

遗传神经网络在 PQF 轧制工艺设计中的应用

陈 希, 杨 帅, 王玉峰

(天津科技大学计算机科学与信息工程学院, 天津 300222)

摘 要: 基于遗传神经网络建立 PQF 轧制工艺模型. 根据工艺要求利用最大最小值归一法对数据进行预处理. 利用遗传算法的全局搜索优化 BP 网络的初始权重, 避免 BP 算法陷入局部收敛, 改善收敛速度. 实验表明, 将建立的模型应用于 PQF 轧制工艺设计中, 能预置 PQF 自动化控制参数, 达到良好的预测效果.

关键词: BP 神经网络; 遗传算法; 最大最小值归一法; PQF 轧制工艺

中图分类号: TP183 文献标志码: A 文章编号: 1672-6510(2012)05-0074-05

Application of Genetic Neural Network in PQF Rolling Process Design

CHEN Xi, YANG Shuai, WANG Yufeng

(College of Computer Science and Information Engineering, Tianjin University of Science & Technology,
Tianjin 300222, China)

Abstract: A PQF rolling process model based on genetic neural network was established. According to the process requirements, maximum and minimum normalization method was used to preprocess data. Using genetic algorithm global search to optimize BP network initial weights, BP algorithm was prevented from getting into local convergence and the convergence speed was improved. Experiments show that using the established model in PQF rolling process design can preset PQF automation control parameters and achieve better prediction.

Key words: BP neural network; genetic algorithm; maximum and minimum normalization method; PQF rolling process

2003 年天津钢管集团股份有限公司引进德国 MEER 公司 PQF 轧管机组^[1]. 原设备只提供 3 种孔型系列($\Phi 191$ mm、 $\Phi 235$ mm、 $\Phi 263$ mm)的工艺软件. 为适应需求, 需要建立新的 PQF 轧制工艺模型. PQF 轧制是多因素、非线性的复杂问题. 目前, 研究人员只采用有限元方法^[2]对 PQF 轧制工艺进行理论研究, 还没有适应生产需求的工艺方法, 无经验可借鉴.

BP 神经网络^[3]具有较强的并行处理、自适应、自组织、联想记忆等特性, 特别适用于处理复杂问题, 在非线性优化、函数逼近、预测评估、智能控制等领域具有广泛的应用. 因此, 本文采用 BP 神经网络建模, 预测 PQF 控制参数, 得到 PQF 轧制工艺模型. 由于 BP 神经网络存在收敛速度慢和易陷入局部极小值的突出弱点, 本文利用遗传算法优化网络初始权重, 以改进其收敛速度慢和容易陷入局部极值的缺点, 并将其应用到 PQF 轧制工艺设计当中.

1 PQF 轧制工艺模型的建立

三辊限动芯棒连轧管机, 又称 PQF (premium quality finishing) 轧管机. 每个 PQF 轧管机有 6 个机架, 每个机架由 3 个辊组成^[1].

1.1 神经网络结构设计

1.1.1 确定输入、输出特征向量

通过分析原设备的资料, 将其输入数据分为两大类: 与设备有关的机电参数和工艺参数. 由于在实际生产中, 机组设备特性相对稳定, 只需对工艺参数进行调整. 工艺参数包括成品外径、成品壁厚、连轧壁厚、出口长度、出口速度和芯棒直径. 实际生产所必须的 PQF 自动化控制参数有电机转速、孔型直径、修正值、轧制力、脱管机转速和限动速度. 其中, 前 4 种参数分别对应 6 个机架, 而脱管机转速和限动速度 2

种参数则6个机架相同,共26个参数。

对6个机架分别建立遗传神经网络模型,为避免预测结果因网络结构的不同而造成误差,每个机架的模型都设有6个输入和6个输出。输入为成品外径、成品壁厚、连轧壁厚、出口长度、出口速度和芯棒直径;输出为*i*机架电机转速、*i*机架孔型直径、*i*机架修正值和*i*机架轧制力、脱管机转速和限动速度($i=1,2,\dots,6$)。

