

一种智能膝关节假肢及其控制算法研究

张意彬^{1 2a} 吕杰^{2b} 喻洪流^{1*}

(1. 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093; 2. 上海健康医学院 a. 医疗器械学院; b. 康复学院, 上海 201318)

【摘要】 为了使下肢假肢的功能更趋近于人体下肢, 提出了一种智能膝关节假肢的设计方法及其相应的控制算法。首先, 根据人体膝关节的结构特点, 设计仿生膝关节的机械组件。并在此基础上, 为其添加分体式的膝关节阻尼控制模块。然后, 为阻尼控制模块添加控制算法[传统 PD 控制算法、微粒群(PSO)优化的 BP 神经网络 PD 控制算法]。最后通过步态测试对比两种不同算法的实际控制效果。最终的实验结果表明: 在行走的摆动相, PSO-BP-PD 控制相较于传统 PD 控制, 膝关节摆动角度的控制准确度提升 5.1°, 稳定度下降 0.7°。

【关键词】 微粒群优化; BP 神经网络; 智能; 膝关节假肢; 比例微分控制

【中图分类号】 R197.39 **【文献标志码】** A **【DOI】** 10.11876/mimt202206004

Research on an intelligent above-knee prosthesis and its control algorithm

Zhang Yibin^{1 2a}, Lv Jie^{2b}, Yu Hongliu^{1*}

(1. School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. a. College of Medical Instrumentation; b. College of Rehabilitation Sciences, Shanghai University of Medicine & Health Sciences, Shanghai 201318, China)

Corresponding author: Yu Hongliu, E-mail: yhl98@hotmail.com

【Abstract】 In order to make the function of lower limb prosthesis more similar to that of human lower limb, a design method of intelligent above-knee prosthesis and its related control algorithm were proposed. Firstly, according to the structural characteristics of human knee joint, the mechanical components of bionic knee joint are designed. On this basis, a separated damping control module of knee joint is added. Then, add control algorithms [traditional PD control algorithm, particle swarm optimization (PSO) BP neural network PD control algorithm] to the damping control module. Finally, the actual control effects of two different algorithms are compared through gait test. The final experimental results show that the swing angle of above-knee prosthesis increased 5.1° in accuracy and decreased 0.7° in stability.

【Key words】 Particle swarm optimization; BP neural network; Intelligent; Above-knee prosthesis; PD control

2006 年德国的奥托博克公司创造出了世界上首款“人工智能”类型的假肢(C-Leg 智能仿生腿), 这款假肢首次利用膝角度传感器和踝关节力矩传感器对假肢摆动的速度和位置进行判断, 通过判断结果对液压缸阻尼变化进行调节, 大大提高了

行走过程中的肢体稳定性和安全性。冰岛的奥索公司推出了磁流变类型的假肢(Rheo Knee), 该款磁流变产品能够利用微处理器分析足部运动信息, 从而智能控制膝关节的运动。在这之后, 该公司又于 2009 年再一次推出了世界首款主动型人工智能假

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61473193)

第一作者: 张意彬, 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向: 生物医学工程, E-mail: zhangyb@sumhs.edu.cn

通讯作者: 喻洪流, 男, 博士研究生, 教授, 研究方向: 康复工程, E-mail: yhl98@hotmail.com

肢(Power Knee),该假肢所配备的扭矩和加速感应器可以连续不间断地识别路面场景,并通过控制制动器,在平坦路面行走、上楼梯、下楼梯、爬坡时,结合刺激假肢穿戴者的肌肉,主动刺激残肢端与假肢配合,满足一些复杂路况,例如爬楼梯、上下斜坡等多种路况变化,到了2018年,该公司又发布了最新XC仿生磁控膝关节,对所有传感器全面升级,使得该假肢在稳定性上取得了全面提升,穿戴灵活性得到了大幅提升^[1-3]。

我国在智能膝关节假肢领域的发展尚处在起步阶段。由中南大学的谭冠政教授带领的研究团队研制出了智能仿生人工腿CIP-I Leg,实现了基于非线性PID控制的人工腿位置伺服控制系统,该人工腿利用霍尔元件判断步速,利用调速电机对针阀位置进行调节,从而进一步调节气压缸阻尼以适应步速的变化。北京大学的王启宁等设计出基于动态行走机理的“机器人假肢”,利用足底压力传感器系统检测健肢抬脚、触地、摆动、屈曲等行走状态,从而控制假肢步态。东北大学的徐心和团队研究出了磁流变智能假腿,该假腿可以通过步态感知系统获取摆动相的运动状态信息以及正常步态运动信息,结合阻尼力矩调节系统控制,实现了摆动相膝力矩的自动控制。台湾德林假肢有限公司于2014年研发出IC智能膝关节,假肢穿戴者可以利用遥控器,对行走中的液压缸针阀开度进行调节,以适应现有步速。该公司在2020年又有新的产品问世,五连杆膝关节的雅德力二代仿生腿,该仿生腿能够利用三轴加速度传感器判断行走意图,实时调整膝关节阻尼^[4-5]。纵观国内外膝关节假肢的发展历程,不难看出,随着传感器、人工智能的发展,智能膝关节假肢在仿生性、功能性以及智能性上日趋完善。

