

基于时空信息比较的温室环境传感器故障识别

王纪章¹ 贺通¹ 周金生¹ 赵丽伟² 王建平¹ 李萍萍^{1,3}

(1. 江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室, 镇江 212013; 2. 中国农业机械化科学研究院, 北京 100083;
3. 南京林业大学森林资源与环境学院, 南京 210037)

摘要: 为了提高温室环境测控系统中传感器数据的准确性, 针对温室环境参数变化的时间相关性和空间相似性特点, 提出了一种基于主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 的故障检测与基于时空信息比较的温室环境监测系统的传感器故障识别方法。首先利用基于 PCA 的传感器故障检测方法, 通过监控统计量 T^2 和 SPE 的变化实现传感器系统故障检测; 再针对检测出故障的传感器节点, 对该时刻传感器节点采用基于时空特性的节点信息比较实现不同传感器的故障识别。分别对比基于时间尺度、空间尺度、时空尺度的节点信息比较方法对传感器故障识别的影响进行了分析与试验验证, 验证结果表明: 基于 PCA 的传感器故障检测方法能够有效地实现对传感器系统故障的初步检测, 提出的基于时空信息比较的传感器故障识别方法, 融合考虑时间尺度和空间尺度的节点信息, 能够有效地实现传感器具体故障定位; 所建立的传感器故障识别方法检测正确率 C_{DR} 为 98.37%、平均虚警率 F_{AR} 为 1.72%, 较传统的传感器故障识别方法检测正确率 C_{DR} 提高了 22.067 个百分点, 而平均虚警率 F_{AR} 则降低了 15.762 个百分点, 能够有效地保证故障诊断效率、提高故障诊断精度、降低虚警率, 具有可靠性和准确性。

关键词: 温室环境; 传感器; 时空特性; 节点信息; 故障识别

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2018)02-0319-08

Sensor Fault Identification in Greenhouse Environment Based on Comparison of Spatial-temporal Information

WANG Jizhang¹ HE Tong¹ ZHOU Jinsheng¹ ZHAO Liwei² WANG Jianping¹ LI Pingping^{1,2}

(1. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China
2. Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, Beijing 100083, China
3. College of Forest Resources and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: In order to judge the accuracy of sensor data in greenhouse environment measurement and control system, a sensor fault identification method was proposed based on the comparison of node information. This method based on the principal component analysis (PCA) was to achieve the sensor system fault detection through the monitoring statistics T^2 and SPE changes. When the system detected the fault, the different sensor fault identification by using the comparison of node information based on temporal and spatial characteristics were realized, and to compare the effects with different methods, node information was made a comparison based on temporal scale, spatial scale and temporal-spatial scale, for multi-sensor fault identification. Verification results showed that the sensor fault detection method based on PCA can effectively realize the preliminary detection of the sensor system, and the sensor fault identification method based on the comparison of node information took the time and spatial scale into consideration, which can effectively achieve the specific fault sensor positioning. The value of the sensor nodes fault data average C_{DR} was 98.37%, and the average F_{AR} was 1.72%. Compared with the traditional method for sensor fault identification, the C_{DR} increased by 22.067 percentage points and the F_{AR} reduced by 15.762 percentage points, and it was found that the fault recognition method mentioned can effectively guarantee the efficiency of fault diagnosis improve the accuracy of fault diagnosis, and reduce the false alarm rate with reliability and accuracy.

Key words: greenhouse environment; sensor; spatial-temporal characteristics; node information; fault identification

收稿日期: 2017-06-05 修回日期: 2017-09-07

基金项目: 江苏省农业自主创新项目 (CX(15)1016)、中国博士后基金项目 (2015M580400)、江苏省博士后基金项目 (1501112B)、江苏省科技支撑计划项目 (BE2014406)、江苏省高等学校自然科学研究重大项目 (17KJA416002) 和江苏省高校优势学科建设工程项目 (苏政办发教[2014]37号)

作者简介: 王纪章 (1981—), 男, 副研究员, 博士, 主要从事设施农业信息技术研究, E-mail: whxh@ujs.edu.cn

0 引言

近年来,中国农业发展正处于供给侧结构性改革关键期,面临着结构化调整、绿色发展、科技创新等方面的发展要求。在新形势下,传统农业将朝着设施农业这一重要方向转变调整。农业物联网技术在温室环境采集中得到了更加广泛的应用^[1-4],传感器技术等将进一步促进其发展^[5-6]。而环境控制的基础是对环境因子的监测,可见环境监测的准确性与稳定性在设施农业中的重要性。然而,设施农业具有高湿、高温等恶劣的工作环境,由此导致温室环境测控系统传感器故障的频繁发生,当故障发生时,需要及时、准确地检测和诊断出传感器的故障^[7]。因此,开展基于传感器信息故障识别具有重要的应用价值。

