

文章编号: 2095-2163(2021)11-0076-04

中图分类号: TP212.9

文献标志码: A

# 基于循环神经网络的人体异常行为识别模型

钟增樾, 方志军

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 传统识别模型在进行人体异常行为识别时,无法准确地定位到识别目标的IP地址与目标源。针对此问题,设计了一种基于循环神经网络的人体异常行为识别模型。根据人体异常行为在循环神经网络中的传播方式,计算人体规律性异常行为、重复性异常行为在网络中占用的流量,并通过Lex.net技术提取网络规则,对比人体行为执行规则与循环神经网络规则,描述人体异常行为网络执行规则;同时,引进CNN标记方式,对异常信息进行标记,引入卷积神经网络标记异常信息,将标记结果按照高语义特征与低语义特征,以此实现对行为的有效识别。实验证明,本文设计的识别模型,可以在有限时间内输出所有人体异常行为,并能在完成对异常行为的识别后,追踪到行为对应的目标个体。

**关键词:** 循环神经网络; 人体; 异常行为; 识别模型

## Human abnormal behavior recognition model based on recurrent neural network

ZHONG Cengsi, FANG Zhijun

(School of Electric and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** Traditional recognition model can not locate the IP address and source of the recognition target accurately when recognizing human abnormal behavior. In order to solve this problem, a recognition model based on cyclic neural network is designed. According to the propagation mode of human abnormal behavior in the circulating neural network, the traffic flow of human regular abnormal behavior and repetitive abnormal behavior in the network is calculated, and the network rules are extracted by Lex.net technology, and the execution rules of human behavior are compared with those of the circulating neural network to describe the execution rules of human abnormal behavior. At the same time, the CNN mark is introduced to mark the abnormal information, and the result is classified according to high semantic feature and low semantic feature. On this basis, it is proved by experiments that the model can output all the abnormal behaviors of human body in limited time, and can trace the target individual after recognizing the abnormal behaviors.

**[Key words]** recurrent neural network; human body; abnormal behavior; recognition model

## 0 引言

伴随着中国市场产出的监控产品类型日益增多,社会对于人体行为异常识别技术的要求也越来越高。以中国安保行业为例,截至去年,市场综合调查数据显示,各企事业单位的安保人数已突破400.0万余人。假定每个安保人员的监控面积为 $100.0\text{ m}^2$ ,那么在此过程中需要有效识别或调度到的人体异常行为范围超过 $4.0\times 10^8\text{ m}^2$ 。深入对此行业的研究中发现,中国每年由于监控不到位导致的安保事件超过200万起。其中超过半数的事件,在事态未达到较为严重时,没有对其进行有效的干预。而产生此种问题的原因,在于应用到监控中的人体异常行为识别技术存在漏洞<sup>[1]</sup>。

在人体行为识别研究领域中,苏春芳等人提出了基于Dirichlet多项式混合模型的复杂人体行为识别方法。将手腕动作聚合为若干个高层语义主题,

进而将日常行为表征为一个有序的高层语义主题序列,有效地提升分类的效果<sup>[2]</sup>。曹仰杰等人提出融合注意力机制的行为识别混合神经网络模型,用时间滑窗将长时间人体活动序列分割为短时间序列,构建样本数据,克服全局人体行为数据非实时、长度不固定的缺点。通过双向循环门控网络和时序卷积神经网络并行,提取输入数据特征。融合特征输入到Softmax分类器进行分类,得到人体活动数据对应的行为<sup>[3]</sup>。左国才等人提出基于CNN人脸识别模型的大学生课堂行为分析,使用卷积神经网络深度学习框架提取人脸深度特征,构建深度学习人脸识别模型,完成人脸识别<sup>[4]</sup>。

为了更好地解决与此方面相关的问题,提高市场经济建设为其发展带来的收益,本文引进循环神经网络,根据信息在网络中的序列式递进方式,设计一种针对人体异常行为的识别模型,致力于解决高维度数据处理效率低的问题,实现对泛在行为的精

**作者简介:** 钟增樾(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向:深度学习、机器视觉。

**收稿日期:** 2021-05-28

准识别。

## 1 人体异常行为识别模型设计方法

### 1.1 基于循环神经网络计算异常行为网络流量

为了保证对人体异常行为识别的准确性, 引进循环神经网络, 对异常行为在网络中的占用流量进行统计与计算<sup>[5-6]</sup>。在此过程中, 应明确人体异常行为在网络中是以一种序列数据的方式进行输入或输出。行为的递进方向主要以递归方式连接, 且网络中所有神经节点均表现为一种链式结构。因此, 可以认为人体异常行为信息在循环神经网络中均是存在某种特定传播规律的。其描述如图 1 所示。

