

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902578

基于 MEMS 传感器的体操动作识别*

孙佳亨¹ 孟晓亮¹ 梁 豪¹ 段洪君¹ 詹志坤²

(1.东北大学秦皇岛分校 控制工程学院 秦皇岛 066004;2.燕山大学 电气工程学院 秦皇岛 066004)

摘 要:针对目前视觉动作识别方法中普遍存在的背景复杂、活动范围有限、个人隐私泄露等问题,设计了一套基于 MEMS 惯性传感器的体操动作识别系统。该系统主要通过构建传感器网络,采集人体进行体操运动时 11 个位置的加速度和角速度数据。基于预处理后的两类数据,计算样本均值、标准差、信息熵、均方误差等参数作为分类特征,建立支持向量机(SVM)分类模型,并对 6 种体操运动的动作进行了有效识别。实验结果表明,SVM 算法较 K-近邻、朴素贝叶斯、决策树等机器学习算法有更好的识别效果,平均识别率可达 97%以上。

关键词: MEMS 传感器;体操运动;动作识别;机器学习

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Gymnastics motion recognition based on MEMS sensor

Sun Jiaheng¹ Meng Xiaoliang¹ Liang Hao¹ Duan Hongjun¹ Zhan Zhikun²

(1.Northeastern University at Qinhuangdao, School of Control Engineering, Qinhuangdao 066004, China;
2.Yanshan University, School of Electrical Engineering, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract:In this paper, a set of gymnastics motion recognition system based on MEMS inertial sensor is designed to solve the problems of complex background, limited range of activities and personal privacy leakage. The system mainly collects acceleration and angular velocity data of 11 positions when the human body performs gymnastics by constructing a sensor network. Based on the pre-processed two types of data, the parameters such as mean, standard deviation, information entropy and mean square error are calculated as classification features. The support vector machine (SVM) classification model is established and the actions of six gymnastics movements are effectively identified. The experimental results show that the SVM algorithm has better recognition effect than the machine learning algorithms such as K-nearest neighbor, naive bayes and decision tree. The average recognition rate can reach over 97%.

Keywords: MEMS sensor;gymnastics;motion recognition;machine learning

0 引 言

随着体育运动的大众化发展,人们对健身的关注程度越来越高,健身形式呈现出多样化的发展趋势。其中,体操、武术、舞蹈、健美操、瑜伽、太极等运动,由于形体动作丰富,不仅可以系统调节人体生理功能,还能够配合律动音乐对人体心理健康发挥积极作用。但此类运动形式对人体动作的规范性要求较高,不正确或不规范的肢体运动可能导致锻炼效果欠佳。而人体动作的准确识别,

对于实现科学化的体育锻炼具有重要意义,并已在体育训练、体感游戏、人机交互、医疗康复等领域^[1-5]得到了广泛应用。

目前,人体动作识别方法主要有两大类,视觉识别^[6]和传感器识别^[7]。视觉识别是在特定场景下预先设置多个高性能数码摄像机作为监控设备,用于采集和记录运动过程,通过分析视频或图像信息^[8]对人体动作进行识别。湛先敢等^[9]提出一种在现实场景中的人体动作识别方法,该方法不需要对目标进行追踪,能够获得较高的识别效率。Tian 等^[10]提出一种基于运动图像分层识别的

方法,这种方法能在背景杂乱的移动视频中进行人体动作分类和识别,具有鲁棒性强、识别效率高的优点。Zhang 等^[11]提出一种自适应方法来增强视频中的动作识别效果,并将自适应方法扩展到一个半监督框架中,减轻了过拟合,提高了识别精度。