国内外学者已经对传感器故障识别进行了大量的研究。常见的传感器故障分为突变故障、间歇故障、缓变故障和乘性故障^[8],应用最深入的传感器故障诊断方法是解析冗余法,分为硬件冗余、分析冗余和时序冗余,通过系统不同输出量之间的解析关系提供冗余信息^[9]。在硬件冗余方面,例如 LUO 等^[10]运用一组传感器进行测量,限制和剔除经常数据异步的传感器,但这种方法需要 3 个以上的传感器,需要对规则进行限制并需要一定的推导,不一定适用于所有的场合。分析冗余是最早提出的故障诊断方法,实现简单,但不适用于复杂的系统。近年来,研究最广泛的是时序冗余法,包括小波变换、神经网络等,其中 PAC 方法应用最深入,空间序列可以认为是一种特殊的时间序列,因此可以用相同的方法进行研究^[11-18]。KPCA 方法是基于线性代数理论的非线性变换方法,是一种线性映射算法^[19-21],但应用于非线性特征的故障检测时,效果往往不好。吴希军^[22]提出了根据不同机理构建多个主元模型,利用数据融合知识进行故障检测,结合神经网络实现对故障识别,并且将变量的趋势信息作为网络输入,有效降低了输入变量的维数。钱朋朋^[23]提出了一种基于多方法结合的传感器故障诊断方法,结合主元分析、小波分析、能量分析等方法,通过分析计算实现传感器故障的识别。

在温室中,环境参数的变化是一个缓变过程,可以看作是一个时间序列变化过程;同时由于受到室外气象参数和环境调控设备的影响,温室内传感器参数有可能会时出现时空上的变化。因此通过传统时间或空间方法识别温室环境监测系统传感器故障有可能导致误判。针对温室环境监测系统传感器故障识别的需求,结合所开发的基于物联网技术的温

室环境测控系统通用系统^[24],本文提出基于主成分分析方法进行故障检测、基于时空信息比较进行故障识别的温室环境监测系统的传感器故障两级检测识别方法。

1 传感器故障识别方法

1.1 基于主成分分析的传感器故障检测

主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 又称主元分析,是一种将多变量通过线性变化得到少变量的多元统计方法,旨在实现降维,将较多的、具有相关性的变量,变换为一组新的、无相关性的综合指标,在保证主要信息的前提下,避免变量之间的线性关系^[25]。主成分分析是一项前景广阔的过程监控和故障诊断技术,其在生产过程中得到了初步应用^[26]。

本文利用主成分分析方法实现对传感器数据的实时初步故障检测,作为故障识别的触发机制,主成分分析的主要流程如图 1 所示。其中,正常工作条件 (Normal operating condition, NOC) 是指正常运行工况下经过预处理的传感器数据。

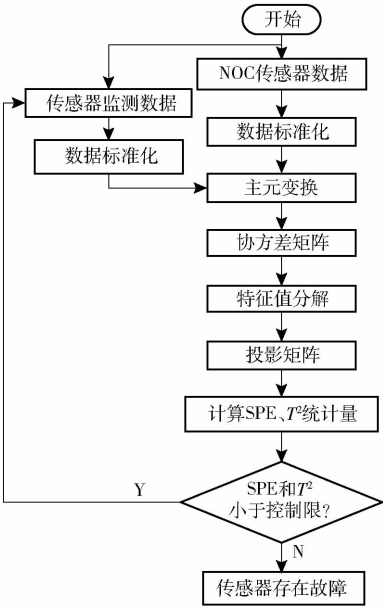


图 1 基于 PCA 的故障检测流程图
Fig. 1 Flow chart of fault detection based on PCA

1.1.1 主元分析变换

在环境测量过程中,设在正常运行状态下采集的多路温湿度、光照度传感器数值的 NOC 构成数据矩阵 X 为

$$X = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \cdots & X_n \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 m ——测量样本数

n ——测量向量变量个数

为了避免量纲不同对过程检测的影响,对数据矩阵 $\mathbf{X}$ 进行标准化变换^[27]

$$k_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (2)$$

式中 k_{ij} ——数据 x_{ij} 的标准化变换值

μ_j ——变量 x_j 的 m 个取值的均值

σ_j ——变量 x_j 的 m 个取值的标准差

得到线性数据矩阵 $\mathbf{K}$ 为

$$\mathbf{K} = [\mathbf{K}_1 \quad \mathbf{K}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{K}_n]^T = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & \cdots & k_{1m} \\ k_{21} & k_{22} & \cdots & k_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ k_{n1} & k_{n2} & \cdots & k_{nm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

1.1.2 计算投影矩阵

根据统计学知识,样本协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 是数据矩阵 $\mathbf{K}$ 的协方差矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ 的一个无偏估计,且标准化后的 $\mathbf{K}$ 的均值都为 0,估算 $\mathbf{\Sigma}$ 的计算式为

$$\mathbf{\Sigma} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{k}_i \mathbf{k}_i^T = \frac{1}{n-1} \mathbf{K}^T \mathbf{K} \quad (4)$$

对协方差矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ 进行特征值分解,求出特征值 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n)$ 和特征向量矩阵 $\mathbf{P}$,用前 k 个特征值之和在所有特征值之和的占比大于 90% 来确定主元数 k ,从而确定投影矩阵 $\hat{\mathbf{C}}$ 和 $\tilde{\mathbf{C}}$,即

$$\hat{\mathbf{C}} = \hat{\mathbf{P}} \hat{\mathbf{P}}^T \quad (5)$$

$$\tilde{\mathbf{C}} = \tilde{\mathbf{P}} \tilde{\mathbf{P}} = (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{C}}) \quad (6)$$

