

基于改进粒子群优化的支持向量机与情景感知的人体活动识别

王 杨^{1,2}, 赵红东^{1*}

(1. 河北工业大学 电子信息工程学院, 天津 300401; 2. 邯郸学院 信息工程学院, 河北 邯郸 056005)

(* 通信作者电子邮箱 zhaohd@hebut.edu.cn)

摘要:针对目前人体活动类别识别准确率偏低的问题,提出一种支持向量机(SVM)与情景分析(人体运动状态转换的实际逻辑或统计模型)相结合的识别方法,对人体日常的六种活动(步行、上楼、下楼、坐下、站立、躺下)进行识别。该方法利用了人体活动样本之间存在逻辑关系的特点,首先使用经改进的粒子群优化(IPSO)算法对SVM模型进行优化,然后利用优化后的SVM对人体活动进行分类,最后通过情景分析的方法对错误的识别结果进行修正。实验结果表明,所提方法在加州大学欧文分校(UCI)的人体活动识别数据集(HARUS)上的分类准确率达到94.2%,高于传统的仅使用模式识别进行分类的方法。

关键词:人类活动识别;粒子群优化;情景感知;机器学习;支持向量机

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A

Human activity recognition based on improved particle swarm optimization-support vector machine and context-awareness

WANG Yang^{1,2}, ZHAO Hongdong^{1*}

(1. School of Electronics and Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

2. Institute of Information Technology, Handan University, Handan Hebei 056005, China)

Abstract: Concerning the problem of low accuracy of human activity recognition, a recognition method combining Support Vector Machine (SVM) with context-awareness (actual logic or statistical model of human motion state transition) was proposed to identify six types of human activities (walking, going upstairs, going downstairs, sitting, standing, lying). Logical relationships existing between human activity samples were used by the method. Firstly, the SVM model was optimized by using the Improved Particle Swarm Optimization (IPSO) algorithm. Then, the optimized SVM was used to classify the human activities. Finally, the context-awareness was used to correct the error recognition results. Experimental results show that the classification accuracy of the proposed method reaches 94.2% on the Human Activity Recognition Using Smartphones (HARUS) dataset of University of California, Irvine (UCI), which is higher than that of traditional classification method based on pattern recognition.

Key words: human activity recognition; Particle Swarm Optimization (PSO); context-awareness; machine learning; Support Vector Machine (SVM)

0 引言

人类活动识别目前已经成为了数据挖掘及物联网应用领域的热门研究课题^[1]。它的应用非常广泛,在远程医疗、军事、游戏、室内导航及商业推荐^[2-6]等领域均可以发现它的身影。

人体活动识别(Human Activity Recognition, HAR)目前普遍采用的方法是将加速度传感器或陀螺仪传感器采集到的数据作为人体活动的特征向量,使用一定的机器学习算法,如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、决策树、多层感知器、贝叶斯、随机森林等对人体活动类别进行识别^[7-10]。

Al-Ghannam在文献[11]中将从祈祷者携带的智能手机当中采集的加速度传感器数据作为特征向量,使用怀卡托智

能分析环境(Waikato Environment for Knowledge Analysis, WEKA)工具包中的分类器对祈祷者的活动进行识别。共测试了3种不同的分类器:朴素贝叶斯、IB1算法和J48决策树,对4种活动类别(站立、鞠躬、跪倒、坐下)的识别率达到了88%。Susi等^[12]使用3种分类器:决策树、朴素贝叶斯、K最近邻(K-Nearest Neighbors, KNN)算法进行了人类活动的识别。对于KNN,上楼和下楼的识别准确率达到80%;对于朴素贝叶斯,上楼和下楼的识别准确率在68%~74%。对行走和奔跑,识别率分别达到了89%和93%。Kwapisz等^[13]通过构建3种模型对“行走”“慢跑”“上楼”“下楼”“坐下”“站立”6种活动进行了识别,模型包括决策树(J48)、逻辑回归和多层神经网络。每种模型均使用默认设置,识别准确率分别达到了85.1%、78.1%和91%。

收稿日期:2019-09-09;修回日期:2019-10-24;录用日期:2019-10-25。

基金项目:光电信息控制和安全技术重点实验室基金资助项目(614210701041705);邯郸市科学技术研究与发展计划项目(1621203035)。

作者简介:王杨(1982—),男,河南安阳人,讲师,博士研究生,主要研究方向:智能信息处理、机器学习; 赵红东(1968—),男,河北沧州人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:半导体光电子学。

目前的研究,对人体活动的识别准确率普遍不高,这与他们在研究的过程当中选择的分类模型未经过优化,均采用的是默认参数有关。为了提升HAR的识别准确率,本方案使用改进的粒子群优化算法对SVM的惩罚系数 C 与核函数系数 σ 进行优化处理,使用优化后的SVM对人体的六种活动进行识别,同时,使用情景感知对识别的结果进行判定及纠错,提升了HAR的识别精度。

本文的主要贡献为:

1)分析了粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的局限性,同时给出了粒子群优化算法的改进方法,避免了粒子群优化算法易于陷于局部最优、后期收敛速度慢的问题。