1.1.2 确定隐含层数、隐含层神经元个数

理论证明,一个3层的神经网络可以任意精度去逼近任何连续函数,因此采用3层BP网络。

隐含层神经元个数的确定尚无理论依据,一般采用试凑法。确定3层前向网络隐含层神经元个数的经验公式^[4]如下:

$$h = a + \sqrt{m + n} \quad (1)$$

式中: h 为隐含层节点数; m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; a 为1~10之间的常数。得出隐含层节点数的范围[5, 14]。

选取 $\Phi 191$ mm孔型系列进行实例分析。从136组数据中随机选取100组作为训练样本,其余36组作为预测数据。用试凑法确定当隐含层神经元在5~14时,BP网络需要进化多少代才可以满足精度要求,根据实际生产需求设定误差为 $\pm 2\%$ 。测试结果表明,隐含层神经元数接近9时,网络进化速度明显加快。因此,确定网络的隐含层神经元数为9。图1所示为建立的3层BP网络的拓扑结构。其中, I_m 为输入矩阵; $U_{m \times h}$ 为输入层与隐含层的连接矩阵; $V_{h \times n}$ 为隐含层与输出层的连接矩阵; O_n 为输出矩阵; $i=1,2,\dots,6$ 。

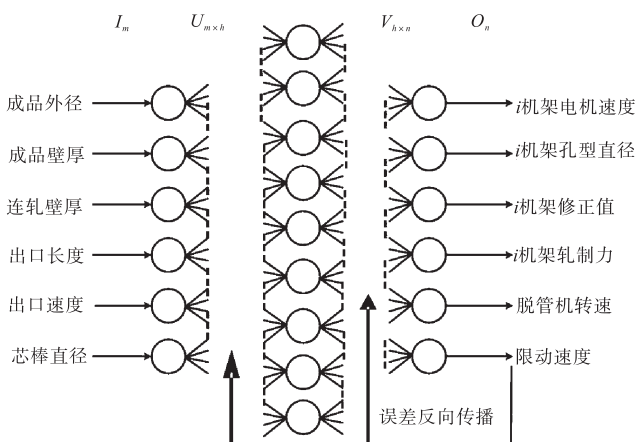


图1 BP网络的拓扑结构
Fig. 1 Topology of BP network

1.2 数据的归一化处理

数据归一化处理是把所有数据都转化为[0, 1]之

间的数,其目的是消除各维数据之间数量级差别,避免因输入输出数据数量级差别较大而造成网络预测误差较大^[5]。采用最大最小值法进行归一化处理的公式为

$$x'_k = (x_k - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (2)$$

式中: x_k 为数据序列中的一个数据; x_{\min} 为数据序列中的最小值; x_{\max} 为数据序列中的最大值; x'_k 为归一化处理后的数据。

1.3 遗传神经网络

初始权值设置的一般准则是:取随机数,数值要比较小,且初始权值在输入累加时使每个神经元的状态接近于零。但在无任何经验的情况下,如果矩阵 $U_{m \times n}$ 和 $V_{m \times n}$ 的初值取实数范围[0, 1]内具有等概率密度分布的随机值,会存在训练时间过长、易陷入局部收敛的问题。遗传算法以群体为基础,不以单点搜索为基础,能同时从不同点获得多个极值,不易陷入局部最优^[6]。因此,采用遗传算法优化网络初始权值^[7]。

