

文章编号: 2095-2163(2019)06-0292-06

中图分类号: U270.1

文献标志码: A

基于优化的BP神经网络的轨道车辆故障诊断

许曦, 尧辉明

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘要: 针对轨道车辆悬挂系统的特点, 将BP神经网络的故障诊断技术应用于轨道车辆悬挂系统的故障诊断, 提出了一种适用于轨道车辆弹簧和阻尼故障诊断的BP神经网络模型, 建立了车辆悬挂系统的BP神经网络故障诊断模型。在此基础上, 应用遗传算法优化了BP神经网络诊断模型。为避免轨道不平顺对故障状态的影响, 选取自对比特征量指标和相对特征量指标作为神经网络的输入数据, 用优化后BP神经网络模型进行了仿真测试。结果表明, 经优化的BP神经网络诊断算法具有较好的稳定性和较高的精度, 达到了预期的诊断结果。

关键词: 道车辆; 弹簧故障; 故障特征; BP神经网络; 故障诊断

Rail vehicle fault diagnosis based on optimized bp neural network

XU Xi, YAO Huiming

(Shanghai University of Engineering Science, Shanghai, 201620, China)

【Abstract】 According to the characteristics of the rail vehicle suspension system, the BP neural network fault diagnosis technology is applied to the fault diagnosis of the rail vehicle suspension system. A BP neural network model suitable for rail vehicle spring and damping fault diagnosis is proposed. The BP neural network fault diagnosis model of vehicle suspension system is established. Based on this, the BP neural network diagnosis model is optimized by genetic algorithm. In order to avoid the influence of track irregularity on the fault state, the self-contrast feature quantity index and the relative feature quantity index are selected as the input data of the neural network. The optimized BP neural network model was used to simulate the test. The results show that the optimized BP neural network diagnosis algorithm has better stability and higher precision, and achieves the expected diagnosis results.

【Key words】 rail vehicle; spring fault; fault characteristics; BP neural network; fault diagnosis

0 引言

随着铁路运输的不断发展, 轨道交通在公共交通系统中占据了非常重要的地位。而轨道交通车辆的安全性和舒适性是影响其发展的重要因素^[1]。悬挂系统是车辆走行部的关键部件, 悬挂系统的性能直接影响着车辆的安全性和舒适性。因而, 寻求实时可靠的悬挂系统故障诊断方法成为国内外学者研究的热点。

目前, 国内外对轨道车辆悬挂系统的故障诊断方法很多, 有基于IMM算法的车辆悬挂系统故障诊断^[2-3], 基于观察法的车辆悬挂系统故障诊断^[4-5]等。然而这些方法只能对故障进行预警, 而不能对故障进行进一步确定。人工神经网络算法是以现代神经学为基础而逐渐发展起来的一门学科, 其中BP神经网络应用最为广泛, 它采用并行分布式处理、具有学习记忆功能和非线性映射能力, 可进行多故障识别、复杂模式识别等, 在故障诊断系统中取得了较

好的效果^[6-7]。将遗传算法与BP神经网络算法相结合实现了从非线性、非稳态信号中识别出对应的故障。走行部是轨道车辆的重要组成部分, 起着承载、牵引、走行和制动的作用, 是决定列车安全性和动力学性能的关键一环。本文建立了轨道动力学仿真模型, 并进行数据采集处理。利用遗传算法优化BP神经网络算法进行车辆关键部件的故障诊断。

1 BP神经网络模型的建立

BP神经网络是一种多层前馈神经网络。因可贮存大量经过修正后的映射关系, 从而可以轻松地实现故障判断和模式分类。权值和阈值的调整使BP神经网络获得误差较小的网络, 提高了网络的实用性。对于解决一般故障诊断问题, 通常采用单隐层的BP网络模型, 其拓扑结构如图1所示。

1.1 特征向量的选取

为了实现对车辆部件的实时监测, 考虑到使用较多传感器及复杂结构系统, 不仅造价高昂, 且监测

基金项目: 十三五国家重点研发计划(2016YFC0802500); 上海市科委地方院校能力建设项目(15590501400)。

作者简介: 许曦(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 轨道车辆故障诊断和监测预警。

收稿日期: 2019-09-20

维护困难。所以只在转向架与车体上安装加速度传感器进行加速度的信号采集^[8], 且利用这些信号对车辆弹簧和阻尼装置进行故障诊断。

在选择特征量方面, 为了更好的区分车辆故障前后的状态本文选取了 8 个特征量。特征量的选择要求:

- (1) 体现故障前后车辆垂向振动加速度的变化状态。
- (2) 体现故障前后车辆相对位置的振动状态, 可以避免因为轨道不平顺对二系弹簧故障状态的影响。
- (3) 体现车辆所在的位置或者线路与故障状态的结合点。

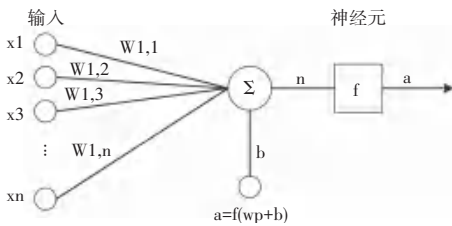


图 1 BP 神经网络示意图

Fig. 1 Schematic diagram of BP neural network

为达到第一个选择参数的标准选取了三个特征量 V1、V2、V5。V1 为车辆正常状态与故障状态车身垂向加速度绝对值的均值差值与正常状态的比值, V2 为车辆正常状态与故障状态车身垂向加速度绝对值方差的差值与正常状态的比值, V5 为故障前车辆垂向加速度在频率为 0~23 Hz 内的平均幅值与故障后的平均幅值的比值。为达到第二标准, 选择了 V3、V4 特征量。V3 为车身垂向加速度绝对值均方根值与车辆前构架绝对值均方根值的比值, V4 为车身垂向加速度绝对值的均方根值与后构架的加速度绝对值的均方根值的比值。为达到第三个标准选择了 V6 特征量。V6 为车辆所在位置/车辆行驶距离/车辆行驶时间。这样就完成了对车辆安全的自对比、相对比、线路条件对比的三个要求。

1.2 BP 神经网络算法的优化

BP 神经网络存在的不足, 如收敛速度慢、不能保证全局最小、结构不确定等^[9]。对于神经网络算法初始权阈值随机的情况, 可采用遗传算法进行优化, 提高诊断精度。实现过程如下:

- (1) 设种群规模为 P, 随机生成一个初始种群 $W = (W_1, W_2, \dots, W_p)^T$, 生成个体 W_i 的一个实数向量 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s$ 作为一个染色体。
- (2) 选定个体评价函数, 确定进化参数, 对权阈

值赋值, 输入训练样本进行训练, 得到输出, 将训练误差平方和作为个体 W_i 的适应度。

- (3) 算子采用轮盘赌法, 选择每一代染色体。选择概率为:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^p f_i}, i = 1, 2, \dots, P \quad (1)$$

其中: f_i 为适应度值倒数, P 为种群规模。

- (4) 交叉操作采用实数交叉法。第 k 个基因 ω_k 和第 l 个基因 ω_l 在 j 位的交叉操作分别为:

$$\begin{aligned} \omega_{kj} &= \omega_{kj}(1 - b) + \omega_{lj}b, \\ \omega_{lj} &= \omega_{lj}(1 - b) + \omega_{kj}b, \end{aligned} \quad (2)$$

其中: b 为 [0, 1] 之间的随机数。

- (5) 变异操作: 选取第 i 个体的第 j 个基因进行变异操作, 即

$$\omega_{ij} = \begin{cases} \omega_{ij} + (\omega_{ij} - \omega_{max})f(g), & r \geq 0.5, \\ \omega_{ij} + (\omega_{min} - \omega_{ij})f(g), & r < 0.5, \end{cases} \quad (3)$$

其中: ω_{max} 和 ω_{min} 分别为基因 ω_{ij} 取值的上下界, r 为 [0, 1] 间的随机数。

$$f(g) = r_2 \frac{\partial}{\partial g} \frac{1}{e^g} - \frac{g}{G_{max}} \frac{\partial}{\partial g} \quad (4)$$

