



2013年 全国博士生学术论坛 ——交通运输工程领域 拔尖创新人才博士生学术论坛

论|文|集

Doctoral Forum of China 2013 on
Transportation Engineering

主 编 帅 斌
副主编 陶思宇
主 审 彭其渊

主办单位：国务院学位委员会办公室
教育部学位管理与研究生教育司
承办单位：西南交通大学



西南交通大学出版社
[Http://press.swjtu.edu.cn](http://press.swjtu.edu.cn)

论文集

014037552

U491-53

09

2013

2013年 全国博士生学术论坛

——交通运输工程领域
拔尖创新人才博士生学术论坛

论 | 文 | 集

Doctoral Forum of China 2013 on
Transportation Engineering

主 编 帅 斌
副主编 陶思宇
主 审 彭其渊



主办单位：国务院学位委员会办公室
教育部学位管理与研究生教育司
承办单位：西南交通大学

西南交通大学出版社
· 成 都 ·



北航

C1725683

U491-53
09
2013

图书在版编目 (C I P) 数据

2013 年全国博士生学术论坛：交通运输工程领域拔
尖创新人才博士生学术论坛论文集 / 帅斌主编. —成都：
西南交通大学出版社，2014.2

ISBN 978-7-5643-2828-3

I. ①2… II. ①帅… III. ①交通工程学—学术会议
—文集 IV. ①U491-53

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2014) 第 012404 号

2013 年全国博士生学术论坛

——交通运输工程领域拔尖创新人才博士生学术论坛论文集

主编 帅 斌

责任编辑	孟苏成 王 旻
封面设计	何东琳设计工作室
出版发行	西南交通大学出版社 (四川省成都市金牛区交大路 146 号)
发行部电话	028-87600564 028-87600533
邮政编码	610031
网 址	http://press.swjtu.edu.cn
印 刷	四川川印印刷有限公司
成品尺寸	185 mm×260 mm
印 张	35.75
字 数	915 千字
版 次	2014 年 2 月第 1 版
印 次	2014 年 2 月第 1 次
书 号	ISBN 978-7-5643-2828-3
定 价	98.00 元

图书如有印装质量问题 本社负责退换
版权所有 盗版必究 举报电话：028-87600562

前 言

2013 年全国博士生学术论坛——交通运输工程领域拔尖创新人才博士生学术论坛是由国务院学位委员会办公室、教育部学位管理与研究生教育司主办，西南交通大学承办的教育部全国研究生教育创新计划项目。

本次论坛于 2013 年 10 月 19 日至 21 日在成都西南交通大学举行，西南交通大学校长徐飞教授、中国交通运输协会常务副会长王德荣教授担任论坛主席，中国科学院和中国工程院沈志云院士担任论坛名誉主席，西南交通大学交通运输与物流学院院长彭其渊教授、美国阿肯色大学土木工程学院王梆平教授、西南交通大学副校长蒲云教授、西南交通大学国际合作与交流处处长邱延峻教授担任论坛组织委员会主席，西南交通大学交通运输与物流学院副院长帅斌教授担任执行主席。

本次论坛邀请多名国内外交通运输领域专家学者就最新的研究成果和创新技术作专题报告，并组织与会代表进行深入的学术交流和讨论。同时，共有来自西南交通大学、同济大学、北京交通大学、东南大学、中南大学、逢甲大学等 25 所在交通运输工程领域具有一定影响力的院校的 49 名博士生参加了本次论坛。论坛为全国交通运输工程领域的博士生搭建了一个互相交流学习，共同研究思考，启迪和激发创新灵感的学术平台。

为真实、全面地记录本次论坛的学术观点和理论，在更长久的时间和更广泛的领域传播论坛的学术创新思想和最新成果，论坛组委会决定出版《2013 年全国博士生学术论坛——交通运输工程领域拔尖创新人才博士生学术论坛论文集》。经过论坛学术委员会专家的认真审查和严格评选，论坛论文集收录了来自西南交通大学、同济大学、北京交通大学、东南大学、中南大学、逢甲大学等 25 所院校的 65 篇博士生论文，内容涉及交通运输规划与系统优化、智能交通理论与应用技术、交通控制与信息技术、交通运输与社会经济发展、交通运输安全、环境保护与可持续发展、城市公共交通、高速铁路运营组织与运营安全、现代物流及供应链管理、道路与铁道工程、载运工具运用工程、绿色交通和低碳交通等领域。

本论文集所收录论文多关注目前交通运输工程领域内的最新研究方向和发展趋势，无论是选题还是科研成果，都从一定程度上代表和体现了当前交通运输工程领域的学术创新能力和科研水平。本论文集不仅是读者阅读和借鉴的宝贵文献，更在一定程度上推进了交通运输工程领域学术研究，为交通运输行业的发展贡献了一份力量。

