



引用格式:陈建明,张盼盼.灰色BP神经网络模型在电力系统短路电流峰值预测中的应用[J].轻工学报,2018,33(4):79-85.

中图分类号:TM713 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2018.04.011

文章编号:2096-1553(2018)04-0079-07

灰色BP神经网络模型 在电力系统短路电流峰值预测中的应用

Application of grey BP neural network model in short circuit current peak prediction of power system

陈建明,张盼盼

CHEN Jianming, ZHANG Panpan

关键词:

电力系统;短路电流
峰值预测;灰色模型;
BP神经网络;全局协
调性保护

Key words:

power system; short
circuit current
peak prediction;
grey model;
BP neural network;
global coordination
protection

华北水利水电大学 电力学院,河南 郑州 450045

College of Electric Power, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450045, China

摘要:针对灰色预测模型在电力系统短路电流峰值预测中因数据迭代不合理而不能充分利用新的有效信息的问题,提出了一种适合电力系统的灰色BP神经网络动态预测模型.该模型通过引入动态的数据迭代模型,以最小相对误差为目标参数对传统灰色模型进行改进.通过Matlab/Simulink搭建电力系统短路故障模型进行仿真分析,获得不同初相角下电力系统短路时的电流数据;将短路电流、故障初相角、灰色模型预测结果和其相对残差作为BP神经网络的输入对改进的灰色模型进行训练,得到最终的短路电流峰值预测模型.验证实验表明,该模型能够快速、准确地预测短路电流峰值,适用于原始样本点少、非线性特征显著和随机性强的复杂系统.

收稿日期:2018-05-21

作者简介:陈建明(1962—),男,河南省洛阳市人,华北水利水电大学教授,主要研究方向为检测技术与自动化装置.

Abstract: In view of the unreasonable data iteration and the problem that the new effective information can not be fully utilized of the grey prediction model in the short circuit current peak prediction of power system, a grey BP neural network dynamic prediction model was proposed to adapt for power system. By introducing the dynamic data iteration model, the traditional gray model was improved with the minimum relative error as the target parameter. The short circuit fault model of power system was built by Matlab/Simulink for simulation analysis, and the current data of short circuit of power system under different initial phase angles were obtained. The improved grey model was trained by the short circuit current, the fault initial angle, the prediction result of the grey model and its relative residuals as the input of training BP neural network to obtain the final prediction model of the short circuit current peak. Verification experiments showed that the model could achieve fast and accurate prediction of short circuit current peaks, and was suitable for complex systems with few original sample points, significant nonlinear features and strong randomness.

0 引言

随着电力系统网络规模日益庞大,随之而来的短路故障也变得越来越复杂,给工人检修和自动化装置设置都带来了很大的困难. 电力系统的故障定位与故障类型识别有利于故障的小范围隔离与快速检修^[1],对电网故障的全面综合诊断有着重要的意义. 因此,国家电力主管部门在综合分析各方面因素后,对现代电力系统和智能电网各级断路器及其保护系统提出了智能化全局协调性保护的要求.

针对短路故障的研究方法较多,文献[2-5]分别运用了小波算法与形态学相结合的算法、BP神经网络、基于广义回归神经网络的方法、遗传算法与BP神经网络相结合的方法. 短路电流在极短的时间内达到最大,不及时有效地切断故障部分会对电器设备及其他线路产生很大的危害^[6],所以对短路故障电流峰值进行预测可以提高全局的协调保护能力与水平. 但目前对短路故障电流的峰值进行预测的文献却非常少,方法也很有限. 文献[7]采用最小二乘法对短路电流的峰值进行曲线拟合,此法易实现、实时性好,但存在预测准确性不稳定的问题. 文献[8]采用的是人工神经网络的方法,但由于短路故障电流峰值受很多不确定参数的影响,要想获得较高的预测精度,需要训练

十分庞大的神经网络数据,因此无法在短时间内充分利用有限的信号特征对短路电流峰值的增长趋势进行准确预测,也就无法实现对电力系统的保护.

电力系统发生短路故障的随机性高,很多信息没有固定特征,与灰色预测模型的特征相吻合. 但是,单一的预测方法容易在某一方面表现出明显的劣势,所以本文拟建立BP神经网络与灰色模型相结合的预测模型,充分发挥它们各自的长处,弥补不足^[9],以期提高预测精度,减少预测时间,更好地满足实践中的需要.

