

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902884

采用 sEMG 的手势识别用 APSO/CS-SVM 方法*

徐云 王福能

(浙江理工大学 机械与自动控制学院 杭州 310098)

摘要:针对基于参数寻优的支持向量机(SVM)方法存在早熟收敛、全局寻优能力差、局部寻优精度低等问题,提出一种自适应粒子群/布谷鸟(APSO/CS)参数寻优方法,旨在实现SVM模型中核函数参数、惩罚因子的优化。测试函数分别对APSO/CS、APSO、CS的参数寻优性能进行了对比分析,表明APSO/CS寻优能够加快局部和全局寻优的收敛速度。采用表面肌电信号(sEMG)对APSO/CS、APSO、CS寻优的SVM方法进行了手势识别对比测试,实验测试结果表明,采用APSO/CS寻优的SVM方法进行手势识别时正确率最高,最高正确率可达94.50%,该方法可为识别分类算法提供一种新思路。

关键词:支持向量机;APSO/CS;惩罚因子;核函数参数;参数寻优;手势识别

中图分类号:TP242;TN98 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:**510.40

Gesture recognition method based on sEMG by APSO/CS-SVM

Xu Yun Wang Funeng

(School of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310098, China)

Abstract: Aiming at the problems of premature convergence, poor ability in global optimization and low accuracy in local optimization for support vector machine (SVM) based on parameter optimization, an adaptive particle swarm optimization/cuckoo (APSO/CS) parameter optimization method is proposed, in which the optimization of kernel function parameters and penalty factors in SVM model is realized. The optimization performance of APSO/CS, APSO and CS is compared and analyzed by test functions, which shows that APSO/CS can accelerate the convergence speed of local and global optimization. The gesture recognition methods based on surface electromyography signal (sEMG) by APSO/CS, APSO and CS are compared. The experiment results show that the SVM method optimized by APSO/CS can realize the highest recognition accuracy, which is about 94.50%. The proposed method can provide a new way for the recognition and classification algorithm.

Keywords: SVM; APSO/CS; kernel function parameter; penalty factor; parameter optimization; gesture recognition

0 引言

随着计算机与虚拟现实的发展,人机交互技术变得越来越重要。从早先的以人为中心、计算机被动接收指令向计算机主动理解人的行为意识的方向发展。手势识别、人体运动模式识别等是当前人机交互的研究热点^[1-5]。手势识别涉及信号处理与分析、模式识别等技术,被广泛应用于民用和军用等领域。

本文开展采用表面肌电信号的手势识别方法的研究。

支持向量机(SVM)作为分类辨识的常用方法,其核函数参数、惩罚因子的选取是影响SVM分类的重要因素。随着现代控制理论、决策理论的发展,粒子群算法(PSO)、布谷鸟算法(CS)等在SVM的参数寻优中得到广泛应用^[6-10]。武汉大学提出一种含突变粒子群的优化支持向量机(PSO-SVM)^[11],引入粒子突变机制,实现了基于表面肌电信号的肌肉疲劳状态的识别,正确率大于90%。Tharwat等^[12]提出量子行为粒子群优化支持向量机(QPSO-SVM),使用薛定谔方程代替传统PSO算法的速度和位置更新方程,对标准分类数据集的分类正确率

平均值达到 92.15%。Min 等^[13]提出了一种基于 Kinect 传感器的室内跌倒检测方法,使用 SVM 算法对三维骨架关节数组信息进行跌倒识别,结果表明,该方法对跌倒识别的准确率达到 92.05%。目前,SVM 算法实现的分类效果仍存在提高的空间,原因在于参数寻优方法存在早熟收敛、全局搜索能力差、局部搜索精度低等问题。

本文提出一种自适应粒子群/布谷鸟(APSO/CS)寻优的 SVM 方法,开展表面肌电信号(sEMG)的手势识别方法的研究。将 APSO 算法和 CS 算法进行融合,对 SVM 算法中核函数参数、惩罚因子进行寻优,利用测试函数对 APSO/CS 以及 APSO/CS 参数寻优算法进行测试;最后,采用自主研发的表面肌电信号采集原理样机对 8 种 sEMG 手势(1 种休息手势和 7 种动作手势)进行实验,验证所提方法的可行性。

