

文章编号: 1674-8085 (2022) 02-0094-04

水下焊缝跟踪单神经元自适应 PID 控制与参数优化

*祝顺风¹, 文雅珊², 朱汉阳¹

(1.吉安职业技术学院, 江西, 吉安 343000; 2.井冈山大学机电工程学院, 江西, 吉安 343009)

摘 要: 水下焊缝跟踪过程复杂, 不确定因素多, 并且焊接过程具有非线性特点, 传统 PID 控制效果不理想。本文提出了单神经元自适应 PID 控制器, 通过神经元的自学习能力, 能够在线自适应调整 PID 参数, 同时利用差分进化算法对单神经元自适应控制器的参数进行优化。经仿真结果可知, 该单神经元自适应 PID 控制器响应速度快, 精度高, 控制效果好。

关键词: 水下焊缝跟踪; 单神经元 PID 控制; 差分进化算法; 仿真;

中图分类号: TG434

文献标识码: A

DOI:10.3969/j.issn.1674-8085.2022.02.015

SINGLE NEURON SELF-ADAPTIVE PID CONTROL AND PARAMETER OPTIMIZATION FOR UNDERWATER SEAM TRACKING

*ZHU Shun-feng¹, WEN Ya-shan², ZHU Han-yang¹

(1. Ji'an Vocational of Technical College, Ji'an, Jiangxi 343000, China;

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Jinggangshan University, Ji'an, Jiangxi 343009, China)

Abstract: The underwater seam tracking process is complicated with many uncertain factors, and the welding process is nonlinear, the traditional PID control effects are unsatisfactory. A single neuron adaptive PID controller is proposed. The PID parameters can be adjusted adaptively online by the self-learning ability of the neuron, and the parameters of the single neuron adaptive PID controller are optimized by differential evolution algorithm. The simulation results show that the single neuron adaptive PID controller has fast response speed, high precision and good control effects.

Key words: underwater seam tracking; single neuron PID control; differential evolution algorithm; simulation

0 引言

由于水下焊接机器人在焊接过程中, 环境复杂、不确定性因素较多, 易受到外界干扰, 因此传统 PID 控制器对焊接过程的控制效果不会太好。为了提高焊缝跟踪的控制效果, 国内外许多学者将传统 PID 控制与模糊控制技术相结合、根据误差和误差变化率通过模糊推理(模糊规则)对 PID 的参数

进行在线动态调整^[1-2]。但模糊控制器需要根据专家的经验设定模糊规则, 模糊规则的数量越多, 控制的精度越高, 而增加模糊规则, 会导致算法的复杂性, 从而降低控制效果, 因此具有一定的局限性, 同时模糊控制器也缺乏自学习能力。

神经网络是一种智能算法, 具有自适应和自学习能力特点, 对于不确定性和时变的系统具有独特的优越性^[3-4]。但神经网络算法较为复杂, 收敛速度慢, 它是由许多个神经元组成的, 神经元越多, 算

收稿日期: 2021-10-07; 修改日期: 2021-12-13

基金项目: 江西省教育厅科技计划项目(GJJ209938)

作者简介: *祝顺风(1988-), 男, 江西上饶人, 助理工程师, 硕士, 主要从事机电控制的研究(E-mail:854181365@qq.com)。

法越复杂,收敛速度越慢,实时控制效果差。为此本文提出了单神经元自适应 PID 控制器,它具有神经网络算法的自学习、自适应的优点,并且算法计算量小,能够快速在线动态调整参数 k_p 、 k_i 、 k_d ,实现实时控制的目的。同时为了解决控制器参数 ($\eta_p, \eta_i, \eta_d, K$) 整定的问题,使控制器控制效果更优,采用了差分进化算法对这些参数进行了寻优。

1 单神经元 PID 控制器设计

如图 1 所示,单神经元自适应 PID 控制器是根据反馈信息实时更新神经元权值系数来实现参数 k_p 、 k_i 、 k_d 的动态调整,使其更好地满足系统控制的要求,从而实现控制性能的提高。

