基于加速度传感器的在途危险品行为姿态检测方法*

王绍丹,王宜怀,贾荣媛 (苏州大学 计算机科学与技术学院,江苏 苏州 215000)

摘 要:针对危险品在运输途中的监控问题,提出了一种基于六轴加速度传感器的在途危险品行为姿态检测方法。首先利用附着在危险品包装上的六轴加速度传感器模块获取危险品三轴加速度及两轴姿态角数据;然后对运动数据流进行滤波和时间窗口切分,精简数据处理量;最后基于运动数据的统计特征,分析并设计特征向量和决策分类器,实现在途危险品的行为姿态分类。实验证明该方法具有较高的识别精度,具有一定的实际应用价值。

关键词: 行为识别; 加速度传感器; 时间窗口; 特征向量; 分类器

中图分类号: TP29; TP393 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2018)08-2328-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2018.08.022

Attitude detection of dangerous goods in transit based on accelerometer

Wang Shaodan, Wang Yihuai, Jia Rongyuan

(School of Computer Science & Technology, Soochow University, Suzhou Jiangsu 215000, China)

Abstract: Aiming at the problem of monitoring the dangerous goods in transit, this paper presented a method based on six axis acceleration sensor to detect the attitude of dangerous goods in transit. Firstly, it obtained the data of three axis acceleration and two axis attitude angle of the dangerous goods by using the six axis acceleration sensor attached to the packaging of dangerous goods. Then it filtered the motion data stream and used the sliding window to simplify the data processing. Finally, based on the statistical characteristics of motion data, it analyzed and designed the feature vector and the decision classifier to realize the classification of attitude and behavior of dangerous goods in transit. Experiments show that this method has high recognition accuracy, and has certain practical value.

Key words: behavior recognition; acceleration sensor; sliding window; feature vector; classifier

与一般货物不同,危险品货物运输途中在受到震动、冲击等环境因素作用时,不仅会造成货物本身的损坏,更有可能发生泄漏、自燃甚至爆炸等危险事故。因此相对于普通货物,危险品货物的运输过程更应该受到严格的监控^[1]。及时监测及记录这些货物运输行为信息,可以第一时间提醒运输者是否需要调整货物姿态或更换平坦路段,以挽回损失。并且远程记录的数据也可以作为物流企业跟踪评价驾驶员及驾驶路径的有效手段,在损失纠纷中,也为责任界定提供一定依据^[2]。

综合目前物流监控领域的研究现状,大部分的研究是通过 GPS 和 GIS 技术对运输车辆实现监控,而缺乏对危险品自身状态的检测^[3,4]。在货物自身监控方面,孙玉砚等人^[5]提出了一种基于无线传感器网络和 GIS(geographic information system)的智能物流追踪系统,介绍了一种基于三维加速度传感器的货物行为姿态检测算法。该方法利用加速度传感器获取数据,并结合最大相似的多特征识别(MSMCR)算法对货物的行为姿态进行划分,运用地理信息系统 GIS 获取在途货物的地理位置信息,实现在途货物的智能主动监控追踪过程。

而对于其他运动物体,尤其是人类行为姿态的检测,已有较多研究。曹丽等人^[6]通过在笔杆上安装加速度和角速度传感器,并利用三种卡尔曼滤波观测模型对比测算结果,给出一种笔杆的运动姿态检测方法。Xue 和 Kratz 等人^[7,8]也都分别利用加速度传感器进行人体运动和手势的姿态检测。

可以看出,对于在途货物的姿态检测,利用加速度传感器配合分类算法也应当能够实现。但是文献[5]采取的直接对采集的三轴加速度数据进行特征分析并进行分类的方式,处理数据量较大,且在检测精度上略有不足。此外,随着硬件技术

的提高,携带三轴加速度计和三轴陀螺仪的六轴加速度传感器已经占据主流,而综合加速度和姿态角已为姿态检测带来更为实时和精确的硬件条件。因此,基于六轴加速度传感器的货物行为姿态方法的研究对在途货物的姿态检测,尤其对于危险品来说具有非常重要的意义。

