

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902800

基于脑电自回归预测的实时相位估计方法^{*}

陈 妮^{1,2} 覃玉荣³ 孙鹏飞³
(1. 广西大学 电气工程学院 南宁 530004; 2. 广西医科大学 生物医学工程系 南宁 530021;
3. 广西大学 计算机与电子信息学院 南宁 530004)

摘 要:经颅电刺激(transcranial electric stimulation, TES)等无创刺激方式在与大脑内在神经电活动锁相时,能更有效的调节神经振荡活动。由于脑电(electroencephalogram, EEG)信号复杂的时变性,现有的方法难以同时满足相位估计精度和实时性的要求。为此,提出一种用于锁相刺激系统的实时相位估计方法。该方法对 EEG 信号进行自回归(autoregressive, AR)建模,然后利用 AR 模型预测 EEG 信号并进行相位特征点识别,再通过相位特征点计算出待刺激点的相位。采用该方法对 20 名受试者(年龄 20~36 岁,男性 12 名,女性 8 名)的闭眼静息 EEG 数据进行分析,发现该方法的性能与模型系数更新时长、预测步长及 EEG 的窄带功率大小有关,对高窄带功率的 EEG 数据具有更优性能;在最佳模型参数下(模型系数更新时长为 5 s、预测步长为 30),20 名受试者的平均锁相指数(phase locking value, PLV)为 0.968,平均相位误差(average phase error, APE)为 13.33°。相对于平均周期法,该方法具有更高的 PLV 值和更低的相位误差,可用于闭环锁相经颅电刺激仪器的研发。

关键词: 自回归模型;脑电;相位估计;锁相;TES

中图分类号: TN98;TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

Real time phase estimation method based on autoregressive prediction of EEG

Chen Ni^{1,2} Qin Yurong³ Sun Pengfei³
(1. College of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China; 2. Department of Biomedical Engineering, Guangxi Medical University, Nanning 530021, China; 3. School of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: When the non-invasive stimulation such as transcranial electric stimulation locks phases with the intrinsic neural electrical activity in the brain, the neural oscillatory activity can be regulated in a more effective manner. Due to the complex time-variation of EEG signal, the existing methods cannot meet the accuracy of phase estimation and real-time performance of the system at the same time. In this paper, a real-time phase estimation method for phase-locked stimulus system was proposed. In this method, the EEG signal was modeled by autoregressive (AR), then the AR model was used to predict the EEG signal and identify the phase feature points, and the phase to be stimulated was calculated by the phase feature points. The method was used to analyze the closed eye resting EEG of 20 subjects (aged 20~36, male 12, female 8) and it was found that the performance of the method is related to the updating time of the model coefficient, the prediction step and the narrow-band power of the EEG. It had better performance for the EEG with higher narrow-band power. Under the optimal model parameters (the updating time of the model coefficient was 5 s and the predicted step length was 30), the average phase locking value (PLV) of the 20 subjects was 0.968, and the average phase error was 13.33. Compared with the average period method, this method has higher PLV value and lower phase error, which can be used in the development of closed-loop phase-locked electric stimulator.

Keywords: autoregressive model; EEG; phase estimation; phase locked; TES

0 引言

近年研究发现,经颅电刺激(transcranial electric stimulation, TES)等无创脑刺激技术可以调节大脑活动的节律特征,影响人类的感知和认知,在改善认知功能和治疗认知障碍方面具有广泛的应用前景^[1-6]。以往的刺激模式不考虑刺激时大脑的活动状态,通常以一种开环的方式给大脑施加刺激。然而,开环刺激方式存在个体间效应异质性问题,相同的刺激方案只在约 50% 的受试者中产生治疗效果^[7-8]。相关研究认为当刺激器在开环方式下工作时,所施加的刺激与内在大脑活动之间的同步程度是可变的^[9-10]。因此,闭环刺激方式被认为是更有效的刺激方案^[10-12]。该方式通过实时分析当前的脑电(electroencephalogram, EEG)相位并在特定的相位点施加刺激,提高刺激与内在大脑活动之间同步程度的稳定性。这种刺激方式也称为闭环锁相刺激。

实现闭环锁相刺激系统的关键是实时获取当前脑电活动的相位信息^[13-16]。然而,由于系统软硬件的延时,采集到的 EEG 信号并不是实时的,实时的 EEG 信号通常采用预测的方式获得。因此,刺激信号的生成过程包括先计算采集到的一段 EEG 数据的平均周期,根据周期与相位的关系预测得到待刺激点的相位,通过延时控制刺激器在预设的相位时间点上输出刺激信号。其中平均周期的计算方法主要有快速傅里叶变换或过零检测,这两种方法在闭环经颅交流/直流电刺激系统中均有应用^[14-16]。文献[14]采用快速傅里叶变换(FFT)预测待刺激相位,计算时延不到 1 ms。文献[16]在闭环经颅交流电刺激系统中对比了希尔伯特变换、基于自回归(autoregressive, AR)的希尔伯特变换、过零检测 3 种相位估计方法的时延,发现希尔伯特变换和基于自回归的希尔伯特变换的计算时延相近,在 1 s 的数据时间窗内时延约为 10~12 ms,而相同条件下过零检测法的时延不到 0.5 ms。平均周期法短时延的特点使其在闭环锁相刺激系统中获得了普遍应用。但由于 EEG 信号复杂的时变性,采用平均周期法预测得到的相位精度仍有待提高^[17]。希尔伯特变换等方法具有较高的相位计算精度,但计算时延较长,会降低系统的实时性能^[14]。由此可见,现有的方法难以同时满足系统实时性和相位估计精度的要求。然而,实时精确的相位估计是闭环锁相刺激系统的一项重要性能指标,这会直接影响刺激对大脑神经活动的调控效果。