本次论文集的出版得到各级领导和国内外学者给予的大力支持和帮助，在此一并致以衷心的感谢。

作者

2013 年 10 月

目 录

多源信息融合在故障诊断方面的应用	于天剑, 张桂新, 陈雅婷	1
基于神经网络的列车轴承故障预报方法研究	李志鹏, 赵捍东, 朱喜行	8
城市轨道交通组合停站方案优化	程 婕, 彭其渊	15
脆性理论在铁路运输安全管理中的应用研究	冯丽萍	24
基于 Mixed Logit 模型城轨乘客路径选择行为分析	张永生, 姚恩建, 刘莎莎	29
基于能量守恒优化算法的隧道最优覆盖	刘 军, 史天运, 李 平, 郭 歌, 马小宁	36
车钩力与摆角动态耦合求解模型研究	刘 爽, 魏 伟	44
区域铁路枢纽节点布局研究	王 宇, 帅 斌	53
基于“4P”营销理论的高铁衍生品市场开发	王 燕, 侯天航	62
基于事件驱动的城市轨道交通折返模型	李 伟, 周菁楠	68
基于熵的铁路列车运行图结构度量方法	齐姗姗	76
基于浮动车数据的速度序列短时预测	谷 健, 陈淑燕	84
铁路重载运输安全投入非线性优化模型	王智鹏	90
危险货物运输风险评估问题的研究动态	黄丽霞, 帅 斌	98
基于最优控制理论的高铁调度指挥系统风险控制研究	张馨竹, 徐培娟, 占曙光	110
基于博弈论的个人出行选择均衡模型	郭经纬, 王文宪	117
基于风险管理的高铁调度指挥系统研究	徐培娟, 张馨竹, 占曙光	124
高速铁路对民航运输分担率的影响研究	李冬梅, 李文权, 范东涛	129
城市轨道交通多车追踪运行建模与仿真	曲健伟	136
中老合资铁路运营管理模式探讨	张培桐, 杨 洋, 石红国, 汤银英	144
车站服务能力及计算方法研究	许心越, 刘 军, 李海鹰	149
铁路出行方案服务能力可靠性评价问题	林冬梅, 刘 军	158
高速铁路天窗设置与列车运行的协调优化研究	杨 奎, 彭其渊	169
基于路网阻抗的双层公交网络客流 OD 推算模型研究	杨熙宇, 张红军, 陈宇毅	180
基于预测控制的城市快速路匝道控制方法研究	李 悦, 陆化普, 蔚欣欣	186
沥青路面冷再生设计若干关键问题	许 严, 孙立军, 刘黎萍	195
城市交叉口电动车的穿越行为可靠性分析	环 梅, 杨小宝, 贾 斌	204
A Modification of Local Path Marginal Cost on the Dynamic Traffic Network	Huang Zhengfeng, Ren Gang, Cheng Yang, Lu Lili	214
基于双层规划的危险品城市道路运输路径优化模型	胡 鹏, 帅 斌, 赵佳虹	223
危险品道路运输网络拓扑特性及优化策略研究	种鹏云	233
基于模糊需求的高速公路救援资源调度方法	朱苍晖, 徐维祥, 柴 干	248

Methodology to Identify the Recommended Values of Advisory Exit Speed Limit on Freeway

Exit Ramp in China	Hu Sitao, Xiang Qiaojun, Yang Weiwei	257
国内外快速路合流区交通特征对比研究	单肖年, 陈小鸿, 李 佳	271
User Equilibrium Model with Stochastic Travel Times: Including Parking Space Searching and Access Times	Zhu Chengjuan, Jia Bin, Han Linghui	282
基于车辆轨迹的线圈检测机理研究	杨 涵	293
基于改进 logit 模型的路径选择模型研究	杨 扬, 姚恩建, 张永生	307
基于决策树的驾驶疲劳等级分析与判定	胥 川, 王雪松, 陈小鸿, 张 慧	317
多约束下的车辆导航算法研究	于 尧, 杨兆升, 莫祥伦	325
基于贝叶斯空间技术的城市道路网路事故预测联合模型	曾 强, 黄合来	332
公共汽车运行服务特征参数波动分析	陈国俊, 杨晓光, 张 栋, 刘好德	346
城市道路交通碳排放评估及案例分析	周青峰	356
基于节点复杂度的路网安全评估方法	曹 伟	365
行人过街天桥选择偏好影响因素分析	吴 瑶, 陆 建	370
视觉减速标线控速效果评价	郭延永, 刘 攀, 梁启宇	378
组合出行模式下混合交通网络流量分配研究	丁 冬, 帅 斌, 王文宪, 孙朝苑	387
LSSC 网络及对物流核心企业成长的影响研究	何 婵, 刘 伟	395
区域物流合作对区域物流增长的贡献研究 ——以深莞惠物流合作为例	邢虎松, 刘 凯	404
基于改进遗传算法的城市物流设施选址研究	陈希琼, 胡大伟	416
基于二级供应链的牛鞭效应优化研究	Akhtar Tanweer, 李引珍, 段 刚, 宋结焱	427
基于生态位的港口物流企业协同进化研究	徐 旭, 刘 伟	437
带时间窗的多式联运低碳运输策略研究	熊桂武, 王 勇	445
基于开放式创新的供应链企业合作研究	吕 璞	455
港口物流能力、竞争优势与港口绩效: 一个实证考察	戴金山, 海 峰	461
台阶对含软弱夹层均质边坡稳定性的影响分析	罗 伟, 李 亮, 赵炼恒	475
样条法用于排桩支护基坑位移反分析方法研究	李 雪, 毛坚强, 周顺华	482
基于损伤理论的特种车辆冲击寿命预测方法	侯典荃, 郝贵祥, 袁小节	490
基于前景理论的交通突发事件应急决策研究	张 薇, 何瑞春	500
行人微观仿真中碰撞检测和响应的探讨	郑 勋, 李海鹰, 孟令云	508
一种沥青混合料粗集料优选技术研究	郭 辉, 李 靖, 赵永利	518
循环载荷下基于累积塑性破坏的船舶总纵强度安全性研究	崔虎威, 杨 平, 黄 诚	524
基于城市更新的慢行系统城市适宜性要素分析	刘一杰	530
超声波风速仪外形优化	任 鑫, 梁习锋, 程忠宇, 谭晓明	538
基于不匹配扰动补偿的直线电机滑模鲁棒控制	邓江明, 陈特放, 唐建湘	546
云端技术于公交系统人民陈情分析的应用	林大杰, 颜嘉俊, 董 莹, 黄启倡	554
Research on Stress Distribution of Steel Beams with Web Openings	Dong Qin, Xu Geng, Deng Junlin	559

多源信息融合在故障诊断方面的应用

于天剑, 张桂新, 陈雅婷

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410075)