虽然视觉识别技术在人体动作识别领域的应用比较早,发展也已相对成熟,但其识别精度易受背景、光照、相机位置和数量等因素的影响。基于传感器和微机电系统技术而发展起来的可穿戴式 MEMS 惯性传感器设备,具有体积小、精度高、功耗低、易携带等特点^[12],已经逐步被应用于获取人体动作信息。Chen 等^[13]提出一种基于传感器融合的方法,在人体动作识别系统中同时使用深度摄像机和惯性传感器。该系统将深度图像特征和惯性信号特征输入到分类器中,分类器基于决策融合的方法实时合并两种不同模态传感器的特征输出而进行识别,与单独使用一种传感器相比,该方法能够更有效地对人体动作进行实时识别。Gaika 等^[14]设计一种基于加速度传感器的手套识别系统,该系统采用隐马尔科夫和并行隐马尔科夫模型相结合的方法对手语的手势进行识别,其识别率可达 99.75%。Xu 等^[15]基于 MEMS 传感器提出一种基于符号序列和模板匹配的手势识别算法,并构建 3 种不同的手势识别模型,能够有效识别 7 种手势,总体识别准确率最高可达 95.6%,7 种手势的识别准确率达到 91%~100%。

基于单个传感器的人体动作识别,具有数据量小、功能相对单一等缺点,虽然识别精度较高,但不能全面体现人体的运动状态。而基于多个传感器的人体动作识别方法,能够准确识别人体各部位的细微动作,能够有效弥补单一传感器的检测缺陷。为此,本文开发一种由 11 个传感器节点组成的无线式体操动作识别系统。为了测试该系统的识别性能,本文对 10 位测试者的体操运动数据进行采集,并利用支持向量机(SVM)分类算法完成动作识别。结果表明,单个节点的最佳识别率可达到 100%。

1 体操动作识别系统

体操动作识别系统的硬件部分主要由运动检测模块、主控模块、无线数据通信模块组成,如图 1 所示。其中,运动检测模块为 MPU6500 芯片,其性能指标如表 1 所示。芯片内部集成了一个三轴加速度计和三轴陀螺仪,分别用于采集人体动作的加速度数据和角速度数据,并通过 3 个 16 位的 ADC 实现数据输出。为了准确追踪快速和慢速运动,陀螺仪和加速度计的测量范围分别设置为在 $\pm 250^{\circ}/s \sim \pm 2\,000^{\circ}/s$ 和 $\pm 2\,g \sim \pm 16\,g$ 范围内可调。

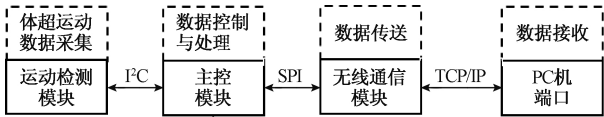


图 1 系统硬件结构

Fig.1 System hardware structure diagram

表 1 MPU6500 传感器参数设置

Table 1 MPU6500 sensor parameter setting

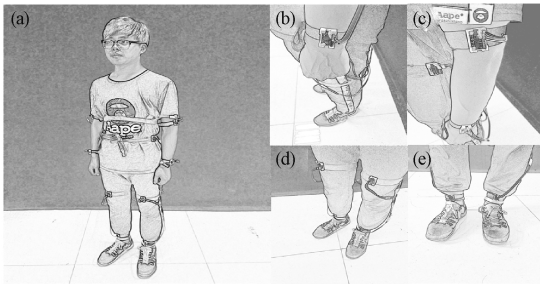
类别	加速度计	陀螺仪
方向	3 轴	3 轴
测量范围	$\pm 16g$	$\pm 2\,000^{\circ}/s$
功耗	3.2 mA	450 μA
温度/ $^{\circ}C$	$-40 \sim 85$	$-40 \sim 85$
通信方式	I ² C	I ² C

主控模块为 ARM 微控制器 STM32F103ZET6 芯片,主要用于接收和处理来自运动检测模块的体操运动原始数据。芯片有多达 112 个 I/O 端口、11 个定时器、13 个通信接口,可以最多连接 8 个传感器节点。另外,本文选择具有高速传输功能的 ESP8266 WiFi 模块实现无线数据通信,可将数据实时传送到 PC。

2 数据处理与动作识别

2.1 数据采集与预处理

高效、精确的体操动作数据采集是进行准确识别的基础,传感器在人体表面的佩戴位置和轴向设置对数据采集效果具有决定性的影响。根据人体骨骼框架结构,选择人体大臂、腕关节、大腿、踝关节等 11 个位置为数据采集点,并利用绑带将 11 个传感器分别固定于人体上,如图 2 所示。最后,将各检测模块联接到 STM32 单片机上。固定时,保证传感器中的 Y 轴与地面垂直,X 轴与地面平行,Z 轴指向人体后方。



