

# 基于粒子滤波的分布式智能故障 诊断系统研究\*

孟志强<sup>1</sup>,朱志亮<sup>2†</sup>,朱建波<sup>2</sup>,张正江<sup>2</sup>,戴瑜兴<sup>2</sup>

(1. 湖南大学 电气与信息工程学院,湖南 长沙 410082;

2. 温州大学 电气数字化设计技术国家地方联合工程实验室,浙江 温州 325035)

**摘要:**针对传统故障诊断系统硬件结构以及故障识别算法过于复杂的问题,提出并研究了一种基于粒子滤波的分布式智能故障诊断系统.该系统采用 ZigBee 无线传感网络实现系统分布式多变量参数的实时采集,基于粒子滤波算法在线处理各变量数据,并基于简易模式识别算法获得系统真实状态的准确估计,实现系统故障的智能诊断与故障预示.智能故障诊断系统由 ZigBee 无线传感数据采集网络、粒子滤波算法、系统状态模型和故障模式识别四部分构成.粒子滤波算法基于粒子序贯重要性重采样和蒙特卡洛方法对传感器采集数据滤波,抑制或消除干扰及显著性误差对系统状态估计的影响,可避免粒子退化.故障模式识别就是求取与粒子滤波输出的系统状态估计曲线残差之和最小的系统状态模型.智能故障诊断系统的实现和实例实验结果表明该系统能实现对象的远程监测、对象状态的精确估计、对象故障的准确诊断,拓宽了分布式传感网络的应用范围,并具有成本低、可靠性高、实时性好和易实现的优点.

**关键词:**故障诊断; ZigBee; 粒子滤波; 模式识别

**中图分类号:** TP13

**文献标志码:** A

## Research on Distributed Intelligent Fault Diagnosis System Based on Particle Filter

MENG Zhiqiang<sup>1</sup>, ZHU Zhiliang<sup>2†</sup>, ZHU Jianbo<sup>2</sup>, ZHANG Zhengjiang<sup>2</sup>, DAI Yuxing<sup>2</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. National-Local Joint Engineering Laboratory of Electrical Digital Design Technology, Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

**Abstract:** Due to the shortcomings of traditional fault diagnosis system, such as too complicated hardware system and fault recognition algorithm, a distributed intelligent fault diagnosis system based on particle filter was proposed and studied. Real-time collection of distributed multi-variable parameters was realized by adopting ZigBee wireless sensor network, on-line processes variable data based on particle filter, and precise estimate about real system states were obtained based on simple pattern recognizing algorithm in order to realize the intelligent forecast and diagnose for system fault. The distributed fault diagnosis sys-

\* 收稿日期:2017-05-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61374167), National Natural Science Foundation of China(61374167); 浙江省自然科学基金资助项目(LZ16E050002, LGG18F010016), Natural Science Foundation of Zhejiang Province(LZ16E050002, LGG18F010016)

作者简介:孟志强(1964-),男,湖南益阳人,湖南大学教授,博士生导师

† 通讯联系人, E-mail: zlzhu@wzu.edu.cn

tem includes ZigBee network, particle filter algorithm, system states model and malfunction mode recognition. Particle filter can filter data collected by sensor, suppress and eliminate the interference or significant error that affects the estimate of system states based on sequential importance sampling and Monte-Carlo method. Finding a system state model that has the minimum sum of residuals with an estimate curve about system states from a particle filter is the process of the malfunction mode recognition. Realization of the distributed intelligent fault diagnosis system and the result of the experiment show that the system can realize the remote monitor, accurate state estimation and fault diagnose, and it has the advantage of low cost, high reliability and easy to realize. The work can expand the application range of distributed sensor network and improve the diagnosis level of the fault diagnosis system.

**Key words:** fault detection; ZigBee; particle filter; pattern recognition

随着世界各国工业化进程不断加快,工业生产中的设备规模越来越大、系统也愈加复杂<sup>[1]</sup>,对系统运行可靠性、安全性的要求愈趋严格.实时监测系统运行状态,并实现故障在线诊断是提高系统可靠性和安全性行之有效的办法,国内外学者对此展开了广泛的研究,并取得了大量的研究成果,有些成果在电网、工厂、交通等领域得到了应用.

