

嵌入式技术与智能系统

Embedded Technology and Intelligent Systems

Qian Ru Shi Ji Shu Yu Zhi Neng Xi Tong

2025年2月2卷1期



Editorial Board

编委名单

ISSN: 3065-1220

<https://www.hanspub.org/journal/etis>

主编

何立民教授 北京航空航天大学

Editor-in-Chief

Prof. Limin He Beihang University

副主编

何小庆秘书长 嵌入式系统联谊会

Associate Editors

Allan He Secretary General of the Embedded Systems Association

吴薇特聘教授 杭州电子科技大学

Distinguished Prof. Wei Wu Hangzhou Dianzi University

名誉编委

王田苗教授 北京航空航天大学
严义教授 PLCopen China主席/杭州电子科技大学
邵贝贝教授 清华大学工程物理系

Honorary Chief Editor

Prof. Tianmiao Wang Beihang University
Prof. Yi Yan Hangzhou Dianzi University
Prof. Beibei Shao Department of Engineering Physics, Tsinghua University

编委会

马忠梅副教授 北京理工大学计算机学院
王朋朋系统工程 恩智浦(中国)管理有限公司
高级总监
牛建伟教授 北京航空航天大学
陈渝长特聘副教授 清华大学计算机系
张永进总经理 深圳拓普微科技开发公司

沈建华副教授 华东师范大学计算机学院
周立功创始人/ 广州致远电子股份公司
董事长
桑楠教授 电子科技大学信息与软件工程学院

袁涛副教授 清华大学自动化系
常晓明教授 太原理工大学
韩德强高级工程师 北京工业大学计算机学院
魏洪兴教授 北航机械工程及自动化学院
林金龙教授 北京大学软件与微电子学院
刘洪涛研发副总裁 华清远见教育科技集团
/研发中心总经理

Editorial Board

Prof. Zhongmei Ma Beijing Institute of Technology
Lucy Wang Senior Engineering Director of NXP China Management Ltd.

Prof. Jianwei Niu Beihang University
Prof. Yu Chen Tsinghua University
Yongjin Zhang General Manager of Shenzhen Topway Technology Ltd.

Prof. Jianhua Shen East China Normal University
Ligong Zhou Founder of Zhiyuan Electronics Ltd.

Prof. Nan Sang University of Electronic Science and Technology of China

Prof. Tao Yuan Tsinghua University
Prof. Xiaoming Chang Taiyuan University of Technology
Prof. Deqiang Han Beijing University of Technology
Prof. Hongxin Wei Beihang University
Prof. Jinlong Lin Peking University
Hongtao Liu Vice President of R&D of HQYJ Education Technology Group

TABLE OF CONTENTS

目 录

矿热炉电极端部位置的差动式磁场阵列检测系统 Differential Magnetic Field Array Detection System for the Electrode Tip Position in Submerged Arc Furnaces	
侯晓奎, 刘卫玲, 杨杰雯, 张冉, 常晓明.....	1
基于人工蜂群算法优化 BP 神经网络的 PID 控制算法 Enhancement of BP Neural Network PID Control Algorithm through the Utilization of the Artificial Bee Colony Algorithm	
王子祺, 夏思成, 王宇辰, 孙亚菲, 王敬博, 陈亚茹.....	13
基于高低频循环神经网络的电气火灾风险预测系统 Electrical Fire Risk Prediction System Based on High and Low Frequency Recurrent Neural Networks	
田逸丁, 吴武飞, 赵庆敏, 邹赛波, 孙豪.....	24
嵌入式平台物体追踪应用实例: 人脸追踪风扇 Embedded Platform Object Tracking Example: Face-Tracking Fan	
张岩, 许鹏, 宋岩.....	41
基于电解质倾角传感器模块的低功耗 4G WiFi 倾斜形变智能监测系统开发 Development of a Low-Power 4G WiFi Intelligent Tilt and Deformation Monitoring System Based on an Electrolyte Tilt Sensor Module	
陈晓燕, 王静, 吴薇.....	48

期刊信息

期刊中文名称:《嵌入式技术与智能系统》

期刊英文名称: **Embedded Technology and Intelligent Systems**

期刊缩写: **ETIS**

出刊周期: 双月刊

语 种: 中文

出版机构: 汉斯出版社(Hans Publishers, <https://www.hanspub.org/>)

编辑单位:《嵌入式技术与智能系统》编辑部

主 编: 何立民, 北京航空航天大学教授

网 址: <https://www.hanspub.org/journal/etis>

订阅信息

订阅邮箱: sub@hanspub.org

订阅价格: 180 美元每年

广告服务

联系邮箱: adv@hanspub.org

版权所有: 汉斯出版社(Hans Publishers)

Copyright©2025 Hans Publishers, Inc.

版权声明

文章版权和重复使用权说明

本期刊版权由汉斯出版社所有。

本期刊文章已获得知识共享署名国际组织(Creative Commons Attribution International License)的认证许可。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

单篇文章版权说明

文章版权由文章作者与汉斯出版社所有。

单篇文章重复使用权说明

注: 著作权者准许任选 CC BY 或 CC BY-NC 作为文章的重复使用权, 请慎重考虑。

权责声明

期刊所刊载的评论、意见、观点等均出自文章作者个人立场, 不代表本出版社的观点或看法。对于文章任何部分及文内引用材料给任何个人、机构、及其财产所带来的任何损失及伤害, 本出版社均不承担任何责任。我们郑重声明, 本出版社的出版业务, 不构成对任何产品商业性能的保证, 也不表示本社业已承认本社出版物中所述内容适用于某特定用途。如有疑问, 请寻找专业人士协助。

矿热炉电极端部位置的差动式磁场阵列检测系统

侯晓奎^{1,2}, 刘卫玲^{1,2*}, 杨杰雯^{2,3}, 张冉^{2,3}, 常晓明²

¹太原理工大学人工智能学院, 山西 晋中

²太原理工大学晓明研究室, 山西 太原

³太原理工大学电子信息工程学院, 山西 晋中

收稿日期: 2024年10月14日; 录用日期: 2024年12月31日; 发布日期: 2025年2月28日

摘要

针对矿热炉电极端部位置检测精度低及开发过程中的复杂性问题, 本文介绍了一种新型差动式磁场阵列检测系统。该系统通过布置磁场传感阵列, 利用差动信号处理技术, 有效消除了环境干扰和系统噪声, 提高了电极端部位置检测的精度和可靠性。研究首先构建了矿热炉磁场检测模型, 并基于毕奥-萨伐尔定律, 分析了矿热炉的炉外磁场分布。仿真验证了差动式磁场阵列检测方法的有效性。测试结果表明, 该系统能够在恶劣的工业环境中准确检测电极端部位置, 为矿热炉的高效运行提供了有力支持。本研究为矿热炉的工业参数检测和控制提供了新的思路和技术支持。

关键词

矿热炉, 电极端部位置, 差动式, 磁场, 阵列

Differential Magnetic Field Array Detection System for the Electrode Tip Position in Submerged Arc Furnaces

Xiaokui Hou^{1,2}, Weiling Liu^{1,2*}, Jiewen Yang^{2,3}, Ran Zhang^{2,3}, Xiaoming Chang²

¹College of Artificial Intelligence, Taiyuan University of Technology, Jinzhong Shanxi

²Xiao Ming Research Laboratory, Taiyuan University of Technology, Taiyuan Shanxi

³College of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Jinzhong Shanxi

Received: Oct. 14th, 2024; accepted: Dec. 31st, 2024; published: Feb. 28th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 侯晓奎, 刘卫玲, 杨杰雯, 张冉, 常晓明. 矿热炉电极端部位置的差动式磁场阵列检测系统[J]. 嵌入式技术与智能系统, 2025, 2(1): 1-12. DOI: 10.12677/etis.2025.21001

Abstract

In response to the low detection accuracy of the electrode tip position and the complexity in the development process for submerged arc furnaces, this paper introduces a novel differential magnetic field array detection system. The system, by deploying a magnetic sensor array and utilizing differential signal processing technology, effectively eliminates environmental interference and system noise, enhancing the accuracy and reliability of electrode tip position detection. The study initially constructs a magnetic field detection model for the submerged arc furnace and analyzes the external magnetic field distribution based on the Biot-Savart law. The effectiveness of the differential magnetic field array detection method is validated by simulations. Test results indicate that the system can accurately detect the electrode tip position in harsh industrial environments, providing strong support for the efficient operation of submerged arc furnaces. This research offers new ideas and technical support for the detection and control of industrial parameters in submerged arc furnaces.

Keywords

Submerged Arc Furnace, Electrode Tip Position, Differential, Magnetic Field, Array

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

矿热炉是冶金领域的关键设备，用于高温加工和反应过程。矿热炉的电极端部位置对于炉内热场分布、能量利用效率以及产品质量有着重要影响[1]。因此，精确检测和控制电极端部位置成为提高矿热炉运行性能的关键。

传统的电极端部位置检测方法[2]-[5]主要依赖于理论推导和间接测量。在恶劣的高温、高电磁环境下，传统方法的可靠性和稳定性受到了较大的挑战[6]-[9]。

为了克服上述不足，近年来，基于磁场检测技术的电极端部位置检测方法[10]-[12]逐渐受到关注。磁场检测技术利用电流通过电极时产生的磁场变化来推断电极位置，具有非接触、高精度和高响应速度等优点。然而，单点磁场传感器在实际应用中容易受到干扰，导致检测精度和稳定性下降[13]。

本研究构建了一种新型的差动磁场阵列检测方案。通过布置多个磁场传感器，利用差动信号处理技术来消除环境干扰和系统噪声，从而提高电极端部位置检测的精度和可靠性。该系统的核心在于利用磁场传感器阵列实时监测电极周围的磁场分布，通过差动信号处理精确计算电极端部位置。本研究旨在为矿热炉电极端部位置检测提供一种新型、高效的解决方案，有望突破传统检测方法的瓶颈，为矿热炉工业参数检测领域提供新的方法和技术支撑。

2. 电极端部位置检测基本理论依据

2.1. 矿热炉磁场检测模型的构建

当强电流通过电极流入炉体时，炉内的电路布局可视为星形和三角形两种不同的拓扑结构[14] [15]。选取三角形回路作为分析对象，根据电磁场的原理，本研究构建了一个简化模型来描述矿热炉的磁场环

境, 如图 1 所示。

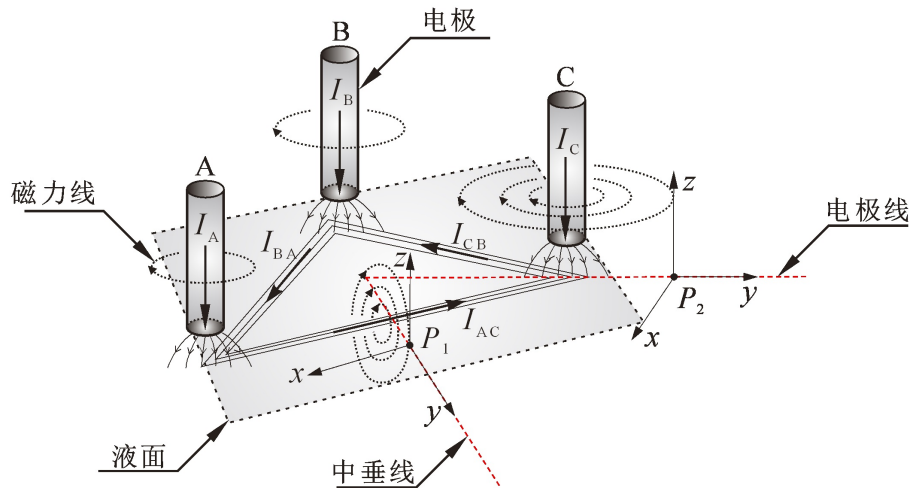


Figure 1. Magnetic field radiation model of SAF
图 1. 矿热炉磁场辐射模型

在图 1 中, I_A 、 I_B 、 I_C 分别表示通过电极的电流, 而 I_{AC} 、 I_{CB} 、 I_{BA} 分别表示熔池中的回路电流。磁场阵列检测系统被布置在炉体外的电极线上, 检测坐标的起始点 o 位于阵列传感器 S_1 下方 10 cm 处。炉外磁场检测方案如图 2 所示。

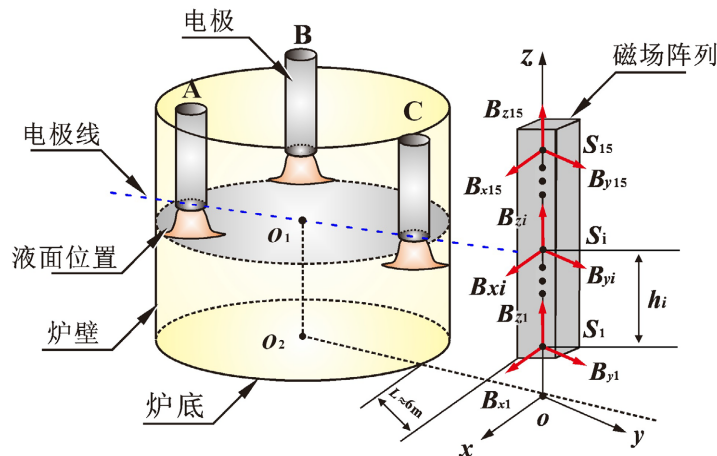


Figure 2. Schematic diagram of magnetic field monitoring outside the furnace
图 2. 炉外磁场监测方案示意图

图 2 中的坐标起始点 o 与同平面的炉体中心点 o_2 之间的连线与电极线平行。为有效地捕捉矿热炉在运行过程中的磁场变化, 阵列的检测范围需覆盖电极的端部位置。

2.2. 用于矿热炉磁场分析的电磁方程

将图 1 中的检测点 P_1 设定为坐标原点 O , 并在 z 轴上选择 $(S_1, S_2, \dots, S_m, \dots, S_i)$ 作为监测点。当仅考虑电流 I_{AC} 对磁场的贡献时, 则中垂线上的磁场分布特征如图 3 所示。

依据 Biot-Savart 定律[16], 中垂线上检测点的磁场强度如式(1)所示。

$$\begin{cases} B_{yi} = \frac{\mu_0 I_{AC} L}{2\pi} \frac{h_i}{(a^2 + h_i^2) \sqrt{L^2 + 4(a^2 + h_i^2)}} \\ B_{xi} = 0 \\ B_{zi} = \frac{\mu_0 I_{AC} L}{2\pi} \frac{a}{(a^2 + h_i^2) \sqrt{L^2 + 4(a^2 + h_i^2)}} \end{cases} \quad (1)$$

式中, h_i : 检测点 S_i 与 P_1 点之间的距离[m],
 a : 从检测点 P_1 至电流 I_{AC} 路径的距离[m]
 μ_0 : 真空磁导率[H/m]

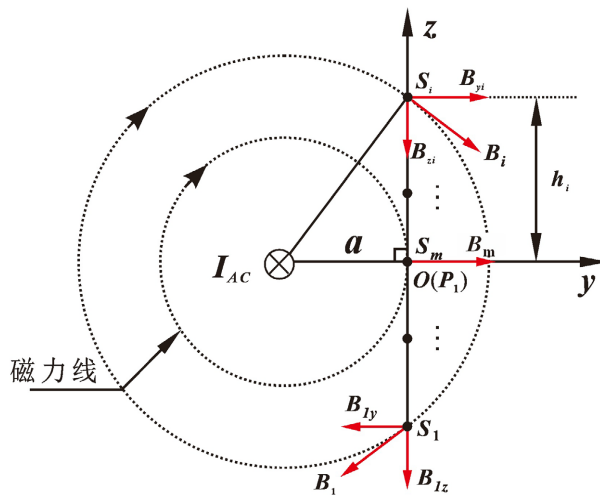
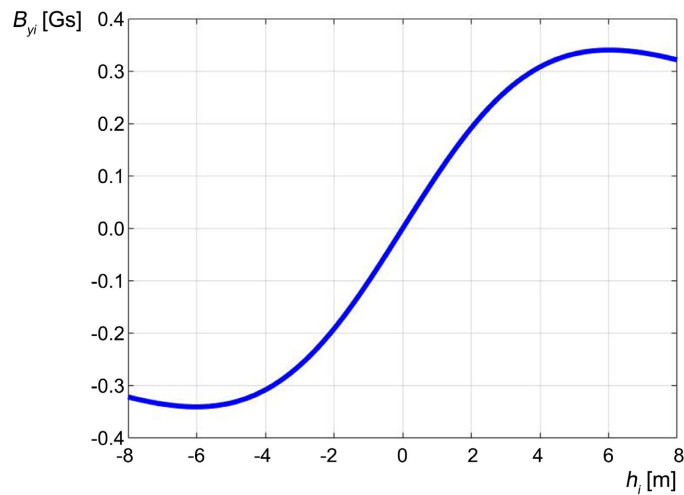


Figure 3. Magnetic field distribution characteristics along the median line
图 3. 中垂线上的磁场分布特征

根据现场情况, 取 $I_{AC} \approx 40$ kA [17], 从检测点 P_1 至电流 I_{AC} 路径的距离 $a \approx 8.5$ m。通过 MATLAB 实现仿真分析, 仿真结果如图 4 所示。



(a)

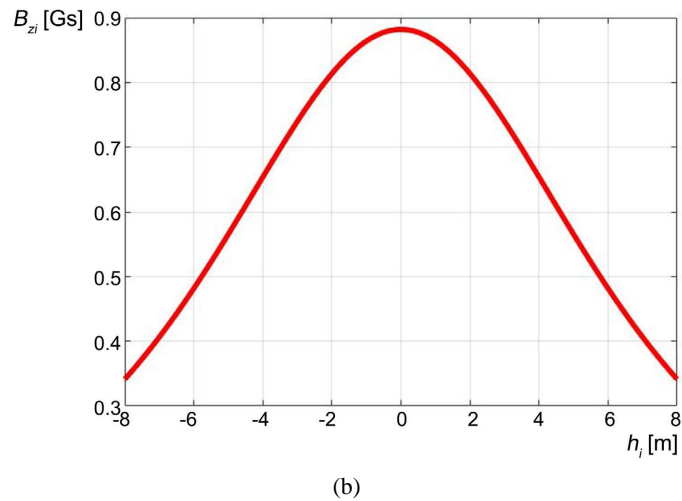


Figure 4. Analysis of simulation results, (a) h_i - B_{yi} curve; (b) h_i - B_{zi} curve
 图 4. 仿真结果分析, (a) h_i - B_{yi} 曲线; (b) h_i - B_{zi} 曲线

从图 4 可观察到, 在 h_i 的取值范围为 $-10 \sim 10$ m 之间, 中垂线上某点的磁感应强度 B_{yi} 表现为奇函数特性, 而 B_{zi} 表现为偶函数特性。 h_i - B_{yi} 曲线的零点与 h_i - B_{zi} 曲线的峰值点均对应于矿热炉的电极端部位置。因此, 从该中垂线上的检测点进行观测, B_{yi} 与 B_{zi} 包含了电极端部位置等相关信息。

