

文章编号:0253-4339(2019)02-0113-07

doi:10.3969/j.issn.0253-4339.2019.02.113

基于 EWMA-BN 的冷水机组故障诊断策略

尚鹏涛¹ 郭亚宾¹ 谭泽汉² 陈焕新¹ 丁新磊¹

(1 华中科技大学能源与动力工程学院 武汉 430074; 2 空调设备及系统运行节能国家重点实验室 珠海 519070)

摘要 为提高冷水机组故障诊断的准确度,本文提出一种基于 EWMA-BN 的冷水机组故障诊断策略。EWMA-BN 模型通过 EWMA 控制图进行故障检测,以其控制限为阈值将各性能指标的故障数据分为高、低、正常 3 种状态,通过概率统计获得条件概率表,将条件概率表和由专家知识获得的先验概率表输入 BN 进行故障诊断。利用实验数据从输入模型的证据节点数量、顺序及完整性等方面分析该模型的故障诊断特性。结果表明:EWMA-BN 方法对冷水机组常见故障的诊断效果显著,后验概率值(故障诊断结果)均大于 0.85,且输入模型的证据节点越多,故障诊断结果越准确,但证据节点输入模型的顺序对最终故障诊断结果无任何影响;对不确定、不完整信息的利用进一步提高了模型的故障诊断能力。采用 ASHRAE Project 提供的数据对 EWMA-BN 模型进行验证,故障诊断结果良好。

关键词 贝叶斯网络;故障诊断;EWMA 控制图;条件概率表;冷水机组

中图分类号:TU831.3; TP306.3; TP311.13

文献标识码:A

Fault Diagnosis Strategy based on EWMA-BN for Chillers

Shang Pengtao¹ Guo Yabin¹ Tan Zehan² Chen Huanxin¹ Ding Xinlei¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China; 2. State Key Laboratory of Energy Conservation and Operation of Air-conditioning Equipment and Systems, Zhuhai, 519070, China)

Abstract To improve the accuracy of fault diagnosis for chillers, a fault diagnosis strategy based on an exponentially weighted moving average (EWMA) and Bayesian network (BN) is proposed in this study. The EWMA-BN method used an EWMA control chart to detect faults, and its control limits classified the fault data into the three states of higher, lower, and normal. The conditional probability table was obtained through probability statistics, and the prior probabilities were obtained from expert knowledge. The conditional probabilities were input to BN for fault diagnosis. With respect to number, input order, and completeness of evidence nodes, experimental data were used to analyze the characteristics of the method for fault diagnosis. The results showed that the EWMA-BN method had a significant effect on fault diagnosis for chillers, and the posterior probability values (fault diagnosis results) were all higher than 85%. The results also showed that the increase of evidence nodes could improve the accuracy of fault diagnosis results, but the order of the input nodes had no effect on the final results. The use of uncertain and incomplete information further improved the fault diagnosis capability of the method. The EWMA-BN method was validated using the data provided by the ASHRAE Project, which revealed that this strategy is robust and effective.

Keywords Bayesian network; fault diagnosis; EWMA control chart; conditional probability table; chiller

冷水机组作为建筑空调系统的主要供能设备,其能耗占整个建筑能耗的绝大部分。冷水机组运行状况的恶化及其故障会带来大量附加能耗、降低室内空气质量甚至缩短设备的使用寿命。因此对冷水机组运行状态的在线监测和故障诊断具有重要意义,随着大数据时代的到来,故障检测与诊断(fault detection and diagnosis, FDD)技术已成为制冷空调系统的研究

热点之一^[1-3]。很多专家学者的研究已经取得了显著成果,随着研究的深入,众多研究者将主元分析(principal component analysis, PCA)^[4]、人工神经网络(artificial neural networks, ANNs)^[5]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[6]、支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)^[7]等应用于冷水机组故障检测与诊断领域。这些算法的故障诊断