(a) 全身;(b) 腕关节;(c) 大臂;(d) 大腿;(e) 踝关节
(a) The whole body; (b) The wrist joint; (c) The upper arm;
(d) The thigh; (e) The ankle joint

图 2 MEMS 运动传感器在人体表面的固定位置

Fig.2 The fixed positions of the MEMS motion sensor on the surface of the human body

在数据采集过程中,人体的无意识抖动、传感器位置偏移或传感器之间的干扰等因素,都有可能造成采集误差,从而影响动作识别的准确性和精度。原始数据中的干扰信号不可避免,但可以通过某些技术和方法将其影响降到最低,常用的有传感器校正、归一化、数据滤波等。实验采用均值滤波法,去除了原始数据中的大部分干扰因素。如图3所示,滤波后的数据曲线更加平滑,适合数据的特征提取。此外,从图3可以看出,三轴的加速度和角速度曲线虽然都有明显的周期性变化规律,但Y轴加速度周期性更为突出,因此后续分析和识别均针对Y轴加速度数据进行。

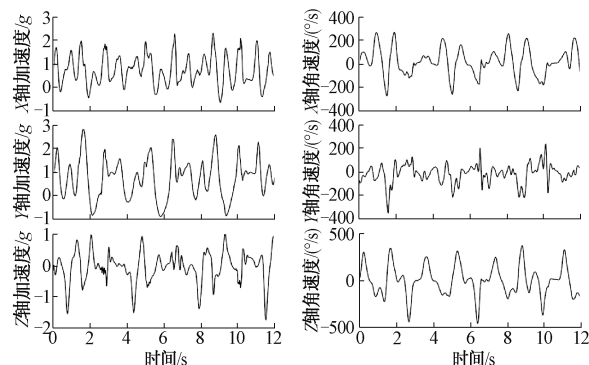


图3 三轴加速度与角速度数据波形对比

Fig.3 Comparison of three-axis acceleration and angular velocity data waveform

为了更有效和更有针对性地提取原始运动数据中所潜在的分类特征,本文以第八套全国广播体操的动作为标准,以运动视频为参照,对一套完整的运动数据进行了分割操作。由于加速度数据在人体运动过程中,数值变化显著,利于展示动作的阶段性差异,因此分割时以加速度数据为依据进行。完整节拍的踢腿运动的加速度数据曲线(左腕关节)如图4(a)所示,对60组加速度数据的平均值进行分割的结果如图4(b)所示,得到了4个标准分解动作所对应的4段数据波形。

2.2 动作识别算法

动作识别的基础是针对数据样本的分类特征识别,常用的算法有K-近邻(KNN)、朴素贝叶斯(NB)、决策树(CART)、SVM等。其中,SVM算法具有较好的泛化性、唯一的全局最优解和鲁棒性等特点,在解决非线性、有限样本等分类问题中表现出特有的优势,目前已被广泛应用于各种分类识别问题。本文基于SVM分类思想,算法流程如图5所示,以多传感器网络采集的运动数据为基础,实现了体操运动的准确识别。该流程包括动作分割和分类识别两个部分。首先,采集表征体操动作的原始加速度和角速度数据,并采用均值滤波法对数据进行平滑滤波处理,消除数据中的尖峰或者突变干扰;然后对处

