计算机系统应用 ISSN 1003-3254, CODEN CSAOBN
Computer Systems & Applications [doi: 10.15888/j.cnki.csa.009659]

E-mail: csa@iscas.ac.cn
http://www.c-s-a.org.cn
Tel: +86-10-62661041

基于三维骨架的人体动作识别①

周小坡[1,2], 张立武[1,2], 张　严[1]

[1](中国科学院 软件研究所, 北京 100190)
[2](中国科学院大学, 北京 100049)
通信作者: 周小坡, E-mail: xiaopo2021@iscas.ac.cn

摘　要: 动作识别是计算机视觉领域的一项重要技术, 根据输入数据的不同可以分为基于视频的动作识别和基于骨架的动作识别. 三维骨架数据避免了光照、遮挡等因素的影响, 对动作的描述更准确. 现在, 基于三维骨架的人体动作识别受到重视. 基于三维骨架的人体动作识别方法可以分为端到端的黑盒方法和基于模式识别的白盒方法. 黑盒的深度学习方法参数大, 能从大量的数据中学到分类知识, 但是深度学习方法难解释, 只能给出整体识别结果. 白盒的模式识别法相比黑盒方法, 其识别过程可解释、算法易调整, 但是现有的一些白盒方法主要从算法层面进行改进, 用公式去表示和区分动作, 没有体现动作之间的区别和联系. 所以本文设计一个分类过程可见的白盒方法, 使用树结构将动作数据有层次的组织起来, 根据相同动作之间的差异构建个体分类层次结构, 根据不同动作之间的区别构建动作分类层次结构. 然后将各种衡量算法纳入系统中, 在本文中选择最近邻和动态时间规整算法进行实验. 层次结构的优点是可以根据需求植入各种知识, 这样可以从不同的角度对动作进行分类. 在本文实验中, 向层次结构植入动作关键姿态知识和人体结构知识, 随着知识的植入, 层次结构也会发生变化.

关键词: 三维骨架; 动作识别; 层次结构; 可解释; 关键姿态

引用格式: 周小坡,张立武,张严.基于三维骨架的人体动作识别.计算机系统应用. http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9659.html

Human Action Recognition Based on 3D Skeleton

ZHOU Xiao-Po[1,2], ZHANG Li-Wu[1,2], ZHANG Yan[1]

[1](Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)
[2](University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Action recognition is an important technology in computer vision, which can be categorized into video-based and skeleton-based action recognition according to different input data. The 3D skeleton data avoids the influence of illumination, occlusion, and other factors, yielding more accurate action descriptions. Now, human action recognition based on 3D skeleton has been paid more attention. Methods for human action recognition based on a 3D skeleton can be divided into the end-to-end black-box method and the pattern recognition-based white-box method. The black-box method in deep learning involves large parameters and can learn classification knowledge from a large amount of data. However, deep learning is difficult to explain and can only provide an overall recognition result. Compared with the black-box method, the white-box method has an explainable recognition process and an adjustable algorithm. Nevertheless, some white-box methods only focus on algorithmic improvements, using formulas to represent and classify actions, without reflecting the difference and connection among actions. Therefore, this study designs a white-box method with a visible classification process. This method uses a tree structure to organize action data hierarchically, constructing an individual classification hierarchy according to the differences between the same actions and an action classification hierarchy

① 基金项目: 国家重点研发计划 (2020YFB1806504, 2023YFB3107203)
收稿时间: 2024-03-04; 修改时间: 2024-05-06; 采用时间: 2024-05-21; csa 在线出版时间: 2024-08-21

according to the discrepancies among different actions. Various measurement algorithms are also incorporated into the system. This study selects the nearest neighbor and dynamic time warping algorithms for experiments. The advantage of a hierarchical structure is that a variety of knowledge can be implanted to it according to various requirements so that actions can be classified from different perspectives. In the experiments, key posture knowledge and human body structure knowledge are implanted into the hierarchy structure. With the implantation of knowledge, the hierarchy structure dynamically changes.

Key words: 3D skeleton; action recognition; hierarchical structure; explainable; key posture

1 引言

动作识别技术是计算机视觉领域的一个重要研究方向, 已经广泛应用于视频监控、体育、游戏等行业中. 一般来说, 动作识别的目的是从包含完整动作执行的视频中识别人的动作[1], 然而人体动作识别领域有着不同的研究方向, 早期的人体动作识别方法大部分使用 RGB 视频作为数据源, 然而 RGB 视频存在光照、背景、遮挡等噪声干扰. 随着传感器成本下降, 数据源增多, 基于三维骨架的人体动作识别方法的研究得到重视. 三维骨架信息只包含几个人体运动关节节点的三维坐标信息, 保留了动作的空间结构, 解耦了动作提取和动作识别的过程. 本文研究的动作识别, 是直接从已经获得到的三维骨架运动来进行的动作识别. 基于三维骨架的识别方法数据维度低, 处理效率高, 可以通过人工植入约束规则的方式改善模型的识别率.

基于三维骨架的识别方法主要包含端到端的黑盒识别方法和基于模式识别的白盒识别方法. 端到端的方法主要依赖深度学习技术, 其提取的特征难以解释, 并且分类过程不明确. 白盒方法虽然相比黑盒方法, 分类过程可解释, 但是有的白盒方法不能体现动作之间的区别和联系, 并为整个动作过程提取特征. 为了解决白盒方法存在的一些问题, 本文设计了一个基于层次结构的白盒识别方法, 层次结构将动作数据组织起来. 之后, 将动作的关键姿态作为模板, 这样可以减少相似帧的重复计算. 最后, 为了防止分类时某个动作因为无关关节的影响而被分到另外一类动作中, 将身体动作按照 5 个部位进行分解, 从不同的部位动作中推断整个身体的动作.

2 研究现状

三维骨架数据指的是描述人体运动的三维空间坐标数据, 通常通过传感器或摄像机捕捉到的人体关键点的位置信息来表示. 这种数据记录了身体不同部位(如头部、肩膀、手肘、膝盖等) 在三维空间中的运动轨迹, 形成一个关节之间连接的骨架结构. 基于三维骨架的动作识别方法主要包含端到端的黑盒识别方法和基于模式识别的白盒识别方法.

2.1 基于模式识别的白盒识别方法

白盒方法的识别过程可以划分为动作表示和动作分类两个过程, 动作表示是将动作数据转化成一系列特征, 动作分类是使用动作特征进行分类.

