

联合经验模式分解和混沌理论的稳态视觉诱发电位脑电识别

郭晓冰¹, 徐光华^{1,2,3}, 李辉¹, 谢杰仁¹, 江翰立¹, 张四聪¹

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学精密微纳制造技术全国重点实验室, 710049, 西安; 3. 西安交通大学第一附属医院, 710061, 西安)

摘要: 针对多目标稳态视觉诱发电位(SSVEP)信号识别准确率低、线性识别方法抑制噪声的同时也会抑制信号本身特征等问题,基于经验模式分解对信号的降噪特性、达芬混沌系统对微弱周期信号的敏感性及其噪声的免疫特性,提出了一种非线性多目标 SSVEP 信号识别算法。首先,采用共平均参考算法将多通道 SSVEP 信号融合成单通道信号,通过傅里叶变换求得 SSVEP 信号的相位谱,为达芬混沌系统周期策动力添加相位;接着,采用经验模式分解降噪,将获得的第一个本征模函数输入到达芬混沌系统中,利用基于频谱差异的混沌系统状态判别方法,求解各目标的刺激频率幅值;最后,根据最大刺激频率幅值确定刺激目标,实现了对多目标 SSVEP 信号的识别。研究表明:相较于典型相关分析法,所提非线性信号处理方法的平均识别准确率提高了 7.3%,平均信息传输速率提高了 3.84 bit/min。该研究为探究非线性 SSVEP 信号解码算法提供了新方向。

关键词: 稳态视觉诱发电位;达芬混沌系统;非线性信号处理;经验模式分解

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202406004 **文章编号:** 0253-987X(2024)06-0034-09

Combined Empirical Pattern Decomposition and Chaos Theory for Steady-State Visual Evoked Potential Electroencephalogram Recognition

GUO Xiaobing¹, XU Guanghua^{1,2,3}, LI Hui¹, XIE Jieren¹, JIANG Hanli¹, ZHANG Sicong¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. The First Affiliated Hospital of Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China)

Abstract: Aiming at the problems of low recognition accuracy of multi-target SSVEP signals and suppression of the characteristics of signal while the linear recognition method suppresses noise, this paper proposes a nonlinear multi-objective SSVEP signal recognition algorithm based on the noise reduction characteristics of empirical mode decomposition, Duffing chaotic system's sensitivity to weak periodic signals and the immune characteristics of noise. First, multi-channel SSVEP signals are integrated into single-channel signals by using the co-average reference algorithm. Then, the phase spectrum of SSVEP signal is obtained by Fourier transform, and the phase is added to the periodic dynamics of Duffing chaotic system. After empirical mode decomposition noise reduction, the first eigenmode function obtained is input into Duffing chaotic system, and

the amplitude of each target stimulus frequency is solved by using the chaotic system state discrimination method based on spectral difference. Finally, the stimulus target was determined according to the amplitude of the maximum stimulus frequency and multi-target SSVEP signals are recognized. The results show that the average recognition accuracy of the proposed nonlinear signal processing method is 7.3% higher than that of typical correlation analysis. The information transmission rate increases by 3.84 bit/min. The method provides a new direction for exploring nonlinear SSVEP signal decoding algorithms.

Keywords: steady-state visual evoked potential signals; Duffing chaos system; nonlinear signal processing; empirical mode decomposition

脑机接口(BCI)是指不借助其他辅助手段,使人脑直接与外部设备进行通信的技术。目前,脑机接口使用者能够与外部设备进行通信和控制,且不依赖于周围神经和肌肉^[1]。在各类脑电信号中,稳态视觉诱发电位(SSVEP)信号由于具有采集成本低、记录方便、高时间分辨率等优点,因而获得了广泛的关注和研究。作为一种新型的人机交互方式,基于SSVEP信号的脑机接口系统在很多应用场景下已经实现了直接控制外部设备,例如目前存在的多自由度轮椅^[2]、脑控无人机等。

基于SSVEP信号的脑机接口系统中,其核心技术在于对信号的正确识别分类。SSVEP信号的识别算法通常分为时域、频域和时频域3种形式。时域方法通常包括以典型相关分析(CCA)为代表的各种CCA变体,而基于CCA的时域方法又可分为有监督和无监督两种。其中,有监督方法以模板相关性分析(TRCA)为代表,能够实现对短数据的高准确识别和高信息传输,其缺点是需要事先采集被试者的脑电信号模板,由于脑电信号的时变特性及特异性,导致有监督方法的跨被试效果较差;而无监督方法则以CCA以及滤波器组典型相关分析(FBCCA)为主,该方法不需要被试者的脑电信号模板,跨被试效果也比较好。因此,许多BCI研究要么直接采用标准CCA算法,要么采用标准CCA算法作比较^[3-5],可以说CCA算法在基于SSVEP信号的BCI系统中应用广泛。然而,由于CCA算法为线性方法,在抑制噪声的同时信号本身的特征也会受到抑制,且不同被试者脑电信号差异巨大,导致CCA算法的普适能力不强。频域方法主要包括傅里叶变换(FT)和功率谱密度(PSDA)。PSDA法是检测SSVEP信号^[6]时应用最广泛的技术之一,而傅里叶变换最初针对的是线性信号和平稳信号,因此只有对SSVEP信号进行合理分割,才能假定每段信号是线性和平稳的。时频域分析方法包括短时