为此,本文提出了一种应用于闭环锁相电刺激系统的相位估计方法。该方法通过自回归模型进行 EEG 信号预测,采用阈值法识别预测信号的相位特征点;依据预测相位特征点及前一个已知相位特征点之间的时间差和

相位差,计算出两个相邻相位特征点时间间隔(TIBP)内任意时刻的相位值。该方法与平均周期法相比,具有更高的瞬时相位预测精度。

1 方法设计

本文所提出的基于自回归的相位预测方法(phase prediction based on autoregressive, PP-AR)主要包括 EEG 信号的窄带滤波、自回归建模、相位计算及相位特征点识别 4 部分。

1.1 窄带滤波方法

人脑中不同频段的神经振荡与特定的认知功能有紧密的联系^[18],如 theta 频段(4~7 Hz)与认知控制和注意采样有关,alpha 频段(8~12 Hz)与注意的抑制和选择相关。锁相刺激的实施通常是针对某一特定的频段,并且瞬时相位的估计也是针对窄带信号而言的。因此,对采集到的脑电信号先用有限冲激响应(finite impulse response, FIR)滤波器进行窄带滤波,然后再进行瞬时相位估计。

考虑到不同受试者在特定频段的脑电中心频率存在差异,且同一受试者在一段较长时间内脑电中心频率也会发生偏移^[14]。因此,滤波带宽根据实际的脑电信号来设置。实现方法如下:对实时采集到的脑电数据先进行快速傅里叶变换,依据预先设定的频段计算该频段的峰值功率,以峰值功率对应的频率作为窄带滤波的中心频率 f_{center} ,取 $f_{\text{center}} = \pm 2$ Hz 作为 FIR 带通滤波器的截止频率。

1.2 自回归建模

尽管脑电信号具有时变性,但其在短时间内认为是平稳的,且基于自回归建模的脑电信号分析已获得了广泛应用^[19-20]。自回归建模的原理为假设观测序列可表示为平稳信号与白噪声的叠加,则序列 $\{x_i\}$ 中,第 i 个 x 值与前 p 个 x 值之间的关系可表示为:

$$x_i = a_1 x_{i-1} + a_2 x_{i-2} + a_3 x_{i-3} + \cdots + x_{i-p} + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中: $a_1, a_2, a_3, \cdots, a_p$ 为自回归模型系数; p 为 AR 模型阶数, ε_i 表示 AR 模型残差,是均值为 0、方差为 σ^2 的白噪声序列。AR 模型的系数估计,常用的有 Yule-Walker 法、最小二乘估计、Burg 方法等。本文采用 Yule-Walker 法来估计 AR 模型系数。

1.3 相位计算方法

相位的计算方法为先确定 4 个相位特征点对应的时刻,再利用相邻相位特征点之间的时间差及相位差,计算出该时间间隔内任意时刻的相位值。相位特征点的示意图如图 1 所示。

图 1 中 T_n, T_{n+1}, T_{n+2} 和 T_{n+3} 为本文设定的 4 个相位

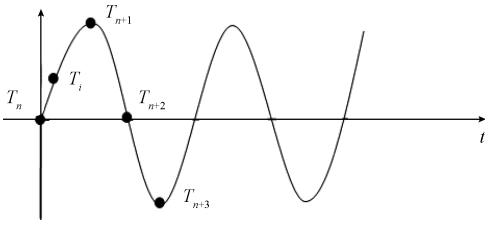


图1 相位特征点示意图

Fig. 1 Schematic diagram of phase feature points

特征点,分别对应于信号波形的上过零点、波峰、下过零点和波谷,其相位值分别为 0 、 $\pi/2$ 、 π 和 $3\pi/2$ 。 T_i 时刻的相位计算方法为:

$$\phi_i = (\phi_{n+1} - \phi_n) \cdot (T_i - T_n) / (T_{n+1} - T_n) \quad (2)$$

式中: ϕ_i 为 T_i 时刻的相位; ϕ_{n+1} 为 T_{n+1} 时刻的相位; ϕ_n 为 T_n 时刻的相位。以图1为例, T_n 为上零点, T_{n+1} 为波峰,则 $(\phi_{n+1} - \phi_n)$ 为 $\pi/2$ 。

1.4 相位特征点识别

本文共设定了4个相位特征点,分别对应于时域波形的上过零点、波峰、下过零点和波谷。其识别过程如下。

1) 波峰点和波谷点的识别。设采集到的脑电数据点为 V_i ,判断 V_i 与 V_{i+1} , V_{i+1} 与 V_{i+2} 的关系。若 $V_{i+1} > V_i$ 且 $V_{i+1} > V_{i+2}$,则 V_{i+1} 点为波峰点;若 $V_{i+1} < V_i$ 且 $V_{i+1} < V_{i+2}$,则 V_{i+1} 点为波谷点。

