

一种基于多分类器融合的人体运动行为识别模型

王忠民 王 科 贺 炎

(西安邮电大学计算机学院 西安 710121)

摘 要 为了提高基于智能设备的人体日常行为识别的准确率,针对不同智能设备内置加速度传感器获取的三轴加速度信息,提出了一种基于多分类器融合的行为识别 MCF(Multiple Classifier Fusion)模型。针对 5 种日常行为(静止、散步、跑步、上楼及下楼),优选出与每种行为相关度高的特征集,用于训练对每种行为识别效果最佳的 5 个基分类器,并采用一个融合器对 5 个基分类器的输出进行融合处理,得到最终行为识别结果。该模型对这 5 种行为的平均识别准确率和可信度分别达到 96.84% 和 97.41%,能有效进行用户行为识别。

关键词 行为识别,三轴加速度,基分类器,多分类器融合

中图法分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.12.055

Human Motion Activity Recognition Model Based on Multi-classifier Fusion

WANG Zhong-min WANG Ke HE Yan

(School of Computer Science and Technology, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract To improve the accuracy of human activity recognition based on the triaxial acceleration data from mobile sensors, an activity recognition model based on multiple classifier fusion (MCF) was proposed. The features which are high correlated with each daily activity (staying, walking, running, going upstairs and going downstairs) are extracted from the original acceleration data to generate the five feature data sets to train the five base classifiers. The input of the five base classifiers are these feature data sets, and their output are processed using multi-classifier fusion algorithm to produce the final activity recognition result. The experimental results show that the average activity recognition accuracy and the reliability by using MCF are respectively 96.84% and 97.41%, and it can effectively identify human activities.

Keywords Activity recognition, Triaxial acceleration, Base classifier, Multi-classifier fusion

1 引言

随着智能设备的快速普及和其性能的不断提高,通过智能设备对人们日常行为进行识别成为可能。由于目前智能设备种类众多,其内置加速度传感器的性能存在较大差异,设备放置位置和人体行为个性化差异等因素,都增加了通过传感器采集到的数据识别人们日常行为的难度,从而直接影响了识别的准确率和可信度。

目前,国内外研究者在智能设备人体行为识别方面做了大量研究,并取得了一定成果,主要体现在以下两个方面:1)针对智能设备内置的加速度传感器采集到的数据进行特征优选。文献[1]提出基于蚁群算法的行为识别特征优选方法;文献[2]利用随机森林学习轨迹特征进行行为识别;文献[3]利用相关分析和 K-NN 算法进行组合式特征选择;文献[4]将时域特征多频段分解后进行特征优选;文献[5]提出了一种以人的动作序列图像的轮廓为特征且基于隐条件随机场的行为识别方法,其平均识别准确率达 91.4%。上述方法运用到人体日常行为(静止、散步、跑步、上楼及下楼)识别时平均识别准

确率在 85% 到 91% 之间。2)通过改进识别模型和识别算法提高识别准确率。文献[6]提出一种基于智能设备的混合专家模型识别人体行为,其识别准确率最高达 92.56%;文献[7]提出的穿戴位置无关的手机用户行为识别模型的平均识别准确率达 80.29%;文献[8]提出一种基于参考坐标变化的日常行为定位模型,其准确率达 90.42%。上述行为识别模型使用同一个分类器对不同行为进行识别,但不同分类器有不同的识别性能,单个分类器难以对所有行为均达到极高的识别准确率,这也是很多文献中单个行为识别准确率高而综合后识别准确率却较低的原因。

本文针对 5 种日常行为(静止、散步、跑步、上楼及下楼),使用 5 个决策树基分类器分别采用对一种行为最敏感的特征组合来训练单个基分类器,对每个基分类器的输出结果进行融合处理,得到最终的行为识别结果。

2 多分类器融合的行为识别(MCF)模型

2.1 MCF 模型的系统

本模型由 3 部分构成:特征优选、基分类器算法、融合器

到稿日期:2015-12-14 返修日期:2016-04-27 本文受国家自然科学基金资助项目(61373116),陕西省教育科学“十二五”规划课题(SGH140601),西安邮电大学青年基金项目(ZL2014-27)资助。

王忠民(1967—),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为嵌入式系统、智能信息处理,E-mail:wzm_678@163.com;王 科(1988—),女,硕士生,主要研究方向为嵌入式系统设计与开发,E-mail:344512721@qq.com;贺 炎(1980—),女,硕士,讲师,主要研究方向为机器学习、移动搜索,E-mail:heyao220@xupt.edu.cn。