傅里叶变换(STFT)及小波变换(WT)。短时傅里叶变换尽管可以采用时频域联合分析SSVEP信号,但由于其窗口大小固定,会导致信号在不同时间段内频谱分辨率的失配问题;而小波变换具有自适应分辨率,可以弥补短时傅里叶变换的不足,但小波变换的准确性严重依赖于基函数的选取,且在多尺度分析时计算复杂度相对较高。

基于混沌系统的信号处理是近20年发展起来的一门新兴交叉学科,Birx等^[7]首先进行了混沌检测微弱信号的初次探索,是混沌系统在信号处理领域的首次应用。Li等^[8]利用混沌系统对海波中的微弱雷达信号进行了检测,但并未进行深入研究。李国正等^[9]利用Lorenz系统,采用驱动-响应法构建同步混沌检测系统,实现了对信号的频率检测。Li等^[10]利用耦合Duffing振子系统,根据振子系统的状态变化实现了微弱信号的检测。赖志慧等^[11]采用变尺度方法,在不改变Duffing振子系统参数的条件下实现了任意频率信号检测。齐雁等^[12]利用达芬混沌系统对噪声的免疫性以及初值条件的敏感性,实现了对轨道移频信号的上下边频、载频以及低频的检测。Leung^[13]利用混沌系统具有有限维的性质,提出了最小相空间体积法,实现了混沌噪声中AR模型的参数估计和正弦信号频率估计。邓宏贵等^[14]利用小波阈值降噪,实现了对微弱周期信号的特征提取,进而实现了对微弱周期信号的检测。牛伟等^[15]利用信号互相关特性实现了对信号的降噪,并将降噪后的信号输入到混沌系统中,提高了航空发动机故障检测的准确性和有效性。Huang等^[16]利用混沌的窄带特性,使用小波多分辨率分析实现了将混沌和掩藏在其中的目标信号分离。孙彦龙^[17]将经验模式分解与双耦合达芬振子相结合,实现了对强噪背景下微弱信号的检测。巩学芳等^[18]提出了一种改进双耦合达芬振子算法,减少了传统模型的计算量。汪金山等^[19]从数值分析角度上对

混沌系统检测微弱信号的原理进行了阐释。张健等^[20]介绍了混沌检测技术的最新进展。石敏等^[21]通过引入检测率概念,实现了对混沌系统信号检测能力的表征。刘彩虹^[22]将混沌系统引入到水下微弱信号的检测中。马程^[23]引入分数阶达芬混沌系统,提高了混沌系统的抗噪能力。刘剑鸣^[24]利用三维混沌系统抗噪能力更高的特性,实现了波形畸变的水声信号检测。魏自明^[25]利用 Liu 系统搭建了混沌系统电路板,实现了混沌系统信号检测的应用。

在 SSVEP 信号解码方面,Zhang 等^[26]利用达芬混沌系统实现了对单目标 SSVEP 信号的识别,并通过实验验证了相较于普通 CCA 算法,达芬混沌系统对脑电信号不敏感者的信号识别准确率更高,但在单目标 SSVEP 信号解码过程中,需要提前已知刺激频率,这会导致信号标签提前暴露;而对于多目标 SSVEP 信号识别,由于刺激频率事先已知,则并不存在标签暴露问题。

因此,为了避免数据标签泄露以及提高多目标 SSVEP 信号的识别准确率,本文提出了一种基于经验模式分解和达芬混沌系统的非线性多目标 SSVEP 信号识别算法。首先,对共平均参考算法融合后的单通道 SSVEP 信号进行经验模式分解,将获得的第一个本征模函数 IMF1 输入到达芬混沌系统中;然后,通过傅里叶变换求得单通道 SSVEP 信号的相位谱,为达芬混沌系统周期策动力添加相位;接着,利用基于频谱差异的达芬混沌系统相变状态判别方法,求解 SSVEP 信号中各刺激频率的幅值;最后,根据最大刺激频率幅值确定刺激目标。