2) 过零点识别采用阈值法。设采集到的脑电数据点为 V_i ,判断 V_i 与阈值电压 U_T 的关系,若 $V_i > U_T$ 且 $V_{i-1} < U_T$,则 V_i 为上过零点;若 $V_i < U_T$ 且 $V_{i-1} > U_T$ 则 V_i 为下过零点。

考虑到实际采集的脑电信号基线并不一定位于零电压处, U_T 值设定为已采集到的2s脑电数据所有波峰处和波谷处电压值的平均。

1.5 PP-AR 方法

在上述分析的基础上,PP-AR 方法的实现流程如图2所示。

本文侧重于对算法性能的验证,采用的测试数据为1min闭眼静息的离线 EEG 信号^[14-16]。算法实现过程如下:首先从1min的 EEG 中选取长度为 L 的数据进行分析,对长度为 L 的 EEG 做 FFT 变换得到中心频率然后进行窄带滤波,再取长度为 $L/4$ 的数据进行 AR 建模;接着采用 AR 模型对余下 $(3/4) \cdot L$ 的 EEG 进行预测,预测时长至少为 $T/4$ (T 为滤波后 EEG 的平均周期);对预测数据做30阶平滑处理后再进行相位特征点识别,平滑处理是为了解决 AR 预测步长过长而引起的数据畸变;再根据相位特征点计算出预测数据的相位值;由于 FIR 滤波会带来相位延迟,最后需要将估计的相位值减去相位延迟以实现相位校正。

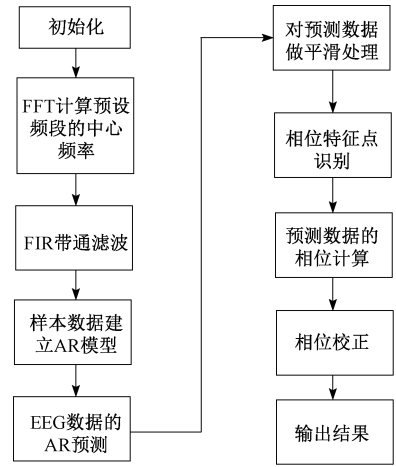


图2 PP-AR 法的实现流程

Fig. 2 Procedure of PP-AR method

相位延迟的计算公式如下:

$$T_p = (N - 1/2) * T \quad (3)$$

式中: T_p 代表相位延迟; N 代表滤波器系数的个数; T 代表采样周期。本文 $N=9$, $T=0.001$ s。

1.6 PP-AR 方法的评估

采用1.3和1.4节描述的方法估计真实 EEG 的相位。以真实 EEG 的相位为基准,通过相位误差、锁相指数来评估 PP-AR 法的性能,并与平均周期法的计算结果进行对比。

$$\Delta\phi(n) = \|\phi_a(n) - \phi_b(n)\| \quad (4)$$

$$PLV = 1/N \left\| \sum_{n=1}^N e^{j(\Delta\phi(n))} \right\| \quad (5)$$

式中: $\Delta\phi(n)$ 是预测 EEG 和真实 EEG 之间的相位差,即是相位误差; $\phi_a(n)$ 代表真实 EEG 的相位; $\phi_b(n)$ 代表预测 EEG 的相位; PLV 代表锁相指数; N 表示样本总数。相位误差是对预测相位精度的衡量,相位误差越小代表预测精度越高;而锁相指数则是代表预测 EEG 与真实 EEG 之间相位差的稳定程度,锁相指数越大表示相位差越稳定,刺激与大脑之间的锁相程度越好。

2 方法验证及比较

参照文献[14,16]的方法,采集20名受试者1min的静息态脑电进行算法性能测试。

2.1 实验数据获取

20名受试者志愿参与实验,年龄20~36岁,男性12名,女性8名,裸眼或矫正后视力正常,个人及家族无精神病史和癫痫病史,实验前签署知情同意书。实验计划获得广西大学伦理委员会批准。

采集设备:美国 Neuroscan 32 导脑电采集设备,系统采样率为1kHz,带通滤波范围为0.5~35Hz。按照10~

20 系统的标准放置脑电电极,以 AFz 为参考点,记录 32 导联的 EEG。

数据采集过程:实验在黑暗、安静的室内进行,室内温度控制在 26 ℃,受试者坐在舒适的椅子上,记录其闭眼、放松、清醒状态下的 EEG,记录时长为 1 min。

2.2 方法验证

在 AR 建模前,对 20 名受试者 O_z 点的静息态 EEG 采用 adftest 函数做平稳性检验,autocorr 函数做白噪声检验。所有受试者的数据均满足平稳性及非白噪声的要求。采用实验测试的方法进行模型阶数确定^[20]。经过多次测试,确定模型阶数为 10,用于 AR 建模的数据长度为待处理数据长度的 1/4。

