DOI:10.16410/j.issn1000-8365.2019.10.015

基于 BP 神经网络风力发电机轴承座的铸造工艺参数预测模型

陈德平,陈　营,罗建设,谢　建,陈立明
(成都工业学院 材料工程学院,四川 成都 611730)

摘　要:基于 KBE 概念和 BP 神经网络,结合正交试验设计方法和铸造模拟建立了大型风力发电机轴承座铸件品质的预测模型。浇注温度、浇注时间和模具初始温度作为 BP 网络训练样本的输入值,基于 Procast 铸造模拟软件仿真得到的轴承座缩松缺陷面积、轴承座凝固时间、轴承座凝固后铸件最大温差作为模型目标值。结果表明,利用该模型可预测铸件任意工艺参数组合下的结果值,经过模拟试验和预测值的对比,两种方式获得的结果十分吻合,从而缩短大型铸件研发周期,降低了试制成本,并能给出最佳工艺参数组合,对实际生产可以进行快速高效的指导。

关键词:BP 神经网络;正交试验;浇注工艺参数;缩孔缩松;数值模拟

中图分类号:TG255　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-8365(2019)10-1086-04

Casing Process Parameter Prediction Model of Wind Turbine Bearing Pedestal Based on BP Neural Network

CHEN Deping, CHEN Ying, LUO Jianshe, XIE Jian, CHEN Liming
(School of Materials Engineering, Chengdu Technological College, Chengdu 611730, China)

Abstract: A prediction model for the casting quality of large wind turbine bearing pedestal based on the concept of KBE and BP neural network was established combining the orthogonal test design method and casting simulation. The pouring temperature, pouring time and the initial temperature of the mold were taken as the input values of BP network training samples, and the shrinkage cavity defect area of the bearing seat, the solidification time of the bearing seat and the maximum temperature difference of the casting after the solidification of the bearing seat obtained by the simulation software Procast were taken as the model target values. The results show that using this model can predict the result value of random combinations of process parameters of castings, through simulation test and the comparison of predictive value, the results obtained are consistent with in two ways, to shorten the development cycle, large casting reduces the manufacture cost, and can give the best process parameter combination and guidelines for the actual production can be fast and efficient.

Key words: BP neural network; orthogonal test; casting process parameters; shrinkage cavity and porosity; numerical simulation

风力发电机轴承座是风力发电机的关键零部件,铸件外形尺寸 1 870 mm×1 100 mm×470 mm,铸件尺寸大,试制费用高,利用数值模拟可以减少试制的次数、节约生产的成本,其先进的可视化后处理结果以动画、矢量及曲线等形式将成型过程及可能产生的缺陷形象生动的表现在铸造技术人员的面前,对实际生产起到了一定的指导作用,但是数值模拟的方法仍然存在一些问题,铸造模拟软件对于模拟大型铸件的铸造工艺过程,相当耗时,对于风机轴承座网格单元有 50 000 以上,用 Procast 计算完充型和凝固大约需要 2 天时间,如果要模拟多个工艺参数及其变化方法范围,那将是无法完成的工作。本文在铸件轴承座大量模拟数据的基础上,基于 KBE 概念和 BP 神经网络建立了轴承座的铸造品质预测模型,利用该模型可快速预测不同工艺参数下重力铸造风机轴承座过程中的缺陷,指导实际生产性能符合使用要求的铸件。

收稿日期:2019-05-04
基金项目:四川省教育厅项目(18ZB0037)
作者简介:陈德平(1986-),女,四川宜宾人,助教,硕士.研究方向:材料加工工程.电话:18116673052,
E-mail:chendepingscu@yahoo.cn

1　风机轴承座铸造工艺参数预测模型

1.1　基于 KBE 风机轴承座铸造工艺预测流程

轴承座铸造工艺过程是多因素相互作用的复杂过程,铸造过程的工艺参数值与铸件质量是非线性

对应关系，无法找到有效数学模型对其进行描述。引入 KBE 概念，采用人工智能方法，即人工神经网络进行处理，在神经网格模型中，以轴承座铸造工艺参数——浇注温度，浇注时间，模具初始温度作为 BP 网络训练样本的输入值，对应工艺参数下轴承座的凝固时间，缩孔缩松面积和凝固后铸件温差为输出变量[1-3]，即利用神经网络建立铸造工艺参数与铸件质量相对应的模型。对基于 KBE 的训练预测见图1。