为此,本文欲探索一种传感器与神经网络算法相结合的智能膝关节假肢控制方案,为智能膝关节假肢的控制开辟一条新途径。

1 智能仿生膝关节假肢

1.1 机械系统建模

如图1(a)所示,为了更好的模拟人体膝关节的

自然运动,采用四连杆结构方式的膝关节在下肢假肢领域得到了广泛的应用。由于四连杆型膝关节具有瞬心改变的特点,能够实现膝关节多个轴心的运动,因此具有非常好的仿生特性^[6]。表1给出了优化的四连杆型假肢膝关节的机构参数。按照表中的参数值,结合假肢膝关节的受力特点及机械工作特性,利用CAD软件进行三维实体建模,如图1(b)所示。

表1 假肢膝关节设计参数表

l_1 mm	l_2 mm	l_3 mm	l_4 mm	l_5 mm	φ_0 °	λ °
42.5	29.5	38.5	21.5	245	20	100

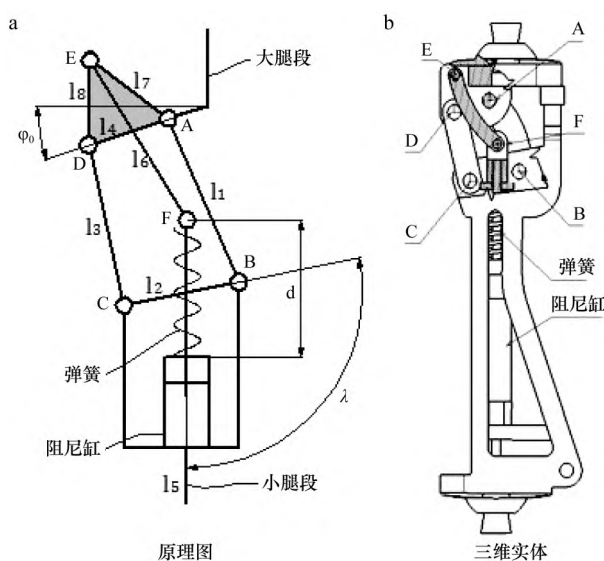


图1 仿生假肢膝关节建模

图1(b)中的阻尼缸在膝关节假肢中发挥着至关重要的作用。有效行程过长,缸体势必过大,增大假肢的整体重量;有效行程过短,会直接导致假肢的屈曲角度受限。在CAD虚拟样机设计中^[7],利用迭代优化法,将连杆(l_6)的长度与连杆的上支点(E)位置,以及阻尼缸的安装位置作为优化参数,假肢膝关节的最大屈曲角度设定 105° 为优化目标,最终的优化结果为:连杆的长度 $l_6 = 45\text{mm}$,支点位置E($l_7 = 24.413\text{mm}$, $l_8 = 20.294\text{mm}$)。

1.2 阻尼控制系统组成

如图2所示,该智能膝关节假肢采用双电机分别对膝关节的屈曲、伸展阻尼进行控制。阻尼缸的两侧进出口分别安装两对单向阀与针阀控制单元,

当前端工作腔(4)液体通过管道接口流经流量控制阀(12)工作,起到流量调节作用,最终经单向阀(11)到后端工作腔(6)。后端工作腔(6)经管道到节流阀(13)再经单向阀(10)流入前端工作腔。整体的阻尼缸体利用前端铰链安装位(1)以及后端铰链安装位(9)分别连接到曲柄处和假肢小腿管连接部。阻尼回路系统主要存在3个分支管路,依次是控制屈曲的阻尼回路、控制伸展的阻尼回路以及一条旁路。屈曲阻尼控制回路由单向阀(10)和流量

控制阀(12)组成,伸展阻尼控制回路由单向阀(11)和流量控制阀(13)组成,最后一条旁路由电磁阀(14)组成,该电磁阀选用通口直径3mm的常闭直通阀,当步速超过1.6m/s时,膝关节摆动相速度过快,最高达 $\pm 280\text{Deg/s}$ 以上,此时流经阻尼缸体的流量较大,仅仅依靠节流阀(针阀)的控制不能满足要求,此时开启电磁阀旁路,可以有效提高流量,使膝关节能够在较短的时间内使假肢的小腿部分摆直,防止摔跤。

