基于改进单关节信息传输模型的闭环脑机接口系统设计

潘红光¹,米文毓¹,邓 军^{2†},孙京诰³,薛 瑞³

(1. 西安科技大学 电气与控制工程学院 陕西 西安 710054; 2. 西安科技大学 安全科学与工程学院 陕西 西安 710054;

3. 华东理工大学教育部先进控制与优化技术重点实验室上海 200237)

摘要: 近年来, 脑机接口(BMI)技术在残疾人肢体功能康复、老年人生活辅助等方面的应用日益广泛.本文以单关节信息传输(SJIT)模型为对象, 通过模型改进、设计解码器和辅助控制器构造了闭环脑机接口系统以恢复单关节的运动功能.本文主要工作包括: 1) 引入相对速度向量对单关节信息传输模型改进以降低模型输出的超调量, 并测试了改进模型的性能; 2) 基于改进模型, 通过设计基于维纳滤波的解码器、基于预测控制策略的辅助控制器构造了闭环脑机接口系统以恢复缺失的信息通路.离线和在线仿真说明, 改进模型的输出性能有较大提升、超调量明显下降;构建的闭环系统很好地实现了对缺失信息通路的恢复和期望轨迹的跟踪, 且具有较强的抗干扰性.

关键词: 脑机接口; 模型改进; 解码器设计; 闭环系统; 预测控制

引用格式:潘红光,米文毓,邓军,等.基于改进单关节信息传输模型的闭环脑机接口系统设计.控制理论与应用, 2020, 37(2): 395 – 404

DOI: 10.7641/CTA.2019.80619

Closed-loop brain-machine interface system design based on improved single-joint information transmission model

PAN Hong-guang¹, MI Wen-yu¹, DENG Jun^{2†}, SUN Jing-gao³, XUE Rui³

College of Electronic and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710054, China;
 College of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710054, China

Key Laboratory of Advanced Control and Optimization Technology of Ministry of Education,

East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: In recent years, brain-machine interface (BMI) technology has been used more and more widely in physical rehabilitation and life support for the disabled and the elderly. For the the single-joint information transmission (SJIT) model, through the model improvement, the decoder design and the auxiliary controller design, the closed-loop BMI system is formulated in this paper to restore the movement of the single joint. The innovation of this paper mainly includes: 1) the relative velocity vector is introduced to improve the SJIT model to reduce the overshoot, and then the performance of improved model is tested; 2) based on this improved model, a decoder based on Wiener filter and an auxiliary controller based on model predictive control strategy are designed and introduced to restore the missing information loop. The offline and online simulation results show that the improved model can greatly improve the output performance, reduce the trajectory. In addition, the closed-loop system has strong anti-interference capability.

Key words: brain-machine interface; model improvement; decoder design; closed-loop system; model predictive control **Citation:** PAN Hongguang, MI Wenyu, DENG Jun, et al. Closed-loop brain-machine interface system design based on improved single-joint information transmission model. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(2): 395 – 404

收稿日期: 2018-08-19; 录用日期: 2019-05-24.

[†]通信作者. E-mail: 58111391@qq.com; Tel.: +86 13892827321.

本文责任编委: 阳春华.

国家自然科学基金项目(61603295),中国博士后基金项目(2017M623207),陕西省自然科学基础研究计划项目(2018JM6003, 2017JM5114),陕西省重点研发计划项目(2017ZDCXL-GY-01-02-03),西安科技大学优秀青年科技基金项目(2018YQ2-07)资助.

Supported by the National Nature Science Foundation of China (61603295), the China Postdoctoral Science Foundation (2017M623207), the Natural Science Basic Research Plan in Shaanxi Province (2018JM6003, 2017JM5114), the Key Research and Development Project of Shaanxi Province (2017ZDCXL–GY–01–02–03) and the Outstanding Youth Science Fund of Xi'an University of Science and Technology (2018YQ2–07).

1 引言

脑机接口(brain-machine interface, BMI)技术作为 一种多学科交叉的新兴技术近年来发展异常迅速^[1-3], 其提供了一种全新的输出通道来代替脊髓和肌肉. BMI系统可用于医疗领域如残疾人肢体功能康复、生 活领域如老年人生活辅助以及正常人的功能拓展等 多个领域^[4-6]. BMI主要包含3个组成部分: 解码器、 编码器(本质均为数学模型)和大脑皮层神经元活动的 量测. 其中, 解码器用于提取与任务相关的运动意图; 编码器则将与运动相关的感知信息反馈到大脑. 故 BMI、大脑和假肢器官(如假臂)三者可构成闭环的 BMI系统(见图1).