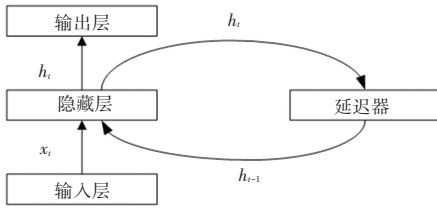


图 1 人体异常行为在循环神经网络中的传播方式

Fig. 1 Propagation mode of human abnormal behavior

图 1 中,  $h_t$  表示异常行为输出过程;  $x_t$  表示异常行为输入过程;  $h_{t-1}$  表示异常行为在输出中存在网络时延。

尽管已知人体异常行为在网络中的传输是具有一定规律的, 但不同行为在网络中所占用的流量仍是不同的<sup>[7]</sup>。因此, 可将人体行为划分为安全行为与异常行为两种。从人体行动学角度分析, 又可将后者划分为规律性行为、重复性行为。对规律性异常行为的流量分析, 可以根据循环神经网络模拟人类认知思维方式, 得到一个具有非线性结构的多层数据组, 考虑到此种行为可能已被网络定义为允许性行为, 需要以提取循环神经网络层次点的方式, 进行规律性异常行为的流量计算。计算公式如下:

$$S(x) = \frac{1}{1 + \lambda^{-x}} \quad (1)$$

式中:  $S(x)$  表示针对在循环神经网络中输入的信息  $x$ , 规律性异常行为的占用流量,  $\lambda$  表示为记忆信息。

在完成对上述相关分析后, 再对人体重复性行为的占用流量进行计算<sup>[8]</sup>。计算中, 可根据隐藏层中潜在的行为权重, 结合人体行为的时序, 将此过程定义为一个具有点乘特征的函数。以输出函数节点信息的方式, 进行占用流量的计算。其计算公式如下。

$$S(x) = O(W_{hy}h_t + b_0) \quad (2)$$

式中:  $O$  表示隐藏层人体异常行为权重;  $W_{hy}$  表示输入行为在两个不同维度上的特定输入时序;  $b_0$  表示循环神经网络对人体行为的记忆性。根据上述计算公式, 输出人体重复性行为占用的循环神经网络流量。

### 1.2 描述人体异常行为网络执行规则

考虑到人体异常行为受到组织大脑的控制, 而基于神经网络视角分析此种行为, 可认为此种行为在网络中属于一种卷积神经行为。常规情况下, 卷积行为是由至少 5 个卷积层与 3 个连接层构成。因此, 异常行为在网络中发生是具有生成性概率的。

在掌握与此方面的相关认知后, 可通过 Lex.net 技术, 进行网络规则的提取, 并在此基础上, 对人体行为执行规则与循环神经网络规则进行比对。并认为, 只有两者经过比对后, 出现某种程度上的契合, 才能导致人体出现异常行为<sup>[9]</sup>。在此过程中, 定义可顺序输出的人体异常行为属于 float 属性的一种特征值。而要实现异常行为的识别, 需要对特征行为与网络契合点进行描述, 通过描述的方式实现对循环神经网络执行规律的获取<sup>[10]</sup>。此过程可用公式(3)表示。

$$\tilde{C}_t = \tan h[W_c \cdot (h_{t-1} \cdot x_t) + b_c] \quad (3)$$

式中:  $\tilde{C}_t$  表示人体异常行为网络执行规则;  $h$  表示异常行为在循环神经网络中的维度;  $W_c$  表示神经网络门结构;  $x_t$  表示人体在  $t$  时刻录入的异常行为;  $b_c$  表示候选信息。

按照公式(3), 将人体异常行为网络执行规则输出。输入结果主要控制状态的过滤程度, 输出的结果对应的数值应当在  $[0, 1]$  内, 并且其输出的结果应具备人体异常行为网络执行规则。参数与神经网络门结构参数相乘, 与异常行为在循环神经网络中的维度相同<sup>[11]</sup>。至此, 通过模型的运行得出输出结果, 并根据参数的条件需要, 实现对其规则制定正确性的验证。在上述循环神经网络的基础上, 识别模型已经具备了长期的记忆功能, 因此能够针对人体一系列行为动作, 推断出与之存在前后关联性的执行规则, 并能根据人体异常行为特征值实现对其主动识别<sup>[12]</sup>。将识别到的执行规则汇总, 以此结合上述公式和流程, 完成对人体异常行为网络执行规则的描述, 并将所有描述内容汇总在识别模型当中, 为后续标记人体异常行为和识别提供依据。