3. 基于 COMSOL 的仿真实验

3.1. 几何建模

电流通过电极进入炉内, 而电弧在电极顶端与熔池区之间产生[15]。因此, 炉外磁场主要由电极和电弧引起。构建的矿热炉几何模型如图 5 所示。

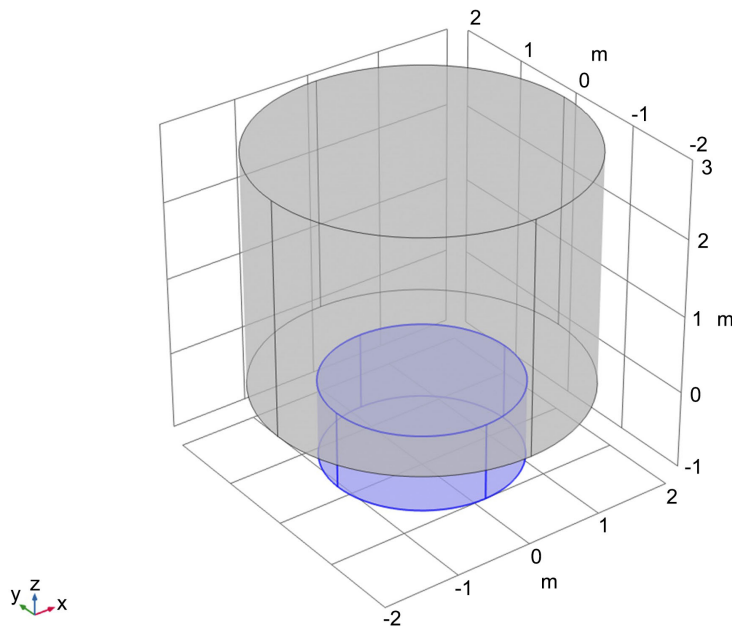


Figure 5. Geometric model of SAF
 图 5. 构建的矿热炉几何模型

电极和电弧的几何结构参数取自工业实践中的矿热炉设备，如表 1 中所示。

Table 1. Geometric dimensions of electrodes and arcs

表 1. 电极和电弧的几何结构尺寸

NO.	参数	符号	值
1	电极半径	ri	2 m
2	电极电流	I0	10^5 A
3	电极长度	L	3 m
4	电弧半径	ra	1.2 m
5	电弧长度	La	1 m

3.2. 不同视角下的磁通密度模

对矿热炉中电极和电弧产生的磁场进行了二维轴对称分析，图 6 中展示了电极和电弧的二维轴对称分量中的磁通密度模分布。

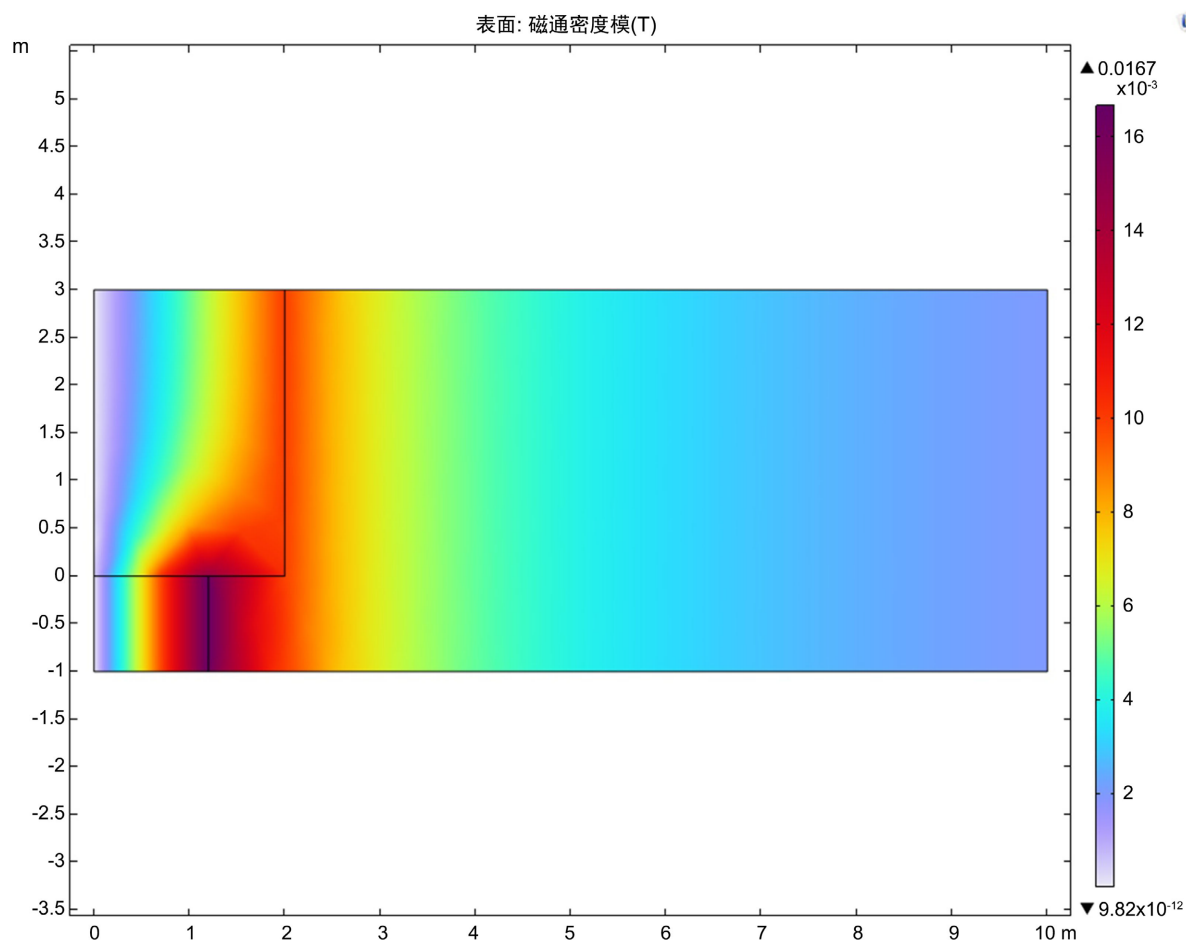


Figure 6. Magnetic flux density magnitude in two-dimensional axisymmetric components

图 6. 二维轴对称分量中的磁通密度模

图 6 中磁通密度模在二维轴对称分量中的分布呈现出明显的非均匀性。沿 x 轴或 y 轴，磁通密度模仅取决于导体的径向距离。沿 z 轴，磁通密度模值从电极向电弧方向逐渐变化。在电极区域，磁通密度模的值相对较低，而在电弧区域则显著增加。磁通密度模的峰值出现在电极和电弧区域的边缘。

3.3. 磁通密度模随径向坐标的变化

对矿热炉中磁通密度模随径向坐标的变化情况进行分析，在电极和电弧相交面上分别沿 x 轴和 y 轴采样，磁通密度模随径向坐标的分布特征如图 7 所示。

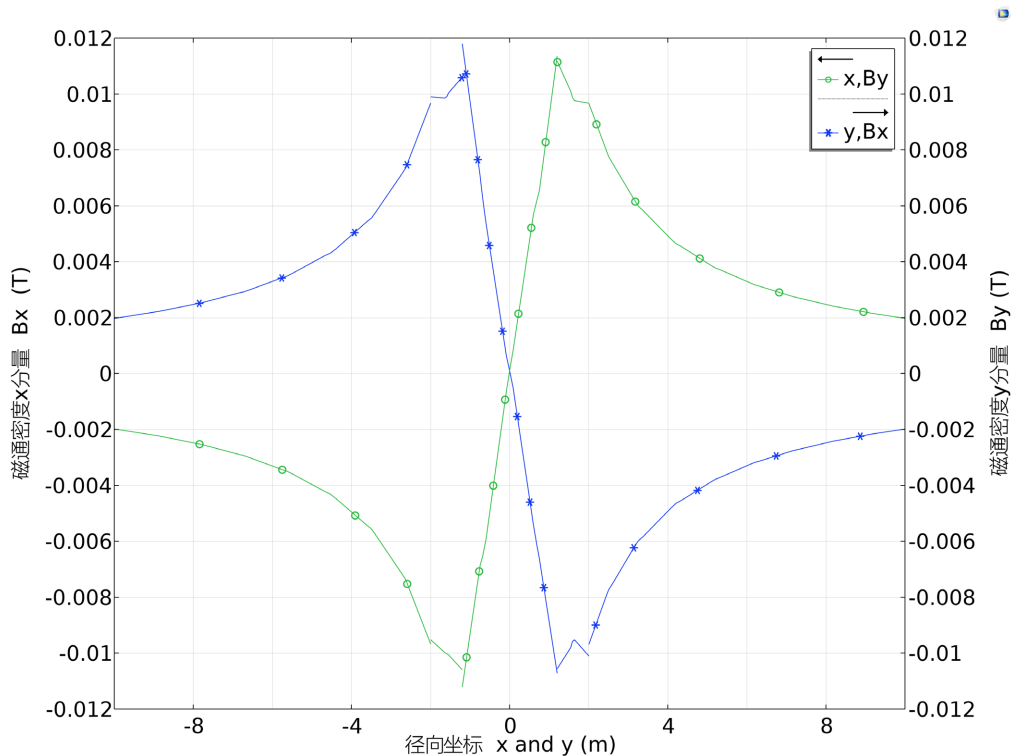


Figure 7. Variation of magnetic flux density magnitude with radial coordinate

图 7. 磁通密度模随径向坐标的变化曲线

由图 7 可以看出：

- (1) $x-B_y$ 曲线与 $y-B_x$ 曲线呈现出近似对称的分布模式。
- (2) 当径向距离小于电弧时，磁通密度模成上升趋势；在电极和电弧相交面上，磁通密度模最大值出现在电极半径与电弧半径之间；之后，磁通密度模随径向距离减小。

3.4. 磁通密度模随 z 轴坐标的变化

为模拟炉外磁场沿 z 轴的分布特性，设磁场阵列距离炉壁 2.5 m 处，沿 z 轴方向采样，磁通密度模沿 z 轴的变化趋势如图 8 所示。

从图 8 可以看出，磁通密度模随着 z 的增大呈上升趋势，在电弧与电极的相交面处，达到最大值，再往电极之上，基本没有太大变化。电弧与电极的相交面处正对应于电极端部位置，因此，根据炉外磁场在电弧区和电极区的磁场分布，采用三维电磁传感器采集数据，进一步提取特征值，有望实现矿热炉电极端部位置的在线无损检测。

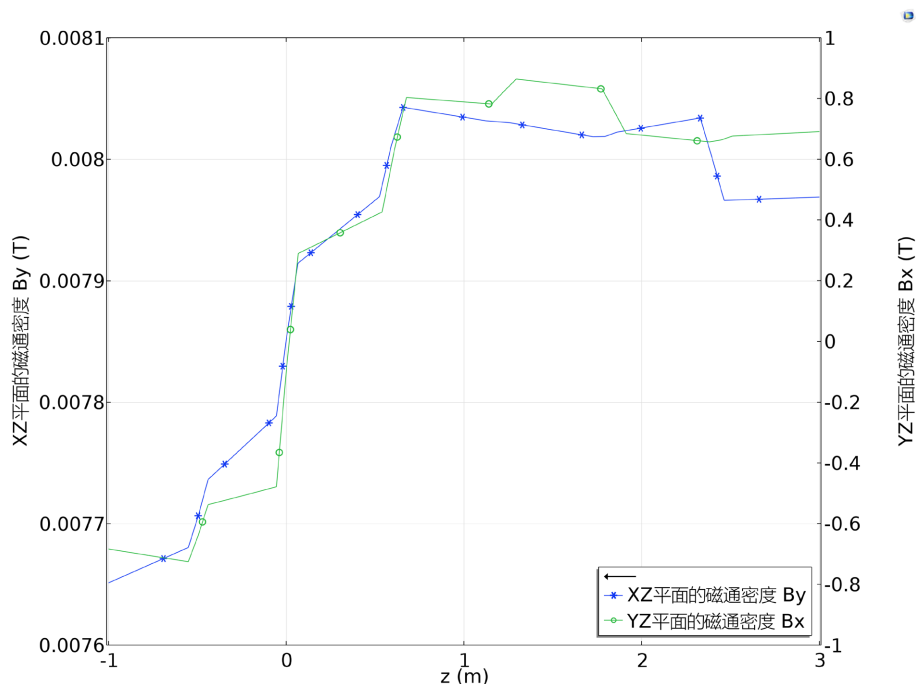


Figure 8. Variation of magnetic flux density magnitude along the z -Axis

图 8. 磁通密度模沿 z 轴坐标的变化

4. 系统构建与实验验证

4.1. 差动式矿热炉磁场阵列的结构设计

设计的差动式磁场阵列由差动阵列模块、信号处理板、电源、无线模块构成，差动阵列模块的结构如图 9 所示。

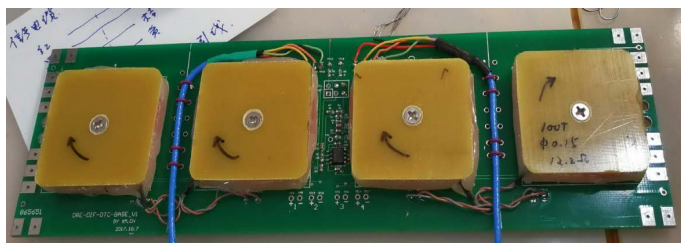


Figure 9. Differential magnetic field array module

图 9. 差动式磁场阵列模块

图 9 中线圈间距为 5 cm。线圈共分 2 组：上层线圈组和下层线圈组，每组 10 个线圈，差动阵列探头结构设计如图 10 所示。

由图 10 可知，上下两组线圈按顺序依次进行差动，上层线圈组的位置不变，下层线圈组的位置可灵活调整，因此，两差动线圈的间距 Δd 是可变的。

4.2. 检测系统架构

将 RF 模块、MCU 和 Raspberry Pi 统称为“数据采集端”。因此，磁场阵列检测系统由阵列传感器、数据采集端与 PC 机组成，如图 11 所示。

M_MCU 作为系统主控制单元，定时向阵列传感器发送指令以收集数据，并将收集到的数据发送至 Raspberry Pi。然后，Raspberry Pi 将数据保存至云数据库，PC 机实时从云数据库中获取数据，并在 LabVIEW 平台下对数据进行分析 and 存储。

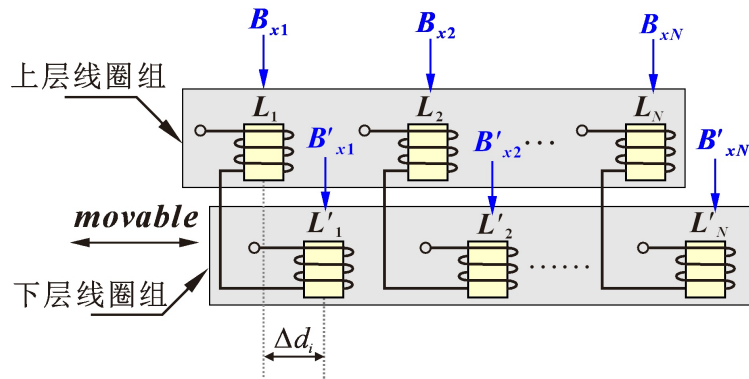


Figure 10. Structural design of differential array probe
图 10. 差动阵列探头结构设计

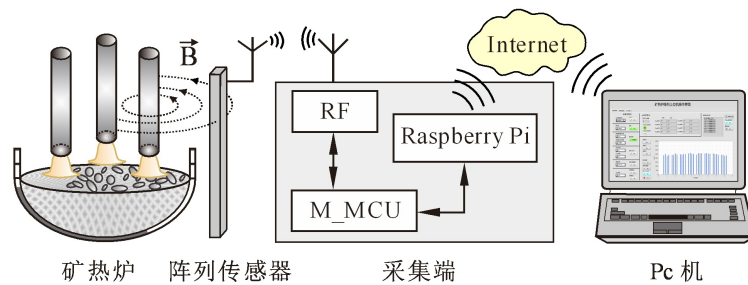


Figure 11. Architecture of the SAF electrode tip position detection system
图 11. 矿热炉电极端部位置检测系统架构

差动阵列探头安装完成后，对差动式磁场阵列进行系统性调试，调试场景如图 12 所示。

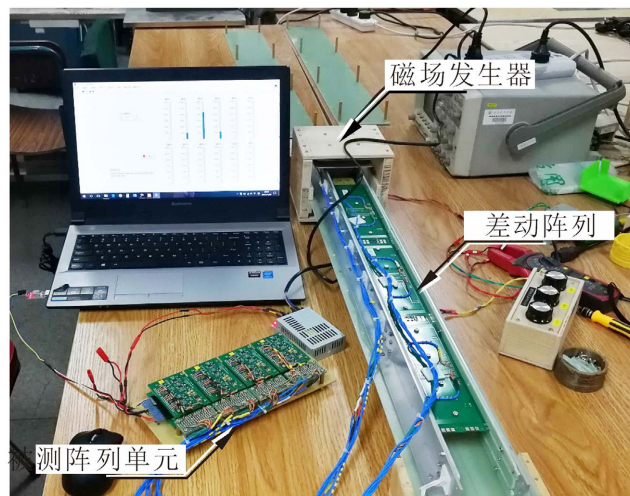


Figure 12. Magnetic field array calibration scenario
图 12. 磁场阵列调试场景

图 12 展示的差动式磁场阵列包含 10 个独立通道，对每个通道的灵敏度进行了测定，并进行了一致性检验。

4.3. 现场验证

本研究在银川市某冶金企业硅锰铁合金矿热炉(33,000 KVA)进行了现场测试。经过综合分析和实验验证，测试点被选在电极线上，距离炉体 1 米处。现场的测试场景如图 13 所示。

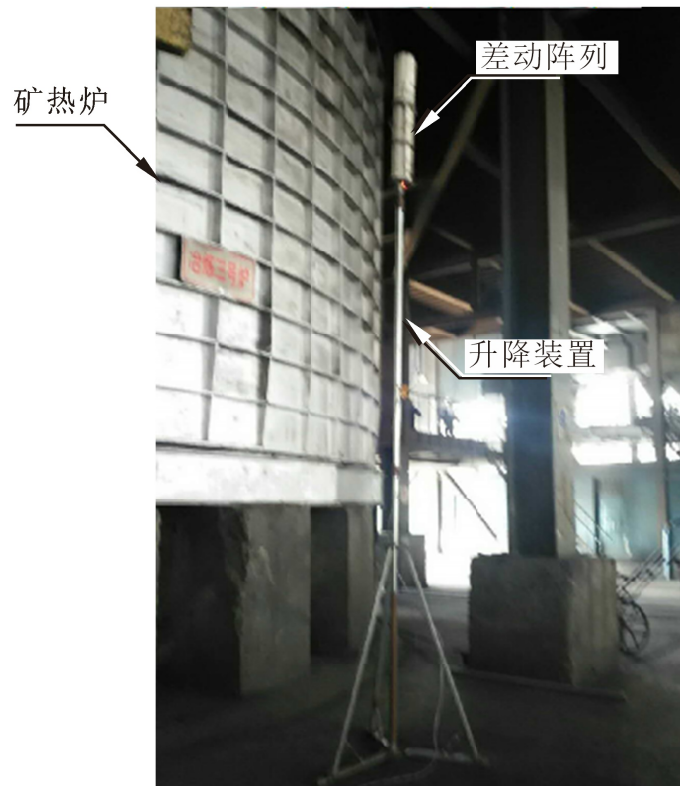


Figure 13. Field testing scenario of SAF
图 13. 矿热炉实地测试场景

图 13 中的矿热炉炉体高度为 5.6 m，以电极的上端作为参考点 O 。测试过程中，阵列传感器在垂直方向上移动，其移动范围从电极顶端开始向下延伸，覆盖电极的端部位置。

4.4. 测试结果分析

实验结果表明，当采样间距设定为 10 cm，且系统内两个线圈间的距离保持在 3 cm 时，获得的采样数据最为精确。此外，在 1.6 m~2.7 m 的区间内，电极端部位置特征值表现突出。通过对多个采样点求平均值，可得到重复测试的稳定结果，如图 14 所示。

从图 14 可知：移动阵列前和移动阵列后的峰值点分别在 2.065 m 和 2.165 m 处，两曲线的交点横坐标为 2.1 m。据此，笔者推断矿热炉的电极端部位置大约在 2.1 m 处。