图 1 脑机接口系统 Fig. 1 The system of brain-machine interface

肢体运动与大脑皮层神经元的放电活动密不可分, 而针对这一关系建立合适的数学模型,在BMI系统构 建、控制器设计及闭环系统性能分析等方面的理论研 究均具有重要意义[7-10]. 近年来, 针对该类数学模型 的建立和使用已有不少研究成果[2,11-13].具体地, Pollok等基于大脑S1/M1等区域和手指敲击活动的定 性关系,详细分析了大脑控制手指重复活动的基本原 理^[11]; Esposti等人在BMI系统中加入反馈控制使肢体 达到期望的位置,该研究的基础即是文中提到的神经 网络模型^[12]; Kumar等人基于单关节信息传输(singlejoint information transmission, SJIT)模型进行了闭环 BMI系统设计^[2,13]. 在这些模型中, Bullock等人于 1998年提出的SJIT模型^[8]在闭环BMI系统的构建、控 制器的设计等方面的研究中受到很多关注,究其原因 主要在于:1) 该模型比较精确地刻画了大脑区域4.5 各神经元组和臂部关节运动间的数学关系,易于在理 论研究中采用; 2) 模型的输出与人体单关节运动的实 际输出吻合度很高,使得理论研究与实际应用的距离 进一步靠近,但是,该模型在跟踪期望目标时会产生 较大的超调量.考虑到这种现象在正常肢体运动时并 不会发生,此模型存在一定的失配问题;同时,在实际 应用中,较大的超调量会提高闭环BMI系统假臂等输 出设备的应用环境要求,并对这些设备造成额外的损 伤;因此,针对该模型的改进是十分有必要的.

一般而言,要调节系统输出的超调量,可以考虑将 其一阶导数引入系统.对于前述SJIT系统位置输出超 调量较大的问题,可以类似地考虑引入位置的一阶导 数,即速度来对模型进行改进.同时,已有研究结果也 发现,手臂的运动速度确实会对大脑皮层平均放电率 产生影响^[9].因此,本文引入相对速度向量对已有 SJIT模型进行改进.

近年来,针对BMI系统的构建已存在一些研究.在 开环BMI系统中,外部设备的运动与人体肢体的运动 执行缓慢且不能完全匹配,主要原因是BMI系统设计 中未考虑反馈信息,而解决这一问题的关键是将各种 感觉信息反馈至大脑以构成闭环BMI系统. 这与近年 来多位学者的研究吻合:将感觉反馈和视觉反馈等引 入系统后, BMI系统的性能有很大提升[14-17]. 在反馈 回路存在的情况下, Dangi和Sussillo分别研究了基于 自适应Kalman滤波和递归神经网络的解码器对外部 设备的驱动性能,结果显示:因加入反馈回路,解码器 性能(外部设备的控制精度)有很大提升[14-15];类似 地, Dangi, Orsborn和Natan通过对闭环情况下各种编 码器性能分析比较,分别给出了一致的结果[16-18].其 中, Orsborn研究发现, 闭环BMI系统较开环系统在可 靠性和执行速度上有较大提升^[17];但Orsborn也指出, 因为脑电信号在实际运动过程中会随时间发生变化, 解码器和外部设备间的关系与脑电信号和肢体间的 关系还有显著差别.同时,由于对大脑运动区域如何 控制肢体运动的原理尚未完全破解,所以也有文献指 出,闭环BMI系统若满足实际应用,需要设计性能更 高的反馈回路(编码器),并引入辅助控制器以提供更 高效的控制方式[17-20].

针对上述问题, BMI领域著名学者、美国杜克大学 Nicolelis教授早在2006年即指出了BMI领域四个里程 碑式的研究方向^[21], 其中第二个即提到:需要设计有 效的算法计算控制输入, 以更准确的控制外部设备(如 假臂).因此, BMI系统需引入合适的辅助控制器构建 闭环系统, 并在此基础上设计实时控制算法以实现对 外部设备更精准的控制.进一步地, 构建包含辅助控 制器的闭环系统还具有两点重要意义:1) 从控制角度 看:引入辅助控制器并构建包含反馈回路的、多种交 互作用共存的多变量控制系统, 为构造优化问题、设 计实时控制算法并求解最优控制输入奠定了基础^[21]; 2) 从系统角度看:闭环系统的构建使得理论上分析系 统的稳定性、鲁棒性以及数据传输延迟或模型失配引 起的不确定性成为可能^[22].

一般来说,预测控制(model predictive control, MPC)具有以下3方面的优点:1)灵活选择适合的性能指标作为目标函数,并通过滚动优化使其最优^[23];2)将预测模型及输入、输出等约束显式地包含在优化问题中一并处理^[23-24];3)可将研究稳定性、鲁棒性等问题的成果方便地拓展到闭环BMI系统整体性能的分析中^[23,25].因此,本文选择MPC作为构建闭环系统的控制器.

本文以SJIT模型为基础,通过引入相对速度向量 对己有模型进行改进,并对改进模型的性能进行了测 试;同时,基于此改进模型,通过设计基于Wiener滤波 的解码器、引入MPC作为辅助控制器构造了具有较强 抗干扰性的闭环BMI系统,以恢复缺失的信息通路, 实现跟踪目标轨迹的目的.

2 模型改进及效果测试

2.1 SJIT模型简介

Bullock等提出的SJIT模型如图2所示. 该模型揭 示了人体进行自主性单关节运动时的信息传输通路. 该模型中, GO为可变幅门信号, 各神经元组分别表示 如下: DVV为期望速度向量(desired velocity vector)、 OPV为输出位置向量(outflow position vector)、OFPV 为输出力和位置向量(outflow force and position vector)、SFV为静态力向量(static force vector)、IFV 为惯 性力向量(inertial force vector)、PPV为感知到的位置 向量(perceived position vector)、DV为偏差向量(difference vector), TPV为目标位置向量(target position vector), JPV为关节位置向量(joint position vector), γ^d 动态 γ 神经元(dynamic gamma motoneurons), γ^{s} 静态 γ 神经元 (static gamma motoneurons), α 为 α 神经元 (alpha motoneuron), Ia 为 Ia 型传入纤维 (type Ia afferent fibers), II为II型 传入纤维(type II afferent fibers). 大脑区域包括区域4和区域5.