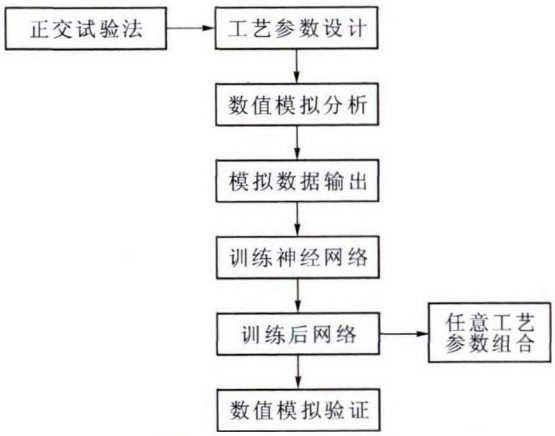


图 1 KBE 训练预测框架

Fig.1 The training prediction framework of KBE

1.2 BP 网络神经网络设计流程

人工神经网络模型，其中应用最广泛的是误差反向传播网络，简称 BP 网络。基于 Matlab 的 BP 神经网络建模方法，采用正交试验设计方案的数值模拟结果获得数据，建立了 BP 神经网络的预测模型，其设计流程如图 2。

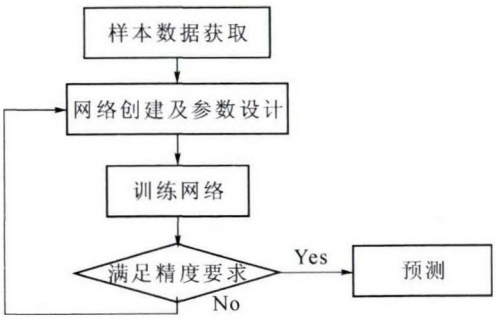


图 2 BP 网络建模流程

Fig.2 The modeling process of BP network

1.2.1 网络创建及参数设计

BP 神经网络建立的函数为 newf，隐单元数在 5~20 之间。网络的结构如图 3 所示[4]。

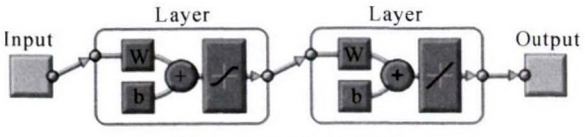


图 3 BP 网络模型结构

Fig.3 The model structure of BP network

BP 网络是一种单向传播的多层前馈神经网络，由图 3 可见 BP 包括输入层、中间层和输出层。理论上已经证明，在不限制隐层节点数的情况下，3 层(只有一个隐层) 的 BP 网络可以实现任意非线性映射[5]。

(1)传输函数是 BP 网络的重要组成部分，传递函数有线性传递函数 purelin、对数 S 型传递函数 logsig 和双曲正切 S 型传递函数 tansig 三种，如图 4 所示。BP 神经元的传输函数为非线性函数通常采用 s(sigmoid)型函数[6]：

(2)学习函数决定每一次循环训练中所产生的权值变化量。太大的学习速率可能导致系统的不稳定，出现振荡现象；太小的学习速率会导致训练较长、收敛速度慢。本文选取的学习速率为 0.01。

(3)BP 网络的训练，有代表性的几种算法：'traindm'、'traingdx'、'trainrp'、'trainscg'、'trainoss'、'trainlm'。综合试验、比较，从网络训练精度和时间方面考虑，选择的训练函数为 traindm。