基于系统实时运行状态监测的故障诊断技术与方法研究主要包含数据采集和诊断算法两大方面:

1) 状态监测技术:田壘等人利用多传感器检测构成输油泵机组的状态监测系统<sup>[2]</sup>;王硕等人对风光互补发电的数据进行采集监测<sup>[3]</sup>;杨惠采集温度和湿度的数据来监测工农业生产<sup>[4]</sup>;Anita等人提出基于无线局域网协议的数据采集系统,通过测量大气中的环境参数来监测自然灾害<sup>[5]</sup>;姬志国采用RS-485 通讯接口、Modbus 通信协议,实现电力系统运行的远程监测和控制<sup>[6]</sup>等.但现有大部分系统仅能完成原始的数据采集和集中,基本未考虑数据采集的可靠性,缺乏有效的滤波和故障诊断算法支撑,不能对系统故障进行有效的诊断和预示.

2) 故障诊断算法研究:目前国内外在此领域做了大量基础性的研究和开创性的应用.主要基于振动信息、电流、频率特性、温度变化、液体粘度等故障信号,伊利诺伊大学 He 教授多年来围绕故障诊断和预测、统计信号分析等问题做了卓有成效的工作<sup>[7]</sup>,文献<sup>[8]</sup>指出西安交通大学在基于多小波分析的机械设备早期故障预示方面取得了一系列成果,杨宇等人提出了基于 EMD(Empirical Mode Decomposition)和 VPMCD(Variable Predictive Model based Class Discriminate)的故障诊断方法,并应用于滚动轴承的故障诊断<sup>[9]</sup>,避免了神经网络的结构和类型、支持向量机核函数及其参数的选择问题.

研究与分析上述研究成果可以看出,这些成果大多没有考虑数据采集过程的干扰,采集系统的结构不够简洁,故障诊断算法复杂且计算量较大,在实时性要求较高的系统中不能很好地应用.

针对上述问题和不足,本文使用 ZigBee 无线传感技术实现大系统分布式运行状态的数据采集,使用粒子滤波算法对传感器数据进行数字滤波处理,实现状态的精确估计,通过实时性强的简易故障模式识别算法实现智能故障诊断,并构建了一套分布式智能故障诊断系统,该系统能实时显示采集数据、状态曲线、诊断结果等信息.该系统的实验结果验证了本文方法与技术的有效性.

## 1 故障诊断原理

### 1.1 故障诊断流程

故障诊断的基本过程包含 3 个阶段:首先建立系统正常和所有可能不同故障模式的数学模型;其次对系统进行监测,包括采用各种检测、测量、监视、分析和判别的方法,获得系统的真实状态——正常状态和故障状态;然后对故障模式进行识别和预测,指导设备的管理和维修.

实际系统在运行过程中可能出现大量的干扰,导致常规故障诊断系统对系统真实状态的误判.为了得到系统运行的真实状态,本文对传感器检测数据使用粒子滤波算法进行滤波.然后,计算滤波输出曲线与系统所有可能模型及观测方程输出曲线之间的残差.残差最小的滤波输出曲线所对应的模型即为系统所处的状态.

本文提出的故障诊断系统整体构架如图 1 所示,故障诊断流程如下:

1) 建立系统正常状态与不同故障状态的模型;

- 2) 基于 ZigBee 网络采集各类数据;
- 3) 基于粒子滤波算法实现系统状态的精确

- 估计;
- 4) 根据 3) 得到的状态判断系统所处模式.