Fig. 2 The SJIT model ("-" represents inhibitory feedback, and the rest of connections are excitatory)

DV神经元组用来计算TPV和PPV间的偏差. DV 神经元组平均放电活动(average firing activity)*r_i*由下 式描述:

$$r_i(t) = \max\{T_i(t) - x_i(t) + B^{\mathrm{r}}, 0\},\qquad(1)$$

其中 $0 \leq r_i(t) \leq 1$,下标i对应主动肌(agonist muscle). 在后续介绍中:下标i均对应主动肌;而下标j均对应 被动肌(antagonistic muscle). $T_i(t)$ 表示主动肌i的 TPV; $x_i(t)$ 表示PPV神经元组平均放电率,这些神经 元可连续计算出主动肌当前位置; B^r 表示DV神经元 组基础放电活动(base firing activity).

通过DV神经元组连续计算偏差向量,进而通过 DVV神经元组进行比例放缩后得到DVV神经元组平 均放电活动u_i(t):

$$u_i(t) = \max\{g(t)(r_i(t) - r_j(t)) + B^u, 0\}, \quad (2)$$

其中: B^u 代表DVV神经元组基础放电活动; g(t)代表GO信号,并假定其来自于基底神经节(basal ganglia). DVV神经元组的放电活动仅仅在运动过程中进行,且 其平均放电活动代表了相位移动时间(phasic-movement time). GO信号g(t)动态为

$$\frac{\mathrm{d}g^{1}(t)}{\mathrm{d}t} = \epsilon(-g^{1}(t) + (C - g^{1}(t))g^{0}), \quad (3a)$$

$$\frac{\mathrm{d}g^2(t)}{\mathrm{d}t} = \epsilon(-g^2(t) + (C - g^2(t))g^1(t)),$$
 (3b)

$$g(t) = g^0 \frac{g^2(t)}{C},\tag{3c}$$

其中:常量 ϵ 为慢积分率(slow integration rate); g^0 是前脑决策中心的一个阶跃输入;常量C表示GO信号饱和值.

OPV神经元组可接收DVV和PPV神经元组的信息,其平均放电活动 $y_i(t)$ 表示为

$$\frac{dy_i(t)}{dt} = (1 - y_i(t))(\eta x_i(t) + \max\{u_i(t) - u_j(t), 0\}) - y_i(t)(\eta x_j(t) + \max\{u_i(t) - u_i(t), 0\}),$$
(4)

其中 η 为比例因子.静态运动神经元组(static motoneurons)和动态运动神经元组(dynamic motoneurons) 分别由 $\gamma_i^S(t), \gamma_i^D(t)$ 表示,其平均放电活动为

$$\gamma_i^S(t) = y_i(t), \tag{5a}$$

$$\gamma_i^D(t) = \rho \max\{u_i(t) - u_j(t), 0\},$$
 (5b)

其中ρ为放缩因子. Ia型和II型肌肉传输纤维平均放电活动由式(6a)--(6b)获得:

$$s_{i}^{1}(t) =$$

$$S(\theta \max\{\gamma_{i}^{S}(t) - p_{i}(t), 0\} +$$

$$\phi \max\{\gamma_{i}^{D}(t) - \frac{dp_{i}(t)}{dt}, 0\}), \quad (6a)$$

$$s_{i}^{2}(t) = S(\theta \max\{\gamma_{i}^{S}(t) - p_{i}(t), 0\}), \quad (6b)$$

其中: $s_i^1(t)$ 和 $s_i^2(t)$ 分别表示Ia型和II肌肉传输纤维的 平均放电活动; p_i 表示主动肌*i*的位置; θ 表示静态核袋 纤维(static nuclear bag and chain fibers)的灵敏度; ϕ 表 示动态核袋纤维(dynamic nuclear bag fibers)的灵敏 度. 传入纤维活动饱和值可由式 $S(\omega) = \omega/(1+100\omega^2)$ 给出. PPV神经元组平均放电活动 $x_i(t)$ 见式(7):

$$\frac{\mathrm{d}x_{i}(t)}{\mathrm{d}t} = (1 - x_{i}(t)) \max\{\varrho y_{i}(t) + s_{j}^{1}(t - \tau) - s_{i}^{1}(t - \tau), 0\} - x_{i}(t) \max\{\varrho y_{j}(t) + s_{i}^{1}(t - \tau) - s_{j}^{1}(t - \tau), 0\},$$
(7)

其中: τ 表示反馈延时; ϱ 为增益常量. IFV神经元组平 均放电活动 $q_i(t)$ 见下式:

$$q_i(t) = \lambda_i \max\{s_i^1(t-\tau) - s_i^2(t-\tau) - \Lambda, 0\},$$
(8)

其中 Λ 为常数阈值.而 SFV 神经元组平均放电活动 $f_i(t)$ 则由下式表示:

$$\frac{\mathrm{d}f_i(t)}{\mathrm{d}t} = (1 - f_i(t))hs_i^1(t - \tau) - \psi f_i(t)(f_i(t) + s_i^1(t - \tau)), \qquad (9)$$