本文设计一种基于六轴加速度传感器的在途危险品行为 姿态检测方法。该方法能够有效解决数据流的关键信息提取 问题,并充分利用不同行为与加速度及姿态角数据之间的关联 性,具有较高的分类检测效果。

1 方法流程

基于六轴加速度传感器的货物行为姿态检测方法流程如图1所示。本文选用集成 MPU6050 的六轴加速度传感器模块采集货物行为信号。MPU6050 为全球首例整合性六轴运动处理组件,包含±16g 的三轴加速器和±2 000°/s 的三轴角速度感测器(陀螺仪)。模块内部集成了姿态解算器,能够在动态环境下准确输出模块的当前姿态,姿态测量精度 0.01°,稳定性高。加速度传感器通过 A/D 转换将采集的模拟加速度信号转换为数字信号。经过信号的预处理、特征提取、决策树分类等一系列过程,实现行为姿态检测。



收稿日期: 2017-04-07; **修回日期**: 2017-05-09 **基金项目**: 国家自然科学基金资助项目(61070169,60871086)

作者简介:王绍丹(1991-),女,江苏徐州人,硕士,主要研究方向为无线传感器网络、RFID 技术、物流信息技术(20144227047@ stu. suda. edu. cn);王宜怀(1962-),男,江苏宿迁人,教授,博士,主要研究方向为嵌入式系统、传感网、智能控制技术;贾荣媛(1992-),女,黑龙江哈尔滨人,硕士,主要研究方向为嵌入式系统、无线传感器网络.

2 信号预处理

2.1 平滑滤波

加速度信号在采集、传输的过程中会受到不同程度的随机噪声的污染。因此,必须对所获取的加速度信号进行滤波,以滤除噪声的干扰。由于本文所设计的检测方法期望在检测节点中完成,而微控制器的存储和计算条件是有限的,所以本文采用对加速度数据较为常用的低通滤波方法。算法公式为

$$Y(n) = aX(n) + (1-a)Y(n-1)$$
 (1)

其中:a 为滤波系数($0 \sim 1$);X(n) 为本次的采样值;Y(n-1) 为上次滤波的输出值;Y(n) 为本次滤波的输出值。

2.2 滑动时间窗口检测

加速度传感器获取的三轴加速度和两轴姿态角数据(由于货物与飞行器不同,偏航角对货物来讲没有意义,所以本文不再对偏航角进行处理和讨论)以数据流形式存在,并不会主动根据待测物是否发生运动时判别是否检测。对所有数据执行判别算法会降低判别效果,同时浪费软硬件资源,因此需要对采集的数据流进行划分和提取。本文结合实验数据并结合SWAB(sliding window and bottom-up)算法^[9]对滤波之后的三维加速度数据进行切分,获取准确的货物行为发生数据段。

由于货物稳定状态下的三维加速度与发生行为变化时的值存在一定差距,且本文所关心的货物行为发生一定有外力作用,而外力作用下的加速度一定会发生相应变化但不一定影响货物的姿态角,所以可以根据这个特点,在连续的数据流中对可能包含行为变化的数据段进行提取。

本文通过设置门限阈值对连续时间上的三维加速度数据流进行切分,检测出现货物行为的时间窗口。当货物处于稳定状态时,所采集的加速度也处于稳定的范围内;当货物在外力作用下发生姿态变化时,加速度数据则会发生明显的变化。设 $A(t) = \left[a_x(t), a_y(t), a_z(t)\right]$ 为t时刻下的三维加速度。设threshold begin为门限阈值,将A(t)与前m个采样值进行逐一比较,若

$$||A(t) - A(t - m)|| \ge \text{threshold}_{\text{begin}}$$
 (2)

则可以认为t时刻开始发生运动。此外,为了便于动作行为的比对,将 $(t-m) \sim t$ 间的m个数据也包含在时间窗口之中。

类似地,设置结束门限阈值 threshold_{end},对于符合条件的 t'时刻作为时间窗口的下边界。为了滤除噪声的影响,可以设置一个较大的 threshold_{begin}值;而为了确保有效的行为数据均被截取到时间窗内,则应当设置一个较小的 threshold_{end}值。