结果几乎均以布尔值的形式给出,但由于传感器测量精度不足^[8],测量数据具有不确定性,导致仅以布尔值给出的故障诊断结果存在一定偏差。

本文提出的 EWMA-BN 方法具有很强的故障检测与诊断能力,通过输入先验概率、条件概率等参数,以后验概率的形式呈现诊断结果。它综合了先验知识和数据样本信息,避免了只使用先验知识带来的主观偏见,同时降低了样本信息的噪声影响。EWMA-BN 模型既能准确高效地检测出小幅故障,又能有效地融合专家知识、历史运行数据,以及各种不完整、不确定性信息而提高模型的建模效率和可信度^[9]。本研究采用 ASHRAE Project 提供的数据进行验证。

1 EWMA-BN 原理

指数加权移动平均(exponentially weighted moving average, EWMA)控制图于 1959 年由 Roberts 提出,EWMA 控制图同时考虑了当前样本和之前的样本,因此能够快速检测出过程的微小波动^[10]。

假定 X_1, X_2, \dots, X_n 是相互独立的随机样本,其中 X_i 为第 i 个样本值,当过程受控时,服从正态分布 $N(\mu_0, \sigma^2)$,在过程失控后,假设分布变成 $N(\mu_1, \sigma^2)$,其中 μ_0, μ_1 分别为受控和失控过程的均值且 $\mu_0 \neq \mu_1$,则 EWMA 控制图统计量为:

$$Z_n = \lambda X_n + (1 - \lambda)Z_{n-1} (n \geq 1) \quad (1)$$

式中: λ 为平滑系数, $0 < \lambda \leq 1$ 。

根据 6σ 原则,EWMA 控制图的控制限 UCL 和 LCL 分别为:

$$UCL = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{n(2-\lambda)}} \quad (2)$$

$$LCL = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{n(2-\lambda)}} \quad (3)$$

式中:UCL 为控制图异常检测上限;LCL 为控制图异常检测下限; n 为样本容量; L 为确定控制限参数。由此可知, λ 及 L 的选取是影响 EWMA 控制图对小偏移控制的重点因素^[11]。

以 EWMA 控制图的控制限为故障检测的阈值,利用此阈值将故障数据分为高、低、正常 3 种状态,并以数理统计的方式获得条件概率表;将概率表输入贝叶斯网络(Bayesian network, BN)进行故障诊断。BN 通过有向无环图的形式来表示随机变量间的因果关系,并通过条件概率参数将这种关系数量化,可以包含随机变量集的联合概率分布,是一种将因果关系和概率参数相结合的信息表示框架。其中的节点表示有某种独立性假设的随机变量,有向边则确定了随机变量间的独立性假设^[12]。

本文基于 EWMA 控制图和 BN 原理提出一种基于 EWMA-BN 的冷水机组故障诊断策略,主要思路如图 1 所示。

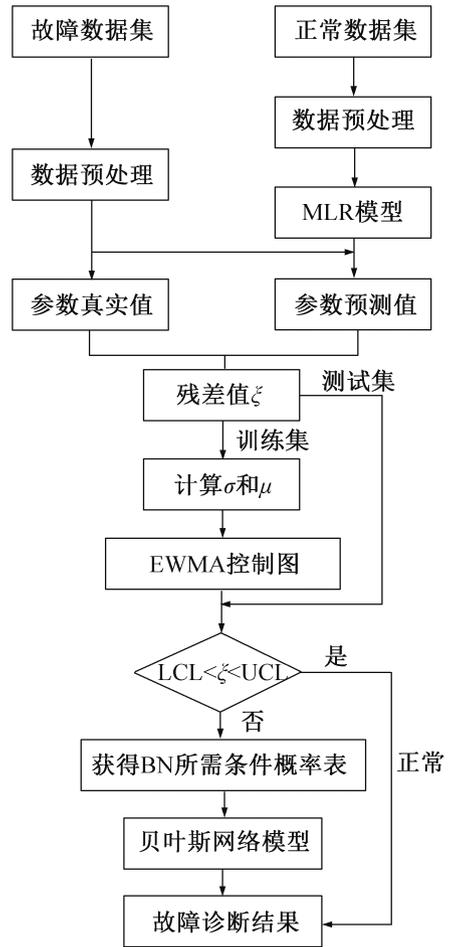


图 1 故障诊断流程图

Fig.1 The flow chart of fault diagnosis

2 数据准备与模型搭建

2.1 数据来源及预处理

本文利用 ASHRAE RP-1043 冷水机组运行数据来验证 EWMA-BN 模型。文中涉及的 5 种故障分别为:冷凝器结垢(CdFoul)、制冷剂过量(RefOver)、制冷剂泄露(RefLeak)、不凝结性气体(Ncg)、油过量(ExO),每种故障分为 4 个故障严重程度,由 SL-1 向 SL-4 逐渐加深。本文只采用 SL-3 的 5 组故障数据和 1 组正常数据作为研究对象,采样间隔为 2 min,每组 433 个样本。