更新阵列的布局，将阵列采样点的起始位置调整至 1.7 m，采样间距保持 0.1 m 不变，现场实测曲线如图 15 所示。

图 15 所示的测试曲线在 $l_i = 2.1$ m 处达到峰值点，表明矿热炉电极的端部位置位于该峰值点。

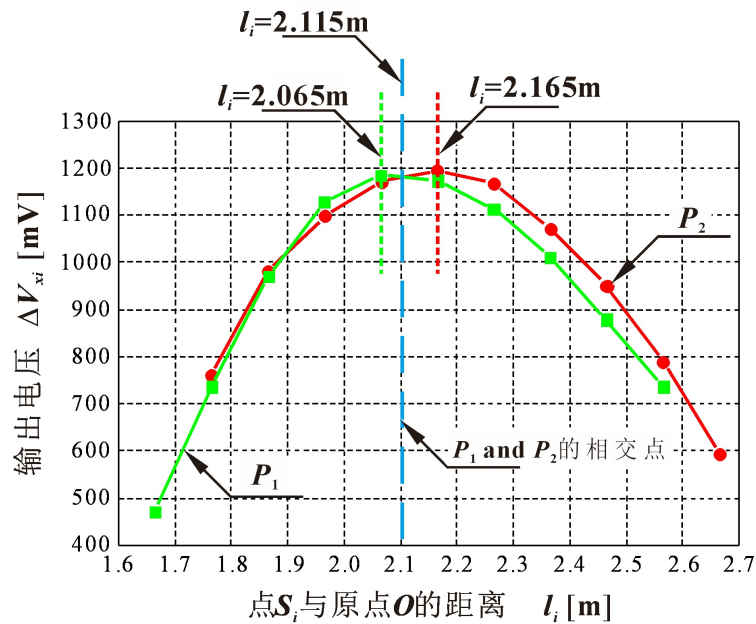


Figure 14. Comparison of curves before and after adjustment of array position
图 14. 阵列位置调整前后的曲线对比

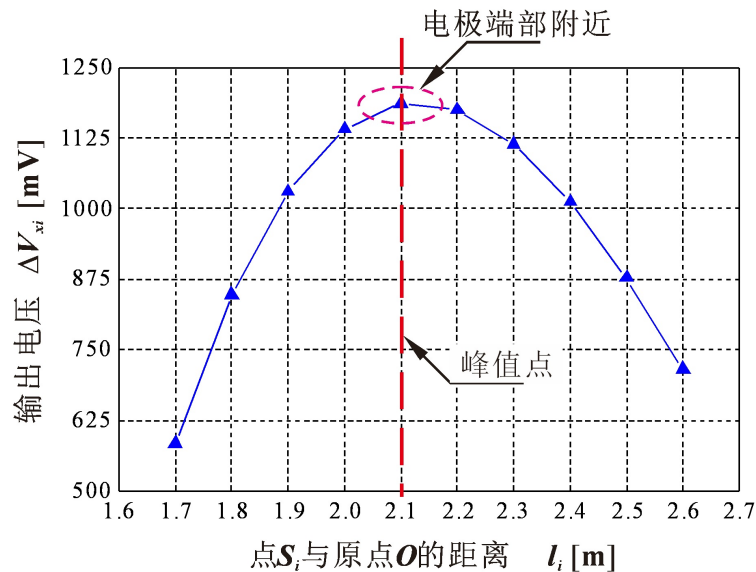


Figure 15. Analysis of field measurement curves for the SAF
图 15. 矿热炉现场实测曲线分析

5. 结论

本研究开发了一种差动式磁场阵列检测系统，经过理论探讨、仿真实验和实地验证，证明了该系统在矿热炉电极端部位置检测中的有效性和准确性。结果表明，该系统能够在实际工业环境中准确检测电极端部位置，为矿热炉的高效运行提供了有力支持。研究为矿热炉电极端部位置检测提供了一种新型、高效的解决方案，有望突破传统检测方法的瓶颈，为矿热炉工业参数检测和矿热炉控制领域提供技术支持。

致 谢

本研究得到了山西省自然科学基金(202103021223067)的支持。

参考文献

- [1] 邓睿. 矿热炉电极调节系统设计与控制算法研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2024.
- [2] Mulholland, A.C., Brereton-Stiles, P.J. and Hockaday, C.J. (2009) The Effectiveness of Current Control of Submerged Arc Furnace Electrode Penetration in Selected Scenarios. *SIAMM-Journal of the South African Institute of Mining and Metallurgy*, **109**, 601-607.
- [3] 康世民. 矿热炉电路分析与操作电阻的应用[J]. 铁合金, 2019, 50(1): 38-42.
- [4] 森正浩. 锰铁电炉电极埋入深度推测方法[J]. 铁合金, 1995(2): 57-59.
- [5] 吴俭民, 王庆贤, 徐志奇. 矿热炉电极工作长度监测系统的研究与实现[J]. 化工自动化及仪表, 2013, 41(2): 181-184.
- [6] 唐春霞, 阳春华, 李沛. 硅锰铁合金埋弧炉三相电极位置建模研究[J]. 长沙民政职业技术学院学报, 2013, 20(3): 123-184.
- [7] 赵锦程. 矿热炉内部场数值模拟与电极控制系统研究[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2023.
- [8] 白羽, 王琪, 孟凡荣. 矿热炉电极的非接触式在线检测系统[J]. 长春工业大学学院(自然科学版), 2012, 33(4): 383-386.
- [9] 史凯凯. 矿热炉电极长度测量装置设计[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安石油大学, 2021.
- [10] 刘卫玲. 矿热炉冶炼关键参数的电磁法检测机理研究及其产品化的实现[D]: [博士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2017.
- [11] 周潼, 王莉, 牛群峰. 矿热炉电磁场仿真与电极位置检测方法研究[J]. 计算机仿真, 2020, 37(5): 206-212.
- [12] Liu, W. and Chang, X. (2016) A Non-Contact Detection Method for Smelting in Submerged Arc Furnace Based on Magnetic Field Radiation. *Journal of Magnetism*, **21**, 204-208. <https://doi.org/10.4283/jmag.2016.21.2.204>
- [13] Liu, W., Han, X., Yang, L. and Chang, X. (2016) Array Sensing Using Electromagnetic Method for Detection of Smelting in Submerged Arc Furnaces. *Journal of Magnetism*, **21**, 322-329. <https://doi.org/10.4283/jmag.2016.21.3.322>
- [14] 肖谦衡. 矿热炉的炉内电路与操作电阻[J]. 铁合金, 1982(1): 11-17.
- [15] 张南生. 硅铁炉内电热分布的概念[J]. 铁合金, 1986(6): 1-7.
- [16] 赵凯华, 陈熙谋. 电磁学(上) [M]. 第2版. 北京: 高等教育出版社, 2010: 352-354.
- [17] 王子坤, 李拓文, 李宝宽. 矿热炉内镍铁还原过程电流密度分布与温度场的有限元分析[J]. 材料与冶金学报, 2013, 12(3): 177-217.

基于人工蜂群算法优化BP神经网络的PID控制算法

王子祺*, 夏思成, 王宇辰, 孙亚菲, 王敬博, 陈亚茹

北华航天工业学院计算机学院, 河北 廊坊

收稿日期: 2025年1月2日; 录用日期: 2025年1月19日; 发布日期: 2025年2月28日

摘要

由于传统PID控制器面临参数调整繁琐、实时调适滞后、工况适应局限等挑战,本研究提出了一种以人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)为核心的BP神经网络优化策略。研究表明,ABC算法对蜜蜂觅食行为的模拟机制,显著增强了BP神经网络在参数空间中的探索能力,有效维持了粒子群的多样性特征,构建起了高效的PID控制参数自适应调节框架,成功地克服了因参数失配而引发的控制效能递减难题,确保了控制系统在复杂工况下的稳定性与鲁棒性,为提升控制系统整体性能提供了坚实保障与有力支撑。ABC算法在提升BP神经网络性能上卓越可靠,为PID控制革新提供了依据与范式。

关键词

PID控制器, 人工蜂群算法, 非线性控制, 优化控制算法

Enhancement of BP Neural Network PID Control Algorithm through the Utilization of the Artificial Bee Colony Algorithm

Ziqi Wang*, Sicheng Xia, Yuchen Wang, Yafei Sun, Jingbo Wang, Yaru Chen

College of Computer Science and Technology, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang Hebei

Received: Jan. 2nd, 2025; accepted: Jan. 19th, 2025; published: Feb. 28th, 2025

Abstract

Due to the challenges associated with traditional PID controllers, such as the complexity of parameter tuning, delayed real-time adjustment, and limitations in adapting to varying operating conditions,

*通讯作者。

文章引用: 王子祺, 夏思成, 王宇辰, 孙亚菲, 王敬博, 陈亚茹. 基于人工蜂群算法优化 BP 神经网络的 PID 控制算法[J]. 嵌入式技术与智能系统, 2025, 2(1): 13-23. DOI: 10.12677/etis.2025.21002

this study proposes a BP neural network optimization strategy based on the Artificial Bee Colony (ABC) algorithm. The research demonstrates that the ABC algorithm, which simulates the foraging behavior of bees, significantly enhances the BP neural network's exploration capabilities in the parameter space. This approach effectively maintains the diversity of the particle swarm, establishing an efficient self-adaptive adjustment framework for PID control parameters. As a result, it successfully overcomes the performance degradation caused by parameter mismatch, ensuring the stability and robustness of the control system under complex operating conditions. This study provides a solid foundation and strong support for improving the overall performance of the control system. The ABC algorithm proves to be highly reliable in enhancing BP neural network performance and offers both a theoretical basis and a paradigm for the innovation of PID control.

Keywords

PID Algorithm, Artificial Bee Colony, Nonlinear Control System, Optimal Control

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

PID 控制器作为一种经典的控制算法,在工业自动化、过程控制以及工程设备管理中具有广泛的应用,其简单、高效和鲁棒性使其成为控制领域的核心工具。然而,在实际生产环境中,由于环境参数复杂且难以精确量化,现有的整定参数理论难以满足不同场景的需求[1]。这种局限性导致目前尚未形成一种适用于所有生产环境的泛用、精确的参数整定方案[2]。现有理论知识不足以全面应对复杂环境下的多样化控制需求,也难以实现控制参数的精准量化和最优整定。因此,如何优化参数整定方案,特别是在复杂动态环境中实现更智能化的 PID 控制策略,已成为工程控制领域的重要研究方向[3] [4]。

在 PID 参数整定方法中,Ziegler-Nichols (Z-N)法是应用最广泛的经典技术之一。该方法通过观察被控系统的 Nyquist 曲线,利用临界增益 k_s 和临界振荡频率 ω_{180} 的关系,通过经验公式整定比例(P)、积分(I)和微分(D)参数,从而实现系统闭环响应具备良好动态特性,例如阶跃响应达到 1/4 衰减比的振荡特性[5]。尽管 Z-N 法在很多场景中表现出较好的性能,但其依赖经验法则的特点也带来了显著的局限性。在复杂多变的控制环境下,Z-N 法的参数调整难以满足高精度需求,容易导致系统出现超调、振荡,或在动态响应过程中表现不佳。此外,该方法对复杂非线性系统和多变量系统的适应性较差,使其在动态变化或高复杂度场景中的应用效果受限。这些问题表明,现有整定方法在复杂控制场景中仍有较大优化空间[6] [7]。

近年来,随着群智能技术的发展,粒子群算法、遗传算法、海鸥优化算法和麻雀搜索算法等智能优化方法在各个领域得到了广泛应用[5]。这些技术为 PID 参数整定提供了新的解决思路。例如,宋娟等人提出的基于果蝇优化算法(FOA)的 PID 参数整定方法[8],通过果蝇的全局搜索能力显著提高了参数整定效率,尤其在初期能够快速找到较优解,有效弥补了 Z-N 法在复杂环境中精度不足的缺陷。然而,该算法在优化后期存在收敛速度较慢、易陷入局部最优的问题,难以适应复杂非线性或多变量系统[9]。因此,如何进一步提高 FOA 的全局搜索能力和优化效率,仍是需要解决的关键问题。

为了克服上述问题,改进的人工蜂群优化算法(ABC-PID)结合 BP 神经网络的自适应学习能力,为 PID 参数整定提供了新的解决方案[10] [11]。BP 神经网络通过实时调整控制器参数,增强了系统对非线性特

性的处理能力和适应性[12] [13]。同时,结合人工蜂群算法的全局搜索策略,有效避免了优化过程陷入局部最优的问题,大幅提高了参数整定的精度和效率。

2. BP 神经网络 PID 控制算法

2.1. 传统 PID 控制算法

在复杂的工业控制环境下,自适应上网调整比固定的 P、I、D 参数整定更符合实际情况。传统的 PID 控制器本质上是一种线性控制器[14],其优点是其构造特性简单易实现。该方法的基本原理是通过比例、积分和微分的线性组合,根据系统实际输出值和期望输出值的差异生成控制信号,从而达到反馈控制目标的目的。控制性能取决于参数整定的精确度,但稳定性差、控制精确度不佳等挑战会出现,因为传统 PID 控制的参数需要事先根据经验设定,难以实时调整(图 1)。

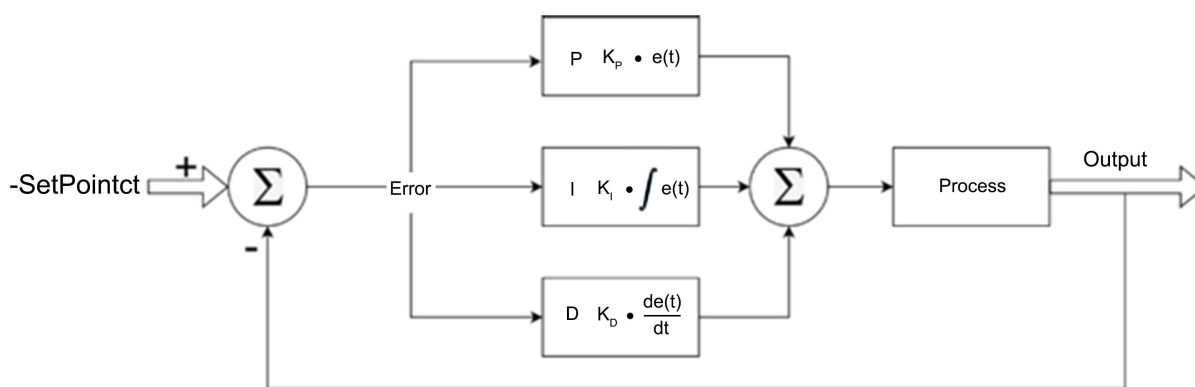


Figure 1. Flowchart of the PID control algorithm

图 1. PID 控制算法流程图

2.2. BP 神经网络 PID 控制算法

本模板可直接用于论文及其文字的编排,有的页边距、行距、字体都严格符合规定,请勿修改!尤其是页边距,由于期刊在后期制作过程中需要在页眉、页脚添加各种信息,所以所有论文务必确保现有的页边距不被修改,页面空白不被占用。

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,在复杂系统中被广泛应用,其并行计算和自适应学习能力出色,可以接近各种非线性函数,精度很高[15]。结合传统 PID 控制器的 BP 神经网络,能够增强系统的控制精确性和适应性,从而实现非线性系统控制的更高效[16]。通过 BP 神经网络进行 PID 控制器比例、积分和微分参数的自适应调整,增强控制系统的灵活性和坚固性[17]。该方法实现了自适应在线调整 PID 控制器参数,使其在非平滑和非线性系统中显示出更好的稳定性和控制精确性。特别是在系统条件改变的情况下,操控性能能够得到有效的提升[16]。

融合了 BP 神经网络和传统 PID 控制器的 BP-PID 控制器,采用了结构设计为 4-5-3 的轻量化 3 层 BP 神经网络结构。输入层有控制系统期望输出值、控制系统误差与控制量、控制系统输入值等 4 个变量,对系统输入值进行控制;由 5 个神经元组成的中间层;与输出层对应的是 PID 控制器的三个参数 K_p 、 K_i 和 K_d 。

BP 神经网络通过对 PID 控制器参数的实时调整来应对系统的动态变化,并利用其自适应学习能力 (Adaptability Learning) 来提高控制精度。通过这种组合,控制器在复杂工况下表现出更强的稳定性和响应能力,显著增强了系统对非线性动态变化的适应性, BP 神经网络如图 2 所示。

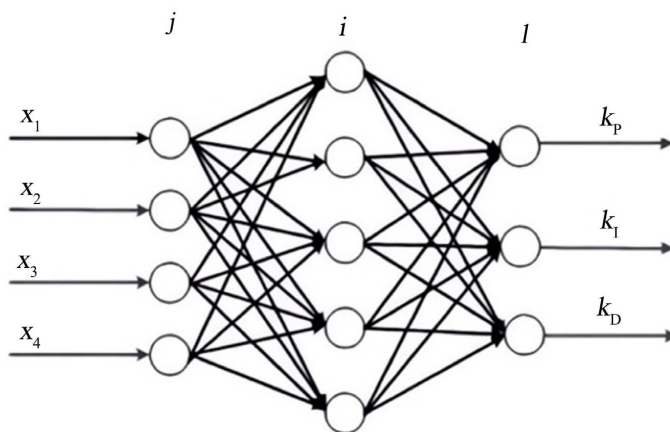


Figure 2. Structure of a BP neural network
图 2. BP 神经网络结构

BP 神经网络具有至少三层节点：输入层(j)、隐藏层(i)和输出层(l)。每个节点代表神经元，节点之间的连接代表信息的流动和权重的传递。BP 神经网络的优化过程通过反向传播算法完成，主要包括几个步骤。首先是前向传播，数据从输入层传递到输出层，经过加权和激活函数处理得到预测结果。然后，计算损失，根据预测值与真实值的差异，使用损失函数计算误差。接着，反向传播，通过链式法则计算损失函数对权重和偏置的梯度，并反向传播更新参数。参数更新使用梯度下降法(或其变种，如 Adam)调整权重和偏置。最后，迭代训练，网络通过多次训练周期，优化参数，直到损失函数收敛或达到停止条件。

PID 控制器的输出 $u(t)$ 可以表示为当前时刻误差 $e(t)$ 的三个部分之和，分别为：比例、积分和微分，其控制律为：PID 控制器的输出 $u(t)$ 可以表示为 $e(t)$ 当前时刻误差 $e(t)$ 的三个部分之和。

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \dot{e}(t) \quad (1)$$

其中：

$u(t)$ 是控制器的输出；

$e(t) = r(t) - y(t)$ ，是设定值 $r(t)$ 与实际输出 $y(t)$ 之间的误差；

K_p 比例系数；

K_i 是积分系数；

K_d 是微分系数；

为了自适应调节 K_p 、 K_i 和 K_d ，使用 BP 神经网络，BP 神经网络通过以下步骤来调整 PID 参数：

1) 输入层：BP 神经网络的输入层通常输入与控制误差相关的信息，常见的输入量有：

当前误差： $e(t)$ ；

误差变化率： $\Delta e(t) = e(t) - e(t-1)$ 。

2) 隐层：输入层经过隐层的权重连接，并通过激活函数(如 Sigmoid 函数)进行非线性映射，得到各隐层神经元的输出。对于神经网络的隐层，定义其输出为：

$$h_j = f \left(\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + b_j \right) \quad (2)$$

w_{ji} 是输入层神经元与中间层神经元之间的加权系数；

x_i 是输入;

b_j 是隐层神经元的偏置;

f 是权重函数函数此处取值为 $\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ 。

3) 输出层 K_P 、 K_I 、 K_D 的动态整定值是由输出层通过隐层计算得到的。

$$\begin{aligned} O_1^{(3)}(k) &= k_p(k) = h(\text{net}_1^{(3)}(k)) \\ O_2^{(3)}(k) &= k_i(k) = h(\text{net}_2^{(3)}(k)) \\ O_3^{(3)}(k) &= k_d(k) = h(\text{net}_3^{(3)}(k)) \end{aligned} \quad (3)$$

$h(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ 为非负的 Sigmoid 函数。

PID 控制量 $u(k)$ 的值可以通过增量式 PID 控制算法计算, 当系统实际输出与预期输出的偏差表示为 $e(k) = O_i - x_j$ 时。离散后的收益结果是:

$$\begin{cases} u(k) = k_p \left\{ e(k) + \frac{T}{T} \sum_{i=1}^k e(i) + \frac{T}{T} [e(k) - e(k-1)] \right\} \\ u(k-1) = k_p \left\{ e(k-1) + \frac{T}{T} \sum_{i=1}^k e(i) + \frac{T}{T} [e(k-1) - e(k-2)] \right\} \end{cases} \quad (4)$$