2)将改进之后的粒子群优化算法用于对SVM的惩罚系数 C 与核函数系数 σ 的优化,提升了SVM分类模型的性能。

3)提出了情景分析的方法(根据人体活动之间的实际转换逻辑或统计模型)对错误的识别结果进行修正,提高了HAR的识别精度,为模式识别的优化提供了一个新的思路。

4)在公开的人体活动数据集 HARUS (Human Activity Recognition Using Smartphones)上对本方案进行了详细周密的测试,结果符合预期。

1 方法描述

1.1 SVM 算法及相关参数

SVM算法通过构造最优分割超平面^[14]来实现对样本分类。设有 (x_i, y_i) 表示一组含有 n 个样本的数据($1 \leq i \leq n$), x_i 表示样本的特征, y_i 表示样本的类别,其识别分类可以等价于不等式约束条件下的二次规划求解^[15]:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (1)$$

$$\text{s. t. } y_i(w x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, 1 \leq i \leq n$$

其中: C 为惩罚因子,即对误差的宽容度,理论上可以取大于0的任何值。 C 越高,说明越不能容忍出现误差,容易过拟合; C 越小,容易欠拟合^[16]。 ξ_i 为松弛变量,上述式(1)可以通过引入拉格朗日乘子来进行求解,可以求得其对偶形式为:

$$\max \left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \right) \quad (2)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n$$

由式(2)推导,可以得到决策函数如下:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x, x_i) + b^* \right) \quad (3)$$

其中: α_i 为拉格朗日算子, b^* 为判别函数的阈值, $K(x, x_i)$ 为核函数,常见的形式有线性核函数、径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)、多项式核函数等。其中径向基核函数的泛化能力较强^[17],故本文采用RBF作为SVM的核函数。

RBF核函数的公式如下:

$$K(x, x_i) = \exp(-|x - x_i|^2 / \sigma^2) \quad (4)$$

对于采用RBF核函数的SVM分类器来说,其中惩罚因子 C 的大小权衡了经验风险(对样本的拟合能力)和结构风险(对测试样本的预测能力),参数 σ 与样本的划分精细程度有关^[18]。从上述推导可以发现,如何选取合适的 C 和 σ 值是影响SVM性能至关重要的因素。

1.2 粒子群优化算法的改进

粒子群优化算法是模拟鸟群捕食过程的一种群智能算法,是一种典型的全局优化算法^[19],最早是由Kennedy和Eberhart在1995提出,后经改进,形成了目前常用的带有权重的粒子群算法^[20]。基本形式描述如下:

在 D 维搜索空间中,粒子集为:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m\}$$

其中: m 为粒子种群的大小,对于粒子 x_i ,具有位置 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}$ 和速度 $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}\}$ 两个属性^[21],位置信息就是寻优的一个潜在的解。每个粒子按照自己的速度飞行并搜寻食物(最优解),在搜寻的过程中,每个粒子都会记录下自己经过的个体历史最优极值 $p_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}\}$,同时,整个种群之间通过信息的共享,会记录一个全族经历过的历史最优极值 $p_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}\}$ 。每次迭代过程中,粒子通过个体极值和群体极值按照式(5)更新自身的速度和位置:

$$\begin{cases} v_{id}^k = w_i v_{id}^{k-1} + c_1 \text{rand}_1(p_i \text{best} - x_{id}^{k-1}) + \\ \quad c_2 \text{rand}_2(p_g \text{best} - x_{id}^{k-1}) \\ x_{id}^k = x_{id}^{k-1} + v_{id}^k \end{cases} ; \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, m, d = 1, 2, \dots, D$$

其中: D 表示设定的粒子群的维度; v^k 表示在进行第 k 次迭代的过程中粒子的飞行速度; x^k 表示在进行第 k 次迭代的过程中粒子所处的位置; c_1, c_2 表示粒子的学习因子; $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ 表示在0~1内的任意常数; w_i 表示飞行惯性权重; $p_i \text{best}$ 表示某一个粒子寻找到的历史个体极值; $p_g \text{best}$ 表示整个粒子群寻找到的历史全局极值。每一次迭代,根据适应度函数来评估所有的粒子,每一个粒子都会向种群中最好的粒子位置飞行,从而实现粒子在可解空间中的寻优^[22]。整个过程直到满足寻优条件或达到迭代次数时为止。

本文分析了PSO基本形式存在的问题,并提出了改进方案,描述如下:

1)原模型中,种群中的粒子随机出生,这种情况容易造成粒子的趋同,不利于全局最优值的搜寻。针对这一问题,提出了区域内粒子数目限制的改进方案,增强种群的多样性,利于全局最优值的搜寻,加快了算法的收敛。公式如下所示:

$$\left\| \sum_{i=n}^D (x_{i \max} - x_{i \min}) \right\| / N_{\text{total}} + \theta; i = 1, 2, \dots, D \quad (6)$$

$$x_i = \{ \text{rand} [x_{\min}, x_{\max}]_1, \text{rand} [x_{\min}, x_{\max}]_2, \dots, \text{rand} [x_{\min}, x_{\max}]_D \} \quad (7)$$

$$m_{\text{zone}} \leq m / N_{\text{total}} \quad (8)$$

式(6)、(7)、(8)中: m 为粒子总数, m_{zone} 为每个子区域内的粒子总数,首先,按照式(6)将寻优空间划分为 N_{total} 个子区域,然后,按照式(7)随机生成每一个粒子的出生位置,在初始化的过程中,记录下每个子区域当中粒子的数目,区域内粒子的总数目必须要满足式(8)设定的条件,否则重新生成粒子的出生位置。

2)当某个粒子经过群体历史极值区域后,特别是之后经过多次迭代该粒子无法寻找到更优的位置时,这个粒子将会变得“懒惰”,从式(9)也可以发现这一点:

$$v_{id}^k = w_i v_{id}^{k-1} + c_1 \text{rand}_1(p_i \text{best} - x_{id}^{k-1}) + c_2 \text{rand}_2(p_g \text{best} - x_{id}^{k-1}) \quad (9)$$

在达到全局极值附近时,式(9)当中的后两项变化将逐渐减小,对速度的影响在减弱,特别是在使用动态惯性权重时,

如式(10)所示:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times (k/K_{\max}) \quad (10)$$

其中: K_{\max} 为总迭代数, k 为当前迭代的次数,可以看出惯性权重也随着迭代次数的增加在线性减小^[23-24],粒子的“懒惰”现象更为明显。针对这种现象,本算法设定以下改进规则,当某一粒子经过群体历史全局极值点之后,连续3次迭代均无法寻找到更佳的位置之后,在此粒子的种群所属区域之外,按照式(11)随机生成一个全新的粒子:

$$\begin{cases} pgbest_k = pgbest_h \\ k - k_h = 3 \\ \mathbf{x}_i = \{\text{rand}[x_i, x_c]_1, \text{rand}[x_i, x_c]_2, \dots, \text{rand}[x_i, x_c]_D\} \end{cases} \quad (11)$$

这样即能保持原粒子继续在全局极值点附近精细搜寻更优的位置;同时又可以保持整个种群的活力,避免陷入局部最优,提高搜寻到全局最优点的概率。

3)当某个粒子经过群体历史极值区域之后,如果连续多次迭代之后,全部种群当中的粒子都无法取得比它更优的极值点之后,意味着很有可能该粒子所处的位置就在全局最优附近。虽然根据PSO的特点,全部种群的粒子有向这个粒子靠近,继续搜寻最优点的特点,但是后期收敛速度慢,如果粒子群比较分散,也不利于精细化搜寻工作。针对这一现象,本文提出,当满足这一条件后,按式(12)在该粒子附近“分裂”新的粒子:

$$\begin{cases} pgbest_k = pgbest_h \\ k - k_h = 3 \\ \mathbf{x}_i = \{x_{h1}, x_{h2}, \dots, x_{hd}\}; i = 1, 2, \dots, 5 \end{cases} \quad (12)$$

这些新产生的粒子将协助搜寻全局最优点,本方案设置新生成的粒子数目 $i=5$ 。

1.3 情景感知

本方案提出的情景感知是指根据人体运动状态转换的现实逻辑或统计概率,判断分类器的识别结果是否出现错误,在分类结果发生错误的时候对识别的结果进行修正。这样做的的原因是,人体活动作为一个时序样本,它并不像一般的模式识别中样本和样本之间毫无联系,而是在前后相连的两个待识别的样本之间必然存在一定的逻辑关系。

活动之间的现实转换逻辑如图1所示。

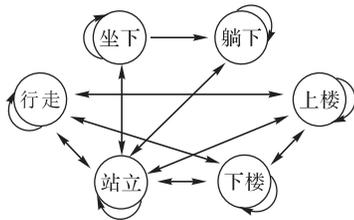


图1 人类活动之间的转换逻辑
Fig. 1 Transition logic between human activities

作为一个时序数据,如果前一个活动样本被识别为“坐下”,那么,根据现实逻辑,紧接着它的下一个活动类别应该不能是“上楼”或者“下楼”,中间应该存在一个“站立”的过渡状态。在图1中,有箭头相连的部分表示符合活动类别转换逻辑,意味着这两种活动类别在识别时可以存在先后关系,没有箭头相连的情况表示按照常识不存在转换关系,也意味着这两种活动类别在分类器识别时不应该存在相连续的关系。例如,“坐下”和“上楼”之间没有箭头相连,那么,在分类识别阶

段,如果上一活动状态被识别为“坐下”时,那么,下一活动类别就一定不能是“上楼”,故可以根据这一特性,来对分类的结果进行判断并纠错。

本方案实验所选用的数据集 HARUS 也是一个时序数据,因此,也符合人体运动转换逻辑。对测试集中的活动转换情况进行统计,统计结果如表1所示,一共有2947个活动样本,列代表 $t-1$ 时刻的活动类别,行代表 t 时刻的活动类别。从第一行可以看出,当前一个状态为“行走”的时候,下一个活动一共发生了478次“行走”、18次“下楼”;从第二行可以看出当前一个状态为“上楼”的时候,下一个活动一共发生了448次“上楼”、7次“下楼”、15次“站立”。这符合实际的转换逻辑。

