

基于神经网络的多电梯运行系统故障预测^①

段 登, 邱意敏, 周 力

(安徽工程大学 电气工程学院, 芜湖 241000)

摘 要: 利用 RBF 神经网络可以快速逼近任意非线性函数及良好分类能力的特点, 进行多电梯运行系统故障的预测, 提出了故障预测方法。仿真结果表明该方法是可行的, 可以广泛应用于多电梯故障预测。

关键词: RBF; 多电梯; 运行系统; 故障预测

Fault Predication of Multi-Elevator Operating System Based on Neural Network

DUAN Deng, QIU Yi-Min, ZHOU Li

(Department of Electronic Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 231000, China)

Abstract: The paper studies how to use RBF neural network which can approximate any non-linear functions quickly and has good characteristics of the classification ability for multi-elevator operating system failure prediction, and proposed failure prediction method. The simulation results show that the method is feasible and can be widely used in multi-elevator failure prediction.

Key words: RBF; multi-elevator; operating system; fault predication

随着城市经济的迅猛发展, 电梯也随着城市中高层建筑物的不断增加而增加, 作为一种常用的垂直交通工具, 它的应用日益广泛。但目前国内在用的大多数电梯出自不同的厂家, 数据协议转换不同, 不便于统一管理, 除此之外, 对于电梯发生的常见故障不能及早预测, 经常出现电梯困人、蹲底、冲顶、溜梯等突发情况, 因此, 研究并开发基于 RBF 网络的多电梯运行系统故障预测具有很大的工程实际意义。

目前, 故障预测技术已经在很多领域得到广泛的应用^[1], 但对电梯故障的预测研究的很少; 仅文献[2]利用 BP 神经网络对电梯门系统故障预测进行了研究; 文献[3]对基于 BP 神经网络模型的故障预测进行了分析; 文献[4]介绍了基于 BP 神经网络的火炮自动供输弹装置故障预测。上述大多数研究都采用 BP 神经网络对电梯故障进行预测, 而本文是采用 RBF 神经网络进行电梯运行系统故障预测, 因为 RBF 神经网络是一种性能良好的前向网络, 与 BP 网络或线性网络相比, 其网络训练能避免非线性优化, 所以不存在局部极小

值问题, 且函数逼近能力强, 收敛速度快。

1 电梯运行系统常见故障分析

电梯运行系统的整个过程下可分为几个阶段如下图 1 所示即, 启动阶段(①)、加速阶段(②③)、匀速(稳速)阶段(④)、减速阶段(⑤⑥)和停车阶段(⑦)。

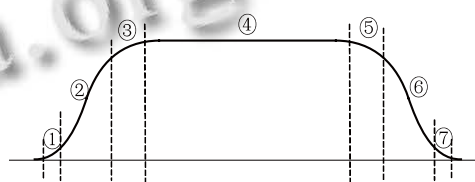


图 1 电梯运行流程图

电梯在该系统运行过程中易发生故障, 其表现形式有 3 种, 即启动故障, 运行故障和停车故障。其中常见故障包括电梯启动困难运行速度低、平层误差大、运行中急停、电梯正常运行中不能换速停车, 并出现冲顶或蹲底现象; 这些故障大多是由于电梯的机械零

① 基金项目:安徽省教育厅自然科学重点科研项目(2006KJ017A);芜湖市科技局的科研项目([2009]190)

收稿时间:2011-05-12;收到修改稿时间:2011-06-13

件或电气控制单元中的元件出现异常而导致的,各个故障的原因依次分别为极限开关接触不良、抱闸间隙过小或制动螺杆故障、电机接触器主触点压力不够、SWD 电子板的电位器调整不当、轿顶磁开关盒故障、供电系统突然断电、控制电源熔丝熔断或控制开关接触不良、总熔断器熔丝断、换速继电器故障或换速电路通线断开使停站继电器故障、楼层继电器接触不良。

2 多电梯运行系统故障预测构成

本系统结构共分为 3 部分,即数据采集终端及数据预处理部分,故障预测部分和处理结果部分。以某个高层大厦内的 n 台电梯为研究对象,建立基于 RBF 神经网络的预测网络对各个电梯的运行系统进行故障预测,并输出预测结果。

