文章编号：1008－8857(2022)01－0023－06　**DOI**: 10.13259/j.cnki.eri.2022.01.004

燃气轮机气路故障诊断技术综述与展望

田书耘，万震天，谢岳生
（上海发电设备成套设计研究院有限责任公司，上海 200240）

摘　要：气路故障是燃气轮机的主要故障形式，对燃气轮机安全性和经济性影响重大，因此研究气路故障诊断方法至关重要。总结了国内外燃气轮机气路故障诊断技术研究的发展现状，并对各种研究方法进行了归类，分别讨论了基于模型、基于数据和基于知识方法进行故障诊断的优势、进展、适用范围及 3 种方法互相结合的可能性，重点介绍了近年来新兴的深度学习和融合诊断方法，最后探讨了该领域值得进一步研究的问题和可能的发展方向。

关键词：燃气轮机；气路故障诊断；深度学习；融合诊断
中图分类号：TK478　　**文献标志码**：A

Review and outlook of gas path fault diagnosis technology in the gas turbine

TIAN Shuyun，WAN Zhentian，XIE Yuesheng
(Shanghai Power Equipment Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200240, China)

Abstract: Gas path fault is the main fault mode in the gas turbine, which has a significant impact on its safety and economy. Therefore, it is important to study diagnosis methods for gas path fault. The development status of gas path fault diagnosis technology in the gas turbine was summarized at home and abroad, and various research methods were classified. The advantages, progress and application of three fault diagnosis methods based on models, data, and knowledge as well as their combination were discussed. The emerging deep learning and fusion diagnosis methods were highlighted. The problems and possible development directions in this field were discussed finally as the future research directions.

Keywords: gas turbine; gas path fault diagnosis; deep learning; fusion diagnosis

燃气轮机故障通常分为机械故障和气路故障[1]，后者与空气动力学和热力学相关，例如压气机与透平的积垢、腐蚀/磨损、热畸变、外/内物损伤等。据估计，地面发电用燃气轮机由于气

收稿日期：2020－05－07
第一作者：田书耘(1993—)，男，硕士研究生。研究方向：燃气轮机气路故障诊断。
E-mail:tianshuyun@speri.com.cn

路故障造成的事故停机时间占燃气轮机发电系统总停机时间的比例高达 46.3%[2]。

燃气轮机发生气路故障时，燃气轮机工作偏离设计状态[3–5]，部件的效率和流量特性偏离设计值，进而导致燃气轮机可测参数(如转速、功率、工作面压力温度等)偏离设计值。而效率和流量在实际运行过程中不能实时测量，因此燃气轮机的气路故障诊断就是要通过可测量的燃气轮机运行参数对燃气轮机各部件的健康情况进行分析，实现燃气轮机部件故障的检测、分离和诊断[6]。某单轴燃气轮机压气机几种典型气路故障、起因、性能参数(通流能力和效率)变化值(经验值)及常规解决方案如表 1 所示。

表 1 单轴燃气轮机压气机几种典型气路故障分析

Tab. 1 Summary of typical gas path faults in the single shaft gas turbine

故障类型	原因分析	性能参数变化值[8–12](经验值)	常规解决方案
叶片结垢	工质中的微小颗粒在叶片表面沉积，改变了气流的型线和进气角	通流能力下降3%～8%，效率下降1%	冲洗，流量下降2.5%时进行冲洗
叶片磨损	气流中较硬颗粒侵蚀	效率降低2%	更换部件
叶片腐蚀	化学腐蚀	效率降低2%	大修
叶尖间隙增大	运行过程趋势	对轴流压气机，0.8%的顶端间隙会导致3%的质量流量减少和2%的效率下降	三种叶尖间隙测量技术[13]
机械损伤	较大物体(石块、喷嘴积炭脱落、自身物件)撞击通流表面	效率降低5%	更换部件