对误差函数 $e(k) = \frac{1}{2}(O_i - x_j)^2$ 进行求解, 具体更新公式如式(5)所示:

$$\begin{cases} \Delta w_{ii}^{(3)}(k) = \alpha \Delta w_{ii}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_i^{(3)} O_i^{(2)}(k) \\ \delta_i^{(3)} = e(k) \text{sgn} \left(\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \right) \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_i^{(3)}(k)} h'(\text{net}_i^{(3)}(k)) \\ \Delta w_{ij}^{(2)}(k) = \alpha \Delta w_{ij}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) \\ \delta_i^{(2)} = f'(\text{net}_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k) \end{cases} \quad (5)$$

BP-PID 控制流程图如图 3 所示。

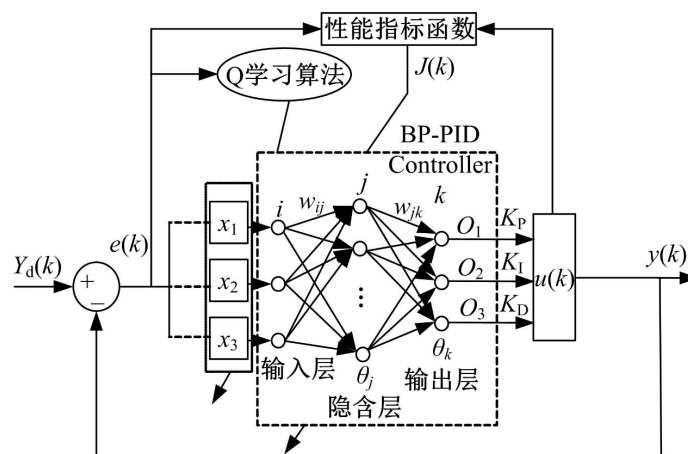


Figure 3. BP-PID control network flowchart
图 3. BP-PID 控制网络流程图

2.3. ABC 算法的 BP-PID 控制器

BP 神经网络使用梯度下降算法进行参数更新和适应性学习[12]，对迭代结果影响显著的是学习率和初始权重的选择。ABC 算法对 PID 控制器进行优化的原理是选择合适的 K_P 、 K_I 、 K_D 参数，在保证系统稳定的基础上实现控制系统的最佳性能[18][19]。不恰当的初始值设置可能会使算法陷入局部极值，造成网络振荡，使控制性能下降[20]。为了解决这一问题，本文采用 ABC 算法结合 BP 神经网络，利用 ABC 算法对初始权重参数和学习率进行迭代过程中的全局性优化，使算法性能达到最佳化[21]。图 4 为人工蜂群算法流程图。

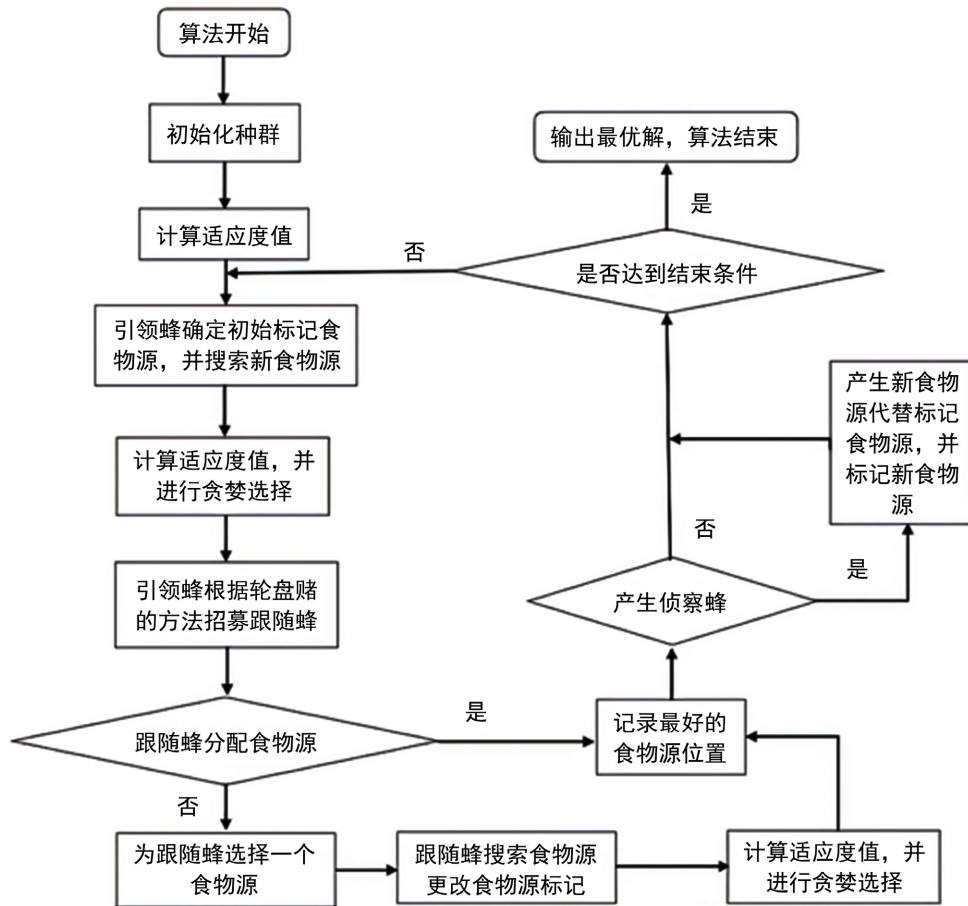


Figure 4. Artificial Bee Colony (ABC) algorithm structure diagram
图 4. 人工蜂群算法结构图

ABC 算法是一种模拟蜜蜂觅食行为的智能优化算法，属于群体智能算法的一种。在自然界中，蜜蜂通过“工蜂”负责探索新的食物源，“侦察蜂”则负责在已知区域中寻找可能的优质食物源，而“跟随蜂”通过观察工蜂的行为来跟随并采集蜜蜂已知的食物源。这一行为通过信息交流和合作使得蜜蜂群体能够高效地寻找并利用最优资源。

ABC 算法将这一过程映射到优化问题中，目标是通过模拟蜜蜂的觅食行为来寻找问题的最优解。具体而言，ABC 算法包括三种类型的蜜蜂：

1. 工蜂：在蜜蜂群体中执行主要的搜索任务，探索和评估不同的解空间，选择概率较高的食物源进行详细搜索。

2. 侦察蜂：负责随机探索未被发现的解空间区域，寻找新的可能解。
3. 跟随蜂：通过观察工蜂的采集行为，跟随到一个优质的食物源，从而获得较好的解。

在 ABC 算法的优化过程中，工蜂和侦察蜂交替探索解空间，侦察蜂负责跳出局部最优解，广泛搜索新的解区域，而工蜂则进一步在已知的好解区域进行详细搜索。跟随蜂则通过采集信息，引导算法向更优的解逼近。

ABC 算法在全局搜索能力上表现优异，能够有效避免陷入局部最优解，其适用于连续和离散优化问题。通过模拟蜜蜂觅食的协作行为，ABC 算法能够在复杂的优化任务中找到全局最优解，因此在工程优化、机器学习、图像处理等多个领域得到了广泛应用。图 5 为 ABC-BP-PID 流程图。

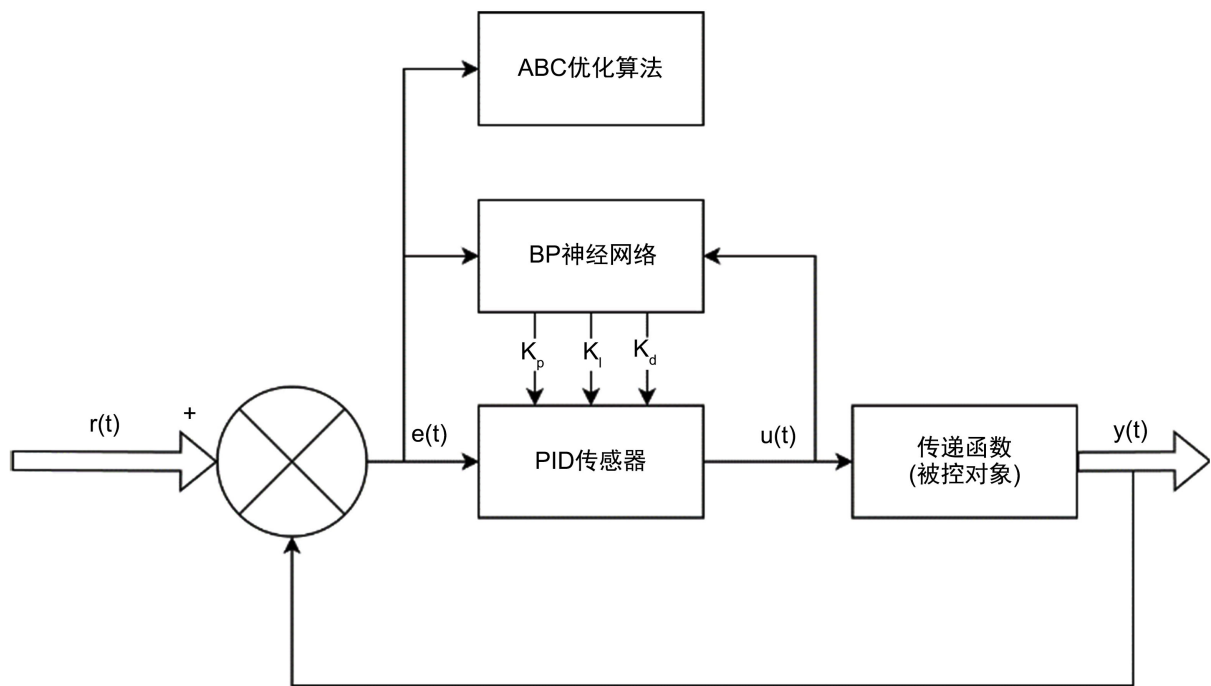


Figure 5. ABC optimized PID controller block diagram

图 5. ABC 优化 PID 控制器原理图

以下流程是根据定义的传统人工蜂群算法，并结合 PID 算法的特点而制定的。

步骤 1 初始化部分：

初始化蜂群，包括蜜蜂采集量及采集地、观察蜜蜂及侦查蜂等。每个粒子最初的位置和速度都是在 D 维的搜索空间初始化的。

$$\text{population} = l_b + (u_b - l_b) * \text{rand}(n_{\text{bees}}, \text{dim}) \quad (6)$$

$D = H \times IN + Out \times H$ 是神经网络权重空间的维度，代表要优化的参数个数。初始化的权重被限定在较小范围内，以防止权重初始值过大影响神经网络训练。

population 代表整个蜜蜂群体的矩阵。 n_{bees} 是蜜蜂的数量， dim 是每个蜜蜂个体(即解)的维度。

l_b 和 u_b 分别是搜索空间的下界和上界，表示解的范围。每个蜜蜂个体的值在这个范围内随机生成。

$\text{rand}(n_{\text{bees}}, \text{dim})$ 表示生成一个大小为 $n_{\text{bees}} \times \text{dim}$ 的随机矩阵，所有元素都是在 $[0, 1]$ 之间的均匀随机数。

population (i, :) 的每一行代表一个蜜蜂个体的解。

步骤 2 定义适应度函数:

计算每个蜜蜂个体的适应度值:

$$p_i = \text{Fitness}(x_i)$$

该函数计算每个粒子在当前权重下的 BP 神经网络性能, 适应度通常定义为误差函数, 如均方误差 (MSE):

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

y_i 是真实值, \hat{y}_i 是神经网络的预测值。

步骤 3 采蜜蜂阶段:

采蜜蜂在当前食物源(PID 参数)附近进行局部搜索, 更新食物源位置。在 PID 控制中, 这意味着在当前参数附近微调参数, 以寻找更好的控制性能。

步骤 4 观察蜂阶段:

观察蜂根据采蜜蜂的信息选择跟随哪个采蜜蜂, 并在该食物源附近进行随机搜索。在 PID 控制中, 这相当于尝试不同的参数组合, 以改善控制效果。

步骤 5 更新个体最优位置和全局最优位置:

根据食物源的质量更新信息素浓度。在 ABC 中, 信息素浓度反映了食物源的吸引力, 即参数解的优劣。在 PID 控制中, 这意味着根据控制性能的好坏调整参数的权重。每个粒子的位置 x_i 如果表现比之前更好, 则更新个体最优位置 y_i 。

$$y_i(t) = \begin{cases} x_i(t), & \text{if } \text{Fitness}(x_i(t)) < \text{Fitness}(y_i(t)) \\ y_i(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

全局最优位置更新: 更新全局最优位置 Pg :

$$Pg(t) = \min \{ \text{Fitness}(y_1(t)), \text{Fitness}(y_2(t)), \dots, \text{Fitness}(y_N(t)) \} \quad (9)$$

速度与位置更新:

$$v_i(t+1) = w \cdot v_i(t) + c1 \cdot r \cdot (y_i(t) - x_i(t)) + c2 \cdot r \cdot (Pg(t) - x_i(t)) \quad (10)$$

w : 惯性权重, 用于控制粒子的飞行速度。

$c1, c2$: 学习因子, 控制粒子朝向个体最优位置和全局最优位置权重。

r : 随机数, 用于增加搜索的随机性。

步骤 7 迭代:

在满足停止条件之前进行上述操作, 例如达到设定的迭代次数或达到设定阈值的解的质量。

步骤 8 参数优化:

在每次迭代中, 根据适应度函数和信息素浓度更新 PID 参数, 以实现最佳的控制性能。

步骤 9 终止条件:

算法停止运行, 当迭代次数达到预定值或找到 PID 参数设置符合要求时。在实际应用中, 可能需要对 ABC 算法进行一些调整, 以更好地适应 PID 参数优化的问题。并且可以进一步研究调整蜜蜂的行为策略, 找到并且引入特定的启发式规则来指导蜜蜂的搜索过程。此外, 还可以考虑将 ABC 算法与其他优化技术结合, 如模糊逻辑或遗传算法, 以进一步提高 PID 参数优化的性能。

3. 实验结果分析

在本实验中，首先定义了一个典型的动态系统，其连续时间传递函数为：

$$G(s) = \frac{400}{s^2 + 50s} \quad (11)$$

为适配数字控制算法，采用离散化处理将 $G(s)$ 转换为离散时间模型 $G(z)$ 。实验选择采样时间步长为 0.01 秒，确保离散化后的模型在时间精度和计算效率之间取得平衡。随后，基于该模型，依次采用传统 Z-N 调参方法、BP 神经网络(BPNN)方法、以及结合人工蜂群算法优化的 BP 神经网络(ABC-BPNN)方法，其中，采样时间为 0.01 秒，最大迭代次数为 100 次，蜜蜂数量为 100 只，隐藏层神经元数量为 5，输入层节点数为 4，输出层节点数为 3，对控制器进行设计与优化。

实验结果通过超调量、调节时间、稳态误差及控制能量四个关键性能指标进行评估，具体表现如表 1 所示。

Table 1. Performance comparison of three methods
表 1. 三种方法性能表现

方法	超调量(%)	稳态误差	收敛时间(秒)	控制能量
传统 Z-N 调参法	7.85	0.00	0.49	2.02
BPNN 法	27.48	0.00	0.17	2.01
ABC-BPNN 法	0.00	0.00	0.18	1.9

从控制性能指标的量化对比来看，传统 Z-N 调参法、BPNN 法和 ABC-BPNN 法在控制系统中的表现存在显著差异(图 6)。

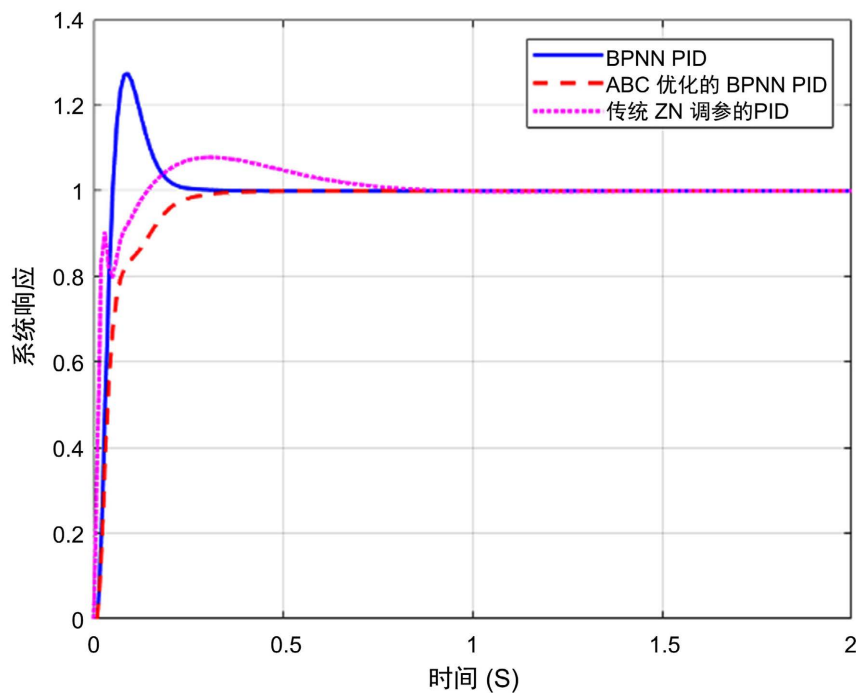


Figure 6. Step response comparison of systems
图 6. 系统阶跃响应对比图

在超调量方面, ABC-BPNN 法表现最佳, 超调量为 0.00%, 有效抑制了过冲, 确保了系统平稳响应, 非常适合精密控制应用。BPNN 法的超调量为 27.48%, 明显较高, 导致系统响应不平稳, 可能无法满足高精度控制需求。传统 Z-N 调参法超调量为 7.85%, 虽然较低, 但仍可能影响系统平稳过渡, 特别在高精度要求下。综上, ABC-BPNN 法在超调量控制上最为优秀, BPNN 法存在明显不足, 传统 Z-N 调参法表现中规中矩。

在稳态误差方面, 三种方法均实现了零稳态误差, 表明系统能够精确跟踪输入信号并达到期望稳态输出, 因此, 所有方法在稳态误差上表现完美。

在调节时间方面, BPNN 法和 ABC-BPNN 法表现较好, 调节时间为 0.17 秒和 0.18 秒, 明显快于传统 Z-N 调参法的 0.49 秒, 适合快速响应场合。

在控制能量方面, ABC-BPNN 法的控制能量最低, 为 1.9, 表明该方法在调整过程中更加高效, 减少了不必要的能量消耗。BPNN 法和传统 Z-N 调参法的控制能量分别为 2.01 和 2.02, 能量消耗相对较高。

综合来看, ABC-BPNN 法在所有性能指标上均表现出色, 尤其在超调量和控制能量方面, 几乎实现了零超调且能量消耗最少, 展现出其高效稳定的控制特性。尽管 BPNN 法在调节时间上表现较快, 但 ABC-BPNN 法仅稍慢, 且在稳态误差上均为零, 证明其能够精确到达目标值且具有快速响应的优势。相比之下, 传统 Z-N 调参法的超调量较大, 调节时间较长, 且能量消耗最高。因此, ABC-BPNN 法在本实验中的表现无疑最为优越, 尤其适用于对超调量和能量消耗有严格要求的控制系统, 展示了其在高效精确控制中的巨大潜力。

4. 结论

本文对传统 Z-N 调参法、BPNN 法和 ABC-BPNN 法进行了控制性能对比分析, 考察了超调量、稳态误差、调节时间和控制能量。结果表明, ABC-BPNN 法在所有指标上表现优异, 尤其在超调量和能量消耗上, 几乎实现了零超调且最节能, 展现了高效稳定的控制特性。虽然 BPNN 法在调节时间上较快, 但 ABC-BPNN 法响应速度接近, 且精确度更高。相比之下, 传统 Z-N 调参法的超调量较大、调节时间长、能量消耗高。综上所述, ABC-BPNN 法具备优越的动态响应和精确控制, 是高精度、高响应控制系统的理想选择。

基金项目

北华航天工业学院 2024 年硕士研究生科研创新项目(项目号: YKY-2024-47); 北华航天工业学院 2024 年硕士研究生科研创新项目(项目号: YKY-2024-46)。

参考文献

- [1] 吴晨辉, 黄伟军, 华猛. 基于蝙蝠算法的发动机空燃比控制的研究[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2019, 41(6): 135-140.
- [2] 朱凤磊, 张立新, 胡雪, 等. 基于蝙蝠优化 BP-PID 算法的精准施肥控制系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(s1): 135-143, 171.
- [3] 单港生. PID 控制性能优化算法研究及应用[D]: [硕士学位论文]. 无锡: 江南大学, 2023.
- [4] 庾泽华, 王亚伟, 王嘉文. 基于 PID 控制的交通边界控制方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 231-235.
- [5] 刘宁, 柴天佑. PID 控制器参数的优化整定方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(11): 2272-2285.
- [6] Patki, V., Sonawane, D. and Ingole, D.D. (2013) Design and Implementation of Discrete Augmented Ziegler-Nichols PID Control. *Proceedings of the Mobile Communication and Power Engineering: 2nd International Joint Conference, AIM/CCPE 2012, Bangalore, 27-28 April 2012*, 262-268.
- [7] 张梦杰, 陈姚节, 邓江. 改进 TD3 算法在电机 PID 控制器中的应用[J]. 计算机系统应用, 2024, 33(5): 262-270.