则 $\mathbf{K}$ 可以表示为

$$\mathbf{K} = \hat{\mathbf{K}} + \tilde{\mathbf{K}} \quad (7)$$

$$\text{其中 } \hat{\mathbf{K}} = \hat{\mathbf{C}} \mathbf{K} \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{K}} = \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{K} = (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{C}}) \mathbf{K} \quad (9)$$

式中 $\hat{\mathbf{K}}$ —— $\mathbf{K}$ 在 PCS 内的投影

$\tilde{\mathbf{P}}$ —— $\mathbf{P}$ 在 RS 内的投影

$\hat{\mathbf{P}}$ —— $\mathbf{P}$ 在 PCS 内的投影

$\mathbf{I}$ ——单位矩阵

$\tilde{\mathbf{K}}$ —— $\mathbf{K}$ 在 RS 内的投影

1.1.3 监控统计量变化

根据统计学知识经主元成分 PCA 变化后,传感器故障检测是通过监控统计量变化来实现。通常用平方预测误差 SPE 和统计量 T^2 的变化来检测传感器节点稳定性^[26]。

其中,平方预测误差 SPE 衡量的是测量数据在残差子空间 RS 上投影的变化,表示模型的预估误差^[28],平方预测误差 SPE 的计算公式定义为

$$d_{SPE} = \|\tilde{\mathbf{k}}_i\|^2 \leq \delta_{SPE}^2 \quad (10)$$

$$\text{其中 } \delta_{SPE}^2 = \theta_1 \left[1 + \frac{C_\alpha h_o \sqrt{2\theta_2}}{\theta_1} + \frac{\theta_2 h_o (h_h - 1)}{\theta_1^2} \right]^{\frac{1}{h_o}}$$

$$\theta_i = \sum_{j=k+1}^n \lambda_j^i \quad (i=1,2,3)$$

$$h_o = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2}$$

式中 C_α ——正态分布置信水平为 0.05 的统计值

统计量 T^2 衡量的是测量数据在主元子空间 PCS 上投影的变化,表示测量数据在变化趋势和幅值上偏离模型的程度^[28],定义统计量 T^2 为

$$T_i^2 = \mathbf{k}_i \hat{\mathbf{P}} \boldsymbol{\Lambda}_k^{-1} \hat{\mathbf{P}}^T \mathbf{k}_i^T \leq \delta_T^2 \quad (11)$$

$$\text{其中 } \delta_T^2 = \frac{k(n-1)}{n-k} F_\alpha(k, n-k)$$

$$\boldsymbol{\Lambda}_k = \text{diag}[\lambda_1 \quad \lambda_2 \quad \cdots \quad \lambda_k]$$

式中 δ_T^2 —— T^2 的控制限

$F_\alpha(k, n-k)$ ——自由度 k 和 $n-k$ 、置信水平 α 的 F 分布值

因此,基于 PCA 分析的故障检测共有 4 种检测结果:①平方预测误差 $d_{SPE} \geq \delta_{SPE}^2$ 和统计量 $T^2 \leq \delta_T^2$ 。②平方预测误差 $d_{SPE} \geq \delta_{SPE}^2$ 和统计量 $T^2 \geq \delta_T^2$ 。③平方预测误差 $d_{SPE} \leq \delta_{SPE}^2$ 和统计量 $T^2 \leq \delta_T^2$ 。④平方预测误差 $d_{SPE} \leq \delta_{SPE}^2$ 和统计量 $T^2 \geq \delta_T^2$ 。

对于检测结果①和②认为存在故障不存在争议,对于检测结果③认为是无故障状态也是不存在争议,但对于检测结果④是否故障存在争议^[29]。

本文假设检测结果①、②和④均为初步故障状态,即 $d_{SPE} \leq \delta_{SPE}^2$ 且 $T^2 \leq \delta_T^2$,运行正常; $d_{SPE} \geq \delta_{SPE}^2$ 或 $T^2 \geq \delta_T^2$,初步故障。

传感器数据经过主元变换与主元成分分析后,通过监控统计量 T^2 和平方预测误差 SPE 的变化,实现传感器状态的初步故障检测。

1.2 时空信息预测算法

1.2.1 空间相似性预测

根据空间相似性理论,可知不同传感器在同一时刻采集的温室环境参数之间存在关联。在监测系统运行过程中,发现相邻传感器之间不同或相同类型传感器采集的数据之间存在近线性关系。

