

多方法融合的 EEG 信号特征提取及分类研究

葛 利,戈力娟,胡 晶

(哈尔滨商业大学 计算机与信息工程学院 哈尔滨 150028)

摘 要:在对 EEG 信号进行深入分析的基础上,将小波、分形和统计三种方法相结合,提出一种多方法融合的 EEG 信号分类特征提取方法.应用小波对 EEG 信号去噪,并对去噪重构后的 EEG 信号进行分解,提取各尺度空间上的平均高频系数作为第一部分 EEG 分类特征,在多尺度下对去噪重构后 EEG 信号进行多重分形分析,依据 EEG 数据的特点和分类的需要,提取相关多重分形谱参数作为第二部分 EEG 分类特征;根据 EEG 信号的特点,提取相关统计特征作为第三部分 EEG 分类特征;针对上述提取特征,使用 BP 神经网络作为分类器,结合 EEG 信号的自身特点和分类结果,选择确定最终的 EEG 分类特征,完成了 EEG 信号的分类.并通过比较说明了本文方法的优势,提高了 EEG 分类的精度.

关键词: EEG; 分类; 特征提取; 融合

中图分类号: O177

文献标识码: A

文章编号: 1672-0946(2017)02-0192-04

DOI:10.19492/j.cnki.1672-0946.2017.02.015

Research on feature extraction and classification of EEG signal based on fusion of multi method

GE Li , GE Li-juan , HU Jing

(School of Computer and Information Engineering , Harbin University of Commerce , Harbin 150028 , China)

Abstract: On the basis of deep analysis of EEG signals , a new method of EEG signal classification feature extraction based on multi method fusion that combines wavelet , fractal and statistical three methods was proposed. This paper denoised the EEG signal using wavelet and decompose the denoised and reconstructed signal , calculating the average high frequency coefficients of each scale space as the first part of the EEG classification features , analyzed the multi - fractal spectrum of the de - noised and reconstructed EEG signal at multiple scales , according to the characteristics of the EEG data and classification need , extracting the relevant parameters of multi - fractal spectrum as the second part of the EEG classification features , according to the characteristics of the EEG signal , extracted the relevant statistical characteristics as the third part of the EEG classification features. According to the above extracted characteristics , using BP neural network as classifier and combining with the EEG signal's own characteristics and classification results , chose and determined the final classification features of EEG to complete the classification of the EEG signals. Through comparative analysis , the advantages of this method were illustrated , The accuracy of the EEG classification was improved.

收稿日期: 2016-08-15.

基金项目: 黑龙江省自然科学基金项目 (F200506); 黑龙江省自然科学基金项目 (F201348); 哈尔滨市创新人才研究专项资金项目 (2014RFXJ054); 哈尔滨商业大学博士科研启动基金项目 (13DL004)

作者简介: 葛 利 (1970 -) , 女 , 博士 , 教授 , 硕士生导师 , 研究方向: 数据挖掘.

Key words: EEG; classification; feature extraction; fusion

近年来,随着科学技术的不断发展、人类对大脑的认识不断深入,一个新的研究领域——“脑机接口”受到越来越广泛的关注。经研究发现,当人们想要进行某种行为时,大脑就会产生相应的生理信号,人体通过神经系统对肌肉进行操控,以实现人们想要进行的活动。而当人们想要进行不同类型的活动时,大脑产生的生理信号是不一样的。直到1929年 Electroencephalogram (EEG 信号) 的出现,人们便想到 EEG 信号可用于人与计算机的通信。“脑机接口”技术为大脑和外界提供了一种全新的不依赖于周围神经和肌肉的信息交换的控制通道^[1]。这样,对丧失肌肉运动能力的残疾人,就能通过“脑机接口”实现他们与外界事物的联系,若可以及时有效地提取和识别相关的 EEG 信号,就能帮助行为不便的病人甚至无法行动的病人控制相关辅助装置来代替他们自己受损的运动功能,实现他们想做的动作,成为一种与外界沟通的新途径。