-
- [8] 宋娟, 李萍. 基于免疫果蝇优化算法的 PID 控制参数优化[J]. 控制工程, 2017, 24(12): 2502-2507.
- [9] 鲁博, 张寿明, 冯欣怡, 郭英英. 单神经元 PID 控制仿真与实现研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2024(1): 3-8.
- [10] 赵广复, 李凯. 基于改进人工蜂群算法的高校自动排课问题的研究[J]. 长江信息通信, 2024, 37(7): 162-164+168.
- [11] 李波, 宋婧媛, 张邦成. 改进人工蜂群算法及其在工程设计中的应用[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2023, 41(5): 810-819.
- [12] Xu, J., Han, Z., Yin, L., Yan, Z., Yu, Y. and Ma, G. (2024) Multi-Strategy-Based Artificial Bee Colony Algorithm for AUV Path Planning with Angle Constraints. *Ocean Engineering*, **312**, Article ID: 119155. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.119155>
- [13] Zhang, Z., Fu, Y., Gao, K., Pan, Q. and Huang, M. (2024) A Learning-Driven Multi-Objective Cooperative Artificial Bee Colony Algorithm for Distributed Flexible Job Shop Scheduling Problems with Preventive Maintenance and Transportation Operations. *Computers & Industrial Engineering*, **196**, Article ID: 110484. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110484>
- [14] 曾雄飞. 基于粒子群算法优化 BP 神经网络的 PID 控制算法[J]. 电子设计工程, 2022, 30(11): 69-73+78.
- [15] Cheng, F., Fan, K., Miao, J., Li, B. and Wang, H. (2012) A BPNN-PID Based Long-Stroke Nanopositioning Control Scheme Driven by Ultrasonic Motor. *Precision Engineering*, **36**, 485-493. <https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2012.03.001>
- [16] Fan, J., Zhong, J., Zhao, J. and Zhu, Y. (2015) BP Neural Network Tuned PID Controller for Position Tracking of a Pneumatic Artificial Muscle. *Technology and Health Care*, **23**, S231-S238. <https://doi.org/10.3233/thc-150958>
- [17] Pan, L., *et al.* (2019) Variable Pitch Control Strategy of Wind Power Generation Based on BPNN-PID Algorithm. 2019 *IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC)*, Beijing, 21-23 November 2019, 105-112. <https://doi.org/10.1109/ispec48194.2019.8974952>
- [18] 朱金磊, 袁晓兵, 裴俊. 基于改进人工蜂群算法的灾害场景下路径规划[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(3): 397-405.
- [19] Elsis, M., Soliman, M., Aboelela, M.A.S. and Mansour, W. (2015) ABC Based Design of PID Controller for Two Area Load Frequency Control with Nonlinearities. *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, **16**, 58-64. <https://doi.org/10.11591/tijee.v16i1.1588>
- [20] 褚凯轩, 常天庆, 张雷. 基于改进人工蜂群算法的地面作战武器-目标分配[J]. 兵工学报, 2023, 44(7): 2171-2183.
- [21] Wang, J., Lei, D. and Tang, H. (2025) A Multi-Objective Dynamical Artificial Bee Colony for Energy-Efficient Fuzzy Hybrid Flow Shop Scheduling with Batch Processing Machines. *Expert Systems with Applications*, **259**, Article ID: 125244. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125244>

基于高低频循环神经网络的电气火灾风险预测系统

田逸丁¹, 吴武飞^{1,2*}, 赵庆敏^{1*}, 邹赛波¹, 孙 豪¹

¹南昌大学信息工程学院, 江西 南昌

²南昌大学先进信号处理与智能通信江西省重点实验室, 江西 南昌

收稿日期: 2024年12月14日; 录用日期: 2024年12月31日; 发布日期: 2025年2月28日

摘要

在当今电气系统和设备日益普及的背景下, 电器故障和老化等因素引发的火灾事故频繁发生, 严重威胁着人们的生命安全和财产。现有的火灾预警方案多数依赖于电气参数与固定阈值的比较, 存在响应速度慢、准确性不足等问题, 无法有效应对复杂的电气故障情况。为了解决这种问题, 提出一种创新的电气火灾预警系统, 基于长短期记忆网络(LSTM)技术, 结合高频电气参数循环神经网络(HF-LSTM)和低频电气参数循环神经网络(LF-LSTM)进行研究。HF-LSTM深入挖掘线路的温升规律和超温故障特性, 而LF-LSTM则用于探索线路温度变化的周期性模式。通过这两种模型的结合, 使系统能够精确预测线路温度, 实现对电气火灾风险的早期识别和预警。该系统突破了传统模式只依赖某几个参量的数据特征对电气火灾危险性进行计算和研判, 忽略了参量间的物理关联, 本文采用基于LSTM的动态阈值调整机制, 增强了时间序列信息的连续性和相关性, 从而提高了预警准确性和响应速度。系统还引入了预警分位的概念, 实现了火灾风险的定量评估和分级管理。硬件电路实时采集电流、电压和温度信息, 并与物联网平台结合, 实现实时监控和自动响应。通过先进算法, 系统提高了对微弱信号的识别能力, 确保了早期风险感知和预防。实验数据表明, 该电气火灾预警系统在预测准确性和响应速度上均显著优于现有方案, 能够有效降低火灾发生率, 为保障生命和财产安全提供了高效可靠的解决方案。

关键词

长短期记忆网络, 硬件采集, 物联网, 火灾预警

Electrical Fire Risk Prediction System Based on High and Low Frequency Recurrent Neural Networks

Yiding Tian¹, Wufei Wu^{1,2*}, Qingmin Zhao^{1*}, Saibo Zou¹, Hao Sun¹

*通讯作者。

文章引用: 田逸丁, 吴武飞, 赵庆敏, 邹赛波, 孙豪. 基于高低频循环神经网络的电气火灾风险预测系统[J]. 嵌入式技术与智能系统, 2025, 2(1): 24-40. DOI: 10.12677/etis.2025.21003

¹School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang Jiangxi

²Jiangxi Provincial Key Laboratory of Advanced Signal Processing and Intelligent Communications, Nanchang University, Nanchang Jiangxi

Received: Dec. 14th, 2024; accepted: Dec. 31st, 2024; published: Feb. 28th, 2025

Abstract

In the context of the increasing prevalence of electrical systems and devices, fire incidents caused by electrical faults and aging factors are occurring frequently, posing serious threats to people's lives and property. Most existing fire warning systems rely on comparing electrical parameters with fixed thresholds, which suffer from slow response times and insufficient accuracy, making it difficult to effectively address complex electrical fault situations. To tackle this issue, an innovative electrical fire warning system is proposed, based on Long Short-Term Memory (LSTM) network technology, combining High-Frequency Electrical Parameter Recurrent Neural Network (HF-LSTM) and Low-Frequency Electrical Parameter Recurrent Neural Network (LF-LSTM) for research. HF-LSTM delves into the heating patterns of circuits and the characteristics of overheating faults, while LF-LSTM explores the periodic patterns of temperature changes in circuits. By integrating these two models, the system can accurately predict circuit temperatures, enabling early identification and warning of electrical fire risks. The system breaks through the traditional mode of relying only on the data characteristics of a few parameters to calculate and judge the electrical fire danger, ignoring the physical correlation between the parameters, and this paper adopts the dynamic threshold adjustment mechanism based on LSTM, which enhances the continuity and correlation of the time-series information and thus improves the accuracy and response speed of the early warning. The system also introduces the concept of warning quantiles, allowing for quantitative assessment and graded management of fire risks. The hardware circuit collects current, voltage, and temperature information in real-time, integrating with an Internet of Things (IoT) platform to achieve real-time monitoring and automatic response. Through advanced algorithms, the system enhances its ability to recognize weak signals, ensuring early risk perception and prevention. Experimental data indicate that this electrical fire warning system significantly outperforms existing solutions in terms of prediction accuracy and response speed, effectively reducing the incidence of fires and providing a reliable and efficient solution for safeguarding lives and property.

Keywords

Long Short-Term Memory Network, Hardware Data Acquisition, Internet of Things, Fire Warning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在日常生活和工作中, 建筑物火灾对人们的生命和财产安全构成了重大威胁。据研究显示, 超过 95% 的建筑火灾起因于建筑内部的电气线路或设备故障[1]。这类火灾被称为电气火灾, 其具有高度的隐蔽性、较长的发展周期以及极高的危害性。与一般火灾相比, 电气火灾的扑救还伴随着触电和爆炸的风险, 可能导致严重的事故和巨大损失。然而, 电气火灾的发生发展过程极其复杂, 前期特征信号微弱, 难以被识别, 导致其难以量化描述[2]。此外, 中国正处于电气系统和设备改造升级的缓冲期, 这进一步加大

了电气火灾防控的难度[3]，有效识别和表征电气火灾始终是行业内的一大技术难题[4]。

传统的电气火灾预测方法仅通过电参数与固定阈值来比较判断线路风险，将设定的阈值作为报警的唯一标准。这种方法忽视了线路长期接近阈值的高风险状态，容易受到环境和噪声的影响，导致短暂的过阈值而无法鉴别其背后是否存在真实的火灾风险，进而产生误判。为了解决这些问题，本文在[5]研究的基础，提出了一种基于硬件平台采集数据并通过云平台和神经网络判断风险的电气火灾风险预测预警方法。该方法利用电气火灾的多种特征参数进行风险预测，构建了基于高低频循环神经网络的电气火灾预警系统。

尽管温度可以通过硬件进行实时采集，但温度预测依然至关重要。电气火灾的早期信号往往非常微弱，温度变化可能不明显，容易被忽视。温度的缓慢上升可能是正常工作负载的结果，但在特定情况下，如故障累积或线路老化，可能会引发突然的过热甚至火灾。温度预测模型(如 LSTM)能够通过对历史数据的分析，识别潜在的危险趋势，即使当前温度在正常范围内，预测模型也能揭示未来温度可能的急剧上升，从而提供预警。此外，预测结合历史数据和多种参数，可以对异常进行更智能的判断，减少误报。本研究引入了分位预警机制，通过统计学方法定量评估预测结果的不确定性，为预警提供风险等级划分，期望为电气火灾风险的提前、动态感知提供一种新方法。

2. 系统方案设计

2.1. 电气火灾的探测与温度关系研究

电气火灾参量的探测感知

电气火灾的发生发展往往伴随电气线路、设备电压、电流、温度、烟气浓度、声光等信号的变化[6]。电信号的探测技术起源较早，目前高性能芯片可以准确探测并改变电压、电流和频率等参量[7]。火灾信号的探测技术起步较晚，常见的有感烟、感温、火焰和气体探测器[8]。经过长期技术改进，高维度模糊算法、Boltzmann 滤波和 Bayes 推理等各类复杂的数学处理算法被集成于探测器[9]火源识别和精准定位[10]等方面的研究取得长足进步。电气火灾参量探测感知技术的发展确保了电气参数采集准确，为电气火灾的分析提供了较高质量的原始数据支持。

2.2. 电气线路温度场研究

电气线路作为电能传输和分配的主要载体，在商场等室内环境中，由于用电负荷较大，电气设备数量众多，敷设规范常常难以保障。这种不规范的敷设会导致线路老化，进而影响其性能，产生过热现象，增加火灾和爆炸等严重事故的风险，给人身安全和财产造成严重威胁。因此，对电气线路，尤其是线芯温度的监测，显得尤为重要。这不仅有助于预防电气火灾的发生，还能确保电气线路的安全与可靠运行。

本章将以单芯聚氯乙烯绝缘铜导线为研究对象，探讨其运行过程中的温度场特性，为电气线路的温度监测提供理论支持。

2.2.1. 导线三维温度场导热数学模型

导线的温度场模型主要通过三维导热方程来描述。随着电流的流动，导线因电阻效应而发热，温度随之升高。热量通过线芯逐层向外传导，形成稳定的温度场。在三维温度场模型中，温度的分布和变化受导热方程控制[11]，具体为：

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial \tau} = \frac{\partial}{\partial x} \left(\lambda_x \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\lambda_y \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\lambda_z \frac{\partial T}{\partial z} \right) + Q \quad (1)$$

其中， ρ 为材料的密度， c 为材料的比热容， λ_x 、 λ_y 、 λ_z 分别为传热介质在 x 、 y 、 z 方向上的导热系数， Q 为电气线路的热损耗。该公式通过分析电气线路中温度的时空分布，提供了温度随时间变化的基础。

尤其在过载或短路情况下,导体中 Q 的值显著增加,导致温度急剧升高,进而使得电气火灾的风险加大。

在实际应用中,当导线在负载电流作用下产生电阻热时,温度场的分布在不同的环境温度和负荷条件下会有所变化。该模型不仅能用于预测电气线路温度的稳态分布,还可应用于动态热特性的分析,以便有效评估火灾风险。

2.2.2. 导线温度场的产生与传热原理

在前一节中,我们构建了电气线路的三维温度场导热数学模型,以便准确地获取研究对象的三维温度分布。为了更深入地理解电气线路温度场的形成及其传热机制,有必要进行详细探讨。

根据电气线路的运行特性,可以将其视为一个带有内部热源的导热体。在运行过程中,线路内部的导体会产生热量,并通过导热将热量传递到绝缘层。绝缘层的外表面则通过热辐射和对流两种方式与周围环境进行热量交换。

根据传热学的基本原理,电气线路的导热和散热过程受到多种因素的影响,这些因素包括绝缘层的导热系数、外表面的对流换热系数以及环境温度等。本节将基于电气线路的运行特性,探讨温度场的形成机制和导热原理。电气线路中的温度场形成过程主要涉及导体的发热及热量的传递。

$$Q = I^2 R \quad (2)$$

式中: I 为流过导线电流大小, R 为导线线芯单位长度电阻大小。

该热量产生的温度变化通过传导、对流和辐射等方式传递至周围环境。尤其是在大电流情况下,发热量显著增加,形成较高温度的局部区域。导线在通电过程中,热流量 Q 随温度梯度增加,且沿着径向传递。基于傅里叶定律,热流量可以表示为:

$$Q = -\lambda \frac{\partial T}{\partial x} \quad (3)$$

式中, $\frac{\partial T}{\partial x}$ 增为温度梯度。当电流 I 升高或电阻 R 增大时,热流量 Q 增加,导致局部温度升高。如果线路散热不足或绝缘受损,温度升高至材料极限,可能引发火灾。

2.2.3. 线芯与绝缘层的热传导与散热计算

电气线路的热量通过导线和绝缘层的传导散发至外部环境。导线线芯的热量首先传递到绝缘层,绝缘层则通过对流和辐射将热量散发出去[12]。三层传热过程可以简化为热传导模型,通过以下公式描述温度梯度:

$$Q = \frac{2\pi k(T_c - T_s)}{\ln\left(\frac{r_0}{r_i}\right)} \quad (4)$$

其中, T_c 表示线芯的温度, T_s 表示绝缘层的外表面温度, r_0 和 r_i 分别为线芯和绝缘层的半径, k 为材料的导热系数。该公式揭示了绝缘层温度梯度与导热效率的关系:当导线内部发热量较高时,温度逐层传递至表面,而传导系数和半径差影响了散热效率。

在环境温度较高或负载较大的情况下,绝缘层传导散热的速率可能不足以平衡电流带来的发热量,导致温度在绝缘层内部积聚,从而增大火灾风险。通过该传热模型,可以有效评估不同工况下导线的热累积情况。

2.2.4. 线芯温度计算模型

为准确评估导线的火灾风险,需要对线芯温度进行精确计算。在实际应用中,利用表面温度 T_s 和环境温度来估算线芯温度 T_c 是一种有效的方法。基于能量平衡原理,线芯温度的估算模型如下:

$$T_c = T_s + \frac{q_v}{2\pi k} \ln\left(\frac{r_0}{r_i}\right) \quad (5)$$

其中， T_c 为线芯温度， q_v 为单位体积发热量， k 为导热系数。此模型提供了一种简便的方法，用于在已知表面温度和环境温度的情况下估算线芯温度。特别是在线路发生短路或电流突变时，通过该模型可以预测温度的迅速升高，进而判断火灾风险。该温度计算模型为电气火灾的预防提供了理论支持，便于在不同运行条件下评估导线的温升情况。

2.2.5. 温度场影响因素分析

电气线路温度场的分布受多重因素影响，主要包括导线材料特性、电流强度、环境温度及对流换热系数。导线的电阻率随温度变化，通常在高温下电阻增大，进一步加剧发热，因此环境温度的高低对导线线芯温度影响不可忽视[13]。此外，电流 I 和环境温度 T_a 对线路温度变化的影响可通过以下公式描述：

$$T = T_a + \frac{I^2 R}{h} \quad (6)$$

其中， T 为导线表面温度， R 为导线的电阻， h 为对流换热系数。当电流较大时，导线的温度显著上升；若外部环境温度较高或散热条件较差，导线温度会进一步升高。当导线温度超过材料的耐热极限时，绝缘层可能出现老化或损坏，从而显著增加电气火灾的风险。

此外，电气线路的散热效率还受到周围空气流速、温湿度条件等因素影响。换热系数较低的环境(如封闭空间)容易导致导线温度上升较快，积热难以散发。通过对这些影响因素的分析，可以在设计和运行中加强针对性的温度管理，降低火灾发生的可能性。

2.2.6. 小结

综上所述，电气线路的温度场分布通过三维导热模型、传热原理、热传导与散热过程、温度计算模型及其影响因素得到系统分析。通过温度场的建立，能够有效预测电气线路的火灾风险。线路温度的升高不仅取决于电流负荷和材料特性，还与环境温度、散热条件密切相关。温度模型中的关键公式为线路的实时监测和火灾预防提供了理论支持，为电气设备的设计和运行优化提供了重要依据。这一分析为预测和控制火灾风险提供了可行的技术手段，有助于提升电气线路的安全性。

2.3. 系统总体方案

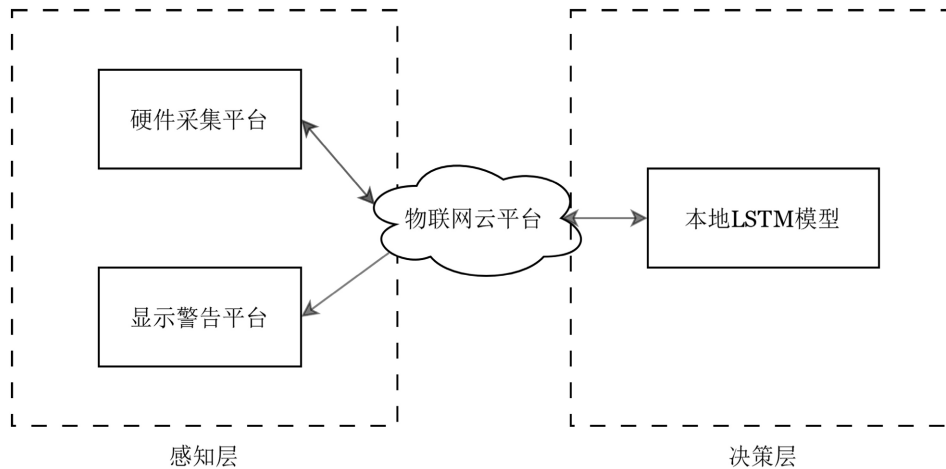


Figure 1. Overall system scheme design
图 1. 系统总体方案设计

本系统旨在通过闭环流程实现电气火灾风险的高效预测与预警。系统由前端探测器、4G 模块、云平台 and 深度学习模型组成。探测器实时监测电气参数，并通过 4G 模块将数据上传至云平台。云平台负责数据存储、处理和回传。经过特征提取的数据被送至 HF-LSTM 和 LF-LSTM 网络，分析电气参数变化，提取关键特征。系统利用 30 天连续数据训练深度学习模型，实时预测温度并评估风险。风险评估结果通过云平台发送至硬件平台，控制线路开关，并使用 OLED 和移动应用通知用户风险等级。系统设计方案如图 1 所示。

