

基于遗传神经网络的耙吸挖泥船 泥泵转速预测

曹点点¹, 苏贞², 孙健¹

(1. 江苏科技大学 电子信息学院, 江苏 镇江 212003;

2. 江苏科技大学 海洋装备研究院, 江苏 镇江 212003)

摘要: 耙吸挖泥船泥泵管线模型是一个复杂的、非线性的动态模型, 影响模型准确性的参数较多; 为了根据当前施工条件和流量的优化值准确地预测转速, 为施工人员提供参考, 提高疏浚效率, 采用了遗传算法改进的 BP 神经网络对泥泵转速进行预测; 首先, 遗传算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化; 然后, BP 神经网络根据优化值对网络进行训练并对转速进行预测; 为了验证该方法的有效性, 将遗传 BP 神经网络的预测输出和实测泥泵转速进行对比; 仿真结果表明: 遗传 BP 神经网络具有很强的非线性拟合能力和全局搜索能力, 能够准确地预测泥泵转速; 该预测输出可为施工人员提供参考, 以便改变泥泵转速, 提高疏浚效率。

关键词: 耙吸挖泥船; 遗传神经网络; 泥泵转速; 预测

Pump Speed Prediction for Hopper Dredger Based on Genetic Neural Network

Cao Diandian¹, Su Zhen², Sun Jian¹

(1. School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China;

2. Marine equipment and Technology Institute, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: Hopper dredger's pump pipeline model is a complex and nonlinear dynamic model, and there are lots of parameters that can affect the model's accuracy. In order to accurately predict the next moment's pump speed and improve the dredging efficiency based on current construction conditions and the optimal flow rate, the genetic BP neural network prediction model is proposed. First, genetic algorithm was used to optimize the initial weights and thresholds of BP neural network, and then the BP neural network is trained according to the optimal value. In order to verify the validity of the method, the genetic BP neural network and the real pump data were compared. The simulation results show that the genetic BP neural network has a good fitting ability and good global search ability. Genetic BP neural network can accurately predict the speed and provide recommendations for the construction personnel, who can adjust pump speed and improve the efficiency of dredging.

Keywords: hopper dredger; genetic neural network; pump speed; prediction

0 引言

随着世界化石燃料的逐渐减少, 以及全球的气温一直升高, 人们越来越注重能源的高效利用以及低碳减排。而耙吸挖泥船在疏浚作业过程中需要消耗大量的燃料^[1], 如何使得耙吸挖泥船高效疏浚作业已经成为河道疏浚的重点研究方向。因此, 对耙吸挖泥船疏浚作业过程的优化必不可少, 国内外对如何优化耙吸挖泥船的航速、流量来提高产能已经做了大量的研究^[2], 但流量并不是施工人员可以直接控制参数。因此, 施工人员并不能准确知道如何根据优化的流量值调节泥泵转速来提高疏浚产能。本文则着重研究如何根据当前施工条件和优化后的流量值预测泥泵转速。

鉴于泥泵管线模型受多种因素的影响, 而各个因素之间的相互影响并不清楚^[3]。考虑到 BP 神经网络有很好地非线性

拟合能力, 结构并不复杂, 实用性较强。然而, 其也存在一些不足, 例如全局搜索能力较差、易于陷入局部寻优。遗传算法是模仿生物界进化理论而得到的一种全局搜索算法, 全局搜索能力较强。因此, 将遗传算法和 BP 神经网络结合不仅使得 BP 神经网络具有很好地非线性拟合能力, 并且有着较强全局寻优能力。基于以上分析, 文中采用遗传算法改进神经网络对泥泵转速进行预测, 使用遗传算法对神经网络权值和阈值进行优化; 然后, 将连接权值和阈值赋给 BP 神经网络; 最终, BP 神经网络根据优化的权值和阈值对数据进行训练并预测泥泵转速。

1 遗传 BP 神经网络

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络, 即误差反向传播算法^[4], 其结构由输入层, 中间层, 输出层构成。中间层按照层数可分为单隐含层和多隐含层, 因此中间层也被称为隐含层。当输入层接收到输入的数据后, 将数据传送到中间层, 中间层会根据输入层和中间层初始的权值和阈值对输入信息进行处理和变换, 然后隐含层将输出传送到输出层, 输出层根据隐含层和输出层的初始权值和阈值计算预测输出, 然后和期望值进行比较得到误差, 如果误差并不满足要求, 则通过误差对神经网络的连接权值和阈值进行更新。因此, 神经网络不断地进行正向