目前,随着人脑神经科学的发展,EEG 脑电信号采集技术也逐渐成熟。EEG 信号综合反映了神经系统的生理活动,是分析神经活动和脑情况的有力工具^[2]。EEG 信号已成为脑疾病诊断、脑功能测试及脑认知活动分析的重要工具,EEG 信号的研究也在不断的发展和深化。在临床医学中,EEG 信号的处理不仅为某些疾病的诊断提供了依据,而且为某些疾病的治疗提供了一种有效的方法。在实际应用中,人们也尝试使用 EEG 信号实现人机交互,利用不同的行为产生的 EEG 信号不同的特点对 EEG 信号进行特征提取和分类,达到一定的控制目的^[3]。因此对 EEG 脑电信号特征提取和分类研究具有重要的理论和实践意义。

1 小波、分形和统计相结合的 EEG 信号分类特征提取

目前,经常使用的 EEG 分类特征提取方法主要有:基于 AR 模型的 EEG 信号特征提取^[4]和基于小波分解的 EEG 信号特征提取^[5-7]。这类 EEG 信号特征提取通常得到的是特征向量,并且在特征提取过程中损失的信息较少,是目前 EEG 信号分析中最常用的方法,但是这类 EEG 信号特征提取方法一般都是基于线性模型,与 EEG 信号的非线性本质并不完全一致,随着 EEG 信号的非线性确定性渐渐为人们所接受,许多非线性指标也被用于

EEG 信号的分类,如分形维数、近似熵等^[8]。然而这些方法都只是片面的提取 EEG 信号的特征,不能全面地反映 EEG 信号的总体特征。因此,为了更全面地提取 EEG 信号的特征,本文针对 EEG 信号的特点,将小波、分形和统计三种方法结合,提出一种新的 EEG 信号分类特征提取方法。

1.1 基于小波的 EEG 信号去噪及特征提取方法

原始采集的 EEG 信号中存在着伪迹干扰,伪迹往往来自外部设备(如电极),或与受试者本身出汗或肌肉活动等有关。伪迹的存在严重阻碍了 EEG 信号分析的准确性,因此首先必须进行去噪处理。鉴于小波去噪方法擅长信噪分离,适用于非平稳信号并具有较好去噪效果的特点,本文采用小波变换对 EEG 信号进行去噪。

小波变换具有多分辨率的特点,在时频域都具有表征信号局部特征的能力,信号分解后的小波系数表达了它在时域和频域的能量分布特征,而信号分解的高频信息反映了时序数据的复杂性,因此可从多尺度分解的角度出发,依据小波变换的分层分解关系和时频特性提取 EEG 信号的各层高频小波系数,用来反应不同频带上信号的能量分布特征。常用小波变换特征表示的方法主要有:直接以部分小波系数作为特征、分尺度平均能量特征表示和小波系数的统计信息作为特征三种。其中第三种方法计算简单,构造的特征维数低,存储及运算量小,速度快,适用于时序分类特征表示^[9]。因此,本文方法在小波去噪后,使用小波系数的统计信息完成 EEG 信号分类特征的提取,采用小波变换多尺度分析的方法,提取信号分解各尺度高频系数,计算各尺度空间上的平均高频系数,选取各尺度平均系数构成特征向量,作为第一部分 EEG 信号分类特征。

1.2 基于分形的 EEG 信号分类特征提取

EEG 信号具有非线性的特点,小波变换是一种线性方法,不能完整地提取其分类特征,而分形理论是研究非线性问题的有效手段,因此,为实现优势互补,本文方法将分形理论结合到 EEG 信号分类特征提取当中。

目前,大多数对于 EEG 信号特征提取的分形方法均使用单一的特征量作为分类的依据,而 EEG 信号在不同局部区域和不同层次均呈现出不同的特征和复杂性,因此采用单一分形特征量来描述 EEG 信号的分类特征是不充分的。多重分形是

对测度集合标度特征的描述,它用一个谱函数来描述分形体不同层次的行为特征,从系统的局部出发来研究其最终的整体特征,可更精确地描述 EEG 信号的局部尺度行为^[10],因此对于 EEG 信号的特征提取使用多重分形谱是非常有利的。多重分形谱的宽度($\Delta\alpha$)、最大最小分形维数差(Δf)、峰值(f_{\max})、广义分形维数等表征了 EEG 信号整体到局部的丰富信息。其中多重分形谱的宽度($\Delta\alpha$)定量描述了 EEG 信号测度分布的不均匀程度, $\Delta\alpha$ 越大,概率测度分布越不均匀,多重分形性越强,信号波动越剧烈;最大最小分形维数差(Δf)反映了 EEG 信号的概率子集中最大概率子集和最小概率子集的元素个数之比,定量表征了信号的波动与平稳之比;峰值 f_{\max} 描述的是 EEG 信号的强相关性信息。因此可通过对 EEG 信号多重分形谱的分析,依据分类的需要提取相关多重分形谱参数作为第二部分 EEG 信号分类特征。