Wang 等人[2]提出一种关节的特征, 其中利用每个关节与其他关节之间的相对位置作为特征的一部分, 他们也从关节中选择对动作影响大的关节赋予高权重. Lv 等人[3]基于对动作和能够区分动作的特征的分析, 设计了几种类型的特征, 如下所示: 关节的坐标分量, 例如髋关节的垂直位置、每个非根关节的坐标、相连关节的坐标、对称关节点的坐标、所有腿部和躯干相关的关节的坐标、所有手臂相关关节的坐标, 不同类型代表动作不同的动态级别. 例如, 类型 2, 3 和 4 分别对应于关节位置和关节角度. 类型 5 特征用于检测周期性运动, 类型 6 和类型 7 特征为识别提供了总体指导. Ofli 等人[4]通过计算两个连接肢体之间的关节角度, 将关节角度的时间序列作为骨架运动数据, 在对骨架运动数据进行时间分段, 计算每个时间段内关节的信息量并排序, 然后将信息量最大的前 N 个关节序列作为人类关节动作识别的新特征, 其中包含: 每个时间段中最有信息的关节集合, 以及在所有时间段中最有信息的关节集合的时间顺序. 并且, Ofli 等人还在文章中证明了选择最具有时间信息的关节的原因. Yang 等人[5]通过计算帧内节点间的成对距离、当前帧和前一帧之间的关节差, 然后将运动特征合并作为动作的每一帧特征, 可以表示动作的空间与时间特征.

得到动作表示后, 可以通过一些分类方法将其分

类到合适的动作类, 常见的分类方法有聚类、支持向量机、神经网络.

2.2 端到端的黑盒识别方法

端到端的黑盒方法主要使用深度学习技术, 大致可以分为基于循环神经网络 (recurrent neural network, RNN)、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)、图卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 的方法.

在 RNN 方法中, 骨架序列是关节坐标位置的自然时间序列. Du 等人[6]提出一种分层 RNN, 没有将整个骨架作为输入, 分为了 5 个部分 (两只手臂、两条腿和一个躯干), 分别送到 5 个子网. 随着层数增加, 子网提取的表示被分层融合为更高层的输入. 骨架序列的最终表示被送入单层感知器, 感知器的最终输出是最后的结果. Wang 等人[7]提出了双流 RNN, 时间流的 RNN 模拟了关节的时间动态, 将每个时间步不同关节的三维坐标连接起来, 使用 RNN 处理生成的序列. 空间流的 RNN 建模关节的空间依赖性, 将关节的图结构转换为关节序列, RNN 架构的每一步输入对应特定关节的坐标向量, 由于关节只有 3 个坐标, 选择一个时间步长为中心的时间窗口, 并将该窗口内的坐标连接起来以表示该关节. 并使用旋转、缩放和剪切作为数据增强技术. 基于 RNN 的方法更多的关注的是时间序列的变化, 对骨架的空间结构关注不多, 而 CNN 在这方面要强一些.

CNN 一般专注于图像的任务, 为了使用 CNN 对三维骨架动作进行分类, 可以将三维骨架序列数据转换为伪图像, 然后投入网络中进行学习. Du 等人[8]将每个骨架序列表示为一个特殊图像, 其中序列的时间动态编码为行中的变化, 每个关节的 3 个分量(x,y,z)表示为每个像素对应的 3 个分量(R,G,B), 然后输入到 CNN 中. Wang 等人[9]提出了关节轨迹图, 通过将关节轨迹及其动态学编码为图像中的颜色分布, 使三维骨架序列中携带的时空信息表示为 3 幅 2D 图像, 称为关节轨迹图. 3 个关节轨迹图在 3 个正交平面中生成, 并相互提供补充信息. 通过 3 个关节轨迹图的乘法分数融合, 进一步提高了最终识别率. 基于 CNN 的方法通过编码时间动态将骨架序列表示为图像, 然而在卷积过程中, 只有卷积核内相邻的关节才被考虑, 一些与所有关节相关的潜在相关信息可能会被忽略.

将骨架序列转化为序列向量或二维图像并不能完全表达相关关节之间的相关性, 图卷积把人的 3D 骨架数据看作一个拓扑图. 图卷积网络作为卷积网络的一种扩展, 其技术中的重要问题是骨架数据的表示, 将原始数据组织成特定的图. 对于一个图结构而言, 可以把图卷积理解为把一个节点邻居节点的特征加权并相加到该节点, 当然, 一个节点可能有许多的特征向量. Yan 等人[10]提出了一种基于骨架的动作识别模型, 时空图卷积网络 (spatial temporal graph convolutional network, ST-GCN), 将关节作为图节点, 人体结构和时间过程中的自然连接作为图边缘, 由于不能把所有节点的特征直接相加, 因此 ST-GCN 对节点的每个邻居节点编号, 相同序号的邻居节点构成邻居子集, 形成节点的邻接矩阵, 并提出了 3 种人体结构的分区策略, 然后再进行卷积, 为了平衡每一个节点的贡献, ST-GCN 提出一个正则化邻接矩阵, 将其与之前的邻接矩阵相乘, 以此平衡节点之间的权重.

2.3 小结

黑盒的深度学习方法是一个端到端的方法, 能够从大量的数据中训练参数, 使模型更好的拟合数据, 同时可移植性也使得模型能在不同的训练集上进行迁移. 但是深度学习的一个缺点是模型中间过程提取的特征我们可能无法理解其含义, 并且分类过程不明确.

深度学习的另一个缺点是, 因为深度学习是一个端到端的训练参数的模型, 给定一个动作输入, 就会输出一个动作类别或不同类别所属的概率, 并且因为数据量大、模型参数多, 所以其准确率高, 所以当出现错误分类时, 我们可能无法知道是在哪个节点出现错误, 只能调节参数或调整训练集来重新训练模型.

白盒方法, 人们能够理解其含义, 其提取的手工特征的可解释性是其最有竞争力的优点. 但是现在的一些白盒方法没有组织结构, 并且为动作数据的所有帧提取特征进行比较.

为了解决白盒方法存在的一些问题, 本文通过树结构将动作数据有结构有层次的组织起来, 然后向层次结构中植入人体结构知识以及动作关键姿态知识.

3 基础知识

3.1 人体三维骨架数据获取

人体三维骨架数据可以通过使用 Kinect 传感器捕捉身体各个部位的空间坐标信息, 然后存储下来. Kinect 传感器可以同时记录动作的 RGB 视频和深度映射图

像, 以及传感器与人体之间的距离. 使用深度图像中像素点所包含的三维深度信息可以得到关节点的空间坐标.

获取人体三维骨架关节坐标可以分为 3 个步骤: 人体轮廓分割、人体部位识别、关节点定位[11].

人体轮廓分割: Kinect 传感器通过 RGB 视频和深度图像, 对深度不同的平面逐一分析, 以此提取图像的边缘信息, 以此得到深度图像中的人体轮廓.

人体部位识别: 使用背景去除方法获得人体目标, 对人体目标中的每个像素进行分析, 判断其是否属于人体像素点, 然后使用特征值分类匹配, 确定其所属的人体部位, 最后使用人体骨架模型拟合所有部位.

