

DOI: 10.7652/xjtuxb201312021

应用眼电图的人眼注视目标运动信息 线性解码方法

张进华, 郭锋, 洪军, 李小虎, 张育林

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 为了获取被观测目标的连续运动信息,提出一种基于眼电图(electrooculography, EOG)的连续眼球运动解码方法。首先,基于小波变换和双阈值处理,提出一种新的眨眼检测算法,对有意识单、双眨眼进行识别和分离,并通过线性插值对眨眼段信号进行补偿。然后,对信号进行基线去除和中值滤波去噪后,构建基于 EOG 的人眼注视目标运动信息线性解码模型,并通过递归最小二乘(RLS)算法实现模型参数的标定。实验结果显示,眨眼识别算法正确率达 94.7%,解码模型的解码性能良好,其统计意义上的离线解码精度在水平方向达到 11.32 mm,垂直方向达到 16.9 mm,解码信息与真实信息具有较好的吻合度。该模型可用于基于 EOG 的眼动连续解码和控制。

关键词: 眼电图;解码模型;递归最小二乘

中图分类号: R318.04 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)12-0123-07

Linear Decoding of Eye Gazing Target Continuous Motion Information via Electrooculography

ZHANG Jinhua, GUO Feng, HONG Jun, LI Xiaohu, ZHANG Yulin

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To obtain continuous motion information of eye gazing target, an electrooculography (EOG)-based eye movement decoding method is proposed. Adopting the wavelet transform and double threshold, a new blink detection algorithm is suggested, which is able to distinguish and separate conscious single and double blink from raw vertical EOG signal. Following the baseline and noise removal, the eye gazing target motion information decoding model is established on the basis of EOG, and the parameters of the model are evaluated by recursive least squares algorithm. The experimental results show that the correct rate of blink detection achieves 94.7%, the model is endowed with quite fine decoding property, and the offline statistical decoding accuracy approaches to 11.32 mm in horizontal and 16.9 mm in vertical.

Keywords: electrooculography; decoding model; recursive least squares

近年来,基于人体生物电信号的脑机接口取得了长足的发展,如基于脑电图(EEG)、肌电图(EMG)和眼电图(EOG)^[1]等生物电信号的脑机接

口。眼电信号作为生物电信号中最简单的一种,只需将两对电极贴放于眼部附近,通过测量角膜与视网膜之间的电压差值来检测水平和垂直眼球运动

收稿日期: 2013-06-13。 作者简介: 张进华(1979—),男,副教授;洪军(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50905136)。

网络出版时间: 2013-10-28 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20131028.0834.003.html>

(眼动)信息,由于其检测容易、信噪比强等优点,具有很大的研究潜力和良好的应用前景,已经得到了研究者的广泛关注。

目前,针对基于 EOG 的脑机接口研究主要集中在两个方面,一是研究眼动类型(眨眼、扫视、注视等)的模式识别方法^[2-3]以及 EOG 特征的处理方法^[4],但由于眼球运动的模式有限,基于这种方式的脑机接口控制信息少,控制相对简单,多进行上层的控制,也有研究者通过预先设定的扫视轨迹,来提高控制模式的数量。文献[5]通过 VHDL 语言实现的确定性有限元自动(DFA)识别 EOG 的 128 种不同的状态。另外,很多学者进行眼球扫视角度与 EOG 信号关系的建模研究,文献[6]通过线性拟合建立 EOG 扫视信号峰值与扫视角度的线性模型,文献[7-8]利用对多通道眼电信号线性回归建立 EOG 与运动的关系,并通过比例和偏移变换将 EOG 转化为鼠标的位置。文献[9]则利用神经网络建立 EOG 与眼球位置的关系。基于以上对 EOG 的研究,研究者开发了基于 EOG 的电脑操作^[10]、机器人控制^[11]、轮椅控制^[12]等系统。