PP-AR 方法主要包括窄带滤波、AR 预测、相位特征点识别及相位计算 4 部分。图 3 所示为 1 名受试者 2 s 静息态 EEG 在各个计算部分的结果。

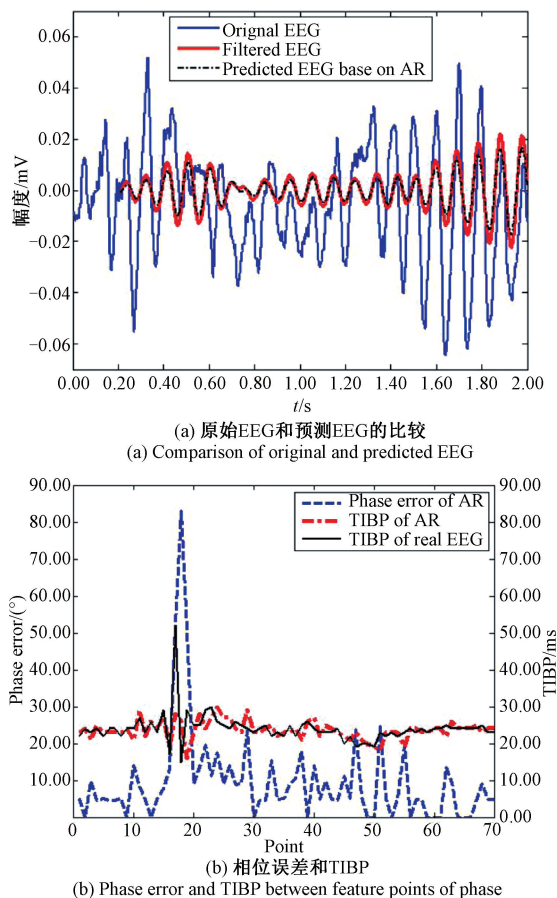


图 3 PP-AR 法各计算部分的结果

Fig. 3 Calculation results of each part of PP-AR method

图 3(a)为原始 EEG、滤波 EEG 及 AR 预测 EEG 的波形比较(预测步长为 30)。可以看到预测 EEG 与滤波 EEG 在波形突变处、波峰及波谷点附近存在差异,其余地方波形基本吻合,说明 AR 模型能较好地进行滤波 EEG 预测。图 3(b)的横轴为相位特征点序号;纵轴左为

相位误差;纵轴右为相位特征点的时间间隔(time interval between phase feature points, TIBP)。从图 3(b)可以看到,真实 EEG 的 TIBP 在 17~20 序号范围内突然增大,AR 预测得到的 TIBP 与真实值存在较大误差。相应地,可以在该序号范围观察到相位误差增大,其他相位特征点处的相位误差较小,误差值在 10°附近波动。

2.3 方法性能及比较

为了解 PP-AR 法的性能,接下来采用该方法对 20 名受试者 alpha 频段的静息态 EEG 进行分析,通过平均相位误差(average phase error, APE)和平均锁相指数(phase locking value, PLV)两项指标,观察相关计算参数对 PP-AR 法性能的影响,结果如图 4、5 所示。然后选取最佳参数,进行 PP-AR 和平均周期法的计算性能比较。