1 算法总体流程

本文提出的基于经验模式分解和达芬混沌系统的多目标 SSVEP 信号识别算法具体步骤如下。

步骤 1 对采集到的多通道 SSVEP 信号进行滤波处理。

步骤 2 采用共平均参考算法对 SSVEP 信号进行通道融合,得到单通道 SSVEP 信号。

步骤 3 通过傅里叶变换求解 SSVEP 信号相位谱,为后续求解 SSVEP 信号的不同频率幅值设置周期策动力相位。

步骤 4 对信号进行经验模式分解降噪,得到第一个本征模函数 IMF1。

步骤 5 将 IMF1 函数输入到达芬混沌系统中求解微分方程,通过基于频谱差异的混沌系统相变状态判别方法,求得不同目标频率信号幅值。

步骤 6 将得到的信号幅值进行比较,确定刺激目标。

算法的总体流程如图 1 所示。下文将对本算法的理论背景及细节开展详细阐述,并通过试验验证展示其优越性。

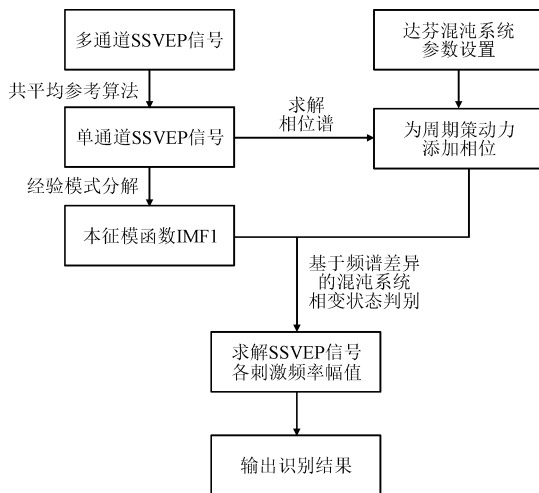


图1 多目标 SSVEP 信号识别算法的总体流程图

Fig. 1 Overall flowchart of multi-objective SSVEP signal recognition algorithm

2 信号预处理

2.1 滤波

由于 SSVEP 信号中存在多种干扰噪声,如眼电、肌电、50 Hz 工频等,因此对获得的原始 SSVEP 信号首先应进行带通滤波。由于本文中所使用 SSVEP 信号的刺激频率范围为 6~14 Hz,且在后续使用 CCA 算法做对比时使用的正余弦信号模板并不涉及高阶谐波,因此选择带通滤波器的频带范围为 2~21 Hz。

2.2 共平均参考算法

由于达芬混沌系统通常处理的是一维信号,因此在对信号进行滤波操作后,需要将多通道 SSVEP 信号进行融合。本文所选择的通道融合算法为共平均参考(CAR),该算法的核心思想是通过差分对信号中的不同信息进行提取,数学公式如下

$$V_1^{\text{CAR}} = V_1 - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n V_j \quad (1)$$

式中: V_1 为所选择的电极电位; V_1^{CAR} 为电极 1 与参考电极的电位差; n 为电极数目; V_j 为第 j 个电极电位。在本文中,所选择的电极的大脑枕区脑电电极 POz。

2.3 经验模式分解

由于 SSVEP 信号的低信噪比会严重影响其相空间结构,从而影响后续基于达芬混沌系统的信号幅

值求解,因此需要对信号进行降噪处理。由于经验模式分解(EMD)作为一种时频信号处理方式,能够通过数据自身的时间尺度信息进行自适应分解,且在处理非线性非平稳信号时具有突出优势,因此本文选择 EMD 分解对获得的单通道 SSVEP 信号进行降噪。

EMD 分解的核心是将信号分解为多个本征模函数 IMF 的叠加,本征模函数必须满足以下两个条件:①函数在整个时间范围内,局部极值点和过零点的数目必须相等或最多相差一个;②在任意时刻点,局部最大值的上包络线和局部最小值的下包络线均值必须为 0。

- EMD 分解的具体步骤如下。
- 步骤 1 标出函数局部极值点。
 - 步骤 2 连接极大值点构成上包络线,连接极小值点构成下包络线。
 - 步骤 3 求解上、下包络线的均值。
 - 步骤 4 用输入信号减去上、下包络线的均值,得到中间信号 h1。

步骤 5 判断 h1 是否满足本征模函数,若不满足,则重复上述过程;若满足,则 h1 可作为 IMF,接下来利用输入信号减去 h1,对所得序列继续重复分解过程。

对上述过程得到的单通道 SSVEP 信号进行 EMD 分解,由于本文后续试验所使用 SSVEP 信号的刺激频率为中低频段 6~14 Hz,且 IMF1 函数已包含了数据的主要频率分量,可以滤除掉部分高频噪声,只使用一个本征模函数也能够能简化计算,因此选择 IMF1 函数作为结果,输入到达芬混沌系统中开展分析。

3 达芬混沌系统构建

3.1 混沌系统参数设置

达芬混沌系统中各参数的选择对 SSVEP 信号识别结果起着至关重要的作用。Holmes 型 Duffing 振子的具体形式可表示如下

$$\ddot{x} + k\dot{x} - x + x^3 = \gamma\cos(\omega t + \varphi) \tag{2}$$

式中: x 、 $\dot{x}$ 、 $\ddot{x}$ 分别为达芬系统振子的位移、速度和加速度; k 为阻尼系数; $-x+x^3$ 为非线性恢复力; γ 为周期策动力幅值; ω 为周期策动力角频率; φ 为周期策动力初始相位; $\gamma\cos(\omega t + \varphi)$ 为混沌系统周期策动力。

在内置周期策动力的作用下,混沌系统会随着力幅值的变化发生改变,导致系统在不同的状态之间变化。在混沌系统所有的状态变化中,混沌态向大尺度周期态的变化具有突变性且相变点唯一,如图 2 所示。当系统处于混沌态时,若将微弱信号引

入到系统中,则会对内置周期策动力产生扰动,可能使得系统状态由混沌态变为大周期态,二者的相空间示意图如图 3 所示,图中曲线即为达芬混沌系统相空间轨迹。图 2 和图 3 均为数值模拟结果,因此相关量无具体单位。