摘要: 现代列车使用越来越多的传感器进行数据检测, 通过各种方式将信息融合到控制及诊断系统。为限制通信网络的数据总量, 所有传感器仅将决策发送回信息融合中心, 以便中央系统诊断及安全导向。针对高速列车系统在信息提取中所遇到的困难和其故障诊断方面的要求和需要, 通过增加必要的传感器数量可以提升诊断系统的性能。提出了采用多源信息融合来解决这个问题的思路, 利用多个传感器从多个角度获取系统的各种特征信息或同一传感器的不同特征信息, 按照 Dempster-shafer 的融合算法来进行机车的故障诊断, 对于推动列车可靠性系统的研究和轨道交通系统的发展有重大和深远的意义。

关键词: 高速列车; 故障诊断; 多源信息融合; Dempster-shafer

中图分类号: H314.2

文献标志码: A

Fault Diagnosis of Multi-source Information Fusion of High-speed Trains

Yu Tianjian, Zhang Guixin, Chen Yating

(College of Science Information and Technology Central South University, Changsha 400075, Hunan Province China)

Abstract: The modern train electric systems comprise more and more sensors. The information of these sensors is gathered via various networks. To limit the quantity of data transferred in the networks, the local sensors send only binary decisions back to the fusion center. The difficulties encountered in the reliability assessment for the high-speed train system, and the demands and needs of the fault diagnosis. Increase the necessary number of sensors can enhance the performance of the diagnostic system. Proposed to solve this problem, a multi-source information fusion ideas, the use of multiple sensors to obtain different characteristics of the various features of the system information or the same sensor information from multiple angles, according to the Dempster-shafer fusion algorithm to fault locomotive diagnosis.

Key words: High-speed train; fault diagnosis; multi-source information fusion; Dempster-shafer

1 引言

随着科技的进步, 现代工业设备主要向高速化和高速自动化的方向发展, 但是对设备本身的设计和运行的安全性提出了更高的要求, 一旦发生故障, 将会造成巨大的损失, 提高高速列车

收稿日期: 2013-7-27

基金项目: 国家自然科学基金 (项目编号: 61273158)

作者简介: 于天剑 (1988-), 男, 研究生。研究方向: 电力牵引与故障诊断。E-mail: yutianjian1988@163.com

的安全性,可靠性慢慢地发展为一个十分重要的课题,设备的故障诊断也成了一个热点^[1]。传统的高速列车的故障诊断方法大多数采用单传感器技术,信息来源不充分,故障诊断分辨率不高,会经常出现故误报,漏报和错报现象,难以保证高速列车的安全性和可靠性,本文着重研究基于多传感器的信息融合技术在高速列车中的应用,利用多个传感器从多个角度获取系统的各种特征信息或者是同一传感器的不同特征信息,按照一定的融合方法来对这些多元信息加以处理,最后依据融合信息进行故障诊断和预测,研究表明,高速列车多源信息融合转换单元是告诉列车故障诊断中的一个可行、有效的诊断方法。而数据融合涉及决策理论、评估理论、数字信号处理、计算机网络等多个学科和多种技术^[2]。目前多个传感器的数据融合方法还没有形成一个完整的体系,但是在一些领域也适当地采用了适用的融合理论并且得到了很好的效果,目前信息融合方面的主要研究方向分为4个:(1)特征表示;(2)数据采集;(3)融合计算;(4)故障预测。各个传感器采集到的信息,均不相同,所以需要一定的算法来转换和表达一种一致性的信息,例如矢量表示、标量表示、时间校准和空间标定等,多源信息融合转换单元中的融合计算是系统的核心部分可以对多个信息来分析、补充、取舍、修改和关键计算,最终得到结果。故此,本文提出高速列车转换单元技术来综合利用多源信息,借鉴信息融合技术在其他领域中应用的成功经验,来对机车数据进行管理、收集、分析和综合处理,最终对高速列车进行故障诊断^[3-5]。

2 原理与设计

2.1 融合计算在故障诊断中的应用

融合计算步骤如图1所示。

在高速列车的故障诊断当中,多源信息的采集和分析是由低到高的,在司机控制室可以分别通过速度传感器、电流传感器、电压传感器等来分别测量机车的速度、电流及电压,然后再综合融汇到一起,在图1中每一层可以用自己的具体操作目标来处理数据,进行分析,给出相应的指令,各个层次之间虽然会有一些干扰,但各个层次之间也是相互依赖的,低层次并不需一定等待高层次处理完再进行

控制和执行,这样既可以考虑转换单元对多元信息彻底同化吸收的同时,也考虑了立即性、快速灵活性的要求^[6]。数据融合技术是近年来一门新兴的数据处理技术,它与经典的信号处理方法之间存在本质区别,融合技术所处理的多传感器信息具有更为复杂的形式,可以在不同的信息层次上出现,通常包括数据层、特征层和决策层。它可对多类、多源和多平台传感器获取的信息自动地进行综合分析,与其他数据处理技术相比,能更快、更准确、更连续和更全面提供高速列车的各项指标而得出综合性结论,它有两种功能:高速列车信息的转换与处理;高速列车信息的组合与推理、辅助决策。由于各类传感器和其他信息源提供的多源信息在种类上、形式上不同,为了使各信息之间可以相互比较及有效通信,必须对列车上的多源信息进行转换和统一描述,以及对他们进行处理,将各传感器的判断与实际目标特征相关,再将各个分析结果比较,最后完成推断和识别^[7-8](见图2)。

