

联合收割机滚动轴承故障诊断系统研究

—基于声场空间分布特征

杨 旭，唐靖哲

(河南工业职业技术学院，河南 南阳 473000)

摘 要：首先，介绍了联合收割机滚动轴承振动机理和故障特征，并研究了基于声场空间分布特征的故障诊断流程；然后，对联合收割机滚动轴承的声音信号采集及特征提取进行了深入研究；最后，利用神经网络算法的模式识别对联合收割机滚动轴承的故障进行诊断。验证结果表明：系统对联合收割机滚动轴承故障的综合诊断率为 91.67%，系统具有可行性。

关键词：联合收割机；滚动轴承；故障诊断；声场空间分布特征；神经网络

中图分类号：S225.3；TH165.3

文献标识码：A

文章编号：1003-188X(2024)06-0185-05

DOI:10.13427/j.cnki.njyi.2024.06.024

0 引言

“闻声断故障”是人类最早期最开始使用的故障诊断手段，方法比较简单，依据经验的积累便可以在故障发生之前进行预测，提前更换即将出问题的机械零部件，对延长机器寿命和避免某个零部件出现故障而对生产造成严重影响具有重要意义。本文在此基础上引入了声场空间分布特征，可以结合声音信号的特征提高对机械零部件的故障诊断准确率。

1 滚动轴承振动机理和故障特征分析

1.1 联合收割机滚动轴承基本结构和故障原因

由于长期的运行，联合收割机滚动轴承容易出现各种故障，影响其正常作业。在对联合收割机滚动轴承故障分析研究中，大都是采用振动信号作为分析研究手段，使得基于声音信号的故障诊断技术比较落后。实际上，声音信号相比振动信号具有传感设备易于安装的特点。因此，采用声音信号对联合收割机滚动轴承进行分析应用前景更广阔。联合收割机滚动轴承实物如图 1 所示。

联合收割机滚动轴承的基本结构包括滚动体、内圈、外圈和保持架等，如图 2 所示。图 2 中， d 和 D 分别为滚动轴承的直径和节圆直径； r_1 和 r_2 分别为内、外滚道半径； α 为滚动体的接触角度。

联合收割机滚动轴承由于长期野外的高负荷作业会出现各种故障，原因主要包括前期和后期两种因素。其中，前期因素主要包括制造材料质量差、生产工艺不合格或者安装方式错误等；后期因素包括润滑油不足、异物卡住、负载过大或者腐蚀等。具体而言，联合收割机滚动轴承主要故障包括磨损、疲劳剥落、腐蚀、断裂和保持架损坏等。

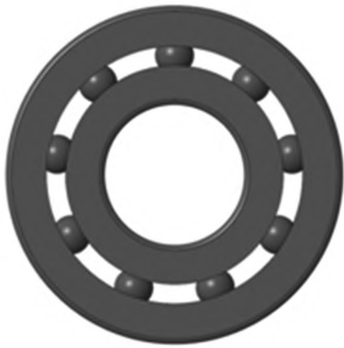


图 1 联合收割机滚动轴承实物图

Fig.1 The physical drawing of combine rolling bearing

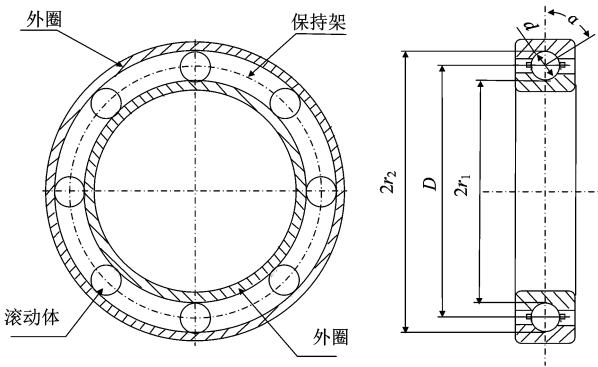


图 2 联合收割机滚动轴承的基本结构

Fig.2 The basic structure of combine rolling bearing

收稿日期：2022-11-20

基金项目：教育部科技发展中心第三批“云数融合 科教创新”基金项目 (2018A10004)