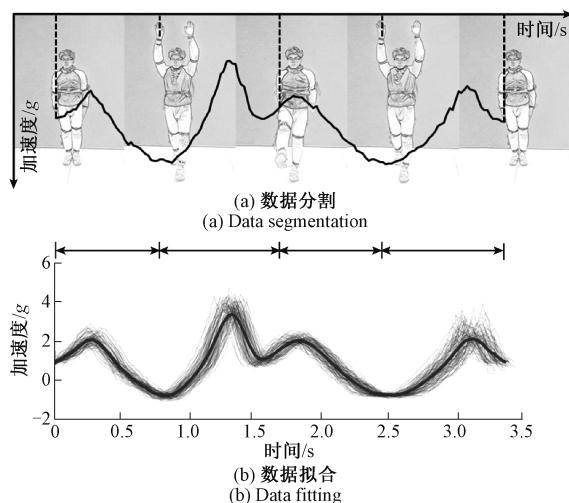


图4 动作分解

Fig.4 Motion decomposition

理后的数据进行分割和特征提取;最后使用SVM算法对模型进行训练和识别。

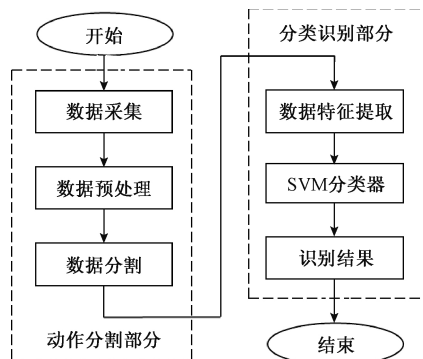


图5 动作识别算法流程

Fig.5 Motion recognition algorithm flow chart

基于运动加速度和角速度数据进行动作识别的关键步骤是提取出能够区分不同动作的参数特征,本文采用样本均值、信息熵、方差、均方误差、最大值、最小值作为参数特征。针对多类特征,本文采用SVM分类器进行动作识别。SVM分类器对体操动作识别的准确率与分类模型的选择和训练密切相关。常用的模型大致分为两种,普适性较强的通用模型和针对个性化实验者设计的多样化模型。为了保证识别精度并简化实验流程,本文采用普适性较强的通用模型。首先,通过预先采集多个实验者的体操运动原始数据,构建出多个模型并对其进行训练,最后根据训练结果筛选出最佳的分类模型。这种方法不需要多个实验者同时参与实验,但又综合考虑了不同个体的特征,因此可大大提高分类效率。

对于体操动作分类识别问题,需要选择一种SVM的核函数对样本模型进行分类与训练。因此,选择合适的

核函数是 SVM 分类识别的重点。目前,SVM 常用的核函数有:线性核函数、多项式核函数、高斯核函数等。为了获取更高的识别率,本文分别采用 3 种核函数对体侧运动进行识别,研究发现,基于线性核函数的识别率是最高的,能够达到 97% 以上,明显优于其他核函数,因此选择线性核函数进行训练以得到最终的分类模型。

由于体操动作识别是一种多分类识别问题,因此需要将基于二分类模型的 SVM 分类器扩展为多分类问题,这里采用一对一分类方法进行扩展。假设在体操运动中有 K 类样本需要识别,则需要建立 $K(K-1)/2$ 个二分类 SVM。分类器的构建如下:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w^2\|^2 + C \sum_{i=1}^{ls+lt} \xi_i \right\}$$
$$s \neq t, s$$
$$t \in \{1, 2, \dots, N\}$$
$$y_i(w_{st} \cdot x_i + b_{st}) \geq 1 - \xi_i$$

(1)

(2)

式中: C 为惩罚因子; ξ_i 为松弛变量。

一对一 SVM 分类的基本思想是在每两类不同的训练样本之间构造一个最优决策的二分类 SVM,将一个多分类问题转化为多个二分类问题,然后在样本中取出 s 类和 t 类样本点 ($1 \leq s \leq k, 1 \leq t \leq k, s \neq t$),通过二分类 SVM 算法构造出的最优决策函数为:

$$f_{st}(x) = \sum_{SV} a_i^s y_i K(x_i, x) + b_{st}$$

(3)

通过 SVM 分类器识别两种不同的样本,如果样本归属于 s 类样本,则 s 类样本投票加 1;若样本归属于 t 类样本,则 t 类样本投票加 1。最后选择票数最多者为最终分类结果。

3 实验与结果分析

3.1 实验方案

为验证体操动作识别的准确性和差异性,选取 10 名身体健康的男/女大学生参与实验。传感器装置以 50 Hz 的采样频率采集实验者的体操动作数据,包括伸展、扩胸、体侧、体转、踢腿、全身等 6 种典型的体操运动。每个实验者按照自己的习惯完成上述动作,且在数据采集过程中对实验者无任何约束。

