

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002919

基于关节点数据的双人交互行为识别*

陈姝琪¹ 曹江涛¹ 赵挺¹ 姬晓飞²

(1. 辽宁石油化工大学 信息与控制工程学院 抚顺 113001; 2. 沈阳航空航天大学 自动化学院 沈阳 110136)

摘要:近年来基于RGB视频的双人交互行为识别取得了重大进展,但RGB视频数据的问题严重影响双人交互行为识别率。随着深度传感器(如微软Kinect)的快速发展,为准确获取人体运动的关节点数据提供了可能,可以大大的弥补RGB视频数据的不足。提出一种基于关节点数据的双人交互行为识别方法。首先对关节点数据计算出HOJ3D特征和关节距离特征,并将特征按照时间顺序进行图形化后分别送入的卷积神经网络中,分别提取两种深层次特征并进行拼接,然后使用Softmax分类器进行分类识别。该方法在SBU Kinect动作数据集的测试结果表明,该方法的识别准确率得到了一定的提高,达到了94.4%。该方法实现简单,且具有实时处理的能力,具有较好的应用前景。

关键词:关节点数据;HOJ3D特征;关节距离特征;卷积神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.4050

Two-person interaction behavior recognition based on joint data

Chen Shuqi¹ Cao Jiangtao¹ Zhao Ting¹ Ji Xiaofei²

(1. College of Information and Control Engineering, Liaoning Shihua University, Fushun 113001, China;

2. College of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In recent years, significant progress has been made in two-person interaction recognition based on RGB video, but there are still many problems in RGB video data that seriously affect the recognition rate of two-person interaction. With the rapid development of depth sensors (such as the Microsoft Kinect), it is possible to directly obtain a data point that can track human movement, making up for the lack of RGB video data. Therefore, a two-person interaction behavior recognition method based on node data is proposed. First, HOJ3D features and joint distance features were calculated from the data of the node, and then were graphically sent into different convolutional neural networks. Then, the two features were extracted and spliced together. Then, Softmax classifier was used for classification and recognition. The test results of the method on the SBU Kinect action dataset show that the recognition accuracy of the method has been improved to a certain extent, reaching 94.4%. The method is simple to implement, has the ability of real-time processing, and has a good application prospect.

Keywords: joint point data; HOJ3D characteristic; joint distance characteristics; convolutional neural network

0 引言

基于视频的人类行为识别与理解是图像处理与计算机视觉领域中备受关注的前沿方向,它利用视频分析技术从包含人的图像序列或视频中检测、跟踪、识别人体及动作对象,并对其行为进行理解和描述^[1-2]。目前,人们

对单人行为分析的研究工作很多,对两人和多人交互行为分析的研究工作较少。相对于单人的动作行为,双人交互行为在日常生活中存在更普遍,但是双人交互动作往往更加复杂。因此如何有效地提取两人交互行为中的运动特征、建立多个目标之间的复杂交互模型是极具挑战性的问题。

现有的大多数双人交互识别都是使用普通的视频相

收稿日期: 2010-01-13 Received Date: 2010-01-13

* 基金项目: 国家自然科学基金(61673199)、辽宁省科学事业公益研究基金(2016002006)资助项目

机(包括 RGB 三通道相机和灰度单通道相机)来执行人的检测与跟踪及行为分析任务^[3-4]。普通的视频相机虽然可提供丰富的颜色和纹理信息,但是其捕获到的数据极易受到光照变化、形态、体态和遮挡等问题的影响,同时在某些复杂场景中,背景与前景的纹理可能高度类似,这些问题将严重制约检测与跟踪算法的鲁棒性和运算效率。与 RGB 视频信息相比,关节点数据信息具有特征明确简单、不易受外观因素影响的优点。微软 Kinect 体感摄像头可以结合骨骼跟踪技术实时获得人体关节点数据,并且几乎不受背景、光照的影响,为研究者提供了利用关节点数据进行双人交互行为识别与分析^[5-6]的优越条件。