1.3.1 染色体编码

根据图1的拓扑结构可得,矩阵 $U_{m \times h}$ 和 $V_{h \times n}$ 均有54个权值,隐含层的激活阈值矩阵 b_{hh} 有9个阈值,输出层的激活阈值矩阵 b_{on} 有6个阈值。权值加阈值共123个,即123个基因,作为遗传算法的一个染色体。网络训练的种群规模为100个染色体,共有 $100 \times 123 = 12\,300$ 个基因参加学习。如果基因均采用二进制编码会造成编码串过长、编码和译码运算复杂的问题,大大影响网络的学习精度和效率。因此,采用实数编码。将神经网络矩阵 $U_{m \times h}$, b_{hh} , $V_{h \times n}$, b_{on} 的元素以行优先顺序排成数据串 $(x_1, x_2, \dots, x_{12300})$,形成一个染色体,串上的每个基因对应于矩阵的一个元素。

1.3.2 初始化种群、确定适应度函数

采用标准正态分布初始化种群,将输出误差平方和的倒数作为染色体的适应度函数,公式为

$$f_i = 1 / \sum_{j=1}^n (E_j - O_j)^2 \quad (3)$$

式中: i 为进化代数; n 为训练及样本数; E_j 为期望输出; O_j 为神经网络实际输出。这样,适应度越大,实际输出和期望输出的误差越小^[8]。

1.3.3 遗传操作

(1) 选择:利用轮盘赌和最优个体保存策略。通常使用的轮盘赌选择操作隐含着一个问题,即在进化过程中,可能某一代的最优解被交叉和变异所破坏,可能导致退化。因此,结合最优保留策略选择适应度大的优胜基因。

(2) 交叉: 采用算术交叉, 对每个基因产生[0, 1]间的随机数 r , 根据经验设定概率 P_c , 若 r 小于概率 P_c , 则该基因进行交叉操作. 交叉后的新个体由式(4)得到.

$$\begin{cases} X'_i = (1-r)X_i + rY_i \\ Y'_i = (1-r)Y_i + rX_i \end{cases} \quad (4)$$

式中: X 和 Y 代表父代染色体; X' 和 Y' 代表交叉后的子代; i 表示交叉点 ($1 \leq i \leq 123$).

(3) 变异: 采用非均匀变异, 以概率 P_m 在初始概率分布中随机选择一个值与变异点基因相加.

1.3.4 终止条件

重复以上步骤, 当连续 3 代的平均适应度相对误差不超过 $\pm 2\%$, 或进化代数达到 2 000 时终止. 神经网络的初始权值设置完成.

1.3.5 BP 算法微调权值

由于遗传算法在最优解附近搜索的微调能力较差, 此时采用 BP 算法对权值进行微调. 将所得权值作为 BP 网络的初始权值, 运行神经网络, 对权值进行局部寻优, 最终使权值组合接近最优^[9].

2 模型训练和预测

采用 Matlab 进行仿真实验. 遗传算法初始化网

络权值的主要参数和 BP 算法的主要参数见表 1.

表 1 算法的主要参数
Tab. 1 Main parameters of algorithm

遗传算法	BP 算法
种群规模: $P=100$	动量项系数: $\alpha=0.792$
选择概率: P_i 动态调整	学习率: $\eta=1.2$
交叉概率: $P_c=0.4$	目标精度: $e=0.02$
变异概率: $P_m=0.2$	激活函数: s 型函数
初始权值取值空间: [0, 1]	迭代次数: 2 000
进化代数: 2 000	

其中交叉概率、变异概率、动量项系数、学习率^[10]的选取为多次实验得出的经验值. 目标精度为预测相对误差的绝对值. 当目标精度小于 0.02 或者迭代次数超过 2 000 代时 BP 神经网络训练终止.

为保证测试准确性, 对网络进行 10 次测试, 达到 $\pm 2\%$ 误差所需的平均代数为 10, 收敛时间大大缩短. 遗传神经网络训练结束后, 将剩余 36 组数据分别输入到训练好的 6 个网络模型中进行测试. 电机转速、孔型直径、修正值、轧制力的测试结果如图 2 和图 3 所示. 脱管机转速和限动速度的测试结果如图 4 和图 5 所示.