尽管理论上眼球扫视的角度与 EOG 信号的幅值成正比关系,但是由于电极的安装位置、周围肌电信号的影响、环境光照的变化以及人状态的变化,实际产生的 EOG 信号与扫视角度的对应关系融入很多非线性因素,并且现有的线性模型其角度分辨率比较低,大概在 2° 左右,文献[9]的研究精度比较高,大约 1° 左右。尽管研究者建立了眼球位置与 EOG 信号的关系,但还不能直接将 EOG 映射到眼球关注目标的空间位置或运动信息上。文献[7]首先通过不同通道信号的回归分析解析眼球的运动信息,再通过与屏幕上的标准信号与眼球运动信号对比,确定比例因子和偏移因子,从而实现 EOG 信号的鼠标运动信息的转化,但系统转化比较复杂,参数设定较多且需要经验,被试者学习时间较长。能否从 EOG 信号中直接解码被观察目标的运动信息,即从眼球连续运动产生的 EOG 信号中,去除信号中的噪声,完成观察目标运动信息的预测,以提取被观察物体更多的运动信息。

本文力图从 EOG 信号中直接进行人眼注视目标运动信息的提取,通过线性滤波建立基于时间序列的解码模型,在时间域对注视目标运动信息进行线性预测,解码模型参数通过简单的标定过程即可确定,从而实现人眼注视目标连续运动信息的解码。

1 信号采集与预处理

1.1 EOG 信号采集

本研究采用一种可以记录多通道神经生理信号的 DC 放大器(Neuroscan NuAmps)进行 EOG 的采集和记录,采样频率为 1 kHz。系统使用两个水平通道(HR、HL)和两个垂直通道(VU、VL)对眼电信号进行采集,以右耳乳突为参考,以额头为接地端,共需 6 个电极,电极布局如图 1 所示。采集的信号通过差分后分水平和垂直两个方向保存,可以表示为

$$\left. \begin{aligned} U_H(t) &= U_{HR}(t) - U_{HL}(t) \\ U_V(t) &= U_{VU}(t) - U_{VL}(t) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: U_H 为水平眼电信号; U_V 为垂直眼电信号; U_{HR} 、 U_{HL} 、 U_{VU} 、 U_{VL} 分别为电极 HR、HL、VU、VL 采集到的信号电压值。

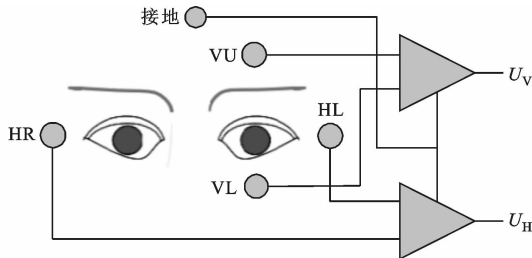


图 1 EOG 记录系统的电极贴放位置

1.2 眨眼处理

眨眼是一种人眼的生理活动,其信号并不包含人眼注视目标的运动信息,为了能够获得有效的解码目标信息,首先进行眨眼处理。眨眼在垂直 EOG 信号中体现为一个信号波动。眨眼包括有意识眨眼和无意识眨眼。有意识眨眼可以用于控制信号量,而无意识眨眼因其不可控性必须将其作为噪声去除。为有效利用眨眼信息,将有意识眨眼信号提取出来以做他用,眨眼处理的关键在于找到眨眼的位置及对应的眨眼时间区间。无意识眨眼与有意识眨眼的幅值通常分布在不同的范围,实验统计显示,无意识眨眼信号幅值通常分布在 $200 \sim 350$ mV,而有意识眨眼幅值通常分布在 $350 \sim 800$ mV。基于此,本文提出一种新的眨眼检测算法,对去除低频成分后的信号进行两次阈值处理,即可识别出无意识及有意识眨眼信息,并对眨眼区间进行插值补偿,得到去眨眼后的 EOG 信号。

