

文章编号:1004-9037(2014)05-0683-05

基于 EMD 和 LVQ 的信号特征提取及分类方法

余 炜^{1,2} 周 娅¹ 马晶晶¹ 万代立¹ 刘 伦¹ 张灿斌¹

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院,昆明,650500; 2. 成都工业学院电气与电子工程系,成都,611730)

摘要:针对非平稳、非线性、微弱信号难以分析和处理的特点,本文提出了一种基于经验模式分解和学习向量量化神经网络的信号处理和分类方法,并在生物信号处理领域(左、右手运动想象的脑电信号)进行了研究和应用。首先通过经验模式分解算法对脑电信号分解,然后选取主要固有模态函数分量并计算其绝对均值作为特征值,最后使用学习向量量化网络进行分类,并分别与支持向量机和误差反向传播神经网络分类算法进行了对比研究。实验结果表明,所提出的算法分类正确率达到了87%,相比于其余两种对比算法在特定的信号处理领域优越,具有一定的参考和研究价值。

关键词:经验模式分解;学习向量量化神经网络;脑-机接口;脑电信号

中图分类号:TN911.6

文献标志码:A

Signal Feature Extraction and Classification Method Based on EMD and LVQ Neural Network

Yu Wei^{1,2}, Zhou Ya¹, Ma Jingjing¹, Wan Daili¹, Liu Lun¹, Zhang Canbin¹

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, 650500, China; 2. Department of Electrical and Electronic Engineering, Chengdu Technological University, Chengdu, 611730, China)

Abstract: Non-stationary, non-linear, and weak signals are difficult to analyze and process. A novel signal processing method based on empirical mode decomposition (EMD) and learning vector quantization (LVQ) neural network is proposed and applied in the field of biological signal processing (left and right hands move imagery electroencephalogram (EEG) signal). Firstly, EMD is used to decompose EEG signal. Secondly, the major intrinsic mode function components are extracted and their mean absolute values are calculated as the features. Finally, LVQ is used to finish the classification task. Then the results are compared with the support vector machine and error back propagation neural network classification algorithms. The experimental results show that the classification accuracy rate of the proposed algorithm reaches 87%. Compared to the other two contrast algorithms, the new algorithm has better performance in the specific signal processing field and thus has high reference and research value.

Key words: empirical mode decomposition(EMD); learning vector quantization(LVQ) neural network; Brain-computer interface(BCI); electroencephalogram(EEG)

引 言

脑-机接口(Brain computer interface, BCI)技术开始于20世纪70年代,被定义为一种不依靠人脑的正常神经和肌肉输出通路就可以直接实现人

脑与外界通信的系统^[1]。BCI技术在帮助一些脊髓或外周神经损伤而中枢神经系统正常的残疾人与外界进行交流沟通方面以及神经康复工程、辅助制造等领域都有着广泛的应用前景,因此备受世界科学家关注^[2]。

脑电信号处理是BCI技术的核心,其关键是

特征提取和分类。由于脑电信号的非平稳性、非线性、随机性、信号弱等特点,使得脑电信号的特征提取成为关键技术之一。常见的脑电信号特征主要分为 3 类:时域特征、频域特征和时-频特征。文献[3~5]分别在时域、频域、时-频域上选取了不同的物理量作为脑电信号的特征进行研究应用。目前运动想象脑电信号特征提取的主要方法有主成分分析和独立成分分析、AR 模型、小波变换等方法^[6-7];分类方法主要有线性判别法、近邻法、人工神经网络、支持向量机(Support vector machine, SVM)等。

本文在前人研究的基础上提出了一种经验模式(Empirical mode decomposition, EMD)和学习向量量化(Learning vector quantization, LVQ)神经网络结合的脑电信号特征提取及分类算法。EMD 用于脑电信号特征提取方面已经有了一些研究^[8-9],LVQ 神经网络由于其网络结构简单,在模式识别和优化领域已有广泛的应用。本文选用某届国际 BCI 大赛脑电数据进行研究,采用 EMD 对脑电信号分解求得特征值并结合 LVQ 网络进行分类识别。实验仿真的结果与现有的识别方法比较,达到了较理想的识别效果。

1 EMD 原理及特征提取

1.1 EMD 算法

文献[8~11]提出的 EMD 是一种新的适用于非平稳非线性信号处理的时频分析方法,是一种自适应的分解方法。EMD 分解的目的是根据信号的时间特征尺度,把复杂的非平稳非线性信号分解为一系列不同频率的固有模态函数(Intrinsic mode function, IMF)。IMF 必须满足如下两个条件:

