

基于云平台的蒸渗仪远程故障诊断方法研究

田野, 闫茂德, 杨盼盼, 朱旭

(长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064)

摘要: 针对蒸渗仪部署分散, 设备产生故障后不能及时发现的问题, 设计了一种基于云平台的远程故障诊断系统; 首先, 利用无线通讯技术, 将蒸渗仪采集的数据发送至远程云平台; 然后, 采用卡尔曼滤波算法与阈值检测机制对采集数据进行异常检测; 在此基础上, 采用基于贝叶斯网络的故障诊断方法对异常数据进行分析, 从而推断设备故障原因; 最后, 通过实时更新历史故障库来动态优化贝叶斯网络诊断模型的结构和参数, 以提高系统的正确诊断率; 实际应用结果表明, 该系统能有效地检测出蒸渗仪的异常信息并给出故障原因, 对确保监测数据的正确性具有重要意义。

关键词: 蒸渗仪; 远程故障诊断; 卡尔曼滤波; 贝叶斯网络

Remote Fault Diagnosis Method for Lysimeters Based on Cloud Platform

Tian Ye, Yan Maode, Yang Panpan, Zhu Xu

(School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: The lysimeters are usually dispersedly deployed and the fault is difficult to be found in time. Therefore, a remote fault diagnosis system based on cloud platform is designed in this paper. Firstly, the wireless communication technology is used to transmit the data collected by the lysimeters to the remote cloud platform. Then, the Kalman filter algorithm and the threshold detection mechanism are employed to detect the abnormality of the collected data. On this basis, the fault diagnosis method based on Bayesian network is adopted to analysis abnormal data for inferring the reasons of equipment failure. Finally, the real-time updating of the historical fault library optimizes the structure and parameters of Bayesian network diagnostic model dynamically, such that the correct diagnostic rate of the system is improved. The practical application results indicate that the system can detect the abnormal information of lysimeters effectively and provide fault cause, which is of great significance to ensure the validity of the monitoring data.

Keywords: lysimeter; remote fault diagnosis; Kalman filter; Bayesian network

0 引言

水是生命之源, 是人类生存和繁衍的基石。我国是农业大国, 农业用水量一直居高不下, 而占农业用水 90% 的灌溉用水, 利用率仅 54.2% 左右^[1-2], 水资源被严重浪费。研究农田区域水平衡规律, 提高水利用率, 是缓解我国农业用水紧张的关键。蒸发渗漏量是反映土壤及农作物蒸腾蒸发、耗水规律、地下水与土壤水转化、土壤植物大气连续体 (Soil-Plant-Atmosphere Continuum, SPAC) 中水分迁移规律等的重要指标^[3-4], 研究土壤水分蒸发渗漏量的变化规律对节约农田用水、指导节水灌溉具有重要意义。

蒸渗仪^[5-6]作为监测土壤蒸发、渗漏量的主要设备, 通常部署在试验田、林间、草原等地, 安装环境复杂且较为分散, 设备一旦出现故障, 维护人员无法及时察觉并赶赴现场开展维修工作, 导致大量的无效甚至错误数据产生,