空间相似性依据采用对比的传感器类型不同,可将其分为同质传感器相似性和异质传感器相似性。

(1) 同质传感器相似性预测

本文对同质传感器节点采集的参数数值进行相互比较,建立一个基于相邻节点环境参数信息对本节点的当前时刻聚合值^[23],计算公式为

$$\hat{X}_{i(n+1)} = X_{j(n+1)} + \delta_{ij} \tag{12}$$

其中 $\delta_{ij} = \frac{1}{l} \sum_{z=1}^l (x_{iz} - x_{jz})$

式中 $i、j$ ——传感器序号

l ——时间尺度,为正整数

δ_{ij} ——相邻传感器在时间尺度 l 内差平均值
则相邻同质传感器采集参数信息值构成数据集 X_1 为

$$X_1 = x_i(t) \quad (i = 1, 2, \cdots, m) \tag{13}$$

对应的同质传感器空间相似性预测值构成数据集 $S_1(t)$ 为

$$S_1(t) = s_i(t) \quad (i = 1, 2, \cdots, m) \tag{14}$$

(2) 异质传感器相似性预测

若具有 $q + v$ 个监测参数,设 v 个异质传感器的监测参数为自变量, q 个目标监测参数为因变量,令自变量 X 为

$$X = [x_{i1} \quad x_{i2} \quad \cdots \quad x_{iv}]^T \tag{15}$$

则回归关系模型^[30]构造成矩阵形式为 $S = \beta X + \varepsilon$,即

$$\begin{bmatrix} s_{(t+1)1} \\ s_{(t+1)2} \\ \vdots \\ s_{(t+1)q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{21} & \cdots & \beta_{q1} \\ \beta_{12} & \beta_{22} & \cdots & \beta_{q2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \beta_{1v} & \beta_{2v} & \cdots & \beta_{qv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ x_{iv} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_0 \\ \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_q \end{bmatrix} \tag{16}$$

式中 β ——回归关系参数矩阵

ε ——随机误差, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$

相邻异质传感器采集参数信息值构成数据集

$$X_2 = x_j(t) \quad (j = 1, 2, \cdots, v) \tag{17}$$

与之对应的异质传感器空间相似性预测值构成数据集 $S_2(t)$ 为

$$S_2(t) = s_i(t) \quad (i = 1, 2, \cdots, q) \tag{18}$$

1.2.2 时间相关性预测

在温室环境测量过程中,传感器节点采集的数据时间之间往往具有一定的依存性,即传感器采集的数据构成时间序列,下一时刻的环境参数信息受到当前时刻与历史时刻数据的约束。

本文结合温室环境的特点,选取一阶自回归、趋势移动平均、二次曲线趋势 3 个常用的时间预测算法^[31]对温室环境参数进行时间序列估计。针对温室环境的实际,尽管温室环境变化总体呈现二次曲线趋势,但短时间段内呈现直线特征,即可以利用基于一阶自回归的时间预测算法进行温室环境预测^[32-33],对比预测结果发现基于一阶自回归的预测算法好于其他预测算法。

假设温室环境监测系统采集的环境参数数值构

成时间序列数据集 $(x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{id})$ 。利用一阶自回归预测算法进行时间相关性预测,则第 $d + 1$ 时刻的时间预测值为

$$\hat{x}_{i(d+1)} = \varphi_1 x_{id} + \varepsilon_{d+1} \tag{19}$$

其中
$$\varphi_1 = \frac{d}{d-1} \frac{\sum_{j=2}^d x_{ij} x_{i(j-1)}}{\sum_{j=1}^d x_{ij}^2}$$

式中 φ_1 ——样本的自相关系数

ε_{d+1} —— $d + 1$ 时刻的随机干扰,为标准正态白噪声

则被比较传感器 v_i 在时间尺度上构成的环境参数采集值 X_3 为

$$X_3 = (x_k(t-1), \cdots, x_k(t-i)) \quad (k = 1, 2, \cdots, p) \tag{20}$$

式中 p ——时间序列长度

则对应的异质传感器一阶自回归时间相关性预测值构成的数据集 $S_3(t)$ 为

$$S_3(t) = s_i(t) \quad (i = 1, 2, \cdots, p) \tag{21}$$

1.3 基于时空信息比较的传感器故障识别

对节点间的时间相关性或空间相似性进行比较是多数传感器故障诊断常用的方法,通过比较两节点之间的测量值来判定节点的状态^[28],而上述方法都是单方面的考虑时间相关性或空间相似性。

针对时间相关性适用于时间周期较短、空间相似性适用于空间区域内节点密度大的特点,本文提出了一种基于时空信息比较的传感器故障识别算法,该算法充分考虑传感器的时间相关性预测数据与空间相似性预测数据。传感器数值故障识别的流程图如图 2 所示。

图 2 中,温室环境监测系统内的传感器 $V = v_i$ ($i = 1, 2, \cdots, n$) 采集的传感器数据构成一个传感器采集数据集 $S_0(t) = s_i(t)$ ($i = 1, 2, \cdots, b$), b 是各类传感器个数之和, $b = m + q + p$ 。

对传感器节点 v_i 进行比较时,将上述的同质传感器 S_1 和异质传感器空间相似性预测值 S_2 ,以及环境参数时间相关性预测值 S_3 汇聚,得到基于时空关联性预测的传感器时空特性的数据集

$$Y = (S_0(t), S_1(t), S_2(t), S_3(t)) \tag{22}$$

式中 $S_j(t)$ ——被比较节点的传感器参数值

将当前传感器数据与预测数据信息之间进行比较,比较集合中元素 $y_j(t)$ 与 $x_i(t)$ 信息值,当 $|y_j(t) - x_i(t)| < \delta$ (δ 表示环境变化给定阈值)时,则表示比较点环境参数数据相似,记信息比较结果 $c_{ij} = 0$;相反,当 $|y_j(t) - x_i(t)| > \delta$ 时,则表示比较点环境参数数据不相似,记 $c_{ij} = 1$ 。

