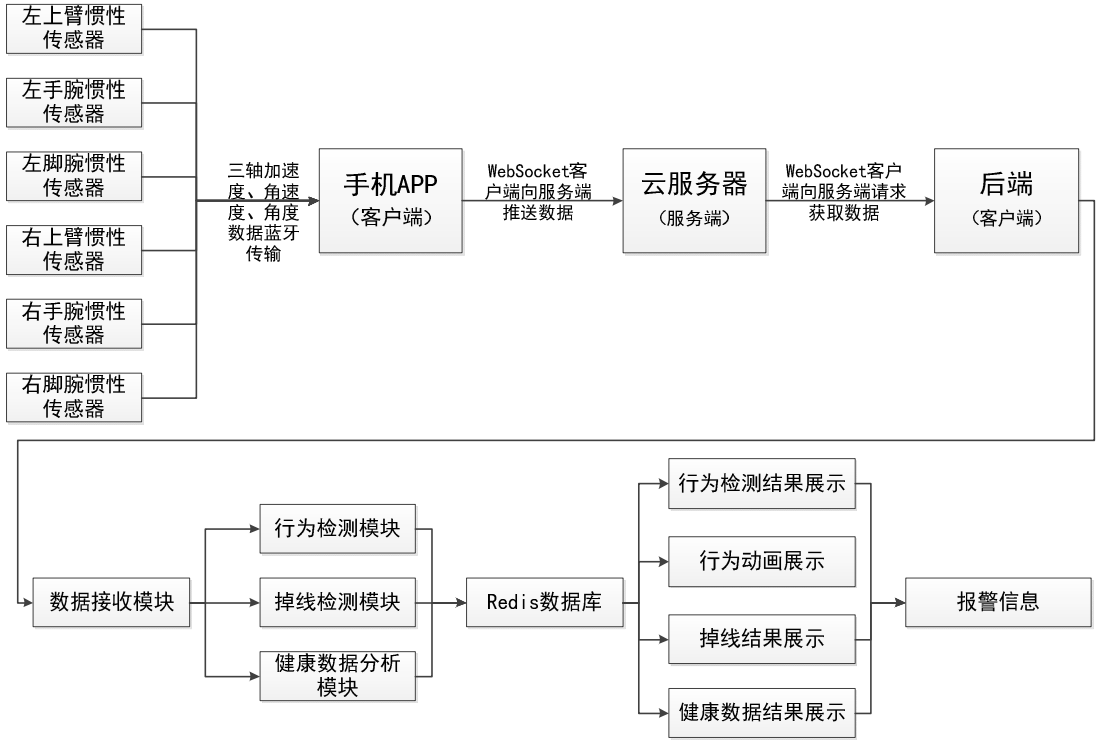
04

软件平台设计与实现

04 软件平台设计与实现 | 软件整体架构

◆ 电力检修人员操作规范性监控软件

本软件设计总体围绕数据采集、人体行为检测、传感器掉线检测、健康数据检测、报警提示等模块进行开发。开发过程在Window系统下完成，主要分为界面开发和算法集成两个部分。界面开发部分使用Python语言，基于Web应用框架Django进行界面搭建。算法实现部分采用的编程语言同样为Python语言，开发平台为JetBrains PyCharm。



