

控制与决策

Control and Decision

基于BMI模型的三关节假肢运动的优化控制

孙京浩, 徐立栋, 薛瑞, 潘红光

引用本文:

孙京浩, 徐立栋, 薛瑞, 等. 基于BMI模型的三关节假肢运动的优化控制[J]. *控制与决策*, 2020, 35(9): 2162–2168.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0061>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于改进模板匹配的智能下肢假肢运动意图实时识别

Real-time motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on improved template matching technique
控制与决策. 2020, 35(9): 2153–2161 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0070>

基于轨迹规划的平面三连杆欠驱动机械臂位置控制

Position control of planar three-link underactuated manipulator based on trajectory planning
控制与决策. 2020, 35(2): 382–388 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0786>

下肢假肢斜坡路况运动控制策略分析

Analysis of slope motion control strategy of lower limb prostheses
控制与决策. 2019, 34(6): 1160–1168 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1252>

一种基于Dyna-Q学习的旋翼无人机视觉伺服智能控制方法

A visual servo intelligent control method for rotor UAV based on Dyna-Q learning
控制与决策. 2019, 34(12): 2517–2526 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0342>

基于Actor-Critic和神经网络的闭环脑机接口控制器设计

Design of closed-loop brain machine interface controller based on Actor-Critic and neural network
控制与决策. 2018, 33(11): 1967–1974 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0791>

基于BMI模型的三关节假肢运动的优化控制

孙京浩^{1,2†}, 徐立栋¹, 薛瑞¹, 潘红光³

(1. 华东理工大学 信息科学与工程学院, 上海 200237; 2. 华东理工大学 化工过程先进控制和优化技术教育部重点实验室, 上海 200237; 3. 西安科技大学 电气与控制工程学院, 西安 710054)

摘要: 生物神经系统一直以来被作为机器人控制器的研究灵感之一, 人们试图借用以生物为启发的控制模型来控制外部设备, 使得其能达到类似生物般的运动效果. 鉴于此, 以一种模拟大脑皮层神经元放电活动为基础的闭环脑-机接口(BMI)模型为控制器, 控制简化后的三关节人工假肢完成目标位置的抓取动作, 并在给定目标距离下, 建立三关节假肢的简化模型, 由此提出时间与动能的损失函数以描述假肢运动过程产生的损耗. 最后利用一种贝叶斯迭代算法求取假肢的最佳运动方式, 使其在完成目标抓取动作时损失函数值最小, 进而完成对假肢运动控制的优化并取得较好的控制效果.

关键词: 脑-机接口模型; 皮层放电模型; 闭环控制; 三关节假肢; 运动损耗; 贝叶斯优化算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0061

引用格式: 孙京浩, 徐立栋, 薛瑞, 等. 基于BMI模型的三关节假肢运动的优化控制[J]. 控制与决策, 2020, 35(9): 2162-2168.

Optimal control of three-joint prosthesis motion based on closed-loop BMI model

SUN Jing-gao^{1,2†}, XU Li-dong¹, XUE Rui¹, PAN Hong-guang³

(1. College of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China; 2. Key Laboratory of Advanced Control and Optimization for Chemical Processes of Ministry of Education, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China; 3. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: The biological nervous system has always been one of the inspirations of robot controller research. People try to control external equipments by using bio-inspired control models, so that the equipments can achieve bio-like motion effect. Therefore, a closed-loop brain-machine interface (BMI) model based on the discharge activity of cerebral cortical neurons is used as a controller to control the movement of the three-joint artificial prosthesis to the target position. And under a given target distance, a simplified model of the three-joint prosthesis is established, and a loss function of time and kinetic energy also is proposed to describe the loss generated by the prosthetic motion. Finally, a Bayesian iterative algorithm is used to obtain the optimal motion of the prosthesis, so that the loss function value is minimized when the target grabbing action is completed, and the motion control of the prosthesis is optimized.

Keywords: BMI model; cortical discharge model; closed-loop control; three-joint artificial prosthesis; motion loss; Bayesian optimization algorithm

0 引言

生物神经控制系统长期以来一直为构建机器人控制器提供研究灵感, 其以生物学为导向, 设计出生物与机器人之间的接口, 试图由此令机器人能模仿人类的运动特性, 从而朝着理解神经回路如何控制高度非线性系统以及生物中枢神经系统如何工作等方向上迈进一步^[1-4]. 其中具有代表性的一种人机结合系统——脑-机接口 (brain-machine interface, BMI) 也是

研究热点之一. 这项工作需要多学科的融入, 包括神经肌肉生理学、生物力学和神经科学等^[5].

目前, 针对 BMI 系统的研究已取得了广泛的进展. Fetz^[6]的研究表明了猴子的运动可以从先前人为记录下的猴子大脑皮层中运动皮质区的神经信号推断; Shانهchi^[7]证明了猴子可以对生理反馈作出响应, 并以此自发性调节自身的神经活动; Bozinovski 等^[8-9]通过记录脑电图 (electroencephalogram, EEG)

收稿日期: 2019-01-11; 修回日期: 2019-04-01.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61603295); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (222201917006).