图 2 记录了一段时间内货物在不同受力下发生的行为,利用滑动时间窗口可对其三位加速度提取出三段关键数据。同样地,截取的关键数据段中包含姿态角 roll 和 pitch 的信息。

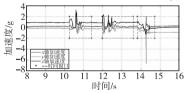


图2 货物行为的滑动时间窗口检测

3 行为姿态检测

3.1 货物行为的分类和定义

本文综合在途危险品货物可能发生的异常行为,以及这些 行为对危险品损坏的影响程度,可以将危险品货物行为划分为 如下五个种类:

- a)平衡。危险品相对于运输装备成相对静止的状态,可以认为在一定时间内的幅度小于一定阈值的晃动或移动认定为平衡状态。
- b)移动。危险品在某一方向上相对运输装备发生位置的 变化,且移动起始加速度高于一定的阈值。
 - c) 晃动。危险品在水平方向上出现幅度高于一定阈值的

摇晃,持续较长的时间且呈现一定的周期性,这种摇晃本文强调危险品底部相对的两边会周期性地离开地面。

- d) 翻倒。危险品翻倒在地的过程。危险品的滚动或者翻转可以看做连续的多个翻倒过程。
- e)撞击。危险品受到外力的击打或者碰撞,在极短的时间内有较大强度的受力。这种撞击有可能是原本处于稳定状态下受到它物的撞击产生迅速的移动,也可能是原本处于移动状态下撞击它物而停止或改变运动方向。

此外,本文对上述行为进行最危险覆盖,即危险品在受到外力时发生,往往在短的时间内可能发生多个上述行为。而此时仅将该行为识别为危险品发生的最危险的行为。本文对危险品行为的危险程度进行如下定义:

定义1 危险程度:平衡 < 移动 < 晃动 < 撞击 < 翻倒。

例如危险品发生翻倒时有可能伴随着翻倒面对地面的撞击,因此,翻倒行为往往伴随着撞击行为,而此时这种极短时间内发生的两种行为本文将判定为翻倒行为。同样,对于受到撞击后危险品产生的位移,本文也不再单独提取和判别,仅将其识别为撞击。而长时间间隔下的两种行为不受此约束。

3.2 行为特征分析

探究危险品在不同行为下运动数据的规律,本文进行一系列实验。考虑到危险品货物包装大多为长方体特点,以及避免不同形状对货物行为三维数据的影响,用一个11 cm×9 cm×7 cm的货物模型进行简化实验。为充分模拟实验场景,将目标货物模型及若干其他货物模型堆置在平板拖车上,在坑洼渣土路段拖动拖车,模拟并记录货物发生的五大类行为各30次。

采集实验数据并在 MATLAB 环境下处理并绘制二维图,直观地观察货物在不同行为下运动数据的规律。由于篇幅有限,对五大类行为各列举一幅典型的加速度数据图及同时刻的二轴姿态角,并利用 2.2 节中时间窗口检测方法截取关键动作信息,便于直接观测和后续实验处理。为便于观察,令时间窗口的纵坐标为数据段中的最大值,横坐标为时间窗截取的实际值,如图 3~7 所示。