数据采集终端是指安装在电梯机房内的嵌入式系统控制板,其功能是进行数据采集和实时传输。需采集的状态信息如下:如数字信号,(上行信号、下行信号、门区信号、上行方向限位信号、下行方向限位信号、轿顶急停开关信号、安全钳开关信号、轿厢限速器开关、热保护继电器信号、各层楼层门锁开关信号、轿门锁开关信号)等;模拟信号(电梯的运行系统速度,加速度,制动电压、电流,温度等信号)。

数据采集终端将采集的运行数据先进行预处理,预处理包括数据锁存, A/D 转换等技术,然后数据采集终端将所有的运行数据通过特征提取,再由传输模块将网络判断结果发送给上位机。测试过程中,数据采集终端采用了 ARM9 开发板,该开发板集成了很多外围设备,由于其具有可剪裁性,本次终端设计只需要将需要的 I/O 口初始化,用来进行数据的采集,整个开发板的性能比较稳定。

本文为解决各个不同品牌电梯之间协议不同的问题,采取直接通过各个电梯控制器的最末端的传感器件将发生的故障信息转化为相应的电信号的方法来获取不同品牌电梯的运行信息,经综合分析并结合多电梯运行系统故障判定的经验知识,预测下一时刻各个电梯出现的某类故障可能性的大小。

故障预测部分,该预测系统对处理后的信号 $X1'$, $X2'$, $X3'$... Xn' 进行分析、预测、输出判断结果。再对每个电梯输出的判断结果进行综合信息判断,以此判断具体哪部电梯可能发生故障,并给出相应的故障处理方法。

基于以上思想设计出如图 2 所示的多电梯运行系统故障预测结构。

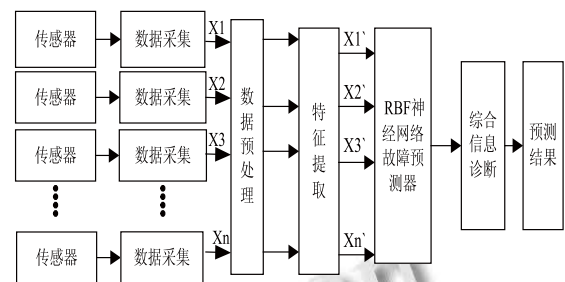


图 2 电梯运行系统故障预测结构图

3 RBF神经网络结构及训练算法

3.1 RBF神经网络

径向基函数神经网络模型是一种前馈式神经网络,它由输入层、隐层和输出层共 3 部分组成,且具有全局最优逼近性质,从而能避免局部最小,无论是在分类能力、逼近能力还是学习速度方面都优于 BP 网络^[5],其拓扑结构如图 3 所示,其中 x_i ($i=1, 2, \dots, n$)为输入层的输入, R_i ($i=1, 2, \dots, p$)为隐含层的输出, y_k ($k=1, 2, \dots, m$)为输出层的输出。输入层节点只传递输入信号到隐含层,隐含层节点的激活函数由高斯函数构成,而输出层节点的函数是简单的线性函数。

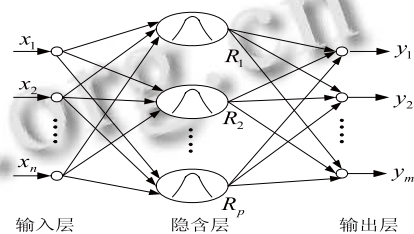


图 3 RBF神经网络拓扑结构

在 RBF 神经网络中,隐含层由径向基函数构成,本文采用的是高斯函数^[6],

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad i=1, 2, \dots, p \quad (1)$$

其中, c_i 是第 i 个即函数的中心向量, σ_i 是为径向基函数的方差(宽度参数), p 是隐函数的个数。该隐含层是采用非线性优化方法,而输出层则需实现从该高斯函数 $R_i(x) \rightarrow y_k$ 的线性映射,即输出是在输出层线性加权组合之后形成神经网络的输出。

$$y_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x) = \sum_{i=1}^m w_{ik} \phi_i(\|x - c_i\|) \quad k=1,2,\dots,m \quad (2)$$