2.4. 硬件采集设计

2.4.1. 硬件架构设计

硬件采集主要由主控模块、信息采集模块、4G Cat1 通信模块、显示模块和电路保护部分等构成，硬件架构设计框图如图 2 所示。采用 STM32F103C8T6 作为监测节点的主控制器，该款芯片主频可达 72 MHz，有待机、停止、睡眠 3 种可选工作模式，有利于硬件采集低功耗的设计，同时存储容量可达 64 Kb，有利于电路简化而不用扩展。STM32 主控负责控制系统运行，实时采集电流、功率和温度数据，通过 4G Cat1 模块利用 MQTT 协议将信息传输至阿里云平台。OLED 显示屏和 RGB 灯实时显示电路状态，增强用户体验。电路保护部分则通过继电器控制电源，确保系统在异常情况下的安全性。整体设计确保了高效的数据采集与传输，同时保障了系统的稳定性和安全性。

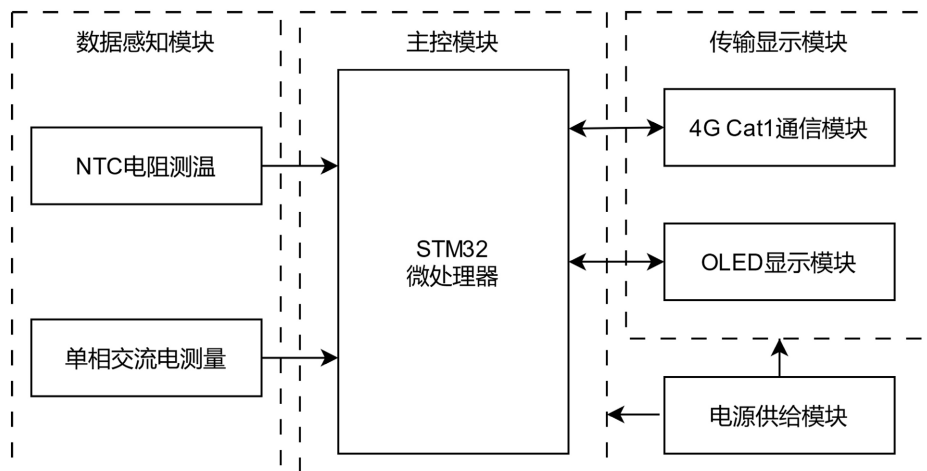


Figure 2. Hardware architecture design block diagram

图 2. 硬件采集架构设计框图

2.4.2. 4G Cat1 通信模块

Air780E 是合宙通信推出的 LTE Cat.1 bis 通信模块，采用移芯 EC618 平台，支持 LTE 3GPP Rel.13 技术。支持 4G 全网通，可适应不同的运营商和产品，确保应用的最大灵活性。其不仅通信距离远、信号收发灵敏度高，而且误码率低、抗干扰能力强。

2.4.3. 单相交流电测量部分

电能计量部分负责采集电路的电流、功率等参数，主要由电流互感器、电压互感器和电能计芯片组成。我们把单相交流电测量部分封装为模块，不同用户可以根据需要选择不同的量程。本方案中的电压量程为 1~380 V，电流量程为 0.1~50 A，可以满足大部分的测量范围。电能芯片经过信号放大、滤波、模数转换后读取电压、电流互感器的值，再通过 MODBUS-RTU 协议传输给 MCU。原理图如图 3 所示。

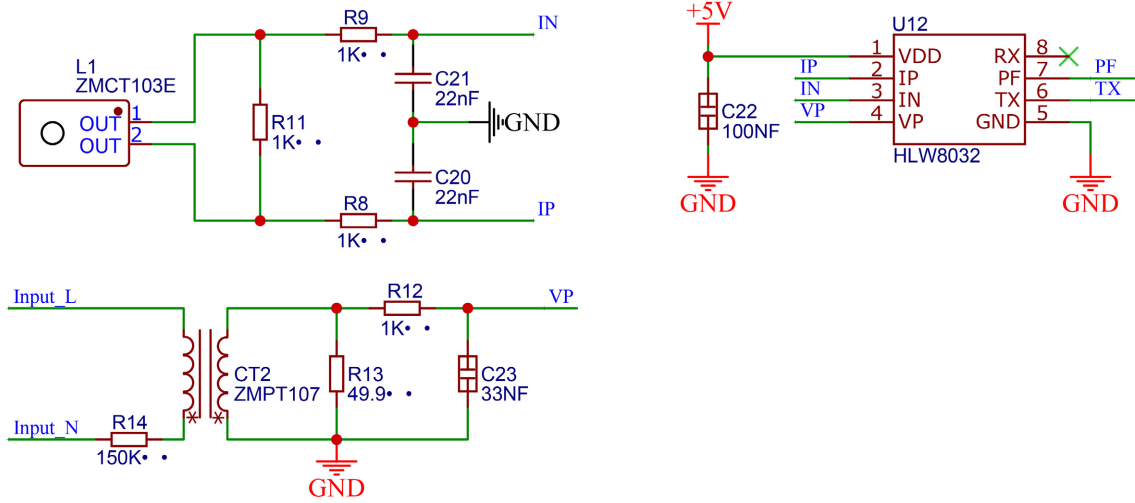


Figure 3. Schematic diagram of single-phase AC power measurement module
图 3. 单相交流电测量模块原理图

2.4.4. 电路保护部分

瞬态火灾防护采用自恢复保险丝，提高了实用性降低了成本。渐变态火灾多为老化、长期过负荷等，通常表现为线缆或设备温度长期异常，这部分与本地模型预测联动可以很好预防，当预测电路有渐变态火灾风险时，可以远程控制或者主板自动设置继电器关闭整个电路保护安全，排查风险。原理图如图 4 所示。

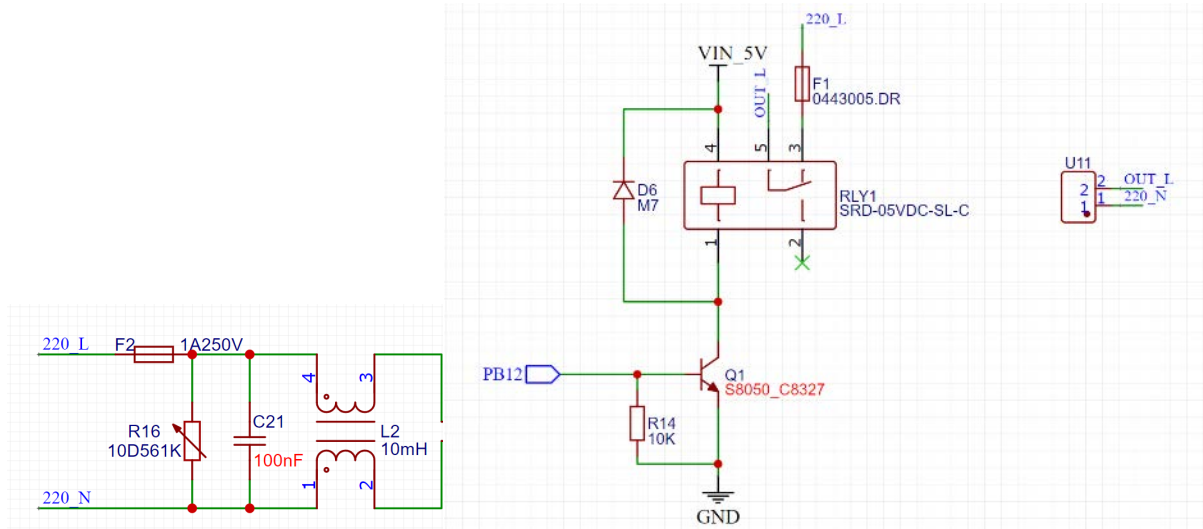


Figure 4. Circuit protection schematic diagram
图 4. 电路保护部分原理图

2.5. 预测模型框架设计

在实际情况下，电气线路温度的振荡规律由用电行为、电气系统状态和环境等多种复杂因素共同决定，预测参数及其影响因素具有显著的时序特性。循环神经网络(recurrent neural network, RNN)对这类预测问题的处理效果较好。我们选择 RNN 其中的 LSTM 网络，因为其在非常适合处理和预测时间序列中

间隔和延迟非常长的事件，可以构建低频电气参数的循环神经网络(LF-LSTM)和高频电气参数的循环神经网络(HF-LSTM)，分别研究电气线路温度随电气参数变化的周期特性和线路的温升特性。

2.5.1. 高低频循环神经网络训练原理

低频循环神经网络(LF-LSTM)是将历史低频电气参数数据作为输入所训练出来的模型，其主要作用是监测长期用电器的使用状态和对用电规律和温度变化进行周期性分析。历史低频电气参数数据是指以采样频率为3分钟一次，连续采集过去三十天用户电气线路当中电流、功率和温度数据。

高频循环神经网络(HF-LSTM)是线路快速温升时采集的高频数据训练出的模型，其能更好反应气线路的温升特性与电气参数的关系，挖掘线路的温升规律和故障机制。历史高频电气参数数据是线路故障温升时采样频率为一秒一次的高频电气参数数据。

上述两种循环神经网络结构相似，不同之处在于输入的参数不同，分别研究电气线路温度随电气参数变化的周期特性和线路的温升特性。

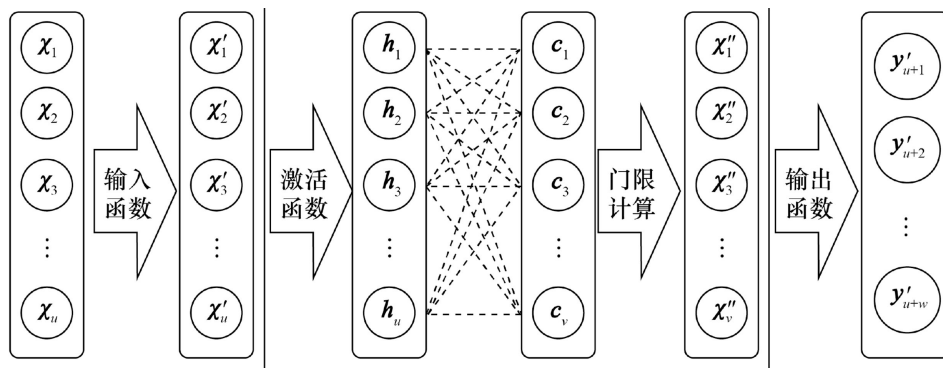


Figure 5. RNN unit structure diagram

图 5. RNN 单元结构示意图

如图 5 所示，矩形框包含一个基本的 RNN 单元。图中， χ 表示每个单元的输入向量，包含多维电气参数组，包括电压 U 、电流 I 、温度 T 。输入向量的维度为 u ，输出向量的维度为 w ，隐藏层的维度为 v 。每个时刻 t 下的参数组合表示为：

$$X_t = [I_t, U_t, T_t] \quad (7)$$

经过归一化处理，输入 RNN 单元得到 x' ，然后通过激活函数计算得到无量纲的激活值 h 。接着，利用权重矩阵 $W_{u \times v}$ 将激活值转换为隐藏层 c ，表示为：

$$[c_1, c_2, \dots, c_v] = [h_1, h_2, \dots, h_u] \cdot W_{u \times v} \quad (8)$$

经过一系列门限计算，得到隐藏层的保留值 x'' 。然后，通过输出函数预测下一个时间节点的归一化结果 y'_{n+1} ，完成一个 RNN 单元的计算。

随后，按照滑动窗口方法，依次处理数据集中的所有组合，从而得到各个时刻的预测值，每个单元的隐藏层保留值都会参与下一个 RNN 单元的计算，以便保留多个时刻的温度变化特征。通过预测温度与实际温度计算出均方根误差 RMSE (root mean square error) 和损失函数 Loss，计算公式如下：

$$\text{Loss} = 1/2 \sum_{i=1}^Q (y - y')^2 \quad (9)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q (y - y')^2} \quad (10)$$

Q 表示单次迭代计算的单元总数。

初始阶段，模型参数进行初始化，随后模型通过多轮迭代过程进行训练，每一轮中模型都会进行前向传播以生成预测值，并通过计算预测值与真实值之间的 Loss 及 RMSE 来评估性能。这些指标用于指导后续的反向传播算法调整模型参数，以减少预测误差。整个训练过程重复进行，直到损失函数的值不再显著下降或达到设定的迭代次数，最终模型的性能通过计算其 RMSE 和相关性能指标来确定。此过程典型地展示了使用梯度下降法优化 RNN 参数的方法，并通过连续的性能评估确保模型逐步优化。

通过上述模型优化原理，将历史低频电气数据和历史高频电气数据，即过去 30 天的高低频数据作为输入训练得到 LF-LSTM 和 HF-LSTM。

在基于 LF-LSTM 和 HF-LSTM 的温度预测方法中，我们首先通过 LF-LSTM 模型得到低频预测结果，通过 HF-LSTM 模型得到高频预测结果。最终的预测温度通过加权计算得到，公式如下：

$$T = W_H T_H + W_L T_L \quad (11)$$

其中， W_H 和 W_L 表分别是高频预测结果和低频预测结果的权重。

权重的计算基于低频模型的真实温度值和历史低频电气参数数据中的温度最大值，以体现当前温度的风险低频预测结果权重 W_L ：

$$W_L = (T_{\max} - T_L) / T_{\max} \quad (12)$$

高频预测结果权重 W_H ：

$$W_H = 1 - W_L \quad (13)$$

式中， T_L 是指 t 时刻低频模型的真实温度值。 T_{\max} 是指 t 时刻之前历史低频电气参数数据中的温度最大值。

这种权重计算方式能够很好地反映出当低频模型预测结果 T_L 在上升时，线路处在高风险状态。具体而言，当 T_L 增大时，对应的 W_L 减小，而 W_H 增大，这样可以使得高频预测结果对最终预测温度的影响增加，从而提高预测的准确性。

2.5.2. 线路安全系数

本实验采用的是分位报警的方法，将预警 n 分位是指对预测结果总体进行多次抽样，并计算出相应的统计结果，那么在 % 的情况下，预测结果都会在该区间内，分为 70%，80%，90%，99%。预警分位是由预测温度与实际温度误差的标准差与概率分布所计算出来的区间，计算公式如下：

$$Confidence_Interval_n = T \pm A_n * Residuals_std \quad (14)$$

$Confidence_Interval_n$ 是温度预警 n 分位， T 是预测温度， A_n 是 n 分位所对应的临界值，本实验是基于 t 分布，所以临界值可以通过 t 分布表查询， $Residuals_std$ 是预测误差的标准方差。

温度预警分位和真实温度得到线路安全系数，当真实值低于预测温度预警 70% 分位，则线路安全系数为良，处于 70% 分位至 80% 分位之间为中，处于 80% 分位至 90% 分位之间则为差，处于 90% 分位至 99% 分位之间为及格，超过 99% 分位则报警。

3. 系统软件设计

基于高低频循环神经网络的电气火灾预警实施的具体步骤如下：

步骤 1，电气参数数据采集模块在过去 30 天，以 3 min/次的低频不间断采集家庭线路的电流、功率和温度得到历史低频电气参数数据，当大于 0.5 时，采集模块以 1 s/次的高频采集电参数得到历史高频电气参数数据。步骤 2，将得到的历史高频电气参数数据和历史低频电气参数数据输入循环神经网络，训练

分别得到 HF-LSTM 和 LF-LSTM。步骤 3, 分别由 HF-LSTM 和 LF-LSTM 得到第 31 天的高频预测结果 TH 和低频预测结果 TL。步骤 4, 由第 31 天中 t 时刻的 TL 和过去 30 天历史低频电气参数数据中温度最大值计算出 t 时刻 TH 所对应的权重 WH, 并计算出高低频结合预测温度 T 。步骤 5, 根据预测温度 T 与真实值误差和统计学中置信区间的计算公式得出温度预警分位, 并比较真实值与温度预警分位的关系, 得到线路火灾安全系数。从而实现火灾提前报警。

3.1. 高低频循环神经网络设计

电气参数数据是由采集模块按照不同频率采集而来, 在采集的过程中会受到环境的干扰, 并且数据量总量极大, 所以异常数据在模型训练中不容忽视。本实验采用 Hampel 过滤器的方法处理异常数据, 其原理基于中位数绝对偏差的概念。通过实验表明, 定义窗口大小为 7, 阈值倍数为 3 时, 能够很好的过滤异常数据。

实验结果表明, 采用 2 层 LSTM 构建的循环神经网络, 第一层隐藏层节点数为 20, 第二层隐藏层节点数为 25, 时间步长为 30, 模型学习率为 0.01, 批量处理大小为 32, 训练轮次为 40, 激活函数为 ReLU, 模型具有较好的预测能力。

火灾预警时, 线路温度的预测至关重要, 如果只是单一地采用低频模型进行预测对于线路快速温升所产生的火灾预测能力较弱, 不能及时分析出线路异常温升的原因, 存在一定的延时性, 反之, 如果始终采用高频模型进行预测, 那么需要庞大的数据量, 这会加大数据处理难度和增加方案实施的成本, 所以我们提出了高低频结合预测的方法有效的解决了上述问题, 实现对线路温度的精准预测。

在传统的火灾预警方法中, 尽管预测出所需要的参数值后也无法直观反应出火灾危险等级, 这将导致电气火灾预测出的信息出现孤岛效应, 为克服这一问题, 我们提出了分位预警的方法。预警分位通过实际值与预测值之间误差来体现, 提升了电气火灾风险评估的动态性和风险预测结果的可操作性。

3.2. 硬件部分软件流程与设计

主控 STM2F103C8T6 通过 MODBUS-RTU 协议与单相交流电测量模块通信, 通过规定的协议读取不同线圈的参数可以得到单相交流电测量模块测量的电流、电压、功率的值, 读取 ADC 的值得到 NTC 电阻上的电压值, 进而计算出此时 NTC 的阻值得到相应的温度。系统刚运行时先按照不同的采样频率(低频 3 分钟/次或高频 1 秒/次)对电路参数进行采集然后按照一定的格式将数据通过串口传递给 Air780 模块进行上传到物联网云平台, 决定采样频率由本地模型预测得出的危险系数。本地深度学习模型也是通过 MQTT 协议将数据传递给物联网平台, 物联网云平台再云流转后通过 MQTT 发送给 Air780E 模块, 实现硬件与软件模型的联通。硬件模块 Air780E 4G、阿里云物联网平台、本地模型 MQTT 部署。硬件模块 Air780E 4G 支持 LuatOS, 可通过 Lua 语言进行二次开发。主要任务包括: 通过阿里云物联网平台提供的三元组(设备名称、设备 ID、设备密钥)实现设备与云平台的安全连接; 接收 MCU 发送的电路信息, 实现有效信息交换; 按预设频率上传采集数据(如传感器读数)到指定发布地址。

