

文章编号：1005-8451（2016）02-0003-04

# 基于BP神经网络的铁路客运设备故障监测模型设计与研究

程清波

（中国铁道科学研究院 电子计算技术研究所，北京 100081）

**摘要：**由于铁路客运设备种类众多并且分布区域分散，致使人工巡检工作效率低。为了提高巡检工作的效率，实现铁路客运设备巡检工作智能化，本文提出并设计了基于BP神经网络的铁路客运设备故障监测模型。通过无线传感器获取影响客运设备状态优劣的因素，运用所建模型进行决策，判断铁路客运设备是否运行正常并能准确地诊断出故障部位，实现了铁路客运设备巡检工作智能化的目标。最后通过对机房空调设备的仿真研究，验证了所建模型的有效性。

**关键词：**客运设备；BP神经网络；故障监测；智能信息化

**中图分类号：**U293.2 : TP39 **文献标识码：**A

## Fault monitoring model for railway passenger transport equipment based on BP neural network

CHENG Qingbo

（Institute of Computing Technologies, China Academy of Railway Sciences, Beijing 100081, China）

**Abstract:** Due to many kinds of railway passenger transport equipments and scattered distribution area, the work efficiency of manual inspection was low. In order to improve the efficiency of the inspection working and implement the intelligent inspection work for the equipments, this article proposed and designed a fault monitoring model for the equipments based on BP neural network. The equipment status and influencing factors were gained by wireless sensors. The model was used to determine whether the equipment worked normally, accurately diagnose the fault parts. The goal of intelligent inspection work was implemented. Finally, the air conditioning equipment was simulated to verify the validity of the model.

**Key words:** railway passenger transport equipment; BP neural network; fault monitoring; intelligent information

随着我国经济的快速发展，铁路客运信息化管理取得显著的成果。在高速铁路建设和升级改造过程中，车站信息化程度不断提升，对客运设备的依赖越来越高<sup>[1]</sup>。而客运设备作为铁路信息化管理的核心单元，其可靠性、安全性直接决定着车站日常运营组织。当前，铁路客运设备种类繁多，并且分布在车站的各个区域，设备的优劣只有通过工作人员巡检或车站工作人员通告才能得知，不能做到实时监测。在遇到春运等客流量大的特殊情境下，为了保证旅客的正常出行，服务旅客，客运设备的巡检劳动强度随之加大，且易出现某些客运设备的巡检遗漏情况。

为了改善这种局面，提高工作人员效率，建立设备在线监测系统，实时监测设备状态，及时发现故

障并上传报警，对设备的故障、质量进行诊断和评估，具有重要的应用价值。

### 1 铁路客运设备

铁路客运设备种类众多，分布区域广。一般按照区域可划分为售票厅、进站口、候车室、出站口、天桥、地道、站台、风雨棚、消防通道、办公区等。按照业务可分为客运设备、机房设备、行车设备、机电设备和站房设备。其中，客运设备可分为广播、导向屏、自助售票机、视频监控、查询机、进出站闸机等；机房设备可分为服务器、路由器、交换机、负载均衡、防火墙、网闸等；行车设备可分为信号设备、通信设备、供电设备、监控设备、供水设备等；机电设备可分为电梯、空调、照明等；站房设备可

收稿日期：2015-06-18

作者简介：程清波，助理研究员。

分为大型安检仪、便携式安检仪、安全门等。

客运设备分布区域分散，巡检任务繁重，并且不能及时将设备状态信息反馈给有关部门。为了能够实现铁路客运设备的智能化监控，本文采用BP神经网络理论对客运设备的状态进行实时监测、及时诊断故障<sup>[2]</sup>，设计了基于BP神经网络的铁路客运站设备故障监测模型<sup>[3]</sup>。

## 2 BP神经网络<sup>[4]</sup>

### 2.1 简介

BP神经网络是1986年由学者Rumelhart在人工神经网络的基础上提出来的。该网络是将模型的输出误差进行反传，调节多层网络中的神经元连接权值，实现多层网络连接权值的学习。