算法。特征优选主要针对 5 个基分类器输入的特征组合进行优选。将优选相关度高的特征组合输入到 5 个基分类器后,训练出 5 种日常行为的识别模型:静止识别模型(E_1)、散步识别模型(E_2)、跑步识别模型(E_3)、上楼识别模型(E_4)及下楼识别模型(E_5)。多分类器融合的体系结构有级联方式和并联方式两种。采用级联方式时,将多个基分类器串联起来,前一级分类器为后一级分类器提供分类信息;采用并联方式时,各个基分类器的设计是独立的,各基分类器都会输出分类信息,再按照融合算法将各基分类器的结果进行融合以得到最终的分类结果。本文建立的 MCF 模型采用并联方式的体系结构,并使用融合器将 5 个基分类器的输出结果进行融合处理,输出最终识别结果。该模型的整体系统结构如图 1 所示。

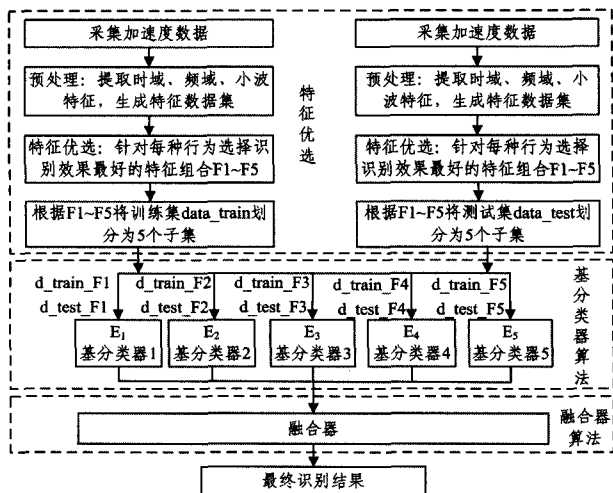


图 1 MCF 模型的系统结构图

2.2 基分类器的特征优选

根据已有研究,加速度信号的特征可分为时域、频域和时频特征 3 类。时域特征如标准差、方差、最大值、最小值、均方根、均值、中位数、范围、四分位差、偏度、峰度以及相关系数等对散步、跑步和静止有较好的识别性能^[1,10];频域特征如频谱能量、直流分量等特征数据对跑步、上楼和下楼有较好的识别性能^[11,12];时频特征如不同层的小波能量、波峰高度、波峰个数等对散步、上楼和下楼有较好的识别性能^[4,13]。本文结合上述已有的研究,运用之前所提出的基于蚁群算法的特征优选方法^[1]和基于多频段时域分解的特征优选方法^[4]对上述特征进行优选。

2.2.1 基于蚁群算法的特征优选方法

将候选特征集合中的特征值 d 所对应的特征向量样本放入每个基分类器进行训练和测试,获取特征值 d 对行为 j 的识别率 $a(d,j)$ 以及特征值 d 致使其他行为错分至行为 j 的错分率 $c(d,j)$ 。评价函数为 $q(d,j)=a(d,j)-l \times c(d,j)$,其中 l 为激励因子,当 $q(d,j)$ 大于规定阈值 Q 时,特征值 d 对行为 j 敏感,将特征值 d 添加进候选特征集合。遍历每种特征值之后,得到最终候选特征集合 D 。将候选特征集合 D 中的每个特征作为位置点,任意特征点都可视为蚂蚁的食物源,当所需的特征值数目确定,蚁群一次遍历的结果是一组特征子集,个数为蚁群中蚂蚁的总数。每次所获得的特征子集中的最优解即为特征值的最佳组合^[1]。

2.2.2 基于多频段时域分解的特征优选方法

通过对行为加速度信号的频谱分析可以得出,上楼主要

集中在 1.5~2.5Hz 频段,下楼行为主要集中在 1~2Hz 频段,跑步主要集中在 2~3Hz 频段,散步主要集中在 1~2Hz 频段,通过提取这些频段分量的特征值来训练行为识别模型。在每个频段分量中选择了一定数量的特征,在多个频段的情况下就会导致高维的特征集,这些特征并非所有都对识别有用。有的属于冗余特征,并不能提升识别的准确度;有的特征甚至会降低识别的准确度,并且高维的特征集增加了算法复杂度。故运用基于遗传算法的特征优选方法,并以决策树分类器的分类效果作为特征子集优劣的评价,选择行为相关度高的特征子集。遗传算法流程为:1)初始化种群 P 、编码种群 V 、迭代次数 gen ;2)计算适应度函数 F ;3)排序选择、交叉、变异;4)重复步骤 2)、步骤 3),迭代 gen 次,取适应度函数值最大的染色体^[4]。

