

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.12.015

# 低压铸造机液面加压控制技术研究<sup>\*</sup>

黄飞虎, 顾寄南<sup>\*</sup>

(江苏大学 制造业信息化研究中心, 江苏 镇江 212013)

**摘要:**针对低压铸造机液面加压系统参数整定困难、压力控制精度不佳的问题,对液面加压系统的组成、工艺以及机理等进行了研究。提出了模糊神经网络在线整定 PID 参数的方法,设计了 2 输入、3 输出的模糊神经网络;分析了 BP 学习算法的缺点,改进了模糊神经网络训练方法,使用果蝇算法作为外层循环,BP 算法作为内层循环训练模糊神经网络;选择合适的目标函数对模糊神经网络进行了训练,在 Matlab 中对传统 PID、模糊 PID 和 FNN-PID 的控制效果进行了仿真分析。研究表明:和传统 PID 控制相比,使用 FNN-PID 控制器的液面压力最大误差减小了 35.6%,平均误差减小了 21.6%,有效提高了液面压力的控制精度。

**关键词:**低压铸造;液面加压;模糊神经网络;PID;果蝇优化算法

中图分类号:TH-39;TG233.1;TP273

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2019)12-1309-05

## Liquid pressurization control technology of low-pressure casting machine

HUANG Fei-hu, GU Ji-nan

(Research Center of Mechanical Information, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** Aiming at the difficulties in parameter setting and poor pressure control accuracy of low-pressure casting machine liquid level pressurization system, the composition, process and mechanism of liquid level pressurization system were studied. The PID parameters adjusted online by fuzzy neural network (FNN) was proposed and the fuzzy neural network with 2 input and 3 output was designed. The shortcomings of BP learning algorithm were analyzed and the fuzzy neural network training method was improved. The fruit fly algorithm(FOA) was used as the outer loop and the BP algorithm was used as the inner loop to train fuzzy neural network. The fuzzy neural network was trained by selecting the appropriate objective function. The control effects of traditional PID, fuzzy PID and FNN-PID were simulated and analyzed in MATLAB. The results indicate that compared with the traditional PID control, the maximum error of the liquid level pressure is reduced by 35.6% and the average error is reduced by 21.6% when using FNN-PID controller, which effectively improves the control accuracy of the liquid level pressure.

**Key words:** low pressure casting; liquid pressurization; fuzzy neural network(FNN); PID; fruit fly algorithm(FOA)

## 0 引言

随着汽车保有量的不断攀升,环境污染日益严重,汽车的排放标准也越来越严苛。轻量化成为汽车发展的一个趋势,汽车的用铝量呈现出快速增长的趋势。

低压铸造是一种先进的成型技术,具有铸件质量

好、金属液利用率高、生产自动化程度高等优点,在汽车铝合金零件尤其是汽车铝轮毂生产领域拥有很大优势。低压铸造的原理是向保温炉内通入压缩空气,金属液在空气压力作用下,经过升液管流入保温炉上方的型腔内。液面加压系统是低压铸造的核心部分,跟铸件的品质有直接的关联。PID 控制具有鲁棒性好、工程实现容易等优点。目前,液面加压系统基本都采用了 PID 控

收稿日期:2019-05-14

基金项目:江苏省科技成果转化专项资金招标项目(BA2015026)

作者简介:黄飞虎(1995-),男,江苏南通人,硕士研究生,主要从事智能控制方面的研究。E-mail: mxfeihsu@163.com

通信联系人:顾寄南,男,教授,博士生导师。E-mail: gjnan@ujs.edu.cn

制。传统 PID 存在依赖准确的数学模型和参数整定困难,且不能根据生产工况调整等缺点。在生产过程中,保温炉存在气体的泄漏,并且铝水液面不断下降,因此,液面加压系统具有不确定性和时变性<sup>[1-2]</sup>。

为了提高液面压力的控制精度,本文将模糊逻辑、神经网络和 PID 控制结合,设计模糊神经网络 PID 控制器,提出改进的 FNN 学习算法,并将 FNN-PID 应用到液面加压系统。

