

基于群决策的道岔控制电路故障诊断方法

董 炜^{1,2} 刘明明^{1,2,3} 王良顺^{1,4} 赵 辉^{1,2} 辜 勋³

摘 要 高速铁路道岔是与高速列车直接接触的重要信号设备,其控制电路的故障检测手段目前仍停留在简单仪器与人的经验相结合的方式.为了实现道岔控制电路故障的智能诊断,提高故障诊断的准确率并降低单一诊断方法带来的不确定性,本文提出一种基于群决策的诊断方法:首先根据道岔控制电路的特点,总结了典型的 11 个故障模式和对应的 8 个故障特征;其次,分别采用模糊理论、神经网络和支持向量机 (Support vector machine, SVM) 对道岔控制电路进行故障诊断;然后引入群决策理论将三种方法视为决策专家,通过群基数效应集结方式实现决策级上的信息融合从而得到群专家综合评判的诊断结果.从仿真数据的验证来看,该方法比单一方法的故障诊断的准确率要高,表明了本文所提方法能够实现三种方法的互补融合,也提高了故障诊断的准确率,在该领域有着良好的应用前景.

关键词 道岔控制电路,神经网络,模糊理论,支持向量机,群决策

引用格式 董炜,刘明明,王良顺,赵辉,辜勋.基于群决策的道岔控制电路故障诊断方法.自动化学报,2018,44(6):1005-1014

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160715

Fault Diagnosis for Railway Turnout Control Circuit Based on Group Decision Making

DONG Wei^{1,2} LIU Ming-Ming^{1,2,3} WANG Liang-Shun^{1,4} ZHAO Hui^{1,2} GU Xun³

Abstract High speed railway turnout is an important signal device that directly touches the high speed train. However, it still depends on simple instruments and human experience to deal with the faults of the control circuit. In order to realize intelligent fault diagnosis for the turnout control circuit, improve diagnosis accuracy and decrease uncertainty that a single method may bring about, a fault diagnosis method based on group decision making strategy is proposed. Firstly 11 typical fault modes and 8 corresponding fault features are summarized according to the characteristics of the control circuit. Secondly, fuzzy theory, neural network and support vector machine (SVM) are adopted to conduct the diagnosis process, respectively, then group decision making strategy is introduced, which regards the above three methods as three different experts. Ultimately, the final comprehensive diagnosis result is achieved by utilizing the group cardinal utility method on the three experts. Simulation result shows that compared with all three individual methods, the proposed method achieves a better performance on the diagnosis accuracy, indicating that the proposed method can integrate the advantages of the three methods and have a great application prospect in the field.

Key words Turnout control circuit, neural network, fuzzy theory, support vector machine (SVM), group decision-making

Citation Dong Wei, Liu Ming-Ming, Wang Liang-Shun, Zhao Hui, Gu Xun. Fault diagnosis for railway turnout control circuit based on group decision making. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(6): 1005-1014

目前高速铁路的运营中铁轨方向的变化主要由

道岔设备来完成,其位置状态的变换主要依靠道岔控制电路来完成^[1].在控制过程中,由于动作时间短、精度要求高,加之工作环境的恶劣性以及机械组件的复杂性,导致了道岔控制电路故障频发,而且故障原因复杂难辨且不易被诊断^[2-3].这些都极大地影响了铁路运输效率和车站运营安全.以在广州铁路局长沙电务段调研数据为例,沪昆高铁开通一年来其管辖内出现的 110 件地面设备故障中,属于道岔故障的达到了 92 件,故障率超过 80%,其中控制电路故障频度较高.因此,研究道岔控制电路的故障诊断方法保证高速铁路的安全运营具有非常急切和重大的现实意义.由于道岔控制电路包含机电一体的设备,故障具有明显的随机不确定性和模糊性,导

收稿日期 2016-10-12 录用日期 2017-05-04
Manuscript received October 12, 2016; accepted May 4, 2017
国家重点研发计划 (2017YFB1200700), 国家自然科学基金 (61490701), 苏州-清华创新引领行动专项 (2016SZ0202) 资助
Supported by National Key Research and Development Program of China (2017YFB1200700), National Natural Science Foundation of China (61490701), and Special Fund of Suzhou-Tsinghua Innovation Leading Action (2016SZ0202)
本文责任编辑 钟麦英
Recommended by Associate Editor ZHONG Mai-Ying
1. 北京信息科学与技术国家研究中心 北京 100084 2. 清华大学自动化系 北京 100084 3. 中国人民解放军 63956 部队 北京 100070 4. 海南大学机电工程学院 海口 570228
1. Beijing National Research Center for Information Science and Technology, Beijing 100084 2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084 3. PLA 63956 Troops, Beijing 100070 4. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hainan University, Haikou 570228

致诊断难度很大^[4-6]。目前,我国针对道岔控制电路的诊断仍主要依靠简单仪器与人的经验相结合的方式,采取的巡检和故障修的模式浪费了大量的人力物力,误判和漏判现象严重。针对此问题,国内外研究人员开展了道岔控制电路的智能诊断方法研究,例如神经网络^[7]、支持向量机 (Support vector machine, SVM)^[8]、贝叶斯网络 (Bayesian network) 等算法^[9] 在道岔控制电路的诊断中取得了较好的应用。虽然上述方法取得了一定的成效,但方法自身存在的缺陷也限制了其在道岔控制电路诊断中的进一步应用。例如神经网络的结构不易确定且需要大量的训练样本,支持向量机在小样本条件下诊断性能较好,对于大样本条件性能不佳等^[10]。且鉴于道岔系统的安全性需求,单一的诊断方法会给诊断带来不确定性从而影响到控制电路诊断的准确率。为解决上述问题,本文提出了一种基于群决策的故障诊断方法,通过将单一的诊断方法视为决策专家,再利用群基数效应集结方式得到综合诊断的结果,从而消除单一方法带来的不确定性,提高诊断的准确性。

本文结构安排如下,第 1 节介绍了道岔控制电路的原理与故障分类;第 2 节详细描述了三种单一诊断方法在道岔控制电路中的应用,包含改进的模糊字典法、BP 神经网络、SVM;第 3 节则引入了群决策思想将三种方法进行集结得到最终的决策结果;第 4 节进行了实际数据的实验验证;第 5 节给出了最后的结论与展望。