严重影响了研究工作的开展。因此, 如何及时发现设备故障并准确诊断故障类型, 从而为维修人员提供决策支持, 是保证农田区域水平衡规律研究顺利进行的关键。

传统的故障诊断手段通常是在发现故障之后, 通过专家或专业的维护人员到现场去排查问题, 确定故障缘由^[7]。这种形式的诊断方法不但延长了故障发现的时间, 而且极大浪费了人力和财力。随着技术的发展, 远程故障诊断逐渐兴起, 为了解决传统故障诊断方法中过度依赖人工判断和自动化程度低的问题, S. P. Zhou 等^[8]设计了一种基于红外图像的远程故障检测系统, 该系统通过对现场采集的红外图像分析得出诊断结果, 并通过网络传输到手机, 实现绝缘子的远程监控; 黄琦兰等^[9]将专家系统应用在医用制氧装备的远程故障诊断上, 优化了以往仅仅依靠程序对比而得出的诊断结果; 针对光伏发电系统, K. H. Chao 等^[10]在获得不同故障类型的特性后, 基于可拓展理论设计了一款故障诊断仪, 该仪器结合通信网络, 仅需要少量数据便可以快速实现故障诊断; 此外, 徐娟等^[11]以联合各诊断资源为目标设计了基于网格的设备远程故障诊断系统, 该系统较好地实现了广域范围内的诊断协同, 提高了诊断效率的同时节省了资源。但是, 由于蒸渗仪普遍存在监测地点分散、受环境影响大、体积大、结构复杂、故障关联性强等特点, 因此上述方法并不完全适用于蒸渗仪的故障检测。

有鉴于此, 本文结合计算机技术、网络通信技术和故

收稿日期: 2019-07-22; 修回日期: 2019-08-20。

基金项目: 国家自然科学基金(61803040); 陕西省重点研发计划(2019GY-218); 西安市科技计划项目(201805045YD23CG29-4)。

作者简介: 田野(1994-), 男, 山东高密人, 硕士研究生, 主要从事计算机测控技术方向的研究。

通讯作者: 闫茂德(1974-), 男, 陕西澄城人, 博士, 硕士生导师, 教授, 主要从事智能测控技术、非线性控制方向的研究。

障诊断技术，建立一套全自动的蒸渗仪远程故障诊断系统。该系统首先通过分析远程监测现场采集的数据筛选出异常数据并提炼出异常特征，其次，经过故障诊断算法推理出设备的故障原因，可为现场维护人员提供故障诊断支持和决策建议。

1 基于云平台的蒸渗仪远程故障诊断系统总体设计

蒸渗仪远程故障诊断系统部署在云平台上，由数据存储模块、异常数据检测模块、故障诊断模块组成。总体结构及各模块的功能如图 1 所示。

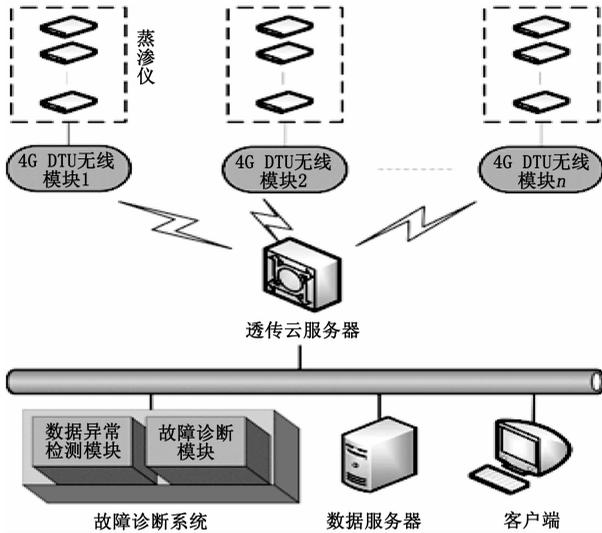


图 1 远程故障诊断系统框架

部署在监测现场的蒸渗仪采集到监测信息后通过 4G DTU 无线通信模块发送给透传云服务器，再通过透传云服务器的数据透传将数据传送给云平台。故障诊断系统分为数据异常检测模块和故障诊断模块两部分。

1) 数据异常检测模块将采集的监测数据通过异常检测算法进行筛查，经筛查后正常的数会直接存库并实时显示，而异常数据集会发送给故障诊断模块进行故障诊断。

2) 故障诊断模块在获得异常数据集之后，首先按照特定的规则进行异常数据的特征提取，继而通过数据异常特征和故障诊断算法推理出故障发生的原因，最后将故障信息发布到云平台，提醒工作人员进行设备故障的确认与维护。