04 软件平台设计与实现 | 软件功能展示

正常上爬示意图

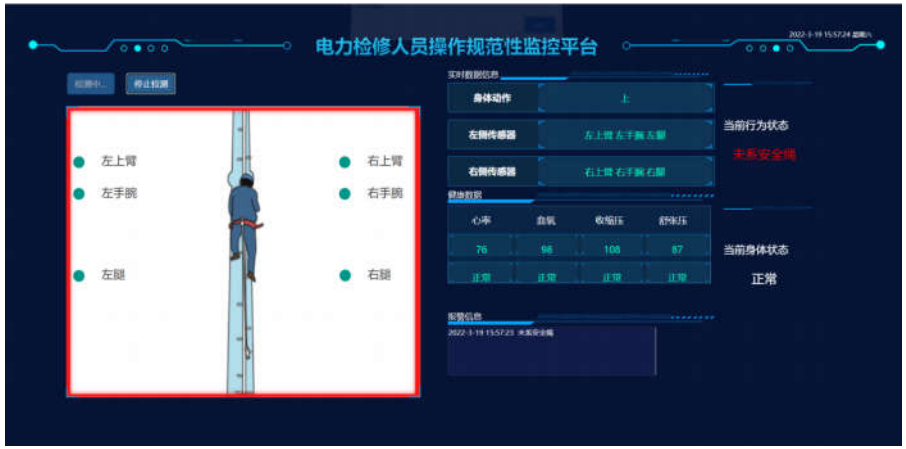
正常下爬示意图

系短绳示意图

系长绳示意图

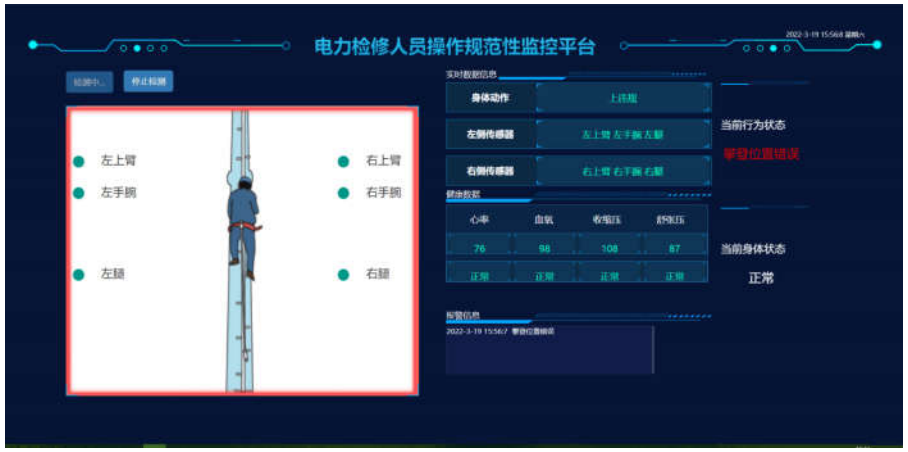
04 软件平台设计与实现 | 软件功能展示

未系安全绳示意图



未系安全绳示意图

上爬位置错误示意图

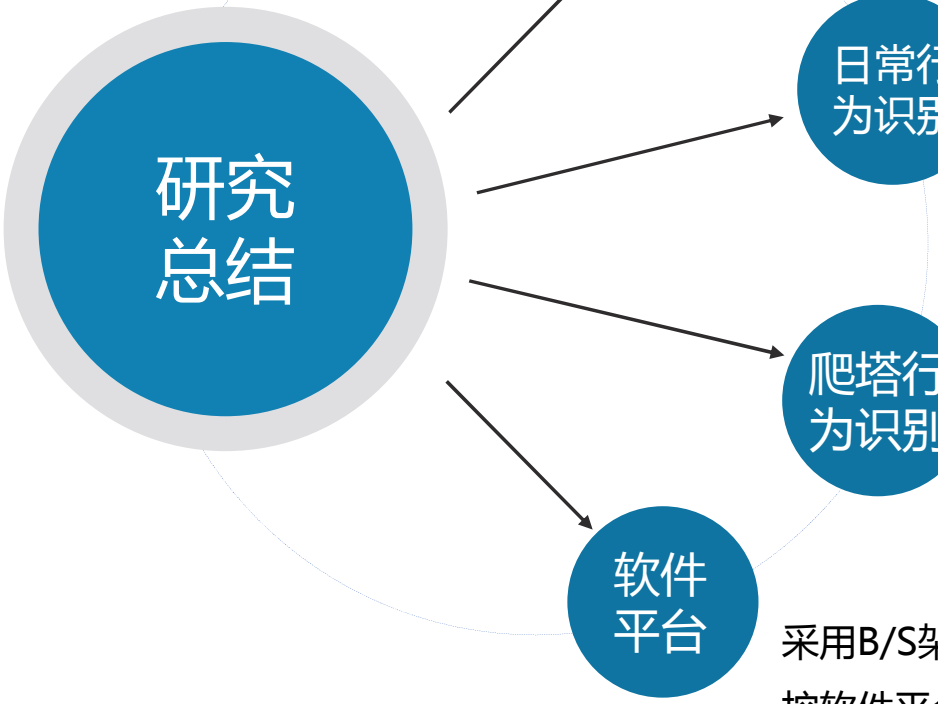


下爬位置错误示意图

05

总结与展望

05 总结与展望 | 研究总结



建立了爬塔数据采集系统，通过使用获取的爬塔行为数据自建了爬塔行为数据集。

设计了按照传感器不同轴向数据分别进行特征提取再融合、引入残差模块和压缩激励模块的卷积神经网络完成对非时序型数据的人体行为识别任务，并对识别结果进行评估。使用OpenGL软件库建立人体模型，对人体行为进行三维姿态展示。