对冷水机组原始数据(正常数据和故障数据)进行预处理,去除缺失值、异常值、非稳态数据后的样本个数为 319 个,选取其中 119 个为测试集,200 个为训练集,并以表 1 中的 6 个变量作为检测冷水机组运行状态的性能指标(performance indexes, PIs)。

表 1 6 个性能指标 (PIs)
Tab.1 Six performance indexes

特征变量	特征变量描述
TRC _{sub}	过冷度
TCA	冷凝器制冷剂饱和温度与出水温度之差
TO _{sump}	压缩机壳底油温
TO _{feed}	压缩机供油温度
PO _{feed}	压缩机供油压力
PO _{net}	压缩机供油压力与排放压力之差

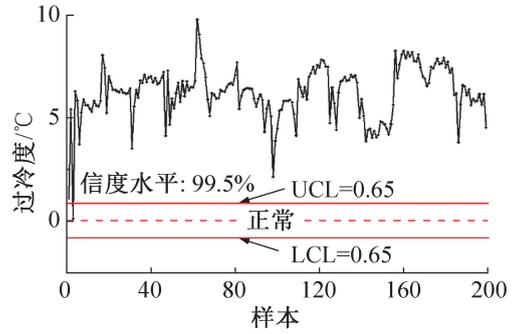


图 2 TRC_{sub} 的 EWMA 控制图

Fig.2 EWMA control chart of TRC_{sub}

2.2 构建 EWMA-BN 模型

ASHRAE RP-1043 产生了大量冷水机组运行的实验数据,包括正常数据和故障数据。本文采用多元线性回归模型 (multiple linear regression, MLR) 作为 PIs 的推理模型,并利用正常数据训练该模型。MLR 推理模型将冷负荷 (Q_{ev})、冷冻水供水温度 (T_{chws})、冷却水供水温度 (T_{ecw}) 作为输入变量:

$$Y = f(Q_{ev}, T_{chws}, T_{ecw}) + \xi \quad (4)$$

式中: $Y = [TRC_{sub}, TCA, TO_{sump}, TO_{feed}, PO_{feed}, PO_{net}]$, $\xi \sim (0, \sigma^2)$ 。

利用 EWMA 控制图判断上述 6 个 PIs 是否异常。将 PIs 的残差 (真实值与预测值之差) 与 EWMA 控制图的控制限作对比,若残差超出控制限 UCL 和 LCL,则认为系统出现故障^[13]。考虑到各个工况下的实验数据较少,为获得更多的样本组本文将样本容量 n 设置为 1。由第 1 节可知, λ 及 L 的选取决定了 EWMA 控制图对冷凝器结垢等渐变故障微小波动的敏感程度。本文利用冷凝器结垢的故障数据优化 λ 值,当 $\lambda = 0.20$ 时,EWMA 控制图的故障检测效果最好。前人研究表明,99.45% 的信度水平在实际应用中被广泛接受,文中取 $L = 2$ (信度水平为 99.45%)。 μ_0 和 σ 分别为残差的期望和标准差。控制限 UCL 和 LCL 可由式 (2) 和式 (3) 计算得到。以 Ncg 故障条件下的 TRC_{sub} 为例,其 EWMA 控制图如图 2 所示。

BN 建模存在 3 种方式:1) 利用专家知识,手动建立网络拓扑结构,给出概率参数;2) 通过对数据库的学习,自动获取 BN;3) 结合前两者的优势进行建模,首先根据专家知识建立 BN 的有向无环图,再通过机器学习、概率统计的方式获取条件概率表^[14]。本文采取第 (3) 种方法进行建模。