1.3 基于统计的 EEG 信号分类特征提取

此外,EEG 信号具有明显的统计特性,而统计特征能很好地表征原始时间序列的特点,对时间序列分类具有重要意义,同时小波、分形方法提取的特征不能完全表征 EEG 信号的整体特征,因此为了提高分类精度,将统计特征纳入考虑范围,提取 EEG 信号的相关统计特征作为第三部分 EEG 信号分类特征。

1.4 多方法融合的 EEG 信号分类特征提取思想

在分析 EEG 数据特点的基础上,本文采用多方法融合的思想,将小波、分形和统计三者融合进行 EEG 信号分类特征提取。首先,应用小波变换对信号进行分解,根据 EEG 信号的特点,对去噪后的 EEG 信号进行小波分解,完成各尺度的平均高频系数提取;其次,利用多重分形方法,在多尺度下对去噪后的 EEG 信号进行多重分形特征提取,以达到对 EEG 信号具有明显的周期性和自相似性特征进行充分表征的目的;再次,根据 EEG 信号的特点,对 EEG 的相关统计特征进行提取;最后对上述小波、分形、统计方法提取的特征进行综合分析,结合 EEG 信号对应的分类结果和自身特点,选择确定最终的分类特征。

2 应用实例

数据来源于科罗拉多州发布的脑电 EEG 信号。被试者头戴电极帽,根据标准电极系统,由 C3、C4、P3、P4、O1 和 O2 六个部位记录下六个通道的 EEG 信号,经过 Grass 7p511 型放大器放大、通频

带为 0.1 ~ 100 Hz 的滤波器滤波,经采样频率为 250 Hz 的 12 位 A/D 转换器将数据存于计算机中,每一位受试者对于每一种任务需要多次实验,每一次实验采集 10 s,所以每一次试验所得的数据为一个 6×2500 矩阵。数据包括五个任务多个被试,五个任务分别为:静息状态、打信件腹稿、心算乘法、想象几何图形旋转、想象在黑板上书写和擦除数字 5 种。共有 7 位受试者,其中受试者 1、3、4、6 对于每种不同任务各做了 10 次试验;受试者 5 对于每种不同的任务各做了 15 次试验;受试者 2、7 对于每种不同的任务各做了 5 次试验。

考虑到受试者 2、7 试验次数较少,本文选用受试者 1、3、4、5、6 共 5 位受试者的实验数据,每个受试者每个任务各做了 10 次分类,因此共有 250 组数据,我们把数据分成训练数据 125 组,测试数据 125 组。训练数据和测试数据均包括 5 类任务,每类任务 25 组数据。

首先依据本文方法对 EEG 信号去噪,经过对 EEG 数据的分析,并通过 Matlab 多次去噪比较后,最终选用 db4 小波对 EEG 数据进行 3 层小波分解,得到各层的高频系数和低频系数,对信号进行强制性去噪处理,将去噪后的高频系数和各层的低频系数重构,得到去噪后的 EEG 信号。然后对去噪重构后的 EEG 信号进行小波特征提取,保留 EEG 信号的趋势项和周期性特征,并考虑到小波函数的正交性、对称性、紧支撑性和消失矩等特点,通过多次对比分析,最终选用 sym2 小波对去噪后的信号进行 3 层小波分解,分解出低频系数 A_1 、 A_2 、 A_3 和高频系数 D_1 、 D_2 、 D_3 ,小波分解的高频部分能反映信号的复杂性,因此使用高频系数作为分类特征,并基于时间复杂性的考虑,计算各层高频系数的平均系数 $meanD_1$ 、 $meanD_2$ 、 $meanD_3$ 作为第一部分 EEG 信号分类特征。