### 1.3 标记并识别人体异常行为

在完成对人体异常行为的多次描述后, 需要对

存在的异常行为进行标记,以便于后期隐藏层网络对异常行为进行训练。在此过程中,可引进 CNN 标记方式,在人体异常行为识别领域,对异常信息进行标记<sup>[13]</sup>。此时,在相对较浅的卷积层,可通过获取张量边缘信息的方式,获取信息的抽象化特征。随着网络层数的递增,所标记的异常信息越抽象<sup>[14]</sup>。因此,按照逐层深入的方式,对若干层卷积神经网络进行操作,便可以得到一个人体异常行为特征集合,表示为  $1, 2, 3, \dots, n$ 。为了更加清晰的对标记内容进行展示,需要针对人体异常行为标记进行定义,并根据不同的异常行为利用相应的符号对其进行表示<sup>[15]</sup>。例如,利用“Bro”符号描述识别模型异常行为;利用“device”符号描述自定义人体行为类型;利用“duration”符号描述自定义人体异常行为产生时间等。

在完成对人体异常行为的标记后,使用行为分类器,对不同类型的人体行为,或不同时序下行为的特征进行分类,按照分类结果,输出异常行为信息<sup>[8]</sup>。并将输出的结果按照高语义特征与低语义特征进行分类,以此实现对人体异常行为的识别,完成对基于循环神经网络的人体异常行为识别模型的构建。

## 2 实验论证分析

本文实验的所有数据,均来自市场内某大型企业的监控信息,使用网络镜像处理的方式,获取 2.0 和千兆端口的循环神经网络流量信息,实验数据的采集行为,共持续了 3 个工作日,且所有参与实验的数据集合均为随机数据,代表数据真实有效。

同时,数据集中包含了 10 000 条加速度数据(6 000 条识别模型训练数据集和 4 000 条识别模型测试数据集)。在该大型企业监控信息获取到的图像包括人在运动过程中的多种行为类型。例如:走路、上楼梯、下楼梯、站立等。针对实验所需数据的采集,选择在公共数据集环境当中,利用 Wisdom 软件实现,将其采集的频率设置为 25 Hz,设置两种识别模型的运行时间均为 60 min。

实验中,分别使用本文设计人体异常行为识别模型与传统识别模型,对获取图像信息中的链路数据进行识别。考虑到每个网络链路的流量信息均存在对应的 IP 源与 IP 目标,因此可将识别的成果直接对应到行为实施个体。为了避免实验过程中链路数据量过大,或终端操作不规范对实验结果造成影响,对提取的信息集合进行特征的定量描述,见

表 1。

表 1 实验数据组特征属性描述

Tab. 1 Characteristic attribute description of experimental data group

序号	数据特征	属性描述
(1)	网络协议类型	Protocol
(2)	识别持续时长	15.0 min、30.0 min、60.0 min
(3)	源端数据包数量	100.0 bit
(4)	数据包规模	小型规模
(5)	字节数	10 000.0 个

在完成对实验对象的相关描述后,分别利用两种识别模型完成对测试数据集的识别。将本文提出的基于循环神经网络技术的识别模型设置为实验组,将传统基于 Multi-class SVM 的识别模型设置为对照组。为了实现对实验结果更加清晰的展现和对比,获取在不同时间下的实验结果,并将实验组和对照组两种模型在运行过程中的识别情况进行记录,对比其正确识别个数以及识别过程中是否能够给出正确的 IP 地址进行验证。实验结果见表 2。

表 2 对比实验结果

Tab. 2 Compare the experimental results

实验时长	本文模型识别个数	传统模型识别个数
15 min	5 个,对应 5 个 IP 地址	3 个,无输出对应的 IP 地址
30 min	5 个,对应 5 个 IP 地址	4 个,输出 1 个对应的 IP 地址
60 min	5 个,对应 5 个 IP 地址	4 个,输出 2 个对应的 IP 地址

根据表 2 中内容可知,本文设计的识别模型在上述实验环境中,能够实现对所有识别对象的精准识别,并对应得出各个识别对象的 IP 地址,通过 IP 地址可以实现对识别对象的快速定位。而传统识别模型仅能够实现对部分识别对象的准确识别,并且随着实验时间的增长,在 30.0~60.0 min 时识别的数量并没有增加。同时,传统识别模型在识别时间达到 15.0 min 时,针对识别到的识别对象无法实现对其相应 IP 地址的确定,在达到 60.0 min 时,也仅能够针对识别到的 4 个对象,给出 2 个对应 IP 地址。

## 3 结束语

有效识别人体异常行为,主要是指通过智能化技术,对人体运动模式进行分析,结合人体常规性运行规律,判定在运动中,人体出现的违反规律性行为。本文在相关研究成果的基础上,对基于循环神经网络的人体异常行为识别模型展开设计,并希望通过本文的设计,为更多有需求的领域提供参考。

(下转第 83 页)