基于粗神经网络的民用飞机故障诊断

刘永建 朱剑英 夏洪山

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 针对传统神经网络故障诊断过程中网络训练时间长、结构复杂以及仅能进行单值输入的缺陷,设计了一种基于粗神经网络的民用飞机故障诊断系统. 将粗糙集理论应用在神经网络的前端对民用飞机故障样本数据进行约简处理,以此去除冗余属性的干扰,克服了无关样本数据对网络学习性能的影响,简化了网络结构;利用粗神经元代替传统神经元,提高了网络性能,扩展了网络的应用范围. 通过对空中客车 A320飞机的故障诊断试验验证了该方法的有效性.

关 键 词: 民用航空; 故障诊断; 粗神经网络; 粗糙集理论; 约简; 辅助动力系统

中图分类号: V 267

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2009)08-1005-04

Fault diagnosis for civil aviation aircraft based on rough-neural network

Liu Yongjian Zhu Jianying Xia Hongshan

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To solve the defects of traditional fault diagnosis neural network, such as long training time, complex structure and single-valued input, a fault diagnosis system for civil aircraft based on rough-neural network was proposed. Rough set theory was applied to the front-end neural network to reduce the data of civil aircraft fault sample so as to remove the disturbance of redundant attributes, and overcome the impaction of unrelated data that imposed on the performance of network learning, simplify network structure. Secondly, by using the rough neurons instead of the traditional neurons, the performance of network was improved, and the scope of the application of network was expanded. The effectiveness of this method was verified by Airbus A320 aircraft fault diagnosis test.

Key words: civil aviation; fault diagnosis; rough-neural network; rough set theory; reduction; auxiliary power system

随着全权数字式发动机控制(FADEC, Full Authority Digital Engine Control)等技术在民用航空领域的应用,出现了集中故障显示系统(CFDS, Centralized Fault Display System)、飞机综合数据系统(AIDS, Aircraft Integrated Data System)、飞机通信寻址与报告系统(ACARS, Aircraft Communication Addressing and Reporting System)等先进的数据应用系统. 有助于实现视情维护和可靠性管理,使飞机的状态监控和深层次排故分析远程实时化成为可能,确保了民用航空安全.

近年来,学者们提出了许多飞机故障智能诊断方法,包括基于知识的专家故障诊断技术和基于神经网络的故障诊断技术. 其中,基于知识的专家故障诊断技术存在着专家系统获取知识的瓶颈问题以及实时性差等问题,限制了应用,对此,文献[1]尝试将粗糙集理论应用于航空发动机故障诊断中,取得了较好的效果. 神经网络具备很强的学习功能、非线性映射能力以及分布式并行处理功能,可以有效解决诊断系统的知识表示、获取和并行推理等问题,但存在着网络学习算法以及网络结构的复杂性问题,文献[2-3]进一步利用粗糙集理论进行知识规则的提取,分别构建了粗糙

收稿日期: 2008-06-27

作者简介: 刘永建(1972-),男,陕西扶风人,博士生, lyj3924111@sina.com.

神经网络的歼击机操纵面智能故障诊断系统和航空电子系统故障诊断系统. 但是,这些研究虽然简化了神经网络结构,并未对神经网络的运作机理进行优化. 本文以空中客车公司 A320 飞机为研究对象,构建了一种基于粗神经网络(RNN, Rough-Neural Network,)的智能民用飞机故障诊断系统. 利用粗糙集对民用飞机故障样本进行简化处理,降低神经网络结构的复杂度,并构建粗神经元,提高神经网络的容错和抗干扰的能力.

1 粗神经网络

神经网络故障诊断技术通过对样本的学习,将专家知识以权值和阈值的形式保存在网络中,利用网络的信息进行诊断推理. 学习的样本越多,神经网络的故障诊断能力越强. 但是,使用大量的故障样本训练网络将导致过于复杂的网络结构,极大地降低了网络的运算速度. 同时,由于航空公司机队规模相对较小,导致实际可获取的故障样本呈不均匀分布,直接影响了网络的学习性能,限制了故障诊断应用的效果. 此外,传统神经网络的输入仅限于单值输入的情况,应用范围受到了限制. 基于以上分析:①有必要对故障样本进行优化,去除冗余属性的干扰,减少神经网络需要处理的数据量,改善神经网络对样本的学习效果;②需要构建新的神经元以兼容非单值输入信息,扩展网络的使用领域,提高故障诊断的准确性.

1.1 粗糙集理论

粗糙集理论由文献[4]提出,用以处理信息不完整性和不确定性. 其主要思想是根据目前已有的知识,划分问题论域,在保持分类能力不变的前提下约简知识,导出概念的分类规则[5-6].