其次对去噪重构后的 EEG 信号进行分形特征提取。图 1 是不同 q 条件下的 $\tau(q) \sim q$ 图形。由图 1 所示可见 $\tau(q)$ 是一个上凸的函数,即 $\tau(q)$ 与 q 之间存在非线性关系,说明 EEG 信号具有多重分形特征。图 2 为 EEG 信号的多重分形谱,在计算去噪后 EEG 信号多重分形谱的基础上,结合该数据的多重分形谱结果和 EEG 数据的特点,选取 EEG 信号的分形特征谱宽度 $\Delta\alpha$ 、最大最小分形维数差 Δf 、峰值 $\max(f_q)$ 、容量维数 D_0 、信息维数 D_1 、关联维数 D_2 作为第二部分 EEG 信号分类特征。并对去噪重构后的 EEG 进行统计特征提取,常用的统计特征有均值、方差、极值和峰值等,对于 EEG 脑

电信号通常会提取它的峰值、熵值^[11]作为分类特征,通过对分类结果的多次比较分析,发现提取 EEG 的峰值作为分类特征能达到很好的分类效果,因此本文提取 EEG 信号的峰值 h 作为其统计分类特征。

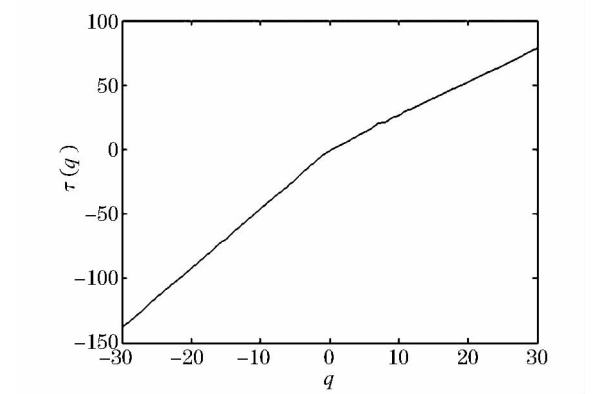


图 1 尺度指数

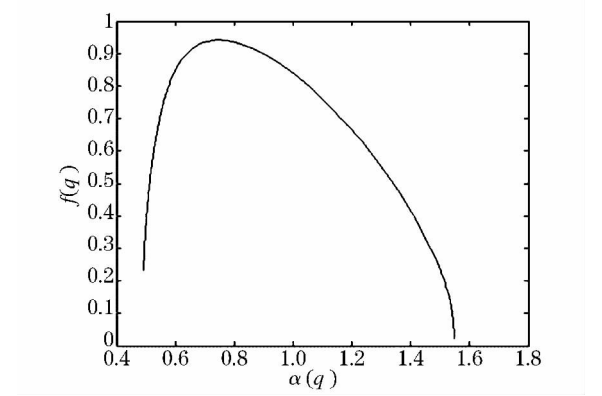


图 2 多重分形谱

在确定 EEG 信号分类特征后,为分析特征提取方法的适用性并验证其有效性,需要选取合适的分类器完成最终的分类。常用的非线性分类器有:支持向量机(Support Vector Machine SVM)、神经网络(NN)等。通过以往对 EEG 信号分类的研究发现,BP 神经网络分类器对 EEG 信号具有很好的分类效果,因此,本文选用 BP 神经网络分类器对 EEG 信号进行分类。针对上述所有分类特征,利用 BP 神经网络分类器进行分类,将上述特征作为分类器的输入,通过多次分类结果比对,最终选取小波特征高频系数的平均系数 $meanD_1$ 、 $meanD_2$ 、 $meanD_3$ 、多重分形谱的分形特征谱宽度 $\Delta\alpha$ 、最大最小分形维数差 Δf 、峰值 $\max(f(q))$ 、统计特征峰值作为 EEG 分类特征,得到最终的分类结果。为说明本文方法的优越性,在训练样本、测试样本和分类器参数均不变的前提下,分别使用 $meanD_1$ 、 $meanD_2$ 、 $meanD_3$ 、 $\Delta\alpha$ 、 Δf 、 $\max(f(q))$ 小波和分形特征; $meanD_1$ 、 $meanD_2$ 、 $meanD_3$ 、 h 小波和统计特征; $\Delta\alpha$ 、 Δf 、 $\max(f(q))$ 、 h 分形和统计特征作为分类器的输入分别进行了三组比较分类,比较结果如表 1 所示。