1 APSO/CS 参数寻优的 SVM 分类算法

1.1 SVM 分类算法

SVM 分类算法基于结构风险最小化的原理,求解一个线性约束的凸二次规划问题,通过在样本空间或特征空间构造最优超平面,使超平面与小同类样本集之间的距离最大,从而达到最大的泛化能力^[14-17],在解决小样本、非线性及高维模式分类问题中具有特有的优势。设样本集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \{-1, 1\}, m$ 为样本数。对于表面肌电信号输出的复杂数据集而言,需使用非线性映射算法将其从低维空间转换到高维特征空间,实现线性可分。设 $\phi(x_i)$ 为 x_i 映射后的特征向量,在特征空间构造最优分类超平面并对其求解:

$$f(x) = \mathbf{W} \cdot \phi(x_i) + b \quad (1)$$

式中: \mathbf{W} 为最优超平面法向量; b 为位移量。

引入松弛变量 ξ_i 和惩罚因子 c , SVM 求解最优超平面问题就转化为以下约束优化问题:

$$\begin{aligned} \min & \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{W}\|^2 + c \sum_{i=1}^m \xi_i \right) \\ \text{s. t.} & \quad y_i(\mathbf{W}^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \end{aligned} \quad (2)$$

通过转化为对偶问题,引入 Lagrange 乘子 α_i , 在约束条件下对式(3)求解最大值^[18]。

$$\begin{aligned} \max & \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(x_i, x_j) \right] \\ \text{s. t.} & \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, c \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\kappa(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 为核函数。

求解式(3)可得最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i \kappa(x_i, x_j) + b^* \right) \quad (4)$$

SVM 分类算法常用核函数主要有线性核函数、多项式核函数、高斯径向基核函数等^[14]。高斯径向基核函数为:

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (5)$$

式中: g 为核函数参数。高斯径向基核函数具备参数少,且能够将数据集映射到高维特征空间的特点。考虑到表面肌电信号含有大量噪声,进行手势识别的信号输出不具备线性特征,需将其映射到高维特征空间进行分类,因此,本文选用高斯径向基核函数。

SVM 模型中的核函数参数 g 、惩罚因子 c 会影响 SVM 分类能力。在进行表面肌电信号的手势识别前,需对 SVM 分类模型中的核函数参数 g 、惩罚因子 c 进行寻优。

1.2 APSO/CS 参数寻优

APSO/CS 寻优旨在获得参数 g 和 c 的最优值。主要包括 APSO 寻优、CS 寻优以及择优 3 个阶段。

1) APSO 寻优阶段

APSO 寻优时,每个粒子 $z = [g \ c]^T$ 具有速度和位置属性,分别代表移动速度和方向。在 $n+1$ 次迭代时,第 i 个粒子的速度和位置更新如下:

$$\begin{cases} v_i(n+1) = \omega \cdot v_i(n) + C_1(n) \cdot \text{rand}_1[p_i(n) - z_i(n)] \\ \quad + C_2(n) \cdot \text{rand}_2[p_g(n) - z_i(n)] \\ z_i(n+1) = z_i(n) + v_i(n+1) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $C_1(n)$ 和 $C_2(n)$ 分别为加速度系数; rand_1 和 rand_2 为 $[0, 1]$ 内的随机数; $p_i(n)$ 为第 i 个粒子在当前时刻的最优位置; $p_g(n)$ 为整个粒子群中发现的最优位置; ω 为惯性权重,按照式(7)计算。

$$\omega(f) = \frac{1}{1 + 1.5e^{-2.6f}} \quad (7)$$

式中: $f = (dg - d_{\min}) / (d_{\max} - d_{\min})$ 为进化因子。第 i 个粒子相对于其他粒子的平均欧氏距离 d_i 计算如下:

$$d_i = \frac{1}{m - 1} \sum_{j=1, j \neq i}^m \sqrt{\sum_{k=1}^D (z_i(k) - z_j(k))^2} \quad (8)$$

式中: m 为粒子群中的粒子数; D 为待寻优参数的个数。 d_g 由整个粒子群中的最好位置 $p_g(n)$ 计算获得; d_{\max} 和 d_{\min} 为第 i 个粒子计算的最大和最小 d_i 。