眨眼处理算法的输入为预处理后的垂直 EOG 信号。算法首先采用 db4 母小波,对输入信号进行

十层一维离散小波分解,并仅对低频逼近成分进行重构,从而获得信号低频趋势项。用原始 EOG 信号减去该低频趋势项,得到回归零线的近似多脉冲信号,脉冲部分即近似眨眼成分。对该信号进行第一次阈值处理,大于阈值置 1,小于阈值置 0,则信号变为矩形波信号。对应原近似多脉冲信号,每一个方波区间就是包含了眨眼精确位置的近似眨眼区间。对每个矩形波区间寻找最大值及其位置,该位置即为眨眼的精确位置。对该最大值进行第二次阈值处理(两次阈值不同),即可识别出所有的有意识眨眼,同时记录其位置,即有意识眨眼的精确位置。同时,为增加有效的 EOG 控制模式,将快速连续的两次要意识单眨眼定义为双眨眼。针对前述提取的有意识眨眼信号,计算相邻两次眨眼间距。若距离小于某一间隔,则为双眨眼,并将第一个单眨眼的位置视为双眨眼的位置。

通常单眨眼持续时间约 100~400 ms^[13],为了有效消除眨眼对 EOG 信号的影响,在每一个眨眼区间进行如下线性插值

$$U_o(t) = U_v(i) + (t - i) \frac{U_v(j) - U_v(i)}{j - i},$$
$$i < t < j$$

(2)

式中: i 为眨眼的起始位置; j 为眨眼的结束位置; U_o 为插值后的信号,执行插值前初始化等于 U_v ,所有眨眼区间插值完毕即为去眨眼后的垂直 EOG 信号。双眨眼包含的两个眨眼信号距离较近,在进行上述插值补偿时,两插值区间很容易相互重叠,导致信号畸形。因此,根据双眨眼的位置估算双眨眼区间,再次进行线性插值修正,最终分别获得有意识单、双眨眼位置信息及去眨眼的垂直 EOG 信号。

图 2 显示了某一组典型数据的眨眼处理结果,其中图 2a 为去基线漂移后的信号及其进行小波变换低频重构后的信号对比图,图 2b 为对图 2a 中的两信号做差,然后进行阈值处理,图 2c 为最终去除眨眼后的垂直 EOG 信号及分离的包含眨眼信息的向量,其值为 1 代表此处为无意识眨眼,2 代表有意识单眨眼,3 代表有意识双眨眼。图 2 亦表明,即使存在小范围的扫视信号,也不影响眨眼的识别。

1.3 基线校正及去噪

在直流放大器记录的 EOG 信号中,存在基线漂移的现象。为了避免直流漂移问题,许多研究采用交流放大器进行采集或对直流采集的信号进行高通或带通滤波,但这会使信号中的直流成分丢失,从而不能完整地观察到平滑渐变信息。本研究采用低

阶多项式拟合获得缓慢变化的基线成分^[14],然后从原始信号中减去该基线来进行校正。较高阶数的多项式不一定具有好的处理效果,反而会因过度拟合而包含入更多的 EOG 信号低频成分,本文通过多次试验,最后选择的阶数为 3。

消除噪声会直接影响信号的后续处理。广泛应用的 3 种去噪方法是低通滤波、基于阈值的小波变换^[15]以及中值滤波^[2]。本文采用中值滤波进行噪声消除,根据文献^[2],中值滤波效果最好,不仅保留了信号的扫视边缘,保持了信号幅值,而且没有造成任何人为的信号改变。此外,中值滤波完全在时域中进行处理,有助于在线控制的实现。