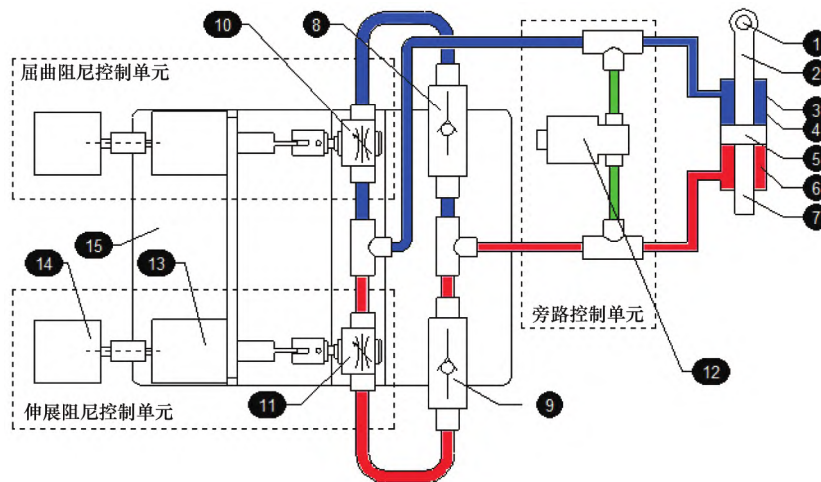


图2 智能膝关节假肢的阻尼调节原理图

注:1-前端铰链安装位,2-前端活塞杆,3-液压缸,4-前端工作腔,5-活塞,6-后端工作腔,7-后端活塞杆,8-单向阀(屈曲用),9-单向阀(伸展用),10-节流阀(屈曲用),11-节流阀(伸展用),12-电磁阀,13-双头步进电机,14-光电旋转编码器,15-底座。

图3(a)是可调式阻尼器的工作原理^[8],其中可调式节流阀的类型为针阀。通过调整针阀的开口度大小,可以调整液压阻尼缸活塞两侧液体流量。当活塞杆受力不变时,开口增大,流速增加,活塞杆的移动速度变快。反之,变慢。如图3(b)所示,步进电机的单脉冲步距角为 1.8° ,为了提高控制精度,采用脉冲细分器进行步距角细分($\text{step} = 64$),细分后的步距角变为 $0.028125^\circ (1.8/64)$ 。细分后步进电机震动变小,同时扭矩降低,会存在失步现象,因此考虑整个系统采用闭环PD控制方式。步进电机采用双头输出,一头与联轴器的公头端连接,另外一头则与光电旋转编码器连接,光电旋转编码器的型号为YT06-OP,增量型,AB两相NPN集电极开路

输出型,工作电压5V。由于光电旋转编码器每转输出2000脉冲,所以针阀调节的转动精度可控制为 $0.18^\circ (360^\circ/2000)$ 。

加工的实际样机如图4所示。该智能膝关节假肢(AiKneeOne)样机主要由两个部分组成,分别为膝关节假肢部分、阻尼控制部分。其中阻尼控制部分与假肢部分通过管路相连。该智能膝关节假肢样机采用模块化设计,通过调整和优化局部模块设计方案,探求高效的膝关节假肢控制方法。作为分体式的假肢样机目前仅适用于实验研究,由于外接管路的存在,使得假肢的使用范围受到一定的限制,所有相关的测试实验仅能在跑步机上进行,后续的研究重点是将阻尼控制部分与假肢部分进行一体化整合。