本文研究的BP神经网络结构由输入层，单隐含层和输出层3层网络组成，如图1所示。

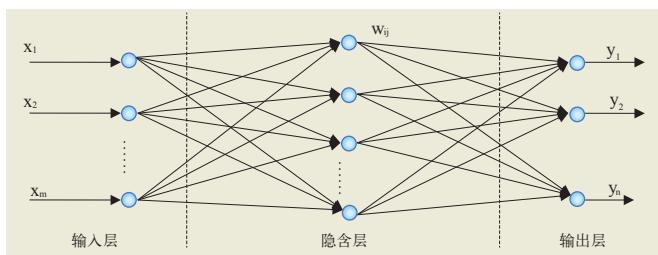


图1 3层BP神经网络结构

### 2.2 算法<sup>[5]</sup>

设3层神经元个数分别是*i*, *j*, *k*。第*l-1* (*l*=3) 层第*i*个神经元连接到第*l*层的第*j*个神经元的权值为*w<sub>ij</sub><sup>l</sup>*。

#### 2.2.1 正向传播

隐含层的输出：

$$net_{2j} = \sum_{i=1}^J w_{ij} \cdot x_i \quad (1)$$

$$O_{2j} = f(net_{2j}) \quad (2)$$

其中，*O<sub>2j</sub>*表示隐含层第*j*个神经元的输出。

输出层的输出：

$$net_{3k} = \sum_{j=1}^K w_{jk} \cdot O_{2j} \quad (3)$$

$$y_{3k} = f(net_{3k}) \quad (4)$$

其中，*y<sub>3k</sub>*表示输出层第*k*个神经元的输出。

#### 2.2.2 求输出层均方误差

$$E_{3k}^p = \frac{1}{2} (y_{3k}^p - d_{3k}^p)^2 \quad (5)$$

总误差：

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K E_{3k}^p \quad (6)$$

其中，*y<sub>3k</sub><sup>p</sup>*为网络输出层第*p*个样本第*k*个神经元的实际输出值，*d<sub>3k</sub><sup>p</sup>*为网络第*p*个样本第*k*个神经元的期望输出值，*p*为样本数，*p*=1, 2, …, *P*。

如果输出层误差达到目标精度，或者网络的训练超过设置的迭代次数，则算法结束，否则网络根据误差反馈，进行反向传播。

#### 2.2.3 反向传播

在反向传播时，网络根据输出层的误差计算梯度值，根据该值进行网络反传，调节各层权值。

若为输出层节点，则：

$$\delta_{jk}^l = \frac{\partial E}{\partial net_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial d_k} \cdot \frac{\partial d_k}{\partial net_{jk}^l} = (y_k - d_k) f'(net_{jk}^l) \quad (7)$$

若为隐含层节点，则：

$$\delta_{jk}^l = \frac{\partial E}{\partial net_{jk}^l} = \frac{\partial E}{\partial O_{jk}^l} \cdot \frac{\partial O_{jk}^l}{\partial net_{jk}^l} = \frac{\partial E}{\partial O_{jk}^l} f'(net_{jk}^l) \quad (8)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l} = \delta_{jk}^l \cdot y_{jk}^{l-1} \quad (9)$$

调整网络参数：

$$w_{ij} = w_{ij} + \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l} \quad (10)$$

## 3 基于BP神经网络的设备故障监测模型设计

### 3.1 数据采集

为使模型能第一时间获取设备的状态信息等基础数据，必须对全站客运设备的基础数据进行维护，对设备的状态值进行统一划分；制定统一的设备接口规范，采用无线传感器自动获取各客运设备的运行状态等基础数据。采集过程基本原理如图2所示。

无线传感器获取到的信息包括一维波形、二维图像、物理参量和逻辑值等。通过测量、采样、量化、编码、数据形式的转换和校准，使信号变成可以计算的数据，其数据可以用向量或矩阵表示一维波形或二维图像，这就是数据采集的过程。