责任编辑: 程龙.

†通讯作者. E-mail: sunjinggao@126.com.

信号控制机器人运动的多次起止运动; Bullock等^[10]通过仿真大脑皮层放电活动,提出了一种单关节自发运动皮层神经元放电模型,该模型表征了大脑运动皮层以及感知皮层放电活动与肢体运动间的关系;孙京浩等^[11]以神经网络算法设计的系统解码器代替文献[10]中原模型的脊髓电流,且仍能保持系统原有性能;Francisco^[12]提出了一种基于生物启发式的皮层神经网络用于控制双关节手指的移动,并解释了大脑如何设置自动的和凭意志的控制信号来平衡动态和静态反馈;Kumar等^[13]开发了一种神经假体系统的控制理论体系,用于单关节的自发运动控制。

综上所述,当今对于脑-机接口系统的研究策略为:首先基于脑电信号的采集做相关滤波及特征提取,然后将信号解析为可辨识的指令进而实现控制。同时也包含另一种研究策略:先将脑电传输过程转换为数学模型,明确各信号特征的意义,在此基础上对模型作出改进与应用。本文的研究主要基于后者。

鉴于此,本文将文献[10]中以生物为启发的皮层放电模型应用于闭环脑-机接口研究中,首次尝试利用此模型控制三关节假肢完成模拟抓取的动作,并对三关节假肢建立简化模型,由此提出时间与动能的损失函数以描述假肢运动过程产生的损耗。同时,提出一种贝叶斯迭代算法以求取假肢最佳的运动方式,使得其综合损耗值最小,从而较好地完成抓取任务。

1 运动皮层神经控制系统模型

1.1 皮层模型描述

Bullock等^[10]提出的模型如图1所示。其主要仿真大脑初级运动皮层(区域4)和顶叶皮层(区域5),忽略视觉反馈对肢体运动的影响,并通过对关节肌和肌梭的建模,将肢体运动的误差信号通过肌梭以感知反馈的形式传递给中枢神经,构成一个完整的闭环系统。在模型描述中,肢体自发运动需要依靠主动肌和拮抗肌协同完成,因此将用下标*i*表示与主动肌相关的神经元平均放电活动,下标*j*表示与拮抗肌相关的神经元平均放电活动。

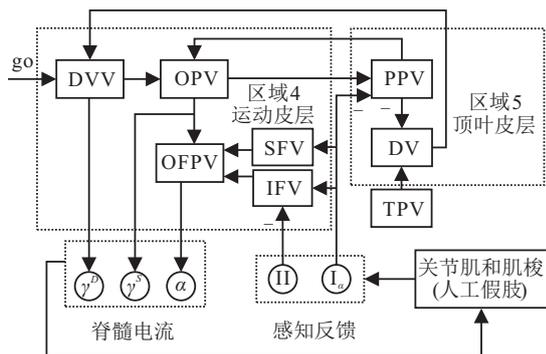


图1 自发运动皮层神经元放电模型

首先,区域5中的偏差矢量(DV)神经元主要计算目标矢量(TPV)与感知位置矢量(PPV)之间的差值,其模拟神经元的平均放电活动描述如下:

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

其中: $r_i(t)$ 满足 $0 \leq r_i(t) \leq 1$; T_i 为TPV的输出,表示主动肌的目标位置; x_i 为来自PPV神经元的感知反馈; B^r 为DV神经元的平均放电活动。此后,信号将传递至区域4中的期望速度矢量(DVV)中,其神经元的平均放电活动表示如下:

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

其中: B^u 为DVV神经元的基础放电活动; $g(t)$ 为内部“go”神经元信号,由大脑中枢神经发出,其数学描述为

$$\frac{dg^1(t)}{dt} = \varepsilon(-g^1(t) + (C - g^1(t))g^0), \quad (3)$$

$$\frac{dg^2(t)}{dt} = \varepsilon(-g^2(t) + (C - g^2(t))g^1), \quad (4)$$

$$g(t) = g^0 \frac{g^2(t)}{C}. \quad (5)$$

g^0 为来自大脑决策中心发出的使能信号, ε 为低速整合率, C 为“go”神经元信号处于饱和状态时的值。

输出位置矢量(OPV)神经元与PPV神经元相互连接构成闭环,描述如下:

$$\begin{aligned} \frac{dy_i(t)}{dt} = & (1 - y_i(t))(\eta x_i(t) + \max\{u_i(t) - u_j(t), 0\}) - \\ & y_j(t)(\eta x_j(t) + \max\{u_j(t) - u_i(t), 0\}). \end{aligned} \quad (6)$$

其中:OPV神经元活动满足 $y_i(t) + y_j(t) = 1$; η 为PPV神经元到OPV神经元通道上的缩放因子。

区域5中PPV神经元主要负责感知主动肌在运动过程中的实时位置,即

$$\begin{aligned} \frac{dx_i(t)}{dt} = & (1 - x_i(t)) \max\{\Theta y_i(t) + s_j^1(t - \tau) - s_i^1(t - \tau), 0\} - \\ & x_i(t) \max\{\Theta y_j(t) + s_i^1(t - \tau) - s_j^1(t - \tau), 0\}. \end{aligned} \quad (7)$$