其中: ψ 为抑制性放缩参数(inhibitory scaling parameter); h为常量增益, 其用来控制外部负载补偿(external load compensation)的大小和速度. OFPV神经元组平 均放电活动 $a_i(t)$ 主要用来体现神经元组的相位补偿 (phasic-tonic), 其可由下式表示:

$$a_i(t) = y_i(t) + q_i(t) + f_i(t).$$
 (10)

α神经元组平均放电活动由式(11)表示:

$$\alpha_i(t) = a_i(t) + \delta s_i^1(t), \tag{11}$$

其中 δ 表示牵张反射(stretch reflex)增益. 基于上述模型, 臂部活动可由下式描述:

$$\frac{\mathrm{d}^2 p_i(t)}{\mathrm{d}t^2} = \frac{1}{K} (M(c_i(t) - p_i(t)) - M(c_j(t) - p_j(t)) + E_i - V \frac{\mathrm{d}p_i(t)}{\mathrm{d}t}),$$
(12)

其中: 主动肌位置 $p_i(t)$ 始终位于主动肌运动的近端和 远端距离(origin-to-insertion distances)之间; 类似地, $p_j(t)$ 则表示被动肌位置, 且与主动肌位置之间满足 $p_i(t) + p_j(t) = 1$, 此式是该模型的重要约束. E_i 表示 施加于臂部关节的外部力, K 为关节的转动惯量, V为关节粘度. 式 $M(c_i(t), p_i(t)) = \max\{c_i(t) - p_i(t), 0\}$ 表示主动肌 i 的生成力总和. $M(c_i(t) - p_i(t)) - M(c_j(t) - p_j(t))$ 记作 $\Delta M, c_i(t)$ 表示肌肉收缩活动 (contraction activity), 其动态表示为

$$\frac{\mathrm{d}c_i(t)}{\mathrm{d}t} = \nu(-c_i(t) + \alpha_i(t)),\tag{13}$$

其中v表征收缩率(contraction rate)的大小.

注1 该模型中,没有考虑视觉反馈.在本文仿真中,均 采用主动肌位置*p_i(t*)代表肢体位置.

2.2 模型改进

实际生活中,人体做自主性动作(voluntary movement)时,肢体关节在到达目标位置时并不会出

现波动;但SJIT模型输出的关节位置却表现出明显的 波动,这说明,该模型存在失配问题.为了便于描述, 将该模型视作包含大脑(控制器)的控制系统,系统输 出为关节位置;那么,当这一系统工作时,上述模型失 配问题即可看做系统的输出超调量过大的问题,在后 续第2.3节中的仿真结果也证实了这一点.因此,针对 此问题对模型做改进是必要的.本文通过引入目标速 度向量(target velocity vector, TVV)神经元组、关节 速度向量(joint velocity vector, RVV)神经元组和相对 速度向量(relative velocity vector, RVV)神经元组对第 2.1节所述SJIT模型做出改进.

如图3所示,虚线部分为新增信息通路,该通路由 TPV神经元组和JPV神经元组起始输出相应的位置向 量,并进一步经TVV神经元组、JVV神经元组求导运 算输出对应的速度向量,最后两组速度向量经RVV神 经元组做"差"运算后输出RVV.新增通路输出的 RVV和与原模型DV神经元组输出的DV共同作用于 DVV神经元组后构成了改进SJIT模型.具体描述如 下:

1) 引入TVV和JVV,相应的输出 $v_i^t(t)$ 和 $v_i^p(t)$ 可分别描述为

$$v_i^{\mathrm{t}}(t) = \frac{\mathrm{d}T_i(t)}{\mathrm{d}t}, \ v_i^{\mathrm{p}}(t) = \frac{\mathrm{d}p_i(t)}{\mathrm{d}t}.$$
 (14)

2) RVV的输出*v*_i来描述TPV和JPV的相对速度, 其可描述为

$$v_i^{\rm r}(t) = v_i^{\rm t}(t) - v_i^{\rm p}(t).$$
 (15)

3) 相应地, 改进后的DVV输出可由下式描述:

$$u_{i}(t) = \max[g(t)(r_{i}(t) - r_{j}(t) + \zeta(v_{i}^{r}(t) - v_{j}^{r}(t))) + B^{u}, 0],$$
(16)

式中 ζ 为RVV的补偿系数.

此处改进主要借鉴了PID控制中微分项的作用: 系统输出存在超调量的一个重要原因是系统本身存 在较大的滞后因素,而微分项的"超前"的作用可以 在很大程度上抵消滞后因素的影响.因此,本文主要 通过引入相对速度(位置的微分)来改进原有模型,以 弥补模型存在较大超调量的缺陷.具体地,式(14)描述 了引入的TVV和JVV神经元组的具体作用,即通过求 导获取已有TPV和JPV神经元组的速度向量;式(15) 通过对TVV和JVV神经元组的速度向量进行求差操 作来计算TVV和JVV神经元组的地度;而式(16) 则在式(2)的基础上加入了相对速度的调节项,并通过 调节补偿系数ζ的取值来改变相对速度在u_i(t)中的作 用大小.下面通过比较改进SJIT模型与原SJIT模型性 能,测试模型改进效果.