3.2 实验结果

为了有效评价 SVM 算法的识别效果,本文分别采用 KNN、NB、CART 和 SVM 分类器 4 种识别算法对 6 种体操运动进行了识别,得到的识别率对比结果如图 6 所示。可见,SVM 识别算法对各节体操动作的识别率均较高,而其他算法均对其中的一种或几种体操运动存在较差的识别率,不具备较好的普适性,因此本文最终选择 SVM 算法进行识别。

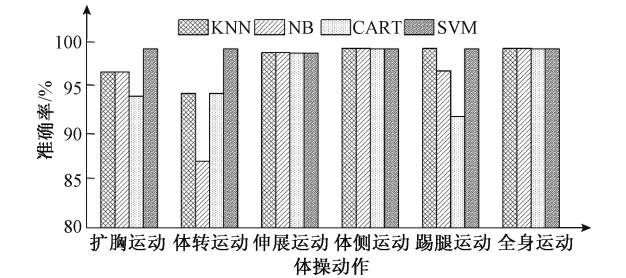


图 6 不同分类算法的识别结果
Fig.6 Recognition results of different classification algorithms

首先选择三轴加速度数据作为体操运动的识别数据,使用 SVM 分类算法对 6 种体操运动进行识别,得到表 2 的实验结果。由表 2 数据可以看出,本文提出的方法对不同体操运动的总体识别率是有差别的。对于扩胸运动,其动作主要集中在人体上肢,手腕、手臂处的动作幅度大、变化多,运动数据特征值高,识别率可达到 100%。而腿部、脚部动作幅度小,髋部、腰部位置容易受到传感器滑动等因素的影响,产生动作识别错位的现象,导致识别率低。

表 2 基于三轴加速度的识别率
Table 2 Recognition rate based on triaxial acceleration (%)

类别	伸展	扩胸	全身	踢腿	体侧	体转
单手	99.46	100.00	100.00	100.00	100.00	97.50
单臂	99.46	100.00	100.00	95.00	100.00	87.50
单髋	99.46	94.74	100.00	90.00	96.88	87.50
腰部	99.46	86.84	100.00	80.00	100.00	80.00
单腿	95.14	92.11	100.00	85.00	100.00	85.00
单脚	95.14	86.84	100.00	82.50	96.88	80.00

为了进一步提高动作识别的准确性,本文对三轴加速度和角速度数据进行特征提取,采用 SVM 算法进行进一步识别,结果如表 3 所示。与单独采用加速度数据特征相比,基于三轴加速度和角速度数据特征能够较好识别出腿部、脚步、髋部和腰部的动作,各动作的识别率均在 97% 以上,识别效果有明显提高。

表 3 基于三轴加速度和角速度的识别率
Table 3 Recognition rate based on triaxial acceleration and angular velocity (%)

类别	伸展	扩胸	全身	踢腿	体侧	体转
单手	99.46	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
单臂	99.46	100.00	100.00	97.50	100.00	97.50
单髋	99.46	94.74	100.00	97.50	100.00	97.50
腰部	99.46	94.74	100.00	87.50	100.00	92.50
单腿	99.46	97.37	100.00	90.00	100.00	95.00
单脚	97.30	89.47	100.00	97.50	100.00	95.00

传感器由于受到外界环境温度、噪声等因素的影响,不可避免地存在固有漂移,而且体操数据采集过程中,人体动作的快速和大幅度变化也一定影响传感器佩戴的可靠性,因此导致采集的数据必然存在一定误差,从而影响特征识别准确性和动作识别率。为了准确评价传感器固有误差对动作识别的影响,本文将 MPU6500 加速度传感器的采集量程设置为 $\pm 16\text{ g}$ (对应灵敏度为 2048 LSB/g),采用如下步骤对传感器静态误差进行了测量。