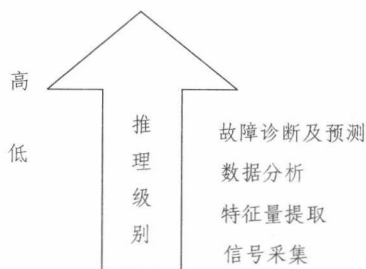


图1 融合计算步骤

Fig. 1 Fusion calculation steps

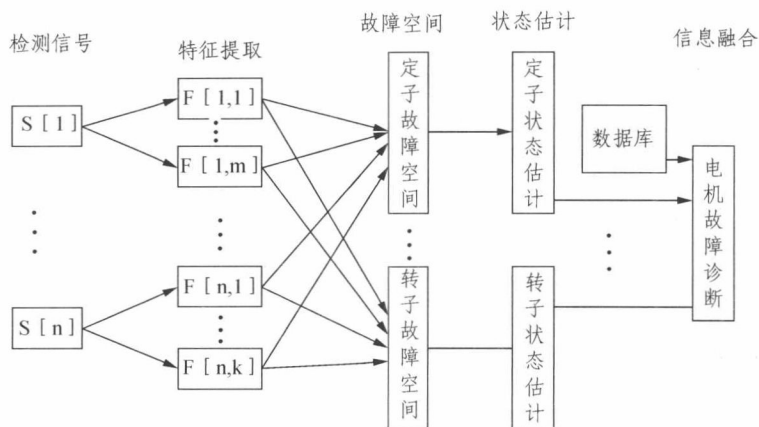


图2 结构框图

Fig. 2 block diagram

2.2 基于 D-S 证据理论对高速列车的故障诊断及预测

为了验证多源信息融合在故障诊断及预测中的应用,我们以图3为例,图3为实验室中的设备转向架,是用来做一些故障试验的,在转向架和轮对当中会有很多的故障,下面我们以后图3中的故障情况来提取故障信号进行分析,预测轴承运转温度、转子零件松动、轮对是否有裂纹,我们可以分别用温度传感器、速度传感器来分别提取各种故障状态下的参数值,再进行特征量提取,用 D-S 函数来进行融合计算,最后分析得出结论^[9-11]。

假设所有数据源都被认为是同等重要的,当这一假设是正确的时候可以得到正确的结果,当假设不成立的时候会造成冲突。

隶属度函数形式的确定主要有两个因素,一是传感器本身的工作特性,二是传感器工作时候所受到的干扰,在多数这样的实例当中,应采用梯形函数为好^[12],如图4所示。

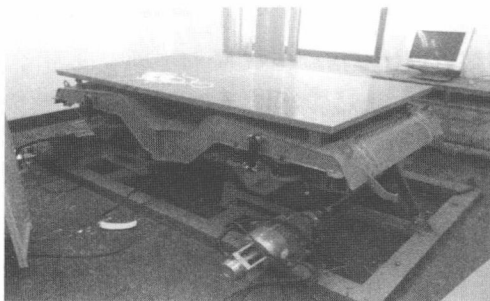


图3 多个传感器的提取

Fig. 3 Extraction of a plurality of sensors

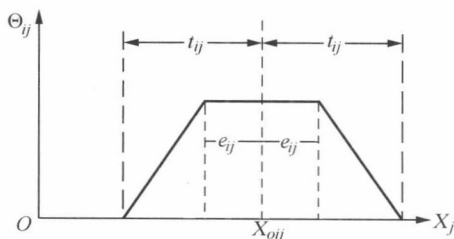


图4 梯形函数

Fig. 4 Trapezoidal function

$$\text{其模糊隶属度函数为 } \Theta_{ij} = \begin{cases} 0 & X_j \leq X_{0ij} - t_{ij} \\ a(X_j - X_{0ij} + t_{ij}) / (t_{ij} - e_{ij}) & X_{0ij} - t_{ij} \leq X_j \leq X_{0ij} - e_{ij} \\ 1 & X_{0ij} - e_{ij} \leq X_j \leq X_{0ij} + e_{ij} \\ a(X_{0ij} - X_{0ij} - t_{ij}) / (t_{ij} - e_{ij}) & X_{0ij} + e_{ij} \leq X_j \leq X_{0ij} + t_{ij} \\ 0 & X_j \geq X_{0ij} + t_{ij} \end{cases} \quad (1)$$

式中, X_{0ij} 表示为设备故障时候的各种特征值, 此处为振动信号; e_{ij} 为其波动范围; a 为调整系数; t_{ij} 为特征值波动; Θ_{ij} 为传感器 j 测定对象属于 i 模式的隶属度; X_j 表示传感器 j 测定的实际特征值^[13]。

利用速度、温度、加速度在不同的模式下进行测量, 得到如下 4 种数据表格 (见表 1)。

表 1 数据采集

轴承温度过热测量模式						无故障测量模式					
速度	0.22	0.28	0.43	0.56	0.62	加速度	0.1	0.2	0.3	0.4	0.4
温度	0.6	0.7	0.8	0.7	0.7	速度	0.07	0.03	0.05	0.05	0.04
轮对有裂纹测量模式						转向架转子松动测量					
加速度	0.2	0.3	0.4	0.4	0.4	加速度	0.2	0.2	0.5	0.3	0.4
速度	0.05	0.07	0.10	0.11	0.08	速度	0.02	0.04	0.06	0.05	0.07

在上面得到的数据当中, 我们为了计算出 Θ 用来评估被测目标模式隶属于某一目标类型的程度, 为了方便计算出 Θ_{ij} , 也为了更能明了地体现出融合计算在故障诊断中的应用, 取 $e_{ij} = 0$, $t_{ij} = X_{0ij}$, 加速度传感器 $a = 3.3$, 速度传感器 $a = 2.1$, 温度传感器 $a = 1.5$, 就可以简化隶属度函数的计算式

$$\Theta_{ij} = \begin{cases} 0 & (X_j \leq 0) \\ aX_j/X_{0ij} & (0 < X_j < X_{0ij}) \\ 1 & (X_j = X_{0ij}) \\ a(2X_{0ij} - X_j)/X_{0ij} & (X_{0ij} < X_j \leq 2X_{0ij}) \\ 0 & (X_j > 2X_{0ij}) \end{cases} \quad (2)$$