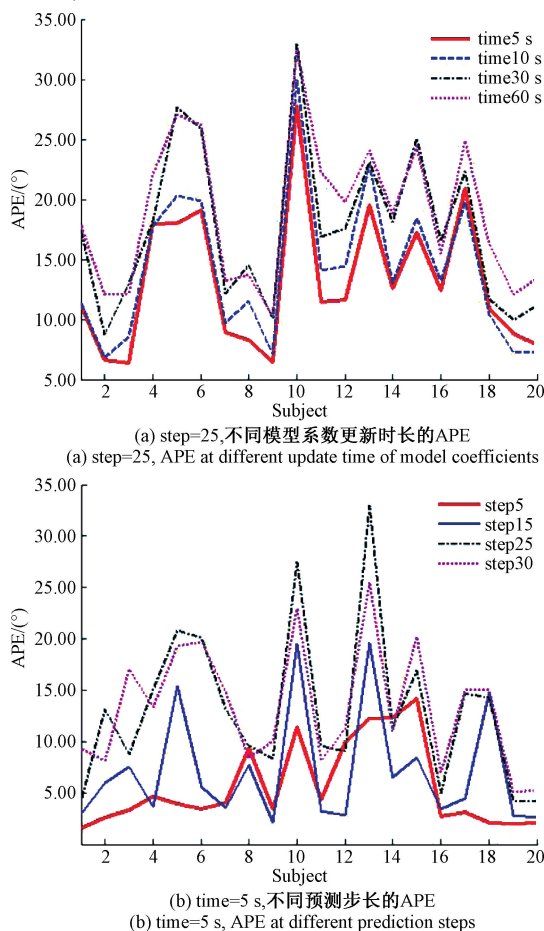


图 4 20 名受试者的 APE

Fig. 4 APE of 20 subjects

1) 模型系数更新时长和预测步长对 PP-AR 法性能的影响

由图 4 可以看到,模型系数更新时长和预测步长越短, APE 越小。

由图 5 可以看到,模型系数更新时长和预测步长越短, PLV 值越大。

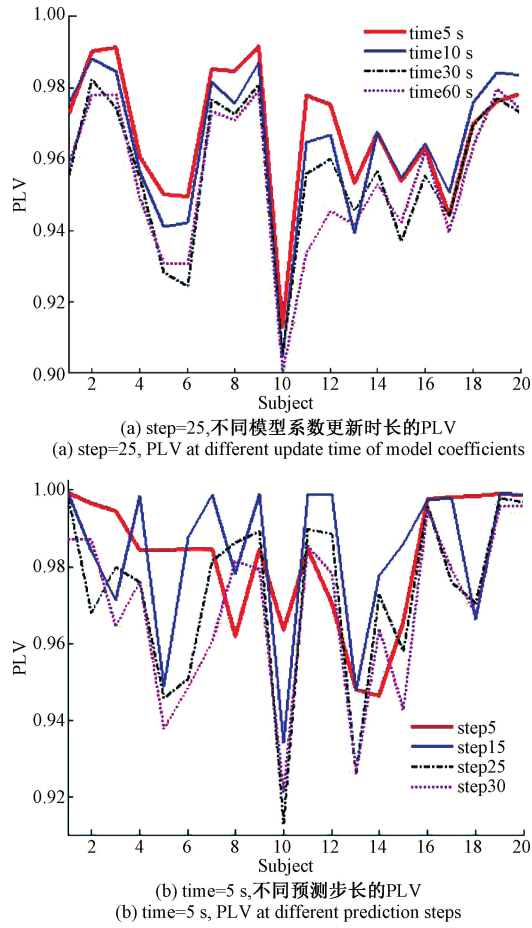


图5 20名受试者的 PLV

Fig. 5 PLV of 20 subjects

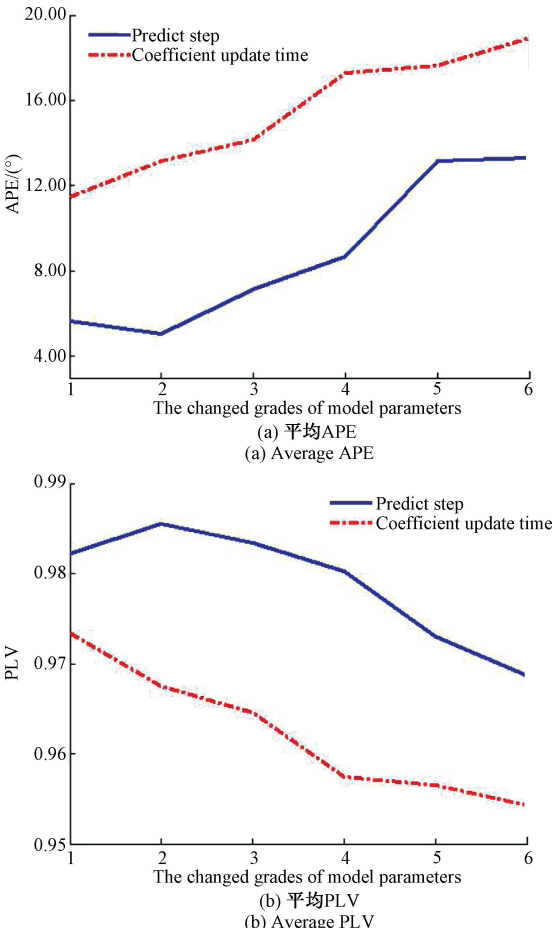


图6 20名受试者的平均 APE 及 PLV

Fig. 6 Average APE and PLV of 20 subjects

不同计算参数下,对 20 名受试者的 APE 和 PLV 取平均,结果如图 6 所示。图 6(a)为更新时长为 2、5、10、20、30、60 s 的 APE,图 6(b)为预测步长为 5、10、15、20、25、30 的 PLV。红线代表不同模型系数更新时长的计算结果,蓝线代表不同预测步长的计算结果。可以看到,随着模型系数更新时长和预测步长的增加,APE 逐渐增大,PLV 值逐渐减小。

尽管较短的模型系数更新时长可以提高相位估计精度,但频繁地更新模型系数会增加算法时延,影响系统的实时性能。alpha 频带锁相刺激的计算参数设置如下:模型系数更新时长设为 5~10 s;预测步长设为 25~30,也将 5 s 的模型系数更新时长和 30 的预测步长称为最佳模型参数。

从以上结果还发现 APE 和 PLV 值在不同受试者中存在差异,这可能是由于个体脑电特征差异引起的。接下来进一步探讨受试者的 EEG 窄带功率大小与 PP-AR 法性能的相关性。

2) EEG 窄带功率对 PP-AR 法性能的影响

图 7 所示为 20 名受试者在 alpha 频带的功率值。可

以看到,alpha 频带的功率在受试者间存在差异。例如受试者 10 的 alpha 功率值偏低,从图 4 和 5 看到,相对于其他受试者,序号为 10 的受试者 APE 较大而 PLV 较小。计算 alpha 频带功率与 APE、PLV 之间的相关系数,结果如表 1 和 2 所示。可以看到 alpha 频带功率与 APE、PLV 之间存在较大的相关性。