2 基于卡尔曼滤波的数据异常检测

云平台采集来自全国各地多个监测点的蒸渗仪，测量数据，数据量庞大，若将所有的数据都作为故障检测数据源势必会导致系统的故障检测效率大大降低。由于设备故障往往伴随着异常数据的产生，利用数据异常检测算法对上传数据进行筛选，可有效避免故障诊断模块处理大批量的正常数据，提升故障诊断效率。

鉴于蒸渗仪的监测数据具有连续性、线性的特点，通常不会出现突变，在此采用卡尔曼滤波算法^[12-13]结合阈值

检测机制对各路数据进行数据异常检测。

首先，通过 $k-1$ 时刻系统误差协方差矩阵和噪声协方差预测 k 时刻的先验估计协方差矩阵。设 A 为状态转移矩阵， Q 为过程激励噪声协方差矩阵， P_{k-1} 为 $k-1$ 时刻后验估计协方差矩阵，则 k 时刻的先验估计协方差矩阵的预测值为：

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (1)$$

其次，通过式 (1) 求得的 P_k^- ，更新 k 时刻的卡尔曼增益 K_k ：

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (2)$$

其中： H 为转换矩阵。若传感器的检测值为蒸渗仪的测量值，该矩阵取单位矩阵。

再者，通过更新过后的卡尔曼增益 K_k 和测量值 z_k 求得 k 时刻的系统状态估计值：

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (3)$$

最后，为下一个时刻求系统状态估计值更新后验估计协方差矩阵：

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (4)$$

通过以上计算，将得到的 k 时刻的系统状态估计值 \hat{x}_k 和后验估计协方差矩阵 P_k 保存于临时值中。在 $k+1$ 时刻，系统状态的预测值为：

$$\hat{x}_{k+1}^- = A\hat{x}_k + Bu_k \quad (5)$$

则在该时刻，数据异常检测模块计算的预测值与实际值的差值：

$$D-value = |\hat{x}_{k+1}^- - z_{k+1}| \quad (6)$$

式 (6) 中， $D-value$ 为预测值与实际值的差值。设 Δ_k 为阈值参数，是估计值的正常波动范围。如果 $D-value > \Delta_k$ ，则数据异常检测模块会认为该数据存在异常，随后将该数据传入故障检测单元进行故障诊断；若 $D-value < \Delta_k$ 则认为数据正常。

受蒸渗仪部署环境的干扰以及传感器自身灵敏度等因素的影响，采集的数据具有波动性。此时，设定变量 D 表示该波动的方差，在 Shewhart 控制表的 3-Sigma 控制原则基础上，取 Δ_k 为 $3\sqrt{D}$ 。对于 $k+1$ 时刻的阈值参数 Δ_{k+1} ，系统通过对 k 和 $k-1$ 两个时刻中同一监测站的不同监测节点采集的数据进行分析计算，得到该数据集的方差 D ，进而根据 3-Sigma 控制原则确定 $k+1$ 时刻的阈值参数 Δ_{k+1} 。 k 和 $k-1$ 两个时刻中同一监测站的不同监测节点采集的数据汇集传输如图 2 所示。

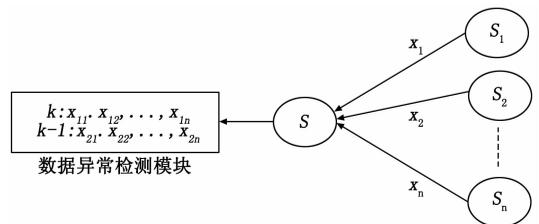


图 2 数据传输图

其中, $S_1, S_1 \dots S_n$ 为数据传输模块 S 的数据监测节点, 数据异常检测模块会保存最新两个时间点 k 时刻与 $k-1$ 时刻的数据, 在异常数据检测过程中通过这两个时刻的数据求取 $k+1$ 时刻的 Δ_{k+1} 。

