

基于改进支持向量机的人手动作模式识别方法

都明宇, 鲍官军, 杨庆华, 王志恒, 张立彬

(浙江工业大学 机械工程学院, 浙江 杭州 310014)

摘 要: 为了提高基于表面肌电信号(sEMG)控制的手部运动康复器对人手多种动作模式的识别率, 比较常规支持向量机(SVM)多类分类器的特点, 提出改进的决策树支持向量机多类分类方法. 该方法引入基于 sEMG 特征向量的类间距离可分性测度来指导决策树的构建, 能够为每个 SVM 子分类器的训练提供识别率较高的样本划分方案, 在提高决策树内部节点分类成功率的同时, 简化了分类器结构. 通过实验对比可知, 新方法在 20 种手部动作模式的识别训练过程中, 单项动作最低识别率较常规决策树方式提高了 7.1%, 平均识别率达到 88.9%, 训练速度较一对一支持向量机分类器提高了 5.8%.

关键词: 表面肌电信号(sEMG); 类间距离; 模式识别; 支持向量机(SVM); 决策树

中图分类号: TP 241

文献标志码: A

文章编号: 1008-973X(2018)07-1239-08

Novel method in pattern recognition of hand actions based on improved support vector machine

DU Ming-yu, BAO Guan-jun, YANG Qing-hua, WANG Zhi-heng, ZHANG Li-bin

(College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: A multi-classification method that employs an improved decision tree support vector machine (DT-SVM) was proposed after detailed comparison of the characteristics of the conventional support vector machine (SVM) multi-classifiers in order to improve the accuracy of hand actions recognition for hand movement rehabilitation device controlled by the surface electromyography (sEMG). The method introduced the measure of distance between classes based on sEMG feature vectors in order to guide the construction of decision tree. The method can provide a sample classification scheme with high recognition rate for the training of each SVM sub-classifier, which can further improve the classification of nodes in the decision tree and simplify the classifier's structure. Experiments for the recognizing process of the 20 kinds of hand motions were conducted. Results showed that the minimum recognition rate of single motion increased by 7.1% compared with the conventional DT-SVM, the average recognition rate reached 88.9%, and the training speed increased by 5.8% compared with the one-versus-one SVM.

Key words: surface electromyography (sEMG); distance between classes; pattern recognition; support vector machine (SVM); decision tree

长期以来,由脑卒中后遗症及意外事故造成的肢体偏瘫和功能障碍,给病患本人及其家属带来了

沉重的经济负担和精神压力. 为了帮助偏瘫和伤残人员恢复肢体功能、提高生活质量甚至重返工作岗

收稿日期: 2017-10-25.

网址: www.zjujournals.com/eng/fileup/HTML/201807002.htm

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51775499); 浙江省自然科学基金资助项目(LQ15E050008); 浙江省教育厅科研资助项目(Y201121563); 北京市智能机器人与系统高精尖创新中心开放基金资助项目(2016IRS03).

作者简介: 都明宇(1977—),男,博士生,从事机器人技术、计算机控制技术等研究. orcid.org/0000-0002-2880-3679.

E-mail: dumingyu@zjut.edu.cn

通信联系人: 张立彬,男,教授,博导. orcid.org/0000-0003-0486-9312. E-mail: robot@zjut.edu.cn

位,多年来,国内外众多的学者和科研机构在不断推进运动康复器械及仿生义肢的研发工作,取得了显著的成果^[1-3].鉴于手在人们生活各方面表现出的多功能性和特殊性,手部功能的康复与重建成为这一领域的研究重点^[4-6].临床实践表明,运动功能的经常性训练,尤其是配合人体运动意图的主动训练对受损神经系统的功能性恢复具有非常积极的作用^[7-9].表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是肌肉收缩过程中,大量运动单位动作电位经肌肉、皮下组织和皮肤的传导叠加,最终反映在皮肤表面的综合电效应^[10].因 sEMG 蕴含了丰富的生理神经信息,是非常理想的自主控制信息源.采用 sEMG 信号进行手指运动意图的辨识,进而操控康复器或仿生义肢的动作执行,逐渐成为当前的主流应用方式.

在目前的手部动作识别研究中,较常用的方法是对采集于前臂的多通道 sEMG 信号进行特征选择和提取,例如利用滑动窗法提取连续 sEMG 信号的绝对均值、方差、均方根、中值频率、功率谱密度、倒谱系数、自回归模型系数、小波(包)变换系数等时域、频域、时频域^[11-15]和非线性特征^[16]并组成特征矩阵,再利用这些标记了动作类别属性的特征数据训练基于不同算法的模式分类器,例如贝叶斯决策、判别函数、聚类分析、神经网络、支持向量机、决策树等^[17-20].最终将离线训练和测试环节中的分类性能突出,泛化能力强的分类器方案固化并应用到在线动作模式分类任务中.