作者简介：杨 旭 (1983-)，男，河北平山人，讲师，硕士，(E-mail) yangxu_049@126.com。

1.2 联合收割机滚动轴承故障频率分析

联合收割机滚动轴承故障包括固有和故障特征两种频率,在故障定位分析中主要是通过这两种频率进行区分。

1.2.1 联合收割机滚动轴承固有频率

联合收割机滚动轴在作业过程中,由于滚动体和内外圈之间的相对运动和摩擦会产生有规律的振动,其振动频率为固有频率。

滚动轴承内外圈固有频率的计算公式为

$$f_n = \frac{m_n(m_n^2 - 1)}{2\pi\sqrt{m_n^2 + 1}} \times \frac{4}{D^2} \sqrt{\frac{E_n I_n g}{\rho S}} \quad (1)$$

其中, m_n 和 E_n 分别为固有频率阶数和材料弹性模量; ρ 和 g 分别为滚动轴承材料密度和重力加速度; S 和 I_n 分别为内外圈的横截面积和惯性矩。

滚动体的固有频率计算公式为

$$f_b = \frac{0.528}{r_b} \sqrt{\frac{E_n}{2\rho}} \quad (2)$$

其中, r_b 为滚动体的半径。

1.2.2 联合收割机滚动轴承故障特征频率

联合收割机滚动轴承故障特征频率是其结构发生故障时的振动频率。当其内圈存在严重磨损时,滚动体在里面转动,就会产生周期性的振动脉冲,这些可以作为其故障时的特征频率。联合收割机滚动轴承故障特征频率与其零部件、转速和尺寸有关系。假设联合收割机滚动轴承的转速为 n_s 、滚动体个数为 N_b ,则其各类故障特征频率的计算方法如下:

滚动轴承转轴转动频率为

$$f_s = n_s / 60 \quad (3)$$

滚动轴承保持架故障特征频率为

$$f_{cf} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (4)$$

滚动轴承外圈故障特征频率为

$$f_{of} = \frac{N_b}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (5)$$

滚动轴承内圈故障特征频率为

$$f_{if} = \frac{N_b}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (6)$$

滚动轴承滚动体故障特征频率为

$$f_{bf} = \frac{D}{d \cos \alpha} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos \alpha \right) f_s \quad (7)$$

根据以上表达式可以对联合收割机滚动轴承故障特征频率进行准确计算,但当联合收割机滚动轴承出现故障时,往往不是单一一个部件,而是多个部件出

现问题的复合故障,根据频谱进行分析诊断就会比较困难。这种情况下,一般会先进行复杂的降噪处理,减少噪声干扰,凸显出故障特征,再进行频谱分析。

1.3 振动信号和声音信号的关系

声音是物体发生振动时产生的一种机械波,它与振动信号可以认为是一致的,都能直接反应联合收割机滚动轴承的状态。在稳定运动的情况下,机械零部件振动是规律和平稳的,故其发出的声学信号也是平稳的;但是,若零部件出现故障时,会出现异常的振动,从而产生噪声。零部件运转状态与振动和噪声的关系如图3所示。

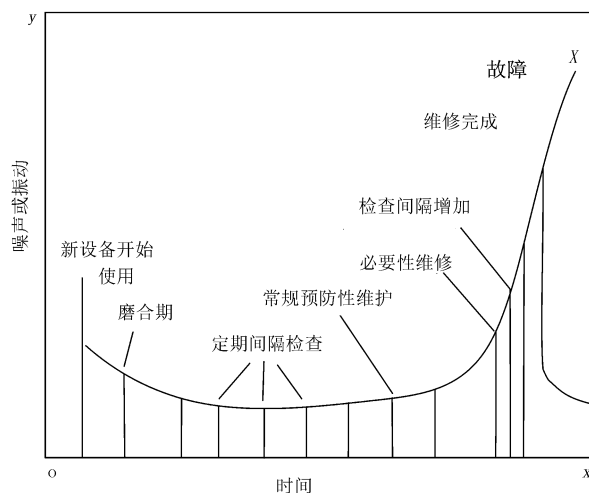


图3 零部件运转状态与振动和噪声的关系图

Fig.3 The diagram of the relationship between the running state and vibration and noise of parts