3 基于贝叶斯网络的蒸渗仪故障诊断方法

随着蒸渗仪的发展, 其结构越来越复杂、故障关联性越来越强, 又因为设备部署环境复杂, 导致故障具有不确定性。鉴于贝叶斯网络可以有效处理不确定因素方面的问题, 在此采用贝叶斯网络作为蒸渗仪的故障诊断方法。

蒸渗仪的故障检测主要分为两个步骤。第一步, 通过蒸渗仪的历史故障库和专家经验确定贝叶斯网络的结构和参数; 第二步, 通过提取的异常数据特征, 经过贝叶斯网络推理获得蒸渗仪各个故障原因的概率分布, 推断出故障原因。此外, 新的故障信息会完善故障库, 使贝叶斯网络诊断模型获得实时更新。

3.1 蒸渗仪故障分析

蒸渗仪的末端数据监测设备主要为悬挂式蒸渗仪, 该蒸渗仪是一种大型称重式蒸渗仪, 整个仪器分为测量模块和数据传输模块两部分。测量模块由土壤、箱体、称重系统、位移传感器等部分组成; 数据传输模块由数据转换模块和数据发送模块组成。

表 1 悬挂式蒸渗仪故障表

部件名称	故障原因	异常数据特征
平衡臂	平衡臂与方钢连接处断裂	蒸发量突然升高、蒸发量无数值
钢丝	钢丝断裂、松动	蒸发量突然减小、蒸发量无数值
位移传感器	位移传感器移位	蒸发量跳变后稳定
被测土体	土体重量超重	蒸发量无数值
称重阻尼系统	阻尼系统机油凝固	蒸发量比实际变化值偏大、蒸发量近乎稳定
箱体	风力太大, 高杆作物在风的作用下对箱体造成摇摆冲击	蒸发量波动
箱体	异物进入箱体	蒸发量突然升高
水分、温度、电导率传感器	5TE 传感器故障	温度无数据、水分无数据、电导率无数据
水分、温度、电导率传感器	5TE 传感器被阳光直射	温度数据突然上升到很高、水分降低、电导率降低
渗漏量传感器	渗漏传感器故障	渗漏量无数据
通讯链路	位移传感器通讯链路损坏	蒸发量无数据
DTU	DTU 故障	收不到通信节点任何数据
电源	设备断电	收不到某个设备的任何数据, 但该节点其他设备数据正常

称重系统是蒸渗仪的核心部分。系统中, 设备的钢丝绳的中间由两块方钢夹住, 方钢的两端分别由一块斜铁连接平衡臂。基准情况下, 由钢丝绳垂直错位产生的力与平衡臂的重力平衡, 此时平衡臂呈水平状态。当箱体内土体重量发生改变时, 由于钢丝绳拉力的变化导致平衡臂上下摆动, 此时, 固定在方钢中间的连杆将角位移转换为水平上的线位移, 通过高精度的位移传感器测得位移变化量后计算得到箱体的土壤重量的变化。除此之外, 箱体内还设有大量传感器, 用于测量土壤温度、湿度、电导率、水分、水势等信息。

结合历史故障信息对该蒸渗仪的结构以及工作原理深入研究后, 总结出蒸渗仪常见的故障原因及对应的异常数据特征如表 1 所示。

3.2 基于贝叶斯网络的故障诊断模型

在保证算法具有一定的正确诊断率的前提下, 以提高故障推理的速度和降低贝叶斯网络结构的复杂度为落脚点, 结合表 1 和专家知识构建了用于蒸渗仪故障推理的贝叶斯网络, 如图 3 所示。