尽管国内外基于 sEMG 的手部动作模式识别研究已取得了显著的成果,但目前能够被稳定识别的手部动作数量和种类有限.大多数研究报道的识别种类都少于 10 种,且随着动作模式的增多,整体识别成功率下降明显^[21].本文提出基于改进决策树的支持向量机多分类方法,通过计算不同动作类型样本特征向量间的可分离性测度,指导决策树建树过程.利用基于样本的新类划分支持向量机算法,可

以充分地挖掘 sEMG 信号蕴含的动作信息,拓展精细动作识别能力.实验结果表明,该方法不但能够提高单项动作识别率,而且能够大幅降低系统构建的复杂程度.

1 常见的 SVM 多类分类算法比较

支持向量机(support vector machine, SVM)是 Vapnik^[22]提出的一种通用的机器学习方法. SVM 理论主要建立在统计学的 VC 维理论基础之上,通过寻求结构风险最小化来提高学习机的泛化能力.自问世以来, SVM 在解决非线性、高维空间、小样本和局部极点等难点问题方面表现出优异特性,被广泛应用于函数逼近、模式识别、信号预测以及故障诊断等方面.目前,基于 SVM 算法解决多类分类问题主要有以下 2 种策略.第 1 种是在经典 SVM 的理论基础上优化目标函数,构造多分类模型,通过直接求解的方式解决多分类问题.由于计算复杂度较高,且实际分类效率较低,相关研究的进展缓慢,应用案例很少.第 2 种是将复杂的多分类问题转化为若干简单的两分类问题,充分利用 SVM 的两分类优良特性构建不同类型的算法模型.基于这一策略的研究和算法发展较快,常用的算法主要有一对一(one versus one, OVO)、一对余(one versus rest, OVR)、决策树(decision tree, DT)、导向无环图(direct acyclic graph, DAG)和纠错编码输出(error correcting output codes, ECOC)等.

如表 1 所示为不同类型 SVM 多类分类器的特点对比.表中, K 为待分类别总数, (*) 表示实际识别率高低受分类顺序的影响较大, (**) 表示仅限平衡决策树结构.

一般情况下, OVO-SVM 和 OVR-SVM 在识别率方面的表现较好,但均存在不可分区域的缺陷;当 K 较大时,两者的训练时间迅速增加且分类效率明显降低. ECOC-SVM 作为一种使用 2 元(或 3 元)编

表 1 不同类型基于 SVM 的多分类算法的特点对比

Tab. 1 Comparison of different types of multi-classification algorithms based on SVM

| 算法类型 | 训练阶段 子分类器数量 | 参与训练 样本数量 | 识别阶段 决策面数量 | 识别率 | 需要构造 SVM 数量 | 训练 速度 | 识别 速度 | 不可分 区域 |
|----------|----------------|--------------|--------------------|-------|----------------|----------|----------|-----------|
| OVO-SVM | $K(K-1)/2$ | 样本子集 | $K(K-1)/2$ | 高 | 多 | 较慢 | 慢 | 有 |
| OVR-SVM | K | 样本全集 | K | 较高 | 少 | 慢 | 较慢 | 有 |
| DT-SVM | $K-1$ | 逐层递减 | $\log_2^{(*)}(**)$ | 较高(*) | 少 | 较快 | 快 | 无 |
| DAG-SVM | $K(K-1)/2$ | 逐层递减 | $K-1$ | 较高(*) | 多 | 较快 | 较快 | 无 |
| ECOC-SVM | $<2^{k-1}$ | — | $<2^{k-1}$ | — | — | — | — | — |

码矩阵解决多类分类问题的方法,由于编码矩阵特有的多样性和纠错能力,使得 ECOC-SVM 具有付出较低训练代价获得最优识别率的潜力,但是确定最优编码已被证明是一个 NP 难问题^[23];目前缺乏通用、有效的优选方法,一些改进方法对个案有效但泛化推广能力不足. DT-SVM 和 DAG-SVM 都能够避免不可分现象,而且由于采用分层训练和分支决策,无论是训练阶段还是识别阶段涉及的数据样本都是逐层递减的,训练速度和识别速度较其他方式更快.随着 K 的增加,DT-SVM 在训练及识别速度方面的优势较 DAG-SVM 更加明显.在类别数量较多的应用场合,DT-SVM 具有更大的优势.

2 DT-SVM 多类分类算法

决策树(DT)是一种采用分治策略的聚类方法.算法在“根”节点处将所有待分类别按照某种可分性测度分为两个子类,每个子类进一步划分为两个次级子类,这样持续逐层分解下去,每次划分后次级子类所包含的类别数不断缩小,直至划分到每个具体类别形成“叶”节点.上述过程形似一棵倒立的决策“树”,树型结构中的每个节点(除叶节点外)都是决策点.若采用 SVM 实现决策点的两分类功能,则构成 DT-SVM 分类器.决策树可以细分为平衡决策树和非平衡决策树两类.