关节点定位: 识别出人体部位后, 将这些相对位置拟合到人体三维骨架中, 然后根据每个像素点的位置来确定骨架的关节位置, 最后将关节点的三维坐标存储下来.

随着深度学习的发展, 人们可以从二维图像中识别出人体三维骨架数据, 像 OpenPose、DensePose. 但是这种方法提取的三维骨架的准确性不能得到保证.

3.2 数据集介绍

目前常见的人体三维骨架数据集包括: UTKinect-Action3D、NTU RGB+D、UTD-MHAD 等.

UTKinect-Action3D 由单个 Kinect 捕获的, 有 10 种类型的动作: 走路、坐下、站起、捡起、携带、投掷、推、拉、挥手、拍手. 有 10 个受试者, 每个受试者执行每个动作两次. 记录了 3 个通道: RGB、深度和骨架关节位置, 该数据集总共包含 199 个动作序列.

NTU RGB+D 包含 60 个动作类别和 56 880 个视频样本, 由 3 台 Kinect V2 摄像机同时捕获. 包含了足够多的动作种类, 并同时提供了二维视频和三维骨架, 其中三维骨架数据包含每帧 25 个人体关节的三维坐标. 在 2019 年, 他们又发布了扩展版本, 将动作种类扩展到 120 种, 动作样本扩展到 1 144 880 个.

CZU-MHAD 数据集是一个用于多模态人体动作识别的数据集, 由浙江大学的研究人员开发, 通过同步采集 RGB 视频、深度视频、骨架数据以及惯性传感器数据等多种模态的信息, 来捕捉人体动作的多方面特征. CZU-MHAD 数据集包含 5 名受试者 (5 名男性) 执行的 22 个动作, 比如常见的手势 (如画圈)、日常活动 (如拍手、弯腰) 和训练动作 (如左转身运动、左侧运动), 每个受试者重复每个动作大于 8 次, 共包含大于 880 个样本.

3.3 最近邻算法

最近邻算法利用训练数据对特征向量空间进行划分, 并将划分结果作为最终算法模型. 存在一个样本数据集合, 也称作训练样本集, 并且样本集中的每个数据都存在标签, 即我们知道样本集中每一数据与所属分类的对应关系. 输入没有标签的数据后, 将这个没有标签的数据的每个特征与样本集中的数据对应的特征进行比较, 然后提取样本中特征最相近的数据 (最近邻) 的分类标签, 在进行距离计算时, 通常选择欧氏距离.

假设任意实例x表示为下面的特征向量: $[a_1(x), a_2(x),\cdots,a_n(x)]$, 其中$a_r(x)$表示实例$x$的第$r$个属性值, 那么那么两个实例$x_i$和$x_j$间的距离定义为$d(x_i,x_j)$, 其中:

$$d\left(x_i,x_j\right)=\sqrt{\sum_{r=1}^{n}\left[a_r\left(x_i\right)-a_r\left(x_j\right)\right]^2} \tag{1}$$

3.4 动态时间规整算法

动态时间规整 (dynamic time warping, DTW), 最初是用在语音识别中, 使用动态规划的思想来寻找两条不同长度语音序列的最小距离的匹配路径. 设有两个时间长不不同的序列为Q和C, 且长度分别为n和m, 即:

$$Q=\{q_1,q_2,\cdots,q_n\} \tag{2}$$

$$C=\{c_1,c_2,\cdots,c_m\} \tag{3}$$

为了对齐两个序列, 需要创建一个$n\times m$的矩阵网格, 矩阵中的格点(i,j)是q_i和c_j的距离$d(q_i,c_j)$, 通常选择欧氏距离. 将两个序列对齐可以理解为寻找一条通过此网格中若干格点的路径, 路径通过的格点即为两个序列对齐的点. 为了选择合适的路径, 需要满足以下约束.

1) 边界约束: 任何动作做的快慢可能不一致, 但其各部分的先后次序不变, 因此所选的路径是从左下角出发, 在右上角结束.

2) 连续性约束: 不能跨过某个点去匹配, 只能和自己相邻的点对齐, 包括对角线上的点.

3) 单调性约束: 选择的路径上的点随着时间是单调进行的.

结合连续性和单调性, 每一个格点就只能来自 3 条路径, 格点(i,j)可以来自$(i-1,j)$或$(i,j-1)$或$(i-1,j-1)$, 设$g(i,j)$为累计相似距离, 即表示从$d(1,1)$到$d(i,j)$的所

有路径中的相似距离之和最小值, 那么可以按照以下约束条件计算累计相似距离:

$$g(i,j)=\begin{cases} g(i-1,j)+d(i,j) \\ g(i-1,j-1)+d(i,j) \\ g(i,j-1)+d(i,j) \end{cases} \tag{4}$$

计算得到$g(n,m)$的值即为两个序列对齐时最小的累计相似距离, 为了消除时间序列长度带来的影响, 最终得到的距离要除以两个序列的长度和, 即:

$$D_{\text{avg}}=g(n,m)/(n+m) \tag{5}$$

4 基于层次结构的动作识别方法

本节根据动作之间以及动作和个体之间的关系, 提出具有结构的动作识别模型, 通过树结构将动作数据组织起来. 为动作提取动作模板, 减少输入动作与动作样本之间的比较次数. 之后将动作的关键姿态知识以及人体结构知识植入系统中, 从不同的角度对动作进行分类.

提取动作的关键姿态作为动作模板, 并将动作的关键姿态与输入动作的所有姿态在时间上进行对应, 减少动作序列中相似帧的冗余计算. 但是, 将所有关节对动作的影响都累计在一起, 会出现错误分类的情况, 所以, 将身体分成 5 个部位. 对动作分类时, 通过对 5 个部位的分析得到最终结果, 而对个体分类时, 重点关注执行该动作的重点部位即可.

4.1 数据集选择

在本文中使用 NTU RGB-D[12]和 CZU-MHAD[13]数据集作为实验数据集. 由于数据集在采集过程中, 末端关节的采集效果并不好, 存在大量的波动, 所以在实验过程中选择 20 个关节, 其骨架结构如图 1 所示, 序号对应的关节名称如表 1 所示.

从 NTU RGB-D 中选取 2 组动作数据, 第 1 组是坐下、起立、拍手、挥手、鞠躬、双手交叉, 第 2 组是捡起、踢、插口袋、指、敬礼、双手合十. 每组 6 个动作, 每个动作选择 8 个受试者, 每个受试者选择 18 个数据样本, 其中 12 个作为训练样本, 6 个作为测试样本, 因此每组都有 576 个训练样本和 288 个测试样本.

从 CZU-MHAD 数据集中选取一组动作数据作为第 3 组数据, 分别是右手画圆、右脚前踢、拍手、弯腰、原地踏步、挥手. 每个动作有 5 个受试者, 每个受试者执行动作 13 次, 其中 8 个作为训练样本, 5 个作为测试样本, 因此有 240 个训练样本和 150 个测试样本.