其中: τ 为肌梭反馈的延迟时间; Θ 为来自OPV神经元的恒定增益; $s_i^1(t)$ 为原发性肌梭传入(I_{α})。同时相应存在继发性肌梭传入(II),即

$$s_i^1(t) = S\left(\theta \max\{\gamma_i^S(t) - p_i(t), 0\} + \phi \max\left\{\gamma_i^D(t) - \frac{dp_i(t)}{dt}, 0\right\}\right), \quad (8)$$

$$s_i^2(t) = S(\theta \max\{\gamma_i^S(t) - p_i(t), 0\}). \quad (9)$$

其中: $p_i(t)$ 为主动肌的运动位置; θ 为灵敏度参数; ϕ 为动态核袋纤维对拉伸率的敏感性; $S(\cdot)$ 为肌梭传入

饱和函数,表示为 $S(\omega) = \omega/(1 + \omega^2)$; $\gamma_i^S(t)$ 和 $\gamma_i^D(t)$ 分别表示静态和动态运动神经元的平均放电活动,描述如下:

$$\gamma_i^S(t) = y_i(t), \quad (10)$$

$$\gamma_i^D(t) = \rho \max\{u_i(t) - u_j(t), 0\}, \quad (11)$$

ρ 为尺度参数,表示信号传递变化的增益.

区域4中静态力矢量(SFV)是一种补偿信号,有

$$\frac{df_i(t)}{dt} = (1 - f_i(t))hs_i^1(t - \tau) - \Psi f_i(t)(f_j(t) + s_j^1(t - \tau)). \quad (12)$$

其中: h 为恒定增益,能控制外部负载补偿力度和速度; Ψ 为抑制缩放的参数.

区域4中惯性力矢量(IFV)也是一种来自肌梭的负反馈补偿信号,有

$$q_i(t) = \lambda_i \max\{s_i^1(t - \tau) - s_i^2(t - \tau) - \Lambda, 0\}. \quad (13)$$

其中: λ_i 为反馈增益,近似于动态前馈补偿; Λ 为恒定阈值.区域4的OFPV神经元^[10-14]描述如下:

$$a_i(t) = y_i(t) + q_i(t) + f_i(t). \quad (14)$$

α 运动神经元描述为

$$\alpha_i(t) = a_i(t) + \delta s_i^1(t), \quad (15)$$

其中 δ 表示细胞牵张反射增益.

1.2 肢体运动模型描述

肢体完成自发运动的过程主要是靠主动肌和拮抗肌的协调动作实现.若忽略肌肉运动过程中的几何影响、合力过程中非线性因素,则将合力^[10]描述为

$$\Delta M = M_i(c_i(t) - p_i(t)) - M_j(c_j(t) - p_j(t)), \quad (16)$$

$$M_i(c_i(t) - p_i(t)) = \max\{c_i(t) - p_i(t), 0\}. \quad (17)$$

其中 $c_i(t)$ 为主动肌收缩活动的力度,表示为

$$\frac{dc_i(t)}{dt} = \nu(\alpha_i(t) - c_i(t)), \quad (18)$$

ν 为收缩系数.

肢体的运动状态可以描述为

$$\frac{d^2 p_i(t)}{dt^2} = \frac{1}{I} \left(\Delta M + E_i - V \frac{dp_i(t)}{dt} \right). \quad (19)$$

其中: I 为肢体的惯性力矩; V 为关节粘度; E_i 为关节所受外部作用力,对应主动肌的位置 $p_i(t)$ 与拮抗肌位置 $p_j(t)$ 满足 $p_i(t) + p_j(t) = 1$;最终肌肉模型通过脊髓电流传入,并驱动肢体完成自发运动.

2 简化假肢控制模型的建立与控制实现

2.1 三关节假肢模型的建立

图2为简化后的三关节假肢在平面上的示意图.图2中, O 、 A 和 B 点分别为关节转轴的轴心, C 点为

爪子的端部.令 O 为原点,同时保持假定目标位于原点正前方.根据图中的结构可知,存在不同的姿态可使得假肢末端到达目标位置.由于假肢关节长度 l_1 、 l_2 和 l_3 已知,当1号关节的角度 θ_1 确定(默认 $\theta_1 \leq \pi/2$)时, A 点位置固定.此时给定目标距离 P_i ,则 l_{AC} 确定,进一步可以确定 θ_2 和 θ_3 的角度.所以,三关节假肢的最终姿态主要由1号关节的最终角度 θ_1 决定,具体推导过程如下:

$$l_{AC} = \sqrt{P_i^2 + l_1^2 - 2l_1 P_i \cos \theta_1}, \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \theta_2 = & \left(\frac{\pi}{2} - \theta_1 \right) + \arccos \left(\frac{l_1 \sin \theta_1}{l_{AC}} \right) + \\ & \arccos \left(\frac{l_2^2 + l_{AC}^2 - l_3^2}{2l_2 l_{AC}} \right) = \\ & \left(\frac{\pi}{2} - \theta_1 \right) + \arccos \left(\frac{l_1 \sin \theta_1}{\sqrt{P_i^2 + l_1^2 - 2l_1 P_i \cos \theta_1}} \right) + \\ & \arccos \left(\frac{l_2^2 + P_i^2 - l_1^2 - 2l_1 P_i \cos \theta_1 - l_3^2}{2l_2 \sqrt{P_i^2 + l_1^2 - 2l_1 P_i \cos \theta_1}} \right), \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \theta_3 = & \arccos \left(\frac{l_2^2 + l_3^2 - l_{AC}^2}{2l_2 l_3} \right) = \\ & \arccos \left(\frac{l_2^2 + l_3^2 - P_i^2 - l_1^2 + 2l_1 P_i \cos \theta_1}{2l_2 l_3} \right). \end{aligned} \quad (22)$$

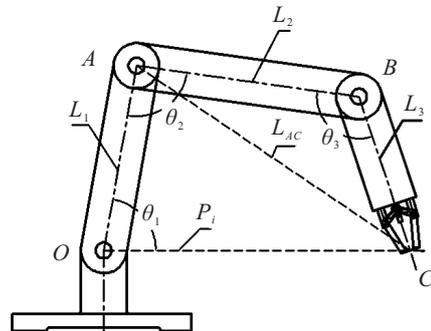


图2 三关节假肢简化模型示意图

在给定目标距离 P_i 时,下一步应确定角度 θ_1 ,以确定关节连接点 A 的位置.显然,根据三角形三边的关系, l_{AC} 的长度存在如下限制:

$$P_i - l_1 \leq l_{AC} \leq l_2 + l_3, \quad (23)$$

即有

$$\frac{P_i^2 + l_1^2 - (l_2 + l_3)^2}{2l_1 P_i} \leq \cos \theta_1 \leq 1, \quad (24)$$

故可得相应 θ_1 的可选范围.

2.2 基于皮层网络的三关节假肢控制实现

Bullock等^[10]所提出的模型是一种单关节自发运动皮层神经元放电模型,而本节所描述的是三关节假肢模型.因此,为了能满足三关节假肢的控制需求,

可以利用3个同样结构的皮层网络分别对应控制假肢的各个关节,仅调整网络模型的一些参数如目标、位置等信号即可。

另一方面,神经皮层网络中的位置信息主要通过主动肌与拮抗肌的收缩状态来描述,且被缩放至0~1区间内。为使得假肢能达到目标位置,只需将其各关节的运动角度信息作相应映射,以对应神经网络中肌肉的位置信息即可,具体如图3所示。图3中: BMI为文献[10]所述的放电模型, P_T 为目标位置, P_i 为实际位置, θ_T 为关节目标角度, θ_i 则为关节当前实际角度。

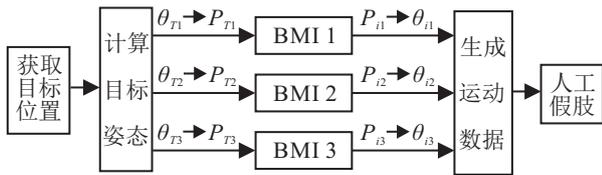


图3 三关节假肢模型控制流程

在硬件实现中,人工假肢的3个关节以及爪子部位由舵机连接驱动,需4路PWM信号以控制其运动。对此,系统中的控制器采用基于ARM Cortex-M3: STM32F103ZET6的开发套件。其芯片为32位微控制器,处理频率可达到72 MHz,且内部含有多个定时器,外部有多路I/O口输出,功能可以满足本次实验的要求。同时,利用其USART接口与上位机连接通讯,波特率设为115 200 bps。由此,目标位置可从上位机给定并发送至控制器中,并完成对应目标动作。另外,控制器也可将运动信息实时发送到上位机中并显示。具体实现方案如图4所示。

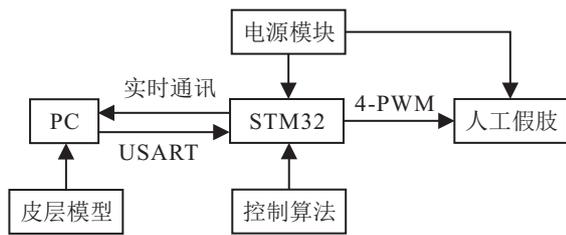


图4 控制系统实现方案

3 假肢运动控制的优化

3.1 假肢运动过程损失函数的提出

因为给定一个目标位置对应存在不同的假肢姿态,而假肢的最终姿态主要又由1号关节的运动角度 θ_1 确定,随后即可根据式(21)和(22)的关系计算出 θ_2 和 θ_3 。由此可知,当假肢的初始姿态确定时,尽管设定的最终目标位置相同,但假肢末端为达到目标位置而产生的不同姿态势必会在时间及能量等方面存在不同的损耗。所以,选取一个合适的关节1目标角度 θ_{T1} 尤为重要。因此,需在第2.1节内容的基础上建立描述