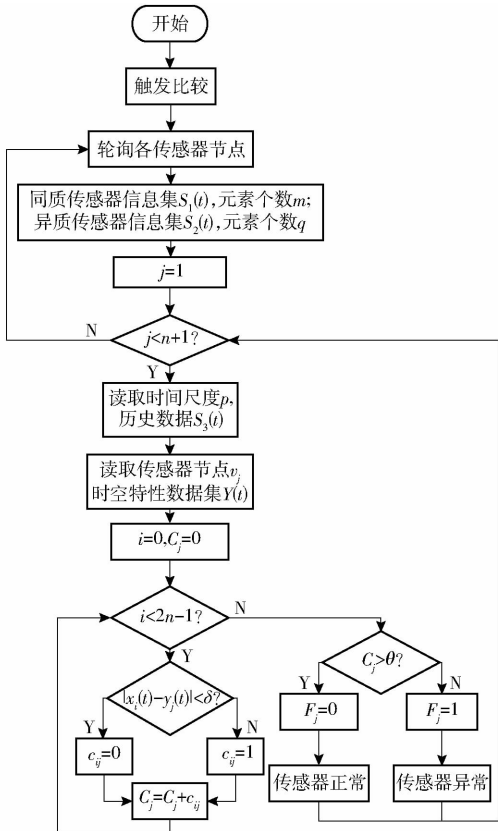


图 2 传感器故障识别流程图

Fig. 2 Flow chart of sensor node fault identification

根据节点状态和对应测量值与时空预测值的绝对差比较结果,得出 c_{ij} 所有可能出现的比较结果^[34]如表 1 所示。

表 1 节点信息比较结果

Tab.1 Comparison results of node information

$x_i(t)$	$y_j(t)$	c_{ij}
正常	正常	0
正常	异常	1
异常	正常	1
异常	异常	0

再通过上述方法依次比较本节点数据与其他时空节点的信息值,得到所有的 c_{ij} 。循环结束,统计 $c_{ij}=1$ 的个数为 C_j ,记为

$$C_j = \sum_{i=1}^{m_1+m_2+p} c_{ij} \tag{23}$$

若 $C_j \leq \vartheta$,则表示节点 v_j 的状态正常,令 $F_j=0$;当 $C_j > \vartheta$ 时,传感器节点 v_j 的状态异常,令 $F_j=1$ 。其中,给定阈值 ϑ 由多数投票策略控制^[32],当 C_j 达到被比较数据个数统计值的 1/2 时,认为多数被比较值存在差异。通过判断状态标志 F_j ,实现传感器节点的故障识别。

2 结果与分析

2.1 研究区域与试验数据

研究区域为江苏省农科院溧水植物科学基地

(31.598 349 15°N,119.187 165 49°E),位于南京市溧水区白马镇老鸦坝水库西侧,本试验在草莓栽培塑料连栋大棚中进行环境数据采集,采集设备对包括温度、湿度、光照度等在内的环境参数进行多层次、全方位、连续地采集,选取温度、湿度、光照度作为研究对象。

通过对多组传感器数据分析,对传感器故障识别效果等进行验证,并在不同方法之间进行对比分析。

2.2 基于 PCA 的传感器数值向量故障检测

利用温室监测系统的环境数据进行基于 PCA 的故障检测方法,得到统计量 T^2 和平方预测误差 SPE 的变化曲线如图 3 所示。

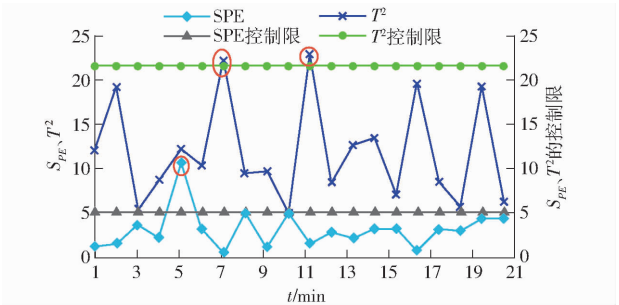


图 3 统计量变化曲线

Fig. 3 Changing curves of statistics

通过分析发现,图中存在统计量 T^2 与平方预测误差 SPE 比值波动范围明显的点,对比传感器数据发现传感器数据存在异常。对部分时间段内环境感知数据进行基于 PCA 的传感器故障检测,得到平均故障准确率 C_{DR} 为 90.23%,系统检测虚警率 F_{AR} 为 16.20%,能够有效地实现对温室监测系统采集的环境异常数据波动的初步检测。

2.3 传感器数据预测

以环境参数的数据预处理值为实际值,对预测数据进行时间、空间相似性验证,则传感器环境参数时空预测结果如表 2 所示。

表 2 预测算法对比分析

Tab.2 Comparative analysis of prediction algorithms

	预测算法	方差	RMSE
时间预测	一阶自回归	1.439	0.160
	同质传感器	1.493	0.319
空间预测	异质传感器	1.883	0.645

如表 2 所示,基于时间相关性的时间序列预测算法与空间相似性的预测效果均能够有效地反映温室环境在空间上的变化,并且基于时间相关性的时间序列预测算法明显优于基于同质传感器预测的空间相似性的预测效果和基于异质传感器预测算法。