目前，燃气轮机的气路故障机理还有待进一步研究，故障特征数据的积累还很缺乏，故障的预测与诊断方法还不完善，需要进行更加深入的研究[7]。针对这一现状，本文系统地介绍了目前国内外常见的气路故障诊断方法，分析了各自的优缺点，指出了研究中亟待解决的问题，最后提出了气路故障诊断的发展方向，供研究人员参考。

1 气路故障诊断研究现状

燃气轮机发生异常情况时，需要在准确监视的基础上，首先排除机械故障，进而进行气路故障诊断。燃气轮机气路故障诊断方法通常可分为三类，如图 1 所示。下面重点介绍这三类中主流的几种。

1.1 线性和非线性气路分析法

20 世纪 60 年代，Urban 首先提出了故障方程法，也称为气路分析法[14]。这种气路诊断的方法应用很广泛，极大地推动了燃气轮机故障诊断技术的发展。Urban 的气路分析法是一种基于线性模型的方法，通过影响系数矩阵来描述燃气

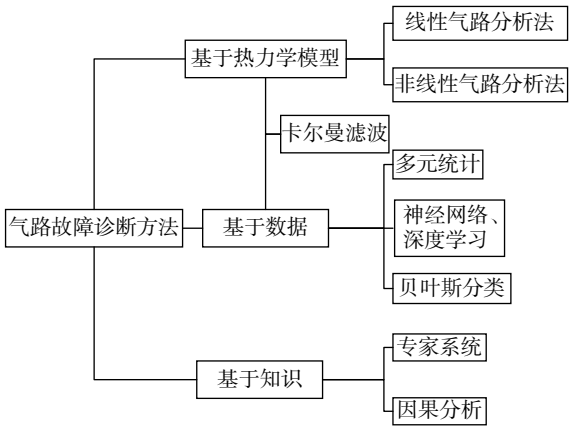

图 1 燃气轮机气路故障诊断方法分类

Fig. 1 Classification of gas path fault diagnosis methods in the gas turbine

轮机稳态工况点可测参数的偏差与不可测参数的偏差之间的关系。不过这种方法过于理想和简化，忽略了燃气轮机模型的非线性特点、传感器的故障与噪声、影响系数矩阵的准确描述等一系列问题。因此，在线性模型的基础上，非线性模型方法[15–17]逐渐发展起来，Urban 和 Volponi 等开发出能够实现非线性故障诊断的 Pythia 软

件。House 在非线性模型的基础上，应用迭代法提高诊断精度，较好地解决了测量参数和不可测量参数之间的关系问题。但非线性法依然受到测量不确定性的制约，这与线性模型诊断类似。

1.2　卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波采用递推算法对燃气轮机气路问题进行检测。该方法易于实现动态在线应用，同时它对于测量噪声有过滤效果，最重要的是可对不可测参数进行估计，因此应用广泛。传统卡尔曼滤波是针对线性函数的，而扩展卡尔曼滤波算法在最近一次状态处利用一阶泰勒展开方法进行线性化。一般来讲，状态空间模型是描述状态变量、输出变量、控制变量以及过程噪声和测量噪声之间动态关系的微分方程组。卡尔曼滤波在状态空间模型的基础上引入部件健康参数，即性能参数偏离标准工况的程度，得到燃气轮机气路故障状态空间模型[18]。

针对在解决实际诊断问题时遇到的一系列问题，对卡尔曼滤波进行变形和改进显得尤为重要。黄宜坤等[19]改进了燃气轮机滤波用离散非线性模型，提高了模型精度，采用单形采样构建 Sigma 点卡尔曼滤波器，降低了计算量。黄郑等[20]对强跟踪卡尔曼滤波法进行改进，改进算法通过引入气路部件先验知识，合理分配各通道的调节作用，提高了诊断精度以及动态响应速度。胡宇等[21]提出了一种自适应平方根容积卡尔曼滤波器的自适应滤波方法，直接利用基于三阶容积积分方法近似发动机的非线性统计特性，从而避免了滤波过程参数选取的问题。