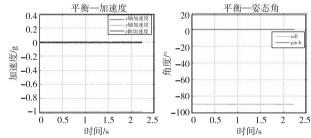


图3 平衡行为下三维加速度及姿态角特征

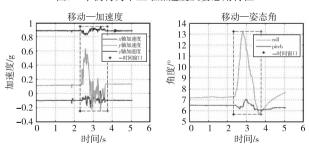


图4 移动行为下三维加速度及姿态角特征

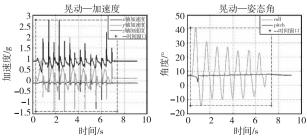


图5 晃动行为下三维加速度及姿态角特征

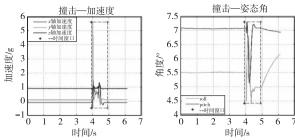


图6 撞击行为下三维加速度及姿态角特征

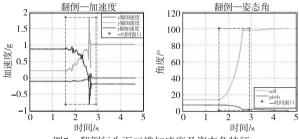


图7 翻倒行为下三维加速度及姿态角特征

3.3 特征向量设计

对货物的不同行为进行特征分析,选取最具代表性的特征,对行为进行准确区分。特征提取的目的就是在众多特征中选取最具代表性的判别特征,从而降低分类的难度^[10]。

通过大量的实验和归纳,危险品货物行为的数据特征包括时间窗口内三轴加速度数据的最大值 maxa_x、maxa_y、maxa_z;方差 vara_x、vara_y、vara_z;最大偏移 offseta_x、offseta_y、offseta_z;姿态角 roll 和 pitch 的最大值 maxRoll、maxPitch;最大偏移 offsetRoll、offsetPitch。

综合以上属性值及训练样例,可以发现不同的行为动作之间区间差异较大,且不同动作的同一属性值极少有交叉范围。 各属性特征的取值可定义合适的阈值将属性值转换为布尔量。 本文采用决策树分类器对危险品货物行为进行分类。

首先利用训练样例建立决策树,通过对训练样例的归纳,以下五个属性对行为分类效果较好,故将决策树的属性值列表设置为以下属性,包括 SW、MA、OA、LTA 及 GC。

SW 表示是否截取到关键行为的时间窗口(sliding window),取值如式(3)所示。

$$SW = \begin{cases} true & 截取到时间窗口 \\ false & 未截取到时间窗口 \end{cases}$$
 (3)

MA 为加速度最大值判定。对三轴最大加速度值 \max_a 、 \max_a 、并行排序,另三者的最大值等于 \max_a ,若

$$MA = \begin{cases} \text{true} & \text{in } \mathbb{R} \max_{a} \geqslant a_{th} \\ \text{false} & \text{in } \mathbb{R} \max_{a} < a_{th} \end{cases}$$
 (4)

OA 为加速度最大偏移量判定。对三轴最大加速度偏移量 offseta, voffseta, voffseta, 进行排序,另三者最大值为 offa,若

$$\mathrm{OA} = \begin{cases} \mathrm{true} & \mathrm{und} \ \mathrm{som}_a \geqslant oa_{th} \\ \mathrm{false} & \mathrm{und} \ \mathrm{som}_a < oa_{th} \end{cases} \tag{5}$$

LTA(时间窗内姿态角变化较大 large tilt angle)、GC(时间窗内姿态角发生重力方向的改变 gravity changes),属性值均为布尔值。

对于 LTA 和 GC 的判别方法,由于万向节死锁问题^[11], roll 大幅度转动必然会带动 pitch 的转动,本文仅对物体何时发生何种行为进行考量,所以仅需要对 roll 进行考虑,在 roll 小角度变化的前提下再考虑 pitch 的变化。但是由于起始状态时并不能强制安装人员一定将加速度传感器正向朝上放置,所以需要将起始姿态考虑在内综合判定。

当 offsetRoll < 180 时,认为没有出现万向节死锁问题, pitch 方向不可能出现重力方向的改变,但需要对 roll 和 pitch 两个方向的倾角幅度进行判定,如式(6)(7)所示。

$$GC = \begin{cases} \text{true} & \text{in } \mathbb{R} \text{ offsetRoll} \ge G_{th} \\ \text{false} & \text{in } \mathbb{R} \text{ offsetRoll} < G_{th} \end{cases}$$
 (7)

当 offsetRoll≥180 时,认为出现万向节死锁现象,则主要对 pitch 方向发生的变化进行讨论,如式(8)(9)所示。

$$LTA = \begin{cases} \text{true} & \text{如果 offsetPitch} \ge L_{th} \\ \text{false} & \text{如果 offsetPitch} < L_{th} \end{cases}$$
 (8)

$$GC = \begin{cases} \text{true} & \text{in } \mathbb{R} \text{ offsetPitch} \ge G_{th} \\ \text{false} & \text{in } \mathbb{R} \text{ offsetPitch} < G_{th} \end{cases}$$

$$(9)$$

综上,对每个样本建立特征向量,如式(10)所示。

$$F = \{ f_{SW}, f_{MA}, f_{OA}, f_{LTA}, f_{GC} \}$$
 (10)