收稿日期: 2017-04-02; 修回日期: 2017-04-14。

基金项目: 江苏高校高技术船舶协同创新中心资助项目 (HZ2016011)。

作者简介: 曹点点(1990-), 男, 江苏徐州人, 硕士研究生, 主要从事船舶自动化方向的研究。

苏贞(1985-), 男, 山东济宁人, 硕士研究生导师, 主要从事船舶自动化方向的研究。

和反向地传播,连接权值和阈值也不断地更新,这也就是神经网络不断学习的过程,这个训练学习的过程直到达到误差要求或达到设定的迭代次数为止。BP 神经网络流程图如图 1 所示。

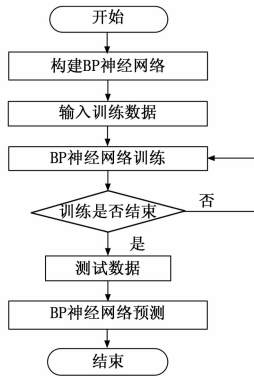


图 1 BP 神经网络流程图

BP 神经网络需要对数据进行训练,使得网络具有记忆和泛化的能力,之后才能根据输入数据对输出进行预测^[5],其训练步骤如下:

1) 网络初始化:由实际模型的输入输出个数决定输入层节点数 m 、隐含层节点数 s 、输出层节点数 n ,初始化神经网络各层之间的连接权值 w_{ij}, w_{jk} ,初始化隐含层阈值 a ,输出层阈值 b ,设定神经网络迭代次数、误差目标、学习效率。

2) 隐含层计算:根据输入的数据和初始化的连接权值 w_{ij} 以及隐含层阈值 a ,通过以下表达式计算输出 H 。

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^m w_{ij}x_i - a_j\right), j = 1, 2, \dots, s \quad (1)$$

式中, s 为隐含层节点数, f 为激励函数,其有多种函数形式,文中将其取为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

3) 输出层计算:依据初始化得连接权值 w_{jk} , 阈值 b 以及通过计算得到的 H ,通过输入测试数据对网络输出 O 进行预测。

$$O_k = \sum_{j=1}^s H_j w_{jk} - b_k, k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

4) 误差计算:把网络输出 Y 和预测值 O ,代入下式得到误差 e 。

$$e_k = Y_k - O_k, k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

5) 权值更新:将上式得到的预测误差 e 代入下式计算出新的连接权值 w_{ij}, w_{jk} 。

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^n w_{jk} e_k, \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, s \quad (5)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta H_j e_k, \quad j = 1, 2, \dots, s; k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中, η 为学习效率

6) 阈值更新:依据预测和期望值的误差 e 用下式计算出阈值 a, b 。

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^n w_{jk} e_k, j = 1, 2, \dots, s \quad (7)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

7) 判断神经网络迭代次数是否达到设定值,如果还未达到,则返回 2)。

1.2 遗传算法

遗传算法是模拟自然遗传机制和生物进化论而形成的一种并行随机搜索最优方法^[6]。其基本原理是根据生物界中的“物竞天择,适者生存”的进化法则而得到的。遗传算法是将需要优化的参数进行编码,而编码的任意一位被称为基因。基因组成的串称之为染色体,多个染色体则被称作群体^[7]。染色体的个数被称为种群规模。染色体对给定环境的适应程度被称作适应度。该算法的核心是把问题参数编码为染色体,根据给定的适应度函数,即目标函数,通过选择、交叉等运算不断得到新的染色体,最终寻找到符合适应度的参数。遗传算法流程图如图 2 所示。

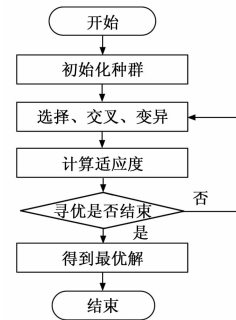


图 2 传算法流程图

遗传算法的实现步骤有初始化种群,确定适应度函数以及选择、交叉等运算^[8],其具体步骤如下:

1) 种群初始化:遗传算法并不能直接识别需要优化的参数,因此需要对参数进行编码,一般将参数用二进制进行编码。因此,文中将神经网络初始权值和阈值进行编码,每个编码都是一个个体。