由图3可知:零部件在开始使用过程中,噪声和振动会比较大;进入磨合期后,零部件的振动和噪声明显下降;经过磨合期后,零部件进入稳定的工作状态,零部件的振动和噪声都比较低,但随着时间的增加会存在一定的上升趋势;在零部件快出现故障时,振动和噪声会迅速变大;当其已经出现故障时,振动和噪声就会很大。

2 基于声场空间分布特征的故障诊断流程

声场空间分布特征技术是利用阵列麦克风阵列传感器同步对声源附近的信号进行多通道采集,然后对一个测量平面的多通道信号进行分析和处理。这些信号比单通道的声信号具有更丰富的信号,后者只是简单的局部的声学信息,前者则是对检测部件的全方位分布信息都有掌握。若能对不同故障状态下的声音信号进行有效挖掘,提取出对应故障特有的特征,便能更有效地对机械故障进行诊断。基于声场空间分布特征的故障诊断流程如图4所示。

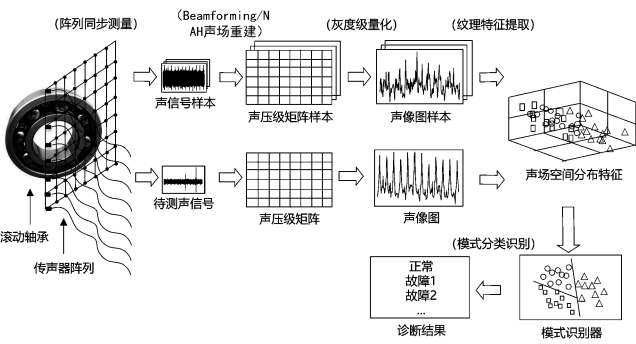


图 4 基于声场空间分布特征的故障诊断流程图

Fig.4 The flow chart of fault diagnosis based on spatial distribution characteristics of sound field

图 4 中,采用声场特征的故障诊断流程如下:

- 1) 根据设备和零部件工作环境,选择阵列麦克风阵列传感器,在机器运行过程中采集待诊断零部件测试面上的多通道声信号。
- 2) 采用声音信号处理算法对声源表面的声场进行重新构建,获取声压级的矩阵数据样本。
- 3) 将声压级的矩阵数据样本量化为灰度图像,量化级数根据声压信号动态调整。
- 4) 根据纹理特征对声音图像样本的特征进行提取,用于揭示在不同状态工作时声场的空间分布特征规律。
- 5) 采用人工智能算法对不同状态的空间分布特征进行分类训练,比较不同测试条件下的故障诊断正确率,得到最佳诊断参数。
- 6) 对待诊断的零部件故障状态,重复步骤 1) ~ 4),提取对应状态下的空间分布特征。
- 7) 将实际测试中的声场空间分布特征输入(5)已经训练好的智能算法模型中,得到对应的诊断测试结果,实现对零部件的故障诊断。

3 联合收割机滚动轴承声音信号采集及特征提取

3.1 采集声音信号

本文研究的对象是雷沃谷神 GE50(4LZ-5E)小麦联合收割机滚动轴承,其声音采用隔音装置采集,可以减小环境噪声的干扰。

在测试中,将声音传感器安装在滚动轴承附近,设置采样 Sample Rate 为 48k Hz,采样 Bit Depth 为 16 位,采样 Sample 数为 96000,音频信号保存为 WAV file。采集的声音信号包括正常轴承、内圈磨损和外圈磨损 3 种。每种信号采集样本数位 960 个,总计 2880 个样本。3 种联合收割机滚动轴承的声音的频谱波形如图 5 所示。