假肢运动的时间及能量的损耗关系函数,以便后续工作中根据该准则函数对假肢的运动控制作出优化。

首先,三关节假肢的姿态可利用各个关节的角度值描述。假设三关节假肢的初始姿态和位置为 $\{\theta_{10}, \theta_{20}, \theta_{30}; P_{i0}\}$, 并且对于假肢各轴间的电机相同。那么可以定义假肢从起始位置运动到目标位置的完整过程的时间损失可由各关节旋转角度的变化量进行描述,即

$$\text{loss}_T = \sqrt{\sum_{k=1}^3 \left[\sum_{i=1}^n (\theta_{k,i} - \theta_{k,i-1})^2 \right]}. \quad (25)$$

关于能量损耗方面,主要考虑关节的动能变化,有

$$\text{loss}_E = \frac{1}{2} \left[(m_1 + m_2 + m_3) \left(\frac{d\theta_1}{dt} \right)^2 + (m_2 + m_3) \left(\frac{d\theta_2}{dt} \right)^2 + m_3 \left(\frac{d\theta_3}{dt} \right)^2 \right]. \quad (26)$$

其中: m_k 为第 k 号关节的质量, $k = 1, 2, 3$ 。

可设总的损失函数为

$$\begin{cases} \text{loss} = \alpha_1 \text{loss}_T + \alpha_2 \text{loss}_E, \\ \sum_i \alpha_i = 1, \end{cases} \quad (27)$$

其中 α_i 为各损失函数的权重,本文实验取0.5。

事实上,最终的损失函数通过代入式(21)和(22),结果应该是关于角度 θ_1 与目标位置 P_i 的函数。那么给定目标位置 P_i 后,目标转化为在角度 θ_1 可选的范围内选取适当的关节1目标运动角度,以使得最终损失函数值最小。

3.2 基于贝叶斯迭代法求最优角度

根据简化的三关节假肢数学模型和运动过程损失函数的描述可知,针对给定目标位置,势必可以找到一个损失更少的目标姿态,以更优的准则完成抓取任务。所以,为寻找针对特定目标位置的最优目标姿态,提出一种贝叶斯迭代算法(Bayesian iterative algorithm, BIA)求解。该算法寻求最优角度的核心思想可用贝叶斯公式描述为

$$P(\theta|\text{loss}) = \frac{P(\theta)P(\text{loss}|\theta)}{P(\text{loss})} \propto P(\theta)P(\text{loss}|\theta). \quad (28)$$

算法具体实现步骤如下。

step 1: 已知假肢各关节长度 l_1, l_2 和 l_3 , 当给出特定目标位置 P_i 后,可利用式(24)确定出1号关节的可行范围上下界 $\theta_{1\text{upper}}$ 和 $\theta_{1\text{lower}}$ 。

step 2: 利用下式计算后续迭代过程中更新搜索范围的上下界:

$$\Delta\theta = \beta(\theta_{1\text{upper}} - \theta_{1\text{lower}}), \quad (29)$$

其中 β 满足 $0 \leq \beta \leq 1$ 。

step 3: 在可行的角度选取范围内,等概率抽取一

组(个)1号关节的可行角度值 $\theta_{11}, \theta_{12}, \dots, \theta_{1N}$, 并利用式(21)和(22)确定出对应的2号关节角度 $\theta_{21}, \theta_{22}, \dots, \theta_{2N}$ 和3号关节角度 $\theta_{31}, \theta_{32}, \dots, \theta_{3N}$.

step 4: 将 N 组角度信息分别映射至BMI模型中, 生成对应的活动数据序列, 并利用式(25)和(26)计算出对应的损失值 $\text{loss}_1, \text{loss}_2, \dots, \text{loss}_N$.

step 5: 此时需根据损失值越小被选中概率越大的原则选取角度, 将step 4中计算的损失值代入下式, 使之转为对应的概率值:

$$P(\text{loss}|\theta) = \frac{e^{-\text{loss}_i}}{\sum_{j=1}^N e^{-\text{loss}_j}}. \quad (30)$$

由式(30)计算的概率抽取一组角度. 若该组角度下的总损耗优于上一次迭代所保存的最佳角度 $\theta_{\text{best}} = \{\theta_{1\text{best}}, \theta_{2\text{best}}, \theta_{3\text{best}}\}$ 则替换, 否则不变.

step 6: 由下式更新角度选取范围的上下界:

$$\theta'_{1\text{upper}} = \begin{cases} \theta_{1\text{best}} + \Delta\theta, & \theta_{1\text{best}} + \Delta\theta < \theta_{1\text{upper}}; \\ \theta_{1\text{upper}}, & \theta_{1\text{best}} + \Delta\theta \geq \theta_{1\text{upper}}. \end{cases} \quad (31)$$

$$\theta'_{1\text{lower}} = \begin{cases} \theta_{1\text{best}} - \Delta\theta, & \theta_{1\text{best}} - \Delta\theta > \theta_{1\text{lower}}; \\ \theta_{1\text{lower}}, & \theta_{1\text{best}} - \Delta\theta \leq \theta_{1\text{lower}}. \end{cases} \quad (32)$$

step 7: 由 $\Delta\theta = \alpha \cdot \Delta\theta, 0 < \alpha < 1$ 更新 $\Delta\theta$.

step 8: 判断 $\Delta\theta - \delta > 0$, 其中 δ 为较小的数, 若不等式不成立, 则返回step 2继续迭代, 反之则结束迭代并返回最好的结果 θ_{best} .