1 道岔控制电路及故障分析

1.1 道岔控制电路

针对道岔转换和锁闭,目前高速铁路上的提速道岔区段,采用的转辙设备大都是 S700K 型或 ZDJ9 型转辙机,还有少部分采用的是 ZYJ7 等型转辙机,虽然三者动力传动方式不同,前两者是电动型而后者是电液型,但它们的控制电路完全一样,都属于五线制道岔控制电路。所以无论采用这三种的哪一个来对道岔进行牵引,所使用的道岔控制电路的原理基本相同,对它们进行故障分析、诊断和处理的方法也基本是一致的。本文的研究对象是 ZDJ9 型转辙机的控制电路,其结构框图如图 1 所示。

ZDJ9 型道岔控制电路采用分级控制方式控制道岔转换,图 1 中,当操纵道岔时,第一启动继电器 1DQJ 和第一启动复示继电器 1DQJF 相继顺序励磁吸起,随后第二启动继电器 2DQJ 完成转极,将三相交流电动机接通形成动作电路,三相动作电源的 A 相、B 相、C 相经三个熔断器 RD_1 、 RD_2 、 RD_3 进入断相保护器 DBQ,及 1DQJ、1DQJF、2DQJ 接点,由线路 X_1 、线路 X_2 、线路 X_5 (在反位是 X_1 、 X_3 、 X_4) 向室外送电,电机开始转动。BD 表示电压源,输出 110 V 交流电源。DBJ 和 FBJ 分别为定位、反位操纵继电器,通过控制三相交流电相序来实现电动机正反转。DBQ 为断相保护器, BHJ 为保护继电器, R_1 用于保护室外负载短路时电源不被损坏,

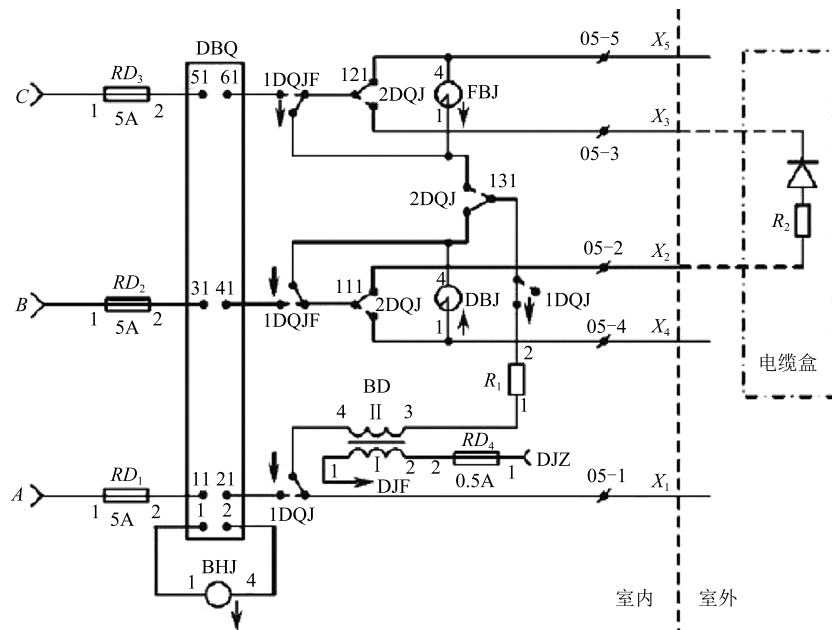


图 1 ZDJ9 型转辙机的控制电路

Fig. 1 Control circuit of ZDJ9 type switch machine

R_2 则用于保护二极管不被击穿.

1.2 道岔控制电路故障分类

道岔控制电路的故障按照道岔控制电路的结构可以分为室内控制电路故障、室外控制电路故障和三相电源故障, 针对这些故障, 本文定义 10 类 ZDJ9 型的典型故障模式, 具体如表 1 所示.

表 1 道岔控制电路故障
Table 1 Fault of turnout control circuit

ID	描述
A0	无故障
A1	室外 X1 支路断线
A2	室内 1DQJ 断线
A3	室内 1DQJF 断线
A4	R_1 开路
A5	室内表示继电器断线
A6	室外继电器支路开路
A7	室外二极管支路击穿
A8	室外二极管支路开路
A9	整流匣短路
A10	V 线圈开路

为实现道岔控制电路的诊断, 本文主要选取了可分离的 8 个故障特征, 分别为电阻 R_1 两端的交流电压, 电阻 R_1 两端的直流电压, 继电器 1~4 线圈交流电压值, 继电器 1~4 线圈直流电压值, 分线盘 $X_1 \sim X_2$ 的交流电压, 分线盘 $X_1 \sim X_2$ 的直流电压, 分线盘 $X_1 \sim X_5$ 的交流电压, 分线盘 $X_1 \sim X_5$ 的直流电压. 将它们记为 B_1, B_2, \dots, B_8 , 并作为诊断中要采集的数据特征.

2 基于单一方法的故障诊断

2.1 基于模糊字典法的故障诊断方法

故障字典法是电路故障诊断中较为常用的一种方法, 具有原理简单、计算简便及能依据故障字典进行快速的故障定位和诊断的优点. 但针对复杂系统或设备的故障诊断时, 这一方法有多故障同时发生的情况下难以准确定位的缺点. 根据道岔控制电路故障的特点, 本文结合模糊理论, 在传统字典法的基础上改进提出一种基于模糊字典法的故障诊断方法. 该方法的流程如图 2 所示.

具体步骤如下:

步骤 1. 确立故障诊断的输入、输出变量.

根据上面的道岔控制电路故障分析, 用集合 $B = \{B_1, B_2, B_3, \dots, B_8\}$ 表示道岔控制电路故障

的特征集, 即输入. 用集合 $A = \{A_0, A_1, A_2, \dots, A_{10}\}$ 表示道岔控制电路 11 种故障类别的集合, 即故障类别的输出.

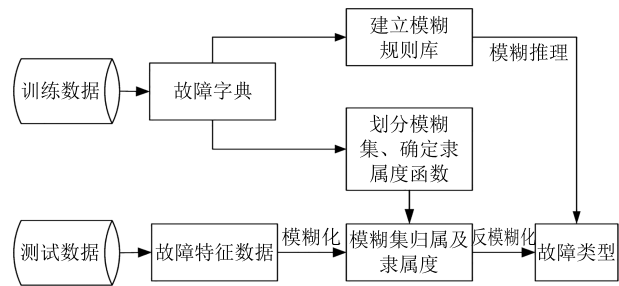


图 2 基于模糊字典法的故障诊断流程图
Fig. 2 Flow chart of fault diagnosis based on fuzzy dictionary

步骤 2. 依据输入输出变量建立故障字典.