目前,基于关节点数据的行为识别研究方法主要有两种,基于手工特征的方法和基于深度学习网络的方法。基于手工特征的方法中,许多双人交互识别算法将交互看成是一个整体,从每个个体的关节及其交互关节中提取特征来表示随时间的运动关系。Yun 等^[7]利用两个人所有关节之间的关节距离和运动,关节与平面之间的几何关系,以及速度特征来表示运动。然后,提出了一种多实例学习分类器对交互行为进行分类。一些学者也将双人交互行为识别问题转变为基于一个单个个体的行为识别问题。Hu 等^[8]率先提出了一种新的方法,其将两个人的互动分解为积极行为和消极行为,以获得更有效的行为识别。交互识别可以简化为基于积极行为的识别,即只关注一个人的行为表征。尽管该方法简化了双人交互行为,但是识别准确率并不高。总的来说,基于手工特征的双人交互行为识别方法对于复杂的交互行为的识别准确率不高。

基于深度学习的方法中,Yu 等^[9]提出了一种骨架胶囊网络(skeleton capsule net),将原始骨架数据作为输入进行交互行为识别。由于原始骨架数据信息具有很多干扰,大多数基于关节点数据的双人交互行为识别方法都是将关节的位置或运动轨迹作为一个整体转换成图像,然后再送入卷积神经网络进行分类。Du 等^[10]在每个瞬间连接关节坐标并按时间顺序排列向量表示骨架序列,从而将骨架序列表示为矩阵,然后将矩阵量化成图像输入卷积神经网络模型进行特征提取和识别,但是其对原始数据的要求依然很高。Wang 等^[11]提出将骨架序列中包含的时空信息编码为多个纹理图像,即关节轨迹图(joint track maps, JTM)。采用基于 ImageNet 的预训练模型对 JTM 进行微调,提取特征并识别动作。Hou 等^[12]提出了一种将骨架序列的时空信息编码成彩色纹理图像的有效方法,即骨架光谱图,并利用卷积神经网络(ConvNets)学习动作识别的判别特征。以上算法直接将骨架序列编码图像,对于简单的双人动作识别取得了较好的效果。Ke 等^[13]利用骨骼关节与手动定义的 4 个参

考关节之间的相对位置构造了三类灰度图像。然后将灰度图像输入一个预先训练好的 VGG 网络,并开发一个多任务学习网络,将空间结构信息结合起来进行行为识别。Ke 等^[14]针对人体骨骼序列的各个身体部位设计了基于向量的特征,然后将特征转化为图像输入卷积神经网络进行识别。以上两种方法均将双人交互视作一个整体,没有很好的考虑个体之间的交互关系,识别不够准确。综上所述,提出一种新的基于关节点数据的双人交互行为识别方法,该方法分别对两个单人计算 HOJ3D 特征,再以双人为整体计算 HOJ3D 特征表征空间信息,同时计算了双人的关节距离特征表征双人之间的交互信息,并将两种特征图像化后分别送入卷积神经网络中进行识别。该方法很好的避免原始数据的干扰,且构造的特征保留了大量的交互行为时空信息,对复杂的双人交互行为取得了较好识别效果。

1 算法框架

提出的算法首先将视频中的每帧图像分别计算了两种特征,HOJ3D 特征^[15]和关节距离特征。Xia 等^[15]在单人关节数据库上计算 HOJ3D 特征,利用基于手工特征的方法进行分类识别,该方法显示了显著的视图不变性。本文受到文献[15]的启发,将 HOJ3D 特征在单人的基础上,增加了两个人之间的联系,应用在双人交互行为识别上。提取两种特征(HOJ3D 特征以及关节距离特征)后,对特征进行图形化并送入卷积神经网络中进行进一步的深层次特征的提取和拼接,实现双人交互行为的识别。具体框架流程如图 1 所示。