图 3 改进的SJIT模型

Fig. 3 The model of single-joint mobile information transmission circuit was improved

2.3 效果测试

仿真采样时间为10 ms. 原模型中, 变量初值和参数的设置如下所述. 在前50 ms中, 系统处于启动状态, 也即GO信号(g^0)在t = 50 ms时开启. g^0 是来自前脑 决策中心的一个阶跃输入, 这一参数可对DVV产生影 响. 本文中, GO信号通过控制关节活动的速度控制 完成给定任务的时间^[8]. 除 $x_i(0) = x_j(0) = 0.5$, $y_i(0) = y_j(0) = 0.5$, $p_i(0) = p_j(0) = 0.5$, $u_i(0) = u_j(0) = B^u \pi r_i(0) = r_j(0) = B^r$ 之外, 其他变量的 初始值均设定为0.

$$\begin{split} &K = 200, \ V = 10, \ \nu = 0.15, \ B^{\rm r} = 0.1, \\ &B^u = 0.01, \ \varrho = 0.5, \ \theta = 0.5, \ \phi = 1, \\ &\eta = 0.7, \ \rho = 0.04, \ \lambda_i = 150, \ \lambda_j = 10, \\ &\Lambda = 0.001, \ \delta = 0.1, \ C = 25, \ \epsilon = 0.05, \\ &\psi = 4, \ h = 0.01, \ \tau = 0. \end{split}$$

改进模型的初始状态以及参数均与原模型相同.

1) 跟踪静态目标.

本小节测试上述两个模型跟踪静态目标时的效果. 由式(14)易知,改进模型TVV神经元组输出恒为0.同时,当 $\zeta = 0$ 时,由式(16)易知,相对速度对DVV的输出 $u_i(t)$ 不产生影响,即此时改进模型与原模型完全相同;但当 $\zeta \neq 0$ 时,改进模型比原模型多出了相对速度项.可见,参数 ζ 是相对速度项能否改进模型以及改进程度的重要因素.

首先,通过研究不同 ζ 值对模型输出性能的影响来确定其与改进模型的定性关系.因为肢体由主动肌和拮抗肌协同驱动,且主动肌位置与拮抗肌位置之间存在关系,本文只将主动肌位置 $p_i(t)$ 代表系统输出展示,取 $g^0 = 0.75$, $T_i(t) = 0.7$.表1给出了不同 ζ 取值时改进模型的各项指标(r_t 表示系统第1次达到目标值的时间; t_p 表示系统峰值时间; σ 表示系统超调量).表1结果虽不能给出明确的定量关系,定性关系却容

易得出:随着 ζ 取值的增加,超调量 σ 逐步减小;在 $\zeta = 5$ 时较原模型(即 $\zeta = 0$)的超调量降低0.60%,降 低地幅度非常明显.综合考虑表1中各项指标,选 取 $\zeta = 1$.图4给出了 $\zeta = 1$ 时原模型和改进模型的跟 踪效果对比结果.然而,需要指出的是,改进模型超调 量的下降是以增加系统响应时间为代价的.

表 1 改进模型的动态指标($g^0 = 0.75$, $T_i(t) = 0.7$) Table 1 The dynamic index of improved model

 $(g^0 = 0.75, T_i(t) = 0.7)$

序号	ζ	$r_{\rm t}/{ m ms}$	$t_{\rm p}/{ m ms}$	$\sigma / \%$
1	0.0	550	650	0.75
2	0.5	590	680	0.59
3	1.0	640	740	0.46
4	1.5	690	790	0.44
5	2.0	720	830	0.42
6	2.5	750	850	0.41
7	3.0	770	860	0.38
8	3.5	790	880	0.35
9	4.0	810	890	0.28
10	4.5	840	910	0.19
11	5.0	870	1250	0.15





其次,测试改进模型在不同GO信号(g^0)下的性能 指标.此处取 $T_i(t) = 0.7$,并固定 $\zeta = 1$ 进行测试.表2 给出了原模型和改进模型在一系列 g^0 下的性能指标. 由表2可得,改进模型在所有 g^0 取值下的超调量均小 于原模型;当然,此时超调量的降低同样也是通过牺 牲系统的响应时间实现的.同时,由表2也可知,对于 原模型和改进模型,GO信号的取值为 $g^0 = 0.75$ 时的 超调量最小;因此,本文后续仿真在GO信号均在取此 值.

表 2 动态指标对比($\zeta=1$)

Table 2 The comparison of dynamic index ($\zeta = 1$)

序号	g_0	原模型			改进模型		
		$r_{\rm t}/{ m ms}$	$t_{\rm p}/{ m ms}$	σ /%	r _t /ms	$t_{\rm p}/{ m ms}$	σ /%
1	0.35	1120	1280	0.81	1200	1350	0.51
2	0.45	930	1080	0.88	990	1120	0.62
3	0.55	790	940	0.87	850	980	0.68
4	0.65	670	800	0.66	750	870	0.63
5	0.75	550	650	0.75	640	740	0.38
6	0.85	490	580	1.49	520	600	0.67
7	0.95	450	550	2.27	470	560	1.40

2) 跟踪动态轨迹.

本小节测试跟踪动态轨迹时的效果.此处设定若 干组变化的T_i(t)用于系统跟踪:初始位置分别选择为 0.7和0.4,初始速度分别选择为0.1/s, 0.2/s, 0.3/s,并均 以此速度移动1s后保持位置不变;也即共设定6条动 态轨迹.采用系统输出与动态轨迹的误差平方和(sum of squared error, SSE)作为跟踪效果的评价指标.测试 结果如表3所示,由表可知,改进模型的误差平方和在 6条跟踪轨迹的情况下均小于原模型,因此,改进模型 在跟踪动态轨迹时的效果也优于原模型.图5展示了 第1,6两组的测试结果对比,由图可直观看出,改进模 型跟踪动态轨迹时效果要优于原模型.