我们以轮对有裂纹的模式为例选取数据来给出融合计算的处理过程, 选取最能反映故障特征的数据 (0.4; 0.10) 进行样本计算。通过上面的计算式可以得出在故障模式下的速度与加速度的相关系数为 (0.235 4; 0.154 3), 由隶属度函数可以计算信度函数 M 和不确定度 M_1 , 在这里传感器数目是 $N = 2$, 诊断模式 $N_e = 4$, 根据实验数据, 取权系数 $W_1 = W_2 = 1$, 修正系数 $K = 0.5$, 计算可得

$$a_1 = 0.454\ 3, a_2 = 0.842\ 3 \quad (3)$$

$$\beta_1 = \left(\frac{N_c w_1}{\sum_{i=1}^4 C_1(A_i)} - 1 \right) / (N_c - 1) = 0.605\ 2 \quad (4)$$

$$\beta_2 = \left(\frac{N_c w_2}{\sum_{i=1}^4 C_2(A_i)} - 1 \right) / (N_c - 1) = 0.634\ 1 \quad (5)$$

$$R_1 = \frac{w_1 a_1 \beta_1}{\sum_{j=1}^2 w_j a_j \beta_j} = 0.640\ 2 \quad (6)$$

$$R_2 = \frac{w_2 a_2 \beta_2}{\sum_{j=1}^2 w_j a_j \beta_j} = 0.458\ 1 \quad (7)$$

其信度函数为

$$M = \frac{C_1(A_1)}{\left\{ \sum_{i=1}^N C_1(A_i) + N \times K(1 - R_1)(1 - W_1 a_1 \beta_1) \right\}} = 0.1638 \quad (8)$$

同样可以计算其他信度函数值（见表2）。

表2 各模式的信度函数

传感器	信度函数				不确定
	过热	有裂纹	转子松动	正常	
加速度	0.1855	0.1638	0.1564	0.2282	0.1944
速度	0.1194	0.1464	0.1036	0.2257	0.1209

同样，也可以求出其他的数据，根据 D-S 合成方法，进行融合计算， C 为包含完全冲突假设的所有信度函数乘积之和，对于冲突假设 A_i 和 B_j ，是指假设的目标 A_i 和 B_j 在 Θ 不可能同时存在，即是相互排斥的，我们当然可以假设上面的故障不是同时发生的，式中 A 是指 A_i 和 B_j 布尔组合的一个综合命题， A 的信度函数值 M 是包含不冲突 A_i 和 B_j 的所有信度函数乘积之和，主要是指 A_i 与不确定性命题的组合。实际处理数据时，采用信度函数的平均值进行运算，由此可以计算融合函数为^[14]

$$\begin{aligned} C &= \sum_{\varphi=A_i \cap B_j} m_1(A_i) m_2(B_j) = \sum_{j=1}^4 [m_1(A_j) \sum_{i=1, i \neq j}^4 m_2(A_i)] \\ &= m_1(A_1) [m_2(A_2) + \dots + m_2(A_4)] + \dots + m_1(A_4) [m_2(A_1) + \dots + m_2(A_3)] = 0.7526 \end{aligned} \quad (9)$$

$1 - C = 0.2474$ ，由计算式可得到融合后分配到各个模式上的信度函数值为

$$M(A_1) = \sum_{A_i=A_1 \cap A_j} \{m_1(A_i) m_2(A_j)\} / (1 - C) = 0.2182 \quad (10)$$

同样可以计算分配到其他模式上的信度函数值

$$\text{不确定度 } m(\theta) = \frac{m_1(\theta) m_2(\theta)}{1 - C} = 0.0526$$

经过融合计算和以前的数据进行对比会得到以下数据表格（见表3）。

表3 数据对比

故障模式	传感器	信度函数		不确定度	诊断结果
		有裂纹	无故障		
轮对有裂纹	加速度	0.1638	0.0000	0.2323	有裂纹
	速度	0.1464	0.0000	0.1956	不确定
	融合	0.3584	0.0000	0.0526	有裂纹

由于信度函数值差别很小，从而使单传感器故障诊断的不确定度增大，不能确定故障类型，经过融合处理后，实际故障模式的信度函数值增加，从而其他故障模式的信度函数值相对减小，故障诊断的不确定性大幅度降低，从而给出比较准确的诊断结果，也就是说，基于 D-S 证据理论和模糊数学的多传感器数据融合增加了设备故障的可分析性，有效地提高了故障模式的识别能力，使故障模式判断的准确率得以提高。

2.3 系统仿真试验

本节采用系统仿真的方式来说明融合技术比单传感器的优越性。假设有 M 个不同的传感器在一个检测系统中, 在传统模式、仿真环境下, 分别取 1 个、10 个、100 个传感器为测量量, 观测模型如下

$$y_t^m = x_{t-1} + v_{t-1} + w_t^m$$

式中, y_t^m 是 3 个高斯随机变量的和。 y_t^m 的平均值和方差在假设 H_0 下分别为 $u_{x_{t-1}}$ 和 $V_0 = P + Q_0 + R$, 在假设 H_1 下分别为 $u_{x_{t-1}}$ 和 $V_1 = P + Q_1 + R$, 这里的 Q_j 代表不同传感器检测值中不确定性的共有部分。 R 表示每一个传感器检测值中所独有的不确定性。在 R 较大的情况下, Q_j 越小, 传感器检测值之间的关联性越小; 在 R 较小的时候, Q_j 越大, 传感器检测值之间的关联性越大。在极限情况下, 如果 Q_j 为 0 (在此极限情况下, P 也为 0), 传感器检测值就是相互独立的; 如果 $R = 0$ (P 也为 0), 传感器检测值则是完全关联的。为了在检测值相关度不同的情况下进行公平的比较, 本文在两种假设条件下, 将不确定性固定, 并使它与测量值 y_t^m 有关^[15], 如图 5 所示。