平衡决策树在每个决策点的划分过程中,尽可能将类别划分为数量相同(相近)的子类.以 6 类对象分类为例,基于平衡决策树的 DT-SVM 结构如图 1 所示.分类器共需要训练 5 个子分类器,训练过程自顶向下进行,每个节点的 SVM 子分类器学习如何将给定的数据样本集正确地分成指定的两个子集.识别阶段将待分类数据自顶向下最多经历 3 个 SVM 子分类器的判别,最终被归入“叶”节点所对应的类别.

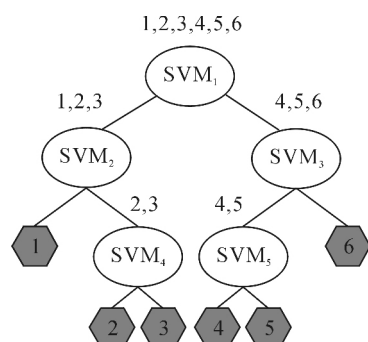


图 1 平衡决策树 DT-SVM 结构

Fig. 1 DT-SVM structure of balanced decision tree

非平衡决策树的分类训练过程不要求均分样本类别,最常见的结构是每个决策节点都能够分离出一个最终类别.以 6 类对象分类为例,基于非平衡决策树的 DT-SVM 结构如图 2 所示.分类器需要训练 5 个子分类器.在训练阶段,每一个 SVM 子分类器通过学习将给定样本集中的指定类别数据识别为一类,其余类别数据识别为另一类.在识别阶段,待分类数据自顶向下通过各层节点,最多经过 5 层 SVM 子分类器的判别,最终被归入“叶”节点所对应的类别.

平衡决策树由于训练样本均衡,训练速度相对较快;非平衡决策树在分类精度上略优于前者.虽然 DT-SVM 方法具有训练周期短、识别速度快、可以有效避免其他基于 SVM 多类分类器存在的“拒分”现象等优点,但存在“误差累计”的固有缺点,即子分类器的分类错误会被逐级向下传导;同时,分类顺序对误差传递有影响,错分率高的节点越接近根节点,对整体分类精度的影响越大. DT-SVM 的构建过程需要遵循“先易后难”的分类原则,即通过某种度量方式评估出不同类别的可分性高低,并将分离性好的类别安排在决策树的前级分类节点优先分离.

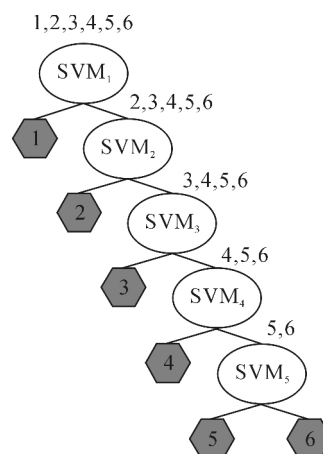


图 2 非平衡决策树 DT-SVM 结构

Fig. 2 DT-SVM structure of unbalanced decision tree

3 改进的 DT-SVM 多类分类算法

3.1 传统 DT-SVM 多分类算法

研究构造最适合的分类顺序是发挥 DT-SVM 性能的关键所在.由于类别划分具有多样性,尤其是当待分类别总数较大时,遍历所有的分类划分进而通过训练筛选最优分类组合是不现实的,传统的 DT-SVM 设计多采用贪心算法来寻求较优的分组方案.利用贪心算法构建平衡决策树的具体

步骤如下。

1) 分别计算 K 个类别样本数据的类中心向量, 并以此计算互相之间的类间距(欧式距离)。

2) 找出所有类别中具有最大类间距的两个类, 分别并入 C_{left} 类簇和 C_{right} 类簇。

3) 在剩余类别中找出与 C_{left} 类簇间距最小的类别 C_1 , 将 C_1 并入 C_{left} 类簇中, 并重新计算新类中心向量。

4) 在剩余类别中找出与 C_{right} 类簇间距最小的类别 C_r , 将 C_r 并入 C_{right} 类簇中, 并重新计算新类中心向量。

5) 循环执行步骤 3)、4), 将所有的剩余类别完全并入 C_{left} 和 C_{right} 类簇中。

6) 重复步骤 1)~5), 将 C_{left} 类簇和 C_{right} 类簇中样本分别划分为两个子类簇。循环操作直至分解到所有子类簇仅包含一种类别样本, 完成决策树的构建。