(4)神经网络的仿真是神经网络应用的重要环节。其语法为：

$$a=\mathrm{sim}(\mathrm{net},p) \tag{1}$$

式中，net 为训练好的网络对象，p 为输入数据向量矩阵，a 为网络输出。若训练前进行过归一处理，需要进行反归一设置[7]。

1.2.2 样本数据的获取

将基于正交试验方法的数值模拟实验数据作为 BP 神经网络的训练样本，要将设计好的样本以矩阵的形式写入到 Matlab 工作环境中去，或者以数据文件的方式直接导入，对于样本数据的输入，Matlab 提供了数据归一化的函数（因为网络输入的四个参数采用不同的量纲），范围为[-1,1]，因此网络训练完毕之后，进行数据仿真时，需要采用 postmnmx 函数进行反归一处理[8,9]。本文确定的神经网络样本数据如表 1。

2 BP 网络预测结果

2.1 BP 网络预测缩孔缩松面积

图 5 为缩孔缩松面积与浇注温度和浇注时间的关系、BP 预测的缩孔缩松面积与浇注时间和砂型温度的关系和 BP 预测的缩孔缩松面积与浇注温度和砂型温度的关系。可以看出，随着浇注温度参数 Tmelt 增加，其他参数不变时，缩孔缩松的面积减少。这是由于温度高，凝固时间长，有利于铸件的自补缩。另外，随着砂型温度的增加，缩孔缩松的面积就增大。

表 1 训练及测试样本

Tab.1 The training and testing samples

序号	浇注温度/℃	浇注时间/s	砂型温度/℃	缩孔缩松积/mm²	凝固时间/s	温差/℃	应用
1	1 320	40	25	9 907	5 340	186	training
2	1 320	60	50	9 417	5 797	228	testing
3	1 320	80	80	11 707	6 198	166	training
4	1 340	40	50	8 977	6 125	169	testing
5	1 340	60	80	8 042	6 567	240	testing
6	1 340	80	25	4 702	5 748	161	training
7	1 380	40	80	5 706	6 973	201	training
8	1 380	60	25	4 213	2 588	171	training
9	1 380	80	50	6 119	6 573	169	training
10	1 300	26	25	9 364	3 430	163	training
11	1 340	40	25	7 806	5 771	145	training
12	1 340	40	10	7 983	5 720	164	training
13	1 340	60	50	8 160	5 797	228	training
14	1 380	60	50	4 915	5 879	146	training
15	1 340	60	25	6 089	5 823	179	training
16	1 340	60	80	9 941	6 540	156	training

可见，该模型很好地回归了模拟数据，正确反映了工艺参数和目标函数(缩孔缩松面积)之间的变化关系。基于该模型可以进行参数优化设计，求解缩孔缩松面积及相应的工艺参数。从表 2 中可以看出，经过 BP 神经网络优化系统的仿真，其网络输出的缩松面积预测值与数值模拟结果数据误差很小。误差控制较好，最大相对误差为 0.126，最小误差仅为 -0.019。

表2 测试数据和仿真结果

Tab.2 The simulation results and test datas

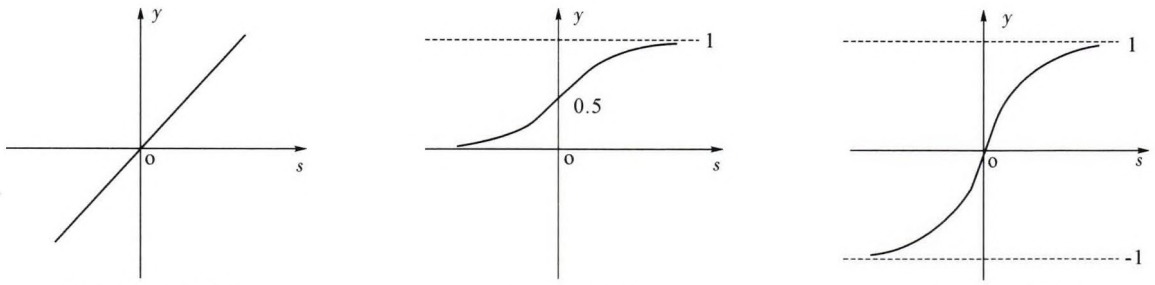
项目	1	2	3
目标缩孔缩松面积/mm²	8 160	5 523	8 977
反归一处理后预测值	8 623	5 589	8 806
相对误差(%)	0.056	0.126	-0.019