3.4 决策树分类器

传统决策树的属性值是布尔量,而本分类方法中的属性值是连续值,根据 3.3 节特征向量的设计规则,实际上是将连续的属性值通过设定阈值划分为布尔量,因此,分类器分类属性的顺序及阈值的选择尤为重要。根据表 1 建立决策树,选取分类能力最好的属性作为根节点,依次向下建立树。其中,若sliding window 未检测到,将直接判定为平衡行为,不再需要对其他属性值进行计算,减少计算量,因此,表中其余属性值为空。在次级节点,GC 具有较好的分类效果。剩余三种行为,虽然通过 $MA(\max_a > a_{th})$ 或 $OA(off_a > oa_{th})$ 可以直接区分三种行为,但是考虑到阈值对分类结果影响较大,且倾角变化量更有权威性,因此考虑将 LTA 作为接下来判别的节点属性。

表 1 不同行为下属性列表的归纳取值

行为	SW: sliding window	$\begin{array}{c} \text{MA:} \\ \text{max}_a > a_{th} \end{array}$	$\begin{aligned} & \text{OA:} \\ & \text{off}_a > oa_{th} \end{aligned}$	LTA: large tilt angle	GC: gravity changes	
平衡	false				= =	
移动	true	false	false	false	false	
晃动	true	true	false	true	false	
撞击	true	true	true	false/true	false	
翻倒	true	true	true	true	true	

根据危险品货物分类定义及实验分析可知,移动行为由于不存在姿态角变化(不考虑偏航角),所以移动行为的 LTA 一定为 false,晃动行为的 LTA 常为 true。而撞击行为则可能由于撞击角度问题产生一定的姿态角变化,所以可在 LTA 节点分支下继续对不同取值三种行为进行判断。对撞击、晃动及移动各 15 组训练样本在 LTA 分支下的 off_a 和 max_a 取值分布进行分析可以发现,在 LTA = true 下,撞击和晃动的 off_a 分布差异较大,如图 8(a)所示;而在 LTA = false 下,撞击和移动的 max_a 也具有较大的分布差异,移动行为的 max_a 最小值比撞击行为的 max_a 最大值仍有 1.5 g 的差距,如图 8(b)所示。

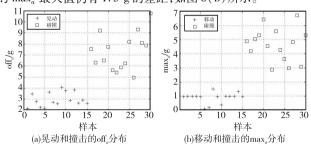


图8 三种行为的off。和max。分布

因此将 LTA 作为第三级判别属性节点能够较好地实现后续分类过程。

对于阈值 a_h 和 oa_h 的选取,本文采用后修正的方法对阈值 进行优化。令 a_h 和 oa_h 初始时取一较小值,在训练中,若第 i 个样本 behavior(i) = = 移动,且 $\max_a(i) > a_h$,则令 a_h = $\max_a(i)$;同样地,对于第 j 个样本 behavior(j) = = 晃动,且 $\inf_a(j) > oa_h$,则令 oa_h = $off_a(j)$,直到完成整个训练。

4 实验及结果分析

4.1 实验环境

采用简化的实验装置模拟危险品货物在途行为,将加速度

传感器附着于一个 11 cm × 9 cm × 7 cm 尺寸的物块之上,通过 串口连接至计算机。按照 3.2 节所述实验方法充分模拟货物 的不同行为,传感器采集加速度及姿态角数据以文本文件保存 至计算机,再导入到 MATLAB 中进行分析。