(1)在整个信号波形中,极值点的个数和零点的个数必须相等或最多相差一个。

(2)在任一时刻,分别由局部极大点构成的上包络线和极小点构成的下包络线的平均值为零。

对于信号 $x(t)$,应用 EMD 算法进行分解的具体过程如下:

(1)求出信号 $x(t)$ 所有极大值点和极小值点,分别用三次样条线进行拟合,得到上包络线 $e_{\max}(t)$ 和下包络线 $e_{\min}(t)$ 。

(2)计算两条包络线的均值 $m_1(t) = [e_{\max}(t) + e_{\min}(t)]/2$,进一步求出 $h_1(t) = x(t) - m_1(t)$ 。

(3)判断 $h_1(t)$ 是否为 IMF 分量。若不是,把 $h_1(t)$ 作为原始信号替换 $x(t)$ 重复循环 k 次得到

$h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_1(t)$,直到 $h_k(t)$ 满足 IMF 条件,此时 $h_k(t)$ 为第一个 IMF 分量,记 $c_1(t) = h_k(t)$ 。

(4)将 $c_1(t)$ 从原始信号中分离出来,得到一阶剩余信号 $r_1(t)$, $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ 。将 $r_1(t)$ 看作新的原始信号重复以上步骤得到第 n 个 IMF 分量 $c_n(t)$ 和 n 阶剩余信号 $r_n(t)$,直到 $r_n(t)$ 为常量或单调函数,分解结束。

1.2 特征提取

本文实验设计的具体内容以及数据获得的具体过程详见文献[8]所述。

当想象左右手运动时,事件相关同步和事件相关去同步现象在 C3, C4 电极比较明显,所以选取 C3, C4 记录的 100 组数据进行研究。文献[11]在脑电信号的研究中将绝对均值作为特征值进行分类并取得了很好的实验结果。绝对均值(Mean absolute value, MAV)是指每段数据样本的绝对值的均值,如式(1),其中 x_i 是第 i 段数据的样本, $0 \leq i \leq N, 0 \leq k \leq N$

$$MAV_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (1)$$

本文在前人的基础上分别对 C3, C4 记录的脑电信号进行 EMD 分解,对分解得到的 IMF 分量进行傅里叶变换得到其频谱能量,可知主要频谱能量集中在前两个 IMF 分量上,即前两个 IMF 分量为主要分量,使用此方法避免了传统的仅凭经验获取主要分量的缺陷,因此提取前两个 IMF 分量并计算其绝对均值作为特征值。

2 LVQ 神经网络分类算法

LVQ 神经网络是一种在有监督状态下训练竞争层的输入前向神经网络,其算法是从 Kohonen 竞争算法演化而来,它将竞争学习思想和有监督学习算法相结合,可以通过监督学习完成对输入向量模式的准确分类,避免了自组织网络采用无监督学习算法训练时产生的随机误差,在模式识别和优化领域有广泛的应用^[12-14]。

LVQ 神经网络由输入层、竞争层和线性输出层 3 层神经元组成,网络结构如图 1 所示。输入层有 R 个神经元, $X = (x_1, x_2, \dots, x_R)$ 为 R 维的输入, w_{ij} 为输入层和竞争层之间的权值, S 为竞争层神经元的个数。输入层与竞争层之间的连接采用全连接方式,竞争层和输出层之间采用部分连接。

当某个向量输入网络时,竞争层中与输入向量距离最近的神经元被激活赢得竞争,此时状态为“1”,而竞争层中其余神经元状态都为“0”。而与赢得竞争的竞争层神经元相连的线性输出层神经元状态为“1”,其余线性输出层神经元状态都为“0”。

LVQ 神经网络的学习算法有 LVQ1 和 LVQ2 两种。本文采用 LVQ1 算法实现分类,其基本思想是:计算并找到距离输入向量最近的竞争层神经元,进而找到与之相连的线性输出层神经元,若输入向量类别与线性输出层神经元所对应类别相同,则对应的竞争层神经元权值朝输入向量的方向移动;若两者的类别不相同,则对应的竞争层神经元权值朝着与输入向量相反的方向移动。算法的基本步骤如下:

(1)对输入层和竞争层之间的权值 w_{ij} 及学习速率 η 进行初始化,其中 $\eta > 0$ 。

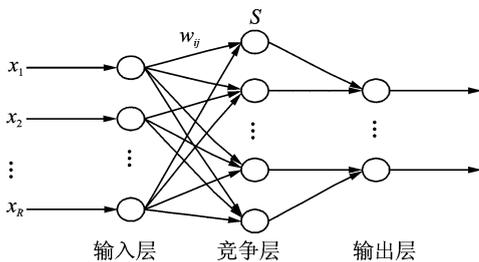


图 1 LVQ 神经网络结构图

Fig. 1 Structure of LVQ neural network

(2)根据式(2)计算输入向量到竞争层神经元的距离 d_i

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^R (x_j - w_{ij})^2} \quad i = 1, 2, \dots, S \quad (2)$$

(3)找到与输入向量距离最小的竞争层神经元,若 d_i 最小则与之相连的线性输出层神经元的类标签记为 C_i 。

(4)输入向量的类标签记为 C_x ,若 $C_i = C_x$ 则分类正确,根据式(3)更新权值;否则根据式(4)修改权值

$$w'_{ij} = w_{ij} + \eta(x - w_{ij}) \quad (3)$$

$$w'_{ij} = w_{ij} - \eta(x - w_{ij}) \quad (4)$$

3 实验仿真及结果分析

为验证本文所提出方法的有效性,选用某届国际 BCI 大赛中 Graz 科技大学提供的脑电数据进行分类。本文选取 C3, C4 记录的 100 组数据进行研究。首先对数据进行 EMD 分解,然后计算前两个 IMF 分量的绝对均值并将其作为特征值,最后

将得到的特征值输入到 LVQ 网络进行分类,即分别对想象左、右手运动的脑电信号进行识别。如图 2, 3 分别是对 C3, C4 在同一时刻记录的脑电信号进行 EMD 分解。表 1 中列出了 C3, C4 电极记录的部分脑电数据的特征值。

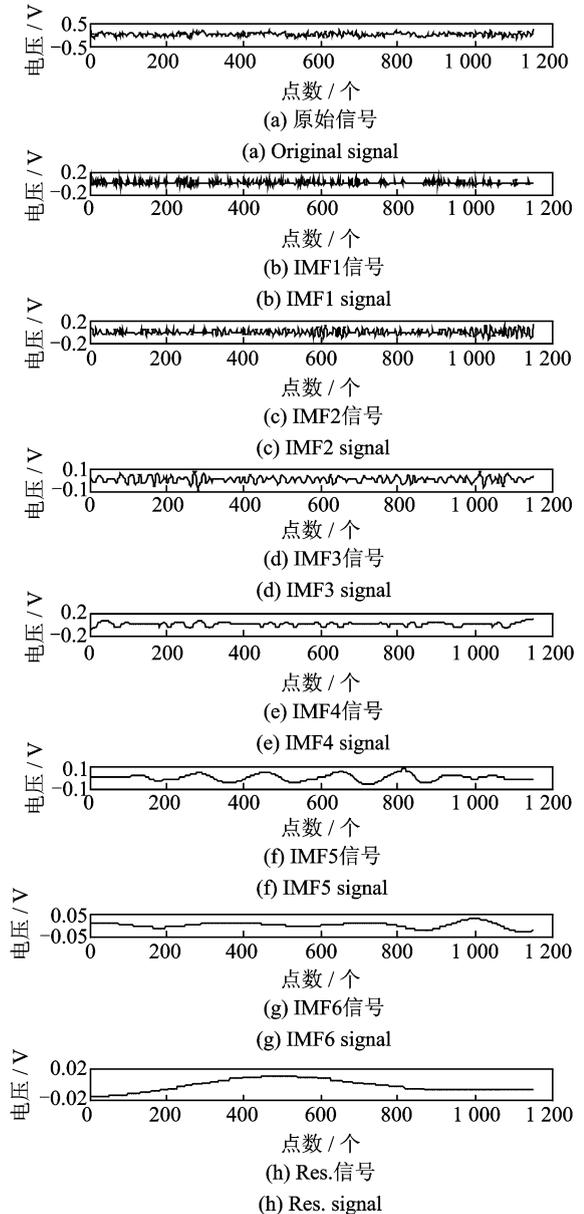


图 2 C3 脑电信号进行 EMD 分解

Fig. 2 EMD decomposition of C3 EEG signal

将得到的特征值输入 LVQ 网络进行分类,根据输入的特征向量判断人体是想象左手运动还是右手运动,从而实现想象左、右手运动的脑电信号的识别。基于想象左、右手运动网络中输出层神经元个数为 2,分类结果以数字“1”与想象左手运动对应,数字“2”与想象右手运动对应,并与真实的数据标签对比得出分类正确率。