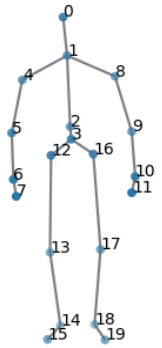


图 1 骨架结构图

表 1 序号与关节对应关系

序号	关节点	序号	关节点
0	头	10	右手腕
1	肩膀中心	11	右手
2	脊柱	12	左髋关节
3	髋关节中心	13	左膝盖
4	左肩	14	左脚踝
5	左肘	15	左脚
6	左手腕	16	右髋关节
7	左手	17	右膝盖
8	右肩	18	右脚踝
9	右肘	19	右脚

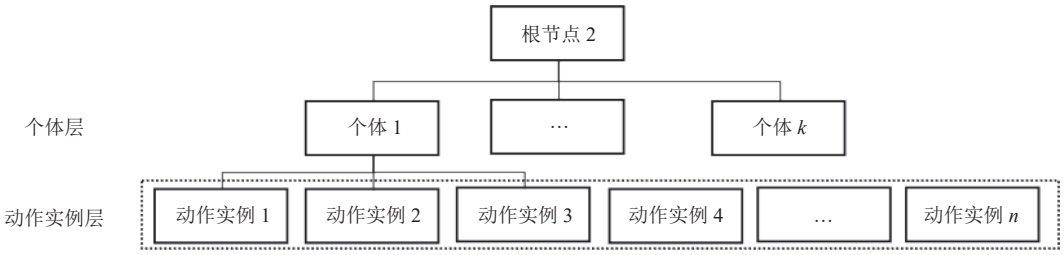
4.2 模型构建

为了体现动作之间的区别与联系以及减少不对应动作类的重复比较, 使用树结构将动作数据按照层次结构组织起来, 这样对于不对应的动作类别, 可以减少冗余的比较, 加快了搜索效率. 因此, 在基于层次结构的识别模型的树结构中, 越接近根节点的一层, 越能表示不同动作的大致模板, 而越远离根节点的层, 越能表示同一动作的细致区别.

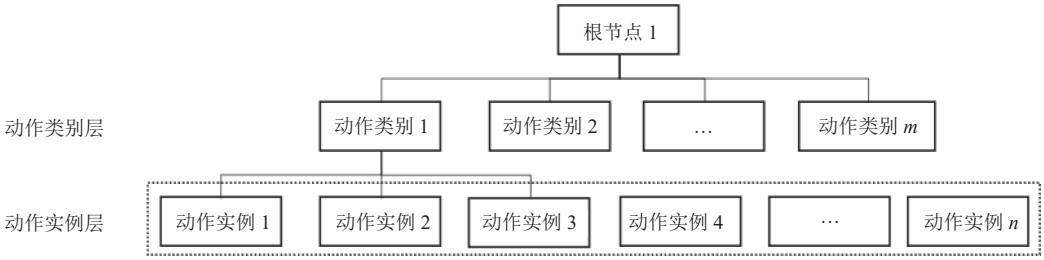
为了能让计算机理解一个动作是什么样的, 需要为系统植入动作的知识, 即需要选择标准的动作样本作为模板, 但是由于不同人做的同一动作存在差异, 即使是同一人做的同一动作也会存在区别, 为了将这些动作能够分到同一个正确的区域内, 需要尽可能地选择合适的动作模板将这些动作包括在范围之内. 对于模板动作的选择, 如果数据量不大, 可以通过人工筛选的方法选择, 如果数据量过大, 可以通过数据统计得到. 以此方法去构造基于层次结构的动作识别模型, 其结构如图 2 所示.

本文的层次结构包含个体分类层次结构和动作分

类层次结构. 动作分类层次结构是对不同的动作进行分类, 个体分类层次结构是在动作分类完成后, 对执行动作的个体的身份进行分类, 这也意味着, 每一个动作都有一个个体分类层次结构.



(a) 个体分类层次结构



(b) 动作分类层次结构

图 2 基于层次结构的识别模型结构图

4.3 动作模板获取

个体分类层次结构包括动作实例层和个体层, 动作实例层是所有的动作数据, 个体层是不同个体做同一动作的模板, 所以应为每类动作都构造一个个体分类层次结构.

为了使个体层中的节点能够尽可能的概括其对应个体做同一动作的范围, 需要为个体层的节点选取合适的动作模板. 对某一个体而言, 首先通过动态时间规整将其做的同一动作的动作数据进行对齐, 这样该个体的所有该动作样本都有相同的帧, 然后计算每一帧中所有动作样本对应关节的平均位置得到平均动作作为模板加入个体层对应的个体节点中.

假设有 2 个动作样本, 是同一个体做的同一动作. 两个动作样本在对齐后有m帧, 且骨架有N个关节, 即$A=A_1,A_2,\cdots,A_m$、$B=B_1,B_2,\cdots,B_m$, 通过式 (6) 计算平均动作A_{avg}的第 1 帧A_{avg1}:

$$A_{\text{avg1}}=(A_1^i+B_1^i)/2,\ i=1,2,\cdots,N \tag{6}$$

然后每一帧按照该方法计算, 即可得到m帧的平均动作$A_{\text{avg}}=A_{\text{avg1}},A_{\text{avg2}},\cdots,A_{\text{avg}m}$.

之后计算动作中每一帧的关节三维坐标的标准差绝对值, 以第 1 帧的第 1 个关节A_1^1为例, 通过之前的计算可以得到该关节的三维坐标平均值, 即x_{avg1}、y_{avg1}、z_{avg1}, 通过式 (7)–式 (9) 计算该关节的三维坐标的标准差绝对值:

$$s_x=\left|\sqrt{\frac{((A_1^1)_x-x_{\text{avg1}})^2+((B_1^1)_x-x_{\text{avg1}})^2}{2-1}}\right| \tag{7}$$

$$s_y=\left|\sqrt{\frac{((A_1^1)_y-y_{\text{avg1}})^2+((B_1^1)_y-y_{\text{avg1}})^2}{2-1}}\right| \tag{8}$$

$$s_z=\left|\sqrt{\frac{((A_1^1)_z-z_{\text{avg1}})^2+((B_1^1)_z-z_{\text{avg1}})^2}{2-1}}\right| \tag{9}$$

然后通过$x_{\text{avg1}}\pm s_x$、$y_{\text{avg1}}\pm s_y$、$z_{\text{avg1}}\pm s_z$可以得到该关节在该动作的第 1 帧可能会存在的范围, 通过对所有关节进行计算可以得到该动作第 1 帧的姿态范围, 进而得到动作范围, 将动作范围的两个边界动作作为模板加入个体层对应的个体节点中.