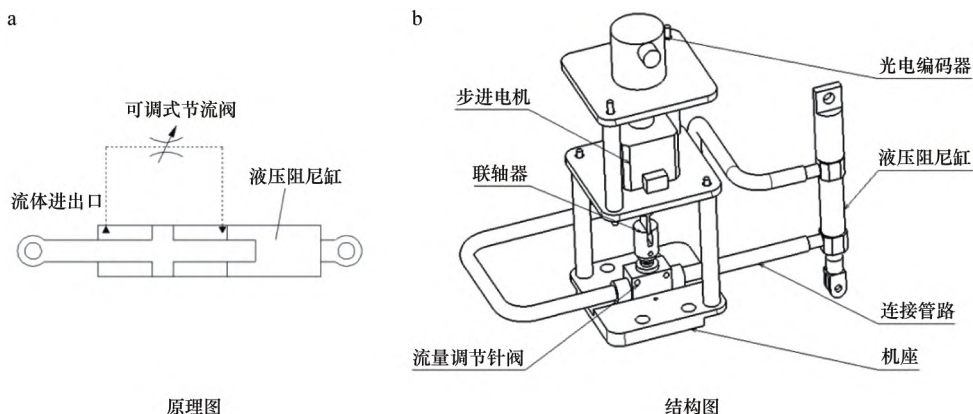


图3 可调式阻尼系统的原理与结构

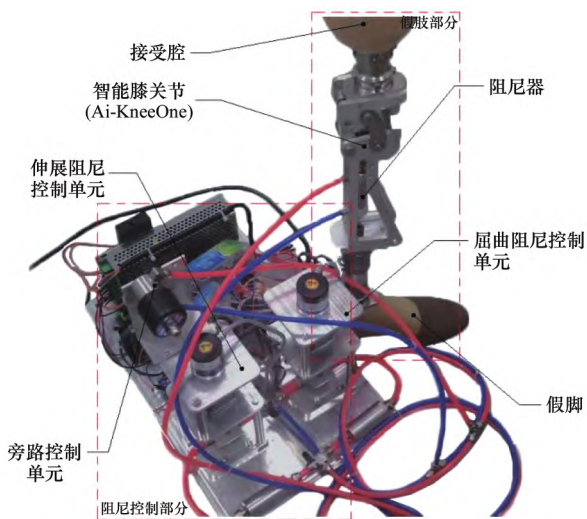


图4 智能仿生膝关节假肢样机

2 基于 BP-PSO-PD 算法的步速跟随控制方法

2.1 BP 神经网络算法

反向传输(Back Propagation, BP)神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络^[9-11]。该模型最早是由 RUMELHART、MCCLELLAND 为首的两们科学家于上世纪 80 年代中期提出的,也是目前应用最广泛的神经网络算法之一。BP 神经网络模型具有简单、速度快、易于编程等优点,其模型拓扑结构如图 5 所示。当输入层(Input layer)输入 X 时,随机匹配权重(w),经中间层(Hidden Layers)计算后,传递给输出层(Output layer),在输出层计算误差(Error),即真实值与期望值之差。最后,再将误差从输出层返回到隐藏层调整权重,通过不断往复,使误差不断减小,直到取得期望输出值为止。理论上,该模型可以任何精度无限逼近非线性函数。

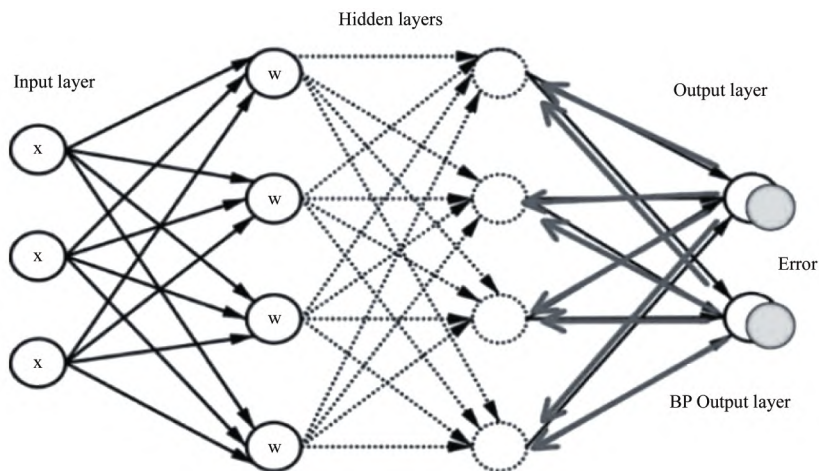


图5 BP 神经网络模型

2.2 微粒群优化(PSO)算法

微粒群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)最初是由美国科学家 Kenedy 与 Elberhart 基于对鸟群的觅食行为观察,抽象建模而获得的随机搜索算法。该算法具有通用性广、搜索功能强、原理简单、易实现、设定参数少、收敛快等优点,在非线性系统领域具有广泛的应用^[12,13]。

鸟群中每只鸟的位置与速度可以作为一个信息微粒,每只鸟按照给定的初始位置与初始速度进行食物搜寻。在 PSO 算法的迭代过程中,可以利用适应度函数判断当前位置是否为最优,如果为最优,那么对个体的当前位置(i)进行记录 $P_i = [p_i^1, p_i^2, p_i^3, \dots, p_i^D]^T$,而对于整个鸟群来讲,则其整体的最优位置信息就可以表示为 $P_g = [p_g^1, p_g^2, p_g^3, \dots, p_g^D]^T$ 。

PSO 算法的迭代更新方程如下所示:

$$\begin{cases} v_i^{d+1} = sv_i^d + c_1 r_1 (p_i^d - x_i^d) + c_2 r_2 (p_g^d - x_i^d) \\ x_i^{d+1} = x_i^d + v_i^d \end{cases} \quad (1)$$

其中 v_i^d 代表微粒的速度; x_i^d 代表位置; d 取 $0, 1, 2, \dots, D$; s 表示惯性因子; c_1, c_2 表示非负的认知系数; r_1, r_2 为服从均匀分布的随机数 $[0, 1]$ 范围内)。

图 6 给出了标准微粒群的算法流程。首先对微粒群进行初始化,每个微粒的初始位置在 $[x_{\min}, x_{\max}]$ 范围内随机选取,初始速度在 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 内均匀随机分布,原则是让微粒分布在整个搜索域内,达到全局搜索最优化。接下来对微粒的适应度进行评估,不断迭代更新个体与群体的最优位置、微粒的位置与速度,直到满足终止条件,终止条件一般分两种,迭代最大次数或指定的误差要求。

如式 2,微粒群算法的收敛速度由惯性因子(s)决定, s 越大则每个微粒的更新步长也就越大,全局搜索能力也就越强,同时局部搜索能力也就越弱。反之, s 越小,则局部搜索能力增强,全局搜索能力减弱。为了克服以上缺点,研究中将惯性因子与迭代次数相关联,即自动调节步长的惯性因子迭代法。

$$s_n = \left[1 - \left(\frac{n}{N} \right) \right] s_{Max} \quad (2)$$

其中 n 代表当前的迭代次数; N 代表迭代的总

次数; s_n 代表第 n 次迭代对应的惯性因子; s_{Max} 代表初始设定的最大惯性因子。迭代开始后,因 n 较小,所以 s_n 较大,但随着迭代次数的不断增加, n 不断逼近于 N ,则 s_n 不断减小,该方法可以在提高收敛速度的同时,提高收敛精度。