根据上述两种特征优选方法,分别优选出与 5 种日常行为相关度高的 5 个特征组合,生成对应的特征数据集(见后文表 2)。

2.3 基分类器算法

本文 5 个基分类器都采用决策树 ID3 算法,ID3 算法的核心是计算各属性的信息增益,并把信息增益最大的属性作为节点的测试属性。实现方法为:1)根据式(1)对当前的数据计算各特征属性的信息增益^[9];2)选择信息增益最大的特征 D ;3)把在 g 处取值相同的记录归于同一子集,根据 D 的不同取值划分为不同的子集;4)判断子集,如果子集中所有记录属于同一个类别,就在决策树上做相应类别标记并且返回,否则就对子集调用本算法。

将测试样本集 X 按照不同的特征 D 划分到 n 个类别 $C_1, C_2, \dots, C_n$ 中,每一步决策树分裂时均计算信息熵、条件熵和信息增益。分别用 $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ 表示类别 $C_1, C_2, \dots, C_n$ 的概率, $Y_i = \frac{|C_i|}{|X|}$ 。其中, $|C_i|$ 表示类别 C_i 中元素的个数, $|X|$ 表示待分类样本集元素的个数。计算样本集的信息熵 H :

$$H = -Y_1 \log_2 \frac{1}{Y_1} - Y_2 \log_2 \frac{1}{Y_2} - \dots - Y_n \log_2 \frac{1}{Y_n} = -\sum_{i=1}^n Y_i \log_2 \frac{1}{Y_i}$$

按特征 D 进行分类,整个集合被分为 m 个子集,分别记做 $D_1, D_2, \dots, D_m$,其概率分别记做 $Y(D_1), Y(D_2), \dots, Y(D_m)$ 。在每个子集中包含有各个类别的样本,分别计算各个子集的信息熵 $H(D_j)$ 。 $Y(C_i | D_j)$ 指在子集 D_j 中类别 C_i 的概率, $|D_j|$ 表示子集 D_j 中元素总数, $|C_i|$ 指子集 D_j 中类别属于 C_i 的元素的个数, $Y(C_i | D_j) = \frac{|C_i|}{|D_j|}$ 。计算分类 V 下的条件熵 $H(D)$:

$$H(D) = \sum_{j=1}^m Y(D_j) H(D_j) = \sum_{j=1}^m Y(D_j) \sum_{i=1}^n Y(C_i | D_j) \log_2 \frac{1}{Y(C_i | D_j)}$$

信息熵增益 I 为:

$$I = H - H(D) \quad (1)$$

设测试样本 X 中包括 5 种日常行为(静止、散步、跑步、上楼及下楼)的数据,行为类别标签依次为 1,2,3,4,5。把每一类行为划分为一个样本子集,即 $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$ 。测试样本 X 输入到 5 个基分类器中,每个基分类器输出一个由 5 种行为标签子集构成的矩阵,由于每个基分类器输入的特征优选后的样本数据不同,因此 5 个基分类器的输出行为

类别标签矩阵各不相同,且针对每种行为模型输出的行为标签数量最多,如静止识别模型输出的类别标签 1 最多。

2.4 融合器算法

单个最优的分类器往往只针对一种行为的识别效果特别好,不同的分类器能实现信息互补^[13]。本文运用 5 个基分类器训练出对应 5 种行为自身识别效果最好的 5 个模型,再采用一个多分类器融合器将 5 个基分类器的输出结果进行融合处理,使得所提出的 MCF 模型得到更高的识别效果。基于多分类器融合算法中的乘积法、求和法及取大法提出了一种新的融合算法——加权累积最大值法(Weighted Cumulative Max, WCM)。

$$Y_{ijn} = \text{Max} f_{ij}(x) \cdot K_j(x) \quad (2)$$

$$K_j = \begin{cases} [1, 0, 0, 0, 0], & j=1 \\ [0, 1, 0, 0, 0], & j=2 \\ [0, 0, 1, 0, 0], & j=3 \\ [0, 0, 0, 1, 0], & j=4 \\ [0, 0, 0, 0, 1], & j=5 \end{cases} \quad (3)$$