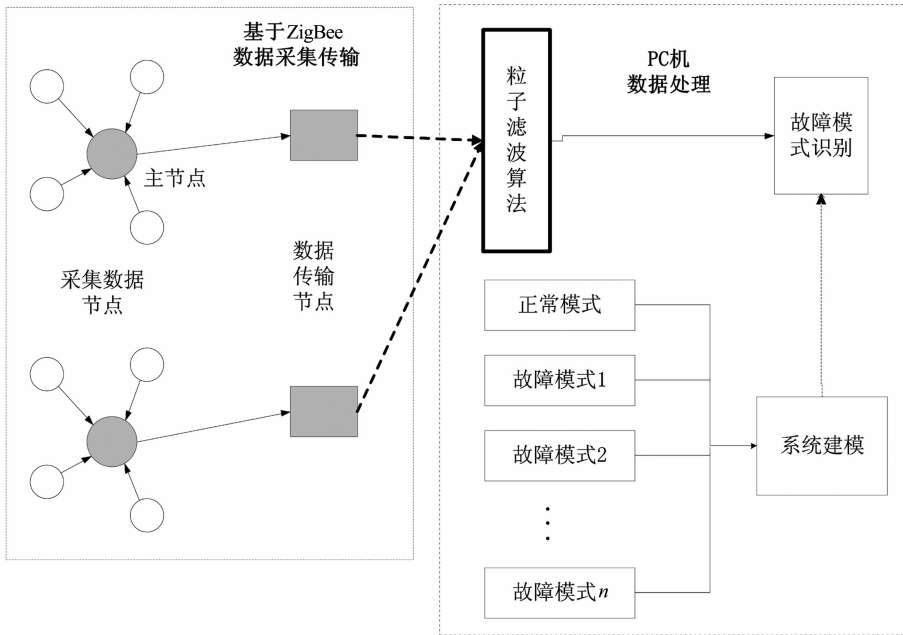


图 1 故障诊断系统整体框架

Fig. 1 Overall framework of fault diagnosis system

### 1.2 数据滤波

鉴于会出现传感器突然失效或环境偶然干扰等情况,为了得到更精确的系统状态,本文对传感器采集数据使用粒子滤波算法进行滤波.

粒子滤波是一种基于递推贝叶斯估计和蒙特卡罗方法的滤波方法<sup>[10-11]</sup>,Gordon 等人提出的自举滤波(Bootstrap Filter, BF)算法<sup>[12]</sup>和使用重采样步骤奠定了粒子滤波算法的基础,其基本思想是通过一组粒子来估计系统的状态.

在采样粒子确定的情况下,让所有粒子均依照系统状态空间模型运动,如式(1)和式(2),并且向前传递,通过蒙特卡罗方法处理贝叶斯估计中的积分运算<sup>[13]</sup>,对样本中的粒子进行序贯重要性采样,样本中对预测值贡献大的粒子被赋予更大的权重,样本中对预测值贡献小的粒子被赋予较小的权重.为了避免粒子退化问题,增加重采样过程,即使用(0, 1)均匀分布产生随机数,若随机数落到某个粒子上,则该粒子就会被复制一次,权重大的粒子被选中的概率自然也大,从而得到系统状态的最小均方差估计.当粒子数量趋于无穷时,可以逼近任意概率分布的系统状态,从而可以估计出系统任意时刻的样本状态.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k, v_k) \quad (2)$$

式中:  $x_k$  和  $y_k$  分别是  $k$  时刻的状态变量和观测值;  $f(\ast)$  和  $h(\ast)$  为已知函数;系统噪声  $u_{k-1}$  和观测噪声  $v_k$  是给定分布的随机变量.

滤波算法流程如下所示.

#### Step1 粒子初始化

在  $k=0$  时刻,由已知的先验概率  $p(x_0)$  产生粒子群  $\{x_0^i\}_{i=1}^N$ ,所有粒子权重为  $1/N$ .

#### Step2 序贯重要性采样

##### ① 采样

$k$  时刻,采样重要性分布函数中的粒子  $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ ,此时粒子集合为:

$$\{x_{0:k}^i\} = \{x_k^i, x_{0:k-1}^i\}_{i=1}^N \quad (3)$$

##### ② 权重估计

求得  $k$  时刻观测值  $z_k$ ,计算重要性权重的估计值:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_{1:k})} \quad (4)$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

式中:  $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_{1:k})$  为重要性概率密度的参考分布.

##### ③ 权值归一化

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i}, i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

Step3 重采样

在 Step2 得到粒子权重的基础上,剔除掉权重较小的粒子,复制权重较大的粒子,最终得到新的粒子集  $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ .

Step4 输出

计算  $k$  时刻的状态估计值:

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^N x_k^i w_k^i \quad (6)$$

1.3 故障模式识别

故障模式识别的基本思想是将滤波后的系统真实状态曲线  $f$  与所建模型中各个故障或正常状态曲线  $m_x$  做比对,即计算对应的残差  $f - m_x$ . 取当前时刻  $k$  之前的  $\delta$  个残差和绝对值最小的曲线,也就是最吻合的曲线所对应的模型作为系统当前的运行模式. 计算公式为:

$$S_x = \left| \sum_{i=k-\delta+1}^k (f_i - m_{x,i}) \right| \quad (7)$$

式中: $x$  表示状态模型类别,如正常状态、故障状态  $1, 2, \dots$ ;  $f_i$  表示第  $i$  时刻滤波后的数据值;  $m_{x,i}$  为模型  $x$  第  $i$  时刻的状态值.