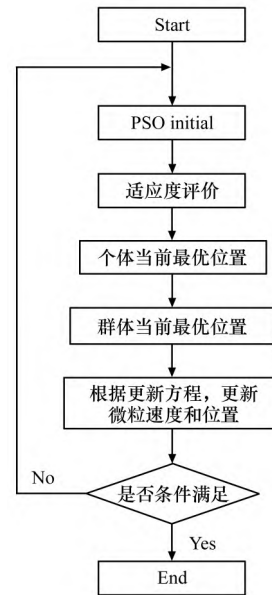


图 6 PSO 算法流程图

2.3 基于 PSO 优化的 BP-PD 算法实例化

建立一个三层的 BP 神经网络模型(4-5-2),如图 7 所示。图中输入层的神经元用 j 表示,中间层神经元用 i 表示,输出层神经元用 l 表示。输入层包含 4 个变量,分别为实际输出值、预计输出值、误差以及控制量。中间层设立神经元节点数目为 5,输出层包含 2 个节点,分别是 PID 控制器(Proportion Integration Differentiation,比例-积分-微分控制器)的两个系数 K_p, K_d 。

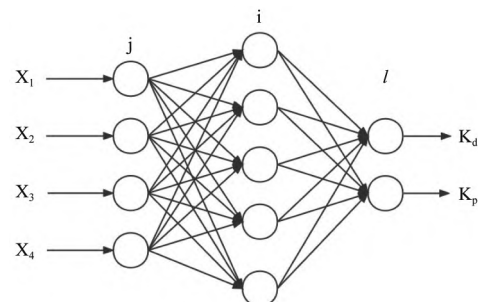


图 7 三层 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型与 PID 控制器共同组成的系统^[14,15] ,如图 8 所示。基本控制思路为:利用 BP 神经网络算法模糊化 PID 控制器,结合 BP 神经网络的自适应学习功能,优化调整 PID 控制器的两个参数项 K_p 、 K_d ,再通过 PID 控制器对假肢膝关节的摆动相角度输出进行控制。BP - PID 一般采用的梯度

下降法进行迭代优化,学习率(η)与 BP 神经网络的惯性系数(β)的初始值对优化结果影响较大。初始值设置不当,容易使网络陷入震荡,控制能力下降,加入 PSO 算法,可以在迭代过程中对 η 、 β 进行全局搜寻,提升网络性能。

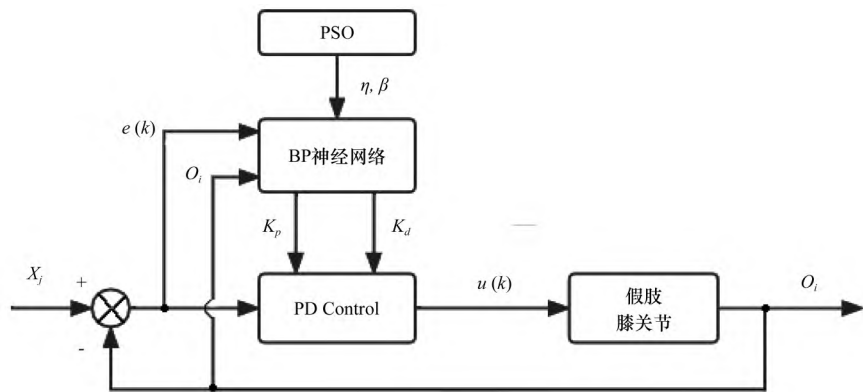


图 8 BP - PSO - PID 控制流程图

利用 Sigmoid 函数可以推导出中间层神经元的输出 $net_i^{(2)}(k)$,以及输出 $O_i^{(2)}(k)$,如下所示:

$$\begin{cases} net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^M w_{ij}^{(2)} X_j^{(1)} \\ O_i^{(2)}(k) = \text{Sigmoid}(net_i^{(2)}(k)) \quad i = 1, 2, \dots, Q \end{cases} \quad (3)$$

其中 $w_{ij}^{(2)}$ 表示输入层(j)神经元节点与中间层

(i) 神经元节点之间的加权系数。

Sigmoid 函数的表达式为:

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4)$$

进一步推导,可得:

$$\begin{cases} net_i^{(3)}(k) = \sum_{j=1}^P w_{ji}^{(3)} O_j^{(2)} \\ O_1^{(3)}(k) = K_p = h(net_1^{(3)}(k)) \\ O_2^{(3)}(k) = K_d = h(net_2^{(3)}(k)) \end{cases} \quad (5)$$

其中 $w_{ji}^{(3)}$ 表示输出层(i)神经元节点与中间层

(j) 神经元节点之间的加权系数 $h(x)$ 为非负 Sigmoid 函数,其形式如下所示:

$$h(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (6)$$

系统实际输出与期望输出之间的误差 $e(k) = O_i - X_j$,采用增量式 PD 算法,则有:

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &= u(k) - u(k-1) \\ \Rightarrow \\ \Delta u(k) &= K_p [e(k) - e(k-1)] + K_d [e(k-1) - 2e(k-2) + e(k-3)] \end{aligned} \quad (7)$$

BP - PID 的性能评估函数为:

$$e(k) = \frac{(O_i - X_j)^2}{2} \quad (8)$$

利用梯度下降法求解式 8 ,可推导出模型的更新公式:

$$\begin{cases} \Delta w_{il}^{(3)}(k) = \beta \Delta w_{il}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_l^{(3)} O_i^{(2)}(k) \\ \delta_l^{(3)} = e(k) \text{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}\right) \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_l(k)} h'(net_l^{(3)}(k)) \\ \Delta w_{ji}^{(2)}(k) = \beta \Delta w_{ji}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) \\ \delta_i^{(2)} = f'(net_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} w_{il}^{(3)}(k) \end{cases} \quad (9)$$

其中 $h'(x) = h(x)(1 - h(x))$, $f'(x) = (1 - f^2(x))/2$,而 β 、 η 分别代表 BP 神经网络的惯性系数和学习率。

3 应用实验

3.1 实验方法

如图 9 所示,在右侧健肢安装有传感器,可以实时检测右侧膝关节运动参数(膝关节角度、角速度)。由于人体在行走过程中的双侧下肢交替摆动具有一定的对称性,因此假肢侧(左腿)的控制目标

由右侧健肢决定(健肢侧的膝关节角度与角速度),但步态相位存在差异,如图 10 所示。当右腿进入支撑相时,左腿即将由支撑末期进入摆动相,反之亦然^[16]。所有步态相位的识别均可由安装在双足底的压力传感器获取^[17]。

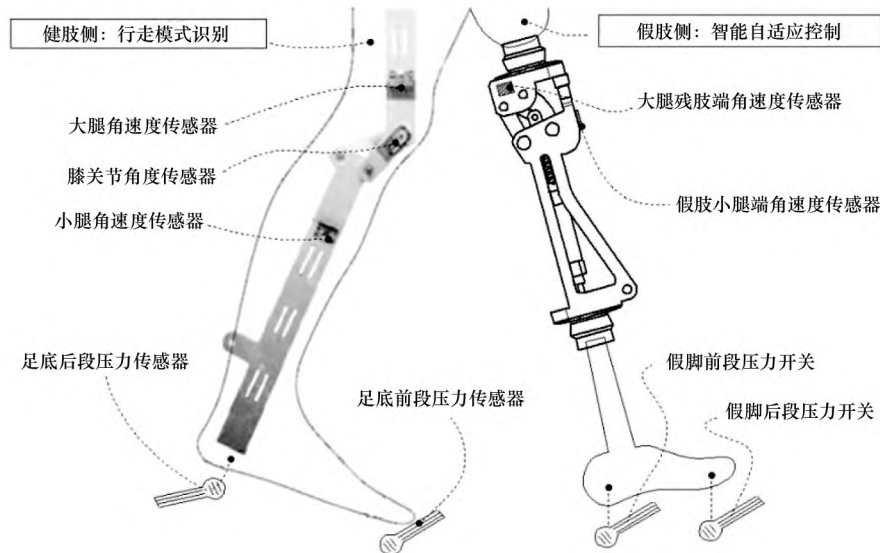


图 9 膝关节假肢的控制原理

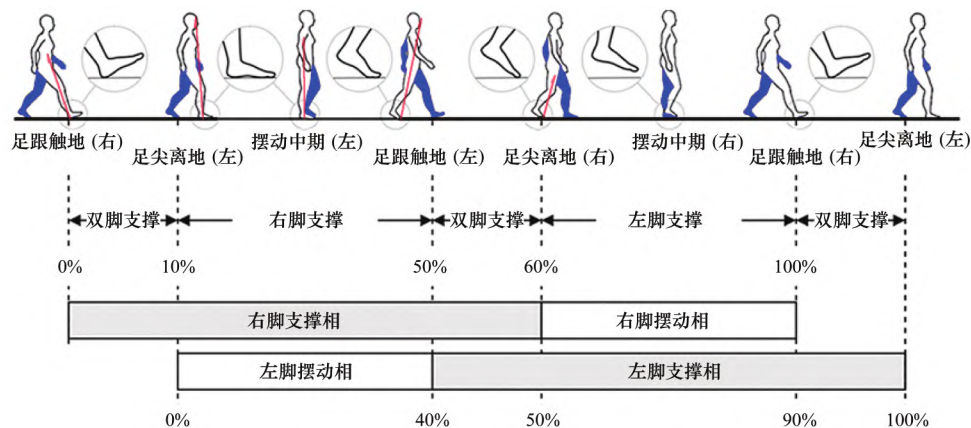


图 10 双侧下肢的步态相位特点

该智能膝关节假肢的膝关节结构属于四连杆型,由于四连杆型的假肢膝关节,其支撑相无需阻尼控制就非常稳定,因此仅考虑摆动相的阻尼控制即可。摆动相的膝关节阻尼由液压系统进行控制。通过控制针阀(可调节节流阀)的开度,液体介质的流