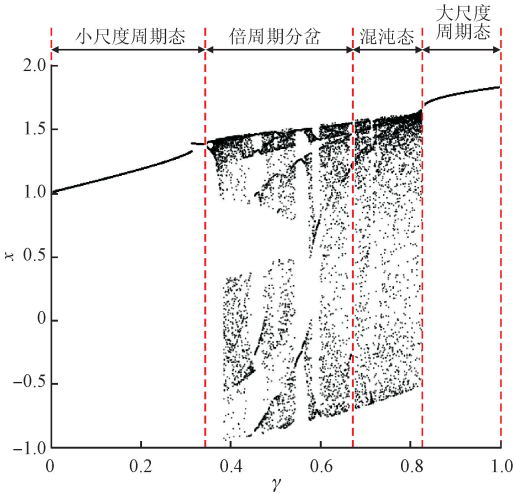
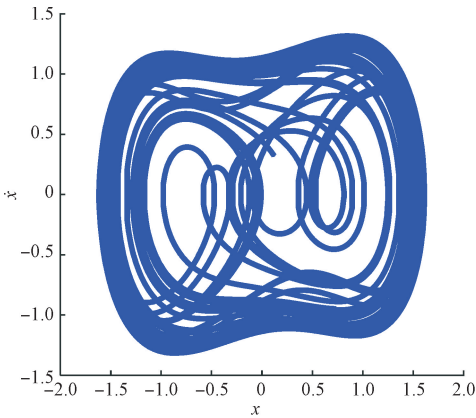
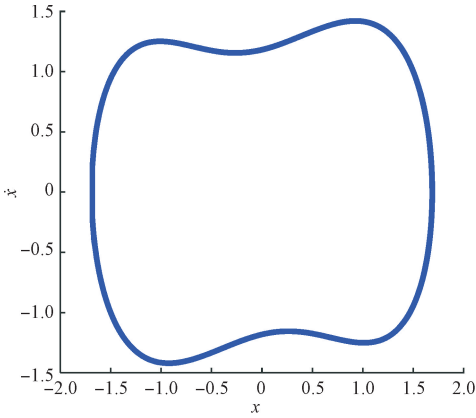


图 2 混沌系统状态分岔图

Fig. 2 Bifurcation diagram of the state of a chaotic system



(a)混沌态



(b)大周期态

图 3 达芬混沌系统不同状态相图

Fig. 3 Phase diagram of different states of the Duffing chaotic system

因此,可根据引入微弱信号后混沌系统状态的变化,实现对微弱信号的检测。利用混沌系统检测周期信号的模型表达式如下

$$\ddot{x} + k\dot{x} - x + x^3 = \gamma \cos(\omega t + \varphi) + S(t) \quad (3)$$

式中: $S(t)$ 为待测信号。

式(3)只能检测单一频率的信号,为了满足对 SSVEP 信号中不同频率信号的幅值检测,需要对式(3)进行尺度变换。令 $t = \omega\tau$, 则 $x(t) = x(\omega\tau) = x_\tau(\tau)$, 其中 $x_\tau(\tau)$ 为经尺度变换后的系统位置变量,将其代入式(3),可以得到

$$\frac{1}{\omega^2} \ddot{x}_\tau(\tau) + \frac{k}{\omega} \dot{x}_\tau(\tau) - x_\tau(\tau) + x_\tau(\tau)^3 = \gamma \cos(\omega\tau + \varphi) + S(\tau) \quad (4)$$

将式(4)写成状态方程形式,表示为

$$\dot{x}_\tau = \omega y \quad (5)$$

$$\dot{y} = \omega[-ky + x - x^3 + \gamma \cos(\omega t + \varphi) + S(t)] \quad (6)$$

式中: y 、 $\dot{y}$ 分别为达芬混沌系统实际使用时的位移和速度。

式(5)和式(6)可满足不同频率信号的检测。但在实际检测中,信号一经采集就已经确定,无法再通过变尺度方法进行重构,因此实际应用中通常采取的做法是设置变尺度系数为信号角频率 ω , 实现对采集信号的尺度变换。

对于实际采样频率为 f_s 、角频率为 ω 的信号,可通过信号角频率 ω 进行尺度变换,变为采样频率为 f_s/ω 、角频率为 1 的信号,此时微分方程求解步长 $h' = \omega/f_s$ 。因此,通过人为调整微分方程求解步长,可将信号的采样时间间隔增大 ω 倍,实现了尺度变换。

通过设置微分求解步长 h' , 可以达到采用一个达芬混沌系统就能识别不同频率 SSVEP 信号的目的。本文所采用的达芬混沌系统方程如下

$$\ddot{x} + 0.5\dot{x} - x + x^3 = 0.826 \cos(t + \varphi) + E_{\text{EEG}}(t) \quad (7)$$

式中: $E_{\text{EEG}}(t)$ 为采集到的脑电信号幅值。

3.2 混沌系统周期策动力相位设置

周期策动力相位对正确识别 SSVEP 信号起着至关重要的作用。对于获得的单通道 SSVEP 信号,采用傅里叶变换可得到信号的相位谱,如图 4 所示。在求解不同刺激频率信号幅值时,需分别为周期策动力添加对应的相位。