1 短路故障分析

电力系统发生短路故障后,短路电流呈非周期性变化,瞬时值中包含大量的信息,这些信息分为周期性分量和非周期性分量,其中非周期性分量按照指数规律衰减,衰减的速度由时间常数 $\tau = L_1/R_1$ 决定^[10]. 为了获得电力系统中发生短路故障时电流的特征,将传统的短路故障电路图进行简化,经过综合分析可以得出故障出现时电流的瞬时值表达式为

$$i^*(t) = Q \sin(\omega t + \alpha - \varphi_1) + [\sin(\alpha - \varphi_2) - Q \sin(\alpha - \varphi_1)] e^{(R_1/L_1)t}$$

其中, $i^*(t)$ 为短路电流标么值, ω 为角频率, α 为短路故障电压初相角, R_1 和 L_1 为电源侧等效

电阻和电感, $Q = \frac{R_1 + R_2}{R_1} \cdot \frac{\cos\varphi_1}{\cos\varphi_2}$.

1.1 仿真模型的建立

电力系统的物理模型有很多,为了得到出现短路故障时的电流数据,本文选用图 1 所示的短路故障模型,这里仅列举了部分电力参数^[11].

物理模型搭建后,通过 Matlab/Simulink 电力系统工具箱对该模型进行仿真(见图 2),以获取全相角范围内短路故障发生时的电流数据,为随后的模型预测提供原始数据.

1.2 仿真波形分析

短路故障仿真结果如图 3 所示.由图 3 可知,随着故障发生时初相角的改变,短路故障电流的波形和第一峰值也随之改变,这说明短路电流峰的第一峰值与故障发生时的相角有着不可分割的联系.这就要求我们在对短路电流的峰值进行预测时,应当将初相角的变化作为控制条件加以考虑.

2 灰色 BP 神经网络模型的建立

2.1 传统灰色模型及其改进

电力系统发生短路故障后,电源侧电力参数的变化关系可以表示为一阶微分方程:

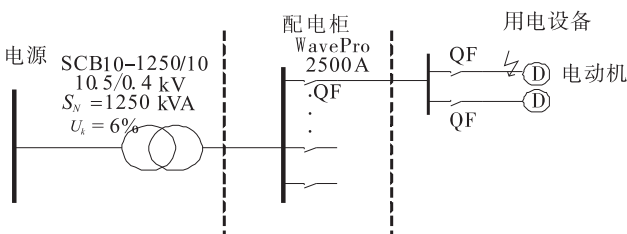


图 1 短路故障模型

Fig. 1 The model of short circuit fault

$$\frac{dl}{dt} + \frac{R}{L}I = \frac{1}{L}U(t)$$

短路微分方程用灰色预测理论求解后可以表示为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b\sin(\omega t + \varphi) \quad (1)$$

其中, a 和 b 都为待求微分方程常系数,由 R, L, U_m 确定. 再将式 (1) 离散化可得

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b\sin(\omega k + \varphi) \quad (2)$$

其中, $\omega = 2\pi f$ 为数字角频率, $k(k \geq 0)$ 是采样点序号.

传统的灰色预测模型以 $x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$ 为灰色预测方程 (2) 的初始数据, 带入后可得到预测结果为

$$\hat{x}^{(1)}(k) = [x^{(1)}(1) - \frac{b}{\sqrt{a^2 + \omega^2}}\sin(\omega \times N_0 + \gamma - \beta)] \times e^{-a(k-N_0)} + \frac{b}{\sqrt{a^2 + \omega^2}}\sin(\omega k + \gamma - \beta) \quad (3)$$

其中, $\beta = \arctan\omega/a; k = 1, 2, \dots, n + t, t$ 是预测步长.