寻优过程中, ω 将适应以进化因子 f 为特征的搜索环境,根据模糊规则判断粒子群所处的阶段(探索阶段 S1、开发阶段 S2、收敛阶段 S3 和跳出阶段 S4),从而确定各阶段中 C_1 、 C_2 的值。

在 $n+1$ 次迭代结束时,寻找粒子群中正确率最高的粒子 $z = [g \ c]^T$ 用于后续择优对比;同时,保存迭代更新后的粒子群,并将其作为 CS 寻优的巢穴输入。

2) CS 寻优阶段

CS 参数寻优是一种启发式算法,通过模拟布谷鸟的寄生育雏行为,来求解最优参数^[19-21]。CS 参数寻优时,需要对巢穴 $z = [g \ c]^T$ 的位置进行更新,如下:

$$z_i(n+1) = z_i(n) + \alpha \oplus L(\lambda) \quad (9)$$

式中: $z_i(n+1)$ 表示第 i 个巢穴在第 $n+1$ 次迭代更新的位置, α 代表步长缩放因子; \oplus 代表的是两个向量的点乘; $L(\lambda)$ 为 Levy 分布。

寻优过程中,首先将 APSO 迭代更新获得的粒子群作为 CS 寻优巢穴位置输入;其次,进入巢穴位置迭代更新阶段,根据设定的发现概率,存优去劣,获得正确率最高的巢穴 $z = [g \ c]^T$ 用于后续择优对比。

3) 择优阶段

根据 APSO 参数寻优以及 CS 参数寻优获得的两组 g 和 c 的正确率,选择其中正确率较高的一组 g 和 c 作为全局最优参数 $p_g(n)$ 。判断是否达到最大迭代次数,若未达到最大迭代次数,则继续阶段 1)~3) 的寻优;若达到最大迭代次数,则退出寻优,并将全局最优参数 $p_g(n)$ 作为 g 和 c 的最优解。

4) 寻优性能分析

为验证所提 APSO/CS 参数寻优的性能,本文选用 4 个测试函数对 APSO/CS、APSO 以及 CS 算法的寻优性能进行了对比测试。测试函数如下:

$$\begin{cases} f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2 \\ f_2(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10] \\ f_3(x) = \frac{1}{4\ 000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \\ f_4(x) = \sum_{i=1}^D (-x_i \sin(\sqrt{x_i})) + 12\ 569.5 \end{cases} \quad (10)$$

根据 APSO/CS 参数寻优流程进行寻优性能测试。参数设置如下:假定待寻优参数的个数 $D=30$;种群规模和巢穴数为 30;惯性权重最大值 $\omega_{\max}=0.9$;惯性权重最小值 $\omega_{\min}=0.4$;初始 $C_1=C_2=2$;发现概率 $pa=0.25$;步长缩放因子 $\alpha=0.01$ 。

设 4 个测试函数的理想最优值为 0,图 1~4 所示为最优适应度值在 3 种算法中进行寻优的曲线。

图 1 和 2 表明,当迭代次数为 1~50 时,APSO/CS 寻优随着迭代次数增加,适应度值比 APSO 和 CS 寻优能够更快地趋近理论最优值,迭代次数接近 50 时,APSO/CS 寻优值趋于全局最优值,比 APSO 和 CS 寻优速度更快;图 3 和 4 表明,增加测试函数的复杂性。当迭代次数接近 1 000 时,APSO/CS 寻优值比 APSO 和 CS 寻优更接近理论最优值。