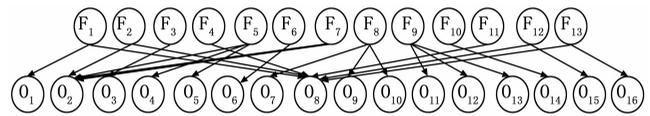


图 3 用于蒸渗仪故障推理的贝叶斯网络

图 3 中, $F_1 \sim F_{13}$ 表示故障类型, $O_1 \sim O_{16}$ 表示异常数据特征。蒸渗仪故障类型节点的具体定义为: F_1 为平衡臂与方钢连接处断裂; F_2 为钢丝松动; F_3 为位移传感器移位; F_4 为土体超重; F_5 为阻尼系统机油凝固; F_6 为箱体摇摆; F_7 为异物进入箱体; F_8 为 5TE 传感器故障; F_9 为 5TE 传感器被阳光直射; F_{10} 为渗漏传感器故障; F_{11} 为位移传感器通讯链路损坏; F_{12} 为 DTU 故障; F_{13} 为设备断电。异常数据特征节点的具体定义为: O_1 为蒸发量突然减小; O_2 为蒸发量突然升高; O_3 为蒸发量跳变后稳定; O_4 为蒸发量偏大; O_5 为蒸发量不变; O_6 为蒸发量波动; O_7 为温度无数据; O_8 为蒸发量无数值; O_9 为水分无数据; O_{10} 为电导率无数据; O_{11} 为温度数值过高; O_{12} 为电导率很低; O_{13} 为水分很低; O_{14} 为渗漏量无数据; O_{15} 为无任何数据; O_{16} 为缺少某设备数据。从图中可以看出, 一种异常数据特征可能由一个或者多个不同的故障原因导致。

将每种故障设为发生 (T) 或不发生 (F) 两种状态, 根据以往大量的历史故障记录, 结合蒸渗仪领域设备故障方面的专家知识, 对蒸渗仪各种故障原因出现的概率加以统计, 计算得到各个故障原因的先验概率如表 2 所示。

表 2 蒸渗仪各故障原因的先验概率

状态	故障类型												
	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7	F_8	F_9	F_{10}	F_{11}	F_{12}	F_{13}
T	0.03	0.10	0.15	0.31	0.25	0.11	0.19	0.28	0.09	0.21	0.18	0.23	0.37
F	0.97	0.90	0.85	0.69	0.75	0.89	0.81	0.72	0.91	0.79	0.82	0.77	0.63

以贝叶斯网络中 F_2 节点为例, 当称重系统出现钢丝松动的故障时, 出现相关异常数据特征的条件概率 $P(O_i | F_2)$ 如表 3 所示, 对于其他根节点的条件概率表, 可以用相同的方法得到。

表 3 节点 F_2 的条件概率

编号	O_2	O_8
F_2	0.73	0.19

3.3 基于贝叶斯网络的故障诊断推理

由于以蒸渗仪的故障类型和异常数据征兆建立的贝叶斯网络其结构中节点数量较少, 本文选用精确推理算法中的联合树算法^[14-15]。蒸渗仪故障推理算法如表 4 所示。

表 4 蒸渗仪故障推理算法

Input: 贝叶斯网络诊断模型, 异常数据特征集;

Output: 蒸渗仪各个故障原因的概率分布;

Step:

- 1: 将有向无环图中线段无向化处理连接共有子节点的变量, 构建道德图;
- 2: 找到道德图中含有超过三条子边的环, 将不相邻的节点通过一根无相边连接, 得到三角图;
- 3: 将三角图中所有团节点作为联合树的节点, 将团节点之间的交集作为联合树的分割节点, 建立联合树;
- 4: 通过贝叶斯网络中的条件概率表 CPT 初始化联合树的各个团节点;
- 5: 通过信息传递获得全局一致的联合树;
- 6: 选取目标团节点, 通过边缘化求得蒸渗仪某个故障原因的概率分布。

4 应用实例验证

依托西安新汇泽测控技术有限公司的农业大数据监测云平台, 本远程故障诊断系统现在已经应用于国内多处科研机构蒸渗仪的故障检测。以甘肃省旱地研究所为例, 该所在定西市布设有 2 台大型蒸渗仪。设备的现场布置如图 4 和图 5 所示。