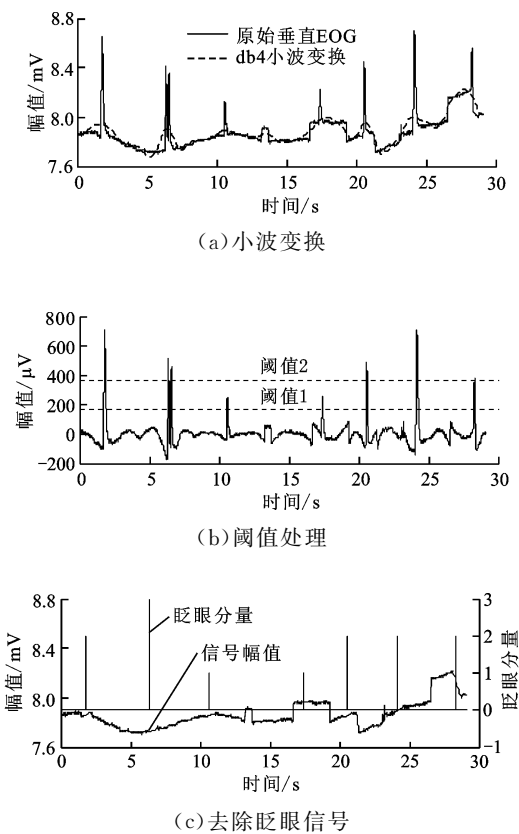


图 2 EOG 信号眨眼处理结果

2 解码模型及其参数训练方法

2.1 解码模型的建立

近年来,研究者已成功从神经元动作电位中提取人体或动物肢体运动学参数,研究者以运动皮层神经元的整体信号为基础,编码肢体的活动,将肢体活动与测试者的意图、肢体的位置反馈和执行任务的特征相联系,构建神经解码模型,其中一种线性解码算法被广泛采用^[16-18]。该运动信息解码算法采用多元线性回归或维纳滤波器,以当前解码时刻之前

测量的神经活动的加权线性组合的形式建立模型。

在 EOG 的相关研究中,多数仅考虑当前时刻信号的影响,而并未利用时间序列进行建模,因此本文采用该模型,尝试从 EOG 信号中获取观察目标的运动信息,其基本形式如下

$$\left. \begin{aligned} h(t) &= a_0 + \sum_{k=1}^{r-1} a_k U_H(t-k) + \epsilon_h(t) \\ v(t) &= b_0 + \sum_{k=1}^{r-1} b_k U_V(t-k) + \epsilon_v(t) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: $h(t)$ 、 $v(t)$ 为解码的人眼关注点 t 时刻水平和垂直方向上的空间位置; r 为时间间隔的数目,或阶数; $U_H(t-k)$ 、 $U_V(t-k)$ 为预处理后的 $t-k$ 时刻的水平和垂直方向上的 EOG 信号; a 、 b 为模型参数; ϵ_h 、 ϵ_v 分别为水平和垂直解码的剩余误差。

2.2 基于递归最小二乘(RLS)算法的模型参数标定

上述解码模型的参数确立问题亦即阶数 n 及参数向量 a 、 b 的求解问题。自适应滤波可以不断地进行参数修正以满足性能要求,且自适应滤波具有系统辨识的作用。针对 EOG 信号的时变且非重复性,本文选用 RLS 算法。记

$$\mathbf{x}(k) =$$

$$\left\{ \begin{aligned} [U_H(k) \ U_H(k-1) \ \cdots \ U_H(k-n+1)]^T & \text{水平方向} \\ [U_V(k) \ U_V(k-1) \ \cdots \ U_V(k-n+1)]^T & \text{垂直方向} \end{aligned} \right. \quad (4)$$

$$\mathbf{d}(k) =$$

$$\left\{ \begin{aligned} [h_d(k) \ h_d(k-1) \ \cdots \ h_d(k-n+1)]^T & \text{水平方向} \\ [v_d(k) \ v_d(k-1) \ \cdots \ v_d(k-n+1)]^T & \text{垂直方向} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为实际输入,即 EOG 信号; $\mathbf{d}$ 为理想输出,即实际轨迹变化; h_d 、 v_d 分别为实际轨迹的水平和垂直方向坐标。根据相关资料^[19],参数求解可由以下一组迭代公式完成

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (6)$$

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\mathbf{P}(n-1)\mathbf{x}(n)}{\lambda + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{P}(n-1)\mathbf{x}(n)} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}(n) = \lambda^{-1}[\mathbf{P}(n-1) - \mathbf{k}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{P}(n-1)] \quad (8)$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n)\mathbf{e}(n) \quad (9)$$

式中: λ 为遗忘因子,取 0.98; $\mathbf{k}(n)$ 为 Kalman 增益向量; $\mathbf{P}(n)$ 为常数矩阵,其值与输入数据的信噪比成正比; $\mathbf{e}(n)$ 为先验误差; $\mathbf{w}(n)$ 为训练参数,初始化为零向量,训练最后结果即为模型参数,对于水平方