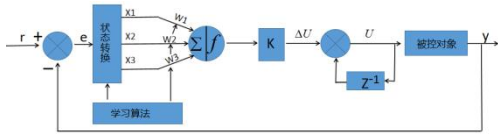


图 1 单神经元自适应 PID 控制的原理图

Fig.1 Schematic diagram of Single neuron adaptive PID control

$r(k)$ 是期望设定的值, $y(k)$ 是经过传感器实际检测到的值。由 $r(k) - y(k)$ 得到偏差 $e(k)$, 再通过状态转换器得到 $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$ 、 $x_3(k)$ 。转换关系如下,它们是对增量 PID 控制算法的拆分。

$$\begin{cases} x_1(k) = e(k) \\ x_2(k) = e(k) - e(k-1) \\ x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{cases} \quad (1)$$

图中的 $w_1(k)$ 、 $w_2(k)$ 、 $w_3(k)$ 是神经元的权值系数, K 是神经元的比例系数,单神经元 PID 控制器的输出为:

$$\Delta u(k) = K \sum_{i=1}^3 w'_i(k) x_i(k) \quad (2)$$

其中, $w'_i = w_i(k) / \sum_{i=1}^3 |w_i(k)|$, 根据增量式 PID

的控制算法公式:

$$\begin{aligned} \Delta u(k) = & k_p(e(k) - e(k-1)) + k_i e(k) + \\ & k_d(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \end{aligned} \quad (3)$$

可以得到 PID 控制的三个系数:

$$k_i = Kw'_1(k), \quad k_p = Kw'_2(k), \quad k_d = Kw'_3(k) \quad (4)$$

因此,单神经元自适应 PID 控制器是通过不断的在线调整权值系数实现自适应的,从而实现对 PID 控制的三个系数 k_p 、 k_i 、 k_d 在线调整。调整权值系数的学习算法按照有监督的 Hebb 学习规则来实现,如下:

$$\begin{cases} w_1(k) = w_1(k-1) + \eta_i z(k) u(k) x_1(k) \\ w_2(k) = w_2(k-1) + \eta_p z(k) u(k) x_2(k) \\ w_3(k) = w_3(k-1) + \eta_d z(k) u(k) x_3(k) \end{cases} \quad (5)$$

式中 η_p, η_i, η_d 分别是积分、比例、微分的学习速率, K 是神经元的比例系数,它们需要在仿真实验中不断试凑调整。

2 差分进化算法优化单神经元控制参数

由于采用单神经元自适应 PID 控制需要确定控制参数 ($\eta_p, \eta_i, \eta_d, K$), 而控制参数的确定往往是在实验中根据经验手动不断试凑调整确定,需要大量的时间进行试凑调整,并且得到的控制参数也不是最优的。本文提出了采用差分进化算法对单神经元控制参数进行优化。

2.1 基本差分进化算法

差分进化算法 (DE) 是一种结构简单、全局搜索能力强、可靠性高、性能优越的随机搜索算法,并且控制参数少,简单易用,因此得到了广泛的应用。它的基本原理是通过定义具有一定数量个体的种群,每个个体代表一组解,通过变异操作不断更新个体,然后通过交叉操作与预先确定的目标个体进行混合产生试验个体,最后通过选择操作在试验个体与目标个体中保留适应度值优的个体,经过不断的迭代,最终搜索到最优的个体。差分进化算法是基于实数编码的,主要有初始化种群、变异、交

叉和选择四个基本部分^[5]。

1) 初始化群体, 种群规模为 NP (个体数量), 每个个体的维度为 D。

$$\begin{cases} x_{ij}(0) = x_{ij}^L + \text{rand}(0,1)(x_{ij}^U - x_{ij}^L) \\ x_{ij}^L \leq x_{ij}(0) \leq x_{ij}^U \end{cases} \quad (6)$$

$x_{ij}(0)$ 代表第 0 代第 i 个个体的第 j 个染色体, $i=1,2,3,\dots,NP, j=1,2,3,\dots,D$ 。

2) 变异操作: 通过变异操作可以不断地更新个体, 即将任意两个个体向量的差乘一个系数, 然后与第三个个体求和产生一个新的变异个体。从种群中随机选取 3 个个体 $x_{r_1}, x_{r_2}, x_{r_3}$, 且 $i \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3$, F 为变异因子, 变异操作如下:

$$v_{ij}(G+1) = x_{r_1j}(G) + F(x_{r_2j}(G) - x_{r_3j}(G)) \quad (7)$$

3) 交叉操作: 通过交叉操作可以让子代包含父代的信息, 增加群体的多样性, CR 是交叉因子, 交叉操作如下:

$$u_{ij}(G+1) = \begin{cases} v_{ij}(G+1), & \text{rand} \leq CR \\ x_{ij}(G), & \text{rand} > CR \end{cases} \quad (8)$$