1.3　神经网络

最早较为成熟的神经网络是指误差反向传播（BP）神经网络[22]，它解决了两层神经网络所需要的复杂计算量问题。神经网络可分为分类和回归两种用途，均可用于故障诊断。前者将包含监测数据和对应故障类型的数据组输入神经网络，训练之后得到网络蕴含故障信息，输入测试数据或实时数据可以得到所属的故障类别，从而完成诊断。后者将健康状态下燃气轮机监测参数输入神经网络，回归得到健康状态下的指标值，将其与实际值作对比，并融合故障知识，得出故障信息。神经网络虽然可以任意精度逼近非线性函数，但是传统的神经网络方法多是从逼近论的角度拟合监测数据并进行特征提取，受限于网络结构训练算法和计算复杂度的影响，通常只是设置 2～3 个隐层，降低了逼近的精度。同时，故障样本的完备性、典型性以及算法的收敛性、训练速度和诊断的实时性等制约着基于传统神经网络的故障诊断技术的发展[23–24]。近年来，神经网络应用于燃气轮机气路故障诊断的研究不断深入，张霄等[25]针对 BP 神经网络算法本身容易陷入局部极值的问题，引入了蜻蜓算法，对 BP 神经网络的权值和阈值进行参数优化，提高了诊断的准确率。黄伟等[26]针对自适应模糊神经网络受聚类参数影响较大的问题，采用人工蜂群算法对这些参数进行优化，提高了故障识别的准确性和稳定性，使燃气轮机故障诊断变得更加实用。

同时，为解决神经网络本身结构性等问题，深度学习应运而生。它是一种源于人工神经网络的机器学习方法，其本质是通过在层次结构中堆叠多层非线性信息处理模块来模拟数据背后的高级表示，并对模式进行分类和预测[27]。一种基于多层神经网络的气路故障诊断模型如图 2 所示，其网络训练泛化精度可达 0.1%。针对燃气轮机气路部件性能衰退故障，闫丽萍等[27]引入在深度学习领域取得重大突破的深度置信网络 DBN，并使用遗传算法自适应调整 DBN 算法中的一些参数，从而大大提高了故障诊断的精度。

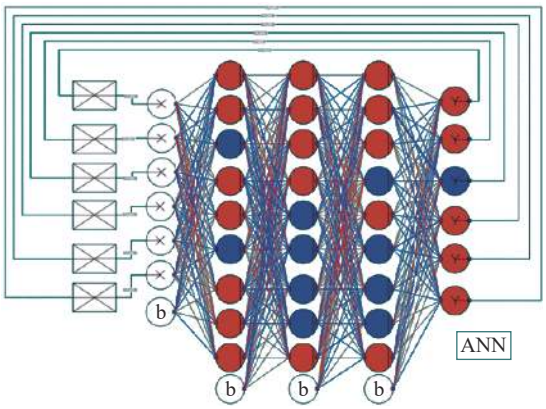

图 2　一种基于多层神经网络的气路故障诊断模型

Fig. 2　A gas path fault diagnosis model based on multilayer neural network

1.4　多元统计

该类方法通过将高维数据变换为低维来获得

有用信息。目前普遍使用贡献图方法，如基于传感器有效指数、基于重构的贡献或基于角度的贡献，进行初步的故障识别与诊断[28]。

多元统计方法可以在较少的先验知识前提下提供贡献图等指导信息，更适用于没有（或很少）故障知识情况下的故障诊断。

1.5 专家系统

专家系统用来模拟专家诊断故障时的推理，实质是故障知识与相关推论的对照。其优点在于简单易懂，系统易编程，存储空间小；缺点在于并不是所有故障模式都可以采用科学理论知识解释，对于没有出现过的故障，知识库中没有储存相关的预兆规则[29]，这将导致无法诊断甚至误诊，对设备的恢复造成不利的影响。