根据 Comstock 和 Braun 对冷水机组的调查报告,冷水机组常发生的故障有 7 种:冷凝器结垢 (Cd-Foul)、制冷剂过量 (RefOver)、制冷剂泄漏 (Re-

fLeak)、有不凝性气体 (Ncg)、冷冻水流量减少 (RedEvW)、冷却水流量减少 (RedCdW)、油过量 (ExO)。冷冻水流量减少会直接导致 ΔT_{chw} (冷冻水温度变化量) 明显升高,冷却水流量减少会导致 ΔT_{cw} (冷却水温度变化量) 显著升高^[13],因此,RedEvW 和 RedCdW 两种故障可以直接通过 ΔT_{chw} 、 ΔT_{cw} 来诊断,效果显著,为简化 BN,RedEvW 和 RedCdW 两种故障在贝叶斯网络图中不再列出。

首先确定故障类型节点,故障类型节点共有 5 个,分别代表冷水机组的 5 种典型故障 Ncg、RefOver、RefLeak、CdFoul、ExO,每个节点都有 Present 和 Absent 两种状态;然后确定故障原因节点 (源自冷水机组设备的维护服务记录),CompRS、RefCS 和 WT 分别代表设备各元件的维修服务、制冷剂充注量维护、水处理服务^[15];最后确定故障症状节点,本文选择由传感器测得的 6 个 PIs (TRC_{sub}、TCA、TO_{sump}、TO_{feed}、PO_{feed}、PO_{net}) 作为故障症状节点,且每个节点都有高、低、正常 3 种状态。

根据专家知识构建的 BN 结构图如图 3 所示。

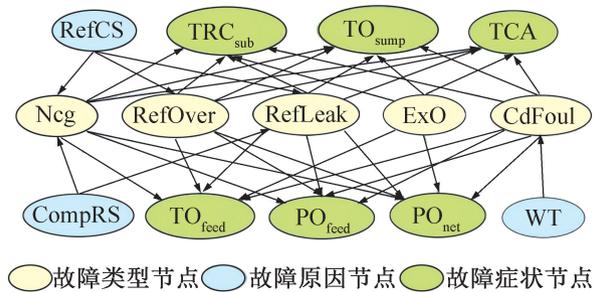


图 3 BN 结构图

Fig.3 Structure of the Bayesian network

通过专家知识获得的概率参数如表 2~表 5 所示。故障类型节点与故障症状节点之间的条件概率通过概率统计方式获得,如表 6 所示。由于不可能获

得故障类型与故障症状之间所有组合形式的条件概率,因此故障症状节点选择用 Noisy-MAX 的节点类型来解决这一问题^[16]。以 TRC_{sub} 节点为例,如表 7 所示。本文认为 LEAK 为正常状态。

表 2 故障类型节点的先验概率

Tab.2 The prior probability of the fault type nodes

故障类型	Ncg	RefOver	RefLeak	CdFoul	ExO
先验概率	0.029	0.030	0.170	0.087	0.005

表 3 故障原因节点的先验概率

Tab.3 The prior probability of the fault cause nodes

状态	故障原因		
	CompRS	RefCS	WT
是	0.15	0.10	0.80
否	0.85	0.90	0.20

表 4 故障原因节点与故障类型节点之间的条件概率

Tab.4 The conditional probability of fault cause nodes and fault type nodes

故障原因	状态	RefOver	CdFoul
RefCS	是	0.30	—
	否	0	—
WT	是	—	0.05
	否	—	0.25

表 5 故障原因节点与故障类型节点之间的条件概率

Tab.5 The conditional probability of fault cause nodes and fault type nodes

故障原因 \ 故障类型	RefCS CompRS	是		否	
		是	否	是	否
Ncg	发生	0.13	0.10	0.06	0.02
	不发生	0.87	0.90	0.94	0.98
RefLeak	发生	0.25	0.23	0.20	0.15
	不发生	0.75	0.77	0.80	0.85