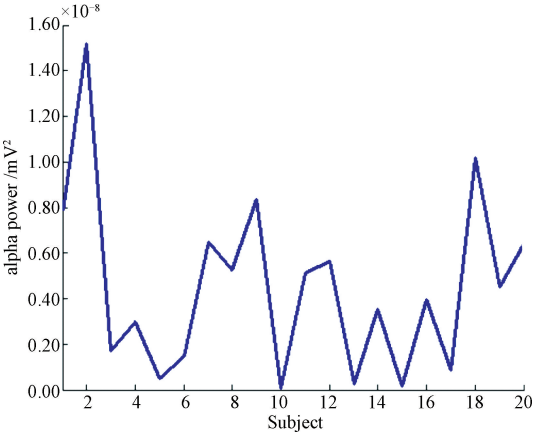


图7 20名受试者在 alpha 频带的功率

Fig. 7 20 subjects' power in the alpha band

表 1 不同模型系数更新时长的相关系数
Table 1 Correlation coefficient at different update time of model coefficients

模型系数更新时长	5 s	10 s	30 s	60 s
APE	-0.699	-0.729	-0.766	-0.679
PLV	0.669	0.703 9	0.711	0.624

表 2 不同预测步长的相关系数

Table 2 Correlation coefficient at different prediction steps

预测步长	5	15	25	30
APE	-0.560	-0.458	-0.583	-0.717
PLV	0.520	0.465	0.577	0.692

静息态 EEG 的功率主要集中在 alpha 频带, beta 频带的功率值要小很多。图 8 所示为 alpha 和 beta 频带 EEG 的 PP-AR 计算性能比较。与 alpha 频带相比, beta 频带的 APE 更大、PLV 值更小。由此说明 PP-AR 法对窄带功率较高的 EEG 信号具有更好的相位估计精度。

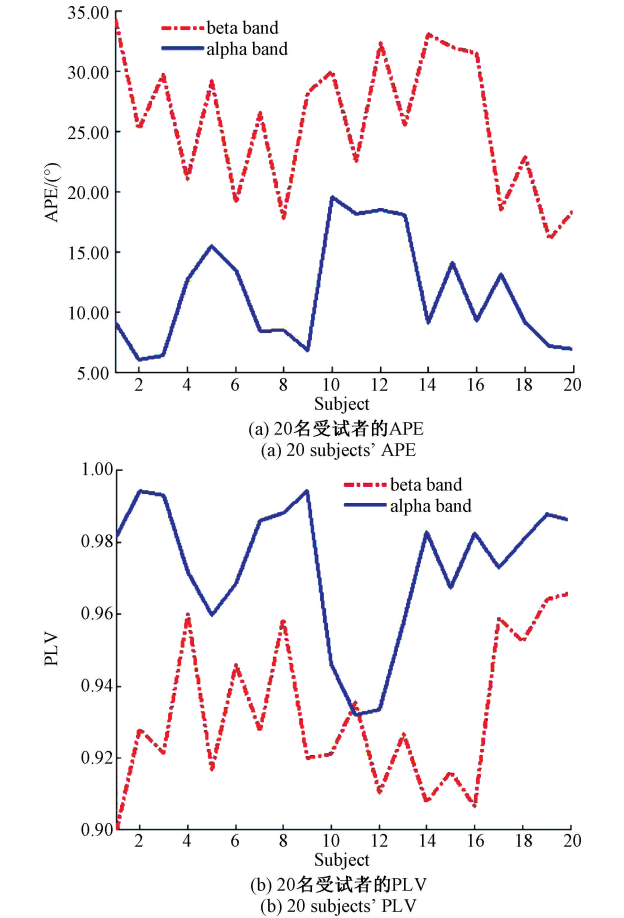


图 8 不同频带的 APE 及 PLV

Fig. 8 APE and PLV in different frequency bands

3) 与平均周期法的比较

对 20 名受试者的静息态 EEG 采用平均周期法进行相位估计, 并将计算结果与 PP-AR 法进行比较。

图 9 所示为 1 名受试者 5 s 静息态 EEG 相位特征点处的 TIBP 和相位误差。可以看到, PP-AR 法能更好地跟踪真实 TIBP 的变化并且相位误差较小。