表1 HARUS数据集当中的活动转换逻辑
Tab. 1 Activity transition logic in dataset HARUS

活动类别	行走/次	上楼/次	下楼/次	坐下/次	站立/次	躺下/次
行走	478	0	18	0	0	0
上楼	0	448	7	0	15	0
下楼	0	23	395	0	2	0
坐下	0	0	0	473	0	18
站立	0	0	0	18	514	0
躺下	18	0	0	0	0	519

但当上一状态为“躺下”时,下一状态一共发生了519次“躺下”、18次“行走”。一般情况下,由“躺下”直接转变为“行走”是不符合实际逻辑的,但是在样本采样窗体宽度为2.56s的情况下,每一个识别结果之间的间隔为2.56s^[25],在这么长的时间里这种不符合运动转化逻辑的情况是可能存在的(年轻人的动作转换频率快),但是概率不大。从数据集的统计情况也可以印证这一点,六种活动类别当中,只有在“躺下”时,发生了“行走”这样的不符合常识的状态转化,但只发生了18次。综上所述,数据集当中的活动转换关系符合现实情况,所以,本方案的情景感知环节以数据集当中活动类别转换的统计情况来进行识别结果的判定及纠错。情景感知环节的伪代码如下所示:

算法1 情景感知。

输入:上一个活动的类别, P_{t-1} ;SVM识别出的本次的活动类别, S_t ;

输出:经情景感知处理之后的识别结果, P_t 。

- 1) if P_{t-1} 转变为 S_t 的概率不为0 then
- 2) $P_{t-1} \leftarrow S_t$
- 3) $P_t \leftarrow S_t$
- 4) end if
- 5) if P_{t-1} 转变为 S_t 的概率为0 then
- 6) $P_{t-1} \leftarrow P_{t-1}$
- 7) $P_t \leftarrow P_{t-1}$
- 8) end if
- 9) Output(P_t)

即当识别结果产生之后,按照转化逻辑表1,分析在上一类别之后,发生此次活动类别的概率:如果概率不为0,则认为识别结果正确;如果发生的概率为0,则认为识别的结果错误,此时,将上一时刻识别的活动类别作为本次的识别结果进行输出,完成纠错。

2 IPSO-SVM 结合情景感知的人体活动识别

本方案使用经 IPSO 算法优化的 SVM 对人体的6种活动进行识别;同时,使用情景感知对 SVM 的识别结果进行判定

及纠错,达到提升整体识别精度的目的。IPSO算法对SVM的优化按以下步骤进行:

1) 首先,对粒子群进行初始化。在SVM模型的默认配置中 C 的值通常为1,在粒子寻优的过程中,可以将 C 的搜索范围设定为 $0\sim 10^3$,径向基核函数系数 σ 的取值一般为 $1/\text{num_features}$, num_features 为特征维数,本文特征向量维数是40,故在默认模型下 σ 的取值为0.025,所以,将 σ 的取值范围设定为 $0\sim 1$ 是可行的。在确定了惩罚因子与核函数系数的搜索范围之后,按照式(6)、(7)、(8)在惩罚因子 C 与核函数系数 σ 的可能取值范围之内随机生成50个粒子。每一个粒子就代表一种 C 与 σ 的组合。由于 C 与 σ 是决定SVM分类性能的关键因素,所以每一个粒子就代表一种SVM分类模型,是潜在的要搜寻的能够取得最优整体识别精度的SVM模型。

2) 对式(5)各项参数进行初始化。 c_1 、 c_2 为学习因子,根据PSO的算法的定义,需满足条件 $c_1+c_2=4$ 。当 c_1 为0则代表不考虑粒子自身经验,会导致丧失群体多样性,即每个粒子都向当前群体最优的粒子移动;当 c_2 为0则代表不考虑其他粒子的经验,没有信息共享,会导致收敛变慢。故为了结合自身经验与信息共享在寻优过程中的优势,通常设 $c_1=c_2=2$ 。 rand_1 、 rand_2 为区间 $0\sim 1$ 内的伪随机常数。

3) 采用能直接反映SVM性能的整体识别精度来作为粒子群的适应度函数,使用该适应度函数评估粒子种群中的各个粒子,识别精度的计算公式如式(13)所示:

$$\text{Acc} = N_{\text{right}} / S_{\text{total}} \quad (13)$$

其中: N_{right} 为识别正确的样本数量, S_{total} 为识别的样本总数。

4) 利用式(5)对粒子群完成更新。其中包括三个方面内容:粒子群中每个粒子状态的更新、粒子个体最优位置 p_i 、 p_{best} 的更新,以及全局最优位置 p_g 、 g_{best} 的更新。