2.4 基于信息比较的传感器故障识别

对监测系统传感器数据进行验证,得到 1 路空气温度传感器 t51 的故障诊断变化曲线如图 4 所示。本文提出的基于时空信息比较的方法能够有效地实现每路传感器的故障识别,当传感器数据波动时, C_j 发生改变。当跃变时, C_j 超过给定阈值 ϑ ,实现传感器的故障识别,验证结果表明故障识别效果明显。

本文开展基于信息比较的传感器故障识别研究,分别对比基于时间预测信息、空间预测信息、空间节点信息和时空预测信息的多传感器故障识别,得到如图 5 所示的故障识别效果。

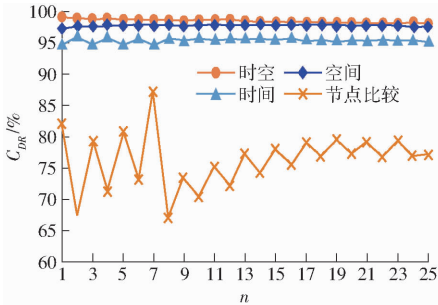


图 5 故障识别效果对比

Fig. 5 Comparisons of fault identification results

性节点信息比较的传感器故障诊断的诊断精度会下降,这是由于随着时间尺度的增加,时间周期变长,其采集的传感器数据的时间相关性降低。在基于空间尺度节点信息比较的故障诊断中,随着空间尺度的增多,诊断精度下降。随着空间尺度的增多,空间上分布充分的传感器节点能够提高空间相似性,但本温室环境监测系统采用的传感器节点不足,空间相似性无法得到补充。而时空比较能够充分利用时间相关性、空间相似性的特点,并用短时间段内的时间节点补充空间节点不足,传感器故障识别效果明显。

并对比了传统的传感器故障识别方法发现,基于时空信息比较的传感器故障识别方法相较于时间预测、空间预测、空间节点信息比较方法的故障检测正确率 CDR 分别提高了 0.817 个百分点、3.001 个百分点、22.067 个百分点,则对应的虚警率 FAR 分别降低了 0.844 个百分点、3.311 个百分点、15.762 个百分点。

本文在研究故障识别的过程中发现,当误差带 $\Delta_{CDR} = 0.1\%$ 、 $\Delta_{FAR} = 5\%$,且包络线同时进入误差带时,认为时空信息比较效果达到稳定状态,此时时空尺度 $n = 16$,其时空比较效果如表 3 所示。

由表 3 可知,对主要的温室环境参数监测可以实现传感器故障识别。然而,相较于温度、湿度传感器故障识别效果,光照度传感器的故障识别效果不佳,主要原因在于温湿度异质传感器间的时空关联

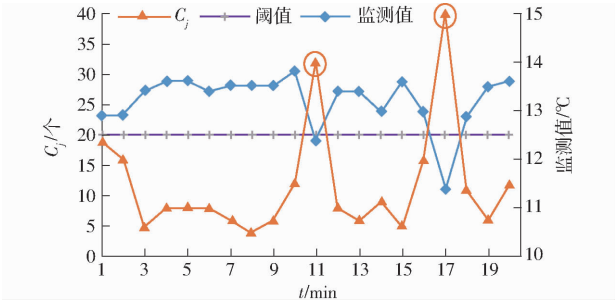


图 4 传感器故障诊断结果

Fig. 4 Sensor fault diagnosis

如图 5 所示,在基于时间尺度节点信息比较的故障诊断过程中,随着时间尺度增大,基于时间相关

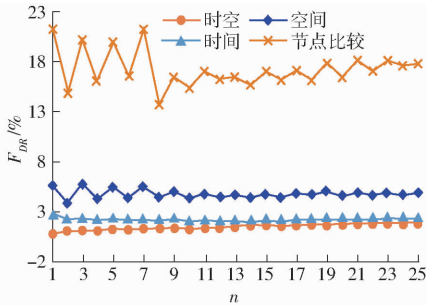


表 3 时空信息比较最优效果

Tab.3 Optimal effect of spatial-temporal information comparison				%
参数	温度	湿度	光照度	平均值
C_{DR}	99.70	98.53	90.39	98.37
F_{AR}	0.30	1.49	10.64	1.72

性强于温湿度与光照度异质传感器间时空关联性,降低了同质传感器在故障识别中的重要性。降低了异质传感器预测数据 $S_2(t)$ 在空间相似性预测数据集 $S_1(t) + S_2(t)$ 中的占比,即适当提高同质传感器预测数据 $S_1(t)$ 的权重,得到如表 4 所示的光照度故障识别效果。

表 4 光照度故障识别效果

Tab.4 Effect of illumination fault recognition					%
$m:q$	1:16	1:4	1:1	4:1	16:1
C_{DR}	91.53	91.91	92.29	94.06	98.44
F_{AR}	9.71	9.26	8.80	6.77	2.03

由表 3 和表 4 可知,本文所提的基于时空信息比较的传感器故障识别算法,能够充分利用环境信息的时间与空间相关性特征,在节点不足的情况下充分利用传感器短时间段内的历史数据补充为空间相似性的比较节点,利用相邻节点预测数据和节点历史数据、时间序列预测数据进行时空信息比较,能够提高故障检测正确率、降低虚警率。