## 1 液面加压系统

### 1.1 液面加压系统组成

低压铸造液面加压系统主要由控制系统、气路系统和设备主体构成。

液面加压系统如图 1 所示。

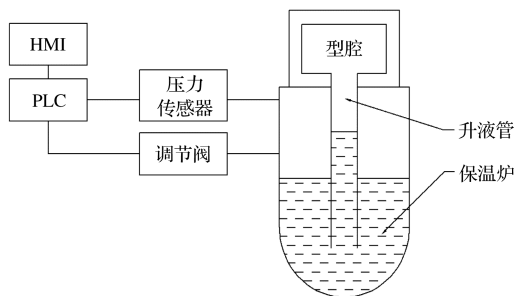


图 1 液面加压系统

控制系统通常以 PLC 作为下位机,负责数据采集、计算和输出,HMI 或工控机作为上位机,负责参数设定、数据打印和存储。气路系统包括进气和排气两部分。进气系统由气源、干燥减压装置、调节阀以及安全装置等组成,调节阀主要有高速开关阀、数字组合阀、比例伺服阀等。排气系统由气动角座阀、电磁阀和消声器组成。

设备主体主要由保温炉、升液管、型腔、气管及压力传感器等组成<sup>[3]</sup>。

### 1.2 液面加压工艺

低压铸造的工艺过程主要包括升液、充型、增压、保压和卸压 5 个阶段。在升液和充型阶段,液面压力决定了升液管中金属液上升的速度,速度过大容易造成金属液飞溅,速度太小容易造成铸件冷隔和欠铸等缺陷。液面加压系统应根据工艺参数要求,迅速平稳地调节保温炉内的压力值。若保温炉存在漏气现象,系统还需要对泄漏进行自动补偿,减小实际压力与工艺压力的误差。

### 1.3 液面加压传递函数

液面加压系统是一个通过控制阀来控制保温炉内

压力的系统。本文选择电气比例阀作为控制阀,其输入为电流大小,输出为阀芯位移。参考相关文献,可认为其为二阶环节<sup>[4]</sup>,其传递函数为:

$$\frac{x(s)}{i(s)} = \frac{k_v \omega_v^2}{(s^2 + 2\xi_v \omega_v s + \omega_v^2) k_q} \quad (1)$$

式中: $k_v$ —电气比例阀的额定流量增益; $\omega_v$ —电气比例阀的固有频率; $\xi_v$ —电气比例阀的阻尼比; $k_q$ —电气比例阀的空载流量增益。

电气比例阀的输出为阀芯位移。在计算保温炉的传递函数时,将电气比例阀的阀芯位移作为保温炉的输入,将保温炉的压力作为输出。

在工作过程中,将电气比例阀与保温炉视为阀控密闭容器<sup>[5]</sup>,其传递函数为:

$$\frac{P(s)}{x(s)} = \frac{k_q}{\frac{V}{\beta_e} \cdot s + k_e} \quad (2)$$

式中: $V$ —保温炉内气体容积; $\beta_e$ —气体的有效容积模数; $k_e$ —电气比例阀的流量压力系数。

## 2 FNN-PID 设计

### 2.1 FNN-PID 结构

模糊神经网络 PID (FNN-PID) 控制器由常规的 PID 控制器和模糊神经网络两部分组成,PID 控制器对被控对象进行闭环控制,模糊神经网络在线调整 PID 控制器的控制参数  $K_p$ 、 $K_i$ 、 $K_d$ 。

FNN-PID 结构如图 2 所示。

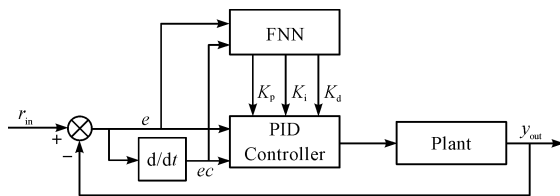


图 2 FNN-PID 结构

### 2.2 模糊神经网络

基于 Mamdani 模型的模糊神经网络由 5 层网络组成,分别为输入层、隶属度函数层、模糊推理层、归一化层和输出层。网络的输入为误差  $e$  和误差的变化率  $ec$ ,输出为 PID 控制器的控制参数  $K_p$ 、 $K_i$ 、 $K_d$ 。隶属度函数层的每个神经元代表一个隶属度函数,神经元的激励函数为高斯函数。

模糊推理层的每个神经元代表一条模糊规则,其作用是通过各个模糊节点的组合得到相应的激活强度,归一化层对网络进行归一化运算,输出层实现反模糊化计算,输出 PID 参数的整定结果<sup>[6-7]</sup>。