2) 适应度函数:该值用来评判个体的好坏,文中把真实值和网络预测值的误差作为个体适应度函数 F 。

$$F = k \left(\sum_{i=1}^n abs(y_i - o_i) \right) \quad (9)$$

式中, n 为网络输出个数; y_i 为期望输出; o_i 为预测输出; k 为系数。

3) 选择:从种群中按照概率选择一些个体用来繁衍子代,适应度越高概率则越大,染色体被选择的概率 p_i 为:

$$f_i = k/F_i \quad (10)$$

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (11)$$

式中, F_i 为染色体适应度; N 为种群大小; k 为系数。

4) 交叉:从群体中任意选择两个个体,然后进行交叉操作从而产生更优的下一代个体, a_k 和 a_l 交叉方法为:

$$\left. \begin{aligned} a_{kj} &= a_{kj}(1-b) + a_{lj}b \\ a_{lj} &= a_{lj}(1-b) + a_{kj}b \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中, b 为 $[0, 1]$ 内的任意数。

5) 变异:从种群中任意取一个个体,对其中的基因加以改变从而产生新一代的个体,变异方法为:

表 1 不同时刻对应的流量值

时间	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
周期 1	5.07	5.06	5.03	5.10	4.49	5.06	4.73	4.77	5.10	4.72	5.05	4.72	5.05	5.07	5.09	5.03	4.73	5.11	5.04	5.09
周期 2	4.70	4.69	4.87	4.73	4.68	4.82	4.68	4.89	5.12	4.69	4.90	4.64	4.88	4.87	5.02	6.74	4.89	4.78	4.85	4.81

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) * f(g), & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) * f(g), & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (13)$$

式中, a_{\max} 为 a_{ij} 的上限; a_{\min} 为 a_{ij} 的下限; $f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})^2$; r_2 为随机数; g 为进化次数; G_{\max} 为最大迭代次数; r 是在 $[0, 1]$ 内的任意数。

1.3 遗传算法优化 BP 神经网络

遗传神经网络主要通过遗传算法寻优神经网络, 然后, 神经网络根据优化的初始权值和阈值对数据进行训练并预测^[9]。该方法解决了神经网络随机初始化初始权值和阈值的问题, 克服了神经网络易于陷入局部寻优的缺陷, 综合了遗传算法和神经网络的全局和局部优化能力, 有较强的非线性拟合能力, 遗

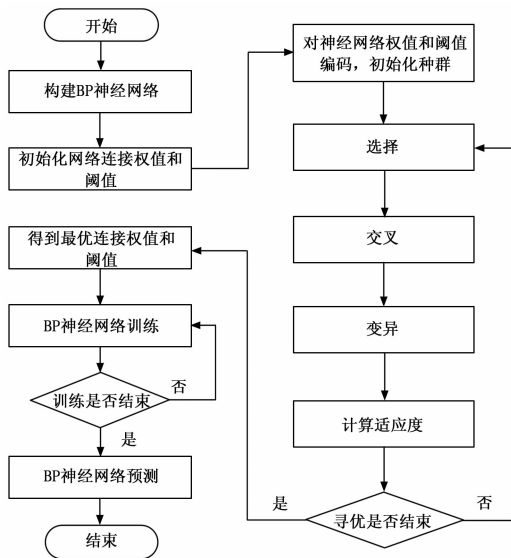


图 3 遗传神经网络流程图

传神经网络流程图如图 3 所示。

2 预测模型及算法参数设置

泥泵管线模型^[10]如图 4 所示, 影响模型的参数有很多, 其中 Q_i 为挖泥船吸入混合物流量, h_d 为挖泥船吃水, p_i 为挖泥船吸入混合物密度, h_z 为耙头疏浚深度, 它们对泥泵转速的确定有着重要的影响^[11], W_p 为泥泵转速。

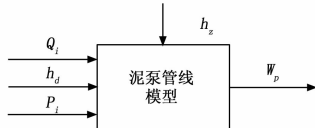


图 4 泥泵管线模型

小则很难找到最优解, 过大则增加了算法寻优的时间。因此, 文中种群大小为 40, 遗传代数 100; 交叉概率和变异率过大则会破坏优化的个体, 过小又很难产生新的个体, 文中交叉概率设为 0.7, 变异率设为 0.1。