5) 判断是否满足本文提出的PSO改进方案中的条件2和条件3,如果满足则按照式(11)或式(12)进行粒子的再生或增殖操作。

6) 终止条件:当更新迭代次数达到设定的最大迭代次数,或者粒子适应值满足要求时,则迭代终止,输出最后结果;否则,重复循环步骤3)~5),继续进行评估和更新,一直到满足终止条件为止。SVM优化阶段的流程如图2所示。

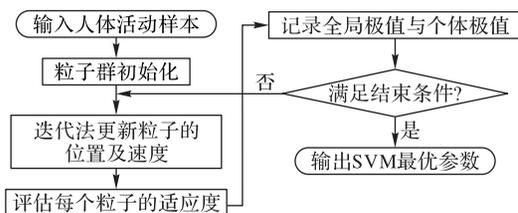


图2 SVM参数优化的流程

Fig. 2 Flow chart of SVM parameter optimization

图3是重复10遍的IPSO对SVM寻优的粒子适应度迭代。图3中,横坐标为迭代次数,纵坐标为种群中全局最优粒子的适应度(即最优全局识别精度),从实验中发现,在150次迭代之后,适应度已经不再提高,这其中,最佳的识别精度达到了91.2%,所以,在IPSO粒子寻优过程中可以将迭代次数确定为200。

在分类阶段,使用优化后的SVM模型对人体活动进行识别,流程如图4所示。

人体加速度数据采用时间宽度为2.56 s的滑动窗体进行

分割,对分割的每一个窗体内的数据进行特征提取。按照5折交叉验证对SVM模型进行训练,SVM模型训练完毕后,使用测试集对SVM的性能进行验证,在分类器识别出结果之后,按照1.3节介绍的方法进行情景感知纠错。

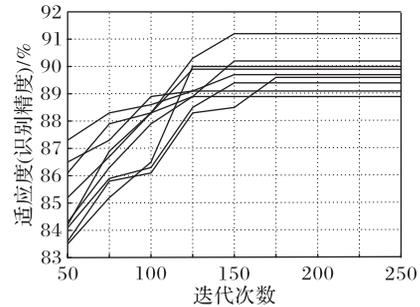


图3 迭代优化的适应度曲线

Fig. 3 Curve of iterative optimization fitness

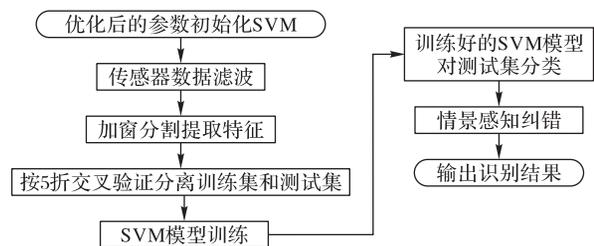


图4 基于IPSO-SVM与情景感知的人体活动识别流程

Fig. 4 Flow chart of human activity recognition based on IPSO-SVM and context-awareness

3 实验结果分析

测试数据来源于UCI大学的人类活动数据集HARUS (Human Activity Recognition Using Smartphones)^[26]。人体活动的数据来自于佩戴于腰间的手机当中的三轴加速度传感器。本文对三轴加速度传感器测得的三轴人体加速度值进行特征向量的提取。由于人体活动的频率一般小于25 Hz,根据奈奎斯特采样定律,采样频率设定为50 Hz。采样获得的加速度传感器数据是包含噪声的,所以在提取特征之前还需要消除噪声,首先使用中值滤波器对原始数据进行滤波,再通过一个截止频率为20 Hz的三阶巴特沃兹低通滤波器进行消除噪声的处理。此时的加速度数据是人体加速度和重力加速共同作用下的数值,在进行特征提取之前,还要将二者进行分离,考虑到重力加速度是一个频率变化较低的分量,所以在原始数据上使用一个截止频率为0.3 Hz的高通滤波器就可以从数据当中分离出人体加速度,在经过去噪处理的人体加速度数据上,采用时间宽度为2.56 s的滑动窗体对数据流进行分割,如图5所示。

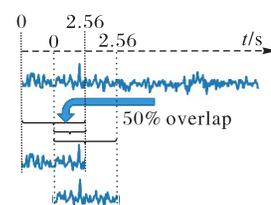


图5 传感器数据流的切割

Fig. 5 Sensor data stream cutting

根据以往的研究,窗体之间存在50%的重叠是必要的,这样做保证了获取信息的完整性。对分割的每一个窗体内的数据流按照表2所列公式对人体加速度数据进行时域特征的计算,最后,进行归一化处理,形成最终的人体活动特征向量。

表2 提取的特征及计算公式

Tab. 2 Extracted features and calculation formulas

特征	维数	公式
平均值	3	$\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i$
标准差	3	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})^2}$
绝对中位差	3	$median_i = \left(s_i - median_j(s_j) \right)$
最大值	3	$\max_i (s_i)$
最小值	3	$\min_i (s_i)$
信号幅度	1	$\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^N s_{i,j} $
能量	3	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2$
四分位数范围	3	$Q3(s) - Q1(s)$
熵	3	$\sum_{i=1}^N (c_i \log(c_i)), c_i = s_i / \sum_{j=1}^N s_j$
自回归系数	12	$a = arburg(s, 4), a \in \mathbf{R}^4$
轴间相关性	3	$C_{1,2} / \sqrt{C_{1,1} C_{2,2}}, C = cov(s_1, s_2)$