在阿里云物联网平台上, 设备通过三元组认证并连接到云平台。平台简化了设备管理和数据处理流程[14]。开发者可以创建设备, 获取唯一三元组信息, 配置合适的 Topic, 通过这些 Topic 进行数据上传和指令下发, 实现设备通信的精细控制。本地模型的 MQTT 部署采用开源的 Paho MQTT 库实现本地数据处理和模型推理。通过配置的 MQTT 客户端连接到阿里云物联网平台的 MQTT 服务器, 实现消息收发; 发布设备属性数据, 订阅特定 Topic 的消息, 并进行相应的业务处理; 接收数据后, 通过本地模型推理或分析, 并将结果发布或传递回云平台实现环路通信。通过以上三部分的协同工作, 构建了一个完整的物联网系统, 能够高效地进行数据采集、传输和处理, 实现硬件设备与云平台的无缝连接及本地智能处理。硬件系统流程图如图 6 所示。

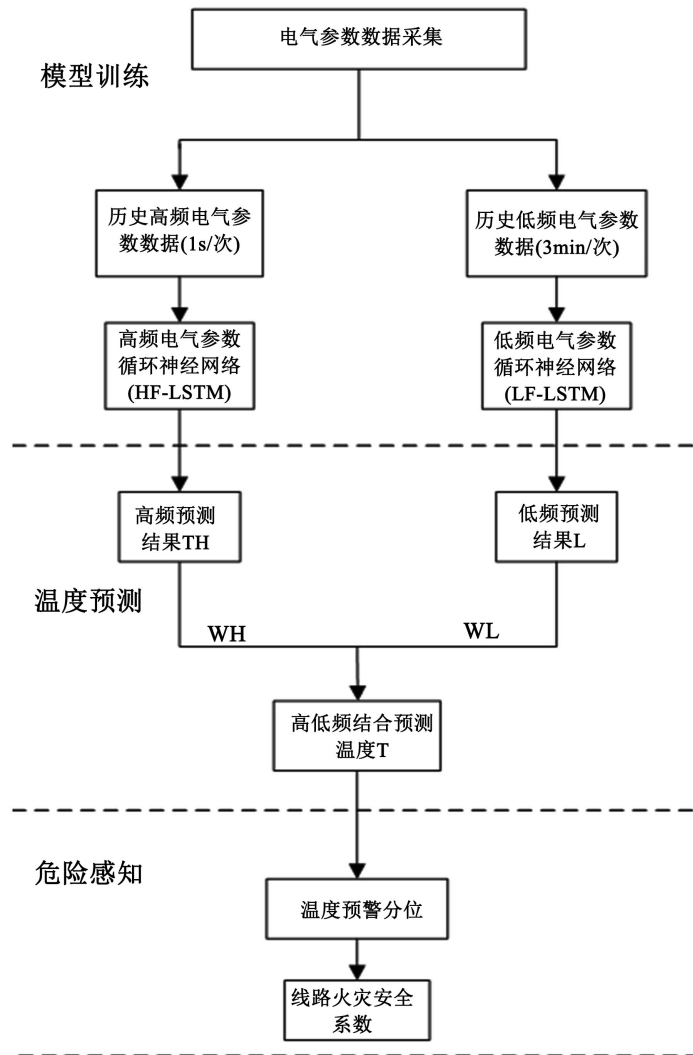


Figure 6. Hardware system flow chart
图 6. 硬件系统流程图

4. 系统测试与数据分析

在测试之前，首先要对前端硬件采集部分进行部署，将多个大功率电器连接到硬件采集电路上，并长时间运行，模拟电路故障情况。运行采集电路，连接到阿里云，将采集数据上传到阿里云。如图 7 所示。

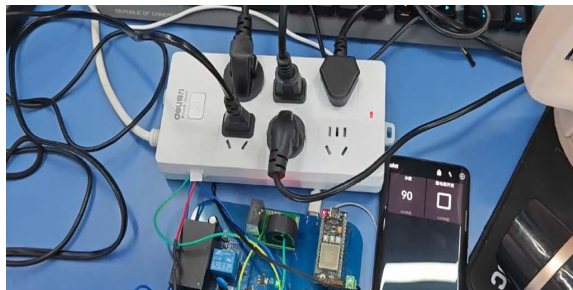


Figure 7. Experimental scene diagram
图 7. 实验场景图

4.1. 硬件采集上传数据功能验证

在阿里云平台的监控平台，通过预设的物理模型，可以实时查看电流、电压、功率、温度四个信息，如图 8 所示。



Figure 8. Alibaba Cloud platform receives hardware upload data

图 8. 阿里云平台接收硬件上传数据

4.2. 本地模型与阿里云互联功能验证

运行本地模型，可以看到本地模型接收到阿里云平台流转过来的硬件采集到的数据并打印出来，如图 9 所示。

```

时间： 2024-06-13 14:26:22
实际值温度： 29.5
功率值： 102.1W
电流值： 0.6A
预测值： 29.1
切换系数： 0.34
温度预警99%分位： 33.1
安全等级： 优
安全分数： 90
Grade 90

```

Figure 9. The local model receives IOT data

图 9. 本地模型接收物联网数据

4.3. 电气线路温度预测结果准确性验证

以在实验室采集的 30 天数据为例进行展示，对电气线路温度进行预测，训练数据选取的时间范围为第 17 到 30 天，采用 2 d 的数据预测下一个时间节点的参数，预测时间范围为第 19 到 20 天。本文选取典型温度变化特征的预测结果进行展示，结果如图 10 所示。采用 LF-LSTM 和 HF-LSTM 相结合的方式可以较准确地预测电气线路温度剧烈变化的时间范围，但温度预测值也较为准确，测量结果的 RMSE 值均在 0.5℃ 以下，较为精准。

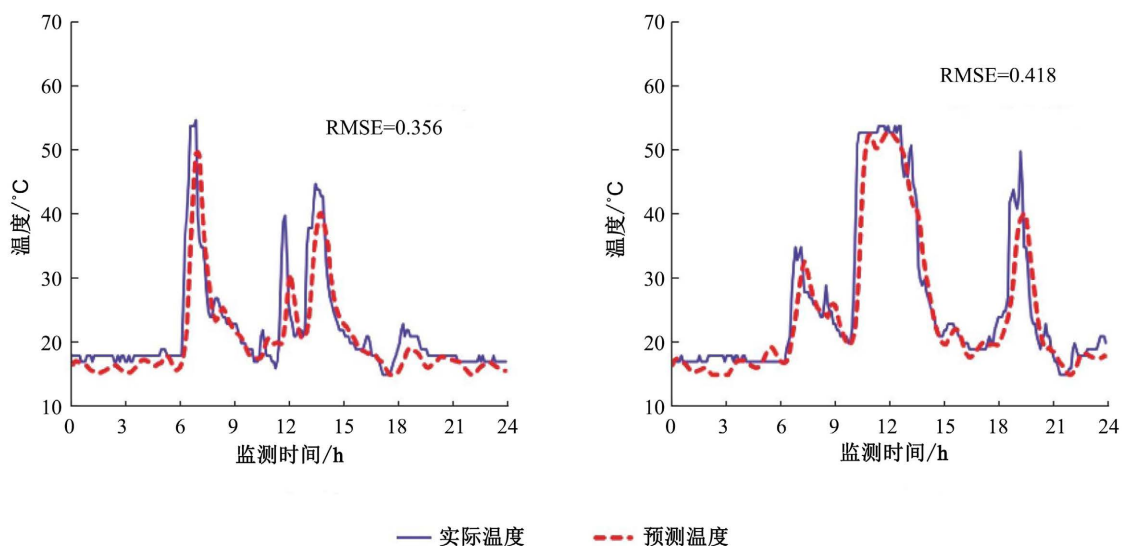


Figure 10. Comparison of predicted and actual electrical line temperature

图 10. 电气线路温度预测值与实际值的对比

4.4. 电气火灾与温度关系的验证

通过实验室模拟电气线路运行过程，改变导线运行电流，模拟不同负载下线路情况，利用控制变量法进行对照试验，研究不同电流下、不同温度下，探讨电气线路(以聚氯乙烯绝缘铜导线为研究对象)在不同负载和环境温度条件下的温度场特性，分析其对电气火灾风险的影响。

实验使用的导线为 BV2.5 聚氯乙烯绝缘单芯铜导线其特征参数可查，查阅 BV2.5 聚氯乙烯绝缘铜导线的工作手册可知长时间运行最大电流为 30 A，表面最高限定温度 70℃。环境温度利用温度计直接测量，实验过程中利用空调保持环境温度恒定。

实验测试取电流 5 A、10 A、15 A、20 A、25 A、30 A、35 A 经行实验研究，测试导线在恒定室温 20 摄氏度和 26 摄氏度下不同电流作用下的表面温度和形变情况，重点观察有无温度突变情况，以及在什么情况下发生突变。实验采用一台能产生低压大电流的恒流源，可以直接将导线加载到回路中。实验图如图 11 所示。

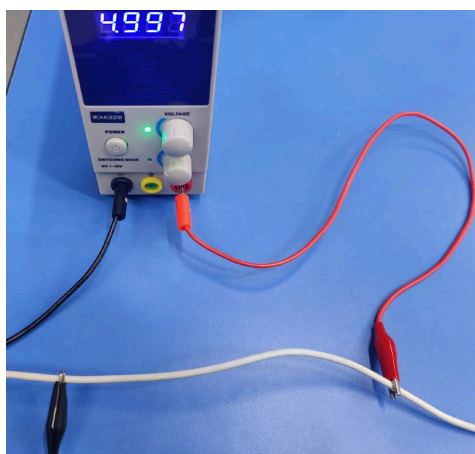


Figure 11. Experimental process diagram

图 11. 实验过程图

电气线路通电运行一小时后，电缆温度场的变化缓慢，温升较小，电缆温度场逐步趋于稳定；运行两小时后，导线温度场处于稳定状态，基本无变化因此实验过程中保持导线运行两小时后再进行导线温度等数据测量。使用 NTC 测温仪测量表面温度 10 组，求平均值为表面温度的实测值。测量数据见表 1。

Table 1. Measured temperature result data

表 1. 测量温度结果数据

环境温度(°C)	电流(A)	表面温度(°C)	形变情况
20	5	20.70	正常
20	10	22.59	正常
20	15	28.02	正常
20	20	34.68	略微形变
20	25	42.87	略微形变
20	30	64.15	形变严重
20	35	74.44	形变严重
26	5	26.8	正常
26	10	30.1	正常
26	15	32.5	正常
26	20	37.9	略微形变
26	25	54.3	略微形变
26	30	70.4	形变严重
26	35	81.80	形变严重

实验结果详细揭示了环境温度与电流负载对聚氯乙烯(PVC)绝缘导线表面温度的显著影响。在不同条件下，随着电流增大和环境温度升高，导线表面温度呈显著上升趋势，尤其在电流达到 20 A 时，温度变化速率加快，导致明显的温度突增现象。在 20°C 环境下，导线表面温度最高可达 74°C；而在 26°C 环境下，表面温度最高测得 81°C，超出安全温度范围，且导线发生了明显的形变。在高负载电流和高环境温度条件下，导线温度场变化显著，进一步增加了电气火灾的潜在风险。

根据《北京市地方标准电气防火检测技术规范》(DB11/065-2010)规定，PVC 绝缘导线的线芯长期运行温度最高不应超过 70°C。然而实验结果表明，在高负载和高环境温度的共同作用下，导线温度持续超出该限值，表现出过热现象。导线温度长期处于高位不仅会导致导线材料老化、绝缘层受损，进而影响导线的电气性能，还会导致绝缘层软化、熔化甚至燃烧，从而引发电气火灾。

进一步分析实验结果可以看出，当电流接近最大额定值 30 A 且环境温度升至 26°C 时，导线表面温度快速接近极限值，在极端情况下可能超出导线材料的耐温能力。导线长期处于高温状态将引发绝缘材料的降解，加速绝缘层的老化，并增加火灾隐患。此外，导线的形变也是值得关注的安全问题，其一旦超过安全负荷，可能导致机械性能下降或断裂，进一步加剧火灾风险。

4.5. 预测结果准确性验证

为深入验证分位预警功能在电气线路温度变化预测及其火灾风险评估中的准确性与有效性，我们对第 19 天至第 20 天期间的温度数据进行了系统性收集与分析。这一过程包括生成温度预测值的累积概率分布曲线，以便更好地理解温度变化的趋势和潜在风险。通过对比温度预测与实际测得的温度数据，我

们观察到多条温度预测的累积概率分布函数(F 曲线)能够有效覆盖实际温度的变化范围, 显示出较高的拟合度。

在电路满负荷运转 46 分钟后, 发现温度出现了显著的快速上升现象, 实际温度值超出了 99% 预测曲线的范围。这一异常情况明确指示出存在较高的火灾风险, 电路系统因此迅速触发了报警机制, 以保障设备的安全运行。同时硬件电路通过继电器切断电源, 蜂鸣器发出声音起到提醒作用, OLED 屏幕显示当前线路为危险, 如图 12 所示。



Figure 12. Hardware circuit alarm cut off circuit
图 12. 硬件电路报警切断电路

这些实验结果充分验证了分位预警功能在识别温度变化及预测火灾风险方面的有效性与准确性。图 13 展示了实际温度与预测温度的分位曲线图, 而图 14 则为快速升温点的放大视图。综上所述, 电气线路实际温度所处的预警分位及分位的上升速率可以很好地衡量电气线路的火灾。

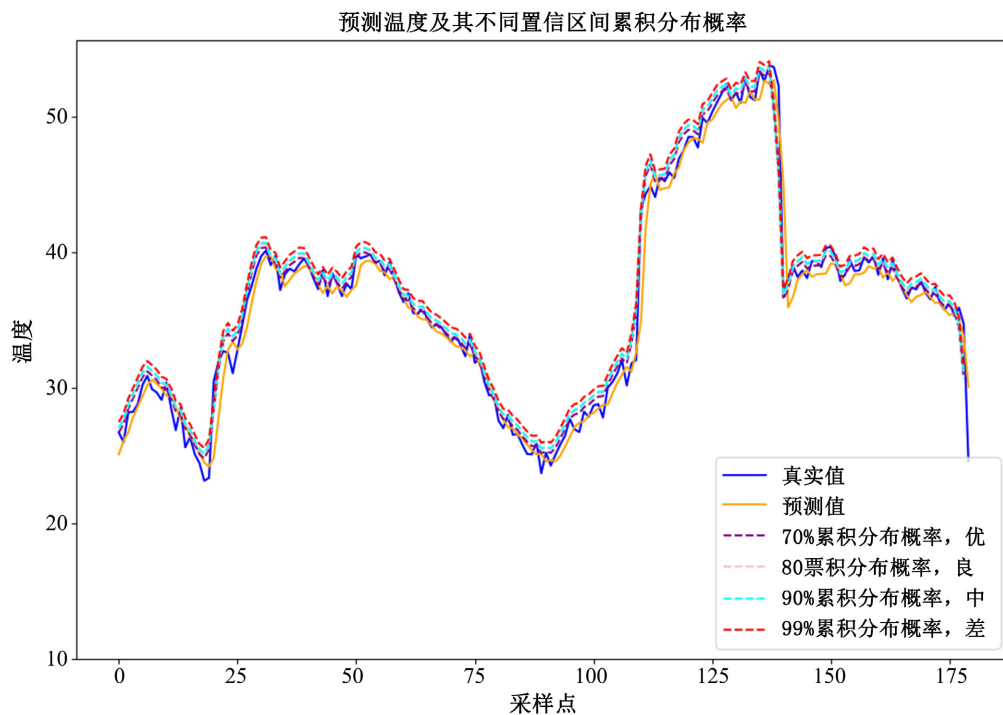


Figure 13. Temperature quartile graph
图 13. 温度分位曲线图

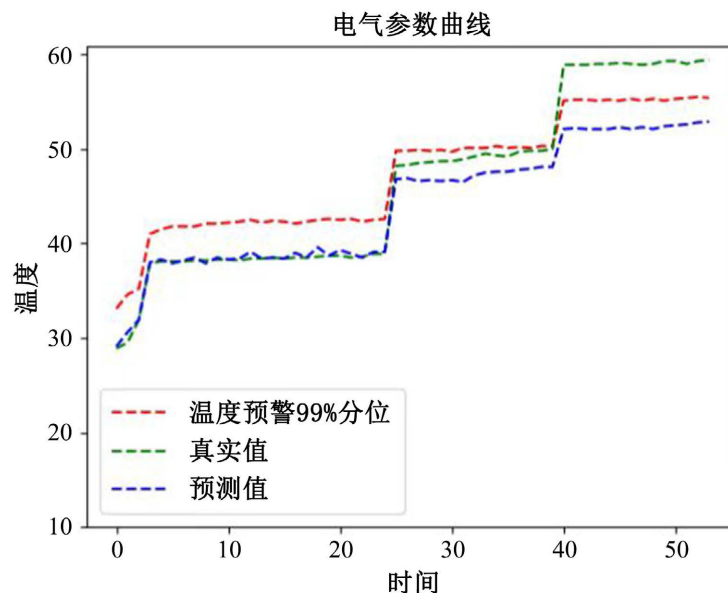


Figure 14. An enlarged view of the rapid heating point
图 14. 快速升温点的放大图

5. 结语

为实现电器火灾的早期预警与高效识别，本方案采用硬件采集 + 物联网平台 + 本地神经网络模型的模式可以有效解决中国电气火灾防控技术难题。硬件采集安装电气火灾本质安全保护装置，能迅速切断瞬态电气火灾的发展路径。同时，硬件采集变频采样并实时回传数据至本地模型，通过模型的强大数据挖掘和处理能力计算渐变态电气火灾风险并进行预警。这种方法结合了两种方式，为中国电气火灾防治提供了新模式，并为消费物联网给出了底层硬件的创新解决方案，提供了一种新的火灾预警技术和硬件。

将本文所述的温度预测方法置于物联网平台的云端综合处理软件内，利用平台存储的电气线路关键参数进行电气火灾风险的预测预警。平台维护期间，通过采集的电气参数，挖掘电气线路温度变化的周期性规律和故障特征，对预测模型进行训练，使其具备不同场景的定量表征能力。平台工作期间，实时回收关键电气参数，利用训练模型对电气线路温度进行预测和分位预警，实现对渐变态电气火灾风险的提前、动态感知。

参考文献

- [1] 张玉涛, 马婷, 林姣, 等. 2007-2016 年全国重特大火灾事故分析及时空分布规律[J]. 西安科技大学学报, 2017, 37(6): 829-836.
- [2] Su, L., Yang, F., Shen, Y. and Yang, Z. (2022) Electrical Fire Risk Assessment of High-Rise Buildings Based on Hybrid Decision Model Considering Asymmetric Proximity. *Fire and Materials*, **47**, 285-293. <https://doi.org/10.1002/fam.3096>
- [3] 晁浩, 王欣, 刘故帅, 等. 以智能预警为导向的变电站电气火灾防控管理[J]. 山东电力技术, 2020, 47(5): 51-55.
- [4] 杨凯, 张认成, 杨建红, 等. 基于分形维数和支持向量机的串联电弧故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(2): 70-77.
- [5] 疏学明, 颜峻, 胡俊, 等. 基于 Bayes 网络的建筑火灾风险评估模型[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2020, 60(4): 321-327.
- [6] Lee, M. (2021) Subjective Response to the Conditions of Audible Fire Alarm Signals through a Jury Evaluation Test. *Fire Technology*, **58**, 1039-1060. <https://doi.org/10.1007/s10694-021-01186-y>

- [7] 季力. 基于 STM32 芯片的电参数测量与数据传输[J]. 自动化与仪器仪表, 2010(3): 137-139.
- [8] 谢春红. 火灾自动报警系统中的探测器分析[J]. 电子技术, 2022, 51(10): 216-217.
- [9] Gottuk, D.T., Peatross, M.J., Roby, R.J. and Beyler, C.L. (2002) Advanced Fire Detection Using Multi-Signature Alarm Algorithms. *Fire Safety Journal*, **37**, 381-394. [https://doi.org/10.1016/s0379-7112\(01\)00057-1](https://doi.org/10.1016/s0379-7112(01)00057-1)
- [10] 陈涛, 袁宏永, 苏国锋, 等. 基于 CCD 图像的火灾空间定位方法[J]. 光学技术, 2003, 29(3): 292-294.
- [11] 俞昌铭. 热传导及数值分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1982.
- [12] 陈晓军, 杨立中, 邓志华, 等. 电气线路红外热像检测和诊断[J]. 红外与毫米波学报, 2000(6): 463-466.
- [13] 赵纯领. 基于红外热像技术的船用电缆三维温度场仿真研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- [14] 毛舒诚, 何风, 谢沁洋, 等. 基于 STM32 的无线健康监测仪的设计与应用[J]. 电脑知识与技术, 2022, 18(34): 81-84+87.