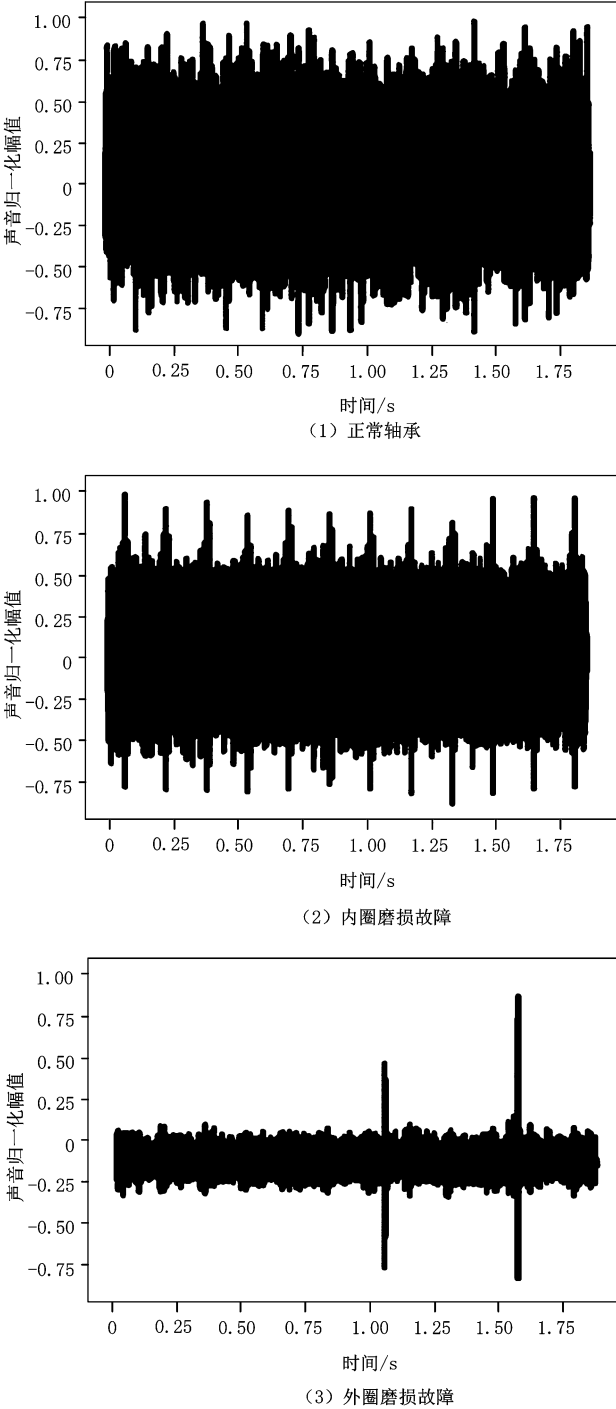


图 5 3 种滚动轴承的声音信号的频谱波形图

Fig.5 The spectrum waveform of sound signals of three types of rolling bearings

3.2 滚动轴承声音信号的特征提取

采用梅尔频率倒谱系数(Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCCs)对滚动轴承声音信号的特征进行提取。梅尔频率倒谱系数是一种根据人耳听觉频率特性划分的系数,其与频率保持非线性关系。MFCCs 是常应用于语音数据处理的音频特征方法之一,其特征提取流程如图 6 所示。

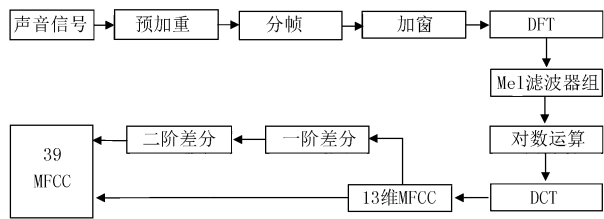


图 6 MFCC 特征提取流程图
Fig.6 The flow chart of MFCC feature extraction

图 6 中, MFCC 特征提取具体过程如下:

1) 预加重。将采集到的声音信号通过一个高通滤波器, 可以滤除掉声音信号中的低频噪声, 并加强声音信号中的高频部分。其传递函数为

$$X(n) = s(n) - \alpha \times s(n - 1) \quad (8)$$

2) 分帧。声音信号有一定的短时平稳性, 分帧就是将整段信号等分为 N 段 (即 N 帧), 每帧长为 20~30ms。为了防止相邻两帧的变化程度太大, 需要保证二者之间保留一点重叠区域。