表 3 动态轨迹跟踪效果 Table 3 The tracking results of dynamic trajectories

		-	-	-
序号	动态目标		误差平方和(SSE)	
	初始位置	初始速度	原模型	新模型
1	0.7	-0.1	0.9108	0.9051
2	0.7	-0.2	0.9956	0.9653
3	0.7	-0.3	1.4928	1.4349
4	0.4	+ 0.3	0.2993	0.2606
5	0.4	+ 0.2	0.2514	0.2270
6	0.4	+ 0.1	0.2433	0.2126



Fig. 5 The tracking results of dynamic trajectories

3 闭环BMI系统的构造

由图3知, 大脑区域4的DVV, OPV及OFPV神经元 组通过脊椎电路来传递肢体运动的命令. 然而, 对于 脊椎或肢体存在问题的残疾人则需要解码器来替代 原有信息通路将大脑信号传递给假肢. 由引言可知, 在信息反馈通路缺失时, 仅设计解码器难以准确恢复 肢体运动功能^[13–15]. 本文通过设计基于MPC策略的 辅助控制器、基于Wiener滤波的解码器, 构建构造图6 所示的闭环脑机接口系统达到上述目的. 注意, 本文 中人工反馈并没有对IFV和SFV神经元组丢失的反馈 信息进行补偿.

3.1 解码器设计及其性能分析

1) 数据生成.

基于Wiener滤波的解码器本质上为数学模型,模型参数需通过数据驱动的方式训练得到.此处利用改进的SJIT模型生成训练及测试数据.利用式(1)(3)-(16)进行仿真,生成包括大脑皮层各神经元组平均放电率以及关节转矩等数据.仿真中具体变量和参数的设置除q⁰ 外与第2.1节相同.

在数据生成的过程中, 对臂部关节的伸展任务进行了共计1600次模拟, 每次模拟耗时为3.00 s. 在这1600次仿真中, 参数 g^0 服从均值为0.75、方差为0.0025的高斯分布. 大脑区域4各主动肌神经元组以及被动肌神经元组(DVV, OPV 及OFPV)的平均放电活动的采样时间均为10 ms. 类似地, 在离散时刻 $k = 1, 2, \cdots$ (各时刻之差同为10 ms), 合力差 ΔM 也被采样记录. 通过上述1600次模拟, 共计得到480000组数据. 在本文中, 随机选取其中470000组采样数据作为训练集, 剩余10000组数据则作为测试集.





2) 解码器设计与测试.

 $\Delta M(k)$ 与区域4中各神经元组的数学关系为

$$\Delta M(k) = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{m=1}^{N} z_m (k-l) w_{ml}, \qquad (17)$$

其中: L表示离散延时时刻; N表示各神经元组神经元 总数; $z_m(k-l)$ 表示在第k个时刻第m个神经元向前 l时刻的采样数据; w_{ml} 表示 $z_m(k-l)$ 的权重. 式(18) 为合力差公式(17)向量形式:

$$\Delta M(k) = W^{\mathrm{T}} \boldsymbol{z}(k), \qquad (18)$$

其中: W为($L \times N$) × 1维权重向量; $\mathbf{z}(k) = [z_1(k)]$ $z_1(k-1) \cdots z_1(k-L+1) z_2(k) \cdots z_N(k-L+1)]^{\mathrm{T}}$. 此处取 $z_1 = y_i, z_2 = y_j, z_3 = u_i, z_4 = u_j, z_5 = a_i,$ $z_6 = a_j, L = 10 \pi N = 6$. 权重向量采用如下的最小 二乘算法训练^[26]:

$$W(k+1) = W(k) + \frac{\eta}{\beta + \|\boldsymbol{z}(k)\|^2} e(k)\boldsymbol{z}(k), \quad (19)$$

其中: β为正常数; $\eta \in (0,2)$; e(k)为合力差 $\Delta M(k)$ 采样值与式(18)的估计值间的偏差. 通过训练得到W 的最终适应值后, 利用测试组数据对其进行离线测试. 图7中展示了1000组测试数值与采样数值的比较结 果, 可见, 基于Wiener滤波的解码器离线时可较好地 恢复 $\Delta M(k)$.





3.2 辅助控制器设计

本文采用MPC设计辅助控制器以构成闭环脑机接 口系统. MPC通过把约束加到未来输入、输出上,将 约束显式表示在二次规划或非线性规划问题中^[27]. 具 体地,当 $k \ge 1$ 时,系统模型被用来预测未来输出;在 第k步,在线求解一个涉及未来时域(预测时域 N_p)内 预测信息的优化问题来计算未来一段时域(控制时域 N_c)内的控制输入;在第k + 1步,该优化问题所涉及 的时域向前推移一步,再次求解;后续时刻依次滚动 进行.注意,上述滚动求解过程中,只有第一个控制输 入被施加到系统.