2 分布式智能故障诊断系统

本文使用 CC2530 设计采集节点来获取诊断对象的物理参数,基于 ZigBee 构建分布式智能故障诊断系统. TI 公司系统级 SOC 芯片 CC2530 内嵌 C8051CPU 核,支持 IEEE802.15.4、ZigBee 和 RF4CE 标准,且具有超低的功耗. ZigBee 采集节点将采集的数据通过无线传感网络传输至系统主机进行显示、保存、数据滤波,并调用故障诊断算法完成故障诊断. 分布式故障诊断数据采集系统总框图如图 2 所示.

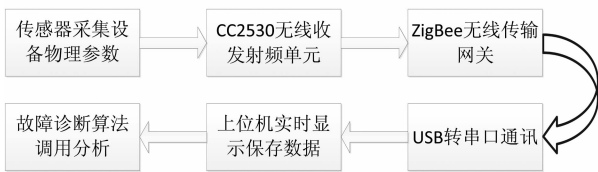


图 2 分布式故障诊断数据采集系统框图  
Fig. 2 Data acquisition system diagram

2.1 网络通信模型

在 ZigBee 网络中定义了三种逻辑设备类型:协调器 (Coordinator), 路由器 (Router) 和终端设备 (End-Device). 协调器是网络的第一个设备,完成信道和网络 ID(也称之为 PAN ID,即 Personal Area

Network ID) 选择,并启动整个网络<sup>[14]</sup>. 路由器的主要功能是允许其他设备加入网络,实现协调器与终端设备的通讯. 一个 ZigBee 网络由一个协调器、多个路由器和多个终端设备组成. 图 3 是一个简单的 ZigBee 网络示意图,其中黑色圈为协调器,空心圈为路由器,灰色圈网格节点为终端设备.

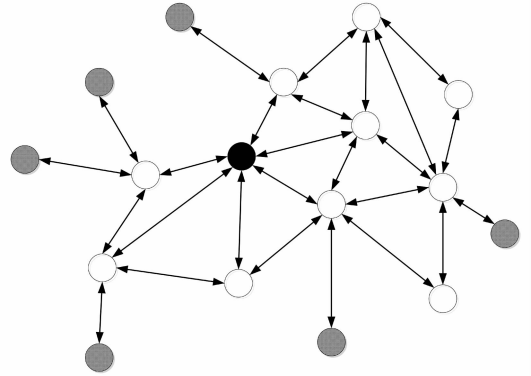


图 3 ZigBee 网络示意图  
Fig. 3 Schematic diagram of ZigBee network

2.2 数据传输原理

终端设备中各类传感器定时采集数据,采集的数据均以规定的报文格式进行封装,再通过无线方式发送给协调器. 在不采集数据时,芯片休眠以降低功耗,待下次采集时再唤醒. 因此,使用定时方式控制数据采集和芯片唤醒. 终端设备传感器的数据采集流程如图 4 所示.

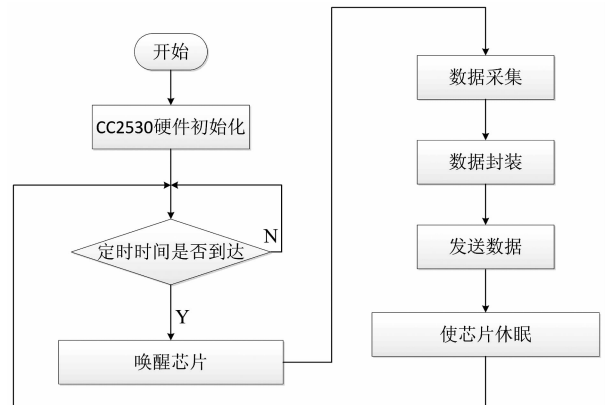


图 4 终端设备传感器的数据采集流程图  
Fig. 4 Flow chart of data acquisition

整个系统的控制核心是协调器节点,它需要获取终端节点的网络地址,判断其是否联网,若联网则接受终端采集节点传送过来的数据,否则等待其联网;再对网络进行管理与控制,分析各个节点的 ID 和数据传输方向,为节点配置本网络中可用的无线

信道和网络标识,由于协调器位于距 PC 机较近位置,故基于 RS232 协议通过串口将接收的数据信息传输至电脑进行下一步处理.协调器的数据流程如图 5 所示.

### 2.3 系统主机

系统主机程序和显示界面采用 C# 语言编写,能够清晰直观地监测各类所需数据.重点监测数据配有实时曲线图,并保存在指定位置,辅助监测数据仅显示当前数值.当某个数据的值高于设定阈值时,数据旁的绿灯将变为红灯以示警.主机界面如图 6 所示.