量会发生改变,从而控制膝关节的摆动速度与摆动角度。如图 11 所示,测试对象右侧下肢安装传感器(角度传感器、压力传感器等),左侧下肢安装智能膝关节假肢。测试在跑步机上进行,跑步机的速度设置为 0.7m/s 。

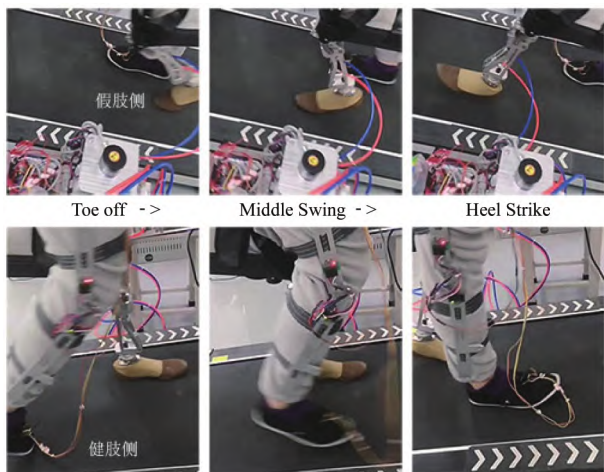


图 11 步速跟随控制

3.2 实验结果

根据图 6 所示的流程图,设置 BP 神经网络的结构为 4-5-2,即 4 个输入层神经元节点 5 个中间层神经元节点 2 个输出层神经元节点。初始学习率 η 为 0.7 [0.1, 1],初始惯性系数 β 为 20 [1, 100],PSO 种群规模 $N=2$,迭代更新的最大次数设定为 50,初始惯性因子 $s=s_{Max}=12$ 。

最终的测试结果如图 12 所示,图中的实线代表

健肢(右侧下肢)膝关节在摆动相的角度曲线,点线代表利用 PD 控制的假肢(左侧下肢)膝关节在摆动相的角度曲线,虚线代表利用 PSO 微粒群优化的 BP-PD 控制的假肢(左侧下肢)膝关节在摆动相的角度曲线。优化过程中,利用 PSO 算法优化的 BP 神经网络算法的学习率(η)以及惯性系数(β)的取值变化曲线如图 13(a,b)所示。从图中可以看出,算法的收敛态出现在第 15 次迭代之后,此时学习率的最优值 $\eta=0.22$,惯性系数的最优值 $\beta=63.15$ 。

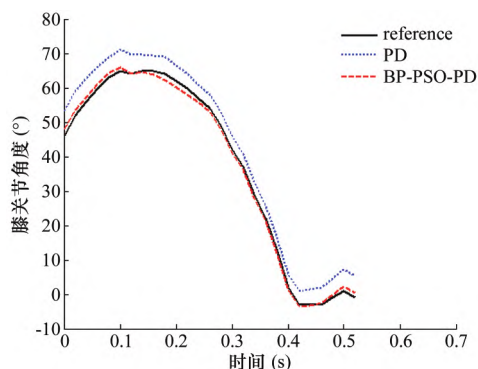
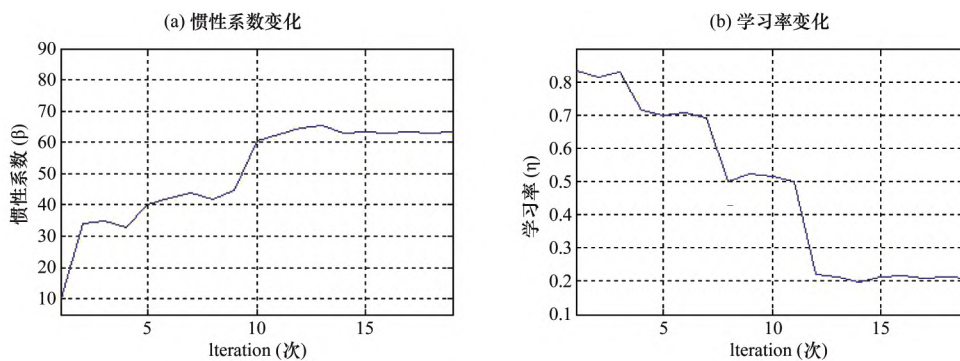


图 12 智能膝关节假肢在摆动相的 PD 与 PSO-BP-PD 控制结果

图 13 微粒群优化的 η 、 β 变化

在实际控制应用中,控制精度与控制稳定性是判定控制算法优劣的两个关键性指标。在本研究中,利用假肢侧的膝关节角度跟随误差均值 e_m 指标对控制精度进行定量评价,而误差均方根 e_s 则对控制稳定度进行评价,如下所示:

$$e_m = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T e(t) \quad (10)$$

$$e_s = \frac{\sum_{t=1}^T (e(t) - e_m)^2}{T} \quad (11)$$

其中 $e(t)$ 代表 t 时刻假肢膝关节的摆动角度误差。

如图 14 所示,实心圆圈代表采用 PSO-BP-PD 算法所得到的假肢膝关节摆动角度跟随误差,误

差范围在 $[-1.8^{\circ}, 8.1^{\circ}]$ 之间,而空心圆圈则代表采用 PD 算法所得到的跟随误差,其范围在 $[3.6^{\circ}, 10.1^{\circ}]$ 之间。根据式 10,11,可分别计算出两种不同控制算法的控制精度与稳定度。