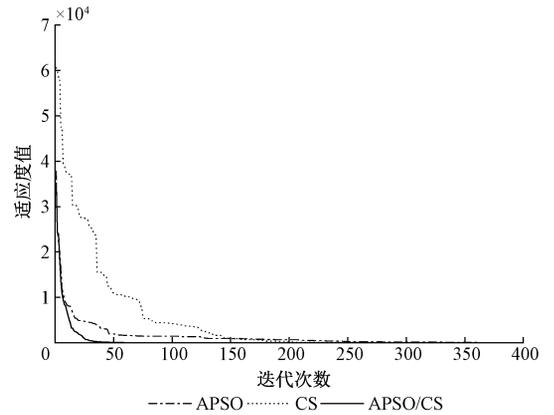


图 1 测试函数 f_1 的寻优适应度曲线

Fig. 1 Optimizing fitness curve for f_1

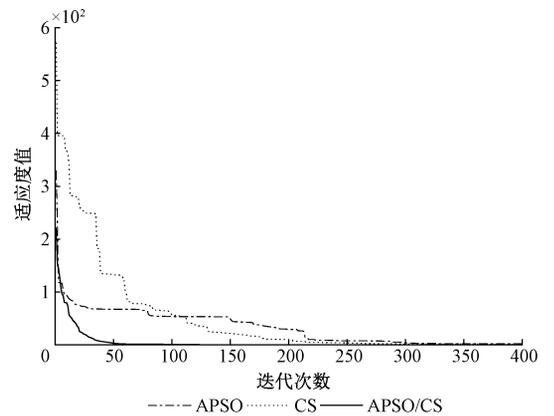


图 2 测试函数 f_2 的寻优适应度曲线

Fig. 2 Optimizing fitness curve for f_2

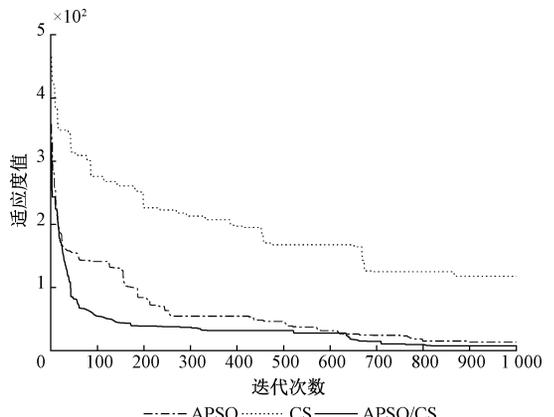


图 3 测试函数 f_3 的寻优适应度曲线

Fig. 3 Optimizing fitness curve for f_3

为增加实验结果的可靠性,采用 APSO、CS、APSO/CS 算法对测试函数进行 50 次独立寻优测试,统计 APSO/CS、APSO 和 CS 寻优获得的适应度值,如表 1 所示。

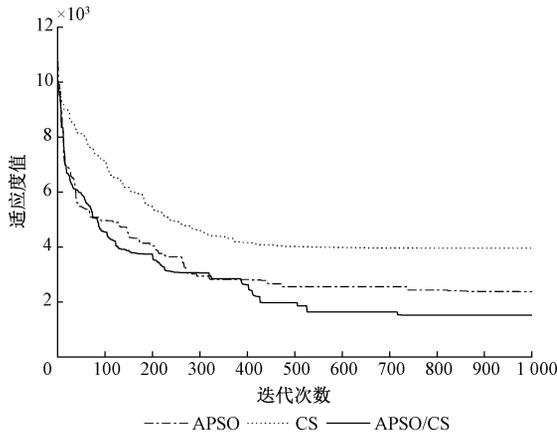


图 4 测试函数 f_4 的寻优适应度曲线

Fig. 4 Optimizing fitness curve for f_4

表 1 三种寻优算法的适应度值表

Table 1 Fitness of three optimization algorithms

| 测试函数 | 算法 | 平均适应度 | 适应度标准差 |
|-------|---------|-----------------------|-----------------------|
| f_1 | APSO | 59.85 | 2 697.11 |
| | CS | 7.69 | 5.10 |
| | APSO/CS | 6.20×10^{-4} | 7.14×10^{-7} |
| f_2 | APSO | 1.87 | 7.98×10^{-1} |
| | CS | 1.00 | 8.77×10^{-3} |
| | APSO/CS | 8.75×10^{-3} | 8.56×10^{-5} |
| f_3 | APSO | 13.46 | 21.83 |
| | CS | 130.55 | 265.15 |
| | APSO/CS | 10.93 | 18.59 |
| f_4 | APSO | 1 933.59 | 180 754.60 |
| | CS | 3 432.79 | 199 233.20 |
| | APSO/CS | 1 480.02 | 145 730.30 |

表 1 表明,对测试函数 f_1 和 f_2 而言,APSO/CS 寻优的平均适应度值比 APSO 和 CS 寻优的平均适应度值更接近理论最优值 0,且适应度标准差更小;对测试函数 f_3 和 f_4 而言,寻优难度增加,APSO/CS 寻优表现的优势更加显著。