动作分类层次结构包括动作实例层和动作类别层, 动作实例层是所有动作数据, 动作类别层是不同动作类别的模板. 为了使动作类别层的动作模板能够表示不同人做的同一动作, 选择个体分类层次结构中的平均动作作为模板加入动作类别层.

4.4 特征提取

在提取特征前, 需要对动作数据进行处理, 将动作

的三维关节坐标处理成以髋关节为中心的坐标系.

动作是时间上的运动序列, 所以提取动作的空间距离特征和时间序列特征. 典型方案如 Yang 等人[5]和 Ellis 等人[14]的, 计算每一帧内所有关节对之间的坐标差、后一帧与前一帧对应关节之间的坐标差作为动作的特征. 基于该思路, 提出骨架特征的提取方案.

由于识别模型中有两种类型的层次结构, 所以对于不同的层次结构, 需要考虑不同的影响因素. 对于动作分类层次结构而言, 需要将不同的动作类别区分开来, 因此, 为了减少因身高等因素导致的不同人的同一动作之间的差异过大, 提取特征时, 对数据进行归一化处理. 本文使用的公开数据集中, 每个动作序列中都有人的站姿, 而竖直方向坐标轴为z坐标轴, 因此取每个动作序列中所有头部关节的z值最大值$z_{\max}$和两个足关节z值的最小值$z_{\min}$的差作为人的高度, 并把所有人体高度归一化为高度L_0 (本文设定为 1.8 m)[15], 即关节坐标除以$z_{\max}-z_{\min}$后再乘以L_0. 而对于个体分类层次结构而言, 需要从同一动作中区分出不同个体, 那么就需要考虑个体之间的差异, 在进行特征提取时, 使用原始三维坐标数据.

设骨架有N个关节, 那么每一帧X可以表示为$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_N\}$, $X\in R^{3\times N}$, $x_1,x_2,\cdots,x_N$是每个关节点的三维坐标. 若一个动作有F帧, 那么可按以下方式提取特征.

首先, 以髋关节为中心, 计算每一帧内其余关节与髋关节的坐标差, 表示运动过程中姿态的空间结构特征, 记为$fcc\in R^{F\times 3\times N}$:

$$fcc=\{x_i-x_k \mid j,k=1,2,\cdots,N;j\neq k\} \tag{10}$$

然后计算后一帧与前一帧对应关节的坐标差, 表示动作的时间序列特征, 记为$fcp\in R^{(F-1)\times 3\times N}$:

$$fcp=\{x_j^c-x_k^p \mid x_j^c\in X_c;x_k^p\in X_p\} \tag{11}$$

为了表示动作的整体运动, 计算每一帧与初始帧之间对应关节的坐标差, 记为$fci\in R^{F\times 3\times N}$:

$$fci=\{x_j^c-x_k^i \mid x_j^c\in X_c;x_k^i\in X_i\} \tag{12}$$

最后将 3 种特征组合起来作为每一帧的特征.

4.5 分类过程

构建完识别模型后, 先对动作类别进行分类, 然后去对应的个体层次结构中对个体类别进行分类. 动作分类和个体分类的过程是一样的.

从根节点向下层分类时, 先尝试使用最近邻算法. 假设有两个骨架动作A_1和A_2, 它们的帧数分别是F_1和F_2, 且骨架有N个关节, 为两个动作提取 3 种特征, 然后分别为 3 种特征计算距离. 计算距离时, 计算A_1中每一帧的特征与A_2中所有帧的特征之间的欧氏距离之和, 而两帧特征之间的距离是所有对应关节的欧氏距离. 为了消除因动作帧数不同而产生的影响, 计算完距离后, 要除以两个动作帧数的乘积. 由于提取 3 种不同类型的特征, 所以在进行分类时, 每种特征分别使用最近邻算法进行计算, 然后再计算 3 种特征的距离和. 计算距离公式如下:

$$Dcc=\frac{\sum_{i=1}^{F_1}\sum_{j=1}^{F_2}\sqrt{\sum_{s=1}^{N}(fcc_i^s-fcc_j^s)^2}}{F_1\times F_2} \tag{13}$$

$$Dcp=\frac{\sum_{i=1}^{F_1-1}\sum_{j=1}^{F_2-1}\sqrt{\sum_{s=1}^{N}(fcp_i^s-fcp_j^s)^2}}{(F_1-1)\times(F_2-1)} \tag{14}$$

$$Dci=\frac{\sum_{i=1}^{F_1}\sum_{j=1}^{F_2}\sqrt{\sum_{s=1}^{N}(fci_i^s-fci_j^s)^2}}{F_1\times F_2} \tag{15}$$

最后将 3 种特征之间的距离加在一起作为最终距离:

$$D=Dcc+Dcp+Dci \tag{16}$$

得到距离后, 可以选择层次结构中最有可能的节点继续向下搜索, 直到到达最后一层.

但是使用最近邻算法来计算动作之间的距离时, 它会将不同时间区域的帧之间的距离也纳入计算当中, 这是不符合比较思想的. 不同的个体在做同一动作时, 会有差异性, 他们的动作幅度、帧数等都不相同, 甚至同一人做同一动作的不同次数也会有差距, 但是同一个体做的动作在时间序列上存在整体相似性, 因此在进行分类时, 需要考虑时间序列上的整体相似性. 所以使用动态时间规整将输入动作与模板动作在时间上进行对应, 输入动作的每一帧都会与模板动作距离较近某一帧进行对应, 并且在时间上也会进行对应, 然后再计算得到距离.

4.6 关键姿态提取

动作是时间上的姿态序列, 但姿态序列中所有的姿态并非同样重要, 人类的动作有时可以从几个姿态识别出来, 这些特定的姿态被称为关键姿态. 动作中每

一帧相当于一个静态姿态, 关键姿态在动作的时间序列中不一定相邻.

通过帧消减法[16]提取动作模板的关键姿态候选序列, 首先将第一帧作为候选关键姿态, 然后计算后续的帧与第 1 帧的距离, 如果小于阈值, 则舍弃, 如果大于阈值, 则该帧加入候选关键姿态, 然后再计算后面的帧与该帧之间的距离, 以此类推, 同时保留最后一帧作为候选关键姿态. 得到候选关键姿态后, 再进行人工筛选, 选择最具有代表性的姿态作为关键姿态.

4.7 姿态对应

使用动态时间规整可以将输入动作的姿态与模板的姿态进行对应. 由于动作的帧序列太长, 因此选择同一人做的两次挥手动作的关键姿态为例. 设两次挥手动作的关键姿态序列为Q和C, 且长度分别为n和m, 即:

$$Q=\{q_1,q_2,\cdots,q_n\} \tag{17}$$

$$C=\{c_1,c_2,\cdots,c_m\} \tag{18}$$

然后创建一个$n\times m$的矩阵网格, 矩阵中的格点中的距离$d(q_i,c_j)$使用选择欧氏距离进行计算, 即:

$$d(q_i,c_j)=\sqrt{\sum_{s=1}^{N}(q_i^s,c_j^s)^2} \tag{19}$$

其中, N是骨架关节数.