表 2 根据天津道岔试验中心测量的数据整理出的道岔控制电路的故障类别及对应的测量值. 这些共同组成了道岔控制电路的故障字典.

表 2 ZDJ9 型道岔控制电路故障字典
Table 2 Fault dictionary for ZDJ9 turnout control circuit

类型	B_1	B_2	B_3	B_4	B_5	B_6	B_7	B_8
A0	50	21	57	22	57	22	0	0
A1	0	0	0	0	110	0	110	0
A2	0	0	0	0	0	0	0	0
A3	15	0	100	0	0	0	0	0
A4	0	0	110	0	110	0	0	0
A5	40	20	0	0	69	75	0	0
A6	80	0	25	0	25	0	2	0
A7	25	0	105	0	105	0	0	0
A8	40	20	0	0	70	75	70	75
A9	104	0	3	0	6	0	3	3
A10	66	38	0	0	73	0	73	0

步骤 3. 划分模糊集、确定隶属度函数.

目前, 隶属度函数的确定一般都是人为给定的, 对模糊集的划分目前也缺少简单实用的方法^[11]. 这里借用一种基于两类之间可分性测度的隶属函数确定方法^[12], 根据类与类之间在每个特征上可分性的差异对每个特征数据划分模糊集. 基本思想是在每个特征分量上, 在保证类间可分的前提下对模糊集进行约简.

设 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_{11}\}$ 为道岔控制电路 11 个故障状态的典型样本数据, 其中 $x_i = (x_{i1}, x_{i2},$

\dots, x_{i8}) 为第 i 个故障对应的样本, 8 为特征量个数. 特征集为 $B = \{B1, B2, B3, \dots, B8\}$, 对论域 U 任意两类 x_i 和 x_j , 定义其在特征分量 Bk 上的可分性测度 $d_{i,j}^{Bk}$ 为

$$d_{i,j}^{Bk} = \begin{cases} \frac{|x_{ik} - x_{jk}|}{x_{ik} + x_{jk}}, & x_{ik} \neq x_{jk} \\ 0, & x_{ik} = x_{jk} \end{cases} \quad (1)$$

则对于任意 x_i, x_j , 两类之间在各个属性上的可分度为 $d_{i,j}^{B1}, d_{i,j}^{B2}, \dots, d_{i,j}^{B8}$, 若 $d_{i,j}^\alpha = \max\{d_{i,j}^{B1}, d_{i,j}^{B2}, \dots, d_{i,j}^{B8}\}$, 则认为类 x_i 和 x_j 只在属性 α 上可区分, 并只在该属性上将 x_i 和 x_j 划入不同的模糊集; 对于任意 x_i , 若在属性 Bk 上, 存在 x_{j1}, x_{j2} 与 x_i 可区分, 且 x_{j1}, x_{j2} 在 x_i 的同一侧, 即 $(x_{j1k} - x_{ik})(x_{j2k} - x_{ik}) > 0$, 则只考虑将 x_i 和 x_{j1}, x_{j2} 中距离 x_i 比较近的类在该特征上划入不同的模糊集. 利用此方法对每个特征上的模糊集进行约简后, 再得到每个模糊集的中心点, 如表 3 所示. 表 3 中每一行是特征, 每一列是特征下对应的划分的模糊集的中心点.

表 3 道岔控制电路故障模糊集中心点
Table 3 Fuzzy focus point of fault in turnout control circuit

B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8
0	0	0	0	0	0	-0.75	0
14.8	19.5	3	22	110	23	2.4	2.4
		25					
		108					

随后给约简后的每个模糊集指定已知形式的隶属函数, 这里选用高斯函数. 每个模糊集对应高斯函数的均值为该模糊集对应的关键节点取值, 高斯函数的标准差采用采集仪器的测量误差计算得到. 例如, 道岔控制电路监测点的测量精度为 $\pm 1\%$, 则 8 个特征量上的隶属度函数可确定为如图 3 所示.

步骤 4. 模糊规则库的建立.

依据上面建立的模糊字典, 每一条模糊规则按照如下的形式编写:

规则: 如果 $B1$ 属于 P_{11}, \dots , 且 $B8$ 属于 P_{81} , 则输出结果是 $A0$ (其中 P_{ij} 是第 i 个特征上的第 j 个模糊集).

步骤 5. 模糊推理.

模糊规则库建立好之后, 就可以通过模糊推理进行故障诊断, 得出各故障类别的隶属度. 最后, 采用反模糊化的方法得到诊断结果. 这里采用最大隶属函数法, 通过最大值的解模糊方法得出故障的诊断结果. 也就是其中隶属度高的即为诊断出的故障.

2.2 基于 BP 神经网络的故障诊断方法

与模糊理论相比, 神经网络具有学习功能, 在故障诊断中, 神经网络的性能很大程度上会受到各层神经元数目的影响^[13-15], 本文选择了传统的三层 BP 网络模型, 如图 4 所示.

BP 神经网络各层神经元的个数需要确定, 为此将输入层神经元、隐含层神经元以及输出层神经元的个数分别记为 m, l, n .

神经网络的输入层节点对应着引发故障的特征向量, 即道岔控制电路的故障征兆数目 8 为输入层的节点数, 其节点分别为 $B = [B1, B2, \dots, B8]$. 神经网络的输出层对应着的是故障类型的个数, 这里沿用上面道岔控制电路的 11 种故障, 分别为 $B = [A1, A2, \dots, A10]$, 隐含层节点数可以根据经验式 (2) 进行确定

$$l = \sqrt{m+n} + a, \quad 1 \leq a \leq 10 \quad (2)$$

将 $m = 8, n = 11$ 代入式 (2) 可得 l 的范围为 [6, 14]. 从搭建的道岔控制电路的 Simulink 仿真模型中采集到的 100 组样本进行归一化处理, 分别测试不同 l 取值下的神经网络的性能, 得到当隐含层个数为 12 时, 均方误差最小.

BP 神经网络的反向传播过程中, 传播算法容易产生收敛速度慢和目标函数存在局部极小值的问题. 针对本文道岔控制电路的诊断, 采用动量反向传播法, 加入动量项, 且为了使得 BP 算法收敛的速度变快, 本文引入了动量因子配合进行调节, 它还能同时避免发生震荡现象.