4.2 算法参数设定

在实验中对本章所述算法参数进行如下设定:a)滤波系数 a=0.9,因本文采取模拟实验的环境,环境干扰较小,所以本文设定的滤波系数取值较大,灵敏性较高;b)时间窗口长度 m=10,门限阈值 threshold_{begin} =0.10, threshold_{end} =0.0005,参数影响时间窗口的截取效果,较大的开始阈值及较小的结束阈值确保整个危险品货物活动期间的数据段被有效截取;c)决策树算法中,最大加速度阈值 $a_{th}=1.5$,最大加速度偏移量阈值 $oa_{th}=5$,重力阈值 $G_{th}=75$ (理论上重力方向改变时, $G_{th}=90$,但实际实验中由于测量误差等存在,实际值往往小于 90,且在 $G_{th}>75$ 情形下完全有理由相信货物一定发生翻倒,所以本文对重力阈值初始取值 $T_{th}=15$ 。

4.3 实验结果

将采集到的五类行为数据(每类 30 组)进行平滑滤波,并运行时间窗口检测算法,对于时间窗口没有检测到的样本数据,令 f_{SW} = false,且不再继续其他属性值计算。对其余样本进行预处理,计算出危险品货物的行为特征向量 F。计算完成后,每类行为选取 15 组特征向量作为训练样本进行训练,动态修改节点的布尔属性。训练完成后,将每类剩余的 15 组特征向量作为测试样本进行测试。测试结果如表 2 所示。

表 2 货物异常行为实验检测结果

—————————————————————————————————————									
	货物 行为	正确率 /%	误判率 /%	错误 类型	货物 行为	正确率 /%	误判率 /%	错误 类型	
	移动	93.3	6.7	平衡	撞击	100	0		
	晃动	86.7	13.3	撞击	翻倒	100	0		

在上述实验中可以发现,撞击和翻倒的识别率最高,可以实现100%的检测率,但是微小的移动有可能在窗口检测阶段被忽略,因此被直接判定为平衡,较大幅度、较大频率的晃动可能被判别为撞击。而相反地,撞击行为却不会被误判。通过对数据进行具体分析发现,轻微的撞击由于受力较小,不易产生姿态角的变化,所以在LTA节点取值为false;而猛烈的撞击由于加速度偏移量极大,也不会被误判为晃动,所以识别效果较好。总体来看,本算法的姿态检测识别率可以达到96%,能够

(上接第2322页)在处理复杂函数如 f_3 、 f_5 时, ISLO 算法的稳定性也优于 SLO 及 PSO 算法。对于高维(D=50)问题, ISLO 算法在处理复杂函数 f_6 时, 其收敛精度相对于 D=10, 30 得到一定的提升。对于其他函数, ISLO 算法在基本维持稳定性的同时, 其搜索精度与寻优能力仍好于 SLO 和 PSO 算法。

测试函数的优化迭代曲线可以直观地反映算法在收敛性能上的表现。从图 2 可知,对于 $f_1 \sim f_6$ 而言,改进算法的收敛速度、收敛精度均优于 SLO 和 PSO 算法。从算法迭代开始,IS-LO 算法就表现出相当优秀的寻优性能。在运行前期,改进算法有较快的寻优速度;在运行中后期,由于种群具有良好的多样性,算法进行更精细的局部开采,无论是对于存在大量局部最优点的多峰复杂函数或高维单峰函数,改进算法均能保持良好的收敛性。总体来说,ISLO 算法在处理多维复杂函数时具有绝对的优势,可将其适用于复杂非线性优化问题。

4 结束语

针对七星瓢虫优化算法求解精度不高、易陷人局部最优的 缺陷,本文提出一种改进的七星瓢虫优化算法。在每次迭代时 采用柯西变异策略,将变异产生的新个体与原种群一起进行竞 争协作,并在循环末利用竞争淘汰机制淘汰适应度较差的个 体;同时,在算法搜索后期引入混沌变异策略,对陷入局部最优 与较优解进行优化变异,并引入自适应调整学习因子,以提高 算法的收敛性。实验仿真结果表明,该算法不仅在求解精度上 得到明显改善,并在一定程度上克服了原算法易早熟停滞的不 有效识别危险品货物的行为姿态。