将 MPU6500 传感器水平放置于桌面上,使其处于静息状态,首先令其 X 、 Y 轴所形成的平面与桌面平行,则 Z 轴垂直于桌面且规定正方向为上。理论上,此时的传感器系统仅受到重力作用,因此 X 、 Y 轴方向的加速度均为 0 g , Z 轴正方向加速度为 1 g ,而实际测量的三轴加速度数据与该理想数值的差值即为传感器静态误差。同理,当分别令 X 和 Y 轴正方向垂直桌面向上时,可得到 X 、 Y 轴正方向($+X$ 、 $+Y$) 加速度均为 1 g ,负方向($-X$ 、 $-Y$) 加速度为 -1 g ,其余方向加速度为 0 g 。

本文在上述实验条件下,分别对 MPU6500 传感器各轴加速度静态误差进行了测量,结果如表 4 所示。可见,在各类轴向设置下,三轴静态加速度误差范围均限制在 $\pm 0.03\text{ g}$ 以内,而不会随着轴向改变而变化。而人体在做体操动作时(以图 3 数据为例),测量得到的三轴加速度数值分别在 $-0.5\text{ g}\sim 2.2\text{ g}$ 、 $-1\text{ g}\sim 2.8\text{ g}$ 和 $-1.8\text{ g}\sim 1\text{ g}$ 之间,静态误差范围与之相比仅占到实际测量数据范围的 $1.6\%\sim 2\%$,因此认为这样的静态误差对数据特征提取及动作识别准确率影响不大,可以忽略。同时,从表 4 数据还可以看出,当多个传感器在人体的不同位置处于静止状态时,各传感器轴向高度统一,但做体操动作后,各部位轴向却会不可避免地发生随机变化,但这并不影响传感器各轴向的静态误差范围。因此说明人体在运动状态下,传感器的固有误差也不会影响到体操动作的识别效果。

表 4 三轴加速度标定结果

Table 4 Triaxial acceleration calibration result (g)

类别	+X	-X	+Y	-Y	+Z	-Z
X 轴	1.02	-0.98	0.03	0.01	0.02	0.01
Y 轴	0.03	0.03	1.02	-0.99	-0.03	0.03
Z 轴	0.02	0.02	0.02	-0.02	0.99	-0.99

4 结 论

本文设计的多 MEMS 传感器融合的体操动作识别系统,可有效记录体操运动过程中人体各主要关节的加速度和角速度数据,提取两类数据的样本均值、标准差、信息熵等参数作为 SVM 分类器的分类特征,并进行分类

识别模型训练。实验结果证明,该传感器系统对伸展、扩胸、踢腿、体侧、体转、全身等 6 种体操动作的平均识别率可达到 97% 以上。本文提出的系统和方法也可用于舞蹈、瑜伽、武术、太极等其他体育运动项目的动作识别,将对体育运动的科学化指导与系统化训练具有重要意义。

参考文献

[1] 张阳阳,黄英,郝超,等. 基于织物拉伸传感器的手势映射系统[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2422-2429.
ZHANG Y Y, HUANG Y, HAO CH, et al. Gesture mapping system based on fabric stretching sensor[J]. Journal of Instrumentation, 2017, 38(10): 2422-2429.

[2] 汪少初,刘昱,郝文飞,等. 基于惯性传感的人员行进动作识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(6): 630-636.
WANG SH CH, LIU W, HAO W F, et al. Identification method of human movement based on inertial sensing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(6): 630-636.

[3] 赵治羽,马磊,孙永奎. 基于足底压力传感器的步态识别方法研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(13): 26-31.
ZHAO ZH Y, MA L, SUN Y K. Research on gait recognition method based on plantar pressure sensor[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(13): 26-31.

[4] 康立富,王威廉,何冰冰,等. 基于 Android 的运动状态识别分析系统设计[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(11): 43-47.
KANG L F, WANG W L, HE B B, et al. Design of motion state recognition and analysis system based on android [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(11): 43-47.

[5] LIU Z, ZHOU L, LEUNG H, et al. Kinect posture reconstruction based on a local mixture of Gaussian process models[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22(11): 2437-2450.

[6] LIU T, KONG J, JIANG M. RGB-D action recognition using multimodal correlative representation learning model [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(5): 1862-1872.