这里, 权向量迭代修正规则可以改进为

$$\omega(k+1) = \omega(k) + \eta G(k) + \alpha \Delta \omega(k) \quad (3)$$

其中, α 的取值范围为 (0, 1).

在进行神经网络的训练时, 基于 BP 神经网络的道岔控制电路故障诊断的网络训练采用批量更新法, 首先依次学习每组的输入样本, 调整权值, 当完成一次所有样本的学习后, 用调整后的网络重新计算各组样本的输出, 计算出各组的输出层误差, 直到所有样本误差的绝对值的最大值小于设定值, 或者训练次数大于指定次数时, 结束样本训练.

最后, 根据建立的道岔控制电路的故障诊断模型, 结合 BP 神经网络结构, 在 MATLAB 仿真平台下进行网络训练与学习. 神经网络的训练采用 trainglm 函数, 激活函数选取 S 型对数函数 logsig, 选取 (-1, 1) 之间的随机数为初始权值, 学习速率为默认值, 默认值取 0.05, 系统输出误差 $\varepsilon < 0.01$.

2.3 基于支持向量机的故障诊断方法

与模糊理论和神经网络相比, 支持向量机在小

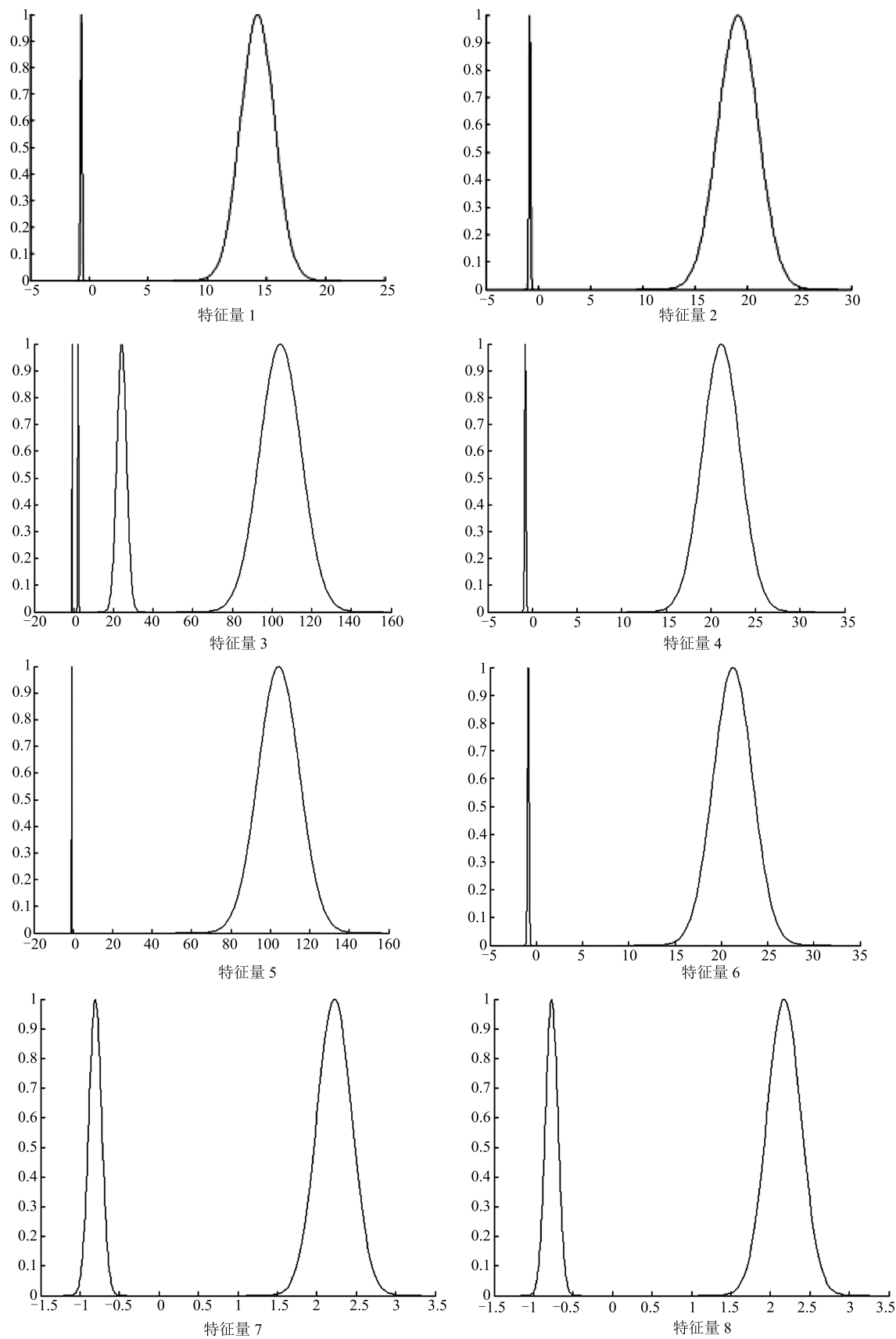


图3 8个特征量的隶属度函数分布图

Fig.3 Distribution of membership functions of eight characteristic quantities

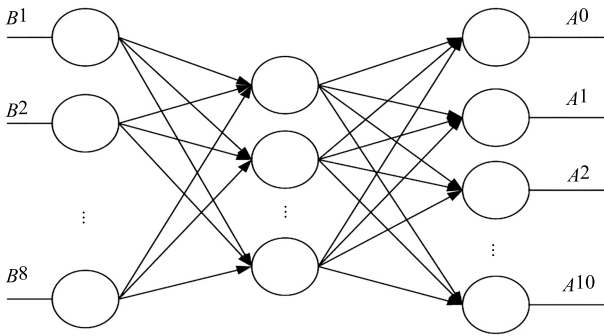


图 4 基于 BP 神经网络的故障诊断模型

Fig. 4 Fault diagnosis based on BP neural network

样本的故障诊断中有着广泛的应用。支持向量机是 1995 年由 Vapnik 等在统计学习理论的基础上建立起来的一种学习方法。它在最小化样本点误差的同时, 最小化了结构风险, 提高了模型的泛化能力^[16]。它的主要思想是: 通过事先选择的非线性映射将输入向量映射到高维特征空间, 并在这个空间中构造最优决策函数; 在构造最优决策函数时, 利用了结构风险最小化原则, 并巧妙利用原空间的核函数取代高维特征空间的点积运算, 使复杂计算得到简化。