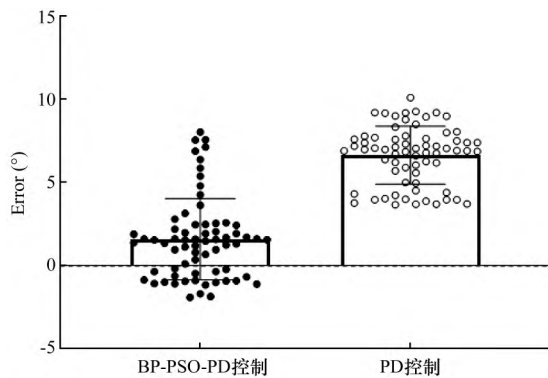


图 14 不同控制方法的步速跟随结果

PD 算法的控制精度为 6.6° ,稳定度为 1.7° ; BP-PSO-PD 算法的控制精度为 1.5° ,稳定度为 2.4° 。结果表明:采用 PSO 算法优化的 BP-PD 控制相较于传统的 PD 控制,摆动相膝关节的摆动角度的控制准确度提升 5.1° ,但控制稳定性却下降 0.7° 。

4 结语

采用 PSO-BP-PD 控制的假肢膝关节角度在摆动期基本与实际的膝关节角度一致,误差较小,但稳定性略显不足,且系统较为复杂。对于频繁切换行走模式的场合,延时性大,人机对抗的概率增大,而采用传统的 PD 控制,虽然误差相对大一些,但其控制稳定度较好,且系统简单、可靠。考虑到膝关节假肢在实际使用中的复杂且多变性,在后续的研究中,仍以 PD 控制为主。本文初步探索了利用神经网络算法对假肢膝关节的摆动角度进行控制,实验结果也表明其具有一定的可行性,这对于智能膝关节假肢的控制方法提供了有益的参考。

[参 考 文 献]

- [1] 王启宁,郑恩昊,陈保君,等.面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战[J].自动化学报,2016,42(12):1780-1793.
- [2] 张腾宇,兰陟,樊瑜波.智能膝关节假肢的技术发展与趋势分析[J].中国康复医学杂志,2017,32(4):451-453.
- [3] Price MA, Beckerle P, Sup FC. Design optimization in lower limb prostheses: A review[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2019, 27(8): 1574-1588.
- [4] 侯增广,赵新刚,程龙,等.康复机器人与智能辅助系统的研究进展[J].自动化学报,2016,42(12):1765-1779.
- [5] 朱波,褚亚奇,赵新刚.假肢中的感知及其反馈技术研究进展[J].生物医学工程学杂志,2019,36(6):1048-1054.
- [6] 吕阳,方虹斌,徐鉴,等.四连杆膝关节假肢的动力学建模与分析[J].力学学报,2020,52(4):1157-1173.
- [7] 周琦,张惜君.虚拟样机技术在刨床摇杆机构优化中的应用[J].机械,2015,42(7):32-35.
- [8] 韩秋实,吴圣庄.一种粘性可调阻尼器的设计与研究[J].机床与液压,1986,14(2):24-30.
- [9] 石翠翠,刘媛华.融合 Markov 与 BP 神经网络的纯电动汽车销售量预测研究[J].软件导刊,2020,19(11):50-53.
- [10] 李乐天,郑何真,丁晨,等.基于改进 BP 神经网络的恐怖袭击事件分级研究[J].软件导刊,2019,18(5):21-26.
- [11] 吉祥,戴曙光.BP 神经网络在玻璃缺陷识别中的应用[J].软件导刊,2019,18(4):137-140.
- [12] 周钊扬,穆平安,张仁杰.PSO 优化算法在平滑路径规划中的应用[J].软件导刊,2021,20(3):67-72.
- [13] 朱菊香,谷卫,罗丹悦,等.基于 PSO 优化 BP 神经网络的多传感器数据融合[J].中国测试,2022,48(8):94-100.
- [14] 王远涛,张俊男,宋寿鹏.基于 BP-PID 的数控机床进给伺服系统控制仿真分析[J].机械研究与应用,2022,35(2):55-58.
- [15] Fereidouni A, Masoum MA, Moghbel M. A new adaptive configuration of PID type fuzzy logic controller[J]. ISA Trans, 2015(56):222-240.
- [16] Jacquelin Perry, 步态分析正常和病理功能[M].上海:上海科学技术出版社,2017:31-33.
- [17] 张意彬.可调仿真膝关节步态数据采集系统及其方法[P].中国, ZL201810271803.9, [2018-3-29].