设 $f_{ij}(x)$ 表示第 j 个测试样本子集中通过第 i 个基分类器后输出的子集分类成标签为 j 的行为的概率; $K_j(x)$ 表示权值 0-1 行向量,随着行为标签 j 的变化,其取值如式(3)所示; Y_{ijn} 表示第 j 个测试样本子集中第 n 个标签为 j 的行为通过第 i 个基分类器后,输出的由 5 种行为标签概率组成的行向量; n 表示每个样本子集中行为的数量;其中 $i, j, g=1, 2, \dots, 5$ 。

$$Y_{ij} = \begin{bmatrix} Y_{ij1} \\ Y_{ij2} \\ \vdots \\ Y_{ijm} \end{bmatrix}_{m \times 5} \quad (4)$$

$$M_i = [Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{i5}]_{m \times 5} \quad (5)$$

$$M = \sum_{i=1}^5 M_i = [Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5]_{m \times 25} \quad (6)$$

$$Y_j \in R^{m \times 5}$$

设 Y_{ij} 表示第 j 个测试样本子集中的 m 个行为标签通过第 i 个基分类器输出的在第 j 列位置的行为标签概率矩阵; M_i 表示测试样本 X (包括 5 个样本子集)通过第 i 个基分类器输出的包含 5 个进行加权后行为标签概率矩阵的行为标签概率矩阵; Y_j 表示第 j 个测试样本子集通过各基分类器输出后进行加权求和后得到的行为标签概率矩阵; M 表示测试样本 X 通过各基分类器输出后进行加权求和后得到的行为概率矩阵,其中 m 是样本数量。

$$J_j = \text{column}(\text{Max} Y_{j_row}) \quad (7)$$

设 Y_{j_row} 表示第 j 个测试样本子集通过各基分类器输出后进行加权求和后的由 5 种行为标签概率组成的行向量, J_j 表示由 m 个 Y_{j_row} 中最大项的列标值组成的行为标签列向量。

$$J = [J_1, J_2, J_3, J_4, J_5] \in R^{m \times 5} \quad (8)$$

$$M_1 = \begin{bmatrix} f_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ f_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

设 J 表示由 5 种行为标签列向量组成的行为标签矩阵,即测试样本 X 通过 MCF 模型输出的最终行为标签矩阵。

把 WCM 算法用到 MCF 模型中,实现方法为:1)根据上一级 5 个基分类器输出的行为标签矩阵,计算出每个基分类器输出的相应测试样本子集中每种行为的概率 $f_{ij}(x)$ 和由相应行为的权值 0-1 行向量 K_j 所组成的权值矩阵 K_{1jm} 。2)选择基分类器 1 输出的相应测试样本子集中 5 种行为概率中最大概率 $\text{max} f_{1j}(x)$ 乘以权值矩阵 K_{1jm} 对应的最大概率所属行为的列向量,得到该行为的加权概率列向量。按此方法依次求出其他 4 种行为的加权概率列向量,再按每种输出行为标签顺序将所有行为组合成一个阶的加权概率矩阵。3)重复步骤 2),对第 2 个、第 3 个、第 4 个、第 5 个测试样本子集 (x_2, x_3, x_4, x_5) 做同样的操作,得到基分类器 1 输出的每个测试样本子集中 5 种行为的加权概率列向量,继而得到测试样本 X 输入基分类器 1 后输出的加权行为概率矩阵。4)重复步骤 2)、步骤 3),对基分类器 2、基分类器 3、基分类器 4、基分类器 5 做同样的操作,得到通过其他 4 个基分类器输出的 4 个加权行为概率矩阵。5)将 5 个加权行为概率矩阵求和得到最终行为概率矩阵,取该矩阵中内含的 5 个概率矩阵中的每一行最大项所对应的列标值,得到一个阶的矩阵,此矩阵即为 MCF 模型输出的行为标签矩阵 J 。

具体实现过程如图 2 所示,如输入的测试样本矩阵 $X =$

$$\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \end{bmatrix}_{m \times 5}, \text{通过基分}$$

类器 1 后输出的行为标签矩阵 $X_1' = \{x_1', x_2', x_3', x_4', x_5'\} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 4 \\ 1 & 3 & 3 & 3 & 5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 2 & 4 & 4 & 5 \end{bmatrix}_{m \times 5}, \text{采用式(2),可得到下楼样本子}$$