支持向量机是从线性可分情况下的最佳超平面发展而来的。对于一组带有类别标记的训练样本集 (x_i, y_i) , $x_i \in \mathbf{R}^n$, $y_i \in \{+1, -1\}$, $i = 1, 2, \dots, l$, 若超平面 $\tilde{w} \cdot x + b = 0$ 能将样本正确分为两类, 则最佳超平面应使两类样本到超平面最小距离之和最大。

鉴于实际的道岔控制电路故障的分类问题是线性不可分的。因此, 引入核函数 $k(x_i, x_j) = \phi(x_i)\phi(x_j)$, 将低维空间中的线性不可分问题转化成高维空间的线性可分问题。即利用一个非线性映射 $\phi: \mathbf{R}^n \rightarrow H$ 将数据映射到一个高维的特征空间 H , 在特征空间中可以实现线性分类。

目标函数可以转化为

$$\begin{aligned} \max \sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^l a_i y_i = 0, \quad 0 \leq a_i \leq C, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (4)$$

其中, C 为惩罚系数, a_i 是样本点 x_i 的 Lagrange 乘子。

相应的决策函数变为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l a_i y_i k(x_i, x) + b \right) \quad (5)$$

核函数选取时, 应使其为特征空间的一个内积。常用核函数是通过描述样本相似性的内积或距离来定义的, 而内积或距离是根据样本的所有特征计算

的。常用的核函数有: 多项式核函数、Gauss 径向基核函数、Sigmoid 核函数等。由于径向基函数对非线性数据有很强的分类性能, 所以本文选用径向基函数, 其表达式为

$$k(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (6)$$

其中, g 为系数。将式 (6) 代入式 (4) 就得到了诊断模型, 其中 C, g 需要进一步确定。本文采用网格寻优的方法, 根据样本进行计算, 选出分类结果正确率最高的参数作为模型的参数。

由于基本支持向量机只能区分二分类问题, 而本文道岔控制电路的故障分为 11 类, 属于多分类问题, 因此需要进行处理。多分类通常采用一对多、一对一、决策导向无环图等方法, 本文采用一对一法, 即分别建立任意 2 种故障之间的支持向量分类机, 可得到 $C_{11}^2 = 55$ 个分类器, 判断某一电路状态属于哪种故障模式, 则该故障得 1 票, 最后得票最多者即为诊断得到的对应道岔控制电路的故障。

3 基于群决策的故障诊断方法

第 2 节介绍了三种单一诊断方法在道岔控制电路故障诊断中的应用过程。由于道岔控制电路的安全性需求, 为了降低单一诊断方法对诊断结果带来的不确定性, 提高道岔控制电路故障诊断的准确率。本文提出一种基于群决策方法的诊断决策模型, 将单一故障诊断模型作为一个决策专家, 通过集结多个专家的决策建议, 最终输出群决策的诊断结果。

3.1 基于群决策故障诊断的集结方式

群决策是集数学、政治学、经济学、社会心理学、行为科学、管理学和决策科学等多门学科研究于一体的交叉学科。在群决策的决策过程中, 决策专家一般是针对要解决的问题做出自己的决策, 随后利用某种集合方法, 将每个决策专家做出的决策结果集结成群决策^[17]。

无论使用何种集结方法, 都会涉及到专家的权重。专家的权重包括主观权重和客观权重。主观权重是由专家的能力水平、知名度、职位高低、对决策问题的熟悉程度等确定的专家的权重; 客观权重是根据具体的群决策问题、方法、决策结果及其之间的关系来确定的专家所作决策的可信度。这里采用群决策中一种常用的集结方式, 具体为

$$G = \sum_{k=1}^s \lambda_k U_k \quad (7)$$

其中, $G = (g_1, g_2, \dots, g_n)^T$ 是所有专家的群体决策结果, $U_k = (u_{k1}, u_{k2}, \dots, u_{kn})^T$ 是第 k 个专家做出的决策, $\lambda_k \in \mathbf{R}^+$ 是第 k 个专家的权重, 满足

$\sum_{k=1}^s \lambda_k = 1$. λ_k 越大, 说明第 k 个专家的判断结果在最终决策中的影响越大.

3.2 基于群决策的故障诊断的专家权重确定方法

进行群决策的故障诊断时, 必须对故障的属性权重进行合理的分配^[18]. 一般来说, 起主要作用的属性会分配较大的权重值, 作用小的就分配较小的权重值. 权重确定方法目前使用较多的是主观权重确定法, 主要有层次分析确定法、调研统计确定法和决策专家咨询法等, 这些方法在确定权重时对于主观经验的判断太过依赖, 会降低故障诊断结果的准确性. 为此, 本文将权重分解成初始权重和动态权重, 首先利用遗传算法得到多组专家的初始权重, 然后诊断过程中通过专家个人决策结果与群决策结果的偏差, 实现权重的动态调整.

3.2.1 基于遗传算法寻优的初始权重确定

对于要解决的优化问题, 采用遗传算法的优势在于它的运算比较简单, 只需给出代表故障诊断结果准确度的适应度函数, 就能够有效地在全局进行随机的搜索. 因此, 基于遗传算法来对道岔控制电路故障诊断方法中的属性权重实施优化, 不依赖决策专家的经验同时具有很强的鲁棒性, 可以随时对权重值进行优化和更新. 遗传算法实现权重的优化, 需要实现以下操作:

1) 染色体的编码. 针对作为专家的单一故障诊断方法的权重优化问题, 染色体选取二进制进行编码, 染色体里的基因链对应的是一组故障诊断方法的权重矢量, 并以故障数据特征量的个数来决定基因链的长度. 在这里每个基因采用 3 位二进制码来进行编制.

染色体 C 解码成故障诊断方法属性权重的计算公式为

$$W_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^m x_i} \quad (8)$$

其中, x_i 是染色体 C 的第 i 个基因 G_i 的解码, W_i 是第 i 个基因对应的专家 (方法) i 的权重, m 是专家个数, 即单一故障诊断方法个数.