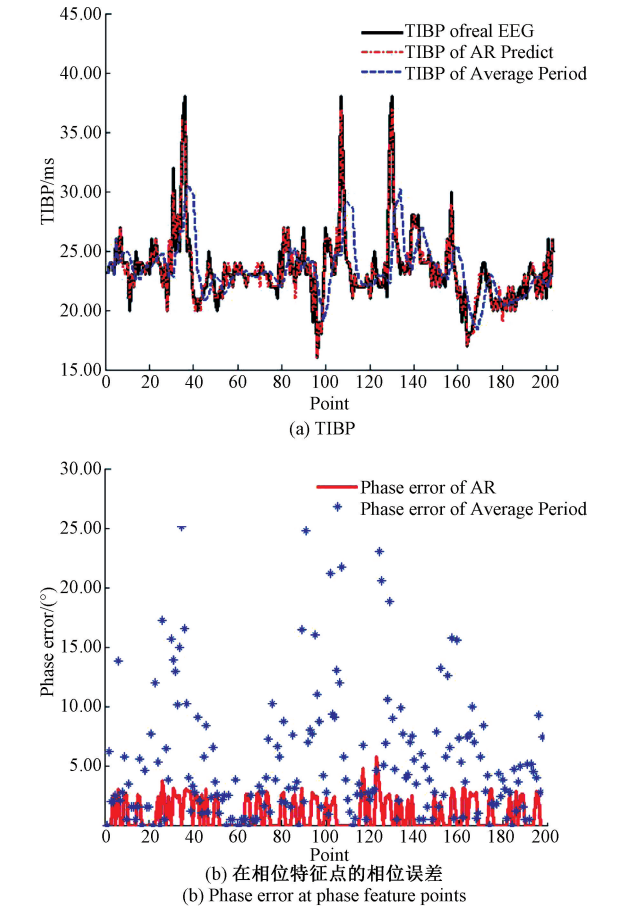


图 9 1 名受试者的 TIBP 及相位误差

Fig. 9 One subject's TIBP and phase error

对 20 名受试者的 APE 和 PLV 进行分析, 分别求其平均值、最大值和最小值, 结果如表 3 所示。

表 3 20 名受试者的 APE 和 PLV 值分析
Table 3 Analysis of 20 subjects' APE and PLV

	APE/(°)		PLV	
	平均周期法	PP-AR 法	平均周期法	PP-AR 法
平均值	17.70	13.33	0.943	0.968
最大值	29.47	25.58	0.964	0.996
最小值	11.58	5.02	0.898	0.921

从表 3 可以看到, PP-AR 方法的 APE 为 13.33°, PLV 为 0.968。与平均周期法相比, PP-AR 方法的 APE 更低、PLV 更大。

图 10 所示为两种计算方法下 20 名受试者的 APE 和 PLV。可以看到, 与平均周期法相比, PP-AR 方法对于所有受试者均具有更低的 APE 和更大的 PLV。

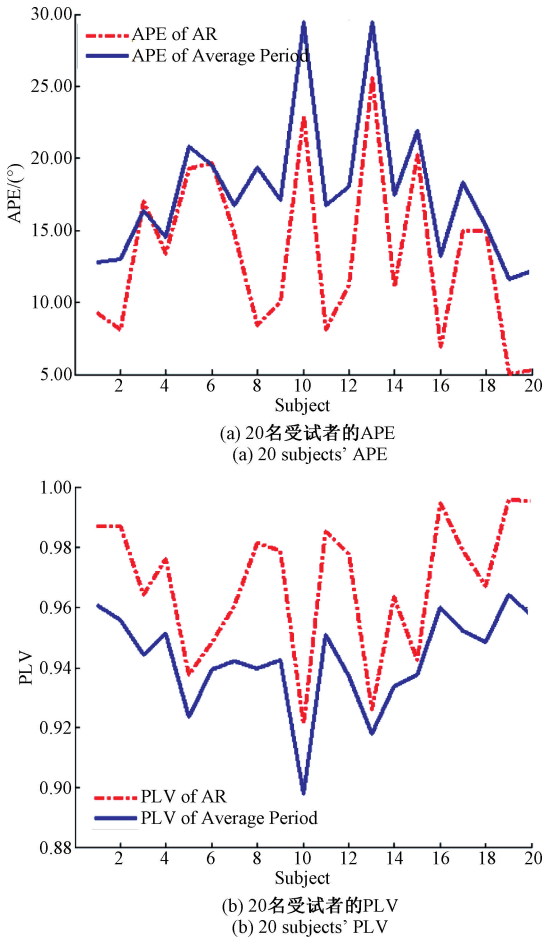


图 10 PP-AR 法和平均周期法的比较

Fig. 10 Comparison between PP-AR method and average period method

3 结 论

为提高闭环锁相刺激系统的相位预测精度,提出了基于脑电自回归预测的实时相位估计方法。该方法在相位估计精度上要优于平均周期法,其性能与模型系数更新时长、预测步长及 EEG 的窄带功率大小有关。研究结果对未来开发闭环锁相经颅电刺激仪器具有一定的参考价值。

参考文献

[1] NUNEZ M, ZINBARG R E, MITTAL V A. Efficacy and mechanisms of non-invasive brain stimulation to enhance exposure therapy: A review [J]. Clinical Psychology Review, 2019, 70: 64-78.

[2] LAKATOS P, GROSS J, THUT G. A new unifying account of the roles of neuronal entrainment[J]. Current Biology, 2019(29): 890-905.

[3] 周鹏,刘静,王春方,等. 磁诱导对脑卒中患者运动康复的影响研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017,

31(8):1233-1238.

ZHOU P, LIU J, WANG CH F, et al. Effect of magnetic induction on motion rehabilitation of stroke patient[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(8):1233-1238.

[4] 安兴伟,曹勇,焦学军,等. 基于视听交互刺激的认知机理与脑机接口范式研究进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2017,31(7):983-993.

AN X W, CAO Y, JIAO X J, et al. Research on cognitive mechanism and brain-computer interface application in visual-auditory crossmodal stimuli [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(7):983-993.

[5] 陈龙,张磊,王仲朋,等. 功能性电刺激对运动想象皮层活动的影响研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2):75-81.