集 x_5' 的由权值行向量组成的权值矩阵 $K_{15n} =$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{再通过统计 } x_5' \text{ 中的各行为标签数}$$

目和样本子集标签总数,可求出 x_5' 中每种行为标签的概率 $f_{15}(x)$,比较这 5 种行为标签的概率取最大概率 $\text{max} f_{15}(x)$,采用式(2)和式(4)可得 x_5' 的加权后的行为概率矩阵 $Y_{15} =$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & f_{14} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & f_{15} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & f_{15} \end{bmatrix}, \text{输出的其他行为样本子集重复上}$$

述下楼样本子集的算法,也可以求出相应行为样本子集输出的加权后的概率矩阵,采用式(5)可得测试样本通过基分类器 1 输出的加权后的行为概率矩阵:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & f_{14} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & f_{15} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & f_{15} \end{bmatrix}$$

重复上述 X 通过基分类器 1 输出的加权后的行为概率矩阵算法,其他 4 个基分类器也输出了 4 个加权后的行为概

$$M = \begin{bmatrix} f_{11} + \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ f_{11} + \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{11} + \dots + f_{s1} & \dots & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

采用式(7)和式(8),取 M 中 5 个矩阵的每行最大项所属的列标值组成的列向量,再把列向量按顺序组成一个 $m \times 5$ 阶的矩阵,如 x_5' 加权求和后的列标值所得的列向量为取 M 中第 5 个矩阵的每行最大项所属的列标值组成的列向量

$$J_5 = \begin{bmatrix} 5 \\ 5 \\ \vdots \\ 5 \end{bmatrix}, \text{其他 4 个样本子集也能得出这样的列向量,按顺}$$

$$\text{序组合后得到的矩阵 } J = \begin{bmatrix} 1 & \dots & \dots & \dots & 5 \\ 1 & \dots & \dots & \dots & 5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \dots & \dots & \dots & 5 \end{bmatrix}, \text{即 MCF}$$

模型输出的最终行为标签。

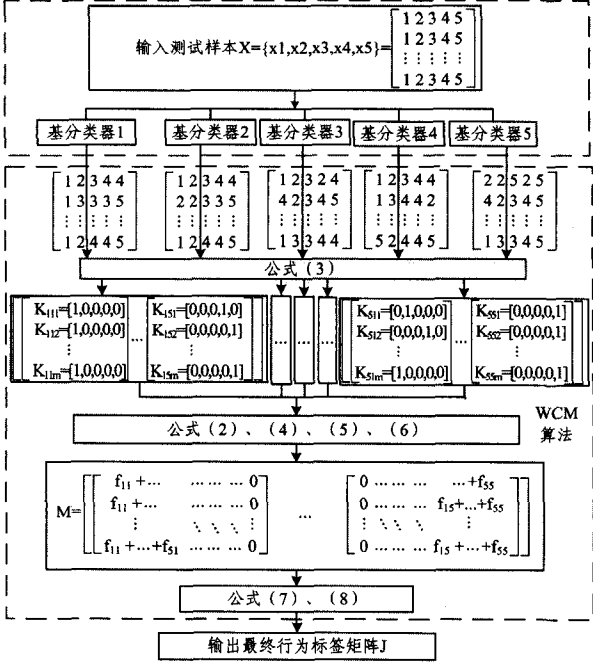


图2 融合器算法的实现过程

2.5 性能评估

通常情况,识别模型的性能用识别准确率来评价,但是仅用识别准确率不足以评估一个模型的稳定性和可靠性,本文采用可信度对模型的可信任程度进行评估。

$$\varphi_j = \begin{cases} \frac{N_j}{N_{ji}}, & N_{ji} > N_j \\ \frac{N_{ji}}{N_j}, & N_{ji} < N_j \end{cases} \quad (9)$$

设 φ_j 表示模型输出的 j 行为的可信度; N_j 表示 j 行为的实际样本数目; N_{ji} 表示通过模型后分类为 j 行为的样本数目。

已知测试时输入的各行行为样本数目,再统计 5 种基分类器和本文提出的 MCF 模型输出的各行行为样本数目,利用式

率矩阵;采用式(6)把这 5 个概率矩阵累加,得出最终的行为概率矩阵:

$$\dots \begin{bmatrix} 0 & \dots & \dots & \dots & \dots + f_{55} \\ 0 & \dots & \dots & \dots & f_{15} + \dots + f_{55} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & f_{15} + \dots + f_{55} \end{bmatrix}$$