### 3.2 数据预处理

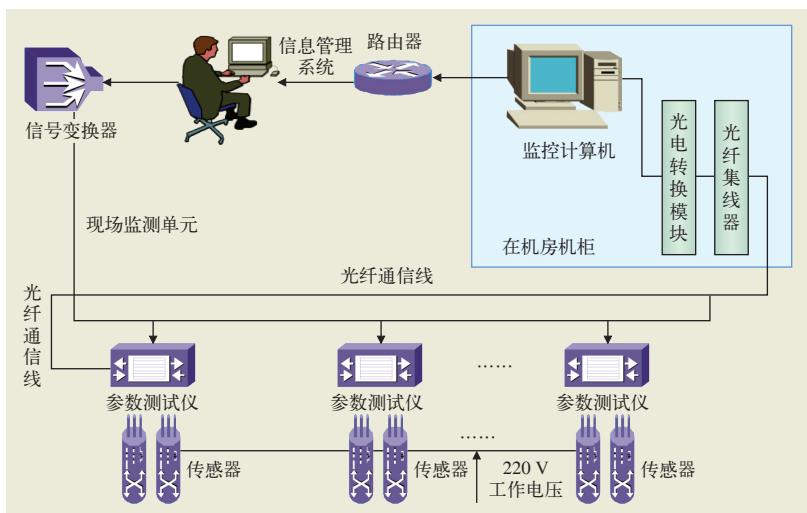


图2 设备状态采集原理

预处理的目的是提高信号的信噪比，如剔除奇偶项，去掉电平漂移，必要时零均值化，消除趋势项和平滑滤波等，以便突出有用的信息，并对输入测量仪器或其他原因所造成的退化现象进行复原。

### 3.3 模型设计

本节设计 BP 神经网络模型对设备的基本状态进行决策。由于采用无线传感器网络对网络样本数据进行采集，故 BP 神经网络的设计中应包含数据采集层，具体的网络模型如图 3 所示。

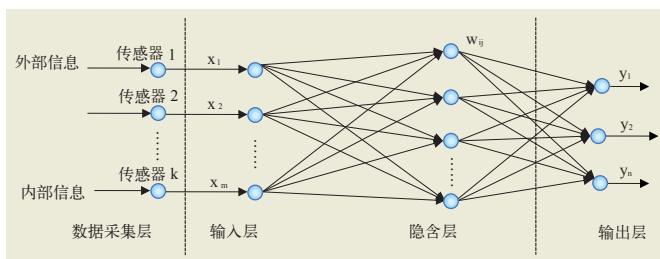


图3 基于BP神经网络设备故障监测模型图

其中，数据采集层主要任务是通过无线传感器获知客运设备状态信息的外界和内部因素，如：外界气温、气压、设备内部运行温度等；将获知的数据经过预处理与输入层相连接。

### 3.4 分析决策<sup>[6]</sup>

为了能够更好地将获取的数据进行有效的决策，网络输出层得到客运设备的状态信息，神经网络故障诊断专家系统据此进行分析决策。

神经网络的故障诊断专家系统是一类新的知识表达体系，它是一种低层数值类型，信息处理是通

过大量称之为节点的简单处理单元之间的相互作用而进行的。由于它的分布式信息保持方式，为专家知识的获取和表达以及推理提供了全新的方式。通过对经验样本的学习，将专家知识以权值和阀值的形式存储在网络中，并且利用网络的信息保持性来完成不精确诊断推理，较好地模拟了专家凭经验、直觉而不是复杂的计算的推理过程，便于实现知识的自动获取，能够自适应环境的变化，能够准确的做出决策。

**BP 神经网络故障诊断算法步骤：**在采用 BP 神经网络技术的故障诊断专家系统中，知识的存储与问题的求解过程中的推理过程均在专家系统的 BP 神经网络模块中进行，是推理机和知识库的统一。3 层 BP 神经网络采用数据驱动正向推理的故障诊断策略，即从初始状态出发，向前推理达到目标状态为止，其故障诊断步骤如下。

**学习阶段：**将获取的样本数据输入给输入层各节点；由式（2）求出隐含层神经元的输出，并将其作为输出层的输入；从式（4）求得输出层神经元的输出；网络权值的调节见式（10）。

**分析决策阶段：**经过多次的网络训练，网络趋于稳定，获取权值输入至 BP 神经网络故障诊断专家系统中，通过导入相关规则知识，利用专家系统进行分析决策；由阈值函数判定输出层神经元的最终输出结果，若  $y$  大于或等于设定的故障阈值，则判定该设备故障；否则该设备运行正常。

## 4 仿真研究

为验证所建模型的可行性，本节将对机房空调设备进行模拟，通过实际的样本参数监测其运行状态是否正常，并进行故障诊断。

一般机房空调主机的典型故障<sup>[7]</sup>有压缩机磨损和制冷剂泄漏。

影响上述故障的因素包含蒸发温度、压缩机吸气温度、排气温度、冷凝温度和过冷温度等。

### 4.1 确定网络结构

实验采用将蒸发温度、压缩机吸气温度、排气

温度、冷凝温度和过冷温度作为 BP 神经网络的输入；压缩机磨损和制冷剂泄漏作为 BP 神经网络的输出。则 BP 神经网络的结构输入层为 5 个神经元，输出层为 2 个神经元，通过实验分析，隐含层的神经元个数为 10，故 3 层 BP 神经网络的机构为  $5 \times 10 \times 2$ 。