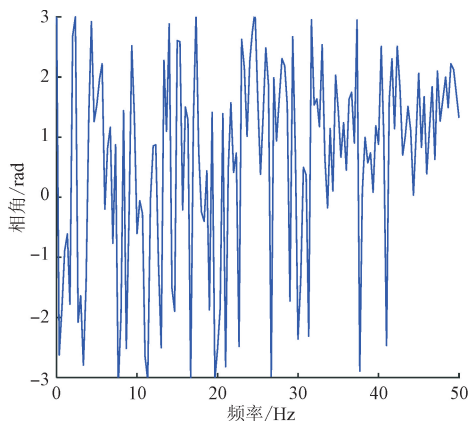


图 4 SSVEP 信号相位谱

Fig. 4 SSVEP signal phase spectrum

在添加达芬混沌系统周期策动力时,力、频率、相位都会影响识别精度。对于本文所采用的混沌系统,力的大小设置为混沌系统相变阈值 0.826。由于采用变尺度法,周期策动力角频率设置为归一化角频率。

3.3 混沌系统相变状态判别

利用达芬混沌系统确定不同刺激频率的信号幅值,关键在于对系统相变状态作出正确判断。传统的方法有直观法和定量法,直观法通过人为观察系统的相轨迹判断系统状态,缺点在于判别准确率低,从而影响识别结果;而定量法需要计算系统的某个特征量,比如李雅普诺夫指数、分数维数、柯尔莫哥洛夫熵等,缺点在于计算量大,时间复杂度高。

文献[26]提出了基于频谱差异的混沌系统状态快速判别算法,该研究表明:当达芬混沌系统处于混沌态时,系统输出变量频谱主峰两侧具有明显的不对称性;而当系统处于周期态时,主峰两侧的数据呈对称分布。本文采用该方法,得到了达芬混沌系统混沌态和周期态下系统输出位置的频谱图,如图 5 所示。基于上述性质,选择对输出变量频谱主峰两侧数据先求和,然后再做比值来判断混沌系统状态。定义混沌系统频谱对称度指标 Z_{SSCS} ,表达式如下

$$Z_{\text{SSCS}} = \frac{\sum_{p=1}^{M-1} Y_p}{\sum_{q=M+1}^{2M-1} Y_q} \quad (8)$$

式中: M 为频谱峰值所对应横坐标的序数; Y_p 、 Y_q 分别为经快速傅里叶变换后横坐标所对应的系统输出。

采用 Z_{SSCS} 指标评价方法能够消除不同量纲带来的影响,理论上只有当此指标为 1 时,才能判断系统处于周期态。但在实际应用过程中,计算误差难

以避免,因此需要人为设定阈值。本文中,阈值设置为 2.5。

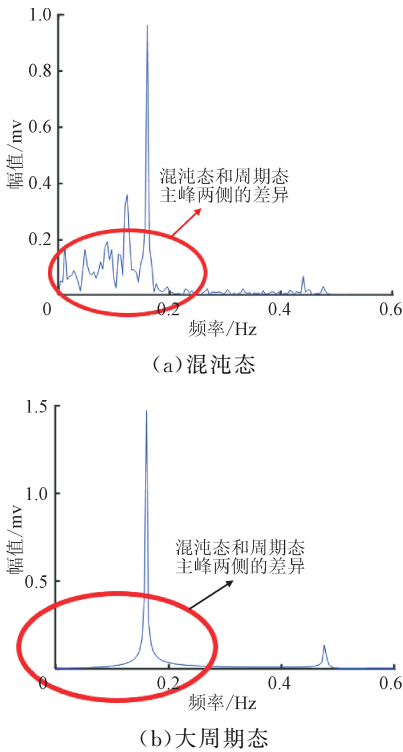


图 5 混沌系统不同状态输出变量频谱图

Fig. 5 Spectrograms of output variables in different states of chaotic systems

3.4 多目标 SSVEP 信号幅值求解

完成达芬混沌系统各项参数的设置后,需要求解 SSVEP 信号中不同刺激频率的信号幅值。基于混沌理论的微弱信号量化检测方法,根据混沌系统方程式(7),将周期策动力设置为临界阈值的0.826,此时的系统正处于混沌态。针对所求解的刺激频率,根据 SSVEP 信号相位谱为周期策动力设置相位,将经过 EMD 分解后的 SSVEP 信号 IMF1 分量输入到混沌系统中,考虑达芬混沌系统状态演化时间,周期策动力作用时间设置为 500 s。由于 SSVEP 信号与周期策动力信号的长度不相等,通过补零方式对 SSVEP 信号进行延拓,采用四阶龙格库塔方法求解达芬混沌系统微分方程,根据输出信号频谱判断混沌系统状态。如果发生相变,则证明信号中含有对应刺激频率的周期信号,此时按固定步长减小周期策动力幅值,直到混沌系统转换为混沌态。周期策动力幅值变化即为 SSVEP 信号中对应刺激频率的信号幅值,通过比较不同刺激频率的信号幅值,最大幅值所对应的刺激频率即为刺激目标。上述过程的算法流程如图 6 所示。