7) 将样本数据按照决策树各节点对类别的划分情况进行分割重组, 用以训练并获得对应节点的 SVM 子分类器, 最终完成 DT-SVM 多类分类器的设计。

虽然上述算法通常可以获得较好的决策树, 但仍有不足之处。例如在特征向量空间中, 不同类别的样本特征各自聚类形成形状各异的超立方体, 类间距大小与类别的可分性强弱之间并非严格一致。如图 3 所示, 虽然图 3(a) 中类 1 与类 2 具有更大的类间距, 但图 3(b) 中类 3 与类 4 的可分性更强。构建平衡决策树时, 每个节点刻意将样本分离成数量对等的两个子类, 往往忽视了样本数据自身的特点, 可能造成分类识别率的损失。

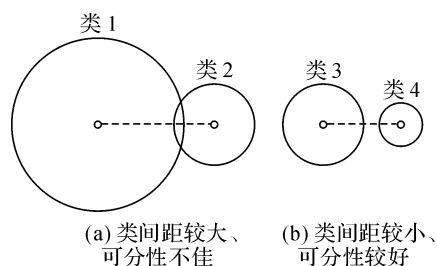


图 3 类间距离与可分性无关的示例

Fig. 3 Separability is irrelevant to distance between classes

3.2 基于样本数据的 DT-SVM 多分类算法

基于样本数据的 DT-SVM 多分类算法针对传统贪心算法依赖类间距进行类别划分上的不足, 引入更加合理的类别分离度量方法, 避免了平衡决策树刻意均分样本造成识别率受损的缺陷。在决策树各节点的子类簇划分过程中, 能够依据样本自

身的分布特点, 灵活选择平衡或非平衡方式分类, 保障每个节点的分类效果接近最优识别率, 从而减小“误差累计”的影响, 提高分类器的整体性能。

3.2.1 基于特征向量的类间可分性测度 为了更准确地反映不同类别特征向量的可分性, 基于 Fisher 准则定义类别可分性测度^[24]。该测度可以描述为类间离散程度与类内内聚程度之比。具体计算如下。

将类 C_i 中所有样本向量的均值 μ_i 定义为类 C_i 的类中心,

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} x_{ik}. \quad (1)$$

式中: N_i 为类 C_i 的样本总数。将类 C_i 中所有样本向量与 μ_i 的平均欧式距离 R_i 定义为类 C_i 的类半径:

$$R_i = \sum_{k=1}^{N_i} \|x_{ik} - \mu_i\|_2 / N_i. \quad (2)$$

将类 C_i 与类 C_j 的中心距离 D_{ij} 定义为

$$D_{ij} = \|\mu_i - \mu_j\|_2. \quad (3)$$

将类 C_i 与类 C_j 的边界间隔距离 G_{ij} 定义为

$$G_{ij} = D_{ij} - R_i - R_j. \quad (4)$$

将类间可分性测度 S_{ij} 定义为

$$S_{ij} = G_{ij} / \sqrt{\sigma_i^2 + \sigma_j^2}. \quad (5)$$

式中: σ_i^2 为类 C_i 的样本方差。由式(5)可知, 类间隔距离 G_{ij} 可以反映类间离散程度, 样本方差体现类内数据的内聚程度, S_{ij} 越大, 类间可分性越好。

3.2.2 基于可分性测度的 DT-SVM 建树方法

1) 将所有类别的样本数据赋予根节点。

2) 在当前节点所包含的类别数据中查找类间可分性测度的最大值, 假设最大值为 S_{ij} , 将类 C_i 和类 C_j 的样本分别并入 C_{left} 类簇和 C_{right} 类簇。

3) 依次比较剩余类别 C_x 与类 C_i 和类 C_j 的可分性测度 S_{xi} 和 S_{xj} 。若 $S_{xi} < S_{xj}$, 则将 C_x 样本并入 C_{left} 类簇; 否则, 并入 C_{right} 类簇。

4) 循环执行步骤 3), 直至当前节点的所有类别样本被完全并入 C_{left} 和 C_{right} 类簇。

5) 重复步骤 2)~4), 将 C_{left} 类簇和 C_{right} 类簇中的样本分别划分为两个子类簇。循环操作直至分解到所有子类簇仅包含一种类别样本, 完成决策树的构建。

6) 将样本数据按照决策树各节点对类别的划分情况进行分割重组, 用以训练并获得对应节点的 SVM 子分类器, 最终完成 DT-SVM 多类分类器的设计。

改进后的 DT-SVM 建树方法在每个节点的类别重组过程中, 严格按照可分性测度大小顺序进行

编组,使类间可分性大的类别容易被优先分离出来,满足了“先易后难”的分类原则,因而可以获得较理想的分类效果.

4 手部动作类型与 sEMG 特征提取

4.1 手部动作类型

研究的手部动作模式为包括“单指动作”、“多指动作”、“手腕动作”、“放松”在内的共计 20 种动作,分类及动作示意图如表 2 和图 4 所示.

