

基于文化算法的表面肌电信号特征选择 *

许 璇¹, 谢洪波¹, 黄 虎¹, 杨瑞凯²

(1. 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013; 2. 茌平县供电公司, 山东 聊城 252100)

摘 要: 为了提高假肢控制系统肌电信号的分类准确率, 提出一种新的基于文化算法的特征选择方法, 通过该方法选择出最佳特征向量, 然后用线性分类器检验其分类性能。利用表面差分电极从人体上肢四块肌肉采集四通道的肌电信号, 对十个健康受试者进行八个动作的肌电信号模式分类实验, 并同时用标准遗传算法来与文化算法作比较。实验结果表明, 文化算法与遗传算法相比, 特征维数更小, 分类准确度更高。

关键词: 表面肌电信号; 文化算法; 特征选择; 遗传算法; 模式识别

中图分类号: TP311 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)03-0910-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.030

Feature selection for surface electromyography signal using cultural algorithm

XU Xuan¹, XIE Hong-bo¹, HUANG Hu¹, YANG Rui-kai²

(1. Institute of Electrical & Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu 212013, China; 2. Chiping Power Supply Company, Liaocheng Shandong 252100, China)

Abstract: To improve classification accuracy of the surface electromyography (sEMG)-based prosthesis, this paper proposed a new way to select feature based on cultural algorithm (CA) and used here. It tested its classification performance with linear discriminant analysis (LDA). The method used surface differential electrodes to acquire four EMG signals from human body's upper limbs. Ten healthy subjects participated in the experiment of classification of eight hand motion's sEMG signals. Test results show that the algorithm can get a good result of classification. Compared with the standard genetic algorithm (GA), it has better search performance.

Key words: surface electromyography signal; cultural algorithm; feature selection; genetic algorithm; pattern recognition

表面肌电信号(sEMG)是肌肉收缩时伴随的电信号, 可通过在肌肉表面使用电极来引导和记录。目前 sEMG 信号广泛应用于肌肉疾病诊断、疲劳研究、运动生物力学、康复训练、假肢控制、生物反馈训练控制和其他相关控制等方面。表面肌电信号的研究对于了解人体神经系统信息及康复工程有着深远的意义^[1~3]。

本课题的研究主要侧重于表面肌电信号分析与识别方法在多自由度肌电控制假肢中的应用。肌电信号与肢体运动直接相关, 肢体的不同动作具有不同的肌肉收缩模式, 这些模式的差别反映在肌电信号特征的差异上。所以, 通过提取这些特征可以区分肢体的不同动作模式, 以便对假肢进行控制。近代假肢控制的一个热点研究方向就是通过表面肌电信号实现。如何从表面肌电信号中有效地提取信息, 并实现准确的动作识别, 是肌电假肢实用化进程中的重要问题。

肌电信号进行特征提取后, 并非所有的特征都对识别结果有决定性信息, 其中很多特征是不相关而且是冗余的。而正是这些不必要的信息增加了分类器的寻找空间, 从而降低了其泛化能力。为了避免这些情况, 需要进行特征选择, 即从已提取的特征中选择能把测试集的识别率最大化的那一组特征。

本文利用文化算法来对这些表面肌电信号进行特征选择,

实现动作模式识别。人类社会中个体所获得的知识, 以一种公共认知的形式影响着社会中的其他个体, 加速整体进化, 帮助个体更加适应环境, 从而形成文化。在文化加速进化作用下的进化远优于单纯依靠基因遗传的生物进化。受到这些思想的启发, Reynolds 等人从模拟文化进化过程的思想出发, 于 1994 年提出了文化算法(CA), 近年来已引起关注^[4]。

1 基于文化算法的特征选择

文化算法自 1994 年提出后, 越来越受到研究人员的关注, 并已经成功地运用在一些领域。文化算法是一种进化算法, 拥有双继承系统, 具有天然的并行性。本文利用文化算法解决肌电信号模式识别的问题, 对肌电信号进行特征选择。肌电信号模式识别如图 1 所示。

文化算法由双层进化结构种群空间(population space)和信念空间(belief space)组成。首先, 种群空间中的个体由 objective() 函数来进行性能评价, 得到每个个体的适应值, 通过 accept() 函数决定将哪些个体传递到信念空间。这些杰出的个体经验影响信念空间, 并通过 update() 函数更新信念空间, 形成种群经验。信念空间在形成种群经验后, 通过 influence() 函数对种群空间中个体的行为规则进行修改, 以使个体空间得

收稿日期: 2011-09-13; 修回日期: 2011-10-28 基金项目: 江苏省自然科学基金资助项目(BK2009198)