为了同本文提出的粒子优化的SVM与情景分析(Improved Particle Swarm Optimization SVM and Context awareness, IPSC)方案进行对比,本研究同时测试了KNN、SVM、逻辑回归(Logistic Regression, LR)、决策树(Decision Tree, DT)四种分类模型,这4种模型均采用默认参数。在对比阶段,本文对4个指标Accuracy、Precision、Recall、F1-score进行了测试。其中,Accuracy是指分类正确的样本占总样本的比例,即:

$$Accuracy = N_{correct} / N_{total} \quad (14)$$

其中: $N_{correct}$ 为分类正确的样本总数, N_{total} 为识别的样本总数。结果如图6所示。

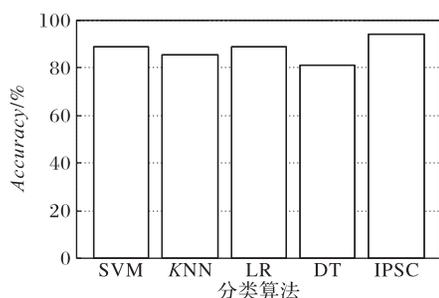


图6 分类算法识别精度的比较
Fig. 6 Comparison of recognition accuracy of classification algorithms

本方案的识别混淆矩阵如表3所示。

从测试结果可以看出,本方案(IPSC)在参与测试的分类算法中取得了最佳的识别准确率,达到了94.2%。这一方面

得益于IPSO对SVM的优化,也得益于采用的情景感知的纠错方案,在发生错误识别时,及时对错误的识别结果进行了纠正。实验的结果符合预期,证明本方案IPSO对SVM的优化是有效果的,IPSO-SVM结合情景分析的方案是可行的。

表3 IPSC分类算法的识别混淆矩阵

Tab. 3 Recognition confusion matrix of IPSC classification algorithm

活动类别	行走/次	上楼/次	下楼/次	坐下/次	站立/次	躺下/次
行走	478	10	8	0	0	0
上楼	21	434	16	0	0	0
下楼	17	23	380	0	0	0
坐下	0	7	0	445	39	0
站立	0	0	0	28	504	0
躺下	0	0	0	0	0	537

Precision指模型中准确预测为正的样本与所有预测为正样本的比例,计算公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

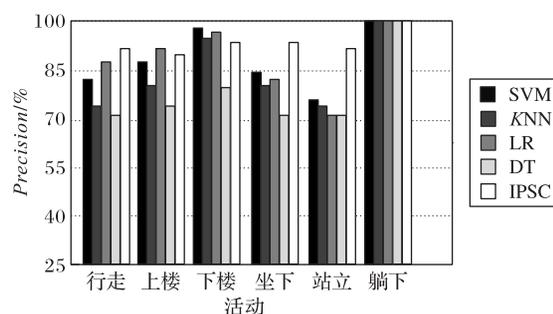


图7 分类算法Precision值的比较

Fig. 7 Precision comparison of classification algorithms

式(15)中TP为正确地被判为“正”的样本,FP为错误地被判断为“正”的样本。可以看出,在“行走”“坐下”“站立”三个活动的识别中,本方案都取得了全面的优势,在“上楼”“下楼”两个活动的识别中取得了第二好的成绩。

Recall指实际为正的样本中被准确预测为正的样本所占的比例。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

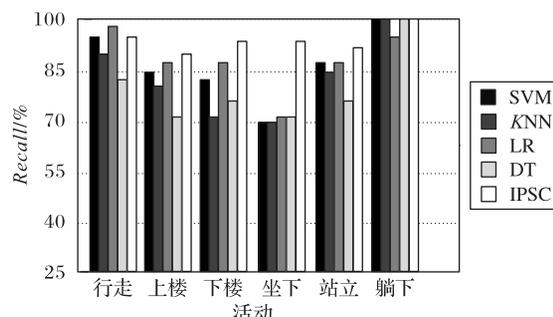


图8 分类算法Recall值的比较

Fig. 8 Recall comparison of classification algorithms

式(16)中FN为错误地被判断为“负”的样本。F1-score是精确率和召回率的调和平均值,计算公式为:

$$F1-score = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (17)$$

可以看出在某一类活动类别的识别中本方案并没有取得最优的成绩,其原因在于本文的研究侧重于提高6类人体活

动的整体识别准确率,故在IPSO粒子寻优阶段也是采用整体的识别精度作为适应度函数,并以此适应度函数对所有粒子的优劣进行评估,最终获得的最优粒子也是取得最高的整体识别精度的惩罚因子 C 与核函数系数 σ 的组合。粒子寻优期间并没有特定地使用某一活动类别的识别精度来评估粒子的优劣,这可能会造成某一类活动类别的识别精度受到损失,但保证了最终的整体识别精度。为了进一步提高所有活动类别的识别准确率,在将来的研究中可以通过引入新的传感器数据(气压传感器)、增加特征向量维数或特征向量类型(增加频域的特征)等方法来进一步增强识别的准确率。