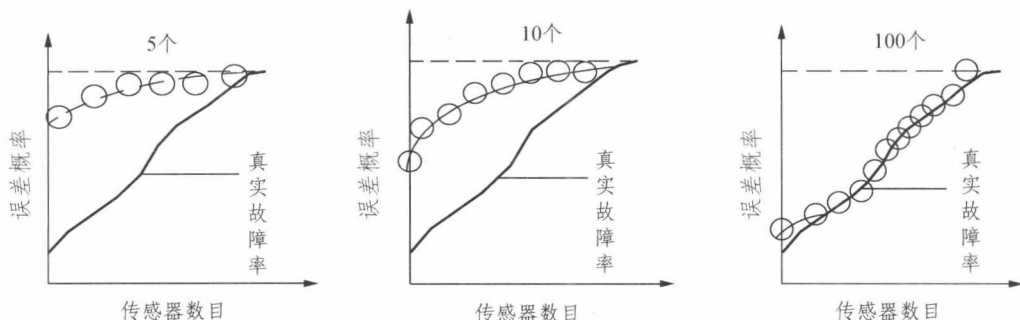


图 5 不同数量的传感器与误差概率的关系

Fig. 5 The different number of sensor error probability relations

采用必要数量的传感器可以有效提高系统性能, 如机车牵引主变压器状态预测, 通过变压器室气体压力检测、油温的检测、变压器原边及次边绕组电流的检测、牵引工况的检测等能较好地对牵引变压器进行故障诊断及预测, 此时增加关联性不大的传感器综合处理能得到好的结果, 从图 5 可以看出, 提高相应的传感器的数目, 真实的故障预测会越来越接近真实的故障率, 也会更加准确地验证出高速列车中用多传感器来进行故障预测的方法的可实施性。

3 结论

多源信息融合是一个复杂的系统问题, 本文介绍了信息融合技术在高速列车故障诊断中的应用, 也运用 D-S 证据理论和模糊数学在故障诊断中的应用, 在对转向架的故障试验当中, 达到了相应处理任务的合理分配, 用实例证明了经过故障信息的融合后, 能够有效提高诊断结论的可信度, 减小诊断的不确定性, 对观测数据相关性小的情况, 可以通过必要的传感器数量来诊断系统的性能。在以后的科研当中, 如果可以熟练应用, 会对高速列车的故障诊断有很大的帮助。

参考文献

- [1] 唐怡冬. 基于信息融合的车辆跟踪技术[J]. 四川大学学报, 2005.

- [2] 李万周. 多种采集类设备的交通数据信息融合与应用[J]. 技术, 2005, 76-78.
- [3] Neira J, Tard'os J D. Data Association in Stochastic Mapping Using the Joint Compatibility Test[J]. IEEE transactions on Robotics and Automation, 2001, 17 (6): 890-897.
- [4] Edwards W, Miles R, Winterfeldt D. Advances in Decision Analysis. May, 2007.
- [5] 柴可夫. 基于传感网的车辆检测及其数据融合[D]. 上海交通大学硕士学位论文, 2006.
- [6] 唐汝臻, 钱寒峰. 智能交通信息采集集中数据融合技术探索[J]. 科技资讯报, 2007, 17-18..
- [7] Hall D L, Llinas J, editors. Handbook of Multisensor Data Fusion[J]. CRC Press LLC, 2001. 242-257.
- [8] 张旭. 面向交通运行状态评价的多源异质交通流数据融合技术方法研究[D]. 2008.
- [9] 王璇. 多传感器信息融合技术[J]. 北京航空航天大学学报, 1994 (4).
- [10] 马林立, 孙尧. 基于信息融合的控制系统的故障诊断[J]. 红外与激光工程, 2002 (1).
- [11] 孙即祥, 史慧敏, 王宏强. 信息融合中的有关熵理论[J]. 计算机学报, 2003, 26 (7): 791-806.
- [12] Doucet A, Nando de Freitas, Gordon N. Sequential Monte Carlo Methods in Practice[M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [13] Andrieu A, Doucet A, Singh S, et al. Particle Methods for Change Detection, System Identification and Control [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92 (3): 423-438.
- [14] 黄采伦, 樊晓平, 陈特放. 列车故障在线诊断技术及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.
- [15] 潘 泉, 于 昕, 程咏梅, 等. 信息融合理论的基本方法与进展[J]. 自动化学报, 2003, 29 (4): 599-615.

基于神经网络的列车轴承故障预报方法研究

李志鹏¹, 赵捍东¹, 朱喜行²

(1. 中北大学 机电工程学院, 山西 太原 030051;

2. 徐工南京研究院车型所, 江苏 南京 210012)

摘要: 为了对列车轴承可能发生的故障进行准确的预报, 提出了一种基于小波神经网络的故障预报方法。首先, 使用小波神经网络逼近轴承的工况信号与剩余寿命之间的对应关系, 用于预报故障发生的时间, 同时使用改进型粒子群优化算法对神经网络的权值和阈值进行优化调整; 其次, 在此基础上使用无迹卡尔曼滤波方法对基于神经网络的初步预报数据进行去噪滤波处理; 最后, 对轴承进行了实验测试, 取得了良好的预报效果。说明本文方法用于列车轴承的故障预报是有效可行的, 并为故障预报的工程应用提供了一种新方法。

关键词: 小波神经网络; 粒子群优化; 无迹卡尔曼滤波; 故障预报

中图分类号: U279

文献标识码: A

The Failure Prediction Method Research of Bearings for Train Based on Neural Network

Li Zhipeng¹, Zhao Handong¹, Zhu Xihang²

(1. Mechatronic Engineering College of North University of china, Taiyuan Shanxi Province 030051, China;

2. NANJING XUGONG Automobile Manufacturing Co. Ltd, Nanjing Jiangsu Province 210012, China)

Abstract: To predict the probable failure of bearings for trains accurately, a prediction method based on wavelet neural network was raised in this paper. At first, used wavelet neural network to approximate the relationship between bearings' work condition and residual life to predict the failure time, at the same time, optimized the neural network's weight and threshold with improved particle swarm optimization algorithm; On the basis, dealt the preliminary predicted date using Unscented Kalman Filter. At last, made experiments on bearings as tests, and the results were satisfactory. That means this method is effectively and feasibly for predicting trains' bearings' failure time, and can be served as a reference in engineering application of failure prediction.