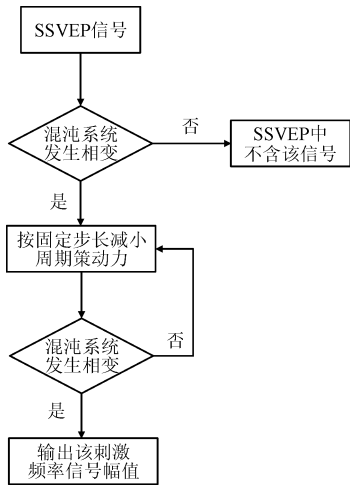


图 6 多目标 SSVEP 信号幅值求解流程

Fig. 6 Multi-objective SSVEP signal amplitude solution process

4 试验验证

4.1 被试者及应用场景

试验共选择 6 名被试者,年龄分布在 20~27 岁,均具有正常或者矫正正常视力。本次试验模拟的应用场景是基于 SSVEP 信号的脑控智能轮椅,该轮椅原型由西安交通大学徐光华教授团队自主开发,如图 7 所示。轮椅具备 5 个功能,包括左转、右转、加速、停止和后退。采集设备选取 g. USBamp 采集系统,采样频率为 1 000 Hz,采集枕区 8 个电极(POz、PO3、PO4、PO5、PO6、Oz、O1 和 O2)的 EEG 信号。

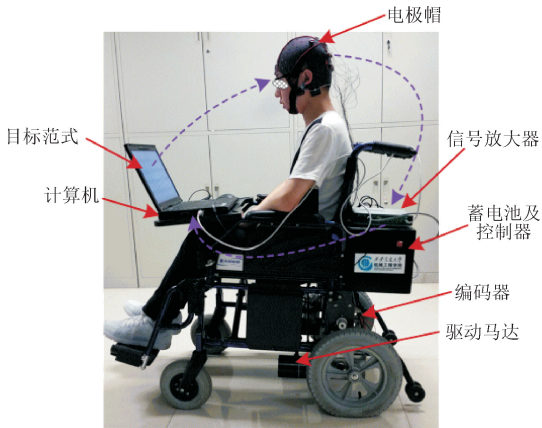


图 7 SSVEP 信号脑控轮椅

Fig. 7 SSVEP signal brain-controlled wheelchair

4.2 试验过程

试验屏幕共呈现 5 个不同频率的刺激范式,被试者在一次试验中只关注一个目标,计算机对采集到的脑电数据进行分析,发送相应的控制指令到脑控轮椅,从而实现相应的动作。刺激范式选择为棋

盘格。每名被试者分别执行两轮试验,在每一轮试验中,被试者需要注视 5 个刺激范式各一次,单次试验开始前有 0.3 s 的视觉提示,然后进行 3 s 的视觉刺激。每次试验间隔,被试者有 0.7 s 的休息时间。具体的试验流程如图 8 所示。

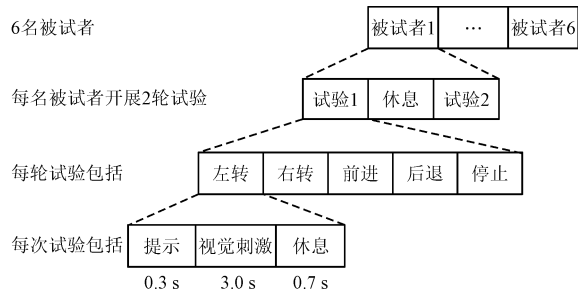


图 8 脑控轮椅试验刺激过程

Fig. 8 BCI wheelchair experimental stimulation process

5 结果分析

5.1 验证 CAR 算法对提高信噪比的有效性

根据文献[27]对于信噪比的描述,噪声可定义为除目标频率外的所有频率频谱振幅平方的平均值,频率范围为 6~14 Hz,间隔为 2 Hz。因此,信噪比 T_{SNR} 的表达式可写为

$$T_{\text{SNR}} = \frac{4A_{f_{\text{target}}}^2}{\sum_{f \neq f_{\text{target}}} A_f^2}$$

(9)

式中: f_{target} 为目标刺激频率; $A_{f_{\text{target}}}$ 为目标刺激频率幅值; A_f 为根据频率 f 得到的频谱振幅。

对采集到的 60 次试验数据进行带通滤波后,选择 POz 作为电极,采用 CAR 算法处理数据,计算得到信号处理前、后信噪比的变化,如图 9 所示。通过配对 t 检验,在显著水平 $p < 0.01$ 的条件下,验证了 CAR 算法对于提高 SSVEP 信号信噪比的有效性。