表 2 手部动作模式列表
Tab. 2 List of hand action patterns

| 动作模式 | 动作描述 |
|----------------|--|
| 单指动作 (5 种) | 屈拇指,屈食指,屈中指,屈无名指,屈小指 (动作代码:1~5) |
| 多指动作 (12 种) | 手势“1”~ 手势“9”, 握拳,四指勾握,球形抓取 (动作代码:6~17) |
| 手腕动作 (2 种) | 屈腕,伸腕 (动作代码:18~19) |
| 放松动作 (1 种) | 自然松弛 (动作代码:20) |

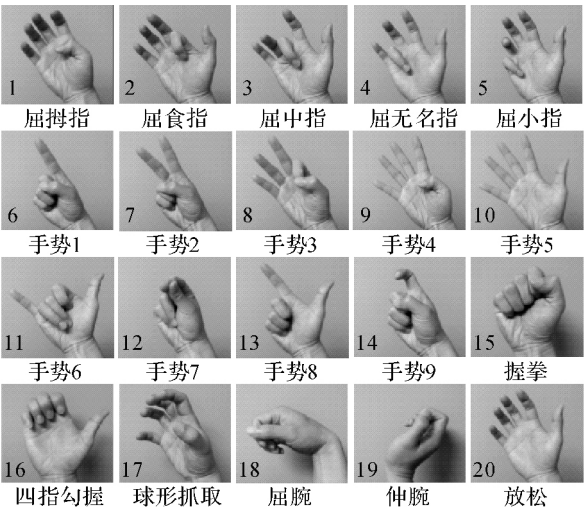


图 4 手部动作模式示意图
Fig. 4 Illustrations of hand action patterns

4.2 sEMG 信号采集系统^[25]

为了保证采集的 sEMG 信号具有足够的动作模式辨识度,实验首先设计并制作了贴合受试人员手臂的表面电极阵列臂套.通过实验对 sEMG 采样通道进行筛选,最终选定的 5 通道信号采集点分布在前臂中段的指总伸肌、尺侧腕伸肌、桡侧腕屈肌、

指浅屈肌位置和前臂中前段的拇长屈肌位置.自制的 sEMG 信号采集调理电路由两级放大滤波器、电压抬升电路和 A/D 转换电路组成.前置高通滤波放大电路的增益为 20,次级低通滤波电路的放大增益为 40,两级滤波的通频带为 20~250 Hz.电压抬升电路将放大滤波后的信号抬升至 A/D 转换电平范围 0~3.3 V. A/D 转换电路具有 10 位转换精度,最小分辨精度为 4 μ V.系统采样频率为 500 Hz,可以满足同时采集 12 路 sEMG 信号的需要.实验设备如图 5 所示.

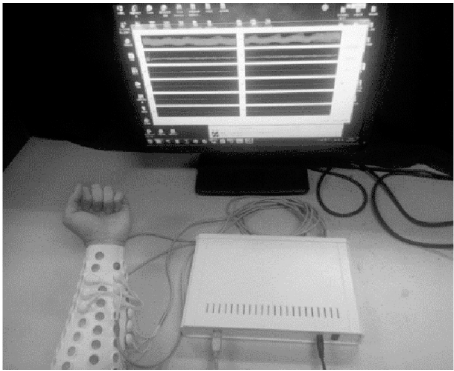


图 5 sEMG 采样系统
Fig. 5 Sampling system of sEMG signals

4.3 sEMG 信号的特征提取

sEMG 信号的特征提取方法较多,主要有时域分析法、频域分析法、参数模型法、时频分析法、非线性动力学分析等^[26].基于实时性的要求,提取具有代表性的时域特征和小波包分解系数特征,开展实验比对分析.

时域特征由各通道原始肌电信号的方差(VAR)、绝对均值(MAV)和均方根(RMS)3 种特征组成,5 通道信号合成的特征向量宽度为 15 维.

$$V_t=[VAR_1,\cdots,VAR_5,MAV_1,\cdots,MAV_5,\cdots,RMS_1,\cdots,RMS_5]. \quad (6)$$

小波包分解特征选用 db3 函数,对原始 sEMG 数据进行 2 层小波包分解,提取 4 个分量系数作为特征参数,5 通道信号的系数构成了 20 维宽度的特征向量.

$$V_w=[w_{11},\cdots,w_{14},w_{21},\cdots,w_{24},w_{31},\cdots,w_{34},w_{41},\cdots,w_{44},w_{51},\cdots,w_{54}]. \quad (7)$$

5 实验结果与分析

为了对比验证提出的改进的 DT-SVM 分类方法的各项性能,在使用所提方法训练分类器的同时,针对前文论述过的几种多类分类器展开同步训练.训练及测试环节的动作样本均使用 sEMG 采集实

验中获得的特征向量,预处理滑动窗函数窗口宽度 $W=64$,滑动增量 $W_i=32$. 20 种手部动作的样本库共计 315×20 条样本数据,每次从样本库随机抽取 135×20 条样本构成样本合集,训练样本和测试样本的比列为 6:4. 训练过程中 SVM 子分类器采用线性核函数,算法程序在 Matlab 环境下运行,系统配置 CPU: Intel Core i7-5500U,主频为 2.4 GHz, RAM: 8 GB. 操作系统: Windows7.