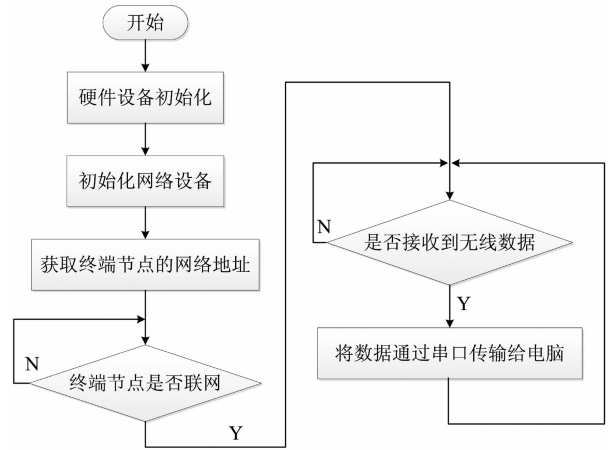


图 5 协调器的数据传输流程图  
Fig. 5 Flow chart of data transmission

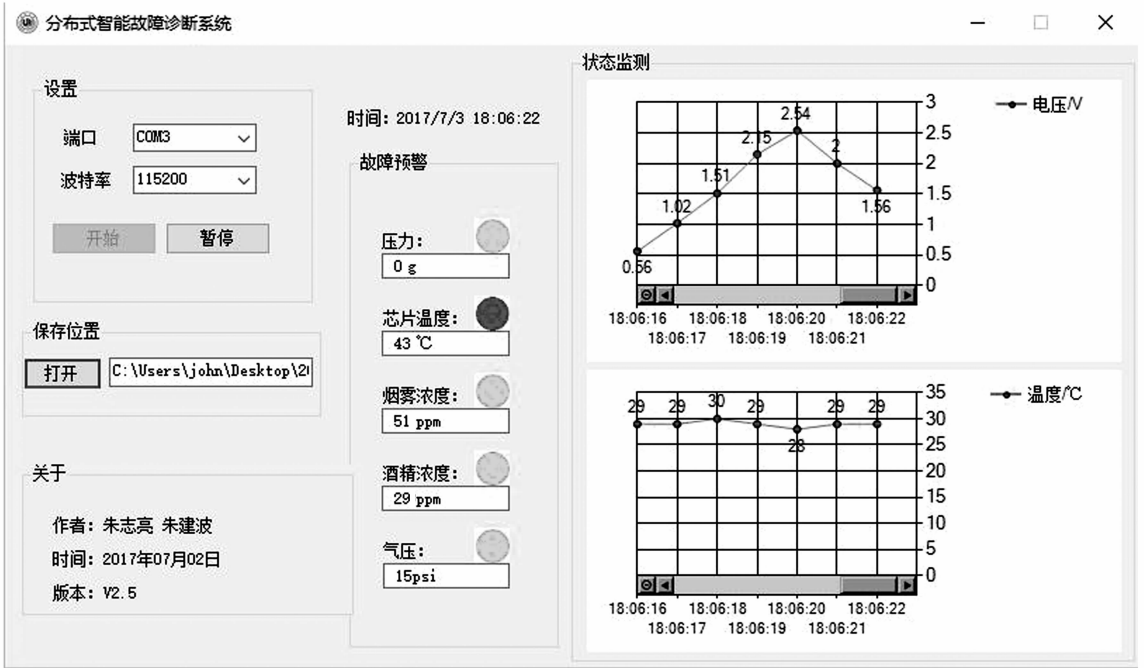


图 6 上位机界面  
Fig. 6 Interface of PC

界面中串口接收波特率需与协调器发送速率一致,默认为 115 200 bps.

通过串口接收到的传感器采集数据并不是真正的数值本身,而是包含了一系列帧头、包长度、控制命令等信息的数据包.数据包及解析规则如表 1、表 2 所示.

因此,主机需要对数据包进行解析,将接收到的数据包缓存在数组中,按照上述规则,通过程序对数据包进行分类处理,最终得到所需要的数据并显示

在界面的对应位置.

例如,主机接受数据包如下:

0x02 0x0F 0xB9 0x46 0xF1 0xF1 0x86 0x01  
0x00 0x00 0x41 0x3C 0x2B 0x33 0x1D 0x1E 0x0F  
0xB0

Byte10 的数据为 0x41,判断出该数据包来自第一个节点,再根据第一个节点所包含的传感器类型,解析出部分我们需要监测的数据.在第一节点中我们所需要的数据包括电压、芯片温度、烟雾和酒精

浓度,分别为 Byte11~14 位. 根据表 1 及表 2 数据包规则和解析规则,得到表 3 所示的数据解析.