表 6 故障类型节点与故障症状节点之间的的条件概率

Tab.6 The conditional probability of fault type nodes and fault symptom nodes

故障类型	故障症状	TRC_{sub}	TCA	TO_{sump}	TO_{feed}	PO_{feed}	PO_{net}
Neg	高	0.99	0.99	0.38	0.13	0.99	0.99
	低	0.01	0	0.05	0.20	0	0
	正常	0	0.01	0.57	0.66	0.01	0.01
RefOver	高	0.81	0.92	0.34	0.14	0	0.01
	低	0	0	0.06	0.18	0.91	0.11
	正常	0.19	0.08	0.59	0.68	0.09	0.88
RefLeak	高	0.01	0	0.10	0.09	0	0
	低	0.98	0.96	0.19	0.20	0.99	0.97
	正常	0.01	0.04	0.71	0.71	0.01	0.02
CdFoul	高	0.04	0.56	0.13	0.09	0.99	0.99
	低	0.20	0.02	0.21	0.56	0	0
	正常	0.75	0.41	0.66	0.35	0.01	0.01
ExO	高	0.05	0.14	0.99	0.99	0	0
	低	0.40	0.27	0	0	0.99	0.99
	正常	0.55	0.58	0.01	0.01	0	0

3 故障诊断结果及分析

3.1 仅利用故障症状节点作为证据的故障诊断结果及分析

将先验概率、条件概率等参数输入所构建的 EWMA-BN 模型,故障症状节点所处的状态由其条件概率值的大小确定,如: RefOver 故障,证据节点 TRC_{sub} 的 3 种状态(高、低、正常)的概率值分别为

0.81、0、0.19,则将证据节点 TRC_{sub} 的观测状态定为高^[15]。假设各个证据节点的作用是相互独立的,且每次只发生一个故障。本文尝试选用 a(TRC_{sub} TCA PO_{feed})、b(TRC_{sub} TCA TO_{sump} PO_{feed})、c(TRC_{sub} TCA TO_{sump} TO_{feed} PO_{feed})、d(TRC_{sub} TCA TO_{sump} TO_{feed} PO_{feed} PO_{net})^[17] 4 组证据节点验证 EWMA-BN 模型,4 组节点的故障诊断结果如图 4 所示。

上述结果表明:利用 a、b、c、d 的 4 组证据节点

都可以正确有效地诊断以上 5 种故障,后验概率值(故障诊断结果)均大于 0.85;且随着证据节点的增多,后验概率值有升高的趋势,即观测到的证据越多,后验概率值越大,故障诊断结果越准确。

表 7 Noisy-MAX 节点 TRC_{sub} 的参数

Tab.7 Parameters for the Noisy-MAX node TRC_{sub}

父节点 状态	Ncg 发生	RefOver 发生	RefLeak 发生	CdFoul 发生	ExO	LEAK
高	0.99	0.81	0.01	0.04	0.05	0
低	0.01	0	0.98	0.20	0.40	0
正常	0	0.19	0.01	0.76	0.55	1

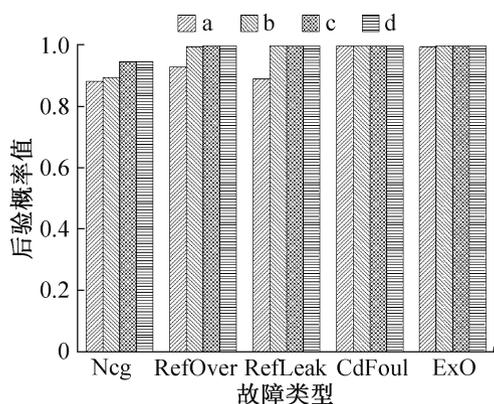


图 4 仅利用故障症状节点的故障诊断结果

Fig.4 The results of fault diagnosis only using the fault symptom nodes

3.2 利用不完整信息的故障诊断结果及分析

由于在工程实际中缺少足量的传感器等设备,且测量值存在误差,使获取完整准确的机组运行数据十分困难,而本文提出的 EWMA-BN 模型可以利用不完整、不确定的信息进行故障诊断,很好地解决了工程中目前存在的问题。本文分析 5 种情况(假设未观测到全部的故障症状节点和故障原因节点)^[15]来讨论 EWMA-BN 模型的性能。在故障诊断过程中,依次观测到表 8 中列举的证据,故障诊断结果如表 8 所示。

Case1:假设只观测到节点 TRC_{sub} 和 TCA。第 1 步观测到 TRC_{sub} 的状态为“低”时,RefLeak 故障发生概率仅为 0.66;第 2 步观测到 TCA 的状态为“低”时,RefLeak 故障发生的概率增至 0.89 且显著高于其他故障发生的概率,因此可以准确地诊断出 RefLeak 故障。