3) 加窗。加窗是为了提高相邻两帧之间的连续性, 大幅度减少声音信号的频谱泄露。

4) DFT。将前面处理过的声音信号进行离散傅里叶变换得到其频谱信号, 然后进行取模平方计算得到能量谱。计算表达式为

$$X(k) = DFT(x'(n)) = \sum_{n=0}^{N-1} x'(n) e^{-j\frac{2\pi nk}{N}}, 0 \leq k \leq N \quad (9)$$

其中, N 为窗长。

5) Mel 滤波器组。在计算出声音信号的频谱信号后, 可以采用 M 个 Mel 的带通滤波器对声音信号进行滤波处理, 将各个频率段的能量叠加起来, 则第 k 个滤波器的频谱输出为 $x'(k)$ 。

6) 对数运算。对 M 个频谱输出 $x'(k)$ 进行对数运算, 就可以得到其对数功率谱。计算表达式为

$$s(m) = \ln(\sum_{k=0}^{N-1} |X(k)|^2 H_m(k)), 0 \leq m \leq M \quad (10)$$

其中, $s(m)$ 为对数功率谱; $H_m(k)$ 为滤波器组。

7) DCT。对 M 个对数功率谱进行 DCT (离散余弦变换) 处理, 得到 L 个 MFCC 系数计算表达式为

$$c(n) = \sum_{m=0}^{N-1} s(m) \cos\left[\frac{\pi n(m - 0.5)}{M}\right], n = 1, 2, \dots, L \quad (11)$$

其中, $c(n)$ 为第 n 个 MFCC 系数。

8) 提取动态差分参数。经过以上步骤已经求出了声音信号的 MFCC 系数, 表达了信号的静态特征, 对这些数据进行一阶和二阶差分求解, 便能得到其对应的动态特征。

4 联合收割机滚动轴承故障诊断

为了对联合收割机轴承故障进行准确诊断, 将采

集到的正常轴承、内圈磨损和外圈磨损 3 种语音信号进行特征提取, 并将提取到结果作为神经网络的输入, 利用神经网络算法的模式识别对联合收割机轴承故障进行识别和诊断。联合收割机滚动轴承故障诊断的流程如图 7 所示。

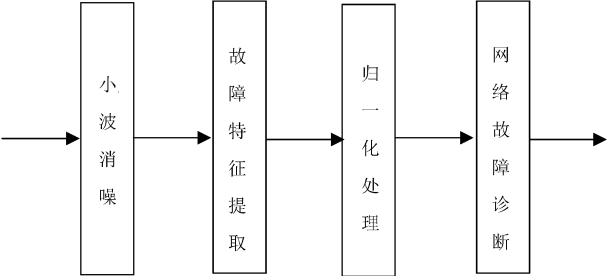


图 7 联合收割机滚动轴承故障诊断流程图
Fig.7 The flow chart for fault diagnosis of combine rolling bearing

本文选用联合收割机轴承声音信号的小波包能量频段特征作为神经网络的输入, 将每种模式的 20 个轴承特征向量作为训练样本, 然后 20 个作为验证样本, 最后识别结果如表 1 所示。

表 1 联合收割机滚动轴承故障诊断结果
Table 1 The fault diagnosis results of combine rolling bearing

故障类型	验证样本数	准确识别数	准确率/%	综合诊断率/%
正常轴承	20	20	100	91.67
内圈故障	20	18	90	
外圈故障	20	17	85	

经过对训练完毕的神经网络故障模型进行验证, 结果如下: 正常轴承、内圈磨损和外圈磨损 3 种准确识别率分别为 100%、90% 和 85%, 综合诊断率为 91.67%。试验结果表明: 该故障诊断模型可以准确反应联合收割机滚动轴承故障。

5 结论

为了验证基于声场空间分布特征的联合收割机滚动轴承故障诊断系统的准确性, 采用神经网络建立故障诊断模型; 然后, 将正常轴承、内圈磨损和外圈磨损 3 种特征组成的特征向量作为神经网络的输入, 经过训练后对联合收割机滚动轴承故障进行诊断。验证结果表明: 系统对联合收割机正常轴承、内圈磨损和外圈磨损 3 种准确识别率分别为 100%、90% 和 85%, 综合诊断率为 91.67%。这说明, 该神经网络故障模型可以准确反应联合收割机滚动轴承故障。