向, $\mathbf{w}$ 等于 $\mathbf{a}$,对于垂直方向, $\mathbf{w}$ 等于 $\mathbf{b}$ 。

为消除个体差异,对所有被试的 EOG 信号进行预处理和眨眼处理后分方向进行平均,然后用于参数标定。为了完成解码模型参数的计算,模型标定分为训练阶段和测试阶段,两阶段分别对应两种不同的目标运动轨迹。在训练阶段,对水平和垂直两方向分别进行 RLS 算法训练,输入为实际训练轨迹坐标及对应轨迹采集的预处理并取平均后的 EOG 信号。训练完毕后记录模型参数,并计算训练所得轨迹输出与对应的实际坐标轨迹之间的均方误差。在测试阶段,用训练所得参数对测试轨迹下采集的预处理并取平均后的 EOG 信号进行解码,同时计算该解码轨迹与对应测试轨迹之间的均方误差。

在 3~100 不同阶数下,通过以上方法计算训练阶段和测试阶段解码结果的均方误差,研究阶数对两种运动轨迹解码的均方误差的影响来确定最优阶数。同时,对应最优阶数下的滤波参数(即解码模型参数)也将训练得到。

2.3 模型性能评价标准

为评价模型的解码性能,通过计算解码模型预测的观察目标位置信息与实际目标运动信息之间的信噪比(S)及皮尔森相关系数(R)来评价解码的好坏。 S 为信号的功率与噪声的功率之比,其定义如下

$$S(p, \hat{p}) = 10 \lg \left[\frac{V(p)}{M(\hat{p})} \right] \quad (10)$$

式中: $V(p)$ 为实际轨迹 p 的方差; $\hat{p}$ 为预测轨迹与实际轨迹间的差值; $M(\hat{p})$ 为预测轨迹的均方误差。 S 表示预测信号中噪声的含量,其值小于 0 表示重建信号中包含噪声较多,模型解码能力差;反之,其值大于 0 表示对观察目标位置信息的高质量重建,模型解码能力强。

解码输出信息与已知真实信息之间的皮尔森相关系数定义为

$$R(p, q) = \frac{c(p, q)}{\sigma_p \sigma_q} \quad (11)$$

式中: q 为模型的预测输出; $c(p, q)$ 为二者的协方差; σ_p 和 σ_q 分别为 p 和 q 的标准差。 R 表达了信号模型的相关性,其值在-1到1之间变化。 R 越接近1表示两者之间相关性越好, R 为0表示两者之间不相关, R 取负值表示两者呈现负相关性。

基于以上信息,故选用 S 及 R 来描述模型的综合解码能力。

3 结果及讨论

3.1 实验设计

实验数据采集如图 3 所示,试验时被试者坐在电脑屏幕前,两眼水平正视屏幕中央,身体和头部尽量保持不动,可自然眨眼。屏幕大小为 24 英寸(609.6 mm),对应分辨率为 1 920 像素×1 200 像素。被试者眼睛集中注视屏幕上由程序产生的平滑移动的小球,小球运动轨迹已知。在人眼追踪小球运动过程中,同步采集记录对应的 EOG 信号。

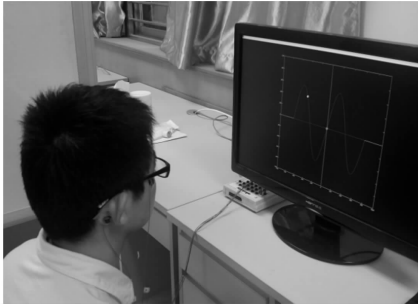


图 3 EOG 采集实验

用于模型参数标定的训练和测试阶段下的目标运动轨迹如图 4 所示。图 4a 的水平位移为正弦变化,用作训练阶段的水平训练;图 4b 的垂直位移为正弦变化,用作训练阶段的垂直训练;图 4c 的水平、垂直位移分别为余弦和正弦变换,分别用作测试阶段的水平和垂直方向的解码测试。采用简单的轨迹模式可弱化实验中其他因素的影响,如环境、眼疲劳等。