模糊神经网络结构如图 3 所示。

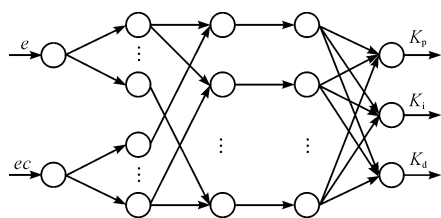


图 3 模糊神经网络结构

3 FNN 学习算法改进

3.1 FNN 学习算法

一个训练好的神经网络可以看做是一种知识的表达,确定神经网络的结构和参数是目前的研究热点。本文使用的模糊神经网络结构和模糊集合的分割数量有关,模糊集合分割的数量决定了控制的精度,分割的数量越多控制精度越高,但计算量变大导致响应速度变慢。

综合考虑计算量和控制精度的要求,设定模糊分割数为 5,模糊神经网络各层的节点总数分别为: $N_1 = 2, N_2 = 10, N_3 = N_4 = 25, N_5 = 3$ 。

在确定模糊神经网络的结构后,模糊神经网络需要学习的参数为隶属度函数的中心值  $c_{ij}$ 、宽度  $b_{ij}$  以及第四层和第五层之间的权值  $w_{ij}$ ,一共 95 个参数。

考虑到 BP 学习算法迭代时间长,容易陷入局部极值且收敛速度慢的缺点,因此,笔者采用双层优化方法对神经网络参数进行训练。外层循环使用改进果蝇算法为主循环,内层采用基于梯度下降的 BP 算法为副循环<sup>[8]</sup>。

3.2 改进果蝇算法

果蝇算法(FOA)是一种新型的群体智能优化算法,由 PAN<sup>[9]</sup> 于 2012 年提出,该算法原理简单、调节参数少、收敛速度快。但标准 FOA 存在一些缺陷,如不能解决最优值为负数的问题,不能均匀地在解空间内搜索且容易陷入局部极值点<sup>[10]</sup>。针对以上问题,本文提出的改进步骤如下:

(1) 对候选解生成机制的改进。舍弃标准 FOA 中计算味道浓度值的生成方式,直接采用一维坐标产生候选解,即:

$$S_i = X_i = X\_axis + \text{rand}(FR)$$

式中: $S_i$ —味道浓度值; $X_i$ —一维坐标值; $X\_axis$ —初始解; $\text{rand}(FR)$ —求解变量取值范围内的一个随机数。

(2) 对搜索半径( $FR$ )的改进。标准 FOA 的  $FR$  是固定值,无法权衡搜索速度和搜索精度。将  $FR$  由固定值改为随着搜索次数逐渐变小的值,即:

$$w = w_0 \cdot \text{alfa}^{gen}$$
$$X_i = X\_axis + w \cdot \text{rand}(FR)$$

式中: $w$ —权重; $w_0$ —初始权重; $\text{alfa}$ —权重系数; $gen$ —迭代次数。

3.3 BP 算法

BP 算法利用梯度下降修正网络的权值。定义性能指标函数如下:

$$\varepsilon = \frac{1}{2}e^2(k) = \frac{1}{2}(r_{in}(k) - y_{out}(k))$$

式中: $r_{in}(k)$ —第  $k$  次迭代系统的期望输出; $y_{out}(k)$ —第  $k$  次迭代系统的实际输出; $e(k)$ —第  $k$  次迭代的控制误差。

网络连接权值  $w_{ij}$  的学习算法为:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}} + \alpha(w_{ij}(k-1) - w_{ij}(k-2))$$