式中, m 是输出层的节点数, W_{ik} 为第 i 个隐层节点到第 k 个输出节点的权值。

3.2 训练算法

径向基函数中心选择方法有多种: 1) 随机选取中心法; 2) 递归最小二乘法; 3) 正交最小二乘法; 4) 自组织选取中心法等, 而本文采用有效结合前两种方法的思想来确定 RBF 中心。对于电梯运行状态数据来讲, 其样本数据部分具有代表性, 那么可以在样本比较密集的中心点适当增加, 样本稀疏的中心点适当减少; 但是又不能排除一定的冗余数据, 即又可以通过自组织的方法自动找到不同区域样本的代表向量; 因此有效地结合两者来选取 RBF 中心^[7]。整个预测算法如下所示,

step1 初始化, 确定 N 个向量作为初始聚类中心向量 C_i , 即: C_1, C_2, \dots, C_N 。

step2 样本归一化处理,

$$x_i = \frac{x_i - \min x}{\max x - \min x}, \quad i=1, 2, 3 \dots N \quad (3)$$

step3 计算欧式距离, 求最小距离:

$$d_i(k) = \|X^m - c_i(k)\| \quad m=1, 2, 3 \dots M \quad (4)$$

$$d_{min} = \min \|X^m - c_i(k)\| \quad (5)$$

其中 d_{min} 为最小欧式距离 (最邻近规则)。

step4 更新中心 C_i , 采用均值法计算样本均值即

$$C_i(k+1) = \frac{1}{N} \sum_{X \in U_i(k)} X \quad (6)$$

step5 判断, d_{min} 重新计算, k 值加 1, 转 (3)。重复以上步骤直到 C_i 满足要求, 即聚类中心的分布的变化小于设定值。

step6 确定 RBF 中心后, 确定下式确定均方差

$$\delta = \frac{d_m}{\sqrt{2M}} \quad (7)$$

step7 从隐含层到输出层的线性权计算, 利用误差校正学习算法完成, 设实际输出 y_k , 计算输出为 \hat{y}_k , 则, $\varepsilon = y_k - \hat{y}_k = y_k - \sum_i w_{ik} \cdot R_i$

对于输出层权值调整, 本文采用最小均方规则 (LMS) 进行计算, 该方法是神经元实际输出和期望输出之间的平方差最小, 即: 目标信号设为,

$$r = d_i - W_i^T X \quad (9)$$

故其权向量调整量为,

$$\Delta W_i = \eta (d_j - W_i^T X) X \quad (10)$$

4 电梯运行系统故障预测仿真与分析

上述文中已经分析了运行系统中常出现的故障及其原因 (见表 1), 表中给出了常见的 4 种故障的原因及出现的故障现象, 在 Matlab 仿真环境下对多电梯的运行系统故障进行预测, 具体过程如下:

1) 利用 Matlab 工具箱中的 newrbe(P, T, SPREAD) 函数, 网络输入层的神经元个数设为 10, 输出层神经元个数设为 4, 在创建 RBF 网络时, 隐含层的是由网络自动选择数目。隐含层单元的激励函数为高斯函数, 加权函数为 dist, 输出层神经元的激励函数为纯线性函数 purelin, 加权函数为 dotprod^[8]。样本数据如表 1 所示。

2) 测试网络的误差训练过程如图 4 所示, 当 RBF 网络学习训练曲线训练到第 24 步时, 该预测网络模型可满足误差精度要求, 整个神经网络训练的均方误差为 $MSE1=2.523e-003$, 预测的均方误差为 $MSE2=2.032e-003$ 。

3) 结果如表 2 所示, 经分析可知, 该网络模型的预测值和真实值之间的误差是很小的, 输出的预测结果与实际故障基本一致, 能满足了电梯运行系统故障预测的应用要求。

表 1 电梯运行系统实验样本数据

No	Input sample(Failure reasons)										Output sample(symptom of failure)			
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄
1	0.920	0.913	0.900	0.625	0.536	0.254	0.321	0.563	0.368	0.110	1.000	.0158	0.002	0.045
2	0.100	0.032	0.225	0.869	0.956	0.654	0.325	0.236	0.421	0.180	0.020	1.000	0.018	0.003
3	0.356	0.254	0.654	0.235	0.356	0.956	0.986	0.978	0.368	0.658	0.025	0.013	1.000	0.005
4	0.227	0.364	0.259	0.430	0.562	0.430	0.512	0.937	0.956	0.938	0.036	.0170	0.010	1.000