CHEN L, ZHANG L, WANG ZH P, et al. Research on the effect of FES on cortex activities of motor imagery [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (2):75-81.

[6] 伊国胜,王江,魏熙乐,等. 无创式脑调制的神经效应研究进展[J]. 科学通报, 2016, 61(8):819-834.

YI G SH, WANG J, WEI X L, et al. Developments of neural effects induced by noninvasive brain modulation[J]. Chinese Science Bulletin, 2016, 61(8):819-834.

[7] HAMADA M, MURASE N, HASAN A, et al. The role of interneuron networks in driving human motor cortical plasticity [J]. Cereb Cortex, 2013, 23(7):1593-1605.

[8] MAEDA F, KEENAN J P, TORMOS J M, et al. Interindividual variability of the modulatory effects of repetitive transcranial magnetic stimulation on cortical excitability[J]. Experimental Brain Research, 2000, 133(4): 425-430.

[9] CHUNG S W, SULLIVAN C M, ROGASCH N C, et al. The effects of individualised intermittent theta burst stimulation in the prefrontal cortex: A TMS-EEG study[J]. Human Brain Mapping, 2018, 40 (2): 608-627.

[10] MANSOURI F, FETTES P, SCHULZE L, et al. A real-time phase-locking system for non-invasive brain stimulation [J]. Frontiers in Neuroscience, 2018(12):877.

[11] D' ANDOLA M, GIULIONI M, DANTE V, et al. Control of cortical oscillatory frequency by a closed-loop system[J]. Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation, 2019, 16 (1):77.

[12] 宋亚光,毕晓旭,舒泰茵,等. 新型电刺激仪中反馈功

- 能的实现[J]. 电子测量技术, 2010, 33(7):43-45.
- SONG Y G, BI X X, SHU T Y, et al. Implementation of feedback function applied in a novel electrical stimulator[J]. Electronic Measurement Technology, 2010, 33(7):43-45.
- [13] HUANG G, LIU J, LI L L, et al. A novel training-free externally-regulated neurofeedback (ER-NF) system using phase-guided visual stimulation for alpha modulation[J]. NeuroImage, 2019(189):688-699.
- [14] MANSOURI F, DUNLOP K, GIACOBBE P, et al. A fast EEG forecasting algorithm for phase-locked transcranial electrical stimulation of the human brain[J]. Frontiers in Neuroscience, 2017(11):401.
- [15] CHEN L L, MADHAVAN R, RAPOPORT B I, et al. Real-time brain oscillation detection and phase-locked stimulation using autoregressive spectral estimation and time-series forward prediction[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(3):753-762.
- [16] ZARUBIN G, GUNDLACH C, NIKULIN V, et al. Real-time phase detection for EEG-based tACS closed-loop system [C]. Proceedings of the 6th International Congress on Neurotechnology, Electronics and Informatics, 2018:13-20.
- [17] 封洲燕,陈丹,肖乾江. 一种闭环式神经电刺激系统的设计[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(2):279-285.
- FENG ZH Y, CHEN D, XIAO Q J. Design of a novel closed-loop neural electrical stimulation system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(2):279-285.
- [18] 张雪,袁佩君,王莹,等. 知觉相关的神经振荡-外界节律同步化现象[J]. 生物化学与生物物理进展, 2016, 43(4):308-315.
- ZHANG X, YUAN P J, WANG Y, et al. Neural entrainment and perception[J]. Progress in Biochemistry and Biophysics, 2016, 43(4):308-315.
- [19] 王金甲,陈春. 分层向量自回归的多通道脑电信号的特征提取研究[J]. 自动化学报, 2016, 42(8):1215-1226.
- WANG J J, CHEN CH. Multi-channel EEG feature extraction using hierarchical vector autoregression [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(8):1215-1226.
- [20] 牛晓青,叶庆卫,周宇,等. 基于遗传算法特征选择的自回归模型脑电信号识别[J]. 计算机工程, 2016, 42(3):283-288,294.
- NIU X Q, YE Q W, ZHOU Y, et al. Autoregressive model electroencephalogram signal identification based on feature selection of genetic algorithm [J]. Computer Engineering, 2016, 42(3):283-288,294.

作者简介



陈妮, 2004 年于广西大学获得学士学位, 2010 年于广西大学获得硕士学位, 现为广西大学博士研究生, 广西医科大学讲师, 主要研究方向为脑机接口、无创脑刺激。

E-mail: chenni2015@mail.gxu.cn

Chen Ni received her B. Sc. degree from Guangxi University in 2004, M. Sc. degree from Guangxi University in 2010. Now she is a Ph. D. candidate at Guangxi University and a lecturer at Guangxi Medical University. Her main research interests include brain-computer interface and non-invasive brain stimulation.



覃玉荣(通信作者), 2005 年于华南理工大学获得博士学位, 现为广西大学教授、博士生导师, 主要研究方向为脑认知、脑机接口等。

E-mail: qyr111@163.com

Qin Yurong (Corresponding author) received her Ph. D. degree from South China University of Technology in 2005. She is currently a professor and Ph. D. supervisor at Guangxi University. Her main research interests include brain cognition, brain-computer interface, etc.