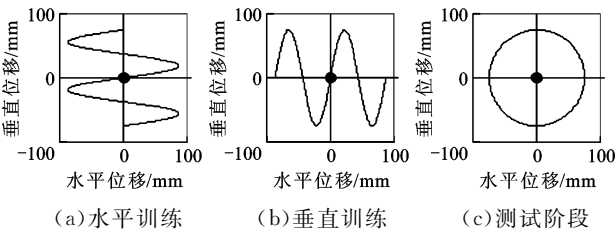


图 4 用于模型参数标定的目标运动轨迹

实验采集了 5 名测试者(21~26 岁,无相关疾病)在训练和测试两阶段下眼动追踪目标运动对应的 EOG 信号。每名被试者每个阶段做 3 次,对数据进行预处理后用于模型参数求解。

3.2 眨眼检测

对时长约 1 300 s 的 EOG 信号进行了眨眼分析处理,首先对信号进行眨眼次数的统计,为 207 次。利用本文提出的检测算法处理的结果如表 1 所示。算法的实现简单,但存在漏识别和误识别的现象,部分无意识眨眼未被识别出来,识别率为 84.9%。少

数有意识眨眼被误识别为无意识眨眼,有意识单眨眼的识别率达到 98.0%,有意识双眨眼的识别率达 100%,整体识别正确率为 94.7%。实验结果显示,眨眼检测算法识别正确率高,处理效果理想,无法识别的无意识眨眼幅值更小,对整体信号的影响较弱,在信号去噪处理中将会进一步减弱或消除。

表 1 眨眼识别统计结果

状态	实际次数	识别次数	漏识次数	误识次数	正确率/%
无意识眨眼	53	51	5	3	84.9
有意识单眨眼	149	146	3	0	98.0
有意识双眨眼	5	5	0	0	100.0
总数	207	202	8	3	94.7

3.3 模型参数与解码结果

研究对各阶数下的均方误差统计信息显示,阶数对均方误差的影响较小。为便于计算,此处水平和垂直方向上选择的阶数均为 10 阶,对应该阶数下的模型参数即可训练得到。

解码模型确定后,用该模型再次对所有测试者各阶段采集并预处理后的信号进行解码。为了保证解码信息的连续性,减少解码轨迹的噪声,对结果进行一次中值滤波,其时间窗长度为 20 ms。从图 5 中易看出,平均解码结果与理想结果吻合度很好,尤以水平方向解码更佳,且其标准差分布范围更窄,显示了水平方向相对垂直方向的解码优异性能。这是因为垂直方向更容易受肌电信号的影响,实验显示,当存在皱眉或面部活动时,垂直方向的 EOG 信号会发生剧烈变化。另外,在眨眼处理中,对眨眼区间的线性插值补偿亦会引入噪声。这些垂直方向信号的不稳定因素都将对解码模型参数的求解及解码结果造成影响。在统计意义上,平均解码结果与实际轨迹坐标间的最大误差,在水平方向上为 11.32 mm,在垂直方向上为 16.9 mm,精度均在 2 cm 以内,效果较为理想。因此,解码的位置可以进行鼠标位置的连续控制,结合眨眼进行鼠标单击的控制,即可操作简单的人机交互界面。

为评价模型解码水平,计算了全部模型所有被试者数据分方向的皮尔森相关系数及信噪比,结果如表 2 所示。所有解码轨迹的皮尔森相关系数均在 0.95 以上,且信噪比较高,均大于 0,这表明解码结果的高精度及解码模型的高质量。此外,两种模式的水平方向的皮尔森相关系数及信噪比多数高于垂直方向,这也表明水平方向解码效果更佳。