3 结论

(1) 针对温室内环境参数变化缓慢、各环境参数之间相互耦合的特点,提出了基于主成分分析进行传感器故障检测的方法,在检测到故障时,通过节点时空预测信息比较实现传感器故障识别,并利用试验数据对所提出的方法进行了验证。验证结果表明:基于 PCA 的传感器故障检测方法能够有效地实现传感器系统故障的初步检测,检测正确率为 90.23%,虚警率为 16.20%;充分考虑基于时间相关性和空间相似性节点数据的基于节点信息比较的

传感器故障识别方法能够有效地实现传感器具体故障识别定位,基于时空比较的故障识别平均检测正确率为 98.37%、对应的故障识别平均虚警率为 1.72%。

(2) 所提出的基于 PCA 的故障检测和时空比较的故障识别定位的两级故障检测识别方法,在检测到故障后才进行故障识别定位,减少了系统运算量,同时基于时空比较的故障识别定位方法提高了温室环境监测系统的传感器故障识别诊断检测正确率,降低了虚警率,为温室环境监测系统的准确稳定运行提供了保障。

参 考 文 献

- 1 李萍萍,王纪章. 温室环境信息智能化管理研究进展[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(4):236-242. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140438&flag=1&journal_id=jscam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.04.038.
LI Pingping, WANG Jizhang. Research progress of intelligent management for greenhouse environment information [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(4): 236-242. (in Chinese)
- 2 阎晓军,王维瑞,梁建平. 北京市设施农业物联网应用模式构建[J]. 农业工程学报,2012,28(4):149-154.
YAN Xiaojun, WANG Weirui, LIANG Jianping. Application mode construction of internet of things (IOT) for facility agriculture in Beijing[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(4): 149-154. (in Chinese)
- 3 李莉,李海霞,刘卉. 基于无线传感器网络的温室环境监测系统[J]. 农业机械学报,2009,40(1):228-231.
LI Li, LI Haixia, LIU Hui. Greenhouse environment monitoring system based on wireless sensor network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(1): 228-231. (in Chinese)
- 4 DÍAZ S E, PÉREZ J C, MATEOS A C, et al. A novel methodology for the monitoring of the agricultural production process based on wireless sensor networks [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(2): 252-265.
- 5 张猛,房俊龙,韩雨. 基于 ZigBee 和 Internet 的温室群环境远程监控系统设计[J]. 农业工程学报,2013,29(增刊1):171-176.
ZHANG Meng, FANG Junlong, HAN Yu. Design on remote monitoring and control system for greenhouse group based on ZigBee and Internet [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(Sup.1): 171-176. (in Chinese)
- 6 王海涛,刘倩,陈桂香,等. 粮食监控系统中传感器故障诊断和数据恢复[J]. 中国粮油学报,2013,28(11):86-90.
WANG Haitao, LIU Qian, CHEN Guixiang, et al. Fault diagnosis and data reconstruction for sensors in monitoring system for condition of stored-grain[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2013, 28(11): 86-90. (in Chinese)
- 7 COMMAULT C, DION J M, TRINH D H, et al. Sensor classification for the fault detection and isolation, a structural approach [J]. International Journal of Adaptive Control & Signal Processing, 2011, 25(1):1-17.
- 8 LIU H, KIM M, KANG O, et al. Sensor validation ofr monitoring indoor air quality in a subway station [J]. Indoor and Built Environment,2012,21(1):205-221.
- 9 李凤保,扬黎明,张华,等. 基于解析冗余的传感器故障检测、分离与辨识[J]. 传感器与微系统,2002,21(5):33-35.
LI Fengbao, YANG Liming, ZHANG Hua, et al. Detection, isolation and identification of sensor faults based on analytical redundancy [J]. Journal of Transducer Technology, 2002, 21(5):33-35. (in Chinese)
- 10 LUO X, DONG M, HUANG Y. On distributed fault-tolerant detection in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 2006, 55(1): 58-70.
- 11 GEORGOULAS G,LOUTAS T,STYLIOS C D,et al. Bearing fault detection based on hybrid ensemble detector and empirical mode decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2013,41(1):510-525.
- 12 沈默,廖瑛,尹大伟. RVM 在航空发动机故障诊断中的应用研究[J]. 计算机工程与应用,2012,48(25):220-223.
SHEN Mo, LIAO Ying, YIN Dawei. Application of relevance vector machines to aero-engine fault diagnosis [J]. Computer Engineering and Applications,2012,48(25):220-223. (in Chinese)
- 13 WANG Hong, CHAI Tianyou, DING Jinliang, et al. Data driven fault diagnosis and fault tolerant control: some advances and possible new directions [J]. Acta Automatica Sinica 2009, 35(6):739-747.
- 14 LEUNG Y, JI N N, MA J H. An integrated information fusion approach based on the theory of evidence and group decision-making [J]. Information Fusion, 2013, 14(4):410-422.
- 15 MEHRAN A, FARZAN A. Neural-network based on analog-circuit fault diagnosis using wavelet transform as preprocessor [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems: Analog and Digital Signal Processing, 2000, 47:151-156.
- 16 汪声远. 卡尔曼滤波器用于发动机传感器故障检测[J]. 控制与决策,1995,10(4):381-384.
WANG Shengyuan. Kalman filter for engine sensor fault detection [J]. Control and Decision,1995,10(4):381-384. (in Chinese)
- 17 周东华. 一种非线性系统的传感器故障检测与诊断新方法[J]. 自动化学报,1995,21(3):362-365.
ZHOU Donghua. A new method for fault detection and diagnosis of nonlinear systems [J]. Acta Automatica Sinica, 1995,