作者简介: 许璇(1985-), 女, 山东聊城人, 硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号处理及模式识别(xiaoxuanzi618@163.com); 谢洪波(1969-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为生物医学信号非线性检测与处理、人工智能与机器学习及其在生物医学工程中的应用; 黄虎(1984-), 男(朝鲜族), 硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号处理及模式识别; 杨瑞凯(1986-), 男, 助理工程师, 主要从事电力行业工作。

到更高的进化效率。根据适应值的大小,selection()函数从新生成的个体中选择一部分个体作为下一代个体的父辈。Generate()函数根据个体行为规则和父辈个体参数生成下一代个体。种群空间和信念空间是两个相互独立的进化过程,两个空间通过一组由接受函数 accept()和影响函数 influence()组成的通信协议联系在一起^[5,6]。文化算法框架如图 2 所示。

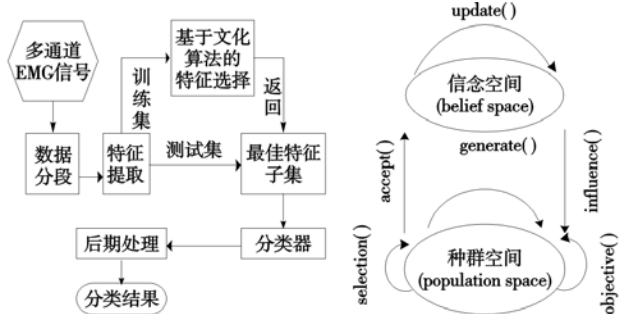


图1 基于文化算法特征选择的肌电信号模式识别系统

图2 文化算法框架

图 3 给出了上述特征选择方法用于肌电信号模式分类的流程图。

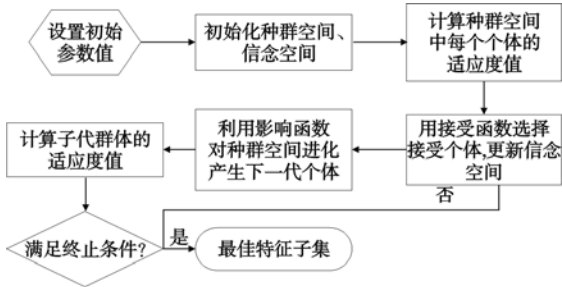


图3 基于文化算法的特征选择流程图

1.1 文化算法流程设计

1) 信念空间的定义与更新

本文采取两种空间知识,即环境知识和标准知识。其中, S 表示环境知识,存储的是一组由历代种群所产生的最优个体集合;而标准知识 $N[n]$ 包含 $\langle I_j, L_j, U_j \rangle$ 三个参数, $j=1,2,3,\dots,n,n$ 表示自变量的个数。其中, $I_j=[l_j, u_j], l_j \leq x_j^b \leq u_j$ 表示 x_j^b 定义域边界的值; L_j 表示 x_j^b 区间下限 l_j 对应的目标函数的适应值, U_j 是 x_j^b 区间上限 u_j 对应的目标函数的适应值。

标准知识 $N[n]$ 的更新规则如下:

$$l_j^{t+1} = \begin{cases} x_j^b & \text{if } x_j^b \leq l_j^t \text{ or } f(x_j^b) < L_j^t \\ l_j^t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中: x_j^b 表示第 t 次迭代时的下边界限, L_j^t 表示 l_j^t 对应目标函数的适应值。

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} x_j^b & \text{if } x_j^b \geq u_j^t \text{ or } f(x_j^b) > U_j^t \\ u_j^t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中: u_j^t 表示 x_j^b 第 t 次迭代时的上边界限, U_j^t 表示 u_j^t 对应目标函数的适应值。

2) 接受函数的设计

$$\text{accept}() = \text{popSize} \times \beta + (\frac{\text{popSize} \times \beta}{t}) \quad (3)$$

其中:popSize为种群规模; t 为进化代数; β 为接受比率。

1.2 文化算法步骤设计

在特征选择阶段,种群空间中每个个体表示一组二进制编

码,代表该个体所选择的特征子集。若第 i 位为“1”,则表示该位对应的特征被选择;若一个特征没有被选中,则该特征对应位为“0”。算法具体实现步骤如下:

- a) 初始化种群空间并设置相关参数,包括种群规模 popSize、接受比率 β 、最大迭代数 t ,并定义信念空间知识。
- b) 根据评估函数对种群中的个体进行评价,得出每个个体的适应值,并找出当前群体中的最优个体。
- c) 根据每个个体的适应度值,通过 accept() 函数将优秀的个体传递到信念空间,即信念空间的最优子集。
- d) 根据更新函数的更新规则更新信念空间。
- e) 根据影响函数生成子代群体。
- f) 调用步骤 b),若当前群体中最优个体优于总的最优个体,则用当前最优替换总的最优。
- g) 若达到最大进化代数,则退出循环,输出最佳特征子集,否则转到步骤 d) 继续运行。