其中: r_2 为一个随机数; g 为迭代次数; G_{max} 为最大进化代数。

- (6) 得到的最优解将其作为神经网络的初始权阈值。利用该算法的故障诊断流程如图 2 所示。

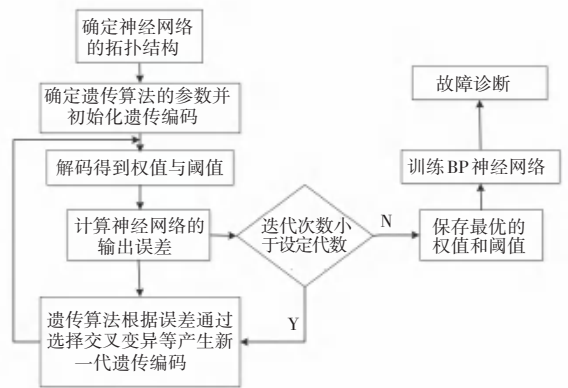


图 2 遗传算法优化流程

Fig. 2 Genetic algorithm optimization flow chart

1.3 网络结构及故障模式的确定

研究决定, 选取轨道车辆转向架一系弹簧的 6 个故障特征作为输入层的参数, 所以输入层的节点有 8 个, 同时选取输出层节点为 5 个。输出形式表示如下: 正常 (1 0 0 0 0)、弹簧断裂故障 (0 1 0 0 0)、弹簧轻微故障 (0 0 1 0 0)、弹簧中等故障 (0 0 0 1 0)、弹簧断裂故障 (0 0 0 0 1)。因采用三层网络结

构,所以对于隐含层节点数 n_2 和输入层节点数 n_1 有一近似关系,即 $n_2 = 2 * n_1 + 1$ 。故输入层神经元6个,隐含层神经元13个,神经网络模型结构是(8,13,5)。

2 动力学模型的建立

建立车辆模型的根本目的是为所研究的课题提供理论和数据上的帮助。模型产生的数据可以分析系统的状态,提取系统故障的特征。同时也可以适当简化模型,突出故障特征。文献[9]对轨道车辆悬挂系统的建模给出了详细阐述。经过对问题详细分析,把问题具体到轨道车辆悬挂系统弹簧和阻尼的安全预警上,从而建立轨道车辆垂向悬挂系统安全预警模型。基于 Matlab-Simulink 软件,搭建了轨道车辆悬挂系统故障仿真实验平台,并利用该平台产生相关的数据进行研究。

2.1 车辆动力学模型的建立

轨道车辆垂向六自由度模型由车体、构架、以及一系悬挂和二系悬挂等组成。该模型是模拟车辆以速度 v 在钢轨上前行的刚体系统。在模型中,考虑车体的沉浮和点头运动、前后构架的沉浮和点头运动,共六个自由度。转向架轴距为 $2L_a$,前后转向架中心距为 $2L_s$ 。为了便于区分一系悬挂和二系悬挂的弹簧和阻尼,把弹簧和阻尼分别命名为 $K_1 \sim K_6$, $C_1 \sim C_6$ (具体分布见图3)。运用刚度关联矩阵法获得系统的刚度矩阵、阻尼矩阵、质量矩阵。建立刚度矩阵时,取弹簧受压为正,受拉为负。图3为轨道车辆垂向动力学模型的示意图。

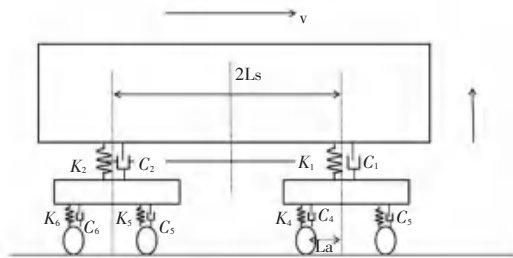


图3 轨道车辆垂向动力学模型示意图

Fig. 3 Schematic diagram of vertical dynamics model of rail vehicle

该车辆系统的运动方程形式如下:

$$[M] \{Z\} + [C] \{Z\} + [K] \{Z\} = \{Q\}. \quad (5)$$

其中, $[M]$ 表示质量矩阵; $[C]$ 表示阻尼矩阵; $[K]$ 表示刚度矩阵; $\{Z\}$ 表示系统的位移矢量; $\{Q\}$ 表示外部激励矩阵。由于只考虑车辆系统部件的垂向运动,因此对仿真条件做了一定的假设,假设线路