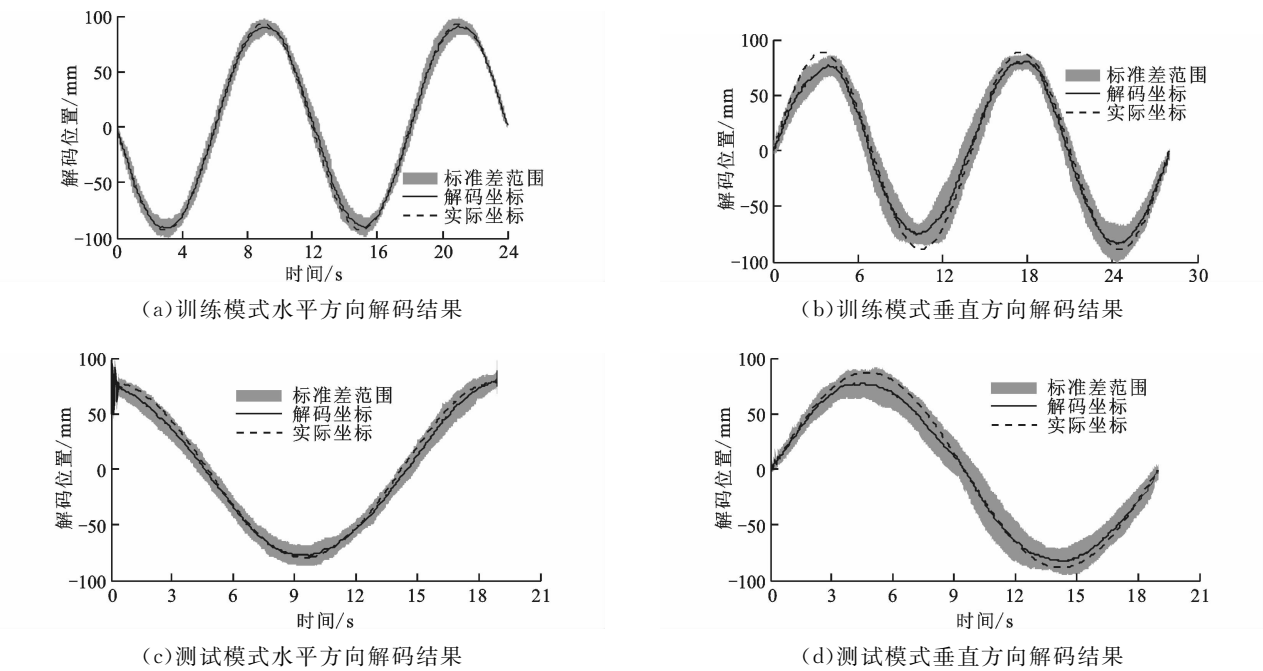


图 5 训练和测试模式分方向的统计性平均解码结果及其标准差分布范围

表 2 各模式分方向计算的皮尔森相关系数及信噪比的值

对象	参数	训练模式		测试模式	
		水平方向	垂直方向	水平方向	垂直方向
被试者 1	R	0.998±0.001	0.971±0.013	0.997±0.002	0.995±0.003
	S	19.79±0.63	11.27±1.61	17.31±0.12	18.61±1.37
被试者 2	R	0.996±0.001	0.955±0.036	0.995±0.003	0.987±0.010
	S	17.42±1.60	9.90±3.28	19.11±3.70	11.92±2.45
被试者 3	R	0.998±0.001	0.972±0.031	0.994±0.001	0.987±0.010
	S	19.35±3.57	12.11±4.37	15.50±2.67	15.53±3.20
被试者 4	R	0.978±0.016	0.973±0.014	0.989±0.004	0.974±0.020
	S	13.92±3.63	11.11±0.72	10.75±2.51	10.89±5.69
被试者 5	R	0.988±0.011	0.982±0.008	0.991±0.005	0.972±0.021
	S	16.17±3.14	12.21±3.43	13.11±5.43	8.66±5.14

4 结 论

(1)提出一种新的基于 EOG 的眼动注视目标运动解码模型,通过模型可直接从 EOG 信号中解码出人眼关注点的水平和垂直空间位置信息。模型参数通过自适应递归最小二乘算法迭代修正进行离线标定,无需先验知识,统计的平均解码效果较为理想,可初步用于控制。

(2)提出一种基于双阈值处理的眨眼识别算法,分离提取有意识单、双眨眼信息,并从原垂直 EOG

中去除眨眼信号。该算法可有效去除垂直 EOG 中的眨眼成分,眨眼识别准确率达到 94.7%。

本研究的下一步工作是,研究基线漂移的在线处理方法,并进一步优化模型参数,提高解码性能;利用解码结果及分离的眨眼信息完成对外部设备的控制开发,实现实时的人机交互控制。

参考文献:

[1] DENG L Y, HSU C L, LIN T C, et al. EOG-based human-computer interface system development [J].