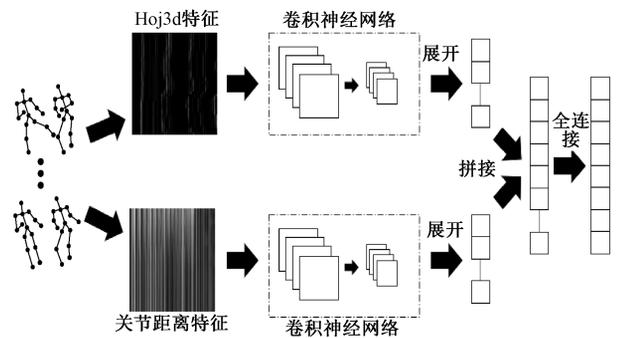


图 1 框架流程图

Fig. 1 Framework flow chart

如图 1 所示,本文具体算法步骤如下:

- 1) 计算两个单人 HOJ3D 特征和一个双人 HOJ3D 特征进行拼接;
- 2) 计算两人之间的关节距离特征;
- 3) 将步骤 1) 和 2) 的两种特征分别按照时间关系连接,将两种特征进行图像化;

4) 将图像化的特征送入不同的卷积神经网络中进行特征提取, 提取后将两种特征展开进行拼接后送入 Softmax 分类器进行分类。

2 关节点底层特征的表述

本文对关节点数据提取底层特征, 相对于直接使用原始数据更具有抗干扰性。HOJ3D 特征具有视图不变性, 可以有效表示个体关节点的空间位置信息, 而关节距离特征可以有效的表示两个个体之间的交互关系, 这两种特征具有一定的互补性, 因此, 提取这两种特征并进行融合。另外, 以往的 HOJ3D 特征应用在较简单的单人动作上, 本文将其应用在复杂的双人动作上。

2.1 HOJ3D 特征

双人动作与单人动作不同, 要考虑到两个人之间的关系。因此, 本文对单个人分别计算 HOJ3D 特征, 然后再将两个人视作一个整体也计算 HOJ3D 特征。将得到的单人信息以及两个人之间的空间信息进行拼接。

1) 建立球面坐标系

Kinect 摄像机可以获取 15 个骨骼关节的三维位置, 包括头部、脖子、躯干、左/右肩、左/右肘、左/右手、左/右腕、左/右膝关节和左/右脚, 如图 2 所示。

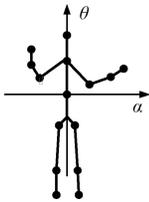


图 2 人体骨架及球面坐标系

Fig. 2 Human skeleton and spherical coordinate system

人体骨架关节点的表示形式为三维坐标信息, 建立一个球面坐标系将这种三维信息转化为球面坐标, 这样就可以实现坐标信息的视角不变性。

在单个人坐标系转化中, 本文把躯干关节坐标作为原点坐标, 以单个人的左髋关节指向右髋关节的水平面投影为水平坐标系向量, 并以躯干关节指向每个人的关节为水平关节投影向量, 然后求水平夹角。同样, 定义过躯干关节的垂直方向向量为 theta 坐标系向量, 并以躯干关节指向每个人的关节为 theta 关节投影向量, 最后求竖直夹角, 如图 3 所示。而在以两个人视作一个整体的坐标系转化中, 本文以左边人为基准建立如上所述的球面坐标系, 两个人的关节在同一个坐标系中得到各自的球面坐标, 这种方法可以将两个人的方位信息清晰的表示出来, 由此可以将双人的 HOJ3D 特征有效的计算出来。

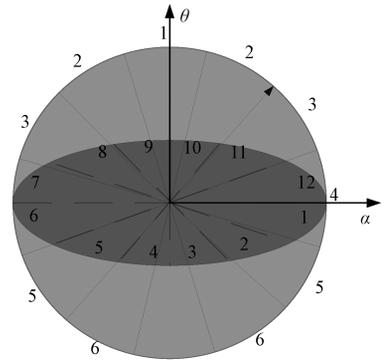


图 3 3D 空间划分

Fig. 3 3D space division diagram

2) 判断关节所属 bin

在上述建立的球面坐标系的基础上, 将整个 3D 空间划分为 n 个 bin, 如图 3 所示(本文 $n=84$)。

水平方向分为 12 个部分, 分别为 1 $[-30, 0]$, 2 $[-60, -30]$, 3 $[-90, -60]$, 4 $[-120, -90]$, 5 $[-150, -120]$, 6 $[-180, -150]$, 7 $[150, 180]$, 8 $[120, 150]$, 9 $[90, 120]$, 10 $[60, 90]$, 11 $[30, 60]$, 12 $[0, 30]$ 。