[7] HSU Y L, YANG S C, CHANG H C, et al. Human daily and sport activity recognition using a wearable inertial sensor network [J]. IEEE Access, 2018 (6): 31715-31728.

[8] JIANG Y G, DAI Q, LIU W, et al. Human action

recognition in unconstrained videos by explicit motion modeling[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11):3781-3795.

- [9] 谌先敢, 刘娟, 高智勇, 等. 基于累积边缘图像的实时人体动作识别[J]. 自动化学报, 2012, 38(8): 1380-1384.

CHEN X G, LIU J, GAO ZH Y, et al. Recognizing realistic human actions using accumulative edge image[J]. Journal of Automation, 2012, 38(8):1380-1384.

- [10] TIAN Y L, CAO L, LIU Z, et al. Hierarchical filtered motion for action recognition in crowded videos[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2012, 42(3):313-323.

- [11] ZHANG J, HAN Y, TANG J, et al. Semi-supervised image-to-video adaptation for video action recognition[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(4): 960-973.

- [12] BOGUE R. Recent developments in MEMS sensors: A review of applications, markets and technologies [J]. Sensor Review, 2013, 33(4):300-304.

- [13] CHEN C, JAFARI R, KEHTARNAVAZ N. A real-time human action recognition system using depth and inertial sensor fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(3): 773-781.

- [14] GALKA J, MASIOR M, ZABORSKI M, et al. Inertial motion sensing glove for sign language gesture acquisition and recognition [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(16):6310-6316.

- [15] XU R, ZHOU S, LI W J, MEMS accelerometer based nonspecific-user hand gesture recognition [J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(5):1166-1173.

作者简介

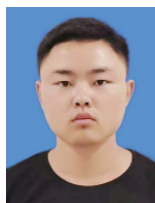


孙佳亨, 2017 年于燕山大学里仁学院获得学士学位, 现为东北大学硕士研究生, 主要研究方向为大数据分析和机器学习。

E-mail:15603308426@163.com

Sun Jiaheng received his B.Sc. degree in 2017 from Liren College, Yanshan University.

Now, he is a M.Sc. candidate at Northeastern University. His main research interests include big data analysis and machine learning.



孟晓亮, 2019 年于长春理工大学获得学士学位, 现为东北大学硕士研究生, 主要研究方向为大数据分析和机器学习。

E-mail:mx19971@163.com

Meng Xiaoliang received his B. Sc. degree in 2019 from Changchun University of Science and Technology. Now, he is a M. Sc. candidate at Northeastern University. His main research interests include big data analysis and machine learning.



梁豪, 现为东北大学秦皇岛分校本科生, 主要研究方向深度学习, 传感器和大数据。

E-mail:18567420427@163.com

Liang Hao is currently an undergraduate with the Northeastern University at Qinhuangdao. His main research interests include deep learning, sensors and big data.



段洪君 (通信作者), 1993 年于吉林化工学院获得学士学位, 2002 年于吉林大学获得硕士学位, 2007 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为东北大学秦皇岛分校副教授, 主要研究方向为非线性控制、复杂系统建模与优化。

E-mail:duanhongjun@neuq.edu.cn

Duan Hongjun (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Jilin Institute of Chemical Technology in 1993, received his M.Sc. degree from Jilin University in 2002, received his Ph.D. degree from Harbin Institute of Technology in 2007. He is an associate professor with the Northeastern University at Qinhuangdao. His main research interests include nonlinear control, modeling and optimization of complex systems.



詹志坤, 2004 年于河北师范大学获得学士学位, 2011 年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位, 现为燕山大学讲师, 主要研究方向为智能传感器、微流体芯片和生物医学传感器。

E-mail:zkzhan@ysu.edu.cn

Zhan Zhikun received her B.Sc. degree from Hebei Normal University in 2004, Ph. D. degree from Shenyang Automation Research Institute of Chinese Academy of Sciences in 2011. She is currently an associate professor in the School of Electrical Engineering, Yanshan University at Qinhuangdao, China. Her research interests include intelligent sensors, microfluidic chips and bio-medicine sensors.