实验数据如表 3、4 所示. 表中, p_r 为平均识别率, t_{tr} 为训练时间, t_{re} 为识别时间. 对比特征类型对分类结果的影响可知,基于时域特征和基于小波包分解系数特征的分类器训练结果及变化趋势基本一致,总体上,前者的分类识别率略高,训练时间略短. 对比分类器算法类型对分类结果的影响可知,基于 BP 神经网络的分类器的最佳平均识别率和基于 OVO-SVM 的分类器平均识别率相近且均高于其他分类器. 由于 BP 分类器和 SVM 分类器的训练方式不同,表 3、4 中两类算法的训练时长无直接可比性. 例如:为了找到 3 层 BP 神经网络分类器的最佳配置参数,实验遍历了从 1~60 个隐含节点的所有组合,不同隐含节点下的算法收敛时间(训练时间)各不相同,而表 3、4 中列出的仅为最佳平均识别率下的 BP 分类器训练时间,分别对应 31 个(时域特征条件下)和 57 个(小波包分解系数特征条件下)隐含节点的训练情况. 在分类识别时间上, BP 分类器相对 SVM 分类器具有更快的分类速度,但两者耗时均较短,对系统响应的延时不会造成显著的影响.

以实验对比为目的设计的 OVO-SVM、OVR-SVM、常规 DT-SVM 分类器均采用常规设计方案. ECOC-SVM 分类器由于纠错码表的选择范围非常广,仅以常见的 Hadamard 纠错编码经过适当修剪后投入训练. 由于纠错编码的选择未考虑训练样本的分布特点,导致 ECOC-SVM 分类器的训练结果

表 3 基于时域特征的手部模式多类分类器训练结果对比
Tab. 3 Comparison of training results of multi-classifier for hand pattern recognition based on time domain feature

| 方法 | $p_r/\%$ | t_{tr}/s | t_{re}/ms |
|-------------|----------|------------|-------------|
| BP 分类器 | 88.7 | 94.3 | <1 |
| OVO-SVM | 91.0 | 44.5 | 2.1 |
| OVR-SVM | 87.7 | 99.7 | 1.9 |
| ECOC-SVM | 78.5 | 559.0 | 1.8 |
| 常规平衡 DT-SVM | 84.6 | 39.6 | 1.8 |
| 改进 DT-SVM | 88.9 | 41.9 | 1.8 |

表 4 基于小波包分解特征的手部模式多类分类器训练结果对比

Tab. 4 Comparison of training results of multi-classifier for hand pattern recognition based on wavelet packet decomposition

| 方法 | $p_r/\%$ | t_{tr}/s | t_{re}/ms |
|-------------|----------|------------|-------------|
| BP 分类器 | 89.5 | 79 | <1 |
| OVO-SVM | 88.5 | 248 | 2.2 |
| OVR-SVM | 81.8 | 997 | 1.9 |
| ECOC-SVM | 75.8 | 1 730 | 1.9 |
| 常规平衡 DT-SVM | 82.1 | 183 | 1.8 |
| 改进 DT-SVM | 87.1 | 197 | 1.8 |

较差. 实验数据显示,在上述所有参与对比实验的基于 SVM 的分类算法中,提出的改进 DT-SVM 分类算法的平均识别率较高,比常规 DT-SVM 分类器高 4.3%~5.0%,比 OVR-SVM 分类器高 1.2%~5.3%,仅次于 OVO-SVM 算法. 另外,改进 DT-SVM 分类器的训练速度明显快于其他非决策树类型的 SVM 分类器,比 OVO-SVM 提高了 5.8%~20%. 这一特点非常适合未来学习模式分类器在线学习、迭代升级的需求. 各分类器在训练完成后,离线识别速度都很快,耗时非常短,时滞影响可以忽略不计.

分类器除了需要具备较高的平均识别率以外,单项动作识别率高低是制约实际使用的一项重要因素. 经过训练的 3 种 SVM 分类器对 20 种手部动作的单项识别率对比情况如图 6、7 所示. 可以看出,提出的改进的 DT-SVM 分类器在各个单项动作识别率上非常接近 OVO-SVM 分类器,高于常规 DT-SVM 分类器,特别是在单项动作的最低识别率上高出后者 7.1%~15.5%.