竖直方向分为 7 个部分, 分别为 1 $[-15, 15]$, 2 $[15, 45]$ $[-45, -15]$, 3 $[45, 75]$ $[-75, -45]$, 4 $[74, 105]$ $[-105, -75]$, 5 $[105, 135]$ $[-135, -105]$, 6 $[135, 165]$ $[-164, -135]$, 7 $[165, 180]$ $[-180, -165]$ 。有了球面坐标, 任何三维关节都可以定位在一个唯一的 bin 中。

3) HOJ3D 描述

HOJ3D 描述符是通过将其余九个关节点放入相应的 bin 中计算空间直方图得到的。对于每个关节, 按照上述步骤, 可以判断出关节所在 bin 与邻近 bin。为了使该方法对关节的微小误差具有鲁棒性, 利用高斯加权函数对 bin 进行投票, 而且只对关节点所在的 bin 和相邻的 8 个 bin 进行投票。高斯加权函数如式(1)。

$$p(\mathbf{X}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})} \quad (1)$$

式中: $p(\mathbf{X}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 是高斯概率密度函数; $\boldsymbol{\mu}$ 是平均向量; $\boldsymbol{\Sigma}$ 是协方差矩阵。

球面坐标 θ 和 α 是独立的, 如图 4 所示。

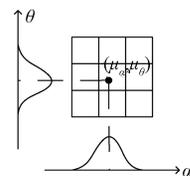


图 4 使用高斯权重函数投票示意图

Fig. 4 Voting using gaussian weight function

首先, 分开计算他们的投票概率; 然后, 计算 9 个 bin 的最终投票概率, 即 α 方向和 θ 方向概率的乘积; 最后,

累加票数,用空间直方图表示。一个视频序列由一个 n -bin 直方图表示。

2.2 关节距离特征

关节距离特征定义为两个人在 t 时刻的所有对关节之间的欧氏距离,举例如图 5 所示。

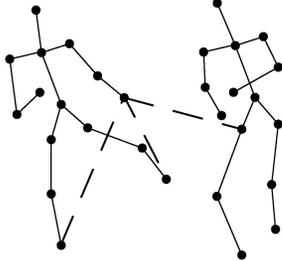


图 5 关节距离图

Fig. 5 Joint distance diagram

它捕捉了一个姿势下两个关节之间的距离。它被定义如式(2)。

$$F^{jd}(i, j; t) = \| p_{i,t}^x - p_{j,t}^y \| \quad (2)$$

其中, i 和 j 是两个人的任意关节, $F^{jd}(i, j; t)$ 表示 t 时刻两个人任意两个关节之间的距离; $p_{i,t}^x$ 表示 t 时刻对象 x 的任意 i 关节; $p_{j,t}^y$ 表示 t 时刻对象 y 的任意 j 关节。

本文是在每帧图像中直接从两个人的所有关节中任取两个关节计算欧式距离,可以得到 $C_{30}^2 = 435$ 维特征。

2.3 特征图像化

由上述可知,计算得到的 HOJ3D 特征维数为 252 维,得到的关节距离特征维数为 435 维,将所有视频帧的这两种特征分别按照时间顺序进行连接,归一化为一幅灰度图像,实现特征的图像化。