表 1 数据包规则  
Tab. 1 Packet rule

数据位	含义
Byte 0:	0x2 (帧头)
Byte 1:	len (包长度)
Byte 2,3:	0x46B9 (cmd,控制命令,低字节在前)
Byte 4:	0xF1 (cmdEndPoint,命令端节点号)
Byte 5,6:	DstShortAddr (终端设备两字节地址)
Byte 7:	任务号(一般为 1)
Byte 8,9:	ParentShortAddr(父短地址)
Byte 10:	节点及传感器板类型号
Byte 11~n:	采集的传感数据
Byte n+1:	FCS(Byte2~n 的字节异或值)

表 2 解析规则  
Tab. 2 Analysis rule

数据	解析值
A/D 电压	$Value = \frac{data}{0x7F} \times 3.3$
温度	16 进制转换为 10 进制
压力	$Value = \frac{data - 0x22}{0x34 - 0x22} \times 200$
芯片温度	16 进制转换为 10 进制
烟雾浓度	16 进制转换为 10 进制
酒精浓度	16 进制转换为 10 进制

表 3 数据解析  
Tab. 3 Data analysis

类型	数据包	解析值
A/D 电压	0×3C	1.56 V
芯片温度	0×2B	43 °C
烟雾浓度	0×33	51 ppm
酒精浓度	0×1D	29 ppm

### 3 实例验证

#### 3.1 系统建模

本试验系统实物照片如图 7 所示,该系统由 1 个协调器,2 个路由器以及多个终端构成,终端设备由电压、温度、压力、可燃气体、酒精浓度以及气压检测等模块组成.



图 7 系统硬件图  
Fig. 7 System hardware diagram

这里终端设备取硬件系统中电压模块对本文所设计的方案性能进行实例验证,其模型如图 8 所示. 输入电压  $E$  为 1~5 V 内变化、周期为 8 s 的三角波,由芯片编程产生. 测量变量为  $R_3$  两端的电压  $U$ ,通过电压的采集、主机软件的数据处理来验证对于预设故障的诊断. 系统可建立以下 3 种模式:

- 1) 正常模式:电压  $U$  的值应为  $U = \frac{R_3}{R_1 // R_2} E$ .
  - 2) 故障模式 1:电阻  $R_2$  开路故障,则电压变为  $U = \frac{R_3}{R_1 + R_3} E$ .
  - 3) 故障模式 2:电阻  $R_1$  开路故障,则电压变为  $U = \frac{R_3}{R_2 + R_3} E$ .
- 其中  $R_1 = 20 \text{ k}\Omega, R_2 = 10 \text{ k}\Omega, R_3 = 5 \text{ k}\Omega$ .

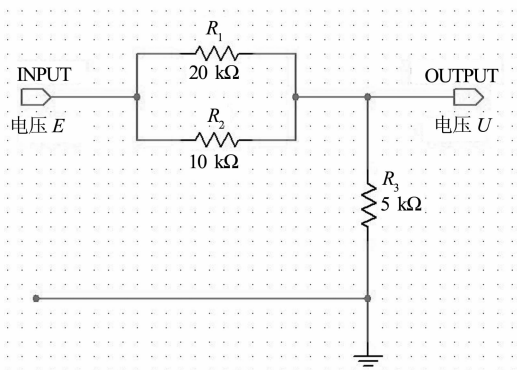


图 8 测试电路结构  
Fig. 8 Test circuit structure

#### 3.2 系统测试

系统各模块完成连接后上电,初始化后通过串口传输数据至主机,各项数据在系统界面实时显示. 系统采样周期设为 1 s,实验测试了 100 组数据,并预设在第 50 时刻时将电阻  $R_2$  断开模拟故障模式 1.

同时为了验证粒子滤波算法的实用可靠性,在第 15 和 72 时刻对系统进行人为干扰,即在对应时刻产生较大电压来进行干扰模拟测试,对比滤波前后的差异.由于需要 10 个时刻点才能更好地进行故障模式识别,故判别模式与真实模式的对比从第 11 时刻开始.

图 9 所示为得到的所有系统状态曲线.图 10 为前 40 个时刻的状态曲线.图 11 为 35~60 时刻的状态曲线.

图中“True”表示为真实状态,“PF”为滤波后的状态,“ES”为测量状态,Mod1~3 分别表示正常模式、故障模式 1、故障模式 2 对应的模型曲线.