虽然在一系列对比实验中,提出的改进的 DT-SVM 分类器的主要性能超过常规 DT-SVM 分类器,但低于 OVO-SVM 分类器. 考虑到实现本文

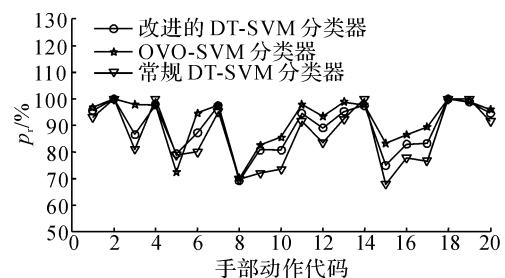


图 6 基于时域特征的手部单项动作识别率

Fig. 6 Hand single action recognition accuracy based on time domain features

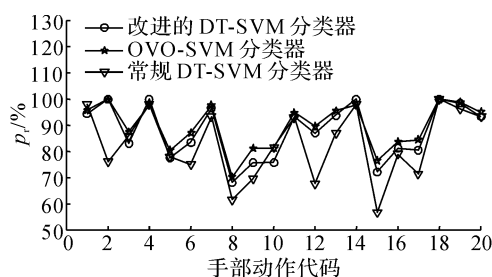


图7 基于小波包分解系数特征的手部单项动作识别率

Fig. 7 Hand single action recognition accuracy based on wavelet packet decomposition features

20种手部动作的识别功能,OVO-SVM分类器需要构建190个SVM子分类器,改进的DT-SVM方案仅需19个SVM子分类器.两者对计算机运算能力和存储资源的要求差距很大.在面向未来便携式交互设备和仿生义肢的应用领域,改进DT-SVM分类方法比OVO-SVM方法更具使用价值和应用潜力.

6 结 语

本文针对基于sEMG的手部动作模式识别应用,研究多种基于SVM的多类分类算法.在分析比较的基础上,提出基于可分性测度的DT-SVM建树方法及分类算法.该方法可以有效地利用训练样本数据的分布规律和固有属性,合理进行类别划分重组,更有利于实现决策树“先易后难”的分类决策思想,在提高分类成功率的同时,降低“误差累计”程度.通过对20种手部动作sEMG信号特征的识别训练,该算法不仅继承了传统DT-SVM分类器结构简捷、资源占用率低、训练及分类速度快的优点,而且能够获得较理想的分类识别率,具有一定的推广应用价值和潜力.

参考文献(References):

- [1] VERENA K M, JAVIER B, KATRIN C, et al. Three-dimensional, task-specific robot therapy of the arm after stroke: a multicentre, parallel-group randomized trial [J]. *The Lancet Neurology*, 2014, 13(2): 159-166.
- [2] 杨启志,曹电锋,赵金海.上肢康复机器人研究现状的分析[J]. *机器人*, 2013, 35(5): 630-640.
YANG Qi-zhi, CAO Dian-feng, ZHAO Jin-hai. Analysis on state of the art of upper limb rehabilitation robots [J]. *Robot*, 2013, 35(5): 630-640.
- [3] BOUTERAA Y, ABDALLAH I B. Exoskeleton robots for upper-limb rehabilitation [C]// *IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices*. [S.

- l.]; IEEE, 2016: 1-6.
- [4] 郭晓辉,王晶,徐光华.手部功能康复机器人研究最新进展[J]. *中国康复医学杂志*, 2017, 32(2): 235-240.
GUO Xiao-hui, WANG Jing, XU Guang-hua. Research on hand function rehabilitation robot [J]. *Chinese Journal of Rehabilitation Medicine*, 2017, 32(2): 235-240.
- [5] SHANECHI M M, HU R C, WILLIAMS Z M. A cortical-spinal prosthesis for targeted limb movement in paralysed primate avatars [J]. *Nature Communications*, 2014, 5(5): 32-37.
- [6] 郑悦,景晓蓓,李光林.人际智能协同在医疗康复机器人领域的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(10): 2373-2380.
ZHENG Yue, JING Xiao-bei, LI Guang-lin. Application of human-machine intelligence synergy in the field of medical and rehabilitation robot [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(10): 2373-2380.
- [7] 王行愚,金晶,张宇,等.脑控:基于脑-机接口的人机融合控制[J]. *自动化学报*, 2013, 39(3): 208-221.
WANG Xing-yu, JIN Jing, ZHANG Yu, et al. Brain control: human-computer integration control based on brain-computer interface [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(3): 208-221.
- [8] ROSATI G, GALLINA P, MASIERO S. Design, implementation and clinical tests of a wire-based robot for neurorehabilitation [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2007, 15(4): 560-569.
- [9] KHUSHABA R N, KODAGODA S, TAKRURI M, et al. Toward improved control of prosthetic fingers using surface electromyogram (EMG) signals [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(12): 10731-10738.
- [10] DE L C J, ADAM A, WOTIZ R, et al. Decomposition of surface EMG signals [J]. *Journal of Neurophysiology*, 2006, 96(3): 1646-1657.
- [11] KHEZRI M, JAHED M. A neuro-fuzzy inference system for Semg-based identification of hand motion commands [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(5): 1952-1960.
- [12] 黄鹏程,林雪,鲍官军,等.手指肌电信号稀疏分解重构与活动段特征提取研究[J]. *机电工程*, 2016, 33(5): 566-572.
HUANG Peng-cheng, LIN Xue, BAO Guan-jun, et al. Sparse decomposition and reconstruction of finger EMG and feature extraction of active segment [J]. *Journal of Mechanical and Electrical Engineering*, 2016, 33(5): 566-572.
- [13] 官龙,易金华,李继才,等.握速可调式肌电假手的系统研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2013, 32(4):