5 结束语

针对在途危险品货物状态监控问题,本文提出了一种基于 六轴加速度传感器的行为姿态检测方法,实现在途危险品货物 的异常行为姿态的检测。首先,本文方法的时间窗口检测算法 能够有效提取关键数据段,解决加速度传感器数据采集及处理 量大的问题;其次,针对危险品货物,对其行为特征及危险程度 进行了定义和划分,以实现针对性的检测;最后,针对本文提出 的五种异常行为,基于不同行为的运动数据特征,设计特征向 量和分类器,达到准确的分类效果,对在途危险品状态的监控 具有一定的实际应用价值。

参考文献:

- [1] 祖绍鵬, 郭明儒, 刘会超, 等. 易损/危险品物流监测智能微系统 [J]. 传感技术学报, 2012, 25(7): 1019-1022.
- [2] 刘凯峥,刘浩学,晏远春,等. 罐体车辆道路运输危险品事故特征分析[J].安全与环境学报,2010,10(3):130-133.
- [3] 于浚烽,陈蔚芳,马万太.基于GIS/GPS技术的肉品冷链物流监控与调度系统[J]. 计算机应用,2014,34(S1):312-314.
- [4] 姚振强, 王建, 胡永祥, 等. 基于 RFID/GPRS/GPS/GIS 的危险 品物流智能监管系统[J]. 公路交通科技, 2013, 30(2): 147-158
- [5] 孙玉砚,杨红,刘卓华,等.基于无线传感器网络的智能物流跟踪系统[J].计算机研究与发展,2011,48(S2):343-349.
- [6] 曹丽, 刘扬, 刘伟. 利用加速度计和角速度仪的笔杆运动姿态检测[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 831-835.
- [7] Xue Yang, Jin Lianwen. A naturalistic 3D acceleration-based activity dataset & benchmark evaluations [C]//Proc of IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010; 4081-4085.
- [8] Kratz S, Rohs M. The \$3 recognizer; simple 3D gesture recognition on mobile devices [C]//Proc of the 15th International Conference on Intelligent User Interfaces. New York; ACM Press, 2010; 419-420.
- [9] Junker H, Amft O, Lukowicz P, et al. Gesture spotting with bodyworn inertial sensors to detect user activities [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(6):2010-2024.
- [10] 陈丽萍, 武文波. 基于决策树 C4.5 算法的面向对象分类方法研究[J]. 遙感信息, 2013, 28(2): 116-120.
- [11] 孙永健,程臻,付莹. 基于四元数的弹道目标微多普勒仿真[J]. 电光与控制,2013,20(11):65-69.

足,具有良好的收敛性能。

参考文献:

- Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995: 1942-1048
- [2] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, TR06[R]. Kayseri: Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [3] Meng Xianbing, Liu Yu, Gao Xiaozhi, et al. A new bio-inspired algorithm: chicken swarm optimization [C]//Proc of International Conference in Swarm Intelligence. Cham; Springer, 2014;86-94.
- [4] 冯翔,张进文,虞慧群. 仿生蚊子追踪算法[J]. 计算机学报,2014, 37(8):1794-1808.
- [5] 吴意乐,何庆. 基于改进遗传模拟退火算法的 WSN 路径优化算法 [J]. 计算机应用研究,2016,33(10):2959-2962.
- [6] 包晓晓,叶春明,计磊,等. 改进混沌烟花算法的多目标调度优化研究[J]. 计算机应用研究,2016,33(9):2601-2605.
- [7] 罗钧,林于晴,刘学明,等.改进蜂群算法及其在圆度误差评定中的应用[J]. 机械工程学报,2016,52(16):27-32.
- [8] 王娜,高学军.一种新颖的差分混合蛙跳算法[J]. 计算机系统应用,2017,26(1):196-200.
- [9] Karaboga D, Gorkemli B. A quick artificial bee colony (qABC) algorithm and its performance on optimization problems [J]. Applied Soft Computing, 2014, 23(5): 227-238.
- [10] 王鹏,李洋,王昆仑. 七星瓢虫优化算法及其在多学科协同优化中的应用[J]. 计算机科学,2015,42(11):266-269,304.