本文每个关节点序列共包含 n 帧,则连接后得到的 HOJ3D 特征为 $252n$ 维,关节距离特征为 $435n$ 维。然后将这两个矩阵归一化至 $0 \sim 255$,分别成为一幅灰度图像,即一个视频序列可以得到两幅图像。把所有视频序列的两种特征全部进行图像化之后,再将灰度图像统一缩放到 224×224 的大小后输入到卷积神经网络中。

3 卷积神经网络模型

3.1 卷积神经网络概述

在 2012 年的 ImageNet 大赛中卷积神经网络由于其高精度脱颖而出,自此深度学习网络正式进入人们的视野。卷积神经网络由输入层和输出层及多个隐藏层组成,隐含层包括卷积层、池化层及全连接层^[16]。

卷积层用来进行特征提取,有局部感知、参数共享和多核卷积的特点。

池化层又称为下采样层,主要作用是对输入的特征

图进行压缩,一方面使特征图变小,简化网络计算复杂度;一方面进行特征压缩,提取主要特征。

全连接层连接所有的特征,将输出值送给分类器(如 Softmax 分类器)。

3.2 AlexNet 网络

常用的卷积神经网络模型中包括 LeNet5 模型、AlexNet 模型、VGG 模型、GoogleNet 模型、ResNets 模型。本文使用的是 AlexNet 网络,其为 8 层结构,其中前 5 层为卷积层,后面 3 层为全连接层;学习参数有 60 000 000 个,神经元有 650 000 个。此网络成功使用 ReLU 作为卷积神经网络的激活函数,并验证其效果在较深的网络超过了 Sigmoid 函数,成功解决了 Sigmoid 在网络较深时的梯度弥散(消失)现象。训练时使用 Dropout 随机忽略一部分神经元,以避免模型过拟合。在卷积神经网络中使用重叠的最大池化,避免平均池化的模糊化效果。并且 AlexNet 中提出步长比池化核的尺寸小,这样池化层的输出之间会有重叠和覆盖,提升了特征的丰富性,减少了信息的丢失。提出的 LRN 层,对局部神经元的活动创建竞争机制,使得其中响应比较大值变得更大,并抑制其他反馈较小的神经元,增强了模型的泛化能力。同时使用了 CUDA 加速深度卷积网络的训练,利用 GPU 强大的并行计算能力,处理神经网络训练时大量的矩阵运算,双卡通信。该网络主要参数如表 1 所示。

表 1 AlexNet 网络结构及参数

Table 1 AlexNet network structure and parameters

层名称	输出
input	224×224×1
Conv1	54×54×64
Pool1	26×26×64
Conv2	26×26×192
Pool2	12×12×192
Conv3	12×12×384
Conv4	12×12×384
Conv5	12×12×256
Pool5	5×5×256
Concat	5×5×512
FC6	1×1×1024
FC7	1×1×1024
FC8	1×1×8]

本文计算 HOJ3D 特征和关节距离特征并将两种特征进行图像化后,将图像分别送入两个相同的卷积神经网络中进行特征提取,并且将提取出的两种特征进行拼接,最后将输出值送给 Softmax 分类器进行分类识别。

4 实验测试及分析

4.1 数据库介绍

本实验在国际公开的 SBU 数据集中的关节数据库上做了测试,SBUkinect 交互数据集是由 Stony Brook

University 于 2012 年利用 Microsoft Kinect 传感器收集的, 是一个拥有深度图像、RGB 图像和关节点数据的双人交互动作数据库, 本数据库包含的动作大多为非周期性行为, 且包含相似动作, 准确实现动作识别具有一定的难度。本数据库共有 7 名动作行为人, 组成 21 对动作执行者, 包括 8 个动作类别, 分别为靠近、离开、踢腿、打、推、拥抱、握手和传递物品。在大多数的互动行为中, 一个人做出动作另一个人做出反应动作, 且均采用相同的室内背景录制。每个人由 15 个关节点表示, 每帧的关节点数据维度为 $15 \times 3 \times 2 = 90$ 。数据集中包含的动作如图 6 所示。