2 APSO/CS 参数寻优的 SVM 手势识别实验

手势动作通过控制手腕前臂的活动肌群实现。本文采用自主研发的表面肌电信号采集原理样机,选取指浅屈肌、小指固有伸肌、食指固有伸肌和拇长伸肌进行表面肌电信号提取,佩戴方式如图 5 所示。

1) 手势动作定义

本文进行测试的 7 种待识别手势定义如图 6 所示,包括握拳、伸掌、剪刀手、伸拇指、伸食指、捻食指以及抓取,所选择的待识别手势为生活中常用的手势,且不同手势之间具有明显的区别,依次定义下述手势的标签为 1~

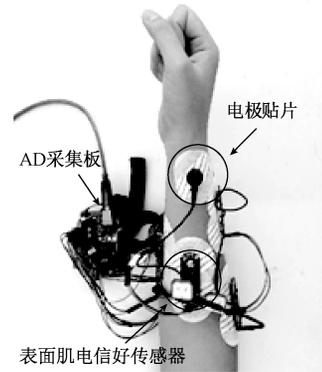


图 5 表面肌电传感器佩戴方式

Fig. 5 Wearing of sEMG sensors

7,并定义休息手势的标签为 0。

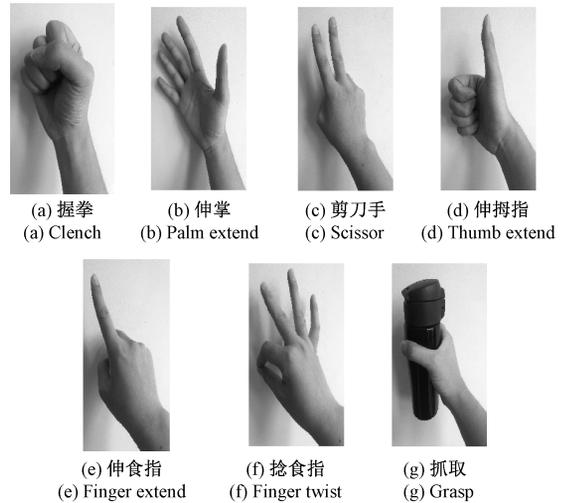


图 6 手势动作图

Fig. 6 Gestures

2) 测试数据预处理

采用中值滤波法对采集的表面肌电信号进行预处理,中值滤波时的窗口长度为 1 000,步长为 1。对中值滤波后的数据进行绝对值均值(MAV)特征提取,窗口长度为 200,步长为 1。其中一组表面肌电信号经过中值滤波、特征提取的效果如图 7 所示。

3) 识别测试

表面肌电信号经过预处理,选择有代表性的 809 组数据作为固定的训练集,随机选取 200 组数据作为测试集,并对其进行归一化处理。采用 APSO、CS、APSO/CS 寻优算法对 g 和 c 进行寻优,选取全局最优的 g 和 c 确定 SVM 模型,并对测试集中的手势进行识别测试。 g 和 c 寻优时的相关参数设置如下:待寻优参数的个数设为 2;种群规模和巢穴数为 30; $\omega_{\max} = 0.9$; $\omega_{\min} = 0.4$;初始 $C_1 = C_2 = 2$;发现概率 $pa = 0.25$;步长缩放因子 $\alpha = 0.01$ 。