(9)就可以分别计算出 5 种基分类器和 MCF 模型输出的行为可信度。

3 实验设计与结果分析

3.1 实验数据集

本文由 15 名用户使用 Android 系统的智能手机来采集日常行为的三轴加速度数据。手机品牌涵盖 SAMSUNG, HUAWEI, MX, ZTE 和 HTC 等,手机放置位置为裤子口袋和手中。按照数据采集方案,以一定的采样时长和采样频率,针对用户每个位置的每种行为进行 10 次样本采集。所得原始数据集中一共有 1380 个有效样本,其中 1000 个样本用于训练,其余 380 个样本用于测试,实验数据集如表 1 所列。

表 1 实验数据集

行为类别	训练集数据量	测试集数据量
静止	200	76
散步	200	76
跑步	200	76
上楼	200	76
下楼	200	76

3.2 实验特征集

5 个基分类器的输入值在整个 MCF 模型中至关重要,所以本文运用两种特征优选方法反复筛选出与 5 种日常行为(静止、散步、跑步、上楼及下楼)相关度高的 5 个特征组合,如表 2 所列。

表 2 5 个基分类器的输入特征集

模型类别	特征集
E ₁	标准差、第四层小波能量、均值
E ₂	标准差、X 轴偏度、Y 轴偏度、Z 轴峰度、X 轴与 Y 轴的相关系数、第三层小波峰个数
E ₃	标准差、最大值、均方根、频谱能量
E ₄	Z 轴峰度、中位数、方差、最大值、最小值、范围、直流分量
E ₅	方差、最大值、最小值、范围、均方根、直流分量

3.3 实验结果分析

按照上文所述的分类算法和评估性能公式,采用测试样本数据集进行测试,整个测试过程在 Matlab 仿真环境中进行。测试后 5 种基分类器和本文提出的 MCF 模型对各行行为的识别准确率和可信度分别如图 3 和图 4 所示。

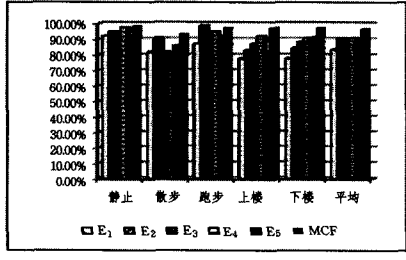


图 3 5 种基分类器和 MCF 模型的行为识别准确率

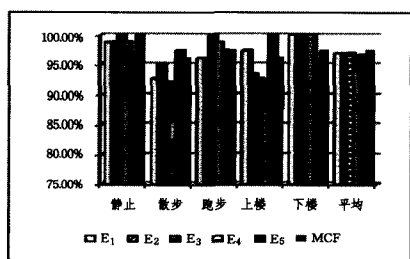


图4 5种基分类器和MCF模型输出的行为分类可信度

由图3可以看出,本文提出的基于多分类器融合的人体行为识别模型的识别准确率比其他5种基分类器的识别准确率都高出很多,对5种日常行为的平均识别准确率达到96.84%。其中效果明显的是上楼、下楼、静止及跑步,识别准确率都达到了97%以上。散步的识别准确率虽然只达到了93.42%,但是相较其他5种模型对散步的识别准确率有了明显的提高,比最差的识别准确率提高了约15%。采用MCF模型对下楼、静止、上楼及散步的识别准确率高于采用任意一个模型的识别准确率。运用MCF模型对跑步的识别准确率虽然比采用E₂模型的识别准确率低1.5%,但是比其他几种模型的识别率高出3%以上,比最差的识别准确率高约9%。特别地,使用MCF模型对上楼和下楼的识别准确率比使用E₁模型时高出约20%。

由图4可以看出,本文提出的基于多分类器融合的人体行为识别模型的平均可信度相较其他5种模型的平均可信度有所提高,对5种日常行为的平均可信度达到了97.41%。其中识别可信度最高的是静止,可信度达到100%。虽然采用E₁、E₃及E₄模型对下楼的可信度都达到100%,但是这3种模型对其他4种行为的可信度忽高忽低,可信度最低和最高相差达到约15%,说明其模型极不稳定。而MCF模型对5种行为的可信度范围在96.20%~100%,可信度最低和最高仅相差3.8%,说明MCF模型稳定性良好,可信度高。