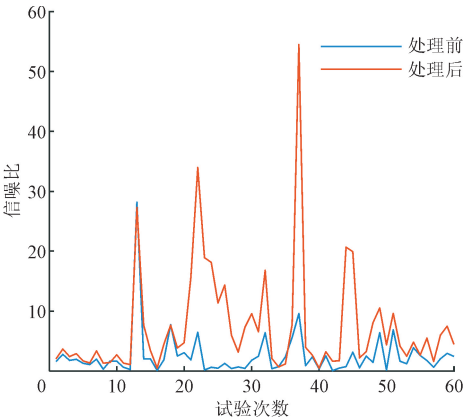


图 9 信号处理前、后信噪比的变化

Fig. 9 Change in SNR before and after signal processing

5.2 准确率

CCA 算法作为一种线性分析方法,在 SSVEP 信号识别中一直占据着主导地位。设置视觉延迟系统时间为 0.15 s,数据长度为 3 s,考虑到本文算法的原理,将其命名为 EMD-Chaos,与 CCA 算法进行对比,得到 2 种算法的准确率如表 1 所示。

表 1 2 种算法的准确率对比

Table 1 Comparison of accuracy of two algorithms

被试者	准确率/%	
	CCA 算法	EMD-Chaos 算法
1	80	80
2	70	90
3	100	90
4	70	80
5	60	80
6	90	90
平均准确率	78.3	85.0

从表 1 可以看出,相较于 CCA 算法,本文算法的平均准确率提高了 6.7%,且在 6 名被试者的识别中,有 3 名被试者的准确率高于 CCA 算法,仅 1 名被试者的准确率低于 CCA 算法,充分表明了本文算法的优越性。

5.3 信息传输速率

信息传输速率(ITR)是衡量脑机接口系统的一个重要指标,为了更好地体现本文算法的优越性,分别采用 CCA 算法和本文算法开展计算,得到的信息传输速率列于表 2。

表 2 2 种算法的信息传输速率对比

Table 2 Comparison of information transfer rates of two algorithms

被试者	信息传输速率/(bit · min ⁻¹)	
	CCA 算法	EMD-Chaos 算法
1	24.00	24.00
2	16.81	33.06
3	46.44	33.06
4	16.81	24.00
5	11.02	24.00
6	33.06	33.06
平均传输速率	24.69	28.53

由于视觉系统延迟时间为 0.15 s,实际应用于目标识别的数据长度为 2.85 s,因此用于计算 ITR 的数据长度应为 3 s。定义信息传输速率 S_{ITR} 的表达式如下

$$S_{\text{ITR}} =$$

$$\left(\log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 \frac{1 - P}{N - 1} \right) (60/T) \quad (10)$$

式中: N 为目标数; P 为算法识别准确率; T 为信号长度。

由表2可见,相较于CCA算法,本文算法的平均传输速率提高了3.84 bit/min,且在6名被试者的识别中,仍有3名被试者的信息传输速率高于CCA算法,只有1名被试者的信息传输速率低于CCA算法,同样验证了本文算法的显著优势。

6 结 论

(1)提出了一种基于EMD分解和达芬混沌系统的非线性多目标SSVEP信号识别算法,利用共平均算法和EMD分解对信号的降噪特性,以及达芬混沌系统对微弱周期信号的敏感特性和对噪声的免疫特性,求得SSVEP信号中各刺激频率信号的幅值,并通过对比确定幅值所在频率从而判断被试者所注视的目标。

(2)通过试验验证,发现相较于典型相关分析CCA法,本文算法的平均准确率提高了6.7%,平均传输速率提高了3.84 bit/min。

(3)区别于文献[28]提出的通过阈值筛选多个EMD本征模函数进行SSVEP信号识别,本文只采用第一个本征模函数IMF1进行SSVEP信号后续的分析与识别,既减少了不同被试者阈值设置所存在的误差,提高了识别稳定性,又减少了计算复杂度,提高了整个系统识别效率。

本文为探索多目标SSVEP信号非线性解码算法提供了新的方向,未来的工作将会以此为参考,缩短SSVEP信号使用长度,实现短时识别。

参考文献:

- [1] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, HEETDERKS W J, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 2000, 8(2): 164-173.
- [2] LI Jie, JI Hongfei, CAO Lei, et al. Evaluation and application of a hybrid brain computer interface for real wheelchair parallel control with multi-degree of freedom [J]. International Journal of Neural Systems, 2014, 24(4): 1450014.
- [3] BISHT A, SRIVASTAVA S, PURUSHOTHAMAN G. A new 360° rotating type stimuli for improved SS-