在上述算法描述中, step 3相当于求取 $P(\theta)$, 其中 N 值选取较大时能令step 5中的概率分布更为平均, 使得搜索随机性增强, 但收敛速度会减慢; 当 N 值较小时, 虽然收敛速度加快但更容易陷入局部最优解. 在step 5中, 产生的优值由式(30)所得概率抽取, 其目的是在一定程度上避免直接陷入局部最优解. 在追求收敛速度的情况下, 若该所求的最佳角度多次保持不变, 则可选择提前退出迭代. step 6和step 7的目的在于逐步缩小搜索范围, 在加快收敛的速度同时提高搜索效率.

综上, 利用上述算法可求得最佳目标运动角度, 将其映射至皮层网络的目标位置矢量(TPV)中, 并通过运行网络模型生成假肢的运动数据, 进而由该运动数据控制假肢运动至目标位置.

3.3 假肢运动控制实验

实验中, 设三关节假肢模型的初始位置为 $\{\theta_{10}, \theta_{20}, \theta_{30}, P_{i0}\}$, 目标位置为 $\{\theta_{1T}, \theta_{2T}, \theta_{3T}, P_{iT}\}$. 假肢模型已知参数见表1, 3个关节对应的BMI模型中共同的默认参数设置^[10]见表2.

表1 三关节假肢模型相关参数

符号	参数值	描述	符号	参数值	描述
l_1	98	关节1臂长	θ_{10}	80	关节1初始角度
l_2	92	关节2臂长	θ_{20}	117.17	关节2初始角度
l_3	156	关节3臂长	θ_{30}	110.38	关节3初始角度
m_1	36	关节1质量	P_{i0}	200	假肢初始位置
m_2	118	关节2质量	P_{iT}	270	假肢目标位置
m_3	290	关节3质量			

表2 BMI模型相关参数

符号	参数值	描述	符号	参数值	描述
I	200	肢体惯性力矩	ρ	0.04	尺度因子
V	10	关节粘度	λ_i	150	反馈增益
ν	0.15	收缩系数	Λ	0.001	恒定阈值
B^r	0.1	DV平均放电	C	25	go信号饱和和状态值
B^u	0.01	DVV平均放电	δ	0.1	细胞牵张反射增益
Θ	0.5	OPV恒定增益	ε	0.05	低速整合率
θ	0.5	灵敏度参数	Ψ	4	抑制缩放参数
ϕ	1	纤维对拉伸率的敏感性	h	0.01	恒定增益
η	0.7	PPV至OPV的缩放因子	τ	0	时滞因子

另一方面, 在整个实验系统中, 还需设置假肢模型中第 $k(k = 1, 2, 3)$ 号关节参数与其对应的BMI模型参数为如下映射关系:

$$x_i(0) = y_i(0) = p_i(0) = \theta_{k0}/180^\circ, \quad (33)$$

$$x_j(0) = y_j(0) = p_j(0) = 1 - p_i(0), \quad (34)$$

$$T_i = \theta_{kT}/180^\circ. \quad (35)$$

其中: 下标 i 为与主动肌相关活动, 下标 j 为与拮抗肌相关活动; x_i 为BMI模型中来自PPV神经元的感知反馈; y_i 为OPV神经元平均放电活动; p_i 为当前位置; T_i 为目标位置; θ_{k0} 为假肢模型中第 k 号关节的初始角度; θ_{kT} 为假肢模型中第 k 号关节的目标角度.

如上所述, 实验以目标距离 $P_{iT} = 270$ 为例设置贝叶斯迭代算法参数: $N = 3, \beta = 0.25, \alpha = 0.9, \delta = 0.01$. 最终得到3个关节的角度变化情况如图5所示, 各关节速度变化情况如图6所示, 各关节在皮层模型中所表示的合力变化 ΔM 过程如图7所示.