2) 对染色体适应度进行评价. 在遗传算法中, 对染色体性能的评价主要参考染色体代表的权重可否实现对综合故障诊断结果准确度的提高. 对染色体的操作都是以其性能作为依据来进行, 因此本文将染色体的适应度函数定义为

$$f = \frac{1}{Y - \sum_{j=1}^Y St_j}, \quad j = 1, 2, \dots, Y \quad (9)$$

其中, Y 是测试故障数据集的大小, $\sum_{j=1}^Y St_j$ 表示

Y 个测试故障集被诊断后其中诊断成功的数目. St_j 表示的是在当前权重组合结果的条件下, 利用群决策得到的诊断结果的正确性. 如果诊断正确, 为 1, 否则为 0.

3) 选择操作. 选择操作是对染色体适应度进行评价后所进行的选择过程, 本文选用的是轮盘赌选择策略方法, 这样在保证收敛性的同时, 确保算法实施全局搜索的性能.

4) 交叉操作. 交叉操作是将一个染色体的一些基因与另一个染色体的基因进行交换后产生新染色体的一种操作方法. 本文进行交叉操作时选用的是单点交叉交换的方法, 通过将提前设定好的染色体交叉基因点的前面与后面的两个基因进行互换而得到新的个体.

5) 变异操作. 进行变异操作的目的是改善遗传算法在某些局部空间上的搜索性能, 避免早熟的现象发生. 本文进行变异操作时选用的是整体基因变异与二进制位变异相结合的双变异方法. 其中整体基因变异是将基因链上的信息全部取反来替代, 例如将基因 001 整体变异后就变成了基因 110, 而二进制位上的变异是指每一次只在一位上进行取反操作.

3.2.2 基于偏差度的权重更新

为了实现权重的动态优化, 提出一种基于偏差度更新的权重确定方法.

本文按下式计算专家的权重:

$$\lambda_k = \varphi \alpha_k + (1 - \varphi) \beta_k \quad (10)$$

其中, α_k 是专家的主观权重, β_k 是专家的客观权重. φ ($0 \leq \varphi \leq 1$) 表示专家权重中对主观权重和客观权重的偏好程度, 特别地, $\varphi = 1$ 表示只考虑主观权重, $\varphi = 0$ 表示只考虑客观权重, 通过 φ 可以根据具体情形灵活地调整主观权重和客观权重的比例.

群决策的结果应体现专家的共同意愿, 因此可根据专家个人决策结果与群体决策结果的偏差来计算专家的客观权重, 定义第 k 个专家与群体决策结果的偏差为

$$r_k = \sum_{j=1}^n (u_{kj} - g_j)^2, \quad k = 1, 2, \dots, s \quad (11)$$

偏差越小, 表明该专家的决策越接近共同意愿, 应增大专家权重; 相反, 要减小专家权重. 因此, 基于偏差度每位专家的权重重新计算为

$$\begin{cases} \lambda_k^{i+1} = \lambda_k^i + \frac{\Delta \lambda}{c}, & r_k^i < qr_g^i \\ \lambda_k^{i+1} = \lambda_k^i - \frac{\Delta \lambda}{d}, & r_k^i > r_g^i \end{cases} \quad (12)$$

其中, c 和 d 分别是做出正确决策和错误决策的专家人数, $\Delta\lambda$ 为权威调整系数, 通常由专家经验给出, 此系数不宜过大, 在本文中主要依据历史数据在给定的范围 (0.02, 0.1) 内训练寻优得出.

3.3 基于群决策的故障诊断流程

本文将群决策方法应用到道岔控制电路的故障诊断结果的综合判断, 设共有 3 位专家: 模糊字典、神经网络、支持向量机, 则每位专家的主观权重由遗传算法进行确定, 并以此作为专家的初始权重, 专家的客观权重根据专家个体决策结果与群体决策结果的偏差来计算, 并通过客观权重对专家权重进行动态调整.

具体算法步骤如下:

步骤 1. 根据上述假设, 首先利用遗传算法给定 3 位专家的初始权重, 并给出相关参数;

步骤 2. 利用三种单一故障诊断方法分别对新故障样本进行诊断, 得到 3 组结果, 对应式 (7) 中的 U_k ;

步骤 3. 利用式 (6) 综合计算出群体决策结果 G , 对应道岔控制电路故障的最终诊断结果;

步骤 4. 依据此次故障诊断结果 G 及每组故障诊断结果 U_k , 通过式 (10)~(12) 更新专家权重, 供下次使用;

步骤 5. 剩余待诊断数是否为 0, 是则结束, 否则跳转到步骤 2.

4 仿真实验

为验证本文方法的可行性, 选取基于 Simulink 仿真的 ZDJ9 道岔控制电路的实验数据 1100 个, 每 100 个为一组, 共 11 组, 记为 $Y_0, Y_1, Y_2, \dots, Y_{10}$ 进行实验.

1) 分别运用基于模糊字典法、BP 神经网络、支持向量机三种单一的诊断模型进行训练, 最后用 55 组数据作为测试集对该故障诊断模型进行测试.

2) 将三种单一诊断方法的评价结果输入到基于群决策的故障诊断的模型中进行训练. 最后将与前面相同的 55 组独立数据作为测试集对故障诊断模型进行测试.

试验方法中用到的参数设定如下: 遗传算法中设定种群个数为 20, 迭代次数为 15, 交叉概率为 0.4, 变异概率为 0.03. 利用三种单一诊断方法确定的诊断结果如图 5~7 所示.

从图 5 可以看出, 对于单一的诊断方法, 模糊字典法中对第 5 种和第 6 种故障出现了错误的故障分类; BP 神经网络将正常的 2 个样本诊断为了故障, 误报率较高; 支持向量机在第 9 种故障的诊断中出现错误分类. 此三种诊断方法均在一定程度上出现

了错分和误分的情况, 为道岔控制电路的诊断带来了一定的风险性和不确定性.