采用MPC策略设计辅助控制器,优化问题如下:

$$\min_{I(k+m|k)} J_{p}(k) = \sum_{l=0}^{N_{p}-1} [(p_{i}(k+l+1 \mid k) - p_{i}^{*}(k+l+1 \mid k)]^{2},$$
(20a)

s.t.
$$\vec{\mathbb{R}}(1)(3) - (10)(12)(14) - (17),$$

 $I(k+m|k) \in [-0.5, 0.5],$ (20b)

其中: $I(k + m|k)(m = 0, 1, \dots, N_c - 1)$ 为k时刻求 解的控制输入; $J_p(k)$ 为代价函数; $p_i^*(\cdot)$ 为期望主动肌 位置轨迹; $p_i(k + l \mid k)$ 为k时刻预测输出. 求解上述 优化问题, 将第k步求得的第一个控制输入I(k|k)替 代对应时刻式(7)中的 $s_i^1(t - \tau) - s_j^1(t - \tau)$ 部分, 即 可将控制输入施加到系统.

3.3 仿真实验

为了测试本文所设计闭环脑机接口系统的性能, 利用MATLAB R2015实现如下仿真实验:

1) 闭环BMI系统有效性验证:选取 $T_i(t)$ 轨迹为 表3中序号为1的动态目标轨迹,则 $p_i^*(\cdot)$ 为表3中第1组 改进模型的输出轨迹(即图5中虚线所示轨迹),采样时 间为10 ms, $g^0 = 0.75$,预测时域和控制时域分别为 N_p = 30, N_c = 5. 闭环系统中的其他相关参数均与 第2.3节相同. 对闭环系统进行仿真, 观察系统对肢体 位置的恢复效果, 以及此系统脑皮层各神经元组平均 放电率与人体在对应情况下做自主性单关节运动时 各神经元平均放电率对比结果, 验证本文所设计BMI 框架是否有效.

2) 闭环BMI系统抗干扰性测试: 在相同参数下, 考虑到眼电信号以及脑电采集装置误差等干扰, 分别 在 y_i , y_j , u_i , u_j , a_i , a_j 中加入幅值于[-10^{-2} , 10^{-2}] 之间的随机噪声(原 y_i , y_j , u_j , a_i , a_j 信号幅值的数 量级为 10^{-1} , u_i 信号幅值数量级为 10^{-2}), 观察对应结 果, 测试本文所设计的闭环BMI系统抗干扰性. 图8-9展示了本文所设计的闭环BMI系统在有无 噪声时的输出结果,其中图8展示了脑皮层各神经元 组平均放电率的对比效果,图9展示了输出位置与速 度恢复效果.对比图8-9中期望轨迹与无噪声闭环 BMI系统输出可知:该闭环系统的输出可以很好地跟 踪期望轨迹,尽管此系统下各神经元组的平均放电率 与人体做自主性单关节运动时各神经元平均放电率 存在一定偏差,即可以达到恢复单关节运动功能的目 标;对比图8-9中期望轨迹和加入噪声闭环BMI系统 输出可知,即使此闭环系统受到一定的外界干扰,依旧 可以在一定时间内达到期望输出位置且对速度的恢 复效果良好,本文所设计系统具有较强的抗干扰性.



图 8 平均放电率对比







403

图10为有无噪声时闭环BMI系统的位置恢复误差,由图可知,两系统的位置误差数量级均不超过10⁻³,而目标位置处于10⁻¹数量级,位置误差与目标位置相差大于或等于两个数量级,可见其在容许范围内.



4 结论

本文通过引入相对速度向量对原单关节信息传输 模型进行改进,测试发现改进模型很大程度上降低了 输出位置的超调量;基于改进模型,通过设计解码器、 辅助控制器构造了闭环BMI系统以恢复缺失的信息 通路,并通过仿真实验测试了该闭环系统的有效性以 及抗干扰性.仿真结果表明,构建的闭环系统可以很 好地实现对缺失信息通路恢复和目标轨迹的跟踪,且 具备一定的抗干扰性.本文改进的模型不仅限于本文 研究使用;同时,本文采用的闭环框架各环节,如解码 器、辅助控制器和大脑模型等,可进行灵活替换,具有 较强的推广性.

参考文献:

- SHANECHI M M, ORSBORN A L, MOORMAN H G, et al. Rapid control and feedback rates enhance neuroprosthetic control. *Nature Communications*, 2017, 8: 13825.
- [2] PAN H, DING B, ZHONG W, et al. Designing closed-loop brainmachine interfaces with network of spiking neurons using MPC strategy. *American Control Conference*. Boston: IEEE 2016: 2543 – 2548.
- [3] ITURRATE I, ANTELIS J M, KUBLER A, et al. A Noninvasive brain-actuated wheelchair based on a P300 neurophysiological protocol and automated navigation. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(3): 614 – 627.
- [4] SHI M H, ZHOU C L, XIE J, et al. Electroencephalogram-based brain-computer interface for the Chinese spelling system: a survey. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2018, 19(3): 423 – 436.