挥手动作Q和C都有 6 帧关键姿态, 姿态之间的距离如表 2 所示, 由于得到的距离小数位数过多, 所以只保留 6 位小数. 然后通过计算可以得到累计距离矩阵, 结果如表 3 所示. 通过反推可以得到匹配路径, 在表 3 中通过加粗区域标记出路径.

然后选择$g(6,6)$作为姿态对应的累计路径, 由于动作的帧数以及关键姿态帧数不同, 所以累计距离要除以姿态数量之和, 以消除影响, 得到最终结果D_{avg}:

$$D_{\text{avg}}=\frac{g(6,6)}{6+6} \tag{20}$$

表 2　姿态之间的距离

Q	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
q_1	0.138867	1.296689	1.243413	1.252391	1.269465	0.065964
q_2	1.200176	0.319269	0.724019	0.353150	0.713117	1.177405
q_3	1.140183	1.114085	0.326222	0.987962	0.432697	1.116312
q_4	1.189679	0.269745	0.814844	0.299274	0.788322	1.164941
q_5	1.075686	1.27274	0.369648	1.017327	0.455296	1.054129
q_6	0.152579	1.308208	1.250794	1.263585	1.277398	0.097951

表 3　累计距离及对齐路径

Q	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
q_1	**0.138 867**	1.435556	2.678969	3.931360	5.200825	5.266789
q_2	1.339043	**0.458 136**	1.182155	1.535305	2.248422	3.425827
q_3	2.479226	1.572221	**0.784 358**	1.772320	1.968002	3.084314
q_4	3.668905	1.841966	1.599202	**1.083 632**	1.871954	3.036895
q_5	4.744591	2.969240	1.968850	2.100959	**1.538 928**	2.593057
q_6	4.897170	4.277448	3.219644	3.232435	2.816326	**1.636 879**

4.8 基于关键姿态的识别模型

根据关键姿态序列, 人们可以分辨出是什么动作. 本节的研究目的在于使用动作的关键姿态进行动作和个体的识别, 以探索动作和姿态之间的关系.

例如, 为某个体的挥手动作选择的关键姿态如图 3 所示. 从关键姿态图中可以看到, 只看关键姿态之间的变化过程, 也能够区分出个体做的是什么动作, 所以关键姿态能够表示动作信息.

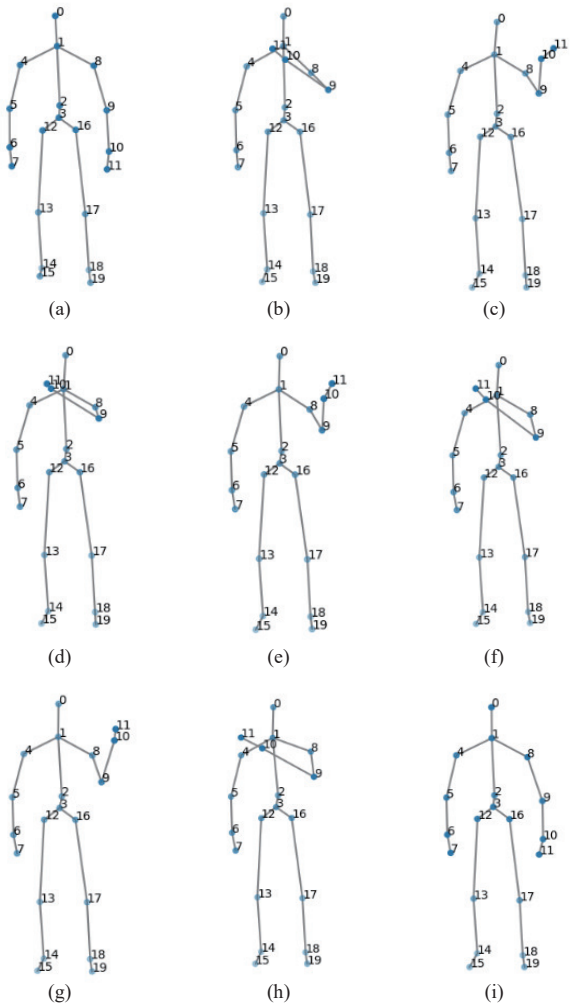


图 3　关键姿态图

为模板动作提取关键姿态, 然后将动作分类层次结构和个体分类层次结构动作模板使用关键姿态序列模板进行替换, 之后的分类过程不变

4.9 基于动作分解的识别模型

在之前的实验中计算距离时, 将所有身体部位的关节之间的距离累加在一起作为判断, 但是不同动作有着不同的运动部位, 如果使用累加和进行度量, 会出现某个动作因为无关部位的影响而被分到另外一类动作中, 亦或者某个手脚运动幅度小的动作被错分到某个手部运动剧烈的动作中等情况.

为了尽可能地消除这种影响, 对人体进行部位分解: 左手、右手、左腿、右腿、躯干, 然后根据所有样本给不同的部位划分出不同的动作. 对第 1 组动作数据的部位动作划分如表 4 所示, 可以看到挥手动作会存在着左手挥手、右手挥手、坐着挥手等状态, 对同一动作的不同表现形式要全部记录下来.

然后为不同的部位创建不同的分类层次结构, 构造方法与第 4.1 节中所述的方法相似, 但是只关注不同部位对应的关节, 即在提取模板时, 以部位的方式提取模板. 以左腿为例, 为左腿创建伸直、弯曲、静止、弯曲静止 4 个个体部位分类层次结构, 如图 4 所示. 然后选择部位动作的平均动作模板去构建左腿动作分类层次结构, 如图 5 所示.