灰色预测模型实质上是一种累加计算,用以弱化原始数据的随机性^[12]. 在原始数据中并不是所有的数据都对预测精度有直接影响,对预测结果影响较小的数据,如何为其加入新的预测信息建立一个动态的预测模型才是预测的核心. 鉴于这种情况,从采样点 N_0 后开始,在下次数据迭代时改变固有的等维顺序迭代模型,

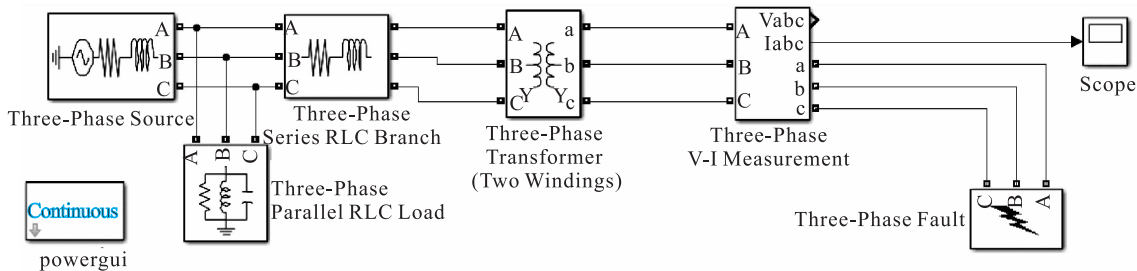


图 2 短路故障仿真模型

Fig. 2 Simulation model of short circuit fault

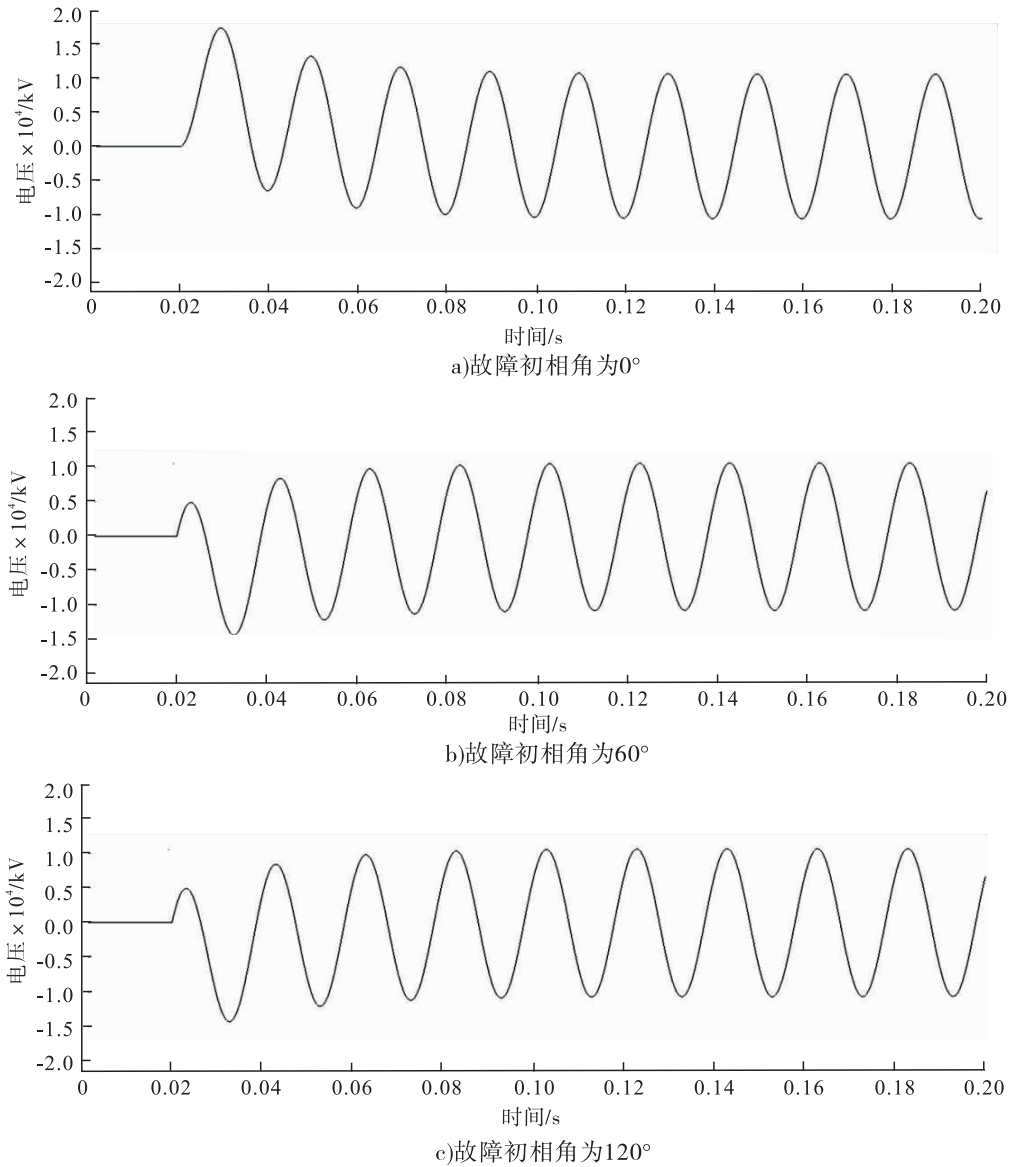


图3 短路故障仿真结果图

Fig. 3 Short circuit fault simulation diagrams

对不同时刻的数据进行合理的取舍,将关联性不大、信息不重要的点舍去(一般是每次迭代开始的几个点),增加相邻序列中一定数量的点,既可以缩短预测时间也可以提高预测精度.

本文在传统灰色模型的基础上经过多次建模分析,建立了动态的灰色预测模型,即采用“去 d 加 d ”的动态结构,在每轮开始循环预测时去掉该序列中 d 个旧的原始数据,同时向后顺延 d 个新的预测数据.另外,从模型预测的结果来看,不同的 d 值对应的预测精度也不一样,

需要在编程时增加判断过程,选择快速性好、精度高的作为结果输出.

在传统的灰色模型递推过程中,每组以固定的数进行循环预测,所以循环的起始点在不断改变.改进后的模型不仅起点发生了变化而且也不具有连续性,所以,式③的初始迭代点和 N_0 的值都需要实时调整.为了使预测数据点和原始数据点保持一致,需要增加递推因子 $N_0 = N_0 + d$.

然后,通过引入目标函数 Z ,动态选择预测

精度高的那对 $[a, b]$, 目标函数为

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left[\frac{|x^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k)|}{x^{(1)}(k)} \right]$$

最后,根据新模式的结构,设从 m 点开始取值,则预测值序列改写为

$$\hat{x}^{(1)}(k) =$$