图 6 SBU Kinect 数据库示例图

Fig. 6 Sample SBU Kinect database diagram

4.2 实验测试结果

本文实验测试使用的方法是留一法, 即留下其中某一个人的所有动作作为测试集, 其余人的所有动作全部作为训练集。因此, 由于数据库中是 7 个人完成的八类动作, 所以共进行了 7 次实验, 并计算了 7 次测试结果的平均识别准确率, 每次训练数据与测试数据对应的准确率, 选取一个典型结果如图 7 所示。

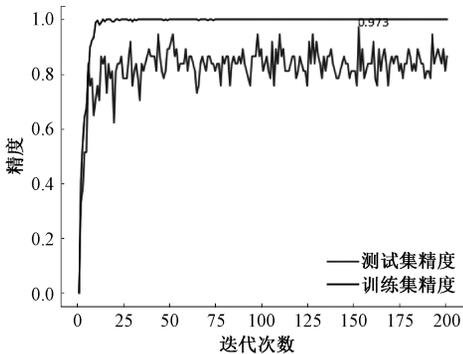


图 7 关节数据训练和测试准确率

Fig. 7 Accuracy of joint data training and testing

由图 7 可知, 训练集精度达到了 100%, 测试集精度达到了 0.973。而 7 次测试结果的平均识别准确率为 0.944, 得到了较好的效果, 为验证本文提出算法有效性, 将同样在 SBU Kinect 交互数据库验证的其他文章得到的测试结果与本文所得的实验结果相比较, 如表 2 所示。

表 2 本实验结果与其他算法识别结果对比

Table 2 Comparison between the experimental results and the recognition results of other algorithms

来源	识别方法	识别结果/%
文献[3]	RGB+MC+S-T+Geneticalgorithm	88.30
文献[7]	Joint+MILBoost	80.30
文献[13]	SkeletonNet	93.47
文献[14]	Clips+卷积神经网络+MTLN	93.57
本文	HOJ3D+Joint distance+卷积神经网络	94.90

从表 2 可知, 本文提出的基于关节点数据的 HOJ3D 特征和关节距离特征融合的双人交互行为为识别算法获得了良好的识别结果。与文献[3]在 RGB 视频上处理方法相比, 准确率得到了大幅度的提升。与文献[7]直接在关节点原始数据上进行处理的方法相比, 准确率也得到了大幅度的提升。与文献[13-14]的方法相比较, 文献[13]需要消除关节点数据的噪声, 文献[14]对图像进行上采样, 以适应所需的网络架构, 这将在数据中引入不必要的噪声, 而本文方法对原始含有噪声的数据没有做任何处理, 且识别准确率也有所提高。因此, 本文的方法避免了对原始的关节点数据进行处理, 算法简单, 训练耗时较短, 具有显著的视角不变性, 且算法可以实现实时处理, 具有一定的实际应用前景。

5 结 论

本文提出了一种新的基于关节点数据与卷积神经网络结合的双人交互行为识别方法。该方法分别提取了单人、双人的 HOJ3D 特征和关节距离特征对关节点数据进行底层特征表示, 这样的特征较好的表述了个体关节点的空间位置信息和两个个体之间的交互关系, 且具有一定的互补性。将两种特征进行图像化后分别送入卷积神经网络提取深层特征, 并结合两种特征的识别解决实现双人交互行为的识别。充分利用了底层特征和卷积神经网络的优势, 在无需对原始数据进行大量预处理的情况大大的提高了双人交互行为为识别的准确率。下一步的研究将考虑在此研究的基础上, 增加关节点数据的时序建模, 进一步提高算法的识别准确率及鲁棒性。

参考文献

[1] POPPE R. A survey on vision-based human action recognition[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(6): 976-990.

[2] HASSNER T. A critical review of action recognition benchmarks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2013: 245-250.