结束语 为了提高人体行为识别的准确率,本文提出了MCF模型。该模型针对5种日常行为,通过手机传感器采集三轴加速度信息,从中提取时域、频域特征及视频特征,并基于蚁群算法和多频段时域分解方法进行特征优选,选取出与这5种行为相关度高的特征集,采用ID3算法训练5个基分类器,并根据融合器对5个基分类器的输出进行融合处理,得到行为识别结果。本文提出的MCF模型对5种日常行为的平均识别准确率达96.84%,平均可信度达97.41%,实验结果充分证明了本模型的可行性。

参考文献

- [1] Wang Zhong-min, Cao Dong. A Feature Selection Method for Behavior Recognition Based on Ant Colony Algorithm[J]. Journal of Xi'an University of Posts & Telecommunications, 2014, 19(1): 73-77 (in Chinese)
王忠民,曹栋. 基于蚁群算法的行为识别特征优选方法[J]. 西安邮电大学学报, 2014, 19(1): 73-77
- [2] Wang Tai-qing, Wang Sheng-jin, Ding Xiao-qing. Human Action Detection Based on Tracking Region of Maximum Mutual Infor-

mation[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(12): 2023-2031 (in Chinese)

王泰青,王生进,丁晓青. 基于最大互信息区域跟踪的人体行为检测算法[J]. 自动化学报, 2012, 38(12): 2023-2031

- [3] Huang Wan-wen, Zhang Yao, Li Bao-jun. Ultracompact Wavelength and Polarization Splitters in Periodic Dielectric Waveguides [J]. Optics Express, 2008, 16(3): 1600-1609
- [4] Wang Zhong-min, Wang Bin. Feature Selection Method for Mobile User Behavior Recognition Based on Multiband Time Domain Decomposition [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(7): 1956-1958 (in Chinese)
王忠民,王斌. 多频段时域分解的行为识别特征优选方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(7): 1956-1958
- [5] Zhao Hai-yong, Jia Bao-xian. Human Action Recognition Using Image Contour [J]. Computer Science, 2013, 40(2): 312-315 (in Chinese)
赵海勇,贾保先. 基于轮廓特征的人体行为识别[J]. 计算机科学, 2013, 40(2): 312-315
- [6] Young-Seol L, Sung-Bae C. Activity Recognition with Android Phone Using Mixture-of-experts Co-trained with Labeled and Unlabeled Data [J]. Neurocomputing, 2014, 126(3): 106-115
- [7] Fan Lin, Wang Zhong-min. Human Activity Recognition Model Based on Location-independent Accelerometer [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(1): 63-66 (in Chinese)
范琳,王忠民. 穿戴位置无关的手机用户行为识别模型[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(1): 63-66
- [8] Surapa T. A Device-Orientation Independent Method for Activity Recognition [C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Body Sensor Networks (BSN). Singapore, 2010: 19-23
- [9] Witten I H, Frank E. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques [M]. [S. l.]: Elsevier Inc, 2006
- [10] Yunus E U, Ozlem D I, Cem E. User, Device and Orientation Independent Human Activity Recognition on Mobile Phones: Challenges and A Proposal [C]// Proceedings of the 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. Zurich, Switzerland, 2013: 1427-1435
- [11] Vo Q V, Hoang M T, Deokjai C. Adaptive Energy-saving Strategy for Activity Recognition on Mobile Phone [C]// 2012 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Chi Ninh City, Vietnam, 2012: 95-100
- [12] Yan Zhi-xian, Subbaraju V, Chakraborty D, et al. Energy-Efficient Continuous Activity Recognition on Mobile Phones: An Activity-Adaptive Approach [C]// Proceedings of the 2012 IEEE 16th International Symposium on Wearable Computers (ISWC). Newcastle, United Kingdom, 2012: 17-24
- [13] Li Yue-xiang, Liu Yan, Yuan Tao, et al. Multiple Classifier Based Walking Pattern Recognizing Algorithm Using Acceleration Signals [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(8): 1794-1798 (in Chinese)
李月香,刘燕,袁涛,等. 基于加速度信号的走路模式多级分类算法[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1794-1798
- [14] Tin K H, Hull J J, Srihari S N. Decision Combination in Multiple Classifier Systems [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(1): 66-75