- [5] SUYAMA T. A network-type brain machine interface for supporting activities of daily living. *Ieice Transactions on Communications*, 2016, 99(9): 1930 – 1937.
- [6] HORTAL E, PLANELLES D, RESQUIN F, et al. Using a brainmachine interface to control a hybrid upper limb exoskeleton during rehabilitation of patients with neurological conditions. *Journal of Neuroengineering & Rehabilitation*, 2015, 12(1): 1 – 16.
- [7] FILIMON F. Human cortical control of hand movements: parietofrontal networks for reaching, grasping, and pointing. *Neuroscientist A Review Journal Bringing Neurobiology Neurology & Psychiatry*, 2010, 16(4): 388 – 407.
- [8] BULLOCK D, CISEK P, GROSSBERG S. Cortical networks for control of voluntary arm movements under variable force conditions. *Cerebral Cortex*, 1998, 8(1): 48 – 62.
- [9] TODOROV E. Direct cortical control of muscle activation in voluntary arm movements: a model. *Nature Neuroscience*, 2000, 3(4): 391 – 398.
- [10] SHOHAM S, PANINSKI L M, FELLOWS M R, et al. Statistical encoding model for a primary motor cortical brain-machine interface. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, 52(7): 1312 – 1322.
- POLLOK B, GROSS J, Schnitzler A. How the brain controls repetitive finger movements. *Journal of Physiology-Paris*. 2006, 99(1): 8 13.
- [12] ESPOSTI R, CAVALLARI P, BALDISSERA F. Feedback control of the limbs position during voluntary rhythmic oscillation. *Biological Cybernetics*, 2007, 97(2): 123 – 136.
- [13] KUMAR G, SCHIEBER M H, Thakor N V, et al. Designing closedloop brain-machine interfaces using optimal receding horizon control. *American Control Conference*. Washington: IEEE, 2013: 5029 – 5034.
- [14] DANGI S, GOWDA S, HELIOT R, et al. Adaptive Kalman filtering for closed-loop brain-machine interface systems. *International leee/embs Conference on Neural Engineering*. Mexico: IEEE, 2011: 609 – 612.
- [15] SUSSILLO D, NUYUJUKIAN P, FAN J M, et al. A recurrent neural network for closed-loop intracortical brain-machine interface decoders. *Journal of Neural Engineering*, 2012, 9(2): 1 – 10.
- [16] DANGI S. Closed-loop decoder adaptation algorithms for brainmachine interface systems. Berkeley: University of California, 2015.
- [17] ORSBORN A. Closed-loop design of brain-machine interface systems. Berkeley: University of California, 2013.
- [18] NATAN S D, GENE Y F, BRYCE C, AND CHARLES C D S. Effects of biphasic current pulse frequency, amplitude, duration, and interphase gap on eye movement responses to prosthetic electrical s-timulation of the vestibular nerve. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2011, 19(1): 84 94.
- [19] LONDON B M, JORDAN L R, JACKSON C R, et al. Electrical stimulation of the proprioceptive cortex (area 3a) used to instruct a behaving monkey. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2008, 16(1): 32 – 36.
- [20] SHANECHI M M, ORSBORN A, MOORMAN H, et al. Highperformance brain-machine interface enabled by an adaptive optimal feedback-controlled point process decoder. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.* Chicago: IEEE, 2014: 6493 – 6496.
- [21] LEBEDEV M A, NICOLELIS M A L. Brain-machine interface: past, present and future. *Trends in Neurosciences*, 2006, 29(9): 536 – 546.

- [22] HELIOT R, GANGULY K, JIMENEZ J, et al. Learning in closedloop brain-machine interfaces: modeling and experimental validation. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, Part B: Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society*, 2010, 40(5): 1387 – 1397.
- [23] XI Yugeng, Predictive Control. 2nd Edition. Beijing: National Defense Industry Press, 2014.
 (席裕庚. 预测控制(第2版). 北京: 国防工业出版社, 2014.)
- [24] XI Yugeng, LI Dewei, LIN Shu. Model predictive control status and challenges. *Automatica Sinica*, 2013, 39(3): 222 236.
 (席裕庚, 李德伟, 林姝. 模型预测控制——现状与挑战. 自动化学报, 2013, 39(3): 222 236.)
- [25] MAYNE D Q, RAWLINGS J B. Correction to "Constrained model predictive control: stability and optimality". *Automatica*, 2000, 36(6): 789 – 814.
- [26] KIM S P, SANCHEZ J C, RAO Y N, et al. A comparison of optimal MIMO linear and nonlinear models for brain-machine interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 2006, 3(2): 145 – 161.
- [27] XI Yugeng, LI Dewei. Fundamental philosophy and status of qualitative synthesis of model predictive control. Acta Automatica Sinica,

2008, 34(10): 1225 - 1234.

(席裕庚,李德伟.预测控制定性综合理论的基本思路和研究现状. 自动化学报, 2008, 34(10): 1225 – 1234.)

作者简介:

潘红光硕士生导师,主要研究方向为脑--机接口控制系统、智能控制、预测控制, E-mail: hongguangpan@xust.edu.cn;

米文毓 硕士研究生,主要研究方向为脑--机接口控制系统、预测 控制、智能控制, E-mail: wenyu_mi@163.com;

邓 军 教授,博士生导师,教育部"长江学者"特聘教授,主要 研究方向为矿井自燃火灾的机理、预测及防治技术,E-mail: 58111391 @qq.com;

孙京诰 副教授,硕士生导师,主要研究方向为非线性自适应控制 及其应用、脑-机接口控制系统、智能算法优化,E-mail: jgsun@ecust. edu.cn;

薛 瑞 硕士研究生,目前主要研究方向为脑--机接口控制系统及 其解码器设计,E-mail: xr94118@163.com.