4) 选择操作: 通过比较试验向量 $u_{ij}(G+1)$ 和目标向量 $x_{ij}(G)$ 的适应度值, 选择下一代的个体, 交叉操作如下:

$$x_{ij}(G+1) = \begin{cases} u_{ij}(G+1), & f(u_{ij}(G+1)) < f(x_{ij}(G)) \\ x_{ij}(G), & f(u_{ij}(G+1)) \geq f(x_{ij}(G)) \end{cases} \quad (9)$$

2.2 自适应差分进化算法

差分进化算法中的变异因子 F 的取值对优化效果有重要影响, F 值越大, 算法的全局搜索能力越强, F 值越小, 算法的局部搜索能力越强。在算法的寻优过程中, 我们希望寻优的前期算法的全局搜索能力强, 后期算法的局部搜索能力强, F 值应该是随着迭代的进行逐步变小。但标准差分进化算法中的 F 是固定不变的, 为了提高算法的性能, 需要对 F 进行改进, 设计出自适应变异因子, 按如下设计^[6], 变异因子 F 随着迭代次数的增加而逐步减小。

$$\begin{cases} \lambda = e^{\frac{1-G_m}{G_m+1-G}} \\ F = F_0 \times 2^\lambda \end{cases} \quad (10)$$

式中: F_0 表示初始变异因子, G_m 表示最大进化代数, G 表示当前进化代数。

为了获得较好的优化效果, 将单神经元自适应 PID 控制仿真过程中的误差绝对值时间积分性能指标作为优化目标函数, 同时为了避免产生较大的超调量, 引入了惩罚机制, 如果产生超调量, 就将超调量作为主要优化目标对象^[7], 得到的优化目标函数为:

$$\begin{cases} J = \int_0^\infty |e(t)| dt, f(e(t) \geq 0) \\ J = \int_0^\infty (a_1 |e(t)| + a_2 |e(t)|) dt, f(e(t) < 0) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $e(t)$ 是误差, $u(t)$ 是控制器输出, a_1, a_2 是权重系数 ($a_2 \gg a_1$), G 表示当前进化代数。

3 仿真分析

在 MATLAB 仿真实验中, 差分进化算法为主程序, 单神经元 PID 控制算法和目标函数计算为子程序。通过主程序调用子程序, 将待优化参数 ($\eta_p, \eta_i, \eta_d, K$) 送到子程序的单神经元 PID 控制算法程序中运行, 得到误差 $e(t)$, 然后经过目标函数计算得到适应度值, 将其返回到主程序中, 参与差分进化算法运算, 经过不断的迭代和寻优, 最终得到使目标函数值最小的一组参数。

以南昌大学的水下焊缝跟踪系统 $G(S) = \frac{0.1782S + 3.24}{0.00145S^2 + 0.079S + 1}$ 为仿真对象^[8], 并进行离散化处理, 采样周期 ts 为 0.001 s。DE 算法的仿真参数如下: 种群规模为 $NP = 30$, 最大进化代数 $G = 100$, 初始变异因子 $F_0 = 0.4$, 交叉因子 $CR = 0.6$ 。DE 算法迭代的进化曲线如图 2 所示, 算法的收敛速度非常快, 约在第 16 次迭代的时候就找到了最小值。由阶跃响应仿真图 3 和图 4 可知, 相比传统

PID 控制, DE 优化单神经元 PID 控制的上升时间, 系统进入稳定状态的时间都得到了明显的改善, 阶跃响应约 0.008 s 进入了稳定状态, 控制性能更高。

我们分别对两种 PID 控制器进行正弦波仿真跟踪, 跟踪结果如图 5 和图 6 所示, 图中实线是给定的理想正弦波信号, 虚线是跟踪信号。从图 5 中可知, 采用传统 PID 控制, 输出的跟踪信号不能够很好地拟合给定的理想信号, 跟踪效果不理想。而从图 6 可知, 采用 DE 优化单神经元 PID 控制, 输出的跟踪信号基本与给定的理想信号重合, 跟踪效果良好, 能够较好地实现水下焊缝跟踪。