表 1 不同特征提取方法下的样本分类正确率 /%

| | 以往方法 | 小波、分形和统计 | 小波和分形 | 小波和统计 | 分形和统计 |
|-----|------|----------|-------|-------|-------|
| 5 类 | 75.2 | 80 | 73.6 | 72.8 | 71.2 |
| 4 类 | 86.3 | 89 | 85 | 87 | 84 |
| 3 类 | 87.5 | 97.33 | 96 | 96 | 94.67 |
| 2 类 | 94.7 | 100 | 96 | 96 | 96 |

表 1 给出了该 EEG 信号在不同分类特征提取方法下的分类正确率,首先由表中可见,本文方法和以往使用相同数据^[2]进行特征提取的分类结果比较,本文方法在所有分类下的分类正确率均明显高于以往方法的分类正确率,说明了本文方法对 EEG 信号分类特征提取的有效性和优势。同时,在保证训练样本和测试样本不变的基础上,与其他两种方法结合进行特征提取的分类结果对比,从结果可见,使用小波、分形和统计三种方法融合进行 EEG 分类特征提取在所有分类下的分类结果均高于其他两种分类特征提取方法对应的分类结果,这说明仅仅使用两种方法提取的 EEG 分类特征不能完全表征 EEG 信号的特点,将小波、分形和统计三种方法结合的思想弥补了使用两种方法的不足,能更加全面地提取 EEG 信号的分类特征,提高分类精度。同时也说明了本文方法不仅在理论上具有互补性,在实际应用中也具有更好的分类效果。

3 结 语

本文针对 EEG 信号分类问题,采用多方法融合的思想,提出将小波、分形和统计相融合的分类特征提取方法,并结合 BP 神经网络分类器,实现了 EEG 信号的分类和特征提取。并通过与其他方法的多角度比较分析,说明了本文 EEG 信号特征提取和分类方法的优势,提高了 EEG 信号分类的精度。

参考文献:

[1] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, MCFARLAND D J. Brain - Computer interfaces for communication and control [J]. Clinical neurophysiology, 2002, 113(6): 767 - 771.

[2] 贾花萍. 基于神经网络的 EEG 信号分类方法研究[D]. 天津: 天津师范大学, 2009.

[3] 韩 敏. 基于回声状态网络的脑电信号特征提取[J]. 生物医学工程学杂志, 2012, 29(2): 206 - 211.

(下转 201 页)