Case2:假设只观测到节点 TO_{sump} 和 TO_{feed}。第 1 步观测到 TO_{sump} 的状态为“高”时,ExO 故障发生的概

率为 0.83,明显高于其他故障,这是因为 TO_{sump} 的状态为“高”是 ExO 故障发生的最直接证据;第 2 步观测到 TO_{feed} 的状态为“高”时,ExO 故障发生的概率增至 0.97,则可以确定发生了 ExO 故障。

Case3:假设只观测到节点 TCA 和 WT。第 1 步观测到 TCA 的状态为“高”时,CdFoul 和 ExO 发生的概率分别为 0.41 和 0.35,虽然高于其他 3 种故障,但二者概率相差不大;第 2 步观测到 WT 的状态为“否”时,CdFoul 发生的概率增至 0.70,而 ExO 发生的概率降至 0.29,故发生 CdFoul 故障的可能性最大。

Case4(a):假设只观测到节点 TCA、TRC_{sub} 和 RefCS。第 1 步观测到 TCA 的状态为“高”时,CdFoul 和 ExO 发生的概率分别为 0.41 和 0.35,但二者概率相差较小,很难区分;第 2 步观测到 TRC_{sub} 的状态为“高”时,CdFoul 发生的概率降至 0.13,ExO 发生的概率降至 0.23,但 Ncg 发生的概率从 0.26 增至 0.58,RefOver 发生的概率从 0.21 增至 0.41,Ncg(0.58)、RefOver(0.41)发生的概率明显高于其他故障但仍不能区分;当第 3 步观测到 RefCS 的状态为“否”时,Ncg 发生的概率从 0.58 增至 0.87,显著高于其他故障,而 RefOver 发生的概率从 0.41 降至 0,故可以认定发生了 Ncg 故障。

Case4(b):该情况所观测到的证据与 Case4(a)完全相同,但观测到 TCA 的状态为“高”,TRC_{sub} 的状态为“高”,RefCS 的状态为“否”,该三条证据的先后顺序不同。由表 8 可知,Case4(a)与 Case4(b)的故障诊断结果完全相同,观测到故障证据的次序并不会影响最终的诊断结果。

Case5:假设存在更加复杂甚至相互冲突的证据。第 1 步观测到 TCA 的状态为“高”时,CdFoul 和 ExO 发生的概率分别为 0.41 和 0.35;第 2 步观测到 WT 的状态为“是”时,CdFoul 发生的概率降至 0.27,ExO 发生的概率增至 0.39,但与此同时 Ncg 发生的概率从 0.26 增至 0.30;第 3 步观测到 TRC_{sub} 的状态为“高”时,Ncg(0.59)和 RefOver(0.42)成为最可能发生的两种故障;第 4 步观测到 CompRS 的状态为“是”时,RefOver 发生的概率降至 0.27,而 Ncg 发生的概率增至 0.75,显著高于其他故障;第 5 步观测到 RefCS 的状态为“是”时,Ncg 发生的概率降至 0.39,RefOver 发生的概率反而增至 0.72,成为最可能发生的故障;第 6 步观测到 PO_{feed} 的状态为“低”时,RefOver 发生的概率继续增至 0.99,可以确定发生了 RefOver 故障。

表 8 利用不完整、不确定证据的 5 个故障诊断案例
Tab.8 Five fault diagnosis cases using incomplete and uncertain evidences