2 肌电信号特征提取与动作信号分类

用四对表面差分电极从人体右上肢四块肌肉(肱三头肌、肘肌、肱二头肌、桡腕肌)采集四通道的肌电信号,让 10 名健康受试者分别完成握拳(grasp, GR)、展拳(hand open, OP)、腕内旋(wrist flexion, WF)、腕外旋(wrist extension, WE)、尺侧屈(ulnar deviation, UD)、桡侧屈(radial deviation, RD)、侧捏(pinch, PN)和拇指屈(thumb flexion, TF)八个动作各三组,八个动作如图 4 所示。

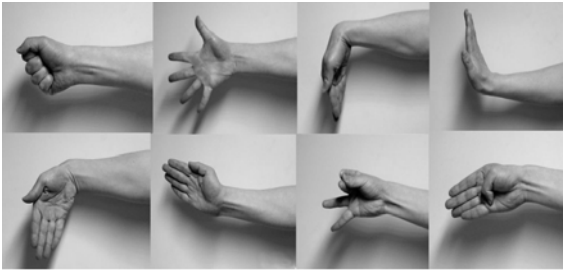


图4 八个手腕部动作

肌电信号是一种非常微弱的信号,容易受到其他信号的干扰,将采集到的肌电信号用小波变换进行去噪处理,然后将去噪处理的肌电信号经过放大后输入数据采集卡进行采样,放大器的低频截止频率为 10 Hz,高频截止频率为 500 Hz,采样频率为 1 000 Hz。最后对采集到的信号进行特征提取,寻找有效的特征来表征肌电信号是动作肌电模式识别的根本问题。表面肌电信号特征提取的方法很多,综合起来可以归纳为四大类:时域分析方法、频域分析方法、时频分析方法和非线性动力学方法。本课题利用时域法(TD)和频域法(TF)对四通道表面肌电信号分别进行特征提取。包括 AR 模型的四个系数(16 特征=4 通道×4 特征/通道)和六个时域特征,即绝对值积分(MAV)、过零点数(ZC)、幅值(WAMP)、方差(VAR)、波形长度(WL)和(SSC)(24 特征=4 通道×6 特征/通道),一共提取 40 个特征(40 特征=16 特征+24 特征)^[7]。

对于肌电假肢控制来说,特征提取是基础,有效地进行分类是关键,一种好的分类器可以为肌电假肢提供更可靠的控制信号。本文采用线性分类器(linear discriminant analysis, LDA),已证明与神经网络分类器相比不仅提高了分类准确率,还进一步缩短了运行时间^[8]。随机选取一组数据作为训练集,再随机选取另一组数据作为特征选择中的验证集,剩下的一组数据作为测试集。

3 实验结果

运用文化算法进行特征选择之前必须设置好各个参数,以避免参数选择不当导致结果不理想。为了确定参数,预先进行几次实验。实验结果显示出分类准确度随着种群规模和最大迭代次数的增加而增加,但达到一定值后分类准确率又出现浮动现象,甚至下降,这一现象与 Sivagaminathan 等学者的研究结论相一致^[9]。最终选取的适合本实验的参数值如表 1 所示。

表 1 文化算法中各参数值

特征	种群规模/popSize	最大迭代数/t	接受比率/ β
TDAR	50	80	0.18

为了比较文化算法的性能,利用标准遗传算法(GA)对同样的数据进行实验。表 2 给出了一个受试者肌电信号各特征集分类的详细结果,对其他 9 名受试者也有类似的分类效果,具体数据如表 3 所示。该受试者连续做八个动作时的四路肌电信号波形经 GA 和 CA 特征选择后的连续动作分类结果如图 5 所示,其中“×”表示误识别点。从图 5 中可以看出,CA 选择的特征子集有较好的分类效果。由表 3 中可以看出,CA 特征集的分类准确度明显高于 GA 特征集。利用 GA 进行特征选择,不同的受试者特征维数在 13~17 之间,平均选择了 14.8 ± 1.73 个特征,对八个动作的平均分类准确率为 $84.21\% \pm 3.51\%$ 。而用 CA 进行特征选择,对选取的 TDAR 的 40 个特征进行降维,结果表明,不同受试者特征维数在 11~14 之间平均选择了 12.7 ± 1.2 个特征,大大降低了特征集的特征维数,对八个动作的平均分类准确率为 $88.20\% \pm 0.79\%$,明显大于 GA 特征集。结果显示,本文提出的文化算法与遗传算法相比,在分类准确度上对 TDAR 特征有显著的提高。因此可以得出基于文化算法的特征选择方法不仅能明显降低特征维数,而且能提高识别准确率。