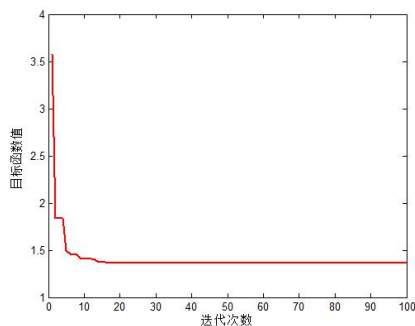


图 2 迭代收敛曲线

Fig.2 Iterative convergence graph

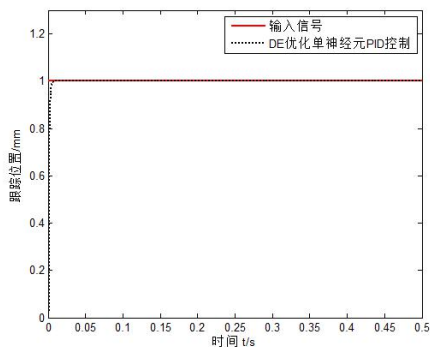


图 3 传统 PID 阶跃响应

Fig.3 Step response of traditional PID

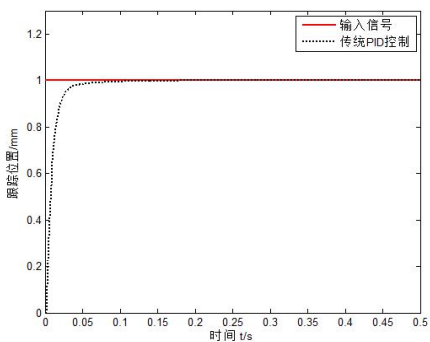


图 4 DE 优化单神经元 PID 阶跃响应

Fig.4 Step response of DE optimized

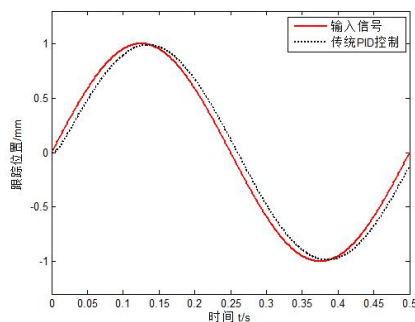


图 5 传统 PID 正弦跟踪

Fig.5 Sine tracking of traditional PID

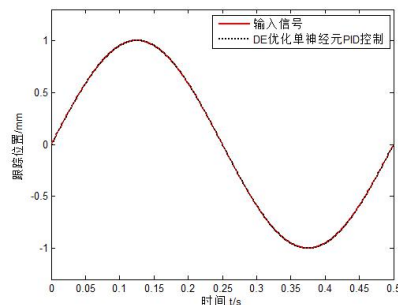


图 6 DE 优化单神经元 PID 正弦跟踪

Fig.6 Sine tracking of DE optimized single neuron PID

4 结论

神经网络算法是一种具有自学习、自适应能力的智能算法, 将单神经元与传统 PID 控制结合, 设计出单神经元自适应 PID 控制器, 同时通过差分进化算法对控制器参数进行了优化, 并应用到水下焊缝跟踪系统中, 从仿真结果可知, 相比传统 PID 控制, 采用 DE 算法优化的单神经元 PID 控制器的性能更高, 在水下焊缝跟踪中具有较好的应用前景。

参考文献:

- [1] 李广军,王祺明.基于遗传整定的水下焊缝跟踪系统模糊 PID 控制器[J].电焊机,2011,41(4):49-52.
- [2] 谢光,熊永根,陶永,等.基于模糊自适应 PID 焊缝轨迹跟踪的机器人焊接前瞻控制方法[J].高技术通讯,2016,26(Z2): 883-889.
- [3] 黄有概,高向东.焊缝跟踪 RBF 整定 PID 控制算法[J].电焊机,2016,46(1):14-17.
- [4] 陈利军,余勇.基于改进型神经网络的焊接机器人焊枪控制算法研究[J].焊接,2016(6):56-58+72.
- [5] 陈鑫,曾冰.差分进化算法在平面扭簧设计中的应用[J].机床与液压,2021,49(13):112-117.
- [6] 包子阳.智能优化算法及其 MATLAB 实例[M].北京: 电子工业出版社,2018.
- [7] 刘金琨.先进 PID 控制 MATLAB 仿真[M].北京: 电子工业出版社,2003.
- [8] 贾剑平,徐坤刚,李志刚.基于模糊自适应整定 PID 的水下焊缝跟踪[J].上海交通大学学报,2008(S1):69-72.