表 4 身体部位动作表

动作	左手	右手	左腿	右腿	躯干
起立	伸直上升	伸直上升	伸直	伸直	上升
坐下	弯曲下降	弯曲下降	弯曲	弯曲	下移
挥手	静止/挥动	挥动/静止	静止/弯曲静止	静止/弯曲静止	静止
拍手	拍动	拍动	静止	静止	静止
双手交叉	抬起	抬起	静止	静止	静止
鞠躬	静止	静止	静止	静止	弯曲

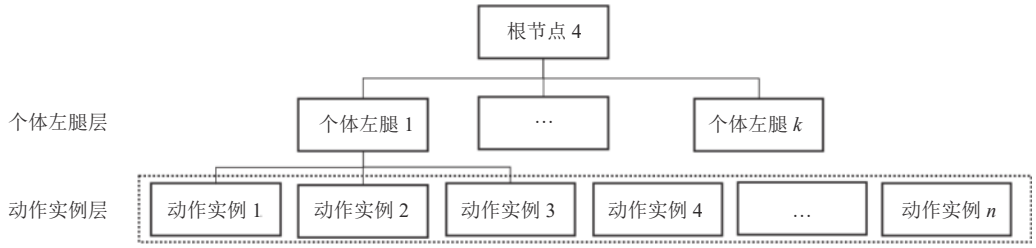


图 4 个体左腿伸直分类层次结构

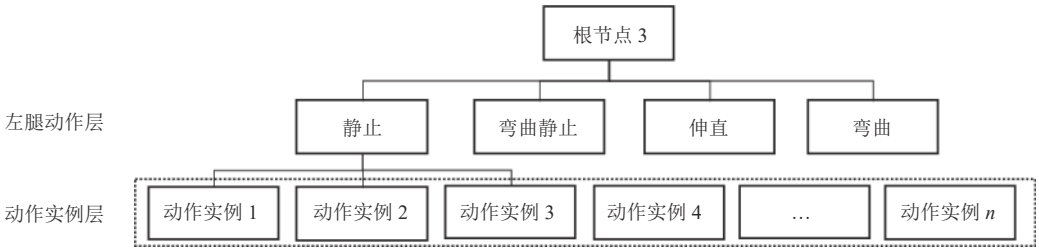


图 5 左腿动作分类层次结构

对于挥手动作的左腿而言, 会存在静止和弯曲静止两种状态, 虽然都是静止, 但是为了分类的准确性, 最好将这两种状态区分开来, 其余部位的层次结构也类似.

对动作进行分类时, 先使用动态时间规整算法对不同的部位进行分类, 可以知道不同部位做的是什么动作, 得到 5 个部位的结果. 然后根据整体动作的关键部位进行选择, 即选择满足这些整体动作关键部位最多的动作类别作为最终结果, 不同动作的关键部位如表, 不同动作的关键部位如表 5 所示. 假设有双臂摆动动作类别和步行动作类别, 将一个步行动作数据输入到系统中, 它可能会满足两个动作类别的关键部位要求, 但是这时候选择步行动作类别作为最终的分类结果, 因为它有更多的部位满足步行动作. 如果存在满足多个动作类别的情况, 那么使用全部关节进行判断, 将动作数据输入到前面提出的动作分类层次结构中.

得到动作类别后, 将其输入到对应动作的个体分类层次结构中. 对个体进行分类时也需要分部位进行分析, 但是只需要对动作对应的关键部位进行分析即可. 在动作分类时已经可以得到左手或右手处于什么

状态, 将其输入到对应的分类层次结构中.

对个体进行分类时, 使用动态时间规整算法对动作对应的关键部位分别进行个体分类. 例如为一个拍手动作样本进行个体分类, 可以分别对左手和右手进行个体分类, 得到两个部位的结果, 然后选择满足个体条件最多的个体类别作为分类结果, 如果出现满足多个个体类别的情况, 例如挥手动作的左手被分到个体P_1, 而右手被分到个体P_2, 那么将该数据输入到全部关节的个体分类层次结构中进行二次判断得到结果.

表 5 动作关键部位表

动作名	动作关键部位
起立	全部部位
坐下	全部部位
挥手	右手, 左手
拍手	右手, 左手
双手交叉	左手, 右手
鞠躬	躯干

5 实验分析

5.1 基于层次结构的动作识别方法实验结果

实验结果主要对动作分类准确率以及在动作准确的情况下个体分类准确率进行分析, 首先是使用最近邻进行分类, 第 1 组数据的结果如表 6 所示. 从结果中可以看到, 对动作类别的识别有着较高的准确率, 但是对个体的分类效果并不好, 这是因为将所有时间区域内的帧都纳入计算中导致的. 然后使用 DTW 方法进行分类, 结果如表 6 所示, 通过结果可以发现, 使用时间动态规整后, 拍手与双手交叉的动作识别准确率有所提升, 并且所有动作的个体识别准确率也都有提升. 从两种方法的结果可以得知, 姿态之间的时间关系是非常重要. 因此之后的第 2 组与第 3 组实验都使用动态时间规整算法, 结果如表 7 所示.

表 6 基于层次结构的识别模型第 1 组数据结果表 (%)

动作类别	所有帧+最近邻		所有帧+DTW	
	动作识别准确率	个体识别准确率	动作识别准确率	个体识别准确率
坐下	100	100	100	100
起立	100	87.5	100	100
拍手	100	95.83	100	100
挥手	85.42	92.68	91.67	97.73
鞠躬	100	56.25	100	100
双手交叉	91.67	88.64	100	100
平均	96.18	86.64	98.61	99.65

表 7 第 2 组与第 3 组数据结果表 (%)

第2组数据结果	动作类别	捡起	踢	插口袋	指	敬礼	双手合十	平均
	动作识别准确率	100	100	100	100	95.83	91.67	97.92
	个体识别准确率	100	100	100	100	97.73	95.83	98.94
第3组数据结果	动作类别	右手画圆	右脚前踢	拍手	弯腰	原地踏步	右手挥手	平均
	动作识别准确率	96	100	100	100	100	92	98
	个体识别准确率	100	100	100	92	100	100	98.64

5.2 基于关键姿态的识别模型实验结果

得到动作模板的关键姿态后, 由于动作模板的关键姿态之间的时间跨度较大, 所以从中提取时间特征后进行比较是不合理的, 所以直接使用动作的空间特征进行计算.

该部分实验在第 1 组和第 3 组数据上进行实验, 首先对第 1 组数据使用最近邻算法, 对动作分类的混淆矩阵结果如表 8 所示. 从混淆矩阵中发现效果并不好, 尤其是对起立和坐下两个动作. 使用最近邻算法时, 这两个动作会互相错分到对方的类别当中, 这是因为起立和坐下都只有两个关键姿态, 并且两个关键姿态在时间上的顺序刚好相反, 在使用最近邻时, 没有考虑两个动作的关键姿态之间的时间关系, 因此对于这两个动作的计算结果非常接近, 所以导致了错误分类. 所以, 姿态之间的时间关系是非常重要的, 下面对第 1 组和第 3 组数据使用动态时间规整的方法进行试验.

表 8 关键姿态+最近邻: 动作类别混淆矩阵表 (%)

动作类别	坐下	起立	拍手	挥手	鞠躬	双手交叉
坐下	56.25	41.67	0	2.08	0	0
起立	50	45.83	0	4.17	0	0
拍手	0	0	89.58	4.17	0	6.25
挥手	4.17	0	0	95.83	0	0
鞠躬	0	0	0	0	100	0
双手交叉	0	0	2.08	0	0	97.92

使用动态时间规整的结果如表 9 所示. 通过对结果的数据分析发现, 模型的效果还可以, 动作的分类准确率和个体的分类准确率都大幅度提升, 坐下和起立两个动作也能正确分类, 说明关键姿态序列能够表示整个动作, 同时也再次说明了姿态之间时间关系的重要性.