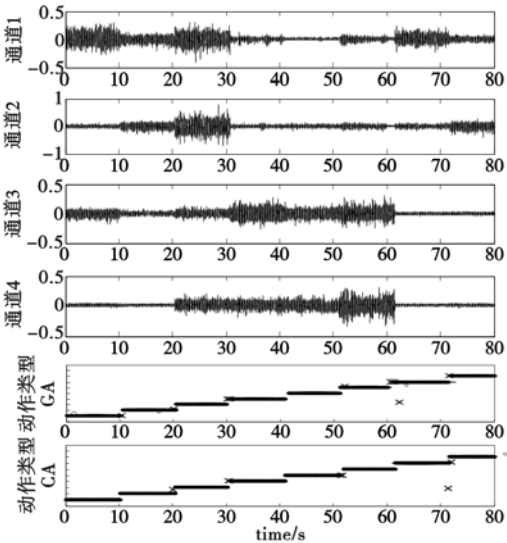


图5 四路表面肌电信号波形及其特征集经CA和GA特征选择后的连续分类结果

4 结束语

实验表明,通过提出的基于文化算法的特征选择法对 TDAR 特征集进行降维,可以大大降低特征维数,分类性能优于基于标准遗传算法降维的特征集合,并且节省计算资源和

时间。此特征选择法在肌电控制假肢、仿生电动假手等实时性要求较高的领域具有很大的应用潜力。此外,该方法也可应用于脑电、心电、口腔颌面部等需要识别多通道、高维特征的生理信号特征选择中。

文化算法的研究尚属起步,虽然已经表现出很多优越性,但也有不少局限性,如由于其过高的选择压力容易散失多样性,很大程度上依赖于问题知识的表达、提取和演化等。而且它远没有像遗传算法那样形成系统的分析方法和一定的数学基础,还有很多问题需要解决。文化算法是一种进化算法,拥有双继承系统,具有天然的并行性,相信在不久的将来会运用到更广泛的领域。

表 2 某受试者肌电信号的 CA 特征集和 GA 特征集的各动作分类结果比较/%

动作类型	CA	GA
GR	89.45	94
OP	88.25	89
WF	84.05	88.5
WE	89.45	94
UD	85.75	89.2
RD	85.25	50.8
PN	86.85	89
TF	89.45	88.8
平均	87.31	85.41

表 3 分别用 CA 和 GA 对所有受试者肌电信号特征选择后的分类结果对比/%

特征	受试者	CA	GA
TDAR	1	89.90	86.24
	2	88.55	86.52
	3	86.85	84.34
	4	87.31	85.41
	5	88.74	83.64
	6	88.38	80.17
	7	87.87	82.53
	8	88.45	84.19
	9	87.31	85.25
	10	88.59	83.79
平均值		88.20 ± 0.79	84.21 ± 3.51

参考文献:

[1] 李栋岳,李克勇.肌电信号的特征分析方法及其应用[J].现代生物医学进展,2010,10(13):2593-2596.

[2] 成娟,陈香,路知远,等.基于表面肌电信号的手指按键动作识别研究[J].生物医学工程杂志,2011,28(2):352-356.

[3] RITTENHOUSE D M, ABDULLAH H A, RUNCIMAN R J, et al. A neural network model for reconstructing EMG signals from eight shoulder muscles: consequences for rehabilitation robotics and biofeedback[J]. Journal of Biomechanics,2006,39(10):1924-1932.

[4] REYNOLDS R, LIU Da-peng. Multi-objective cultural algorithms[C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2011: 1233-1241.

[5] ALI M Z, SALHIEH A, SNANIEH R T A, et al. Boosting cultural algorithms with an incongruous layered social fabric influence function[C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2011: 1225-1232.

[6] REYNOLDS R G, PENG Bin. Cultural algorithms: modeling of how cultures learn to solve problems[C]//Proc of the 16th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. 2004:166-172.

[7] HU Xiao, WANG Zhi-zhong, REN Xiao-mei. Classification of surface EMG signal using relative wavelet packet energy[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine,2005,79(3):189-195.

[8] 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 Trans on Mechatronics,2007,12(3):282-290.

[9] ENGLEHART K, HUDGINS B, PARKER P A. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control[J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering,2001,48(3):302-310.

[10] AJIBOYE A B, WEIR R F. A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control[J]. IEEE Trans on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2005,13(3):280-291.