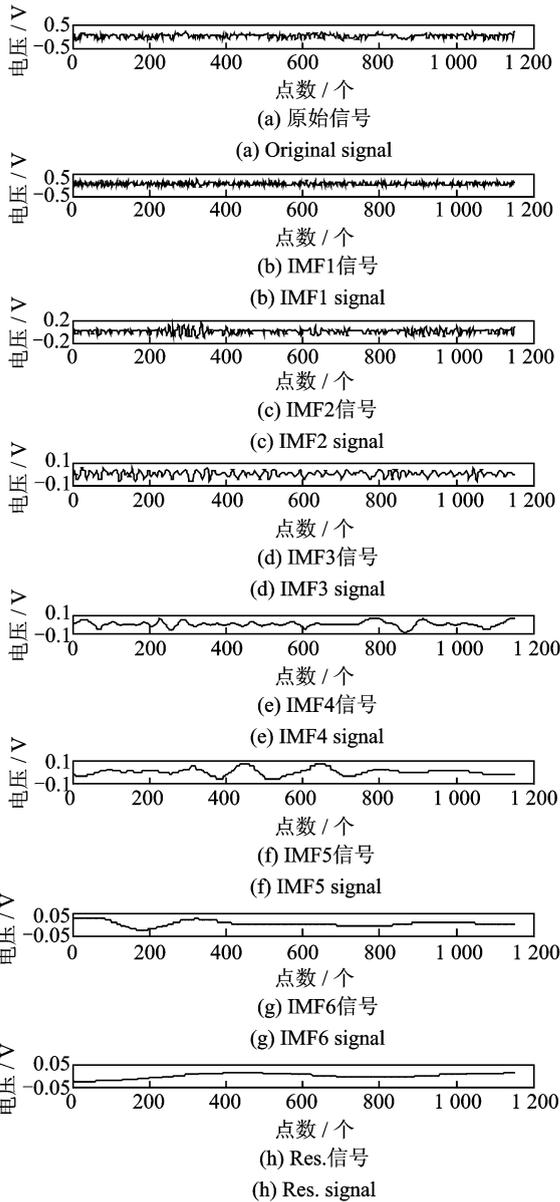


图 3 C4 脑电信号进行 EMD 分解

Fig. 3 EMD decomposition of C4 EEG signal

表 1 部分脑电数据特征值(MAV)

Table 1 Part of characteristic values of EEG signal(MAV)

序号	C3		C4	
1	0.015 782	0.029 778	0.022 194	0.027 132
2	0.023 488	0.028 498	0.024 708	0.042 413
3	0.044 938	0.039 641	0.023 780	0.029 924
4	0.021 785	0.020 993	0.026 959	0.033 329
5	0.019 608	0.023 288	0.029 296	0.041 383

实验选取特征值中的 85 组作为 LVQ 网络的训练集对网络进行训练,剩余的 15 组数据作为测试集。文章运用 Matlab 进行仿真,通过 newlvq() 函数创建 LVQ 神经网络,在兼顾网络分类精度和

识别速度的前提下,竞争层神经元的个数设置为 20,其学习速率默认为 0.01,学习函数选用 learnlvq1() 函数,网络的最大训练步数设置为 1 000,训练目标误差设置为 0.1。通过实验仿真得到想象左右手运动的脑电信号识别准确率达到了 87%。将本文提出的方法与用 EMD 对数据进行分解求得特征值后分别利用 SVM 和误差反向传播(Back propagation, BP)神经网络作为分类器的分类方法进行对比。对比结果如表 2 所示。结果表明方法 1 的正确率高于方法 2 和方法 3。

表 2 不同算法的脑电数据分类正确率

Table 2 Accuracies of different methods

序号	方法	正确率/%
1	EMD LVQ	87
2	EMD SVM	82
3	EMD BP	60

4 结束语

准确识别左右手运动想象脑电信号对帮助一些脊髓或外周神经损伤而中枢神经系统正常的残疾人与外界进行交流沟通具有重要意义。EMD 是一种自适应的分解方法,作为一种新的处理非线性非平稳信号的时频域分析方法,具有良好的去噪特性。在识别左右手运动想象脑电信号研究方面,利用 EMD 对信号进行分解提取能量特征具有很大的优势。LVQ 神经网络由于其网络结构简单,不需要对输入进行归一化和线性化,以及其算法是竞争思想和监督学习算法的结合,能够完成对输入模式的准确分类,因而广泛应用在模式识别及优化领域。针对脑电信号非平稳性、非线性、随机性、背景噪声大等特点,本文利用 EMD 方法对脑电信号进行特征提取,结合 LVQ 神经网络进行分类,并与利用 EMD 对脑电信号进行特征提取后分别采用 SVM 和 BP 神经网络进行分类的算法进行对比研究。结果表明在脑电信号分类的研究领域内,本文提出的算法相对于其他两种对比算法具有一定的优越性,有一定的参考价值和研究价值。