2) BP 神经网络参数选择: 输入层有 4 个节点, 输出层有 1 个节点, 对于三层神经网络, 隐含层节点数为 $2 * 4 + 1 = 9$ 个, 输入层和隐含层之间的权值有 $4 * 9 = 36$ 个, 隐含层和输出层之间的权值有 $1 * 9 = 9$ 个, 隐含层有 9 个阈值, 输出层阈值为 1 个, 所以遗传算法优化参数为 $36 + 9 + 9 + 1 = 55$ 个。神经网络迭代次数设为 100, 学习效率为 0.1, 目标误差为 0.0001。

3 仿真试验与分析

3.1 仿真试验

文中数据从在厦门港施工的“新海虎 8”号耙吸挖泥船采集。为了验证遗传神经网络对泥泵转速预测的准确性, 将预测结果和实测数据进行对比。两个周期在不同时刻对应的流量值如表 1 所示, 其中时间单位为秒, 流量单位为立方米每秒。

文中给出了两个周期在变化的施工情况下对应于该流量的泥泵转速预测结果。周期 1 的泥泵转速预测结果和误差率如图 5 和图 6 所示。从图中可以看出遗传神经网络的预测误差率基本保持在 0.4% 之内, 有着很高预测准确性。

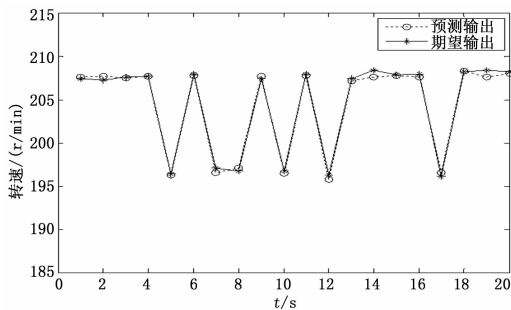


图 5 周期 1 预测输出和实测输出对比

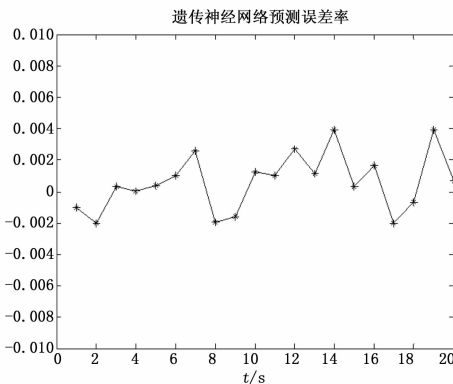


图 6 周期 1 预测输出误差率

1) 遗传算法参数选择: 遗传算法种群数目和遗传代数太

以机械、测控电气为核心设备的其它风洞或武器装备具有很高的推广应用价值。

3) 风洞的设备健康管理与数据有效性判定平台系统建设是探索和建立装备维修保障新模式、解决试修矛盾、提高装备科学化、管理能力的有益尝试,其意义重大,具有示范性和典型性。

参考文献:

[1] Dreyer S L. Autonomic logistics—developing an implementation approach for an existing military weapon system [J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2006, 9 (4): 16–21.

[2] 曹艳华, 等. 装甲装备自主式保障关键要素分析 [J]. 装甲兵工程学院学报, 2010, 2: 8–9.

[3] 张宝珍. 健康管理平台—信息时代武器装备保障新模式 [A]. 武器装备综合保障信息化技术研讨会论文集 [C]. 2009: 1–7.

[4] Lebold M, Thurston M. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems [C]. maintenance and reliability conference (MARCON) [C]. 2001: 4–8.

[5] 徐皓冬, 等. 基于状态的设备维护—CBM 技术研究 [J]. 工程机械, 2005, 6: 9–11.

[6] 彭宇, 等. 故障预测与健康管理系统综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 1: 3–4.

[7] 左宪章, 等. 故障预测技术综述 [J]. 火力与指挥控制, 2010.

[8] 孙博, 等. 基于特征参数趋势进化的故障诊断和预测方法 [J]. 航空学报, 2008, 3: 394–396.

[9] 曾庆虎, 等. 基于 KPCA—HSMM 设备退化状态识别与故障预测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 7: 1342–1346.

[10] 康建设, 等. 基于 HMM 的设备故障预测方法研究 [J]. 系统与仿真技术, 2009, 3: 167–170.

[11] 颜富强, 等. 基于 SVM 的电子装备故障预测方法研究 [J]. 舰船电子工程, 2010, 1: 188–190.