- [3] LI N, CHENG X, GUO H, et al. Recognizing human interactions by genetic algorithm-based random forest spatio-temporal correlation [J]. Pattern Analysis and Applications, 2016, 19(1): 267-282.
- [4] KE Q, BENNAMOUN M, AN S, et al. Human interaction prediction using deep temporal features [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 403-414.
- [5] 辛义忠, 刑志飞. 基于 Kinect 的人体动作识别方法 [J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(4): 1051-1061.
- XIN Y Z, XING Z F. Kinect-based human motion recognition method [J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(4): 1051-1061.
- [6] 罗会兰, 王婵娟, 卢飞. 视频行为识别综述 [J]. 通信学报, 2018, 39(6): 173-184.
- LUO H L, WANG C J, LU F. Overview of video behavior recognition [J]. Journal of Communication, 2018, 39(6): 173-184.
- [7] YUN K, HONORIO J, CHATTOPADHYAY D, et al. Two-person interaction detection using body-pose features and multiple instance learning [C]. 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2012: 28-35.
- [8] HU T, ZHU X, GUO W, et al. Efficient interaction recognition through positive action representation [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013.
- [9] YU Y, TIAN N, CHEN X, et al. Skeleton capsule net: An efficient network for action recognition [C]. 2018 International Conference on Virtual Reality and Visualization (ICVRV). IEEE, 2018: 74-77.
- [10] DU Y, FU Y, WANG L. Skeleton based action recognition with convolutional neural network [C]. 2015 3rd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR). IEEE, 2015: 579-583.
- [11] WANG P, LI W, LI C, et al. Action recognition based on joint trajectory maps with convolutional neural networks [J]. Knowledge-Based Systems, 2018(158): 43-53.
- [12] HOU Y, LI Z, WANG P, et al. Skeleton optical spectra-based action recognition using convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 28(3): 807-811.
- [13] KE Q, BENNAMOUN M, AN S, et al. A new representation of skeleton sequences for 3d action recognition [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3288-3297.
- [14] KE Q, AN S, BENNAMOUN M, et al. Skeletonnet:

Mining deep part features for 3-d action recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24 (6): 731-735.

- [15] XIA L, CHEN C C, AGGARWAL J K. View invariant human action recognition using histograms of 3D joints [C]. 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), IEEE, 2012: 20-27.

- [16] 姬晓飞, 秦琳琳, 王扬扬. 基于 RGB 和关节点数据融合模型的双人交互行为识别 [J]. 计算机应用, 2019, 39(11): 3349-3354.

JI X F, QIN L L, WANG Y Y. Two-person interaction behavior recognition based on RGB and node data fusion model [J]. Computer Application, 2019, 39 (11): 3349-3354.

作者简介



陈姝琪, 2017 年于辽宁石油化工大学获得学士学位, 现为辽宁石油化工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别。

E-mail: 284317123@qq.com

Chen Shuqi received her B. Sc. degree from Liaoning University of Petroleum and Chemical Technology in 2017. She is currently a M. Sc. candidate at Liaoning University of Petroleum and Chemical Technology. Her main research interests are image processing and pattern recognition.



曹江涛, 2009 年于英国普茨茅斯大学获得博士学位, 现为辽宁石油化工大学教授、硕士生导师, 主要研究领域为智能方法及其应用、视频分析与处理等。

Cao Jiantao received Ph. D. degree from University of Portsmouth in 2009. Now he is a professor and M. Sc. supervisor at Liaoning Shihua University. His main research interests include intelligent method and its application and video analysis, etc.



赵挺, 2018 年于辽宁石油化工大学获得学士学位, 现为辽宁石油化工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别。

E-mail: 2442328581@qq.com

Zhao Ting received her B. Sc. degree from Liaoning University of Petroleum and Chemical Technology in 2018. She is currently a M. Sc. candidate at Liaoning University of Petroleum and Chemical Technology. His main research interests are image processing and pattern recognition.



姬晓飞, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为视频分析与处理、模式识别理论。承担国家自然科学基金、辽宁省自然科学基金等多项课题研究。

Ji Xiaofei, Ph. D. , associate professor and M. Sc. supervisor at Shenyang Aerospace University. Her main research interests include video analysis and pattern recognition theory, etc.