$$\left[x^{(1)}(m) - \frac{b}{\sqrt{a^2 + \omega^2}} \sin(\omega \times N_0 + \gamma - \beta) \right] \times e^{-a(k-N_0-m)} +$$

$$\frac{b}{\sqrt{a^2 + \omega^2}} \sin(\omega(k-m+1) + \gamma - \beta)$$

改进后的灰色模型对预测数据的结构进行了调整,对样本数据进行了合理的取舍,在预测过程中选择关联性较高的数据加入每轮预测,不仅可以提高预测的精度而且还可以缩短预测时间,符合智能电网“准确性高、实时性好”的要求。

2.2 灰色 BP 神经网络模型及其预测流程

每个预测模型都有自己的长短处和适用的场所,将这些模型以适当的方法结合起来就能够做到优势互补,得到比单一模型更高的预测精度^[13]。灰色预测模型的长处是所要求的原始预测数据非常少,而 BP 神经网络具有很好的自学习、自组织能力。所以,改进后的灰色预测模型可将不同时刻联系更为密切的数据加入进去,帮助 BP 神经网络有效降低错误学习的时间,能够更加有效地进行训练,提高预测的精度。

BP 神经网络的训练过程以系统误差的平方为目标函数,采用梯度下降法实现预测。计算误差是沿着从输入到输出逐层传递的方向进行的,而更新系统的权值和阈值则按照相反的方向进行^[14]。正常运行时,输入数据以隐含层为媒介传向输出节点,然后经过一系列的非线性变换,产生输出结果。若实际输出值与期望输出值之间的差值大于设定的允许误差,则训练开始转换方向,该过程以隐含层为中介向输入层

传递,根据误差的大小来逐级调整各个单元的权值。通过调整输入节点与隐含层节点、隐含层与输出层节点的联接强度和阈值,使系统误差沿梯度方向下降最快,最后经过多次不同样本的学习,得到与最小误差相对应的网络参数,上述过程就是对该系统的训练过程^[15]。此时获得的神经网络能够针对与样本具有类似特征的输入数据进行预测,使输出误差达到最小。

改进后的灰色模型获得的预测结果作为 BP 神经网络的输入进行训练,克服了 BP 网络原本需要大量相关数据才能进行准确预测的缺点。同时,把灰色模型预测时产生的误差 e 也作为影响因素考虑进去,所以该灰色 BP 神经网络模型的输入内容包括短路电流、初相角、灰色模型预测结果和相对残差 4 项。灰色 BP 神经网络模型预测流程图如图 4 所示。