钢轨是没有弹性的,且轮轨之间一直保持接触状态运行。模型分析只考虑各部件刚体的浮沉振动自由度和点头振动自由度。选取某型轨道车辆参数作为建立轨道车辆垂向悬挂系统动力学模型的依据。详尽数据见表1。

表1 某型轨道车辆部分参数列表

Tab. 1 List of some parameters of a type of rail vehicle

符号	单位	数值	说明
M_t	kg	4 060	构架质量
M_b	kg	23 000	车体质量
I_t	kg · m ²	3 030	构架点头转动惯量
I_b	kg · m ²	925	车体点头转动惯量
K_{zp}	MN/m	1.5	一系垂向刚度
C_{zp}	Ns/m	5 000	一系垂向阻尼
K_{zs}	MN/m	0.27	二系垂向刚度
C_{zs}	Ns/m	11 000	二系垂向阻尼
L_0	m	1.25	轴距之半
L_s	m	7.85	转向架定距之半

基于 Matlab 的 simulink 建立轨道车辆转向架六自由度模型。模型示意如图4所示。

系统模块说明:

(1) 四个显示模块分别显示轨道谱、车辆振动的加速度、车辆振动的速度及车辆振动的位移。

(2) 增益模块分别对应对轨道谱位移距离的单位转换,以及各个部位的质量转换。

(3) 三个延迟模块是为了给输入的位置谱进行延迟,达到车辆轮对间的距离要求。

(4) 积分模块和微分模块处理函数间的积分和微分的计算,从而获取最终的数据和图像。

(5) From Workspace 模块的作用是导入不平顺激励。

2.2 轨道不平顺信号获取

轨道不平顺是车辆振动的根本原因,结合当前轨道交通的钢轨实际情况,选取美国6级轨道谱反演的位移谱作为激励信号。美国相关部门对该国的铁路进行测量,建立了一套轨道不平顺的计算参数。轨道各个方向上的不平顺都可由公式计算得出,因只研究垂向振动,所以采用垂向不平顺公式计算出相应的位移谱作为激励,如式(6)所示。

$$S_v(\Omega) = \frac{K A_v \Omega_c^2}{\Omega^2 (\Omega^2 + \Omega_c^2)}. \quad (6)$$