1.6 融合诊断方法

随着燃气轮机系统复杂度的提高，建立准确的热力学模型并非易事，基于数据的方法虽然规避了这一问题，但纯数据方法未能充分体现燃气轮机系统机理，诊断过程难以形象解释，分析故障产生原因比较困难。基于知识的方法在形成气路故障特征数据库及诊断知识库时易形成故障信息缺失、定性评估易定量评估难的局面。也就是说，单纯的基于模型、基于数据或基于知识的方法已经不能满足气路故障诊断准确性和诊断效率方面的要求。

因此，国内外学者已经在融合诊断方面做了一些尝试。Kobayashi 等[30]结合遗传算法和神经网络方法对传感器和气路进行了检测；Dewallef 等[31]结合卡尔曼滤波和贝叶斯信念网络技术，所得算法具有改进的识别能力；欧惠宇[32]结合统计分析、神经网络和模糊逻辑技术，总结了一套发动机性能预测和诊断的方法。另外，通过多元统计方法得到低维定性、定量（或模糊化）信息，送入基于知识的系统[33]，基于知识的系统再结合过程行为、过程知识等模拟专家进行故障诊断，也是一种融合诊断的思路。

以上各种诊断方法首次投入使用的时间、模型复杂度、计算速度、处理噪声能力和处理误差能力的对比结果如表 2 所示。

表 2 诊断方法的对比

Tab. 2 Comparison of diagnosis methods

诊断方法	是否基于模型	投入使用时间	模型复杂度	计算速度	处理噪声	处理误差
线性气路故障分析法（GPA）（线性模型法）	是	1967	低	快		
最优估计（KF）（线性模型法）	是	1980	较低	快	是	是
非线性GPA（非线性模型法）	是	1992	低	较快		
神经网络（非线性模型法）		1989	较高	快	是	是
基于规则的专家系统		20世纪80年代初期	高	快	是	是
基于规则的模糊专家系统		1997	高	较快	是	是
融合诊断		2005左右	高	慢	是	是
基于深度学习的诊断方法		2012—至今		快	是	是

2 气路故障诊断亟待解决的问题

回顾气路故障诊断技术发展的历程，燃气轮机气路故障诊断方法研究[34–38]还存在一些问题：

（1）燃气轮机系统复杂度增加，热力学模型的复杂度随之增加，基于模型的故障诊断方法的精度下降，故障诊断计算更加耗时。

（2）现有热力学模型建立在部件性能衰退或损伤的程度不大的假设基础之上，且只适用于固定几何部件的燃气轮机准稳态工况诊断情况。

（3）卡尔曼滤波对突变故障的处理需进一步研究。另外，Volponi 等[39]比较了 BP 神经网络和基于卡尔曼滤波器的气路故障诊断方法，发现在精度方面前者略差，因此需要精度更高的数据驱动算法。

（4）纯数据方法诊断过程通常是黑箱过程，且未能充分体现系统机理，因此诊断故障原因比较困难。如何运用基于定性的知识和定量的数据实现故障诊断，如何结合先验知识对不可认知故障进行识别并具有学习能力，这些仍是需要解决的问题。

3　气路故障诊断技术发展方向

3.1　自适应动态非线性热力建模诊断技术

目前气路故障诊断技术局限于燃气轮机稳态或准稳态工况和固定几何部件，且在燃气轮机损伤或衰退比较严重时，现有诊断方法的准确性和可靠性都无法保证。因此，研究自适应动态非线性热力建模诊断技术显得尤为重要。

3.2　卡尔曼滤波的改进及非线性滤波算法

常见的卡尔曼滤波器可以准确跟踪渐变气路故障，但对快变气路故障诊断存在较大延迟，且容易误诊。因此，改进卡尔曼滤波算法，做到同时准确跟踪渐变和快变气路故障具有重要意义。同时，研究将各种非线性滤波算法直接应用于非线性系统，以获得更高的计算精度，更好的稳定性，例如无迹滤波、中心差分卡尔曼滤波器、粒子滤波等。