以 $S=(U,A,V,f)$ 表示决策信息系统,其中,U 为对象非空有限集合,称为论域;$A=C\cup D$,C 和 D 分别为条件属性集合和决策属性集合,$D\neq\varnothing$;$V=\bigcup_{a\in A}V_a$ 为属性值的集合,V_a 为属性 a 的值域;$f:U\times A\rightarrow V$ 为一个信息函数,有如下意义.

定义 1 每一个属性子集 $B\in A$ 决定了一个二元等价关系 IND(B):IND(B)$=\{(x,y)\in U^2 \mid \forall a\in A, f(x,a)=f(y,a)\}$.

定义 2 对于条件属性集 C,$U/\mathrm{IND}(C)=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$ 的熵为

$$H(C)=-\sum_{i=1}^{n}p(X_i)\ln p(X_i)$$

其中,$p(X_i)=\dfrac{|X_i|}{|U|}$,$|U|$ 为集合 U 的“势”,$|X_i|$ 为集合 X_i 的“势”,$i=1,2,\cdots,n$

定义 3 $\forall a\in C$,属性 a 的重要性为

$$S_C(a)=|H(C)-H(C-\{a\})|$$

其中,$S_C(a)>0$ 表示属性 a 是必要的,且 $S_C(a)$ 的值越大,属性 a 对决策越重要;当 $S_C(a)=0$ 时,表示属性 a 是冗余的.

1.2 RNN模型

运用粗糙集理论对神经网络进行了优化,主要在于两个方面:①利用粗糙集理论的属性约简规则,消除对象冗余,减少网络的训练和学习负担,进而减小网络的规模,提高容错和抗干扰的能力;②用上下近似构建粗神经元:每个粗神经元由上下两层组成,两个粗神经元的基本连接如图 1 所示,它们有 15 种连接组合;常见组合如图 2.

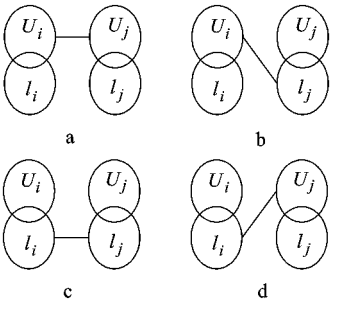

图 1 RNN基本连接方式

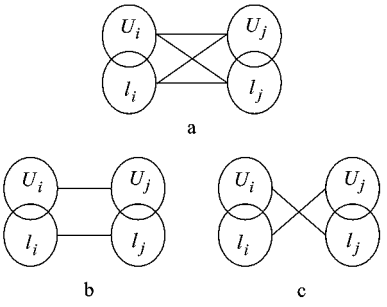

图 2 RNN结合连接方式

设 i 与 j 的上下神经元是图 2a 所示完全连接方式,那么神经元 j 的输入可计算如下[7]:

$$\mathrm{Input}_{U_j}=\sum_i(\omega_{U_iU_j}\times\mathrm{Output}_{U_i}+\omega_{l_il_j}\times\mathrm{Output}_{l_i}) \tag{1}$$

$$\mathrm{Input}_{l_j}=\sum_i(\omega_{l_il_j}\times\mathrm{Output}_{l_i}+\omega_{U_iU_j}\times\mathrm{Output}_{U_i}) \tag{2}$$

其中,i 和 j 为相连的神经元;$\omega_{U_iU_j}$,$\omega_{U_il_j}$($\omega_{l_iU_j}$,$\omega_{l_il_j}$)分别为 i 的上下神经元与 j 的上下神经元之间的权.

粗神经元 j 的输出可计算为

$$\mathrm{Output}_{U_j}=\max\{f_U(\mathrm{Input}_{U_j}-\theta_{U_j}),f_L(\mathrm{Input}_{l_j}-\theta_{l_j})\} \tag{3}$$

$$\mathrm{Output}_{l_j}=\min\{f_U(\mathrm{Input}_{U_j}-\theta_{U_j}),f_L(\mathrm{Input}_{l_j}-\theta_{l_j})\} \tag{4}$$

其中,θ_{U_j}和 θ_{l_j}分别为 j的上下两神经元的阈值; f_U和 f_L为上下层的传递函数,它们可以相同也可以不同.

传递函数确定后,调节权值改变粗神经元上下两层的抑制和激励关系.在全互连的情况下,假定:$\omega_{U_iU_j}=\omega_{U_il_j}=\omega_{l_iU_j}=\omega_{l_il_j}$,则神经元的上下两层的输出相同.此时,一个粗神经元相当于有两个相同输出的传统神经元.通过分别设定权值和连接情况,可以得到多种不同的神经元结构.

RNN模型的结构如图 3所示.