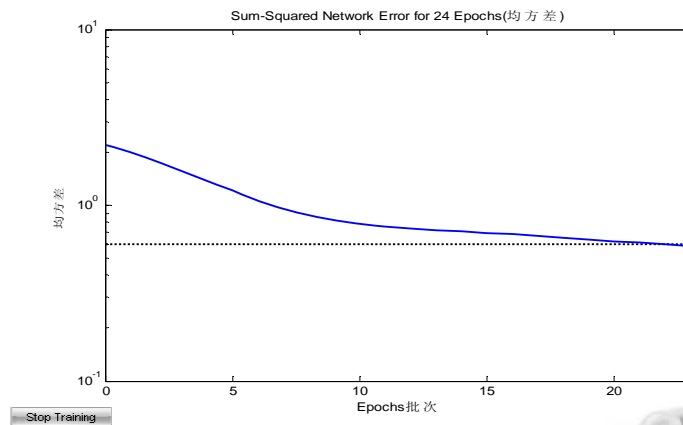


图 4 RBF 网络学习训练曲线

表 2 电梯运行系统状态及预测结果

o	Input sample(Failure reason)										Forecast output(symptom of failure)			
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄
1	0.256	0.283	0.754	0.325	0.436	0.855	0.986	0.925	0.368	0.110	0.001	.0003	0.999	0.000
2	0.100	0.032	0.225	0.430	0.562	0.654	0.325	0.563	0.977	0.899	0.000	0.002	0.001	0.989
3	0.950	0.972	0.869	0.235	0.356	0.578	0.641	0.347	0.357	0.198	0.999	0.003	0.016	0.000
4	0.354	0.564	0.239	0.869	0.986	0.220	0.132	0.236	0.320	0.285	0.001	0.998	0.000	0.007

5 结论

本文重点研究了 RBF 神经网络算法在多电梯运行系统故障预测中的应用。将 RBF 神经网络融入到电梯运行系统故障预测中去, 并采用 MATLAB 作为仿真工具, 利用电梯仿真环境对电梯的运行系统的故障进行了预测。仿真结果可以看出, 利用 RBF 神经网络作为预测网络能有效解决电梯运行系统中的故障预测问题, 该网络能够快速准确的预测出该运行系统中出现的故障。

参考文献

1 左宪章,康健,李浩,唐力伟.故障预测技术综述.火力与指挥控制,2010,35(1):1-5.
 2 李俊芳,曲照伟,窦立谦.基于神经网络的电梯门系统故障预

测方法的研究.天津理工大学学报,2009,25(1):8-10.

3 何勇枢,陈赣.基于 BP 神经网络模型的故障预测分析.微计算机信息,2006,22(6):220-223.
 4 唐湘燕,陈效华.基于神经网络的火炮自动供输弹装置故障预测.火箭发射与控制学报,2007,23(1):54-58.
 5 Liu CS, Hu SS. Intelligent Nonlinear Fault Diagnosis based on State Estimator. Control and Decision, 2005,20(5):557-561.
 6 乔俊飞,韩红桂.RBF 神经网络的结构动态优化设计.自动化学报,2010,36(6):865-872.
 7 施彦,韩力群,廉小亲.神经网络设计方法与案例分析.北京:邮电大学出版社,2009.
 8 Zhang YT, Yang XL. Self-adaptive RBF Neural-network and its Application. Computers and Applied Chemist, 2006,23(1): 59-60.

(上接第 206 页)

6 Kang XG, Huang JW, et al. A DWT-DFT composite watermarking scheme robust to both affine transform and JPEG compression. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2003,13(8): 776-786.
 7 陈晨,何建农.DFT 域数字水印算法在遥感图像中的应用.计算机与现代化,2008,159(11):77-79.

8 孟岚,杨红颖,王向阳.基于图像归一化的 DFT 域数字水印嵌入算法.小型微型计算机系统,2008,29(11):2153-2156.
 9 曹荣,王颖,李象霖.一种基于离散傅里叶变换域相位和幅度的数字水印算法.计算机应用,2005,25(11):2536-2537.
 10 牛盼盼,杨红颖,郭俊,王向阳.基于归一化图像重要区域的数字水印方法.中国图象图形学报,2007,12(10):1774-1777.