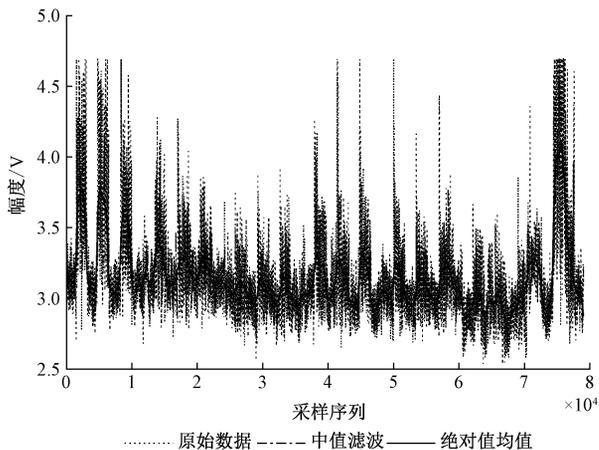


图7 sEMG采集数据预处理

Fig. 7 Data processing of the acquired sEMG signals

采用 APSO、CS、APSO/CS 寻优, 获得 SVM 识别用的核函数参数、惩罚因子。对同一组测试数据, 进行手势识别, 结果如图 8~10 所示。

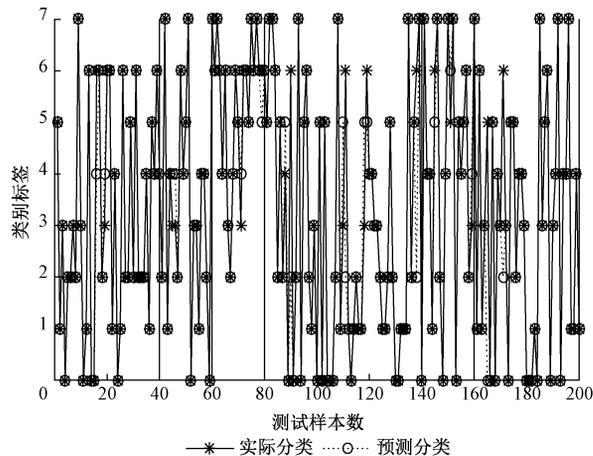


图8 采用 APSO 寻优的 SVM 手势识别

Fig. 8 Gesture recognition by APSO for SVM

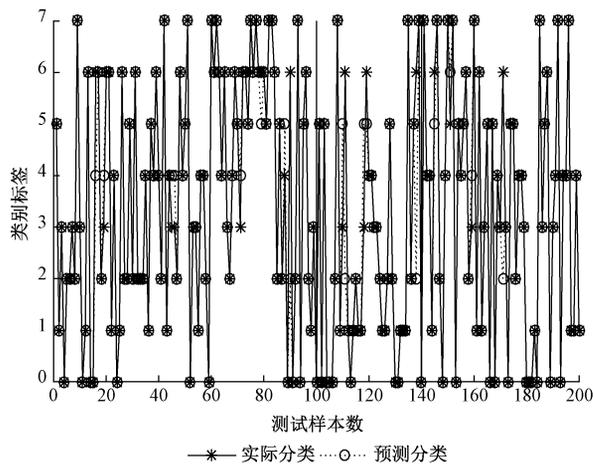


图9 采用 CS 寻优的 SVM 手势识别

Fig. 9 Gesture recognition by CS for SVM

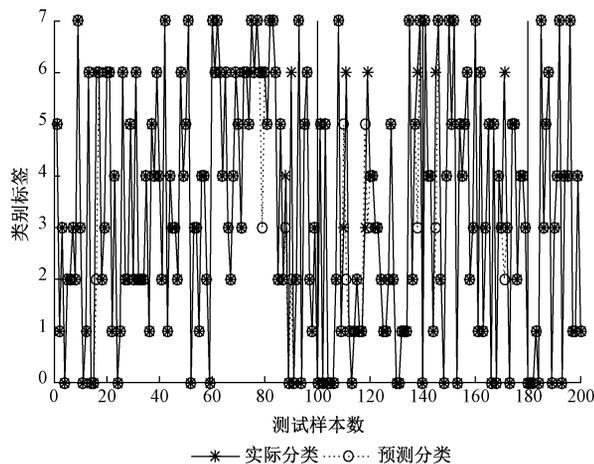


图10 采用 APSO/CS 寻优的 SVM 手势识别

Fig. 10 Gesture recognition by APSO/CS for SVM

图 8~10 中, 采用 APSO、CS、APSO/CS 寻优的 SVM 手势识别的正确率为 91.00%、91.50%、94.50%。其中, 采用 APSO/CS 寻优的 SVM 方法能够更加有效的识别手势。为增加实验测试结果的可靠性, 随机选取 200 组测试数据集, 进行 50 次独立的识别测试, 正确率统计结果如表 2 所示。

表 2 三种寻优算法的 SVM 识别统计

| Table 2 Recognition based on APSO, CS and APSO/CS | | | |
|---|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 算法 | APSO-SVM | CS-SVM | APSO/CS-SVM |
| 平均正确率/% | 89.61 | 90.28 | 91.68 |
| 正确率标准差 | 2.02×10^{-2} | 1.81×10^{-2} | 1.54×10^{-2} |
| 最大正确率/% | 93.50 | 94.00 | 94.50 |
| 最小正确率/% | 83.50 | 84.50 | 87.50 |