测试结果表明, 网络输出误差均在 $\pm 2\%$ 以内, 符合系统要求. 建立的神经网络模型可以预置 PQF 自动化控制参数, 达到良好的预测效果.

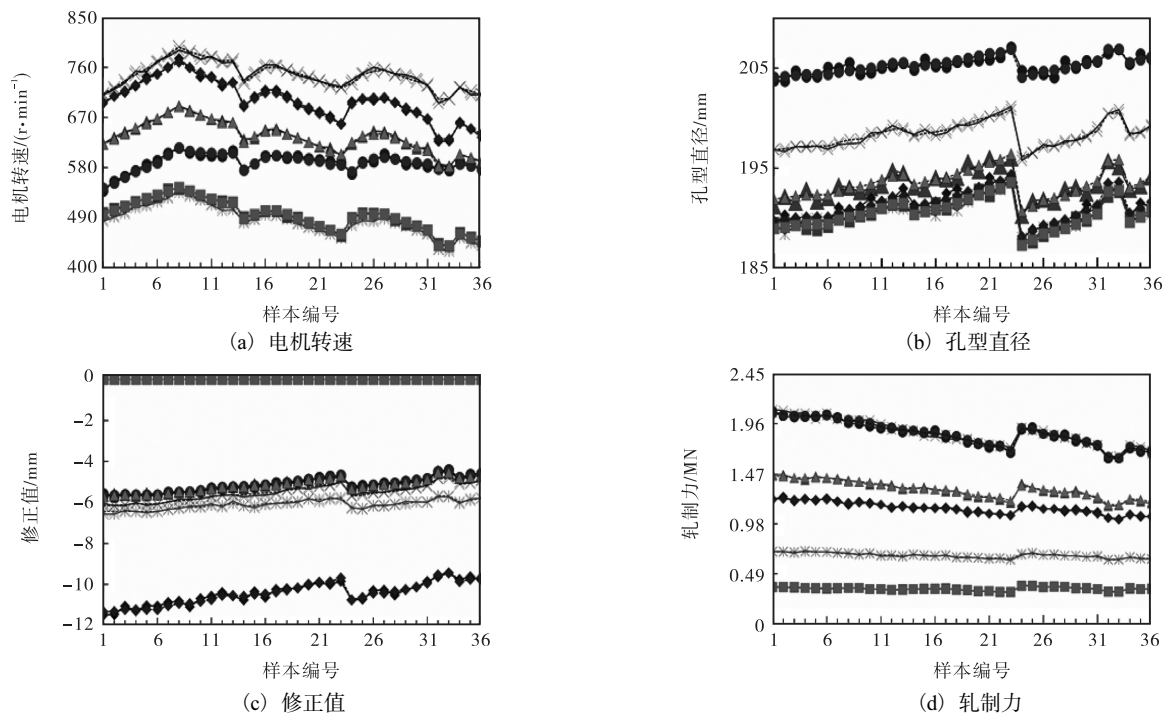


图 2 电机转速、孔型直径、修正值和轧制力的预测输出

Fig. 2 Predicted output of motor speed, pass diameter, correction value and rolling force