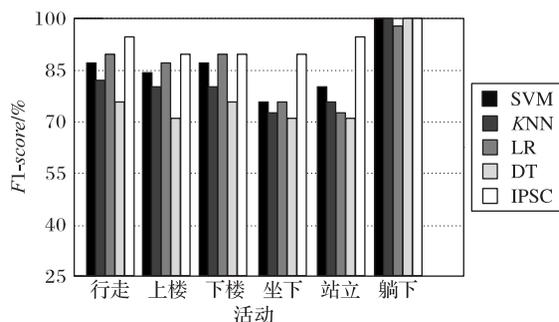


图9 分类算法F1-score值的比较

Fig. 9 F1-score comparison of classification algorithms

在Recall和F1-score的测试当中,本方案取得了普遍优于其他四种算法的成绩。特别是与采用默认参数的SVM模型相比,整体识别精度提高了5.6%,IPSO及情景分析的方法对模型效果的提升相当明显,证明IPSO-SVM结合情景分析的方案是可行的。

根据特征向量的采集方法,待识别的人体活动样本是一个时间在2.56s内的活动状态,本方案在使用IPSO优化的SVM进行人体活动样本识别时,就是对一个个孤立的时间点上的静态样本进行识别,没有考虑样本之间的逻辑连接关系,通过上述实验看到,已经取得了91.2%的识别准确率,优于其他的分类模型。但是,正如引言所述,人体活动类别的识别,主要应用场合如室内导航、远程医疗、智能推荐等领域,仅仅识别某一个时间点的静态活动类别是没有实际使用价值的,往往需要进行连续的监测识别,是一个动态的过程,这样,在IPSO-SVM完成识别的基础上,就可以根据活动类别的前后逻辑联系(情境感知),进一步提高识别的准确率,最终识别准确率达到94.2%。故本方案在不考虑动态转换特点的情况下,单纯地使用IPSO-SVM识别,取得识别准确率也优于一般的方法,说明IPSO对SVM的优化是可行的。另外,在实际使用的领域中可以利用动态转化的特点进一步提高识别的准确率,在实际使用过程中具有很强的泛化能力。

4 结语

本方案首先对粒子群优化算法进行了分析并针对其局限性进行了改进,然后使用经改进的粒子群算法优化后的SVM对人体日常的六种活动进行识别,在识别的过程中,充分利用了人体活动样本自身的特点(样本之间的转化存在逻辑关系)来对识别结果进行纠正,提高了HAR的识别精度,识别精度达到了94.2%。在目前普遍采用高维特征向量及复杂分类器模型解决分类问题的情形下,结合分类样本自身的特点来提高识别精度的方法为将来的模式识别提供了一个崭新的思

路。实验证明,这种方法是可行的。

本方案没有考虑人体多样性对各类活动之间转换概率的影响,不同年龄、不同性别的人,表现出来的活动类别转换概率是不同的,将来在有适当的数据库时,可以继续对相关内容的研究。

参考文献 (References)

- [1] LARA O D, LABRADOR M A. A survey on human activity recognition using wearable sensors[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2013, 15(3):1192-1209.
- [2] LIANG Y, ZHOU X, YU Z, et al. Energy-efficient motion related activity recognition on mobile devices for pervasive healthcare[J]. Mobile Networks and Applications, 2014, 19(3):303-317.
- [3] CAO X, CHEN B, ZHAO Y. Wi-Play: robust human activity recognition for somatosensory game using Wi-Fi signals[C]// Proceedings of the 2016 International Conference on Cloud Computing and Security, LNCS 10040. Cham: Springer, 2016: 1060-1075.
- [4] SHOAI B M, BOSCH S, INCEL O D, et al. A survey of online activity recognition using mobile phones[J]. Sensors, 2015, 15(1): 2059-2085.
- [5] 罗薇. 基于加速度传感器的人体动作识别方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2017: 18-26. (LUO W. Research on acceleration based human activity recognition methods [D]. Tianjin: Tianjin University, 2017: 18-26.)
- [6] CHEN Y, SHEN C. Performance analysis of smartphone-sensor behavior for human activity recognition[J]. IEEE Access, 2017, 5: 3095-3110.
- [7] LU D N. Mobile online activity recognition system based on smartphone sensors[J]. Journal of Intelligent Computing, 2017, 8(1): 16-21.
- [8] LEE S M, YOON S M, CHO H. Human activity recognition from accelerometer data using convolutional neural network [C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing. Piscataway: IEEE, 2017: 131-134.
- [9] GUO D, LIU B, JIN X, et al. Human activity recognition using smart-phone sensors[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 571/572:1019-1029.
- [10] CAI S, SHAN Z, TIAN Z, et al. Human activity recognition based on smart phone's 3-axis acceleration sensor[C]// Proceedings of the 2016 International Conference on Smart Computing and Communication, LNCS 10135. Cham: Springer, 2016: 163-172.
- [11] AL-GHANNAM R, AL-DOSSARI H. Prayer activity monitoring and recognition using acceleration features with mobile phone[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2016, 41(12): 4967-4979.
- [12] SUSI M, BORIO D, LACHAPPELLE G. Accelerometer signal features and classification algorithms for positioning applications[C]// Proceedings of the 2011 International Technical Meeting of the Institute of Navigation. San Diego, CA:[s. n.], 2011:158-169.
- [13] KWAPISZ J R, WEISS G M, MOORE S A. Activity recognition using cell phone accelerometer[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2011, 12(2):74-82.
- [14] 史正谦. 基于间隔分布优化的大间隔分类器改进方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016: 23-26. (SHI Z Q. Research on large margin classifier based on optimizing margin distribution [D]. Changchun: Jilin University, 2016:23-26.)
- [15] 陆星家,王玉金,陈志荣,等. 基于隐SVM和混合高斯模型的目标检测算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(6):287-292. (LU X J,