3.3　先进的数据驱动算法

与两层神经网络不同，多层神经网络中的层数增加了很多，更宽、更深的网络具备更优秀的表示能力，更强的函数模拟能力。目前深度学习学术界主要的研究既在于开发新的算法，又在于对梯度下降算法以及反向传播算法进行不断的优化，最为火热的技术包括循环神经网络（RNN）、长短期记忆人工神经网络（LSTM）等，主要方向是图像理解，将其应用在气路故障诊断中值得进一步研究。

3.4　融合故障诊断方法

融合故障诊断包括数据融合和算法融合。数据融合就是总结不同渠道的信息数据；算法融合就是要实现不同的故障诊断算法间的优势互补，提升气路故障诊断结果的正确性和诊断效率。

4　结　论

本文针对燃气轮机气路故障诊断国内外研究现状，分别讨论了基于模型、基于数据和基于知识方法进行故障诊断的优势、进展、适用范围及三种方法互相结合的可能性，重点介绍了近年来新兴的深度学习和融合诊断方法，最后总结了燃气轮机气路诊断方法研究中还存在的问题。针对这些问题，提出了自适应动态非线性热力建模诊断技术、卡尔曼滤波的改进及非线性滤波算法、先进的数据驱动算法和融合故障诊断方法等四个气路故障诊断的发展方向。

参考文献：

[1] 张旋洲. 燃气轮机运行故障及典型事故的处理 [J]. 燃气轮机技术, 2006, 19(1): 64－67，54.

[2] 邢媛. 基于离散工作点集扩维的燃气轮机故障诊断方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.

[3] 应雨龙, 李靖超, 庞景隆, 等. 基于热力模型的燃气轮机气路故障预测诊断研究综述 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(3): 731－743.

[4] 谢春玲, 戴景民. 燃气轮机故障诊断技术研究综述与展望 [J]. 汽轮机技术, 2010, 52(1): 6－8.

[5] 吴云欢. 燃气轮机气路故障诊断技术研究 [J]. 科技与企业, 2015(2): 251.

[6] 蒲星星. 基于模型的重型燃气轮机气路故障诊断研究 [D]. 北京: 清华大学, 2013.

[7] MARINAI L, PROBERT D, SINGH R. Prospects for aero gas-turbine diagnostics: a review[J]. Applied Energy, 2004, 79(1): 109－126.

[8] ZWEBEK A, PILIDIS P. Degradation effects on combined cycle power plant performance—Part I: gas turbine cycle component degradation effects[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2003, 125(3): 651－657.

[9] ZWEBEK A, PILIDIS P. Degradation effects on combined cycle power plant performance— Part II: steam turbine cycle component degradation effects[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2003, 125(3): 658－663.

[10] ZWEBEK A I, PILIDIS P. Degradation effects on combined cycle power plant performance—Part III: gas and steam turbine component degradation effects[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,