2.2 预测凝固时间

图 6 为人工神经网络预测的凝固时间与浇注温度和浇注时间的关系、人工神经网络预测的凝固时间与砂型温度和浇注时间的关系、人工神经网络预测的凝固时间与砂型温度和浇注温度的关系。可以看出，随着浇注温度参数 Tmelt 增加，其他参数不变时，凝固时间变长。同时，随着砂型温度的增加，凝固时间也变长。可见，该模型很好地回归了模拟数据，正确反映了工艺参数和目标函数(凝固时间)之间的变化关系。基于该模型可以进行参数优化设计，求解缩孔缩松面积及相应的工艺参数。

2.3 预测铸件温差

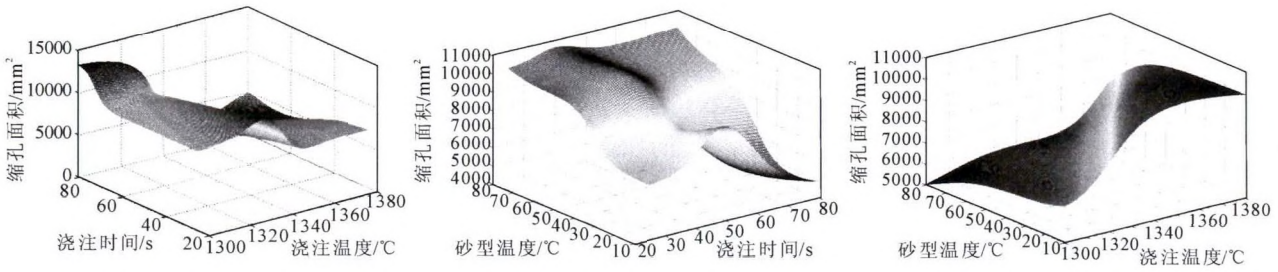
图 7 为人工神经网络预测的凝固时间与浇注温度和浇注时间的关系、人工神经网络预测的凝固时间与浇注温度和浇注时间的关系、人工神经网络预测的凝固时间与浇注温度和浇注时间的关系。建立一个 BP 神经网络模型来预测球墨铸铁轴承座在不同工艺参数条件下的轴承座缩孔缩松的面积、凝固



(a)y=purelin(s)　(b)y=logsig(s)　(c)y=tansig(s)

图 4 传递函数示意图

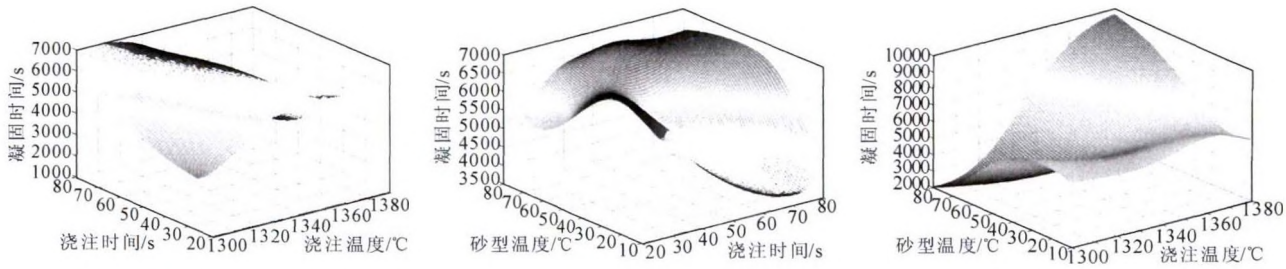
Fig.4 The schematic diagram of transfer function