表 2 表明, 采用 APSO/CS 寻优的 SVM 方法在 50 次手势识别实验中平均正确率、最大正确率、最小正确率均高于 APSO 和 CS 寻优的 SVM 方法, 同时采用 APSO/CS 寻优的 SVM 方法的正确率标准差低于 APSO 和 CS 寻优的 SVM 方法。50 次独立识别正确率的直方图, 如图 11 所示。

图 11 表明, 在 50 次独立识别测试中, 对每组测试数据而言, 采用 APSO/CS 寻优的 SVM 方法获得的手势识别正确率均高于 APSO 和 CS 寻优的 SVM 方法。结果表明, 采用 APSO/CS 寻优的 SVM 方法比 APSO 和 CS 寻优的 SVM 方法具有更好的识别效率和稳定性。

3 结论

本文提出一种采用 APSO/CS 寻优的 SVM 手势识别方法, 结合 APSO 和 CS 寻优算法获得 SVM 模型中核函数参数 g 和惩罚因子 c 的最优值。由此, 对不同手势的

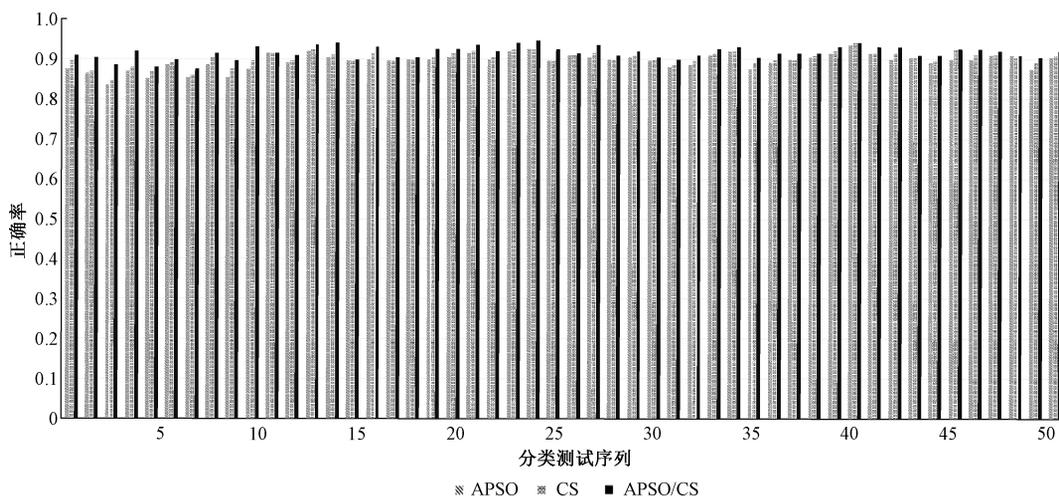


图 11 三种参数寻优的 SVM 识别正确率

Fig. 11 Recognition accuracy for three method

表面肌电信号进行识别测试,结果表明基于 APSO/CS 寻优的 SVM 方法所得手势识别正确率高于 APSO 和 CS 寻优 SVM 方法的手势识别正确率,且手势识别正确率的稳定性较高。该方法克服了传统的寻优算法早熟收敛、全局寻优能力差、局部寻优精度低的缺点,提高了 SVM 识别的正确率。

参考文献

- [1] RAVANELLI M, BRAKEL P, OMOLOGO M, et al. Light gated recurrent units for speech recognition [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2018, 2(2):92-102.
- [2] ARDITO C, MARSICO M D, GADIA D, et al. Special issue on advances in human-computer interaction [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(10):13353-13359.
- [3] 蒋留兵,李聪,车俐.超宽带雷达人体动作识别[J].电子测量与仪器学报,2018,32(1):129-134.
- JIANG L B, LI Y, CHE L. Human motion recognition with ultra-wideband radar [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(1):129-134.
- [4] TUFEK N, YALCIN M, ALTINTAS M, et al. Human action recognition using deep learning methods on limited sensory data [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2020, 20(6):3101-3112.
- [5] WEI W, DAI Q, WONG Y, et al. Surface-electromyography-based gesture recognition by multi-view deep learning [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, 66(10):1-1.
- [6] 焦晓璇,景博,李娟,等.基于 ADEGWO-SVM 的机载燃油泵寿命预测研究[J].仪器仪表学报,2018,39(8):43-52.