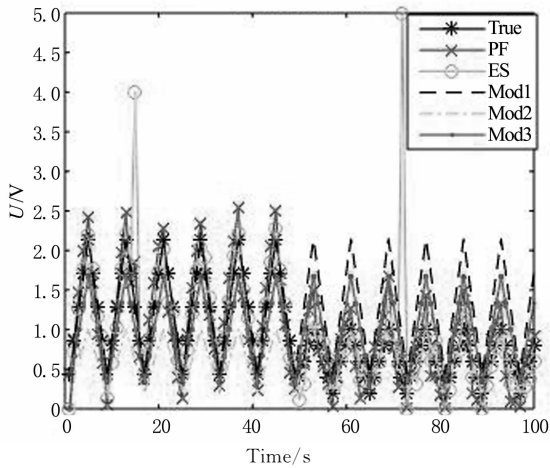


图 9 系统状态曲线  
Fig. 9 System state diagram

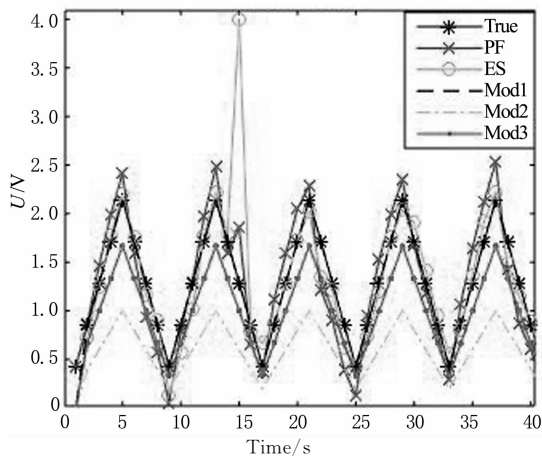


图 10 前 40 个时刻的系统状态曲线  
Fig. 10 System state diagram for the first 40 moments

图 12 为滤波前和滤波后各时刻系统模式判别对比图,图中纵坐标“1”表示正常模式,“2”表示故障模式 1,“3”表示故障模式 2.表 4 为真实状态与诊断状态的对比.

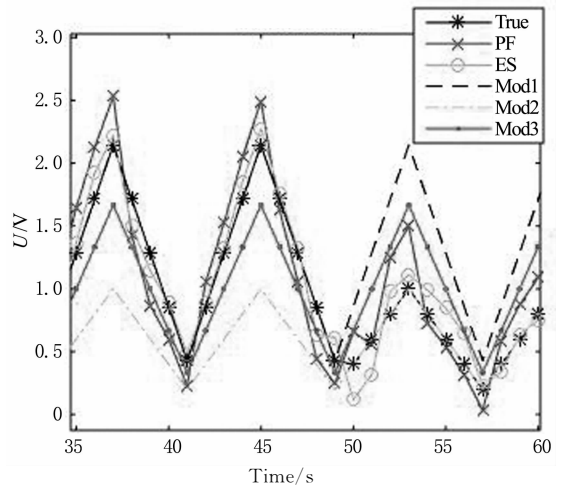


图 11 35~60 时刻的系统状态曲线  
Fig. 11 System state diagram for the 35~60 moments

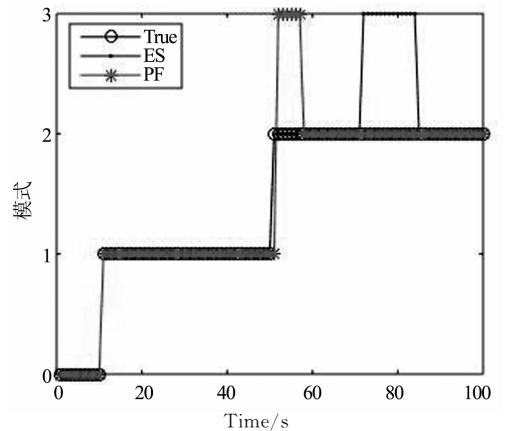


图 12 系统状态估计图  
Fig. 12 System state estimation

表 4 真实状态与诊断状态的对比  
Tab. 4 Comparison of real state and diagnostic state

模式	真实状态 (时刻)	滤波前诊断 (时刻)	滤波后诊断 (时刻)
正常模式	[11,50]	[11,51]	[11,51]
故障模式 1	[51,100]	[58,71]U[85,100]	[58,100]
故障模式 2	无	[52,57]U[72,84]	[52,57]