案例	步骤	证据	后验概率值				
			Ncg	RefOver	RefLeak	CdFoul	ExO
Case1	1	TRC _{sub} 的状态为低	0	0.01	0.66	0.14	0.42
	2	TCA 的状态为低	0	0	0.89	0.043	0.26
Case2	1	TO _{sump} 的状态为高	0.08	0.06	0.21	0.12	0.83
	2	TO _{feed} 的状态为高	0.04	0.04	0.17	0.10	0.97
Case3	1	TCA 的状态为高	0.26	0.21	0.18	0.41	0.35
	2	WT 的状态为否	0.16	0.13	0.18	0.70	0.29
Case4(a)	1	TCA 的状态为高	0.26	0.21	0.18	0.41	0.35
	2	TRC _{sub} 的状态为高	0.58	0.41	0.20	0.13	0.23
	3	RefCS 的状态为否	0.87	0	0.17	0.17	0.25
Case4(b)	1	TRC _{sub} 的状态为高	0.48	0.36	0.22	0.13	0.31
	2	RefCS 的状态为否	0.64	0	0.20	0.17	0.39
	3	TCA 的状态为高	0.87	0	0.17	0.17	0.25
Case5	1	TCA 的状态为高	0.26	0.21	0.18	0.41	0.35
	2	WT 的状态为是	0.30	0.25	0.19	0.27	0.39
	3	TRC _{sub} 的状态为高	0.59	0.42	0.20	0.07	0.22
	4	CompRS 的状态为是	0.75	0.27	0.22	0.07	0.22
	5	RefCS 的状态为是	0.39	0.72	0.25	0.05	0.21
	6	PO _{feed} 的状态为低	0	0.99	0.27	0	0.22

4 结论

本文提出一种基于 EWMA-BN 的冷水机组故障诊断策略,利用 EWMA 控制图进行故障检测,以其控制限 UCL 和 LCL 为阈值,若 PIs 超出该阈值则认为系统出现故障,并根据控制上限 UCL 和控制下限 LCL 将 PIs 的故障数据划分为高、低、正常 3 种状态,通过概率统计的方法获得条件概率表,将其输入 BN 进行故障诊断,得到如下结论:

1) 仅利用故障症状节点作为模型输入证据的诊断结果效果显著,后验概率值均超过 0.85, CdFoul 故障的后验概率值甚至可以达到 1。

2) 依次输入表 8 中各案例的证据节点,结果如表 8 所示,融合的证据越多,故障诊断结果越准确且唯一确定;如 Case5, step4 (CompRS 的状态为“是”)与 step5 (RefCS 的状态为“是”)相互冲突,诊断结果相互矛盾,但添加证据 step6 后,故障诊断结果唯一确定且 RefOver 的后验概率值接近 1。

3) 对同一案例(如 Case4),改变证据节点输入模

型的顺序,但结果表明证据节点输入模型的次序并不会影响最终的诊断结果,如表 8 中 Case4(a)与 Case4(b)所示;

4) 假设只观测到有限且不完整的证据节点,如表 8 中 Case2,只观测到 TO_{sump} 的状态为“高”和 TO_{feed} 的状态为“高”两条证据,但 ExO 后验概率值仍能达到 0.97。充分说明对于不完整信息,本文提出的 EWMA-BN 模型仍具有良好的诊断效果。

本文受空调设备及系统运行节能国家重点实验室开放基金项目 (SKLACKF201606) 资助。(The project was supported by the Open Fund Project of the State Key Laboratory of Air Conditioning Equipment and System Operation Energy Conservation (No. SKLACKF201606).)

参考文献

[1] ZHOU Qiang, WANG Shenwei, XIAO Fu. A novel strategy for the fault detection and diagnosis of centrifugal chiller systems[J]. HVAC & R Research, 2009, 15(1):57-75.
[2] 胡云鹏,陈焕新,周诚,等. 基于小波去噪的冷水机组传