参考文献:

[1] 秦琴, 朱伏平, 杨方燕, 等. 全矢改进连续谐波小波包滚动轴承故障特征提取[J/OL]. 机械科学与技术: 1-6[2022-

- 12-05]. DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20220167.
- [2] 李嘉琦,郑近德,潘海洋,童靳于.一种二维时频多尺度熵的滚动轴承故障诊断方法[J/OL].机械科学与技术:1-10 [2022-12-05]. DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20220157.
- [3] 雷春丽,夏奔锋,薛林林.基于 MTF-CNN 的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2022,41(9):151-158.
- [4] 程亮,张步勤,张金营.基于 CEEMD-RSVPSO-SVM 的采煤机截割部滚动轴承故障诊断[J].煤炭技术,2022,41(5):179-182.
- [5] 魏亚辉,郭计元,郜帆.基于 Laplace 小波滤波和 SA-DS-CNN 的滚动轴承故障识别[J/OL].轴承:1-9 [2022-12-05].
- [6] 刘仓,童靳于,包家汉.基于多传感器两级特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2022,41(8):199-207,259.
- [7] 李军宁,罗文广,陈武阁.面向振动信号的滚动轴承故障诊断算法综述[J].西安工业大学学报,2022,42(2):105-122.
- [8] 冯坤,李业政,贺雅.基于转速提取和优化 MSB 的滚动轴承故障诊断[J].机电工程,2022,39(4):452-459.
- [9] 张天瑞,周福强,吴宝库.基于 ARIMA 和 XGBoost 的滚动轴承故障预测模型研究[J].制造技术与机床,2022(4):176-182.
- [10] 白欣田.滚动轴承故障模拟实验系统设计及故障诊断方法研究[D].徐州:中国矿业大学,2021.
- [11] 吴呈锦.基于非线性系统不同共振方法的滚动轴承多工况故障诊断研究[D].徐州:中国矿业大学,2021.
- [12] 张国祯.基于卷积神经网络的采煤机摇臂传动系统滚动轴承故障诊断方法研究[D].西安:西安科技大学,2020.
- [13] 段诚成.自适应局部迭代滤波及其在滚动轴承故障诊断中的应用[D].长沙:湖南大学,2020.
- [14] 周静.基于自动分析技术的心音分类方法研究[D].南昌:江西理工大学,2020.
- [15] 王天锐,鲍骞月,秦品乐.基于梅尔倒谱系数、深层卷积和 Bagging 的环境音分类方法[J].计算机应用,2019,39(12):3515-3521.
- [16] 穆坤.滚动轴承微弱故障诊断方法研究及系统实现[D].北京:北京化工大学,2019.
- [17] 李哲.联合收割机远程监测平台及故障分析研究[D].武汉:湖北工业大学,2019.
- [18] 余昌舜.基于模糊神经网络的联合收割机远程故障诊断系统研究[D].武汉:湖北工业大学,2019.
- [19] 刘光银.联合收割机故障监测与诊断系统研究[D].武汉:湖北工业大学,2019.
- [20] 张俊,万里冰.基于小波分形和神经网络的滚动轴承故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2009(9):26-28.
- [21] 吴艳灵.基于声场三维空间特征的声像故障诊断方法研究[D].郑州:郑州轻工业学院,2018.
- [22] 王名月,缪炳荣,袁成标.基于小波包分解与局部均值分解排列熵的自适应轴承故障诊断[J].装备机械,2017(2):1-7.
- [23] 庞文强.基于分形理论的滚动轴承故障诊断方法研究及系统实现[D].北京:北京化工大学,2017.
- [24] 徐凯.基于 BPNN 与 DS 理论的联合收割机堵塞故障诊断与报警系统[D].镇江:江苏大学,2016.
- [25] 郭莹莹.基于声信号形态分量分析的滚动轴承故障诊断研究[D].广州:广州大学,2016.
- [26] 宗永涛,沈艳霞,纪志成.基于形态学滤波和 EEMD 方法的风力发电系统滚动轴承故障诊断[J].机械传动,2014,38(11):116-120.
- [27] 王泽文.基于振动信号的滚动轴承故障诊断与预测系统研究[D].徐州:中国矿业大学,2014.
- [28] 李耀明.谷物联合收割机的设计与分析[M].北京:机械工业出版社,2014:1.265.
- [29] 鲁文波,蒋伟康,张一麟.基于声场空间分布特征的齿轮箱故障诊断研究[J].振动与冲击,2013,32(18):183-188.
- [30] 王留锋.基于 ARM 的联合收割机信息处理系统设计开发[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
- [31] 孙伟,刘正江,李新民.基于 LMD 和 RBF 相结合的尾桨台传动系统滚动轴承故障诊断方法[J].直升机技术,2013(2):24-27,58.
- [32] 杨珊.基于异常声音的货运列车滚动轴承故障诊断方法研究[D].长沙:中南大学,2012.
- [33] 岳红利.小波分形理论与神经网络结合的电机轴承故障诊断研究[D].太原:太原理工大学,2011.