Key words: Wavelet Neural Network; Particle Swarm Optimization; Unscented Kalman Filter; Fault Prediction

轴承是列车的重要受载部件, 同时也是工作环境最为恶劣的部件。及时准确地预报其故障发生时间对列车的安全高效运行有着至关重要的作用, 也是实现智能监测和视情维修的重要组

收稿日期: 2013-9-7

基金项目: 企业项目

作者简介: 李志鹏 (1986-), 男, 河南周口人, 博士研究生, 研究方向: 人工智能与控制, E-mail: lizhipengfirst@163.com

成部分,可以节省大量的例行检修的时间和资源。对于故障预报,现行的方法有混合灰色系统预报方法^[1],支持向量机方法^[2],改进BP神经网络方法^[3-4],灰色-模糊预报方法^[5],威布尔模型法,时间序列分析法等。但列车运行环境十分恶劣,振动强、载荷高、冲击大、噪声复杂,一般方法难以取得理想的效果。同时,不同速度、不同温度、不同载重的运行状态对其寿命也有不同影响,这也使得传统的经验方法并不完全可靠。为此,本文提出了一种基于改进型小波神经网络的故障预报方法。通过神经网络学习工况信号和剩余寿命之间的对应关系,掌握其对应规律,从而可以根据工作中的轴承工况信号预报出可能发生故障的时间。由于采用了小波函数作为激励函数,使得网络的一致逼近能力和训练收敛速度均优于常用的BP网络,并且具有良好的时域变换特性。

1 基于神经网络的故障预报

1.1 基于小波神经网络的故障预报原理

对于处于一定工位的轴承,材料和装配方式均是确定的,则其故障发生时间(剩余寿命) t 跟工作环境下的噪声频率 f 、频率变化率 Δf 、振幅 A 、振幅变化率 ΔA 、环境温度 T 、工作载荷 L 、已工作时长 H (这里指不同条件下的工作时长折合成最大许用载荷条件下的工作时长)等有关。由于不知道这种关系的显式表达式,所以使用小波神经网络方法来逼近这个关系。小波神经网络是小波分析理论与人工神经网络理论相结合的产物,充分利用了小波变换的时频局部化特性和神经网络的学习联想能力。根据需要逼近函数的特性可以选择不同的小波函数,并且小波函数可以是正交性的,以保证逼近函数的表达式的唯一性。对具有突变性质的函数具有逐步精细的描述特性^[7],使得函数的逼近效果更好,这是BP网络和径向基函数网络所不具备的。

和其他前向网络一样,小波神经网络也是一种有监督学习的网络^[6-7]。通过对样本的学习,不断修正各神经元之间的连接权值和阈值,使得神经网络中产生输入到输出之间的智能映射关系。因为引入了伸缩因子和平移因子,小波神经网络比一般的前向神经网络具有更多的自由度,使得小波神经网络具有更好的逼近能力。一般情况下,一个三层的小波神经网络就可以逼近任一复杂函数,典型的三层小波神经网络的拓扑结构如图1所示。

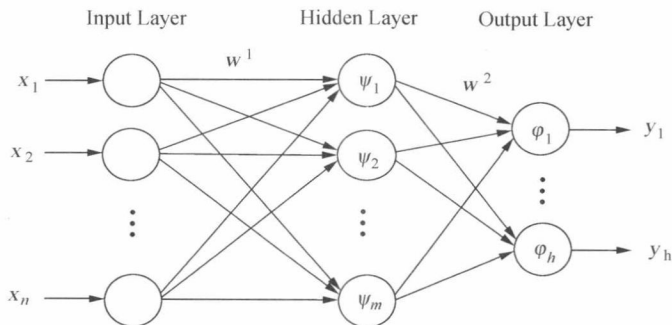


图1 小波神经网络拓扑结构

Fig. 1 Wavelet Neural Network's Topological Structure

图1中 φ_k 为输出层激励函数,本文中取为sigmoid函数, ψ_i 为小波基函数,对 $\psi(x)$ 做平移和伸缩变换后可得到离散化的小波基函数

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

其中, a, b 分别为伸缩因子和平移因子。本文中, 小波基函数取为 Morlet 函数作为隐层神经元的激励函数。即

$$\psi(x') = \cos(1.75x') \exp\left(-\frac{x'^2}{2}\right) \quad (2)$$

其中, $x' = (x - b_j)/a_j$ 。则小波神经网络的输入输出关系为

$$y_k = \varphi\left\{\sum_{j=1}^h w_{jk}^2 \left[\frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\sum_{i=1}^n (w_{ij}^1 x_i + b_j) / a_j\right)\right] + b_k\right\} \quad (3)$$

其中, w^1, w^2 分别表示第一、二层上不同神经元间的权值, b 表示神经元上的阈值, x_i 表示输入层第 i 个神经元的输入量。在轴承故障预报的应用中, 只需预报出其故障发生时间, 而无需精确预报出故障将发生的具体形式。所以只需利用神经网络中的映射关系预报出轴承的剩余寿命即可, 即网络的输出层只有一个神经元, 输出量为 t 。输入量有 $f, \Delta f, A, \Delta A, T, L, H$, 共 7 个量。令 $x = (f, \Delta f, A, \Delta A, T, L, H)$, $t = t$, 那么可以认为神经网络中经训练后产生这样的映射

$$\Gamma: x_i \rightarrow t_i \quad (4)$$

点 (x_i, t_i) 可以理解为欧氏空间中的点, 并假设点 (x_i, t_i) 可取得 N 个, 则基于小波神经网络的预报原理即为, 使用小波神经网络对这 N 个高维空间中的点进行拟合, 当 N 足够完备且适时, 就可实现对工况信号与剩余寿命之间的对应关系的高精度逼近, 即可实现 Γ 的功能。