通过 Matlab 将美国六级轨道谱、功率谱反演至空间域信号如图5所示,以此数据作为动力学模型的轨道不平顺外部激励源。

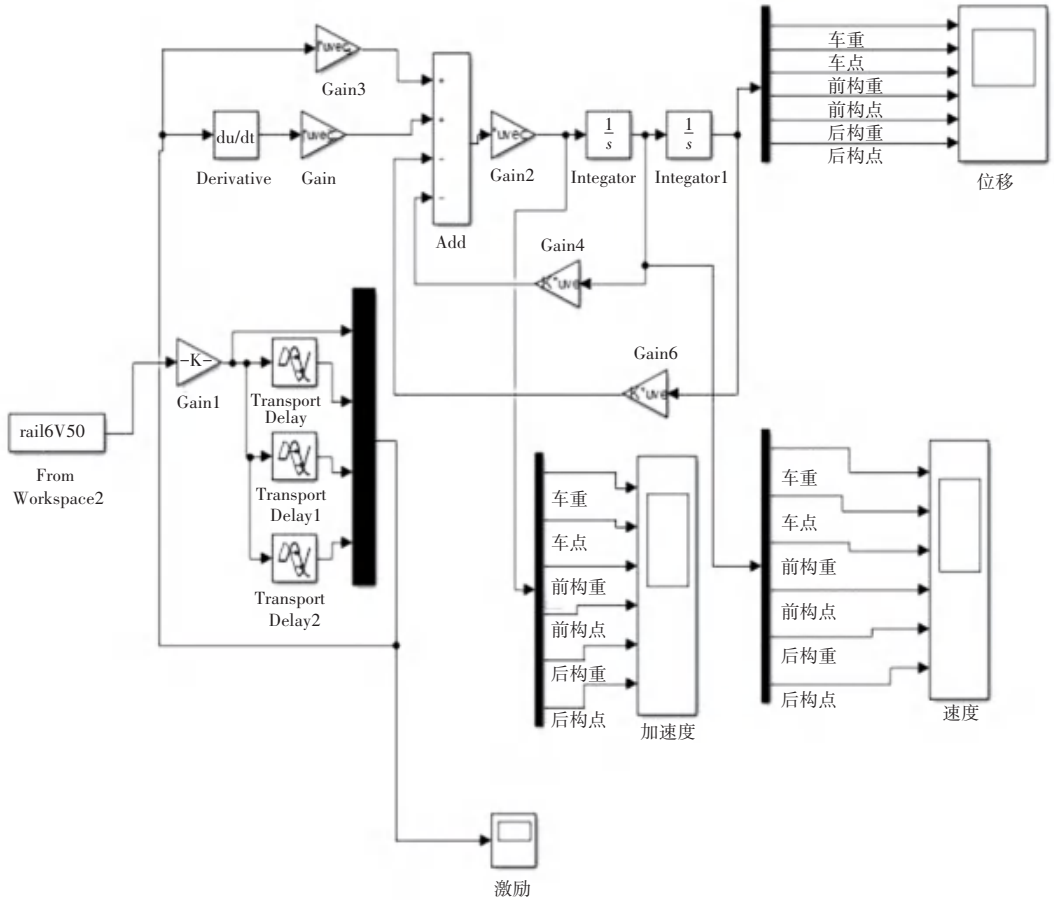


图 4 轨道车辆悬架系统动力学仿真模型

Fig. 4 Dynamic simulation model of rail vehicle suspension system

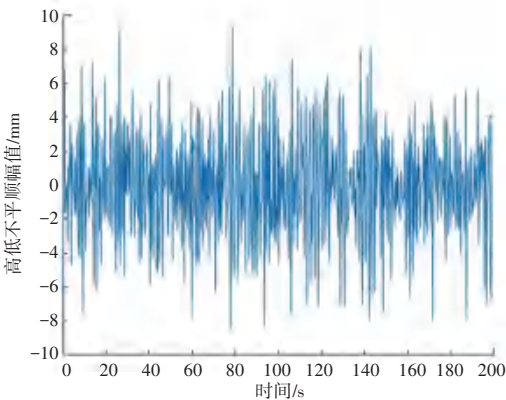


图 5 垂向轨道不平顺时间域信号

Fig. 5 Vertical track irregularity time domain signal

2.3 轨道车辆走行部的故障设置

轨道车辆转向架悬挂系统故障主要包括弹簧故障、阻尼故障。弹簧故障可由其刚度系数的变化来表明,可分为性能衰退故障和弹簧断裂故障。因此,可以根据不同的故障程度,采用不同刚度系数进行

仿真。并对故障所表现出来的特征予以提取,得到适合作为弹簧安全预警和故障诊断算法的参数输入,从而提高安全预警模型的稳定性和可靠性。

其中性能衰退故障可以分为轻微故障、中等故障、严重故障。轻微故障表示刚度系数衰减的范围在 0%~25%,中等故障刚度系数衰减范围是 26%~60%,严重故障表示刚度系数衰减范围大于 60%^[10]。弹簧断裂故障发生时会使车体的振动加速度加大,造成舒适度指标下降,通过缓和曲线时还会使轮重减载率增大,仿真时取弹簧刚度变为原来的 20 倍进行。考虑弹簧系数的范围,当轻微故障,取弹簧刚度系数变为原来的 80%,中等故障时取弹簧刚度系数变为原来的 50%,严重故障时取弹簧刚度系数变为原来的 25%。当发生断裂或失效故障时,可取相应的弹簧刚度系数变为原来的 20 倍。利用 matlab 建立相应的模型进行仿真实验,并产生相应的数据。具体弹簧故障的状态设置见表 2。

表 2 故障状态和弹簧状态设置对应表

Tab. 2 Fault state and spring state setting correspondence table

故障类型	弹簧状态
正常状态	正常
断裂状态	弹簧刚度变为原来 20 倍
轻微故障	弹簧刚度变为原来的 80%
中等故障	弹簧刚度变为原来的 50%
严重故障	弹簧刚度变为原来的 25%