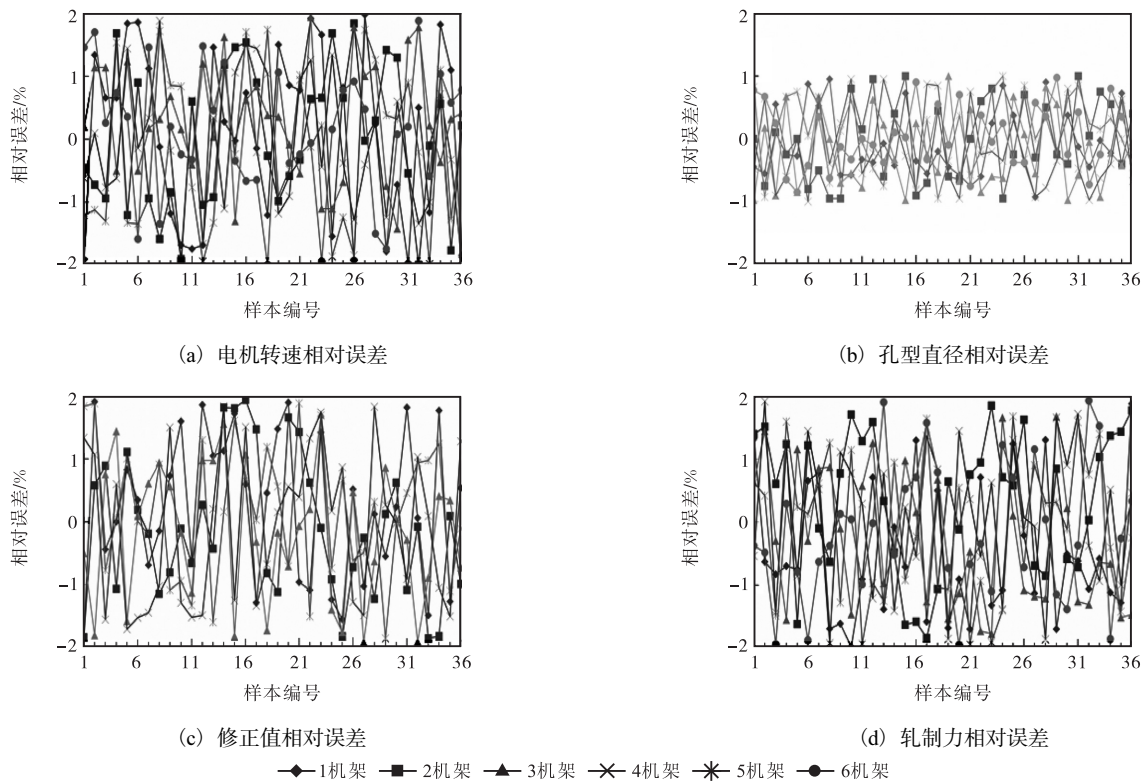


图3 电机转速、孔型直径、修正值和轧制力相对误差
 Fig. 3 Relative errors of motor speed, pass diameter, correction value and rolling force

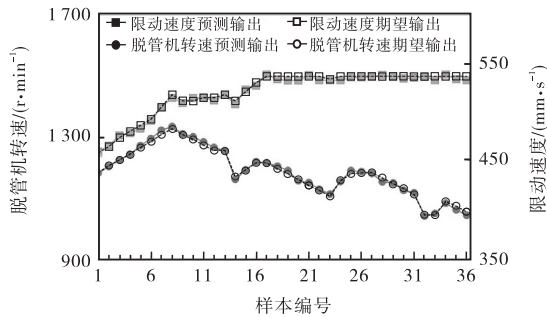


图4 脱管机转速和限动速度预测输出
 Fig. 4 Predicted output of motor speed and rack retaining speed

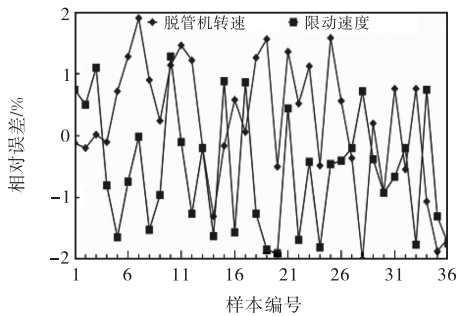


图5 脱管机转速和限动速度相对误差
 Fig. 5 Relative errors of motor speed and rack retaining speed

3 结 语

本文通过全面分析引进的 PQF 轧管机资料,确定其输入和输出特征向量,基于遗传神经网络建立 PQF 轧制工艺模型. 通过消除常量因子简化了网络结构,并利用遗传算法的全局搜索能力来优化 BP 神经网络,有效地克服收敛速度慢和易陷入局部极小值的弱点. 实验表明,采用遗传神经网络对 PQF 轧制工艺进行设计,达到良好的预测效果,可为实际生产需求的 PQF 轧制工艺方法研究提供参考.