(上接第 29 页)

周期 2 泥泵转速预测结果和误差率如图 7 和图 8 所示, 预测误差率基本保持在 0.5% 之内, 预测准确性较高。

5 结论

使用遗传算法优化的 BP 神经网络, 克服了其随机初始化权值和阈值和易于陷入局部寻优的缺点。文中使用该方法对非线性的泥泵管线模型中的泥泵转速进行了预测, 并将预测输出和实测数据进行了对比, 仿真结果表明: 经过遗传算法优化的 BP 神经网络算法具有很强的全局优化能力和非线性拟合能力, 使得泥泵转速的预测输出有着很高准确性。因此, 该算法可根据变化的施工条件和给定的流量优化值对耙吸挖泥船转速进行预测, 给施工人员提供转速的参考, 提高疏浚效率。同时, 有助于未来开发智能耙吸挖泥船疏浚系统。

参考文献

[1] Stano P. Nonlinear state and parameter estimation for hopper dredgers [D]. Holand: Delft University of Technology, 2013: 53–55.

[2] Braaksma J. Model-based control of hopper dredgers [D]. Holand: Delft University of Technology, 2008: 41–46.

[3] 曹祥志. 大型耙吸挖泥船疏浚作业优化系统的研究与实现 [D]. 江苏: 江苏科技大学, 2015.

[4] Wang L. Intelligent data analysis and control of hopper dredger [D]. Holand: Delft University of Technology, 2006: 35–36.

[5] 王柳艳. 基于高效疏浚的耙吸挖泥船作业过程机理研究 [D]. 江苏: 江苏科技大学, 2015.

[6] Lendek Z, Babuska R, Braaksma J, et al. Decentralized estimation of overflow losses in hopper dredger [J]. Delft Center for System and Control, 2008, 16 (17): 392–406.

[7] 杨婷婷. 耙吸挖泥船疏浚性能在线优化控制策略研究 [D]. 江苏: 江苏科技大学, 2016.

[8] Braaksma J, Klaassens J B, Babuska R, et al. A computationally efficient model for predicting overflow mixture density in a hopper dredger [J]. Terra et Aqua, 2007, 106 (31): 10–28.

[9] Maertens, Babuska R, Baerdemaeker J. Evolutionary input selection for nonlinear identification of complex processes [J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2005, 49 (3): 44–51.

[10] Braaksma J, Osnabrugge J, Babuska R., et al. Artificial intelligence on board of dredgers for optimal land reclamation [J]. CE-DA Dredger Days, 2007, 57 (26): 1–4.

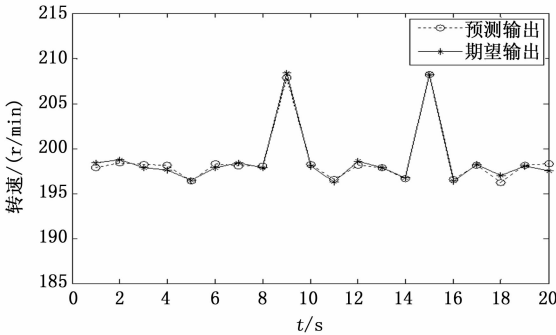


图 7 周期 2 预测输出和实测输出对比

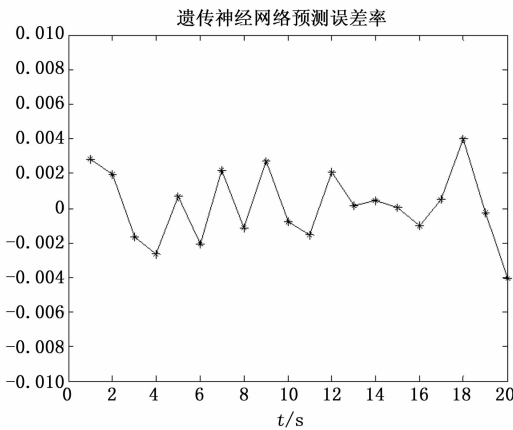


图 8 周期 2 预测输出误差率

3.2 仿真分析

根据以上两个周期的预测结果可知, 两个周期的预测结果的误差分别保持在 0.4% 和 0.5% 以内, 均满足了疏浚公司所要求的 1% 的误差率。因此, 遗传神经网络能够准确地对耙吸挖泥船泥泵转速进行预测, 可为施工人员提供转速的参考, 以便调整泥泵施工参数, 提高疏浚效率, 降低施工成本。