- VEP based brain computer interface [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 57: 101778.
- [4] LIN Ke, CINETTO A, WANG Yijun, et al. An online hybrid BCI system based on SSVEP and EMG [J]. Journal of Neural Engineering, 2016, 13(2): 026020.
- [5] MORA N, DE MUNARI I, CIAMPOLINI P, et al. Plug & play brain-computer interfaces for effective active and assisted living control [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2017, 55(8): 1339-1352.
- [6] ANGRISANI L, ARPAIA P, ESPOSITO A, et al. A wearable brain-computer interface instrument for augmented reality-based inspection in industry 4.0 [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(4): 1530-1539.
- [7] BIRX D L, PIPENBERG S J. Chaotic oscillators and complex mapping feed forward networks (CMFFNs) for signal detection in noisy environments [C]//[Proceedings 1992] IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1992: 881-888.
- [8] LI B X, HAYKIN S. Chaotic detection of small target in sea clutter [C]//[1993 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1993: 237-240.
- [9] 李国正, 谭南林, 苏树强, 等. 基于Lorenz混沌同步系统的未知频率微弱信号检测 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(5): 155-161.
- LI Guozheng, TAN Nanlin, SU Shuqiang, et al. Unknown frequency weak signal detection based on Lorenz chaotic synchronization system [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(5): 155-161.
- [10] LI Ning, LI Le, YANG Dongsheng, et al. The research of weak fault signal detection based on the duffing oscillator coupled synchronization [C]//[2011 Fourth International Workshop on Chaos-Fractals Theories and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 319-323.
- [11] 赖志慧, 冷永刚, 孙建桥, 等. 基于Duffing振子的变尺度微弱特征信号检测方法研究 [J]. 物理学报, 2012, 61(5): 60-68.
- LAI Zhihui, LENG Yonggang, SUN Jianqiao, et al. Weak characteristic signal detection based on scale transformation of Duffing oscillator [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(5): 60-68.
- [12] 齐雁, 武晓春. 基于Duffing振子的轨道移频信号检测方法研究 [J]. 铁道标准设计, 2015, 59(3): 106-109.

- QI Yan, WU Xiaochun. Duffing oscillator based track frequency-shift signal detection [J]. Railway Standard Design, 2015, 59(3): 106-109.
- [13] LEUNG H. Sinusoidal frequency estimation in chaotic noise [J]. ICASSP, 1995, 2(3): 1344-1347.
- [14] 邓宏贵, 曹文晖, 杨兵初, 等. 基于混沌理论和小波变换的微弱周期信号检测方法 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(5): 1773-1779.
- DENG Honggui, CAO Wenhui, YANG Bingchu, et al. Weak periodical signal detection based on wavelet threshold de-noising and chaos theory [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012, 43(5): 1773-1779.
- [15] 牛伟, 郭阳明, 王森, 等. 基于混沌振子阵列的航空发动机早期故障检测方法 [J]. 航空计算技术, 2022, 52(2): 9-12.
- NIU Wei, GUO Yangming, WANG Sen, et al. Early fault detection method of aero-engine based on chaotic oscillator array [J]. Aeronautical Computing Technique, 2022, 52(2): 9-12.
- [16] HUANG Xiangao, XU Jianxue, HUANG Wei, et al. Unmasking chaotic mask by a wavelet multiscale decomposition algorithm [J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2001, 11(2): 561-569.
- [17] 孙彦龙. 基于达芬振子的微弱机械故障信号检测及特征提取方法 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2016.
- [18] 巩学芳, 徐武德, 马芳兰, 等. 基于改进双耦合 Duffing 振子的微弱信号检测方法 [J]. 自动化与仪器仪表, 2022(10): 42-45, 50.
- GONG Xuefang, XU Wude, MA Fanglan, et al. Weak signal detection method based on improved dual-coupling duffing vibrator [J]. Automation & Instrumentation, 2022(10): 42-45, 50.
- [19] 汪金山, 汪晓东, 施晓钟, 等. 基于 Duffing 混沌系统微弱信号检测的数值分析 [J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(S1): 33-34.
- WANG Jinshan, WANG Xiaodong, SHI Xiaozhong, et al. Numerical analysis for weak signal detection based on duffing chaotic system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(S1): 33-34.
- [20] 张健, 王竹萍, 吕宁, 等. 基于混沌理论的检测技术进展 [J]. 电子器件, 2005, 28(2): 307-311.
- ZHANG Jian, WANG Zhuping, LÜ Ning, et al. Development of detection technology based on chaos theory [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2005, 28(2): 307-311.
- [21] 石敏, 陈迎春, 龔应华. 不同信噪比下混沌系统弱信号检测性能分析 [J]. 舰船电子工程, 2018, 38(2): 124-127.
- SHI Min, CHEN Yingchun, GUO Yinghua. Performance analysis of weak signal detection based on chaotic system under different Snr [J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(2): 124-127.
- [22] 刘彩红. 基于 Duffing 混沌系统的弱信号检测 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
- [23] 马程. 基于分数阶混沌系统的微弱信号检测 [D]. 广州: 暨南大学, 2014.
- [24] 刘剑鸣. 带有余弦函数的三维混沌弱信号检测系统及电路实现 [J]. 计量学报, 2019, 40(2): 306-314.
- LIU Jianming. Three dimensional chaotic weak signal detection system with cos function and its circuit implementation [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(2): 306-314.
- [25] 魏自明. 基于混沌弱信号检测的声波通信系统研究 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017.
- [26] ZHANG Kai, XU Guanghua, DU Chenghang, et al. Weak feature extraction and strong noise suppression for SSVEP-EEG based on chaotic detection technology [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2021, 29: 862-871.
- [27] LI Hui, XU Guanghua, LI Zejin, et al. A precise frequency recognition method of short-time SSVEP signals based on signal extension [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2023, 31: 2486-2496.
- [28] OJHA M K, MUKUL M K. A novel approach based on EMD to improve the performance of SSVEP based BCI system [J]. Wireless Personal Communications, 2021, 118(4): 2455-2467.

(编辑 李慧敏 刘杨)