2004, 126(2): 306 − 315.
[11] 蔡鼎. 融合先验知识的燃气轮机欠定气路故障诊断方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
[12] 李辉. 燃气轮机气路故障诊断技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
[13] 尚文. 燃气轮机叶片状态监测技术及故障诊断研究 [D]. 北京: 北京化工大学, 2014.
[14] URBAN L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[R]. AIAA Paper, No. 72−1082. New Orleans, LA, USA: AIAA, 1972.
[15] STAMATIS A, MATHIOUDAKIS K, PAPAILIOU K D. Adaptive simulation of gas turbine performance[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1990, 112(2): 168 − 175.
[16] ARETAKIS N, MATHIOUDAKIS K, STAMATIS A. Nonlinear engine component fault diagnosis from a limited number of measurements using a combinatorial approach[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2003, 125(3): 642 − 650.
[17] LI Y G. Gas turbine performance and health status estimation using adaptive gas path analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2010, 132(4): 041701.
[18] 张兵. 基于卡尔曼滤波器的燃气轮机故障诊断研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
[19] 黄宜坤, 陈梅珊, 张会生, 等. 基于 Sigma 点卡尔曼滤波的燃气轮机气路故障诊断 [J]. 上海交通大学学报, 2016, 50(4): 534 − 539.
[20] 黄郑, 周建新, 李家伟, 等. 基于改进型强跟踪卡尔曼滤波的燃气轮机组气路故障诊断研究 [J]. 热能动力工程, 2017, 32(5): 50 − 56.
[21] 胡宇, 张世英, 罗雷, 等. 基于自适应容积卡尔曼滤波方法的涡扇发动机气路部件故障诊断 [J]. 航空动力学报, 2016, 31(5): 1260 − 1267.
[22] 张妮, 车立志, 吴小进. 基于数据驱动的故障诊断技术研究现状及展望 [J]. 计算机科学, 2017, 44(S1): 37 − 42.
[23] 文成林, 吕菲亚. 基于深度学习的故障诊断方法综述 [J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 234 − 248.
[24] 王吉东，许昌，王欣，等. 基于样本修整和支持向量机算法的并网风电机组运行特性研究 [J]. 上海理工大学学报, 2014, 36(6): 532 − 537.
[25] 张霄, 钱玉良, 邱正, 等. 基于蜻蜓算法优化 BP 神经网络的燃气轮机故障诊断 [J]. 热能动力工程, 2019, 34(3): 26 − 32.
[26] 黄伟, 景晓宁, 高斌. 基于 IABC-ANFIS 的燃气轮机气路故障诊断 [J]. 热能动力工程, 2019, 34(7): 30 − 36.
[27] 余萍, 曹洁. 深度学习在故障诊断与预测中的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(3): 1 − 18.
[28] 闫丽萍, 董学智, 张永军, 等. 基于深度置信网络的燃气轮机气路故障诊断方法 [J]. 工程热物理学报, 2020, 41(4): 840 − 844.
[29] 刘强, 柴天佑, 秦泗钊, 等. 基于数据和知识的工业过程监视及故障诊断综述 [J]. 控制与决策, 2010, 25(6): 801 − 807,813.
[30] IRI M, AOKI K, O'SHIMA E, et al. An algorithm for diagnosis of system failures in the chemical process[J]. Computers & Chemical Engineering, 1979, 3(1−4): 489 − 493.
[31] KOBAYASHI T, SIMON D L. Integration of on-line and off-line diagnostic algorithms for aircraft engine health management[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2007, 129(4): 986 − 993.
[32] DEWALLEF P, ROMESSIS C, LÉONARD O, et al. Combining classification techniques with Kalman filters for aircraft engine diagnostics[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2006, 128(2): 281 − 287.
[33] 欧惠宇. 船舶燃气轮机气路故障诊断技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
[34] NORVILAS A, NEGIZ A, DECICCO J, et al. Intelligent process monitoring by interfacing knowledge-based systems and multivariate statistical monitoring[J]. Journal of Process Control, 2000, 10(4): 341 − 350.
[35] 贺惠新. 燃机异常检测系统的关键技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
[36] 蒋东翔, 刘超, 杨文广, 等. 关于重型燃气轮机预测诊断与健康管理的研究综述 [J]. 热能动力工程, 2015, 30(2): 173 − 179.
[37] TAHAN M, TSOUTSANIS E, MUHAMMAD M, et al. Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: a review[J]. Applied Energy, 2017, 198: 122 − 144.
[38] 宋崇明. 基于模型的三轴燃气轮机气路故障诊断研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
[39] 张丽. 基于数据的航空发动机气路故障诊断研究 [D]. 北京: 清华大学, 2014.
[40] VOLPONI A J, DEPOLD H, GANGULI R, et al. The use of Kalman filter and neural network methodologies in gas turbine performance diagnostics: a comparative study[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2003, 125(4): 917 − 924.