- 感器故障检测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(3): 16-19. (HU Yunpeng, CHEN Huanxin, CHOU Cheng, et al. Chiller sensor fault detection using wavelet de-noising[J]. Huazhong University of Science & Technology (Natural Science Edition), 2013, 41(3): 16-19.)
- [3] CHEN Y M, LAN L L. A fault detection technique for air-source heat pump water chiller/heater [J]. Energy and Buildings, 2009, 41(8): 881-887.
- [4] 黄彬彬, 谷波, 任能. 基于主元分析的制冷系统渐变故障检测[J]. 制冷学报, 2009, 30(1): 56-62. (HUANG Binbin, GU Bo, REN Neng. Gradual faults detection of refrigeration system based on principal component analysis [J]. Journal of Refrigeration, 2009, 30(1): 56-62.)
- [5] 石书彪, 陈焕新, 李冠男, 等. 基于改进 BP 网络的冷水机组故障诊断[J]. 制冷学报, 2015, 36(6): 34-39. (SHI Shubiao, CHEN Huanxin, LI Guannan, et al. Research on fault diagnosis of chillers based on improved BP network [J]. Journal of Refrigeration, 2015, 36(6): 34-39.)
- [6] SALSBUURY T I, DIAMOND R C. Fault detection in HVAC systems using model-based feed forward control[J]. Energy & Buildings, 2001, 33(4): 403-415.
- [7] 李冠男, 胡云鹏, 陈焕新, 等. 基于 SVDD 的冷水机组传感器故障检测及效率分析[J]. 化工学报, 2015, 66(5): 1815-1820. (LI Guannan, HU Yunpeng, CHEN Huanxin, et al. SVDD-based chiller sensor fault detection method and its detection efficiency [J]. CIESC Journal, 2015, 66(5): 1815-1820.)
- [8] 赵阳, 徐田华, 周玉平, 等. 基于贝叶斯网络的高铁信号系统车载设备故障诊断方法的研究[J]. 铁道学报, 2014, 36(11): 48-53. (ZHAO Yang, XU Tianhua, ZHOU Yuping, et al. Bayesian network based fault diagnosis system for vehicle-on-board equipment of high-speed railway [J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(11): 48-53.)
- [9] 朱坚民, 张雷, 翟东婷, 等. 基于声音多特征贝叶斯网络融合的话者识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(9): 2058-2067. (ZHU Jianmin, ZHANG Lei, ZHAI Dongting, et al. Speaker recognition research based on voice multi-feature Bayesian network fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(9): 2058-2067.)
- [10] 何曙光, 何桢, 齐二石, 等. 基于马尔可夫链模型的 EWMA 控制图性能分析与优化[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(6): 1127-1130. (HE Shuguang, HE Zhen, QI Ershi, et al. Performance analysis and chart based on optimization of EWMA control Markov chain model [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(6): 1127-1130.)
- [11] 白双梅, 杜福洲. 基于马尔可夫链的 EWMA 控制图参数优化及其实现[J]. 制造业自动化, 2010, 32(6): 64-67. (BAI Shuangmei, DU Fuzhou. Parameter optimization and implementation for ewma control chart based on markov chain [J]. Manufacturing Automation, 2010, 32(6): 64-67.)
- [12] 王永强, 律方成, 李和明, 等. 基于粗糙集理论和贝叶斯网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(8): 137-141. (WANG Yongqiang, LYU fangcheng, LI Heming, et al. Synthetic fault diagnosis method of power transformer based on rough set theory and bayesian network [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(8): 137-141.)
- [13] ZHAO Yang, WANG Shengwei, XIAO Fu. A statistical fault detection and diagnosis method for centrifugal chillers based on exponentially-weighted moving average control charts and support vector regression [J]. Applied Thermal Engineering, 2013, 51(1/2): 560-572.
- [14] 卢文喜, 罗建男, 鲍新华, 等. 贝叶斯网络在水资源管理中的应用. 吉林大学学报(地球科学版), 2011, 41(1): 153-158. (LU Wenxi, LUO Jiannan, BAO Xinhua, et al. Application of Bayesian network in water resource management [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2011, 41(1): 153-158.)
- [15] ZHAO Yang, XIAO Fu, WANG Shengwei. An intelligent chiller fault detection and diagnosis methodology using Bayesian belief network [J]. Energy and Buildings, 2013, 57: 278-288.
- [16] ZHAO Yang, WEN Jin, XIAO Fu, et al. Diagnostic Bayesian networks for diagnosing air handling units faults-part I: faults in dampers, fans, filters and sensors [J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 111: 1272-1286.
- [17] WANG Zhanwei, WANG Zhiwei, GU Xiaowei, et al. Feature selection based on Bayesian network for chiller fault diagnosis from the perspective of field applications [J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 129: 674-683.

通信作者简介

陈焕新, 男, 教授, 博士生导师, 华中科技大学能源与动力工程学院, (027) 87558330, E-mail: chenhuanxin@ Tsinghua. org. cn。研究方向: 制冷空调数据挖掘、故障检测与诊断; 建筑节能分析。

About the corresponding author

Chen Huanxin, male, professor, Ph. D. supervisor, School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, +86 27-87558330, E-mail: chenhuanxin@ Tsinghua. org. cn. Research fields: data mining, fault detection and diagnosis in the field of refrigeration and air-conditioning; building energy analysis.