表 9 关键姿态+DTW: 第 1 组和第 3 组数据结果表 (%)

第1组数据结果	动作类别	坐下	起立	拍手	挥手	鞠躬	双手交叉	平均
	动作识别准确率	100	100	91.67	95.83	100	97.92	97.57
	个体识别准确率	100	100	100	100	100	100	100
第3组数据结果	动作类别	右手画圆	右脚前踢	拍手	弯腰	原地踏步	右手挥手	平均
	动作识别准确率	92	100	96	100	96	100	97.33
	个体识别准确率	100	100	100	92	100	100	98.62

5.3 基于动作分解的识别模型实验结果

当有输入动作时, 将不同的部位分别输入到对应的分类层次结构中, 得到每个部位的动作类别后, 选择最大程度满足条件的整体动作作为最后的分类结果. 得到动作类别后, 将其输入到动作对应的个体分类层次结构中, 在个体分类层次结构中, 只需要使用关键部位即可. 将关键部位输入到对应的部位层次结构中, 最后选择满足条件的个体.

首先使用所有帧进行分类, 然后使用关键姿态进行分类, 两种方法在第 1 组和第 3 组数据的分类结果如表 10 和表 11 所示. 从两个结果中可以看到, 无论是动作的识别准确率还是个体的识别准确率都很高, 这说明人的整体动作可以根据部位进行分解. 通过对不同部位做的动作进行分析, 可以反推得到整体动作. 但是使用关键姿态会降低个体的分类准确率

表 10 基于身体部位的识别模型第 1 组数据结果表 (%)

动作类别	所有帧+DTW+身体部位		关键姿态+DTW+身体部位	
	动作识别准确率	个体识别准确率	动作识别准确率	个体识别准确率
坐下	100	100	100	100
起立	100	100	100	100
拍手	97.92	100	91.67	97.73
挥手	100	100	100	91.67
鞠躬	100	100	100	97.92
双手交叉	100	100	97.92	100
平均	99.65	100	98.26	97.88

表 11 基于身体部位的识别模型第 3 组数据结果表 (%)

动作类别	所有帧+DTW+身体部位		关键姿态+DTW+身体部位	
	动作识别准确率	个体识别准确率	动作识别准确率	个体识别准确率
右手画圆	100	100	96	100
右脚前踢	100	100	100	100
拍手	100	100	100	100
弯腰	100	96	100	88
原地踏步	100	100	100	96
右手挥手	96	100	96	100
平均	99.33	99.33	98.67	97.30

6 总结

本文对基于三维骨架的人体动作识别技术进行探讨, 提出了一个基于知识的、白盒的、可解释的识别系统. 首先植入了动作层级之间的关系, 建立了一颗利用层级关系的搜索树, 利用搜索树能够减少冗余比较, 加快搜索速度. 从结果中看到对动作的分类准确率高, 但是对个体的分类准确率却并不理想. 之后使用动态时间规划将输入动作与模板动作在时间关系上进行对应, 提高了对个体识别的准确率. 然后探索姿态与动作之间的关系, 为模板动作提取关键姿态, 将关键姿态知识植入系统. 使用动态时间规整, 将关键姿态之间的时间关系、关键姿态与输入动作的姿态之间的时间关系一一对应, 从结果可以看到, 动作与个体的识别效果都不错, 说明动作可以看作是一系列关键姿态在时间上的序列. 最后, 为了减少在判断动作时所有关节的累加和对最终分类结果的影响, 将人体划分 5 个部位, 通过分别对 5 个部位所作的动作进行分析, 综合考虑后反推身体的整体动作, 并且取得了较高的识别准确率.

参考文献

1 Kong Y, Fu Y. Human action recognition and prediction: A survey. International Journal of Computer Vision, 2022, 130(5): 1366–1401. [doi: 10.1007/s11263-022-01594-9]

2 Wang J, Liu ZC, Wu Y, *et al*. Learning actionlet ensemble for 3D human action recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(5): 914–927. [doi: 10.1109/TPAMI.2013.198]

3 Lv FJ, Nevatia R. Recognition and segmentation of 3-D human action using hmm and multi-class AdaBoost. Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz: Springer, 2006. 359–372.

4 Ofli F, Chaudhry R, Kurillo G, *et al*. Sequence of the most informative joints (SMIJ): A new representation for human skeletal action recognition. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(1): 24–38. [doi: 10.1016/j.jvcir.2013.04.007]

5 Yang XD, Tian YL. Eigenjoints-based action recognition using naive-Bayes-nearest-neighbor. Proceedings of the 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Providence: IEEE, 2012. 14–19.

6 Du Y, Wang W, Wang L. Hierarchical recurrent neural network for skeleton based action recognition. Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston: IEEE, 2015. 1110–1118.

7 Wang HS, Wang L. Modeling temporal dynamics and spatial configurations of actions using two-stream recurrent neural networks. Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017. 3633–3642.

8 Du Y, Fu Y, Wang L. Skeleton based action recognition with convolutional neural network. Proceedings of the 3rd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition. Kuala Lumpur: IEEE, 2015. 579–583.

9 Wang PC, Li WQ, Li CK, *et al*. Action recognition based on joint trajectory maps with convolutional neural networks. Knowledge-based Systems, 2018, 158: 43–53. [doi: 10.1016/j.knosys.2018.05.029]

10 Yan SJ, Xiong YJ, Lin DH. Spatial temporal graph convolutional networks for skeleton-based action recognition. Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence. New Orleans: AAAI, 2018. 7444–7452.

11 李建军. 基于图像深度信息的人体动作识别研究. 重庆: 重庆大学出版社, 2018.

12 Shahroudy A, Liu J, Ng TT, *et al*. NTU RGB+D: A large scale dataset for 3D human activity analysis. Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016. 1010–1019.

13 Chao X, Hou ZJ, Mo YJ. CZU-MHAD: A multimodal dataset for human action recognition utilizing a depth camera and 10 wearable inertial sensors. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(7): 7034–7042. [doi: 10.1109/JSEN.2022.3150225]

14 Ellis C, Masood SZ, Tappen MF, *et al*. Exploring the trade-off between accuracy and observational latency in action recognition. International Journal of Computer Vision, 2013, 101(3): 420–436. [doi: 10.1007/s11263-012-0550-7]

15 晟泽林. 基于人体三维骨架模型的特定动作识别 [硕士学位论文]. 南京: 南京大学, 2017.

16 Togawa H, Okuda M. Position-based keyframe selection for human motion animation. Proceedings of the 11th International Conference on Parallel and Distributed Systems. Fukuoka: IEEE, 2005. 182–185.

(校对责编: 孙君艳)