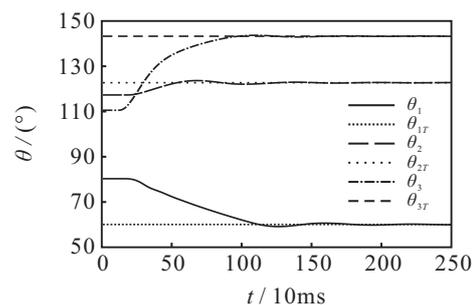


图5 各关节在最佳目标角度下的运动

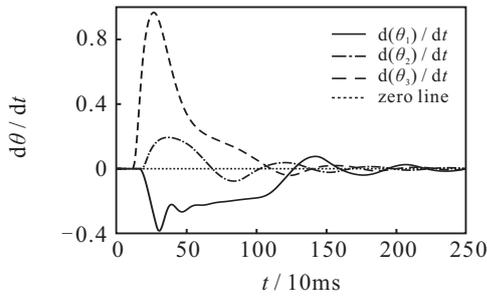


图6 各关节的肢体模型速度变化

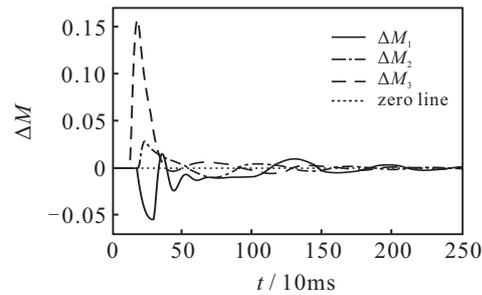


图7 各关节的肢体模型合力变化

本次实验中算法寻优过程总耗时约为4.364 s. 同时求得在目标为270的情况下,最佳目标角度为 $\theta_{1T} = 59.6897^\circ, \theta_{2T} = 122.6035^\circ, \theta_{3T} = 143.2309^\circ$, 最终时间消耗为43.705 5, 能量消耗为4 207.001 7.

结合假肢各关节角度变化的结果看,各关节均能较快达到目标位置. 由于关节1的运动容易产生较多损耗,其运动速度变化相比而言较为缓慢. 由图5~图7可见,各关节的运动方式体现出生物的部分关键运动特性,例如位置变化时速度与合力的提前变化已对当前角度进行动态补偿,使得关节最终能达到预设位置. 但也正由于这一特性,在到达目标位置后会有少许超调震荡现象,最后逐渐稳定至目标值. 实际控制假肢运动至目标位置并抓取物体的过程如图8所示.

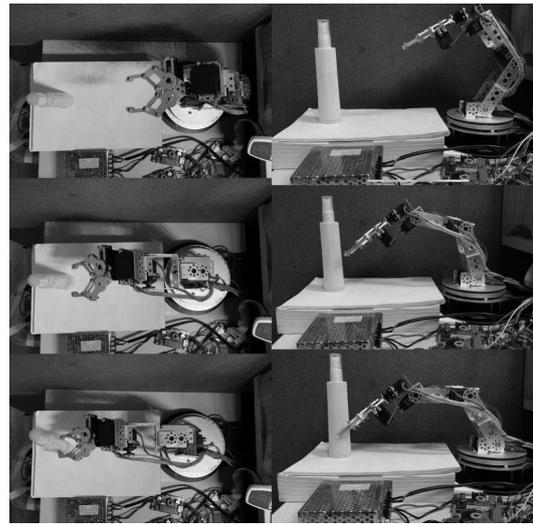


图8 三关节假肢运动过程

下面再次验证所提出算法的有效性和准确性. 在目标距离同样为270的条件下,求得关节1角度范围为 $(0^\circ, 66.62^\circ)$, 以下界为起点,上界为终点,在最终结果保留2位小数的情况下设步长为0.01° 遍历整个范围,确定最佳角度. 在遍历寻优下,程序需耗时130.080 6 s,求得1号关节的最佳角度为 59.69° , 其运动时间损耗为43.705 6,最佳运动能量损耗为4 207.001 6. 将遍历寻优结果与上述贝叶斯迭代算法寻优结果对比可知,二者所得结果十分相近,且贝叶斯迭代算法能更快速地收敛并寻找到优值,表明了贝叶斯迭代算法的有效性和准确性.

为进一步对比算法性能,引入常用的模拟退火算法(simulated annealing, SA)^[15]和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[16]作对比. 同时,为防止算法结果表现出偶然性,分别对20次运行结果进行统计,具体结果见表3.

表3 BIA、SA及PSO算法寻优结果对比

项目	算法	最大值	最小值	平均值
程序求解时间/s	BIA	4.931 5	4.133 4	4.426 5
	SA	14.115 8	13.757 6	13.911 1
	PSO	7.452 6	7.000 1	7.225 5
关节最佳角度/(°)	BIA	59.689 7	59.688 0	59.688 8
	SA	59.775 7	59.148 0	59.503 9
	PSO	59.909 2	59.166 3	59.479 2
最佳时间损耗	BIA	43.705 5	43.704 6	43.705 0
	SA	43.750 8	43.445 4	43.619 7
	PSO	43.814 1	43.455 0	43.605 4
最佳运动损耗	BIA	4 207.002 8	4 207.001 7	4 207.002 2
	SA	4 216.569 1	4 208.396 5	4 210.673 9
	PSO	4 215.682 6	4 207.054 8	4 210.507 7

将表3中各类算法的平均结果进行对比可见,贝叶斯迭代算法的收敛速度明显最快,程序耗时更短,粒子群算法其次,最后是模拟退火算法.由统计后的运行结果看,虽然粒子群算法和模拟退火算法所得的运动时间损耗可能会更少,但其对应的运动能量损耗有明显增加,利用贝叶斯迭代算法所求得总损耗仍然更少.同时,从结果的最大值和最小值可以看出,贝叶斯迭代算法求得的结果偏差更小,结果相对更精准.综合而言,利用贝叶斯迭代算法更具高效性和可靠性.