使用Transformer网络框架完成爬塔行为识别任务，并对其进行改进，引入相对位置编码、LSTM模块和优化交叉熵损失函数，提高了爬塔行为识别的准确度。

采用B/S架构，基于Django应用框架搭建电力检修人员操作规范性监控软件平台，直观展示爬塔行为检测、违规行为检测和健康数据监测的效果。

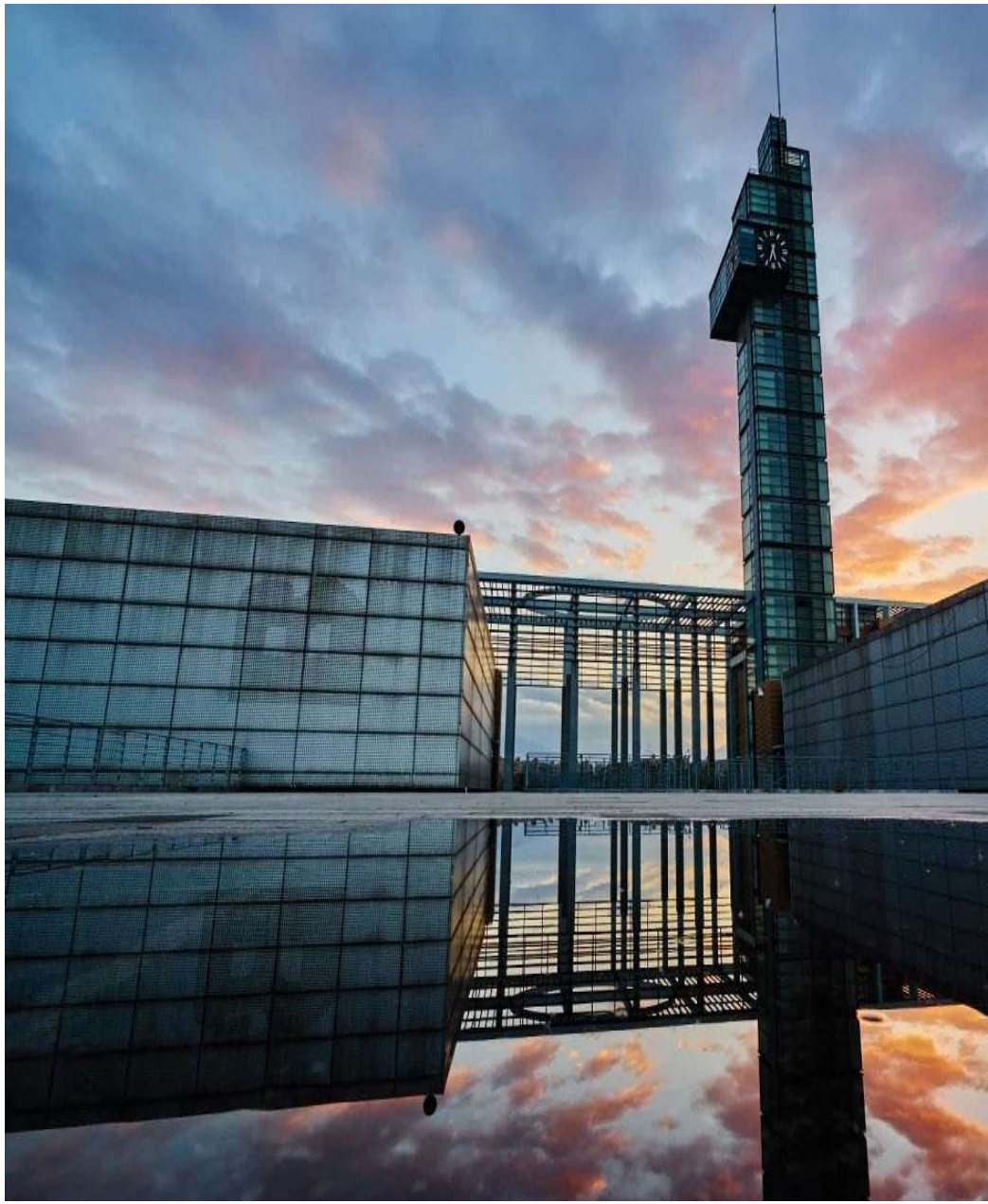
05 总结与展望 | 展望

1.数据集方面

后续可在更丰富的场景下，采集包含不同性别身高、年龄、体重等实验人员的数据和检修人员爬到塔顶之后的规律性行为数据，进一步丰富爬塔行为数据集。

2.传感器方面

后续可将惯性传感器的佩戴与工作装结合起来，或者选择更合理的组合型传感器并减少传感器节点数量，提高人体行为识别系统使用中的灵活性。

3.行为检测方面

研究人员在近年来的研究中表达了对于文本性语言数据预训练的必要性，因此后期在优化传感器类型节点的同时，尝试增加预训练模块优化网络结构，以增强网络的适用性。