式中: $\eta$ —学习速率; $\alpha$ —动量因子。

3.4 双层优化流程

双层优化算法以改进果蝇算法为主循环,BP 算法为副循环。

双层优化流程如图 4 所示。

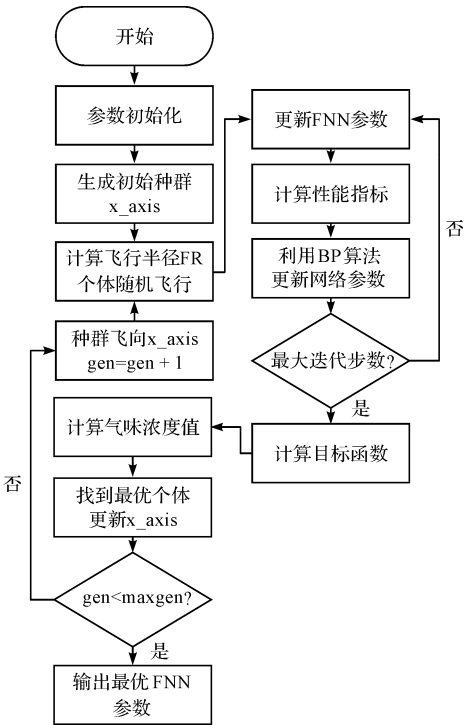


图 4 双层优化流程

4 仿真数据分析

4.1 FNN 训练结果

为了获得满意的参数训练结果,笔者采用误差绝对值时间积分作为目标函数,在目标函数中加入控制输入的平方项,以防止控制能量过大,将超调量作为目标函数的惩罚项<sup>[11]</sup>。

设定外层循环的改进果蝇算法最大迭代次数  $maxgen = 100$ ,种群数量  $sizepop = 60$ ,初始飞行半径  $FR = 2$ ,半径调节初始权重  $w_0 = 1$ ,权重系数  $alfa = 0.95$ ,内层 BP 算法学习速率  $\eta = 0.2$ ,动量因子  $\alpha = 0.05$ 。

迭代过程如图 5 所示。

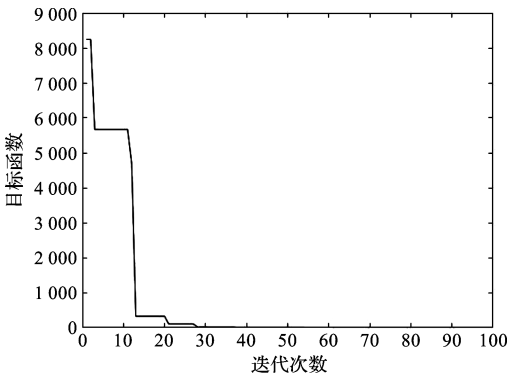


图 5 迭代过程

模糊神经网络训练完成后,导出优化后的隶属度函数的中心值  $c_{ij}$ 、宽度  $b_{ij}$  以及第四层和第五层之间的权值  $w_{ij}$ 。其中,误差  $e$  的隶属度函数中心值为  $[-1.57, 2.53, -0.35, 0.64, -3.03]$ ,宽度为  $[1.18, 2.02, 2.90, 1.39, 0.85]$ ,误差变化率  $ec$  的隶属度函数中心值为  $[-0.87, 1.45, 0.48, -2.97, 3.01]$ ,宽度为  $[0.68, 0.30, 1.30, 1.21, 1.32]$ 。

4.2 控制效果对比

为了验证 FNN-PID 的控制效果,笔者利用 Matlab 软件进行仿真。系统的输入信号为阶跃信号,同时,加入基于临界比例度法整定的 PID 控制和模糊 PID 控制作为对比。

控制系统响应曲线如图 6 所示。

3 种控制算法对比如表 1 所示。

从图 6 和表 1 可以看出:和传统 PID 控制以及 Fuzzy-PID 控制相比,FNN-PID 的达到稳态的调整时间最短,且超调量最小。

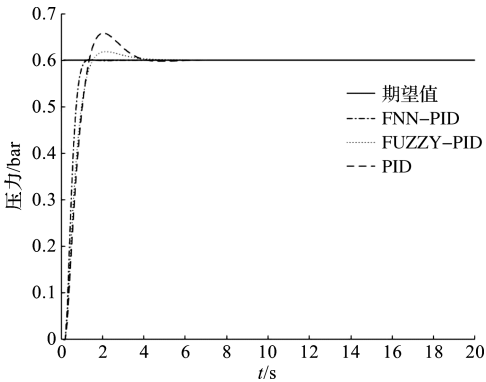


图 6 控制系统响应曲线

表 1 3 种控制算法对比

| 控制算法      | 调整时间/s | Ymax    | 超调量/% |
|-----------|--------|---------|-------|
| PID       | 3.7    | 0.658 0 | 9.67  |
| Fuzzy-PID | 3.4    | 0.618 2 | 3.03  |
| FNN-PID   | 1.2    | 0.601 1 | 0.18  |

5 实验测试

液面加压实验在天宏机械 THDY-3 型低压铸造机上进行,气路部分采用 SMC VEP3134 电气比例阀,森纳士 DG1300-BZ-B-2-0.2 压力传感器。笔者对空载保温炉进行加压试验,分别使用传统 PID 控制和 FNN-PID 控制,记录压力的控制误差。