3 仿真实验

应用 matlab 建立起轨道车辆悬挂系统安全预

警的模型,选取美国六级轨道谱作为激励,分别对车辆的五种状态进行建模和仿真。结合城市轨道交通实际状况,选取车辆速度 50 km/h 模拟。软件采样频率为 1 000 Hz,分别获取轨道车辆一系弹簧在不同状态下,车身和前后转向架的垂向加速度变化状况,共模拟 100 s 的行驶时间。训练数据的选取是每间隔 1 000 个数据选取一个点作为训练数据,去除开头和结尾的不良数据共选取了 89 个数据作为训练数据,随机从100 000 个数据中随机选取 200 个数据进行检验。部分内容举例见表 3。

表 3 训练样本的部分数据

Tab. 3 Partial data of the training samples

样本	V1	V2	V3	V4	V5	V6	一系弹簧状态	期望输出
1	-0.008 75	-0.032 64	0.064 178	0.073 883	0.985 724	42.02	正常状态	1 0 0 0 0
2	-2.062 17	-10.360 3	0.210 959	0.207 527	0.271 808	42.021	弹簧断裂状态	0 1 0 0 0
3	0.371 54	0.547 764	0.038 817	0.039 513	1.189 297	42.02	弹簧轻微故障	0 0 1 0 0
4	0.537 869	0.725 232	0.029 023	0.029 755	1.643 263	42.02	弹簧中等故障	0 0 0 1 0
5	0.630 053	0.840 318	0.022 796	0.023 629	2.152 01	42.02	弹簧严重故障	0 0 0 1 1
...

利用遗传算法对 BP 神经网络权值阈值进行迭代优化,迭代优化过程如图 6 所示。

了基础,确保了对轨道车辆严重故障的准确监测,保障了行车的安全性。

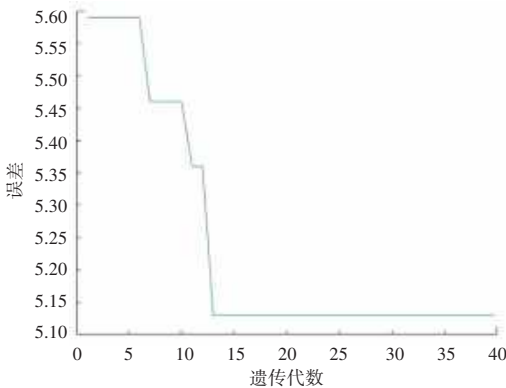


图 6 遗传算法迭代图

Fig. 6 Genetic algorithm iteration graph

神经网络经过训练后,误差达到了较小的程度,训练结果如图 7 所示。

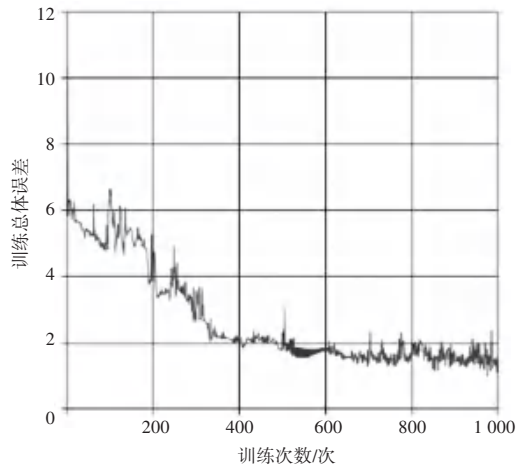


图 7 神经网络训练图

Fig. 7 Neural network training diagram

表 4 优化前后的诊断正确率对比表

Tab. 4 Comparison of diagnostic accuracy rates before and after optimization

状态	网络类型	
	BP 神经网络	优化后的 BP 神经网络
正常状态	89	95
弹簧断裂状态	100	100
弹簧轻微故障	82	88
弹簧中等故障	88	92
弹簧严重故障	96	100

优化后的 BP 神经网络在准确率上高于传统的 BP 神经网络。同时在确定权值和阈值后,其准确率保持不变,提高了算法的稳定性。传统的 BP 神经网络虽然可以达到故障诊断的效果,但因其权值和阈值的随机性导致其精确性和稳定性比优化后的神经网络算法相差很多。对比结果见表 4。通过观察表 4 可知,对于弹簧断裂故障和弹簧严重故障两种算法都有较好的监测准确率。随着故障程度的加深,算法准确率不断上升。这为故障安全预警提供