4 结论

本文实现了以生物启发的脑-机接口模型为基础的三关节假肢的运动控制,使得假肢以生物的运动特性完成到达目标位置的動作.同时,在针对指定目标距离下假肢的多种目标姿态中,提出了利用贝叶斯迭代算法求取综合损耗最小的最优姿态.由实验结果发现,利用贝叶斯迭代算法能有效且快速地收敛到最优解.

本文内容主要集中在以生物启发的闭环脑-机接口模型中的关节控制部分,印证了皮层网络在实际应用中的有效性,同时也对实际应用中假肢的运动控制作出了优化.在后续的工作中,可以针对大脑皮层放电模型作进一步的研究和改进,以形成更加有效、完备的整体.

参考文献(References)

- [1] Kumar G, Kothare M V, Thakor N V, et al. Designing closed-loop brain-machine interfaces using model predictive control[J]. *Technologies*, 2016, 4(2): 1-25.
- [2] Rahman K A A, Ibrahim B S K K, Jamil M M A, et al. Positioning of EEG electrodes for CI-FES control system development of knee joint movement for paraplegic[C]. *Functional Electrical Stimulation Society Conference*. Kuala Lumpur: IEEE, 2015: 1-6.
- [3] 吴朝晖,俞一鹏,潘纲,等.脑机融合系统综述[J]. *生命科学*, 2014(6): 645-649.
(Wu C H, Yu Y P, Pan G, et al. Summary of brain-computer fusion system[J]. *Chinese Bulletin of Life Sciences*, 2014(6): 645-649.)
- [4] 邓志东,李修全,郑宽浩,等.一种基于SSVEP的仿人机器人异步脑机接口控制系统[J]. *机器人*, 2011, 33(2): 129-135.
(Deng Z D, Li X Q, Zheng K H, et al. A humanoid robot control system with SSVEP-based asynchronous brain-computer interface[J]. *Robot*, 2011, 33(2): 129-135.)
- [5] Usakli A B. Improvement of EEG signal acquisition: An electrical aspect for state of the art of front end[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2010, 2010: 1-7.
- [6] Fetz E E. Operant conditioning of cortical unit activity[J]. *Science*, 1969, 163(3870): 955-958.
- [7] Shانهchi M M. Brain-machine interface control algorithms[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(10): 1725-1734.
- [8] Bozinovski S, Sestakov M, Bozinovska L. Using EEG alpha rhythm to control a mobile robot[C]. *Proceedings of the International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*. New Orleans: IEEE, 2006: 1515-1516.
- [9] Bozinovski S. Mobile robot trajectory control: From fixed rails to direct bioelectric control[C]. *IEEE International Workshop on Intelligent Motion Control*. Istanbul: IEEE, 1990: 463-467.
- [10] Bullock D, Cisek P, Grossberg S. Cortical networks for control of voluntary arm movement under variable force conditions[J]. *Cerebral Cortex*, 1998, 8(1): 48-62.
- [11] 孙京浩,杨嘉雄,王硕,等.基于Actor-Critic和神经网络的闭环脑机接口控制器设计[J]. *控制与决策*, 2018, 33(11): 1967-1974.
(Sun J G, Yang J X, Wang S, et al. Design of close-loop brain-machine interface controller based on actor-critic and neural network[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(11): 1967-1974.)
- [12] Francisco G C. A cortical network for control of voluntary movements in a robot finger[J]. *Neurocomputing*, 2007, 71 (1/2/3): 374-391.
- [13] Kumar G, Schieber M H, Thakor N V, et al. Designing closed-loop brain-machine interfaces using optimal receding horizon control[C]. *American Control Conference (ACC)*. Washington: IEEE, 2013: 5029-5034.
- [14] Cheney P D, Fetz E E. Functional classes of primate corticomotoneuronal cells and their relation to active force[J]. *Journal of Neurophysiology*, 1980, 44(4): 773-791.
- [15] Dowsland K A, Thompson J. *Simulated annealing*[M]. Berlin: Springer, 2012: 1623-1655.
- [16] Jia D L, Zheng G X, Qu B Y, et al. A hybrid particle swarm optimization algorithm for high-dimensional problems[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2011, 61(4): 1117-1122.

作者简介

孙京浩(1971—),男,副教授,博士,从事智能优化算法及其应用等研究, E-mail: sunjinggao@126.com;

徐立栋(1995—),男,硕士生,从事闭环脑机接口控制与优化的研究, E-mail: leytonxu@163.com;

薛瑞(1994—),男,硕士生,从事闭环脑-机接口控制器设计与优化的研究, E-mail: xr94118@163.com;

潘红光(1983—),男,讲师,博士,从事人工智能、脑机接口、过程控制及物联网等研究, E-mail: hongguangpan@163.com.