- Expert Systems with Applications, 2010, 37(4): 3337-3343.
- [2] BULLING A, WARD J A, GELLERSEN H, et al. Eye movement analysis for activity recognition using electrooculography [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(4): 741-753.
- [3] 李卫娜, 侯文生, 郑小林, 等. 基于 Electrooculogram 的眼动信息识别 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 28(8): 1428-1433.
- LI Weina, HOU Wensheng, ZHENG Xiaolin, et al. Identification of eye movement information based on electrooculogram [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 28(8): 1428-1433.
- [4] 王君, 吴小培, 吕钊. 基于 EOG 的眼动信息提取与分类研究 [J]. 电子测量技术, 2010(5): 62-65.
- WANG Jun, WU Xiaopei, LÜ Zhao. Research on information extraction and recognition of the eye movements based on EOG [J]. Electronic Measurement Technology, 2010(5): 62-65.
- [5] GANDHI T, TRIKHA M, SANTHOSH J, et al. Development of an expert multitask gadget controlled by voluntary eye movements [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4204-4211.
- [6] 贺巧玲, 张进华, 李婷, 等. 一种仿生机械臂空间位置反馈方法的研究 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(1): 53-59.
- HE Qiaoling, ZHANG Jinhua, LI Ting, et al. Position feedback of bionic manipulator following electrooculography signals [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(1): 53-59.
- [7] ESTRANY B, FUSTER P, GARCIA A, et al. Human computer interface by EOG tracking [C]// Proceedings of the 1st International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments. New York, USA: ACM, 2008: Article No. 96.
- [8] ESTRANY B, FUSTER P, GARCIA A, et al. EOG signal processing and analysis for controlling computer by eye movements [C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments. New York, USA: ACM, 2009: Article No. 18.
- [9] COUGHLIN M J. Calibration of two dimensional saccadic electro-oculograms using artificial neural networks [M]. Brisbane, Australia: Griffith University, 2003: 115-117.
- [10] SEPTANTO H, PRIHATMANTO A S, INDRAYANTO A. A computer cursor controlled by eye movements and voluntary eye winks using a single channel EOG [C]// IEEE International Conference on Electrical Engineering and Informatics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 117-120.
- [11] 吕钊, 吴小培, 李密, 等. 基于眼电的机器人控制系统研究 [J]. 工业控制计算机, 2007, 20(12): 77-79.
- LÜ Zhao, WU Xiaopei, LI Mi. Research on robot control system based on EOG [J]. Industrial Control Computer, 2007, 20(12): 77-79.
- [12] BAREA R, BOQUETE L, MAZO M, et al. System for assisted mobility using eye movements based on electrooculography [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2002, 10(4): 209-218.
- [13] SCHIFFMAN H R. Sensation and perception: an integrated approach [M]. New York, USA: Wiley, 1982.
- [14] HENNIGHAUSEN E, HEIL M, RÖSLER F. A correction method for DC drift artifacts [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1993, 86(3): 199-204.
- [15] REDDY M S, RAMAN KUMAR M, CHANDER K P, et al. Complex wavelet transform driven de-noising method for an EOG signals [C]// 2011 Annual IEEE India Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 1-5.
- [16] BRADBERRY T J, GENTILI R J, CONTRERAS-VIDAL J L. Reconstructing three-dimensional hand movements from noninvasive electroencephalographic signals [J]. The Journal of Neuroscience, 2010, 30(9): 3432-3437.
- [17] CARMENA J M, LEBEDEV M A, CRIST R E, et al. Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates [J]. PLoS Biology, 2003, 1(2): 193-208.
- [18] FITZSIMMONS N A, LEBEDEV M A, PEIKON I D, et al. Extracting kinematic parameters for monkey bipedal walking from cortical neuronal ensemble activity [J]. Frontiers in Integrative Neuroscience, 2009, 3(3): 1-19.
- [19] 赫金. 自适应滤波器原理 [M]. 4 版. 郑宝玉, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2010: 344-350.

(编辑 杜秀杰)