参考文献:

- [1] 金如崧. 论 MPM 轧管工艺的发展[J]. 宝钢技术, 2005(6): 10-14.
- [2] 李小荣. PQF 轧管机组轧制工艺的理论研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2008.
- [3] 张烈平, 周德俭, 牛素洲. 基于 BP 神经网络的预测建模系统的研究与实现[J]. 计算机仿真, 2004, 21(9): 48-50.
- [4] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB 2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 111.
- [5] 史峰, 王小川, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例

分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010:1-35.

[6] 雷英杰,张善文,李续武,等. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2005:45-57.

[7] 智晶,张冬梅,姜鹏飞. 基于主成分的遗传神经网络股票指数预测研究[J]. 计算机工程与应用,2009,45(26):210-212.

[8] 欧阳玉梅,马志强,方若森. 基于 MATLAB 的遗传神经网络的设计与实现[J]. 信息技术,2008(6):73-76.

[9] 吴彩鹏,邓甲昊. 遗传神经网络在 GMI 传感器设计中的应用[J]. 科技导报,2010,28(8):55-59.

[10] 李晓峰,徐玖平,王荫清,等. BP 神经网络自适应学习算法的建立及其应用[J]. 系统工程理论与实践,2004(5):1-8.

责任编辑:常涛

(上接第 64 页)

(4) 冷冻和融化之间的转换时间不超过 10 min.

将试件分组分别经过不同次数的实验后,抗冻等级按照相对动弹性模量下降至不低于 60%及质量损失不超过 5%的最大循环次数来确定^[5]. 表 1 为实验数据. 根据表 1 数据,按照混凝土抗冻等级确定该混凝土的抗冻标号为 F100,结果正确.

表 1 混凝土空心砖的抗冻性数据

Tab. 1 Frost-resistance of concrete hollow bricks

实验次数	质量损失/%	相对动弹性模量降幅/%
25	≤1.26	92.54
50	≤2.45	82.38
100	≤4.68	67.82
150	≤8.73	54.17

5 结 语

本文设计了混凝土空心砖材料冻融测试系统,编写了上位机和下位机控制程序,并进行了冻融实验. 在冻融实验中,该系统运行稳定,能够自动控制液位和冻融循环,并实时采集和存储数据. 通过上位机人机交互界面,可以简化使用者的操作,直观了解当前的实验情况. 实验表明,应用此系统可以准确确定混

凝土的抗冻等级标号,可以为工程人员提供可靠的实验数据.

参考文献:

[1] 刘雅萍. 混凝土冻融循环破坏研究[J]. 交通建设与管理,2011(7):80-81.

[2] 张清扬. DR1 型一槽外循环式混凝土快速冻融试验机的研制[J]. 混凝土及加筋混凝土,1984(3):52-57.

[3] 徐刚. 浅谈贯彻与实施《非承重混凝土空心砖》标准(GB/T 24492—2009)[J]. 砖瓦,2010(6):64-66.

[4] 中华人民共和国住房和城乡建设部. JG/T 243—2009 混凝土抗冻试验设备[S]. 北京:中国标准出版社,2009.

[5] 中华人民共和国住房和城乡建设部,中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. GB/T 50082—2009 普通混凝土长期性能和耐久性能试验方法标准[S]. 北京:中国建筑工业出版社,2010.

[6] 苏震. 现代传感技术:原理、方法与接口电路[M]. 北京:电子工业出版社,2011:369-370.

[7] 王建新,杨世凤,隋美丽. LabWindows/CVI 测试技术及工程应用[M]. 北京:化学工业出版社,2006.

责任编辑:常涛