由图 9~11 可以看出,粒子滤波算法在过滤干扰和系统状态跟踪方面的显著优势.在有干扰的情况下,传感器数据不准确,而经过粒子滤波算法后,能很好地过滤掉这种干扰实现精确估计,并能通过模式识别算法实时动态显示当前所处模式.由图 12 和表 4 的数据可进一步看出增加粒子滤波算法的优势.滤波前,在 52~57 及 72~84 时刻均出现了误判为故障模式 2 的情况;滤波后,仅在第 52~57 时刻,

即刚出现故障的短时间内将故障模式 1 误判为故障模式 2, 然后系统通过自调节能迅速跟踪并正确识别出故障. 总体看来, 模式识别方法简易、有效、可行. 同时, 对比滤波前后故障模式的判别结果可知滤波后的效果明显优于滤波前.

## 4 结 论

目前大部分针对工业现场设备的故障诊断系统未对采集数据的可靠性进行分析, 部分学者为了得到精确数据, 采取硬件去噪, 但是成本较高. 本文基于 ZigBee 无线传感网络技术构成分布式数据采集系统实时采集各类数据, 通过粒子滤波算法进行数据处理消除各种干扰, 实现对象状态的精确估计, 并对滤波后状态进行故障模式匹配和识别, 最终在上位机实时显示状态检测和故障诊断结果. 实验证明该系统可达到预期效果, 并具有成本低、可靠性高、实时性好和易实现的优点.

## 参考文献

- [1] 许颖丽. 从“两化融合”到“中国制造 2025”[J]. 上海信息化, 2015(1):24-27.  
XU Y L. From “two integration” to “made in China”[J]. Shanghai Informatization, 2015(1): 24-27. (In Chinese)
- [2] 田壘, 刘军辉, 孙向东, 等. 状态监测与故障诊断系统在输油泵机组中的应用[J]. 当代化工, 2015(3):567-569.  
TIAN L, LIU J H, SUN X D, *et al.* Application of condition monitoring and fault diagnosis system in oil pump unit[J]. Chemical Engineering, 2015(3): 567-569. (In Chinese)
- [3] 王硕, 李晓乐, 向睿, 等. 风光互补发电数据采集监测系统的设计[J]. 信息与电脑, 2011(7):23-25.  
WANG S, LI X L, XIANG R, *et al.* The design of the monitoring system for the integrated power generation data collection[J]. China Computer & Communication, 2011(7):23-25. (In Chinese)
- [4] 杨惠. 基于 ZigBee 技术的数据采集系统的设计[J]. 工业仪表与自动化装置, 2016(2):54-57.  
YANG H. Design of data acquisition system based on ZigBee technology[J]. Industrial Instrumentation and Automation, 2016(2): 54-57. (In Chinese)
- [5] ANITA, SINGH R, CHOUDHURY S, *et al.* Wireless disaster monitoring and management system for dams[J]. Procedia Computer Science, 2015, 48:381-386.
- [6] 姬志国. 智能电力监测系统的设计与实现[D]. 西安:西安电子科技大学机电工程学院, 2009.  
JI Z G. Design and implementation of intelligent power monitoring system[D]. Xi'an: School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Electronic and Science University, 2009. (In Chinese)
- [7] HE M, HE D, QU Y. A new signal processing and feature extraction approach for bearing fault diagnosis using AE sensors[J]. Journal of Failure Analysis & Prevention, 2016, 16(5):1-7.
- [8] CHEN J, LI Z, PAN J, *et al.* Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: a review [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 70:1-35.
- [9] 杨宇, 王欢欢, 曾鸣, 等. 基于变量预测模型的模式识别方法在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2013, 40(3):36-40.  
YANG Y, WANG H H, ZENG M, *et al.* Application of pattern recognition approach based on VPMCD in roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2013, 40(3):36-40. (In Chinese)
- [10] METROPOLIS N, ULAM S. The Monte Carlo method[J]. Journal of the American Statistical Association, 1949, 44(247):335.
- [11] LEE H. A Bayesian approach to problems in stochastic estimation and control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1964, 9(4):333-339.
- [12] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing, 1993, 140(2):107-113.
- [13] SMITH A F M, GELFAND A E. Bayesian statistics without tears: a sampling-resampling perspective[J]. American Statistician, 1992, 46(2):84-88.
- [14] 李兵. 基于 ZigBee 的无线嵌入式设备的设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学, 2007.  
LI B. Design and implementation of wireless embedded devices based on ZigBee[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2007. (In Chinese)