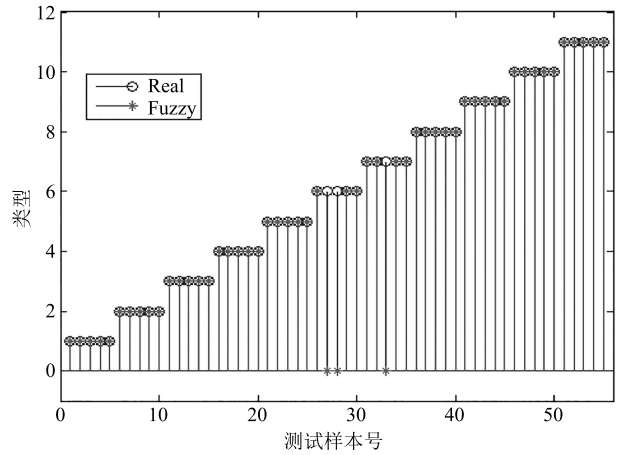


图 5 基于模糊字典法的故障诊断测试结果

Fig. 5 Fault diagnosis test results based on fuzzy dictionary method

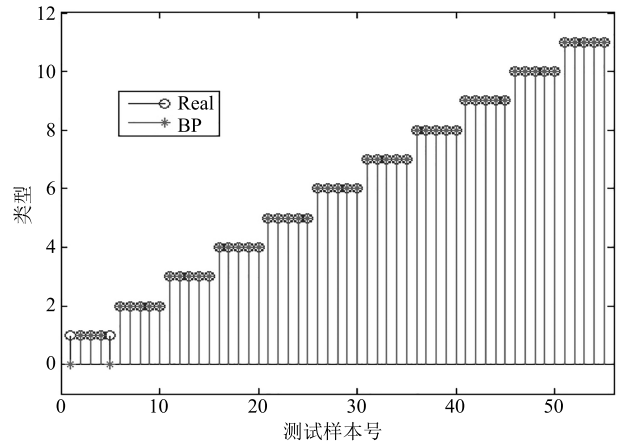


图 6 基于 BP 神经网络的故障诊断测试结果

Fig. 6 Fault diagnosis test results based on BP neural network

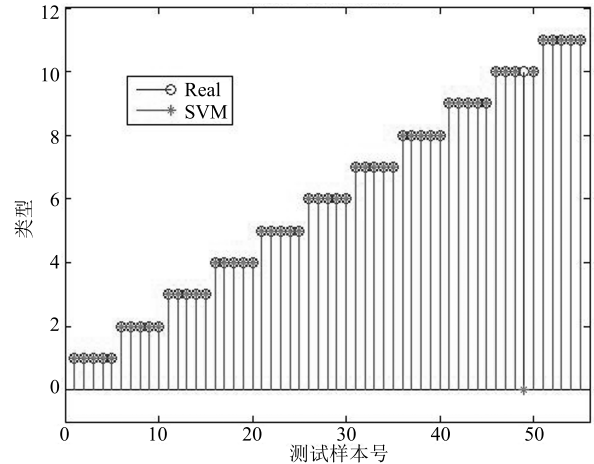


图 7 基于支持向量机的故障诊断测试结果

Fig. 7 Fault diagnosis test results based on SVM

最后将三种方法采用群决策方法进行集结, 视三种方法为决策专家而给出综合的诊断决策得到的结果如图 8 所示。

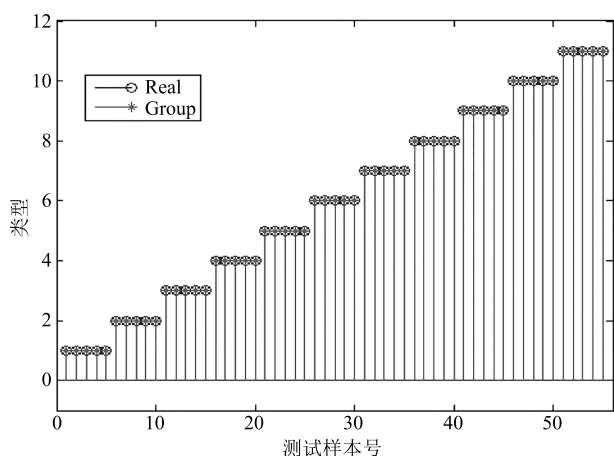


图 8 基于群决策的故障诊断测试结果

Fig. 8 Fault diagnosis test results based on group decision making

从图 8 可以看出, 利用群决策集结的方法取得了更好的诊断结果, 表明利用群决策思想将单一方法集结, 并动态调整专家权值方法的可行性, 验证了群决策方法能够弥补单一方法在某种故障识别中的不足, 降低了诊断的风险性, 四种方法的诊断准确率结果如图 9 所示。

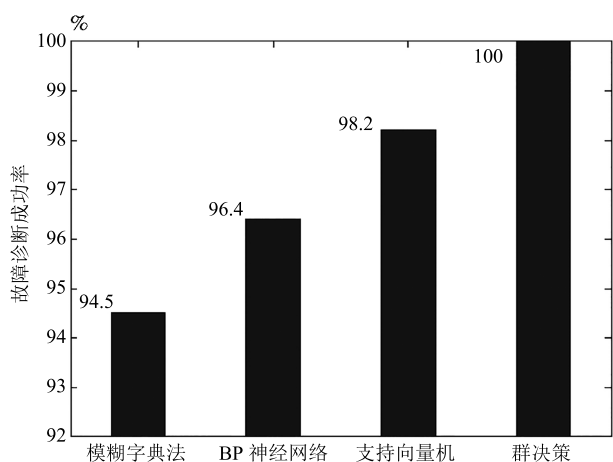


图 9 四种方法的诊断成功率对比

Fig. 9 Comparison of diagnostic success rates between the four methods

通过图 9 与前面对比可以发现, 经过群决策诊断系统, 通过动态更新专家权重, 在保证故障诊断成功率的同时, 也提高了诊断结果的可信度, 诊断成功率达到了 100%。验证了本文所提方法的可行性。

5 结论

对道岔控制电路进行故障诊断时, 单一运用模糊理论的方法、神经网络的方法以及支持向量机的方法都无法做到诊断的高精度与低不确定度, 运用三种诊断模型的输出构造成群决策系统, 通过模拟专家投票的方式将三种诊断结果进行决策级融合, 实验结果表明, 基于群决策的故障诊断方法能提高对道岔控制电路故障的诊断精度, 计算结果也更加可靠。