(a)缩孔缩松面积与浇注温度和浇注时间的关系　(b)缩孔缩松面积与浇注时间和砂型温度的关系　(c)缩孔缩松面积与浇注温度和砂型温度的关系

图 5 预测缩孔缩松的 BP 模型

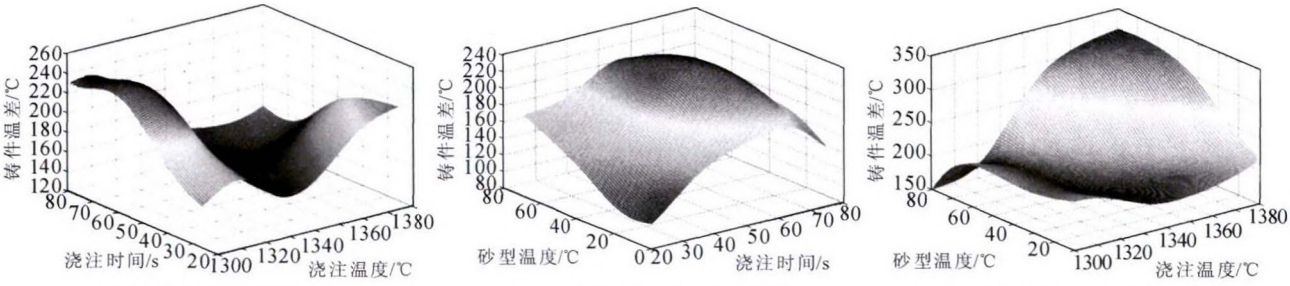
Fig.5 The BP model for predicting shrinkage cavity and porosity



(a)预测的凝固时间与浇注温度和浇注时间的关系　(b)预测的凝固时间与浇注时间和砂型温度的关系　(c)预测的凝固时间与浇注温度和砂型温度的关系

图 6 预测模型凝固时间的 BP 模型

Fig.6 BP model for predicting solidification time



(a)铸件温差与浇注温度和浇注时间的关系　(b)铸件温差与浇注时间和砂型温度的关系　(c)预测铸件温差与浇注温度和砂型温度的关系

图 7 预测铸件温差的 BP 模型

Fig.7 BP model for predicting temperature difference of casting

时间和凝固后的铸件温差，这个模型预测误差非常小。训练好的神经网路可以提供快速、准确的结果，其预测结果与实测结果高度吻合，表明预测模型具有部分取代试验的能力。可见，该模型很好地回归了模拟数据，正确反映了工艺参数和目标函数之间的变化关系。

3 结论

(1)采用正交试验方法(DOE)进行设计的基础上，通过有限元数值模拟软件 Procast 进行数值模拟获得相应数据，再基于 matlab，利用 BP 神经网络对 Procast 获得的样本数据进行了训练处理，得到三个以浇注温度、浇注时间、砂型温度为输入的，缩松面积、凝固时间和温差为输出的神经网络模型，可以预测铸件任意工艺参数组合下的结果值。

(2)经过模拟试验和预测值的对比，两种方式获得的结果十分吻合。因此，证明基于 KBE 概念，将 BP 神经网络结合正交试验设计的设计优化方法可以用少数试验全面把握工艺参数之间的内在规律，从而缩短研发周期，降低了试制成本，并能给出最佳工艺参数组合，对实际生产可以进行快速高效的指导。

参考文献：

[1] 郑金桥. 基于 KBE 的大型复杂冲压件工艺设计关键技术研究[D]. 武汉：华中科技大学，2005.

[2] 孙海滨. 凸轮轴铸件铸造工艺工装 CAD 系统的开发 [D]. 成都：四川大学硕士学位论文，2003.

[3] 卞冬探，许映秋，祝得胜，等. 基于 KBE 的压铸型浇注排溢计算机辅助设计系统研究[J]. 铸造，2003,52(11):1097-1100.

[4] 飞思科技产品研发中心.MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京：电子工业出版社,2004.

[5] 闻新，周露. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京：科学出版社，2004.

[6] 张瑞丰. 精通 MATLAB6.5 [M]. 北京：中国水利水电出版社，2004.

[7] Shafyei A, Mousavi Anijdan S H, Bahrami A. Prediction of porosity percent in Al - Si casting alloys using ANN [J]. Materials Science and Engineering: A, 2006, 431(1-2): 206-210.

[8] 姚东，王爱民. Matlab 命令大全 [M]. 北京：人民邮电出版社，2000.

[9] Zhang Z, Klein P, Friedrich K. Dynamic mechanical properties of PTFE based short carbon fibre reinforced composites: experiment and artificial neural network prediction [J]. Composites Science and Technology，2002(62):1001-1009.