参考文献:

- [1] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J. Brain-computer interface for communication and control [J]. Clinical Neurophysiology, 2002, 113 (6): 767-791.
- [2] Hu Jianfeng, Xiao Dan, Mu Zhengdong. Application of entropy in motor image EEG classification[J]. In-

- ternational Journal of Digital Content Technology and Its Applications, 2009,3(2):83-90.
- [3] Khalilil Z, Moradi M H. Emotion recognition system using brain and peripheral signals: Using correlation dimension to improve the results of EEG[C]//International Joint Conference on Neural Networks. Atlanta; IEEE, 2009;1571-1575.
- [4] Zouridakis G, Patidar U, Padhye N S, et al. Spectral power of brain activity association with emotion: A pilot MEG study[C]//Proceeding of International Conference on Biomagnetism Advances in Biomagnetism. Dubrovnik, Croatia: Springer, 2010; 354-357.
- [5] Lin Y P, Wang C H, Jung T P, et al. EEG-based emotion recognition in music listening [J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 2010,57(7): 1798-1806.
- [6] Qin J Z, Li Y Q, Cichocki A. ICA and committee machine-based algorithm for cursor control in a BCI system[J]. Springerlink on Advances in Neural Networks, 2005,3496(1):973-978.
- [7] Zhong M J, Lotte F, Girolami M, et al. Classifying EEG for brain computer interfaces using gaussian processes[J]. Pattern Recognition Letters, 2008,29(3):354-359.
- [8] Park C, Looney D, Kidmose P, et al. Time-frequency analysis of EEG asymmetry using bivariate empirical mode decomposition[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011,19(4):366-373.
- [9] 余志斌,金炜东,陈春霞,等. 基于 EMD 分解的 BPSK 信号编码序列识别算法[J]. 数据采集与处理, 2009, 24(1):73-77.
Yu Zhibin, Jin Weidong, Chen Chunxia, et al. Phase-coded BPSK signal sequence algorithm based on EMD decomposition[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2009,24(1):73-77.
- [10] 应基光,王行愚. 基于 EMD 的左右手运动想象脑电信号分析研究[J]. 生物医学工程学进展,2009,30(3):125-130.
Ying Jiguang, Wang Xingyu. Analysis of right and left motor imagery based on empirical mode decomposition[J]. Progress in Biomedical Engineering, 2009,30(3):125-130.
- [11] Khorshidtalab A, Salami M J E, Hamed M. Evaluation of time-domain features for motor imagery movements using FCM and SVM[C]//JCSSE 2012-9th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering. Washington; IEEE Computer Society,2012;17-22.
- [12] 段明秀,何迎生. 基于 LVQ 神经网络的手写字母的识别[J]. 吉首大学学报:自然科学版,2010,31(2): 41-43.
Duan Mingxiu, He Yingsheng. Handwritten alphabet recognition based on LVQ neural network[J]. Journal of Jishou University: Natural Sciences Edition, 2010,31(2):41-43.
- [13] Lloyd G R, Brereton R G, Faria R, et al. Learning vector quantization for multiclass classification: Application to characterization of plastics[J]. Journal of Chemical Information and Modeling, 2007, 47(4): 1553-1563.
- [14] 马丽红,张宇,余英林. 基于改进视网膜抽样模型的人脸检测混合方法[J]. 数据采集与处理,2002,17(1): 37-41.
Ma Lihong, Zhang Yu, Yu Yinglin. A hybrid approach for face detection based on modified retinal sampling model[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2002,17(1):37-41.

作者简介:余炜(1974-),男,博士,教授,研究方向:通信与信号处理、智能信息处理,E-mail:cdtuyw@qq.com;周娅(1989-),女,硕士研究生,研究方向:通信与信号处理、智能信息处理;马晶晶(1988-),女,硕士研究生,研究方向:通信与信号处理、智能信号处理;万代立(1988-),女,硕士研究生,研究方向:通信与信号处理、智能信息处理;刘伦(1971-),男,实验师,研究方向:通信系统的设计与实现;张灿斌(1970-),男,实验师,研究方向:电子信息系统的实现。