控制误差对比如图 7 所示。

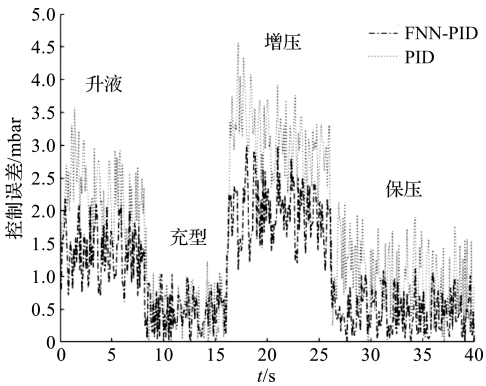


图 7 控制误差对比

从图 7 可以看出:升液、增压和保压阶段常规 PID 控制误差明显大于 FNN-PID 控制。

控制误差统计如表 2 所示。

表 2 控制误差统计

| 控制算法    | 最大误差/mbar | 平均误差/mbar | 累积误差/mbar |
|---------|-----------|-----------|-----------|
| PID     | 4.5       | 0.958 5   | 383.4     |
| FNN-PID | 2.9       | 0.751 5   | 286.2     |

从表 2 可以看出:和传统 PID 控制相比,FNN-PID 控制的最大压力误差减小了 35.6%,平均误差减小了 21.6%。

由此表明:FNN-PID 可有效提高低压铸造机的压力控制精度,在不同的加压阶段有较好的适应性,可有效实现低压铸造机液面压力的高精度控制。

## 6 结束语

本研究分析了低压铸造液面加压的特点,针对低压铸造机液面加压控制系统参数整定困难、压力控制精度不佳的问题,提出了基于模糊神经网络 PID 控制的液面加压控制系统,同时分析了 BP 学习算法的缺点,提出了基于双层优化的神经网络学习算法。

实验结果证明,使用 FNN-PID 控制器,液面压力最大压力误差减小了 35.6%,平均误差减小了 21.6%,有效提高了低压铸造机的液面加压系统的控制精度。

该方法在低压铸造液面压力控制领域有较好的应用前景。

### 参考文献(References):

- [1] 周玉川,郝启堂,李新雷,等. Fuzzy-PID 在反重力铸造液面加压控制系统中的应用[J]. 铸造,2008,57(1):36-39.
- [2] 余永维,黄 强,张根宝. 基于模糊 PID 的低压铸造液面加压控制系统设计[J]. 机床与液压,2010,38(7):68-69.

- [3] 李 强. 反重力铸造装备 PLC 控制技术研究[D]. 西安:西北工业大学材料学院,2007.
- [4] 刘福才,贾晓菁,刘 林,等. 气动加载系统的建模及非线性自抗扰控制[J]. 控制与决策,2017,32(5):906-912.
- [5] 陈丽媛. 低压铸造机液面加压气动系统的优化设计与研究[D]. 秦皇岛:燕山大学机械工程学院,2013.
- [6] 白国振,俞洁皓. 基于改进模糊神经网络的 PID 参数自整定[J]. 计算机应用研究,2016,33(11):3358-3363.
- [7] 苏一新,马彦会,石 倩,等. 其于 BP 神经网络模型的磁悬浮水泵 PID 参数优化[J]. 流体机械,2018,46(1):20-24,33.
- [8] WU Lei, YANG Yao-wen, MUNEESH M, et al. Parameter optimization for FPSO design using an improved FOA and IFOA-BP neural network [J]. **Ocean Engineering**, 2019, 175(1):50-61.
- [9] PAN W T. A new fruit fly optimization algorithm:taking the financial distress model as an example [J]. **Knowledge-Based Systems**, 2012, 26(2): 69-74.
- [10] SHAN D, CAO G H, DONG H J. LGMS-FOA: An improvedfruit fly optimization algorithm for solving optimizationproblems[J]. **Mathematical Problems in Engineering**,2013(7): 1256-1271.
- [11] 刘金锟. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真[M]. 4 版. 北京:电子工业出版社,2016 .

[编辑:程 浩]

本文引用格式:

黄飞虎,顾寄南. 低压铸造机液面加压控制技术研究[J]. 机电工程,2019,36(12):1309-1313.

HUANG Fei-hu, GU Ji-nan. Liquid pressurization control technology of low - pressure casting machine[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2019,36(12):1309-1313.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>