References

- Supavatanakul P, Lunze J, Puig V, Quevedo J. Diagnosis of timed automata: theory and application to the DAMADICS actuator benchmark problem. *Control Engineering Practice*, 2006, **14**(6): 609–619
- Previdi F, Parisini T. Model-free actuator fault detection using a spectral estimation approach: the case of the DAMADICS benchmark problem. *Control Engineering Practice*, 2006, **14**(6): 635–644
- Pedregal D J, García F P, Schmid F. RCM, predictive maintenance of railway systems based on unobserved components models. *Reliability Engineering and System Safety*, 2004, **83**(1): 103–110
- Zattoni E. Detection of incipient failures by using an H_2 -norm criterion: application to railway switching points. *Control Engineering Practice*, 2006, **14**(8): 885–895
- Puig V, Stancu A, Escobet T, Nejari F, Quevedo J, Patton R J. Passive robust fault detection using interval observers: application to the DAMADICS benchmark problem. *Control Engineering Practice*, 2006, **14**(6): 621–633
- García Márquez F P, Schmid F, Collado J C. Wear assessment employing remote condition monitoring: a case study. *Wear*, 2003, **255**(7–12): 1209–1220
- Calado J M F, Sáda Costa J M G, Bartys M, Korbicz J. FDI approach to the DAMADICS benchmark problem based on qualitative reasoning coupled with fuzzy neural networks. *Control Engineering Practice*, 2006, **14**(6): 685–698
- Yang Yang, Tao Cai-Xia, Zhang Rui-Xing. Fault diagnosis of switch control circuit using support vector machine optimized by genetic algorithm. *Computer Measurement and Control*, 2013, **21**(1): 48–50
(杨阳, 陶彩霞, 张睿兴. 遗传算法优化支持向量机的道岔控制电路故障诊断. *计算机测量与控制*, 2013, **21**(1): 48–50)
- García Márquez F P, Pedregal Tercero D J, Schmid F. Unobserved component models applied to the assessment of wear in railway points: a case study. *European Journal of Operational Research*, 2007, **176**(3): 1703–1712
- Wang Si-Ming, Lei Ye. Fault diagnosis for railway switch control circuit based on ARPSO least squares support vector machine. *Journal of Lanzhou Jiaotong University*, 2010, **29**(4): 1–5
(王思明, 雷焯. 一种基于 LS-SVM 的道岔控制电路故障诊断. *兰州交通大学学报*, 2010, **29**(4): 1–5)
- Huang Z J, Wang Z S, Zhang H G. Multilevel feature moving average ratio method for fault diagnosis of the microgrid inverter switch. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2017, **4**(2): 177–185

- 12 Dong Wei, Chen Wei-Zheng, Xu Xiao-Bin, Ji Yin-Dong. Determination method of fuzzy membership function based on separability measure. *Control and Decision*, 2014, **29**(11): 2089–2093
(董炜, 陈卫征, 徐晓滨, 吉吟东. 基于可分性测度的模糊隶属函数确定方法. *控制与决策*, 2014, **29**(11): 2089–2091)
- 13 Luo Zhi-Ming, Feng Geng-Bin. BP network fault diagnosis of ball bearing in locomotive and cars. *China Railway Science*, 1998, **19**(4): 26–32
(骆志明, 冯庚斌. 机车车辆滚动轴承故障 BP 网络诊断方法. *中国铁道科学*, 1998, **19**(4): 26–32)
- 14 Xu Xiao-Bin, Zhang Zhen, Li Shi-Bao, Wen Cheng-Lin. Fault diagnosis based on fusion and updating of diagnosis evidence. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(1): 107–121
(徐晓滨, 张镇, 李世宝, 文成林. 基于诊断证据静态融合与动态更新的故障诊断方法. *自动化学报*, 2016, **42**(1): 107–121)
- 15 Guo Xin, Wang Lei, Xuan Bo-Kai, Li Cai-Ping. Gait recognition based on supervised Kohonen neural network. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(3): 430–438
(郭欣, 王蕾, 宣伯凯, 李彩萍. 基于有监督 Kohonen 神经网络的步态识别. *自动化学报*, 2017, **43**(3): 430–438)
- 16 Zhang P Y, Shu S, Zhou M C. An online fault detection model and strategies based on SVM-grid in clouds. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2018, **5**(2): 445–456
- 17 Wan Jun, Xing Huan-Ge, Zhang Xiao-Hui. Algorithm of adjusting weights of decision-makers in multi-attribute group decision-making based on entropy theory. *Control and Decision*, 2010, **25**(6): 907–910
(万俊, 邢焕革, 张晓晖. 基于熵理论的多属性群决策专家权重的调整算法. *控制与决策*, 2010, **25**(6): 907–910)
- 18 Dong Chun-Ling, Zhang Qin. Research on weighted logical inference for uncertain fault diagnosis. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(12): 2766–2781
(董春玲, 张勤. 用于不确定性故障诊断的权重逻辑推理算法研究. *自动化学报*, 2014, **40**(12): 2766–2781)

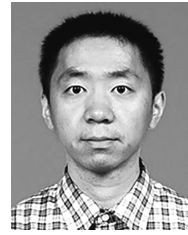


董 炜 北京信息科学与技术国家研究中心副研究员. 主要研究方向为复杂工程系统的建模与仿真, 故障诊断与预测维护, 自动测试与安全评估.

E-mail: weidong@mail.tsinghua.edu.cn
(**DONG Wei** Associate professor at Beijing National Research Center for Information Science and Technology.

His research interest covers modeling and simulation of

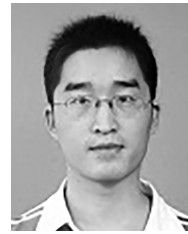
complex engineering systems, fault diagnosis and prediction maintenance, automatic testing and safety assessment.)



刘明明 清华大学自动化系硕士研究生. 主要研究方向为铁路信号故障诊断系统. 本文通信作者.

E-mail: 13466608442@163.com

(**LIU Ming-Ming** Master student in the Department of Automation, Tsinghua University. His main research interest is fault diagnosis of railway signal. Corresponding author of this paper.)



王良顺 北京信息科学与技术国家研究中心博士后. 主要研究方向为故障诊断, 智能控制.

E-mail: wangliangshun340@163.com

(**WANG Liang-Shun** Postdoctoral at Beijing National Research Center for Information Science and Technology. His research interest covers fault diagnosis and intelligent control.)



赵 辉 北京信息科学与技术国家研究中心博士后. 主要研究方向为人工智能, 数据挖掘.

E-mail: taiyuanjifeng@tsinghua.edu.cn

(**ZHAO Hui** Postdoctoral at Beijing National Research Center for Information Science and Technology. His research interest covers artificial intelligence and data mining.)



辜 勋 中国人民解放军 63956 部队高级工程师. 主要研究方向为仿真建模, 机械装备, 知识产权.

E-mail: longouzi@163.com

(**GU Xun** Senior engineer at PLA 63956 Troops. His research interest covers simulation modeling, mechanized equipment, and intellectual property right.)