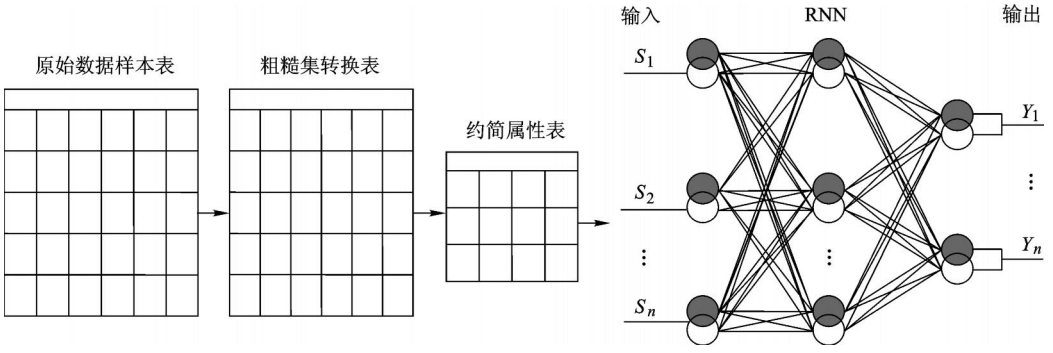

图 3　RNN工作原理图

1.3　民用飞机 RNN诊断模型

根据前面介绍的 RNN模型,可以构造基于RNN的民用飞机故障诊断模型,工作流程如图 4.

1) 收集必要的飞机故障数据,作为训练样本,其中每个故障可能对应有众多状态参数,引入粗糙集对这些状态参数进行约简,找出与故障有明显的相关性的参数,作为故障分析 RNN的前端输入,并确定神经元阈值的大小,以此构成了民用飞机的 RNN诊断模型.

2) 可以再收集后续的飞机故障数据,作为测试样本,根据前面属性约简的结果,构造向量,输入民机 RNN模型,失效了故障诊断,将模型输出的测试样本的诊断结果与实际结果进行对比,以此验证模型的准确性.

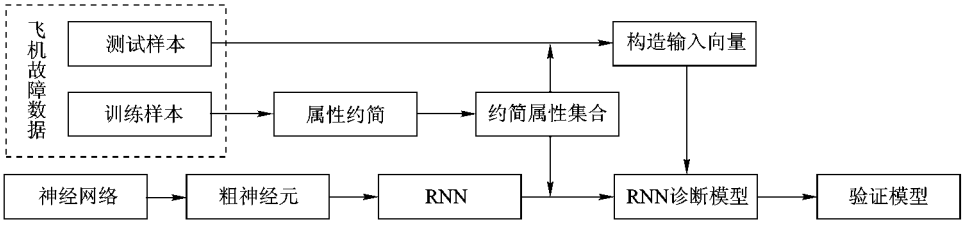

图 4　RNN诊断模型工作流程图

2　诊断试验

以空客 A320型飞机的辅助动力装置 (APU, Auxiliary Power Unit)的引气低压故障为例,进行实验.A320飞机中,从 48个 ARINC429总线来的接近 13 000个参数输入 ADS的核心计算机数据管理组件 (DMU, Data Management Unit)中.ADS中关于 APU的报告有 13和 14号报文,13号报文是 APU在发动机启动/慢车时的报文,14号报文是 APU停车报文,这些报文通过 ACARS实时传送到地面.地面通过 ACARS接收到报文,故障诊断系统会依据具体故障对报文中的参数进行约简,把最关键的参数输入 RNN诊断模型,最快时间给出精确的故障分析,缩短飞机停场时间.

空客 A320飞机 APU13号报文常见格式如下:

```
A320 APU MES/IDLE REPORT <13>
A/C DATE UTC FROM TO FLT
CC B2201 20070818 146 NKG CSX MU2705
PH CNT CODE BLEED STATUS
C1 11 70515 4000 2600001000023 1
TAT ALT CAS MN GW CG DMU
CE 0305 00389…309 C31000
ASN AHRS ACYC PFAD
E1 2070 24278 24764 20000
ESN ACW1 ACW2 NA EGTA IGV
N1 779650 00000 0A000 1000 0516 091
N2 779423 00000 0A000 1000 0516 091
N3 000000 00000 0 4000 1000 0391 022
P2A LCIT WB PT LCDT OTA GLA
S1 0979 0031 040 375 XXXX 112 035
S2 0979 0031 047 345 XXXX 113 025
S3 0990 0031 049 134 XXXX 111 000
```

PREVIOUS APU START
ST EGTP NPA OTA LCIT
V1 049 0804 0345 060 0041
END OF REPORT

报文中,ASN为APU序号;AHRS为APU工作总时间;ACYC为APU启动循环;PFAD为APU性能调节;ESN为发动机序号;ACW1,2为APU控制字;NA为APU转速;EGTA为APU的排气温度;IGV为进口导向叶片位置;P2A为APU进口空气压力;LCIT为负荷压气机进口温度;WB为引气流量;PT为引气压力;LCDT为负荷压气机出口温度;OTA为APU滑油温度;GLA为APU发电机载荷;STA为APU启动时间;EGTP为APU排气温度峰值;NPA为排气温度峰值时APU转速.