图 4 蒸渗仪设备地表图

现场的监测设备将采集到的监测数据通过 4G DTU 无线模块发送到远程云服务器。数据到达云服务器后, 首先经过数据异常检测模块的筛选, 若数据正常则存储至数据库, 否则会发送给故障诊断模块, 在故障诊断模块做出处理之后通过 Web 界面反馈给工作



图 5 蒸渗仪地下室称体部分

人员。

图 6 显示了经过异常检测模块筛选的异常数据, 工作人员可以通过 Web 页面远程查看与异常数据相关的设备编号、采集时间、异常数据类型、异常数据值等信息, 从而获得有关异常数据的及时提醒。

故障监测系统在当前检测到数据异常后, 会分析该时间点之前的各路数据, 通过数据挖掘提取相关的异常数据特征后输送到故障诊断模型。在建立好贝叶斯诊断网络之后, 采用联结树算法对蒸渗仪故障诊断模型进行推理, 从而给出设备故障信息。

图 7 所示界面列出了所有设备的故障信息, 包括设备编号、设备名称、故障时间、故障原因等。现场的研究人员可以参考系统诊断的故障信息进行设备维护, 有效提高了研究人员的维修效率。研究人员在维修完毕后可以点击操作中的“已解决”按钮, 随后该条故障信息就会作为正确诊断信息更新蒸渗仪故障库, 而更新的故障库使得用于故障诊断的贝叶斯网络模型参数获得及时优化更新, 逐渐提高故障诊断系统的诊断正确率。

图 8 展示了该故障诊断系统从 2018 年 12 月到 2019 年 5 月的故障诊断情况。从中可以看出, 该故障诊断系统在线上应用后能较好地通过检测数据对蒸渗仪自动进行远程故障诊断, 且诊断率、覆盖率良好。此外, 随着系统的使用, 故障库不断更新优化, 正确诊断率和覆盖率也在逐渐提高, 基本满足了设备故障诊断需求。由于故障得到及时的诊断和维护, 蒸渗仪的异常数据大大减少。

5 结论

本文针对蒸渗仪部署分散, 环境复杂带来的故障发现



图 6 异常数据信息

故障设备编号	故障设备名称	故障时间	故障类别	操作
0000000001	定西蒸渗仪1	2019-05-20 12:30:00	土壤湿度偏差	已解决 忽略
0000000001	定西蒸渗仪1	2019-05-20 12:10:00	螺丝松动	已解决 忽略
0000000001	定西蒸渗仪1	2019-05-01 09:15:00	传感器损坏故障	已解决 忽略
0000000002	定西蒸渗仪2	2019-04-13 12:25:00	STE传感器基础土表	已解决 忽略
0000000002	定西蒸渗仪2	2019-03-24 14:10:00	异物进入箱体	已解决 忽略

图 7 设备故障详情

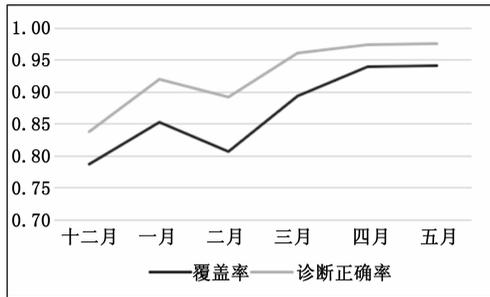


图 8 半年故障诊断效果图

不及时、排查费时费力的问题, 研究了一种蒸渗仪远程故障诊断系统。该系统通过远程无线通信接收到来自各地监测站点的采集数据后, 首先对数据进行异常检测以筛选故障数据信息, 其次对故障数据进行数据挖掘提取异常数据特征, 最后将异常数据特征输入到故障诊断模型中获得故障诊断的结果, 提供决策建议。本系统自投入使用以来, 能够有效地检测出设备异常信息, 较好地减少了异常数据的发生, 提高了研究人员进行数据分析的正确性, 取得了良好的经济效益。

参考文献:

[1] 李明亮, 李原园, 侯杰, 等. “一带一路”国家水资源特点分析及合作展望 [J]. 水利规划与设计, 2017, (1): 34-38.