- WANG X J, CHEN Z R, et al. Object detection algorithm based on latent SVM and Gaussian mixture model [J]. *Computer Engineering*, 2016, 42 (6): 287-292.)
- [16] 王道明,鲁昌华,蒋薇薇,等. 基于粒子群算法的决策树SVM多分类方法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(4):611-615. (WANG D M, LU C H, JIANG W W, et al. Study on PSO-based decision-tree SVM multi-class classification method [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29 (4):611-615.)
- [17] 梁礼明,钟震,陈召阳. 支持向量机核函数选择研究与仿真[J]. *计算机工程与科学*, 2015, 37(6):1135-1141. (LIANG L M, ZHONG Z, CHEN Z Y. Research and simulation of kernel function selection for support vector machine [J]. *Computer Engineering and Science*, 2015, 37(6):1135-1141.)
- [18] 奉国和. SVM分类核函数及参数选择比较[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(3):123-124, 128. (FENG G H. Parameter optimizing for support vector machines classification [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(3):123-124, 128.)
- [19] SUN G, LIU H, SHI Y, et al. One class support vector machine based filter for improving the classification accuracy of SSVEP BCI [C]// *Proceedings of the 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics*. Piscataway: IEEE, 2017:1-5.
- [20] 韩红桂,卢薇,乔俊飞. 一种基于种群多样性的粒子群优化算法设计及应用[J]. *信息与控制*, 2017, 46(6): 677-684. (HAN H G, LU W, QIAO J F. Design and application of particle swarm optimization algorithm based on population diversity [J]. *Information and Control*, 2017, 46(6): 677-684.)
- [21] 夏学文,王博建,金畅,等. 一种自适应多种群的PSO算法[J]. *系统仿真学报*, 2016, 28(12): 2887-2895, 2902. (XIA X W, WANG B J, JIN C, et al. Self-adaptive multi-swarm particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of System Simulation*, 2016, 28(12): 2887-2895, 2902.)
- [22] 徐中宇,苏明玉,姚庆安. 基于改进PSO算法的混合核SVM算法[J]. *吉林大学学报(理学版)*, 2018, 56(3):625-630. (XU Z Y, SU M Y, YAO Q A. Hybrid kernel SVM algorithm based on improved PSO algorithm [J]. *Journal of Jilin University (Science Edition)*, 2018, 56(3):625-630.)
- [23] 潘峰,薛萍,任翔宇,等. 改进PSO-SVM工业防火墙白名单自学习方法研究[J]. *信息技术与网络安全*, 2019, 38(6):11-16. (PAN F, XUE P, REN X Y, et al. Research on white-list self-learning method of industrial firewall with improved PSO-SVM [J]. *Information Technology and Network Security*, 2019, 38 (6) : 11-16.)
- [24] 崔丽洁,程换新,刘军亮,等. 群智能优化算法优化支持向量机的方法及应用[J]. *电子测量技术*, 2019, 42(7):44-48. (CUI L J, CHENG H X, LIU J L, et al. Method and application of swarm intelligence optimization algorithm for support vector machine optimization [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 42(7) : 44-48.)
- [25] WANG G, LI Q, WANG L, et al. Impact of sliding window length in indoor human motion modes and pose pattern recognition based on smartphone sensors [J]. *Sensors*, 2018, 18(6): No. 1965.
- [26] ANGUIA D, GHIO A, ONETO L, et al. A public domain dataset for human activity recognition using smartphones [EB/OL]. [2019-07-02]. <https://pdfs.semanticscholar.org/83de/43bc849ad3d9579ccf540e6fe566ef90a58e.pdf>.

This work is partially supported by Fund of Electro-Optical Information and Security Control Key Laboratory (614210701041705), the Science and Technology Research and Development Program of Handan (1621203035).

WANG Yang, born in 1982, Ph. D. candidate, lecturer. His research interests include intelligent information processing, machine learning.

ZHAO Hongdong, born in 1968, Ph.D., professor. His research interests include semiconductor optoelectronics.