传统的小波神经网络训练方法为 BP 方法, 但是使用 BP 训练方法可能会导致权值和阈值陷入局部极小值而影响其收敛到全局最优状态。为了取得合适的权值阈值, 使其具有良好的逼近能力和容错能力, 本文引入粒子群优化算法对小波神经网络进行训练。

1.2 训练方法的改进

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 通过群体中粒子间的协作与竞争来搜索全局最优解^[8]。在优化过程中, 每一个粒子代表一个可能的解, 对于小波神经网络的训练而言, 不妨令粒子的当前位置是待定参数的当前值, 即

$$x = (w_{1j}^1, w_{2j}^1, \dots, w_{ij}^1, \dots, w_{2k}^2, \dots, b_{11}, \dots, b_{2h}) \quad (5)$$

将其看作是一组向量, 那么优化得到的最优位置即为对待求向量的最优解, 即对应的神经网络的最佳权值和阈值。

实践表明 PSO 算法有易早熟的缺陷, 不易获得全局最优解。为了利用 PSO 算法的优点且避开其典型缺陷, 本文使用自适应量子行为粒子群优化算法 AQPSO (Adaptive Quantum-behaved PSO) 对神经网络进行训练。与经典 PSO 算法相比, 该算法模型更简单, 协同能力更强, 极大增强了全局搜索能力^[9]。其中 QPSO 算法在进化搜索过程中引入了势阱的概念^[8-9], 用 p 点表示

$$p_i^k = (p_{i,1}^k, p_{i,2}^k, \dots, p_{i,M}^k), i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

则粒子位置的更新规则为

$$p_{i,j}^k = \begin{cases} x_{i,j}^k & f(x_{i,j}^k) < f(p_{i,j}^{k-1}) \\ p_{i,j}^{k-1} & f(x_{i,j}^k) \geq f(p_{i,j}^{k-1}) \end{cases} \quad (7)$$

$$P_{i,j}^k = ap_{i,j}^k + (1-a)p_{g,j}^k \quad (8)$$

其中, $p_{i,j}$, $p_{g,j}$ 分别表示粒子的个体最优位置和全局最优位置, 求取 $p_{g,j}$ 的值时, 只需解算下标 g 的值: $g = \arg \min_{1 \leq i \leq N} \{f(p_i^k)\}$, a 是 $0 \sim 1$ 的随机系数, $f(\cdot)$ 是表征在优化的作用下目标函数输出性能的函数, 结合故障预测的现实问题, 我们定义 $f(\cdot)$ 表征神经网络的映射能力的优劣, 即

$$f(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(y_i(x) - \bar{y}_i(x))^2} \quad (9)$$

其中, y_i 表示神经网络的实际输出量, $\bar{y}_i$ 表示对应的期望输出值, 则该函数的含义为对应于待优化参数向量 x 的神经网络的实际输出与理论输出的偏差量。这时, 粒子值的更新规则为

$$x_{i,j}^{k+1} = P_{i,j}^k \pm \beta |\bar{p}_{\text{best}}^k - x_{i,j}^k| \ln(1/u) \quad (10)$$

$$\bar{p}_{\text{best}}^k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i^k \quad (11)$$

式中, u 取为 $0 \sim 1$ 的随机数, 且当 $u \geq 0.5$ 时, $\pm$ 取为 “-” 号, 否则取为 “+” 号, $\bar{p}_{\text{best}}^k$ 表示当前粒子群的平均最优位置, β 为速度系数。实际应用中发现, 系数 β 会影响粒子群的收敛性能, 为此取 β 为自适应变量, 即

$$\beta = \frac{0.3(k_{\max} + k)}{k_{\max}} + 0.3 \quad (12)$$

其中, $k_{\max}$ 表示最大迭代次数。选取样本, 并定义误差函数后, 即可使用 AQPSO 算法对神经网络进行训练, 即对所有待定网络参数寻求最优解。其实质即为对于每输入一个样本, 更新一次粒子位置, 即更新一次神经网络的相应权值和阈值, 直到达到设定的最大优化次数或输出误差小于设定值。

2 数据处理

使用小波神经网络预报轴承故障时间时, 虽然对网络进行了基于 AQPSO 的优化, 系统误差依然不可避免, 同时传感器采集到的输入信号也存在诸多噪声, 所以经神经网络输出的预报数据较真实值会产生一定偏差。为此, 本文对初步预报数据进行滤波去噪处理。现行的滤波方法中, 以卡尔曼滤波和最小二乘滤波较为常用。考虑到列车上零部件的工作噪声的不确定性, 我们采用无迹卡尔曼滤波算法 (Unscented Kalman Filter, UKF) 进行去噪滤波处理。

无迹卡尔曼滤波区别于卡尔曼滤波和最小二乘滤波之处在于, 在求最佳增益矩阵时, UKF 根据观测量和协方差来确定最佳增益矩阵^[11], 并根据状态向量均值和方差阵复现出 $2n+1$ 个 σ 样本点, 实现系统状态变量的近似分布^[10-11]。令所需状态量表示为 X , 量测向量表示为 Z , 这里观测向量即可认为是神经网络的一步预报输出结果。令状态向量 X 的均值和方差表示为 $\bar{X}$ 和 P_X , 根据 UT (Unscented Transformation) 变换, 可取得在 $\bar{X}$ 周围的 $2n+1$ 个 σ 点为

$$\chi_i = \begin{cases} \bar{X} & i=0 \\ \bar{X} + (\sqrt{(n+\lambda)P_X})_i & i=1, 2, \dots, n \\ \bar{X} - (\sqrt{(n+\lambda)P_X})_i & i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$, 同时定义与 χ_i 对应的权值的求法为