- JIAO X X, JING B, LI J, et al. Life prediction of airborne fuel pump based on ADEGWO-SVM [J]. Journal of Instrumentation, 2018, 39(8):43-52.
- [7] 金焱骅,姚敏,赵敏,等.ESPSO 在翼伞气动参数辨识中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10):10-17.
- JIN Y H, YAO M, ZHAO M, et al. Application of ESPSO in parafoil aerodynamic parameter identification [J]. Journal of Instrumentation, 2018, 39(10):10-17.
- [8] ZHENG X, LV G, DU G, et al. Rapid and low-cost detection of thyroid dysfunction using raman spectroscopy and an improved support vector machine [J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(6):1-12.
- [9] WU X H, ZUO W M, LIANG L, et al. F-SVM: Combination of feature transformation and SVM learning via convex relaxation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(11):5185-5199.
- [10] ROJAS-DOMINGUEZ A, PADIERNA L C, CARPIO J M, et al. Optimal hyper-parameter tuning of SVM classifiers with application to medical diagnosis [J]. IEEE Access, 2018, 6(99):7164-7176.
- [11] 曹昂,张坤嘉,刘睿,等.基于表面肌电信号的肌肉疲劳状态分类系统[J].计算机应用,2018,334(6):281-288.
- CAO A, ZHANG K J, LIU R, et al. Muscle fatigue state classification system based on surface electromyography signal [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 334(6):281-288.
- [12] THARWAT A, HASSANIEN A E. Quantum-behaved

- particle swarm optimization for parameter optimization of support vector machine [J]. *Journal of Classification*, 2019, 1(1):1-23.
- [13] MIN W D, YAO L Y, LIN Z R, et al. Support vector machine approach to fall recognition based on simplified expression of human skeleton action and fast detection of start key frame using torso angle [J]. *IET Computer Vision*, 2018, 12(8): 1133-1140.
- [14] 张莉, 时红雷. 超级电容器的老化趋势分析[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(7):187-191.
ZHANG L, SHI H L. Aging tendency investigation of supercapacitor [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32(7):187-191.
- [15] ABDIANSAH A, WARDOYO R. Time complexity analysis of support vector machines (SVM) in LIBSVM[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2015, 128(3):975-8887.
- [16] SUKAWATTANAVIJIT C, CHEN J, ZHANG H. GA-SVM algorithm for improving land-cover classification using sar and optical remote sensing data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(3): 284-288.
- [17] LAN L, WANG Z, ZHE S D, et al. Scaling up kernel SVM on limited resources: a low-rank linearization approach [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(2):369-378.
- [18] WU J X, YANG H. Linear regression-based efficient SVM learning for large-scale classification [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(10):2357-2369.
- [19] JIANG N, LUK K D, HU Y. A machine learning-based surface electromyography topography evaluation for prognostic prediction of functional restoration rehabilitation in chronic low back pain[J]. *Spine*, 2017, 42(21):1635-1642.
- [20] GANDOMI A H, YANG X S, ALAVI A H. Cuckoo search algorithm: A metaheuristic approach to solve structural optimization problems [J]. *Engineering with Computers*, 2013, 29(1):1-19.
- [21] OSMAN H, BAKI M F. A cuckoo search algorithm to solve transfer line balancing problems with different cutting conditions[J]. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2018, 65(3):505-518.

作者简介



徐云, 2009 年于苏州大学获得学士学位, 2016 年于南京理工大学获得博士学位, 现为浙江理工大学讲师, 主要研究方向为惯性导航、模式识别等。

E-mail: ntxuyun@126.com

Xu Yun received her B. Sc. degree from Suzhou University in 2009, Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2016. Now she is a lecturer at Zhejiang Sci-Tech University. Her main research interests include inertial navigation and pattern recognition.



王福能, 2018 年于浙江理工大学获得学士学位, 现为浙江理工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能检测、模式识别等。

E-mail: wangfuneng@126.com

Wang Funeng received his B. Sc. degree from Zhejiang Sci-Tech University in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Zhejiang Sci-Tech University. His main research interests include intelligent detection and pattern recognition.