- 471-476.
- GUAN Long, YI Jin-hua, LI Ji-cai, et al. A control system for the myoelectric prosthetic hand with adjustable grip speed [J]. **Chinese Journal of Biomedical Engineering**, 2013, 32(4): 471-476.
- [14] MATSUBARA T, MORIMOTO J. Bilinear modeling of EMG signals to extract user-independent features for multiuser myoelectric interface [J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 2013, 60(8): 2205-2213.
- [15] CHU J U, MOON I, LEE Y J, et al. A supervised feature-projection-based real-time EMG pattern recognition for multifunction myoelectric hand control [J]. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, 2007, 12(3): 282-290.
- [16] 谢平, 魏秀丽, 杜义浩, 等. 基于自排序熵的表面肌电信号特征提取方法[J]. **模式识别与人工智能**, 2014, 27(6): 496-501.
- XIE Ping, WEI Xi-ri, DU Yi-hao, et al. Feature extraction method of Ssemg based on auto permutation entropy [J]. **Pattern Recognition and Artificial Intelligence**, 2014, 27(6): 496-501.
- [17] 丁帅, 王亮. 基于块稀疏贝叶斯学习的肌电信号特征提取[J]. **仪器仪表学报**, 2014, 35(12): 2731-2738.
- DING Shuai, WANG Liang. Feature extraction of surface electromyography based on block sparse Bayesian learning [J]. **Chinese Journal of Scientific Instrument**, 2014, 35(12): 2731-2738.
- [18] AMSUSS S, GOEBEL P M, JIANG N, et al. Self-correcting pattern recognition system of surface EMG signals for upper limb prosthesis control [J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 2014, 61(4): 1167-1176.
- [19] FUTAMATA M, NAGATA, MAGATANI K. The evaluation of the discriminant ability of multiclass SVM in a study of hand motion recognition by using sEMG [C] // **2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)**. [S. l.]: IEEE, 2012: 5246-5249.
- [20] 佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 等. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法[J]. **自动化学报**, 2014, 40(5): 810-821.
- TONG Li-na, HOU Zeng-guang, PENG Liang, et al. Multi-channels EMG time series analysis based human motion recognition method [J]. **Acta Automatica Sinica**, 2014, 40(5): 810-821.
- [21] 丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述[J]. **自动化学报**, 2016, 42(1): 13-25.
- DING Qi-chuan, XIONG An-bin, ZHAO Xin-gang, et al. A review on researches and applications of s EMG-based motion intent recognition methods [J]. **Acta Automatica Sinica**, 2016, 42(1): 13-25.
- [22] VAPNIK V N. 统计学习理论[M]. 许建华, 张学工, 译. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- [23] CRAMMER K, SINGER Y. On the learnability and design of output codes for multiclass problems [J]. **Machine Learning**, 2002, 47: 201-233.
- [24] 刘飏, 陈春萍, 封化民, 等. 基于 Fisher 准则的 SVM 参数选择算法[J]. **山东大学学报: 理学版**, 2012, 47(7): 50-54.
- LIU Biao, CHEN Chun-ping, FENG Hua-min, et al. A SVM parameters selection algorithm based on Fisher criterion [J]. **Journal of Shandong University: Natural Science**, 2012, 47(7): 50-54.
- [25] 都明宇. 基于表面肌电信号的人手动作模式识别关键技术研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2017.
- DU Ming-yu. Research on key technologies of hand action pattern recognition based on surface electromyography [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2017.
- [26] 刘建, 邹任玲, 张东衡, 等. 表面肌电信号特征提取方法研究发展趋势[J]. **生物医学工程学进展**, 2015, 36(3): 164-168.
- LIU Jian, ZOU Ren-ling, ZHANG Dong-heng, et al. Research and development trend of feature extraction methods of surface electromyographic signals [J]. **Progress in Biomedical Engineering**, 2015, 36(3): 164-168.