经过网络的输出，通过输出层阈值函数处理，若输出向量为 [0,0] 则表示状态正常，[1,0] 则表示压缩机破损，[0,1] 表示制冷剂泄漏。

#### 4.2 样本归一化处理与系统初始化

网络训练初期，训练样本采用最大最小法归一，将样本归一化到 [0,1] 区间。同时，将系统所有相关参数初始化处理，包括网络各层神经元的连接权值和各神经元的阈值。

#### 4.3 网络训练

采用 Matlab 软件对获取样本集进行实验仿真。经过大量的测试，本实验训练的精度达到 0.000 05，如图 4 所示。

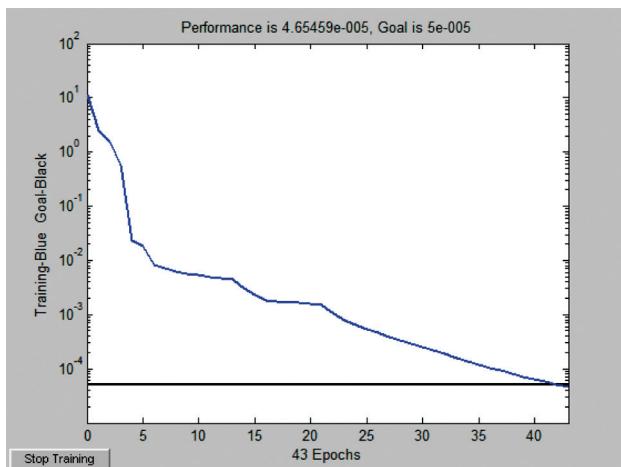


图4 模型训练精度

网络经过训练达到稳定，获取网络中各层神经元的连接权值。

#### 4.4 提高分析决策精度

为了提高网络分析决策的精度，将训练稳定的神经元连接权值，输入至 BP 神经网络故障诊断专家系统中，通过导入决策规则，获取规则知识，自适应调节网络变化，对客运设备进行分析决策。

部分仿真结果如表 1 所示。

由表 1 分析可知，通过 BP 神经网络的学习，故障诊断模型趋于稳定，能够很好地决策出机房空调

表1 部分神经网络仿真结果

分类	网络输入					网络输出	
	蒸发温度	压缩机吸气温度	排气温度	冷凝温度	过冷温度	压缩机磨损	制冷剂泄漏
正常	18.21	10.00	97.83	50.89	8.30	0	0
	17.78	11.00	98.13	49.86	7.60	0	0
压缩机磨损	28.24	10.00	70.15	41.75	8.30	1	0
	26.15	11.00	68.43	43.48	8.30	1	0
制冷剂泄漏	18.21	10.00	82.91	41.00	1.86	0	1
	18.21	10.00	81.40	43.28	2.75	0	1

设备是否工作正常，并能快速诊断出故障位置，工作效率明显提高，满足设计要求。

#### 5 结束语

本文通过对铁路客运设备状态监测及故障诊断研究，提出并设计了基于 BP 神经网络的铁路客运设备故障监测模型。利用无线传感器采集外部数据，并将数据输入到 BP 神经网络，经过 BP 神经网络的学习与故障诊断专家系统的分析决策，实现监测客运设备状态的目的。最后通过对机房空调设备的仿真研究，验证了所建模型的有效性，满足设计要求。

#### 参考文献：

- [1] 佟立本.铁道概论[M].北京：中国铁道出版社，2009.
- [2] 周东华.现代故障诊断与容错控制[M].北京：清华大学出版社，2000.
- [3] 虞和济，陈长征，等.基于神经网络的智能诊断[M].北京：冶金工业出版社，2000.
- [4] Rumelhart D E,G E Hinton,R J Williams.Learning representations by back-propagating errors[J].Nature(London),1986, 323(6088): 533-536.
- [5] 袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京：清华大学出版社，1999.
- [6] 蔡自兴，许光佑.人工智能及其应用[M].3 版.北京：清华大学出版社，2004.
- [7] 曹越.国内铁路空调与地铁空调之比较[J].制冷，2001, 12 (4) : 132-136.

责任编辑 陈蓉