- 21(3):362–365. (in Chinese)
- 18 KIM K I, PARK S H, KIM H J. Kernel principal component analysis for texture classification [J]. IEEE Signal Process Letters, 2001, 8(2):39–41.
- 19 赵立杰, 柴天佑, 王纲. 多元统计性能监视和故障诊断技术研究进展[J]. 信息与控制, 2004, 33(2):197–202.
ZHAO Lijie, CHAI Tianyou, WANG Gang. The progress of multivariate statistical performance monitoring and fault diagnosis [J]. Information and Control, 2004, 33(2):197–202. (in Chinese)
- 20 胡金海, 谢寿生, 骆广琦, 等. 一种基于贡献率的 KPCA 故障识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(3):572–576.
HU Jinhai, XIE Shousheng, LUO Guangqi, et al. Fault identification method of kernel principal component analysis based on contribution plots and its application[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(3):572–576. (in Chinese)
- 21 SCHOLKOPF B, SMOLA A, MULLER K R. Kernel principal component analysis[C]// International Conference on Artificial Neural Networks, 1997:583–588.
- 22 吴希军. 基于主元分析方法的空调系统传感器故障诊断研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2005.
WU Xijun. Study of the sensor fault diagnosis in air conditioning system based on principal component analysis [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2005. (in Chinese)
- 23 钱朋朋. 基于多方法结合的传感器故障诊断方法研究[D]. 沈阳:沈阳理工大学, 2012.
QIAN Pengpeng. Research on sensor fault diagnosis based on multi-algorithm method [D]. Shenyang: Shenyang Ligong University, 2012. (in Chinese)
- 24 李萍萍, 陈美镇, 王纪章, 等. 温室物联网测控管理系统开发与数据同步研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(8):224–231. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150831&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.031.
LI Pingping, CHEN Meizhen, WANG Jizhang, et al. Development of monitoring management system and data synchronization for greenhouse IOT [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8):224–231. (in Chinese)
- 25 王鹏新, 冯明悦, 孙辉涛, 等. 基于主成分分析和 Copula 函数的干旱影响评估研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(9):334–340. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160945&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.045
WANG Pengxin, FENG Mingyue, SUN Huitao, et al. Drought impact assessment based on principal component analysis and copula function [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9):334–340. (in Chinese)
- 26 王婉. 基于 PCA 的空调水系统的传感器故障检测与诊断研究[D]. 长沙:湖南大学, 2014.
WANG Wan. The research on the sensor fault detection and diagnosis of the central air-conditioning water system based on PCA [D]. Changsha: Hu'nan University, 2014. (in Chinese)
- 27 肖应旺. 基于 PCA 的流程工业性能监控与故障诊断研究[D]. 无锡:江南大学, 2007.
XIAO Yingwang. Research on performance monitoring and fault diagnosis of process industry based on PCA [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2007. (in Chinese)
- 28 张杰, 阳宪惠. 多变量统计过程控制[M]. 北京:化学工业出版社, 2000.
- 29 李冠男, 胡云鹏, 陈焕新, 等. 基于 PCA–SVDD 的冷水机组故障检测方法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2015, 43(8):119–122.
LI Guannan, HU Yunpeng, CHEN Huanxin, et al. PCA–SVDD–based chiller fault detection method [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2015, 43(8):119–122. (in Chinese)
- 30 DUNIA R, QIN S J. A unified geometric approach to process and sensor fault identification and reconstruction: the unidimensional fault case [J]. Computers & Chemical Engineering, 1998, 22(7–8):927–943.
- 31 潘立强, 李建中. 传感器网络中一种基于多元回归模型的缺失值估计算法[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(12):2101–2110.
PAN Liqiang, LI Jianzhong. A multiple-regression-model-based missing values imputation algorithm in wireless sensor network [J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(12):2101–2110. (in Chinese)
- 32 索瑞霞, 王福林. 组合预测模型在能源消费预测中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2010, 40(18):80–85.
SUO Ruixia, WANG Fulin. The application of combination forecasting model in chinese energy consumption [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2010, 40(18):80–85. (in Chinese)
- 33 刘亚红. 基于节点信息比较的无线传感故障诊断算法[D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
LIU Yahong. Fault diagnosis algorithm based on comparison of information in wireless sensor networks [D]. Xian: Xidian University, 2014. (in Chinese)
- 34 刘永华, 沈明霞, 熊迎军, 等. 基于两级预测的温室 WSN 系统数据传输方法[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(12):329–334. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20141247&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.047.
LIU Yonghua, SHEN Mingxia, XIONG Yingjun, et al. Data transmission of WSN system in greenhouse based on two-level prediction[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12):329–334. (in Chinese)
- 35 徐小龙, 耿卫建, 杨庚, 等. 分布式无线传感器网络故障检测算法综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(12):4420–4425.
XU Xiaolong, GENG Weijian, YANG Geng, et al. Survey of distributed fault detection algorithms for wireless sensor networks [J]. Application Research of Computers, 2012, 29(12):4420–4425. (in Chinese)