- [16] MATSUMOTO K, OKADA M, KAWAGOE T, *et al.* Ice storage system with water oil mixture formation of suspension with high IPF [J]. *Int J Refrig*, 2003, 23(5): 336–344.
- [17] THONGWIK S, VORAYOS N, KIATSIRIROAT T. Thermal analysis of slurry ice production system using direct contact heat transfer of carbon dioxide and water mixture [J]. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2008, 35(6): 756–761.
- [18] 郑克晴, 张学军, 田新建, 等. 直接接触式冰浆生成器的单气泡传热特性[J]. *化工学报*, 2010, 61(S2): 58–61.
- [19] 李晓燕. 常规空调工况用相变材料的研制与应用基础研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.
- [20] INABA H, SATO K. Latent cold heat energy storage characteristics by means of direct – contact – freezing between oil droplets and cold water solution [J]. *Int. J. Heat Mass Transfer*, 1997, 40(13): 3189–3200.
- [21] 李立. 空调用相变材料潜热机理及直接接触式蓄冷器换热性能研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨商业大学, 2014.
- [22] LI X Y, ZHAO Q Q, QU D Q. Investigation on the dynamic characteristics of a direct contact thermal energy storage charging process for use in conventional air – conditioning systems [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2015, 91: 172–180.
- [23] NOMURA T, TSUBOTA M, OYA T. Heat storage in direct – contact heat exchanger with phase change material [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2013, 50(1): 26–34.
- [24] KAIZAWA A, KAMANO H, KAWAI A, *et al.* Thermal and flow behaviors in heat transportation container using phase change material [J]. *Energy Conversion and Management*, 2008, 49(4): 698–706.
- [25] WANG W, GUO S, LI H, *et al.* Experimental study on the direct/indirect contact energy storage container in mobilized thermal energy system (M – TES) [J]. *Applied Energy*, 2014, 119: 181–189.
- [26] NOMURA T, TSUBOTA M, OYA T, *et al.* Heat release performance of direct – contact heat exchanger with erythritol as phase change material [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2013, 61(2–3): 28–35.
- [27] WANG W, LI H, GUO S, *et al.* Numerical simulation study on discharging process of the direct – contact phase change energy storage system [J]. *Applied Energy*, 2015(150): 61–68.
- [28] GAO L, ZHAO J, AN Q, *et al.* Experiments on thermal performance of erythritol/expanded graphite in a direct contact thermal energy storage container [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 113: 858–866.
- [29] BAQIR A S, MAHOOD H B, HAMEED M S, *et al.* Heat transfer measurement in a three – phase spray column direct contact heat exchanger for utilisation in energy recovery from low – grade sources [J]. *Energy Conversion and Management*, 2016, 126: 342–351.
- [30] BAQIR A S, MAHOOD H B, CAMPBELL A N, *et al.* Measuring the average volumetric heat transfer coefficient of a liquid – liquid – vapour direct contact heat exchanger [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2016, 103: 47–55.
- [31] WANG W, HE S, GUO S, *et al.* A combined experimental and simulation study on charging process of Erythritol – HTO direct – blending based energy storage system [J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 83: 306–313.
- [32] GUO S, ZHAO J, WANG W, *et al.* Experimental study on solving the blocking for the direct contact mobilized thermal energy storage container [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2015, 78: 556–564.
- [33] GUO S, LI H, ZHAO J, *et al.* Numerical simulation study on optimizing charging process of the direct contact mobilized thermal energy storage [J]. *Applied Energy*, 2013, 112: 1416–1423.
- [34] 王宝龙, 石文星, 李先庭. 空调蓄冷技术在我国的研究进展[J]. *暖通空调*, 2010, 40(6): 6–11.
- [35] SUBBAIYER S. Computer simulation of a vapour – compression ice generator with a direct contact evaporator [J]. *ASHRAE Trans*, 1991 (1): 118–126.
- [36] NOMURA T, TSUBOTA M, OYA T, *et al.* Heat storage in direct – contact heat exchanger with phase change material [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2013, 50(1): 26–34.
- [37] 余艳艳. 风电产业激励政策比较以及中国应用探讨[J]. *经济问题探索*, 2015, (2): 120–125.
- [38] GUO S, ZHAO J, YAN J. Techno – economic assessment of mobilized thermal energy storage for distributed users: A case study in China [J]. 2016 88: 656–661.
- [39] MIRÓ L, GASIA J, CABEZA L F. Thermal energy storage (TES) for industrial waste heat (IWH) recovery: A review [J]. *Applied Energy*, 2016, 179: 284–301.
- [40] GUO S, ZHAO J, WANG W, *et al.* Numerical study of the improvement of an indirect contact mobilized thermal energy storage container [J]. *Applied Energy*, 2016, 161: 476–486.

(上接 195 页)

- [4] ABOVE D E. Least squares support vector machine employing model – based methods coefficients for analysis of EEG signals [J]. *Expert Syst Appl*, 2010, 37(1): 233–239.
- [5] SADATI N, MOHSENI H R, MAGHSOUDI A. Epileptic seizure detection using neural fuzzy networks [C]// Canada: IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2006.
- [6] UBEYLI E D. Wavelet mixture of experts network structure for EEG signals classification [J]. *Expert Syst Appl*, 2008, 34(3): 1954–1962.
- [7] UBEYLI E D. Combined neural network model employing wavelet coefficients for EEG signals classification [J]. *Digital Signal Processing*, 2009, 19(2): 297–308.
- [8] LEHNERTZ K. Epilepsy and nonlinear dynamics [J]. *J Biol Phys*, 2008, 34(3–4): 253–266.
- [9] 张静远, 张冰, 蒋兴舟. 基于小波变换的特征提取方法[J]. *信号处理*, 2000, 16(2): 157–162.
- [10] 李潭. 高速列车转向架振动信号多重分形特征提取与故障诊断[J]. *工业控制计算机*, 2015, 28(7): 68–72.
- [11] 刘慧, 谢洪波, 卫星. 基于模糊熵的脑电睡眠分期特征提取与分类[J]. *数据采集与处理*, 2010, 25(4): 484–489.