[2] 周祖昊, 邵薇薇, 张瑞美, 等. 我国城镇化、工业化进程中农业用水面临的挑战及对策 [J]. 中国水利, 2015 (1): 7-10.

[3] 陈利订, 吕昌河, 张秋菊, 等. 黄土丘陵区土地利用与水土流失的尺度效应研究 [M]. 北京: 科学出版社, 2012.

[4] 杨炳玉, 申双和, 张富存, 等. 不同尺寸蒸渗仪测定作物蒸散的田间试验研究 [J]. 中国农业气象, 2015, 36 (2): 161-169.

[5] 徐俊增, 彭世彰, 丁加丽, 等. 基于蒸渗仪实测数据の日参考作物蒸发腾发量计算方法评价 [J]. 水利学报, 2010, 41 (12): 1497-1505.

[6] Beeson R C. Weighing lysimeter systems for quantifying water use and studies of controlled water stress for crops grown in low bulk density substrates [J]. Agricultural Water Management, 2011, 98 (6): 967-976.

[7] 年瑞, 符意德, 葛二灵, 等. 一种基于云服务的远程诊断系统设计 [J]. 计算机与数字工程, 2012, 40 (10): 166-168.

[8] Zhou S P, Lei X, Qiao B C, et al. Research on insulator fault diagnosis and remote monitoring system based on infrared images [J]. Procedia Computer Science, 2017, 109C: 1194-1199.

[9] 黄琦兰, 李尚尚. 医用制氧装备远程故障诊断系统设计 [J]. 现代电子技术, 2018, 41 (19): 121-124.

[10] Chao K H, Chen C T. A remote supervision fault diagnosis meter for photovoltaic power generation systems [J]. Measurement, 2017, 104: 93-104.

[11] 徐娟, 韩江洪, 张建军, 等. 基于网络的设备远程故障诊断 [J]. 计算机工程, 2010, 36 (19): 244-246.

[12] 肖政宏, 蒋岩. 基于卡尔曼滤波和相关系数的异常检测方法 [J]. 计算机工程与设计, 2009, 30 (10): 2401-2403.

[13] Sun B, Luh P B, O'neill Z. SPC and Kalman filter-based fault detection and diagnosis for an air-cooled chiller [J]. Frontiers of Electrical and Electronic Engineering in China, 2011, 6 (3): 412-423.

[14] 刘伟娜, 霍利民, 张立国. 贝叶斯网络精确推理算法的研究 [J]. 微计算机信息, 2006 (9): 92-94.

[15] 梁潇, 王海峰, 郭进, 等. 基于贝叶斯网络的列控车载设备故障诊断方法 [J]. 铁道学报, 2017, 39 (8): 93-100.

[16] Beckhoff G. EtherCAT: The Ethernet Fieldbus [Z]. Ether-

CAT Technology Group, 2006.

[8] 康存锋, 林志磊, 马春敏, 等. 基于 TwinCAT 主站的 EtherCAT 实时以太网分析与研究 [J]. 现代制造工程, 2010 (11): 16-18.

[9] 刘艳强, 黄帅, 马秋霞. 基于工业以太网 EtherCAT 的 DCS 控制系统设计 [J]. 制造业自动化, 2010, 32 (11): 21-23.

[10] 胡友民. 液压系统运行状态监测 [J]. 液压与气动, 2002 (8): 35-37.

[11] 杨忠仁, 饶程, 邹建, 等. 基于 LabVIEW 数据采集系统 [J]. 重庆大学学报: 2004, 27 (2): 32-35.

(上接第 18 页)