3 验证实验结果分析

为了验证改进后的灰色 BP 神经网络模型

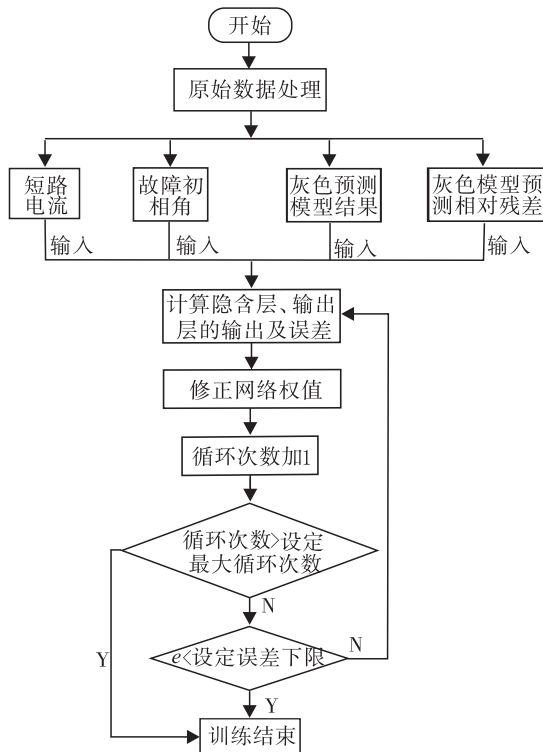


图 4 预测流程图

Fig. 4 Forecast flow chart

较之传统灰色模型的优越性,从预测时间和预测精度上对这两种模型进行对比分析.灰色BP神经网络预测模型在训练过程中,将 $0^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 180^\circ, 210^\circ, 250^\circ, 310^\circ$ 作为数据样本进行训练,把 15° 数据用作最后的测试样本.分析指标预测精度为

$$p = 100 - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |\Delta(k)|$$

传统的灰色模型是以固定长度的等维顺序迭代方式进行预测,迭代次数较多,平均为33次.改进后的动态灰色模型根据迭代的次数因子 d 值不同其迭代次数有所不同:当 $d=2$ 时,需要循环24次到达短路故障电流的峰值;当 $d=3$ 时,需要循环的次数是17次.

传统的BP神经网络需要大量的数据训练才能得到较为准确的预测结果,对应的是较长的预测时间.将改进后的灰色模型得到的数据用于BP神经网络训练,减少了训练网络所需的数据,从而缩短了预测时间.图5和图6分别为 $d=2$ 和 $d=3$ 时,BP神经网络模型对故障初相角为 15° 的预测结果,预测精度分别为99.54%和98.51%.从图5和图6可以看出,改进后的训练模型能够很好地预测短路电流的走向.当 $d=2$ 时,预测时间为 3.68×10^{-5} s,小于改进前的预测时间 5.56×10^{-4} s;当 $d=3$ 时,预测时间为 6.12×10^{-5} s,小于改进前的预测时间 4.71×10^{-4} s;当 $d>3$ 时,预测时间更短,但是牺牲了预测精度,在实践中,可以根据需要自行选择.

对预测结果的分析表明,改进后的灰色模型所需的预测数据大大减少,从而加速了BP神经网络的训练过程,缩短了预测时间,提高了预测精度,充分发挥了两种预测模型各自的优势.