选取某A320机队2005年1月到2007年7月之间60组APU引气低压故障为实例.将这60组数据引入粗糙集进行约简,在60组APU引气低压故障中,只有IGV,WB,LCIT,ACW,PT这5个参数明显异常,具备与该故障的相关性.所以在APU 13号报文中的众多参数经过粗糙集约简后,只留下这5个参数作为APU引气低压故障分析网络的前端输入.将其中40组数据作为训练样本,20组数据作为验证样本,分别用传统神经网络(NN,Neural Network)和RNN对故障数据进行学习.网络特性的对比情况以及神经网络学习训练误差曲线分别见表1和图5.

表1 NN和RNN的的网络特性对比表

参数	NN	RNN
网络结构	34×58×1	5×12×1
训练步数	264209	135023
诊断误差	0.00837	0.00669

表1数据比较可知,RNN模型优势在于:网络结构约简后比约简前少了29个输入神经元和46个隐含神经元,结构更优.

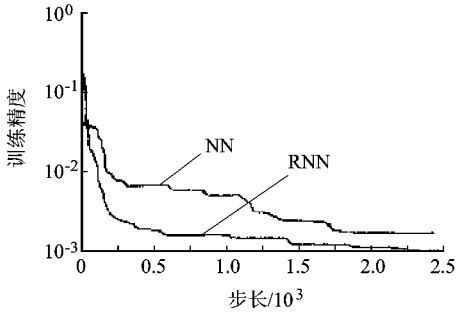

图5 神经网络学习训练误差曲线

由图5可知,经学习后,仍存在漏报或误报的可能,但在收敛性方面,RNN完成网络训练较之NN节省了近50%的时间,诊断误差低于NN 20%.

3 结束语

本文将粗糙集的定性分析与神经网络的定量信息处理有机结合起来,构建了RNN故障诊断模型.利用粗糙集的属性约简功能,对故障样本信息进行优化,去除冗余属性的干扰,克服了不均匀故障样本对网络学习性能的影响,降低神经网络结构的复杂度;利用粗神经元代替传统神经元,兼容非单值输入信息,扩展网络的使用领域,提高了故障诊断的准确性.通过对空客A320型飞机进行诊断试验表明,将粗糙集和神经网络结合使用在民用飞机故障诊断中,在技术和实践上都是可行的.

参考文献 (References)

[1] 王广,李军.基于粗糙集理论的航空发动机故障诊断[J].航空发动机,2005,31(4):51-53
Wang Guang, Li Jun. Aeroengine fault diagnosis based on rough sets theory[J]. Aeroengine, 2005, 31(4): 51-53(in Chinese)

[2] 胡寿松,徐德友,张敏.基于粗糙神经网络的歼击机操纵面智能故障诊断[J].南京师范大学学报(工程技术版),2004,4(3):1-9
Hu Shousong, Xu Deyou, Zhang Min. Intelligent fault diagnosis of fighter control surfaces based on rough neural network[J]. Journal of Nanjing Normal University (Engineering and Technology), 2004, 4(3): 1-9(in Chinese)

[3] 杜昌平,周德云,江爱伟.粗糙神经网络的航空电子系统故障诊断方法[J].火力与指挥控制,2006,31(10):48-50
Du Changping, Zhou Deyun, Jiang Aiwei. A fault diagnose method of avionics system based on rough set neural network[J]. Fire Control and Command Control, 2006, 31(10): 48-50(in Chinese)

[4] Pawlak Z. Rough sets: theoretical aspects of reasoning about data[M]. London: Kluwer Acasemic Publishers, 1991

[5] 王国胤.Rough集理论与知识获取[M].西安:西安交通大学出版社,2001
Wang Guoyin. Rough sets theory and knowledge acquisition[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2001(in Chinese)

[6] 吴今培,孙德山.现代数据分析[M].北京:机械工业出版社,2006
Wu Jinpei, Sun Deshan. Modern data analysis[M]. Beijing: China Machine Press, 2006(in Chinese)

[7] Lingras P. Comparison of neofuzzy and rough neural networks[J]. Information Sciences, 1998, 110: 207-215.

(责任编辑:刘登敏)