(下转第 194 页)

- [8] 苑立娟,汪涛. 基于 Zigbee 和 GPRS 的远程精确灌溉系统设计[J]. 无线互联科技,2016(8): 67-68.
- [9] 王素芳,王小伟. 基于 ZigBee 通信网络的农机调度系统设计[J]. 农机化研究,2022,44(11): 206-210.
- [10] 刘顺财. 基于 ZigBee 的智能高精度温度系统[J]. 洛阳师范学院学报,2021,40(11): 21-25.
- [11] 李娟. 对“植物对水分的吸收”的实验分析和教学建议[J]. 理科考试研究,2015,22(2): 92-93.
- [12] 邵明安,杨文治,李玉山. 植物根系吸收土壤水分的数学模型[J]. 土壤学报,1987(4): 295-305.
- [13] 袁龙飞,李文尧. 植物水分的吸收及其利用效率的研究进展[J]. 开封大学学报,2008,22(4): 90-94.
- [14] 龙昱. 灰关联系数的分布特征[J]. 桂林冶金地质学院学报,1994(4): 428-435.
- [15] 王艳平,崔永蕾,黄丽. 基于灰色关联度法的枸杞子质量评价[J]. 中国现代中药,2020,22(11): 1851-1856.

Application Research for Intelligent Sprinkler Irrigation System Based on Computer Network Control

Song Rui¹, Li Chengyong²

(1.School of Electrical Engineering College, Yellow River Conservancy Technical Institute, Kaifeng 475004, China;
2.Zhengzhou Business Technicians Institute, Zhengzhou 450121, China)

Abstract: In order to achieving the accurate control for water content in plant roots, this Intelligent Sprinkler Irrigation System was designed based on ZigBee. The relative correlation coefficients were calculated among surface moisture content variation, average temperature, sunshine length and root moisture content variation respectively. Surface moisture content variation was taken as independent variable, and the relationship between surface moisture content variation and root moisture content variation was achieved based on linear fitting. The relationship between sprinkler valve control signal and sprinkler irrigation flow, and then the model between sprinkler valve control signal and surface moisture content variation was found. The system work flow was designed, the precise control for root moisture content variation was achieved. The accuracy for surface moisture content monitored by this system was tested, and stability control accuracy for the root moisture content was test, the result showed that this system had good working performance.

Key words: intelligent sprinkler irrigation system; network control; the model for root moisture content variation

(上接第 189 页)

Abstract ID:1003-188X(2024)06-0185-EA

Research on Fault Diagnosis System of Combine Rolling Bearing

—Based on the Spatial Distribution Characteristics of Sound Field

Yang Xu, Tang Jingzhe

(Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, China)

Abstract: It firstly introduces the vibration mechanism and fault characteristics of the combine rolling bearing, then studies the fault diagnosis process based on the spatial distribution characteristics of the sound field, and then conducts in-depth research on the sound signal acquisition and feature extraction of the combine rolling bearing, and finally uses the pattern recognition of neural network algorithm to diagnose the fault of the combine rolling bearing. The verification results show that the comprehensive diagnostic rate of the system for the faults of the combine rolling bearing is 91.67%, which proves the feasibility of the system.

Key words: combine harvester; rolling bearing; fault diagnosis; spatial distribution characteristics of sound field; neural network