4 结语

为利用有限的电流信息对预测点的短路电

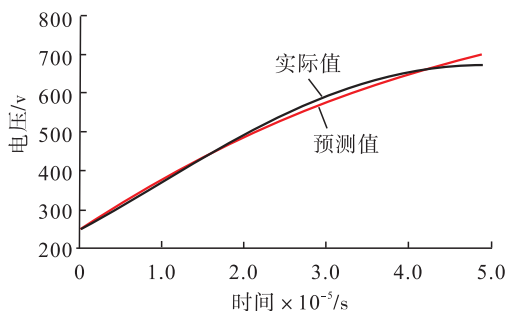


图5 $d=2$ 时的预测结果

Fig. 5 Prediction results with $d=2$

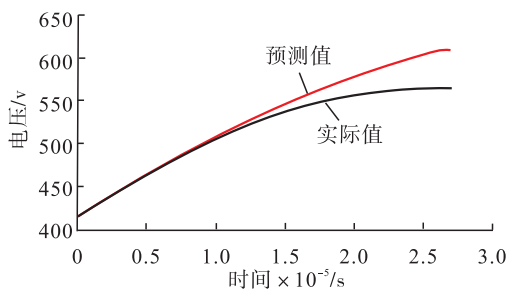


图6 $d=3$ 时的预测结果

Fig. 6 Prediction results with $d=3$

流峰值进行预测,实现电力系统的全局选择性保护,本文针对灰色预测模型在电力系统短路电流峰值预测中因数据迭代不合理而不能充分利用新的有效信息的问题,提出了一种适合电力系统的灰色BP神经网络动态预测模型.该模型在预测过程中选择关联性较高的数据加入每轮预测,实现了灰色模型预测数据的结构调整,进而通过BP神经网络对新灰色预测模型进行训练,使它们相互配合,充分发挥每个模型的长处.预测结果表明,该模型对短路电流的峰值有很好的预测效果,能够对短路电流数据进行快速预测,为电力系统的全局协调保护提供依据.另外,这种模型也为电力系统其他数据类型少、随机性高、符合正弦规律特征的故障预测案例提供了参考.

参考文献:

[1] 缪希仁,吴晓梅. 低压系统多层次短路电流早

- 期检测与预测[J]. 电工技术学报,2014,29(11):177.
- [2] 陈丽安,张培铭. 基于形态小波的低压系统短路故障早期检测[J]. 中国电机工程学报,2005,25(10):24.
- [3] 张丽萍,陈俊杰,缪希仁,等. 环网配电系统短路故障早期辨识研究[J]. 电工电能新技术,2016,35(2):68.
- [4] 赵阳,魏新劳,冯越. 用于混合式断路器的神经网络故障电流检测方法[J]. 哈尔滨理工大学学报,2011,16(1):53.
- [5] 吴晓梅,缪希仁. 低压系统多层级短路故障早期检测辨识研究[J]. 电工电能新技术,2015,34(9):38.
- [6] 鄧萍,缪希仁,吴晓梅. 低压系统短路故障建模及电流预测技术[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(7):39.
- [7] 刘洪涛,赵朋洋,张灿煜,等. 基于 Matlab 的电力系统短路故障下暂态稳定性的仿真与分析[J]. 科技资讯,2017,15(3):51.
- [8] 陈志英,陈丽安,缪希仁,等. 低压配电系统选择性保护短路电流峰值早期预测的算法研究[J]. 福州大学学报(自然科学版),2015,43(3):359.
- [9] 王新普,周想凌,邢杰,等. 一种基于改进灰色 BP 神经网络组合的光伏出力预测方法[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(18):81.
- [10] 产焰萍,缪希仁,邱荣华,等. 低压系统短路故障早期辨识及其技术实现[J]. 电器与能效管理技术,2017(1):25.
- [11] 于群,曹娜. MATLAB/Simulink 电力系统建模与仿真[M]. 北京:机械工业出版社,2011.
- [12] 周志刚,郭科,陈丽红. 时序数据预测的灰色神经网络技术[J]. 统计与决策,2007(1):128.
- [13] 王守相,张娜. 基于灰色神经网络组合模型的光伏短期出力预测[J]. 电力系统自动化,2012,36(19):37.
- [14] 林方圆,苏建徽,赖纪东. 光伏系统直流故障电弧识别方法研究[J]. 电工电能新技术,2015,34(12):7.
- [15] 马辉,孙颖桃,肖艳,等. 基于灰色 - BP 神经网络组合模型的水位预测案例[J]. 人民黄河,2016,38(12):89.

(上接第 78 页)

- [4] 吕战永,曹江涛. 自反馈生物激励神经网络机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用,2014,50(16):255.
- [5] YANG S X, MENG M. Neural network approaches to dynamic collision-free trajectory generation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics (Part B: Cybernetics), 2001, 31(3):302.
- [6] 李伟莉,赵东辉. 基于栅格法与神经元的机器人全区域覆盖算法[J]. 机械设计与制造,2017(8):232.
- [7] 范莉丽,王奇志,孙富春. 生物激励神经网络路径规划仿真研究与改进[J]. 北京交通大学学报,2006,30(2):84.
- [8] 吕后勇. 室内机器人全覆盖路径规划方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2016.
- [9] 胡正伟. 清扫机器人定位及路径规划研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2010.