嵌入式平台物体追踪应用实例：人脸追踪风扇

张岩*, 许鹏, 宋岩

恩智浦半导体有限公司, 北京

收稿日期: 2025年1月20日; 录用日期: 2025年2月14日; 发布日期: 2025年2月28日

摘要

本文聚焦基于MCU平台的物体检测算法的讨论, 并提供了一套完整的工程实现示例: 人脸追踪风扇。工程不仅提供了一个高效的物体检测算法, 并且实现了一个自动追踪人体的控制系统, 控制双路舵机转动底座, 实现了风扇一直跟随人脸转动。本文所提供的检测控制系统也可以集成到监控设备, 智能家居, 工业自动化领域等等。

关键词

微控制器单元(MCU), 神经网络处理器(NPU), 物体追踪, 人工智能应用

Embedded Platform Object Tracking Example: Face-Tracking Fan

Yan Zhang*, Peng Xu, Yan Song

NXP Semiconductors Limited, Beijing

Received: Jan. 20th, 2025; accepted: Feb. 14th, 2025; published: Feb. 28th, 2025

Abstract

The article focuses on the discussion of object detection algorithms based on the MCU platform and provides a complete set of engineering implementation examples: the face-tracking fan. This project not only provides an efficient object detection algorithm but also realizes a control system that can automatically track the human body. It controls the rotation of the base through two servos, enabling the fan to keep rotating following the human body. The detection and control system provided in the article can also be integrated into monitoring equipment, smart homes, industrial automation fields, and so on.

*通讯作者。

文章引用: 张岩, 许鹏, 宋岩. 嵌入式平台物体追踪应用实例: 人脸追踪风扇[J]. 嵌入式技术与智能系统, 2025, 2(1): 41-47. DOI: 10.12677/etis.2025.21004

Keywords

Microcontroller Unit (MCU), Neural Process Unit, Object Tracking, Artificial Intelligence Application

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来，嵌入式平台物体追踪技术呈现出蓬勃发展的态势，在诸多领域展现出了强大的应用价值，并随着科技进步持续拓展其应用边界与深度，不断推动各行业朝着智能化方向迈进。

在安防领域，嵌入式平台物体追踪技术已然成为安全防范工作的得力助手。借助各类传感器与高清摄像头，能够精准捕捉可疑人员、车辆等目标的实时动态，实现对其全方位、不间断的追踪。例如，在大型商场、机场等人流量密集且安全要求较高的场所，监控系统中的嵌入式设备可以通过物体追踪技术，迅速锁定行为异常的人员，跟踪其行动轨迹，一旦发现违法或危险行为的迹象，便能及时通知安保人员进行干预，有效预防盗窃、恐怖袭击等安全事件的发生，极大地提升了区域的整体安全性。

工业自动化领域同样受益于嵌入式平台物体追踪技术。在现代化的生产线上，该技术可对产品从原材料加工到成品组装的各个环节进行精确跟踪。通过实时监测产品的位置、状态等信息，确保每一道工序都能准确无误地执行，不仅有助于提高生产效率，避免因人为疏忽或机器故障导致的生产延误，还能在质量把控方面发挥关键作用，及时发现生产过程中的次品或缺陷产品，方便企业及时采取纠正措施，保障产品质量的稳定性。

智能交通方面，嵌入式平台物体追踪技术更是不可或缺。它可以通过安装在道路关键位置的摄像头以及车载终端等设备，实时追踪车辆的行驶轨迹、速度等信息。交通管理部门利用这些数据，能够实现对流量的智能调控，比如根据实时路况动态调整信号灯时长，合理引导车辆分流，缓解交通拥堵状况；同时，对于超速、违规变道等交通违法行为也能做到精准抓拍，维护良好的交通秩序，提升道路交通安全水平。

智能家居场景下，嵌入式平台物体追踪技术为人们的生活带来了诸多便利与舒适体验。例如，通过追踪家庭成员在室内的活动情况，智能照明系统可以实现人来灯亮、人走灯灭的自动化控制；空调系统能依据人员所在位置及活动状态，自动调节室内不同区域的温度，达到节能且舒适的效果；智能电视等娱乐设备也可以根据用户的观看习惯和位置，自动调整画面角度和音量大小等参数，为用户打造个性化、智能化的家居环境[1]。

随着 MCU 产品的迅猛发展与快速迭代，MCU 早已突破传统控制单元的局限。如今，它的计算能力与资源配置已得到极大提升，足以支撑更为繁杂的运算任务。MCU 凭借着低成本、低功耗的显著优势，以及与生俱来的卓越实时性，为实时控制系统注入了人工智能的强大活力，使其成功具备 AI 功能。

本文以一个能追踪人脸位置的风扇为例，添加了物体检测追踪和电机控制模块，使得风扇具备了实时的人脸追踪功能。

2. 工程实现

人脸追踪风扇作为嵌入式平台物体追踪技术的一个具体应用案例，有机地将多种先进技术整合在一

起, 实现了风扇对人脸的实时追踪功能。

首先, 主控芯片的选择至关重要, 本案例选用了恩智浦的 MCXN947 芯片, 它搭载了双核 Cortex-M33 作为主运算单元, 主频高达 150 M, 能够满足复杂运算对处理速度的要求。同时, 内置了 512 K 的 RAM 和 2 M 的 Flash, 为数据的临时存储和程序的运行提供了必要的空间支持。尤为关键的是, 芯片集成了一颗 NPU (神经网络处理单元), 这一组件在加速运行神经网络模型方面发挥着不可替代的作用, 使得物体追踪算法能够在嵌入式平台有限的资源条件下得以高效执行, 为整个系统的稳定运行和高效运算提供了坚实基础。

在图像采集环节, 摄像头负责采集外界的图像信息, 将其作为后续处理的原始数据输入。采集到的图像分辨率为 640×480 , 数据格式为 RGB565, 不过一帧数据大小达到了 600 KB, 超出了 MCXN947 内部 RAM 的大小。为解决这一数据处理难题, 系统运用了 SmartDMA 技术对图像数据进行切片处理, 每次中断仅处理部分数据, 并且把接收到的原始图像经过剪裁后显示在 LCD 上, 方便用户直观查看实时图像; 另一方面, 我们把原始图像经过下采样后, 并且把下采样后的切片数据增量缓存, 直到接收完一帧图像的所有切片, 得到完整的下采样后的图像, 再将其输入到物体追踪算法中进行进一步分析。

算法运算阶段是实现人脸追踪功能的核心环节。我们先是通过物体检测算法对输入的图像数据进行分析, 计算得出物体的位置信息, 具体而言, 就是能够确定人脸的中心点坐标以及长、宽等关键参数。随后, 在 LCD 上绘制白色框, 将其叠加显示在实时图像上, 这样使用者便可以直观地看到算法的运算结果。接着, 对获取到的位置信息进行 SORT (Simple Online and Realtime Track) 运算, 通过该运算可以得到稳定的轨迹信息, 为后续电机控制提供精准的数据依据。

最后是电机控制环节, 基于前面算法运算所得到的轨迹信息, 通过 PWM (脉冲宽度调制) 技术来控制水平和垂直两个方向的舵机进行相应转动, 进而带动风扇旋转, 使其能够精准地追踪摄像头采集到的人脸位置, 确保风扇始终朝着人脸所在方向送风, 实现了人脸追踪风扇这一智能化的功能应用。系统结构见图 1 所示。

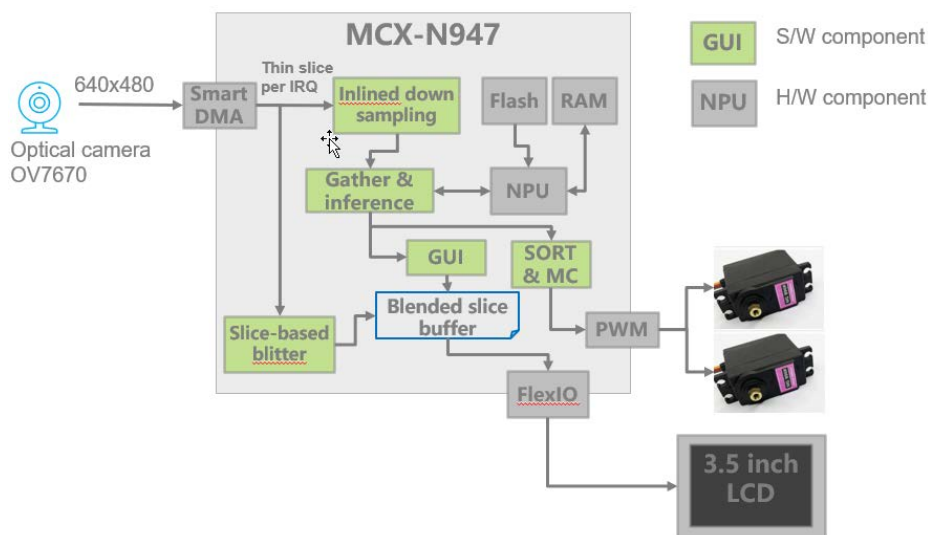


Figure 1. Block diagram of system

图 1. 系统框架图

3. 物体追踪算法

目前常用的物体追踪算法主要有: 传统算法和基于深度学习的神经网络算法。

传统算法常用帧差法和均值漂移法。帧差法[2]通过比较相邻两帧图像之间的像素差异来判断物体是否发生移动,进而实现对物体的追踪。其核心在于,移动的物体在连续的视频帧中会呈现出明显的像素变化,而静止的背景像素变化则相对较小。它的计算过程较为简单,对硬件计算资源的要求相对不高,这使得其能够很好地适配那些计算能力有限的嵌入式设备。同时它局限性也很明显。它对光照条件的变化较为敏感,当光照出现明显改变时,比如从白天到夜晚、或是有强光突然照射等情况,即使物体本身没有移动,前后帧的像素差异也可能很大,从而容易导致误判,影响追踪的准确性。同时,对于物体的阴影部分,帧差法可能会将其误识别为移动物体,而且在面对快速移动的物体时,由于帧率的限制,可能出现漏检的情况,像快速奔跑的小动物等在画面中可能无法被准确追踪。

均值漂移法[3]是一种基于密度估计的非参数算法,其算法流程大致如下:首先,在图像中选择一个初始窗口(通常为矩形),这个窗口用于框定要追踪的目标物体;接着,计算该窗口内像素的颜色直方图,以此作为目标物体的模型特征表示;然后,根据目标模型的颜色分布情况,在后续的帧图像中,通过不断迭代计算窗口的平均漂移量,也就是计算当前窗口内像素的颜色直方图与目标模型颜色直方图之间的差异,进而更新窗口的位置和尺寸,最终实现目标的跟踪。它的局限性是无法处理背景复杂,相对特征不明显的物体检测。

随着深度学习的发展,由基于神经网络的物体检测算法加上基于卡尔曼滤波实现的 SORT [4]算法逐渐成为物体追踪的主流实现方法,这也是我们采用的方法,接下来详细介绍。

3.1. 物体检测算法

目前在嵌入式平台上比较成熟的基于深度学习的物体检测算法主要由两大类:SSD 算法以及 YOLO 算法。

3.1.1. 模型选择

SSD (Single Shot MultiBox Detector) [5]算法同样是一种基于深度学习的目标检测算法,它属于单阶段(one-stage)检测方法,能够在单次前向传播中就完成目标检测任务,兼具速度快和精度相对较高的特点。SSD 的一个显著区别在于它提取了不同尺度的特征图来做检测,大尺度特征图(较靠前的特征图)可以用来检测小物体,而小尺度特征图(较靠后的特征图)用来检测大物体,这使得它在对不同大小目标的检测上更加全面和准确。

YOLO (You Only Look Once) [6]系列算法在嵌入式设备上的物体追踪应用中有着显著的特点。其核心思想是将物体检测问题转换为回归问题,采用单个神经网络直接在整个图像上预测边界框和类别概率,摒弃了传统的基于区域建议的复杂流程,实现了端到端的检测。在嵌入式设备这种对实时性要求较高、计算资源相对受限的环境下,YOLO 算法的快速检测和识别目标能力凸显出极大优势。

YOLO 与 SSD 相比,精度更高且小目标识别率更好,YOLO 模型的网络结构更加复杂,检测头网络具备特征融合机制,可以更好的利用全局上下文信息提升检测效果,在遮挡或复杂背景下表现更好。在嵌入式设备上选择物体追踪算法时,需要综合考量多方面的因素。首先硬件资源是一个重要的考量因素,过大的模型无法适配到 MCU 平台上。其次计算资源方面,不同的模型算子在 NPU 上的支持与否也很重要。YOLO V3 版本算子简单更适合部署在 NPU 上运行,而且其实现算法简单,更适剪裁优化。

3.1.2. 模型优化

标准 YOLO V3 Tiny 版本模型经过训练后权重有 8 M 左右,运行内存需求 6 M,远远超出了 MCXN947 的存储大小。所以需要我们对模型的网络结构进行剪裁。

原始网络结构由骨干网络 Darknet53 加检测头 FPN 组合而成,结构图如下图 2 所示。

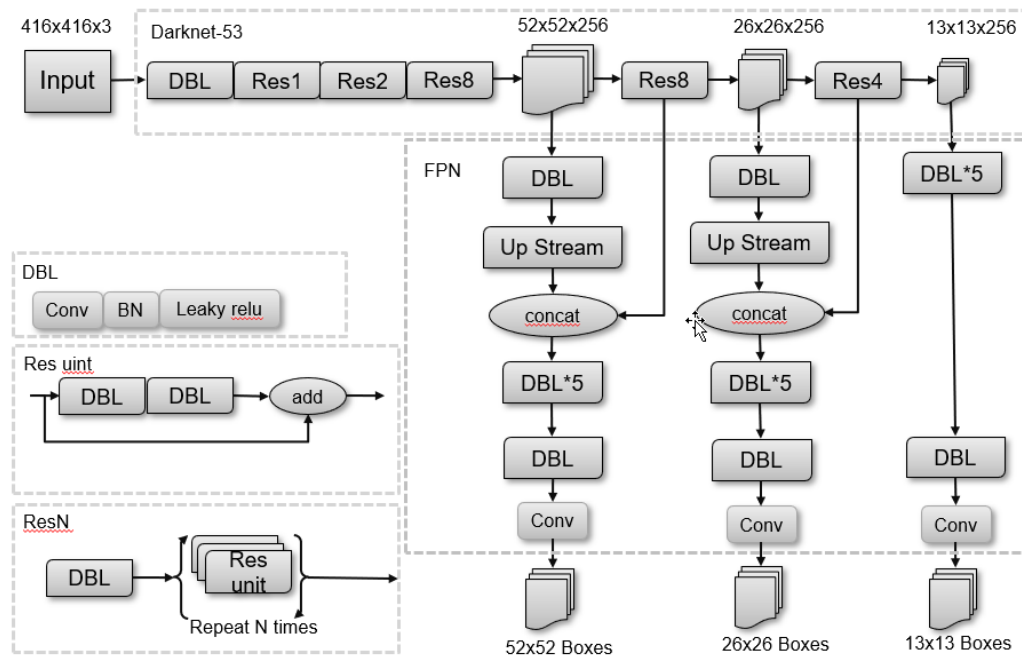


Figure 2. YOLO network

图 2. YOLO 网络结构图

优化方向从两个方面入手：首先缩减输入分辨率，由 416×416 缩减至 128×160 。然后缩减骨干网络，改用 MobileNet 网络结构，见图 3。

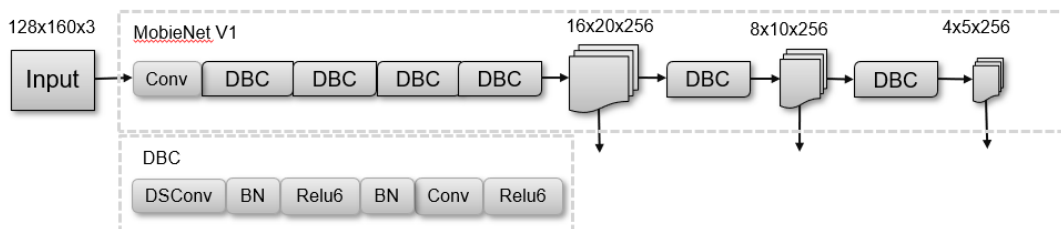


Figure 3. Backbone network

图 3. 骨干网络

从图 2 可知 Darknet-53 作为骨干网络共有 52 个卷积，并且大量使用了残差链接。残差链接对内存的需求量很大，不利于在 MCU 平台上部署。改用 MobileNet 极大减少了内存的使用，同时支持预训练权重，缩短了训练时间。骨干网络分别提取 $1/8$ 大小的特征图， $1/16$ 大小特征图以及 $1/32$ 大小特征图。

检测头网络 FPN 根据根据骨干网络提取的特征值进行进一步提炼与融合，最终输出 3 个尺度的目标预测，结构见图 4。

经过优化后，模型大小为 280 KB，运行 RAM 需求是 195 KB，量化后在 NPU 上运行时间为 22 ms，可以满足实时控制需求。

3.2. 追踪算法

经过模型运算后得到人脸的二维坐标信息，就可以控制电机根据人脸位置进行旋转。接下来有两个

问题需要解决。第一个问题：模型结果会有误差会导致物体中心点位置出现抖动，需要引入算法解决抖动问题。第二个问题：模型检测到多个物体，怎么判断当前该跟随哪个目标移动。

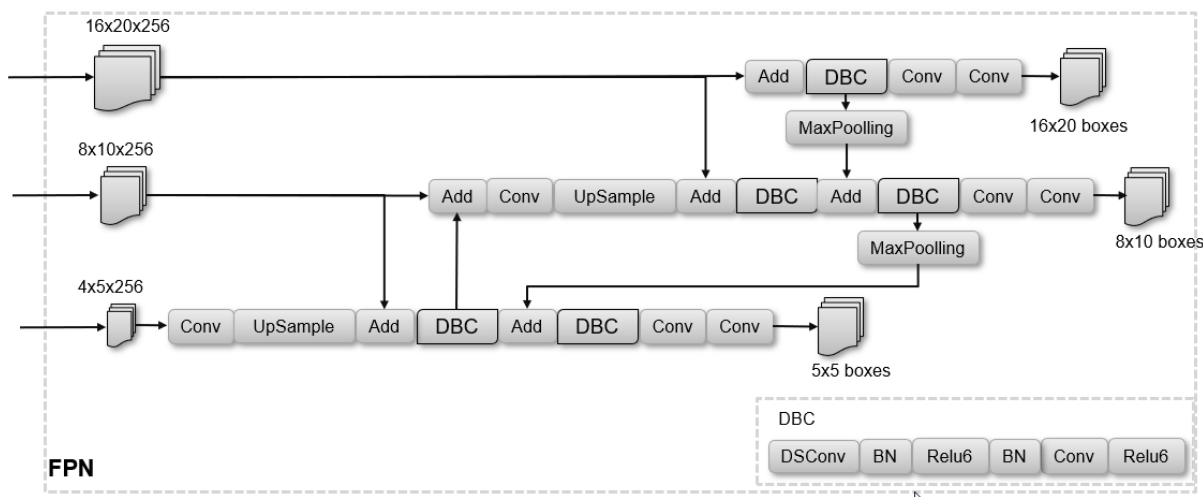


Figure 4. FPN network
图 4. 检测头网络

SORT 物体追踪算法可以解决以上两个问题。SORT 算法主要基于物体的运动模型进行追踪，对于运动比较规律的目标能够取得较好的追踪效果，其计算复杂度较低，能够满足实时性要求。广泛应用于视频监控，自动驾驶以及机器人视觉等领域。算法流程见图 5。

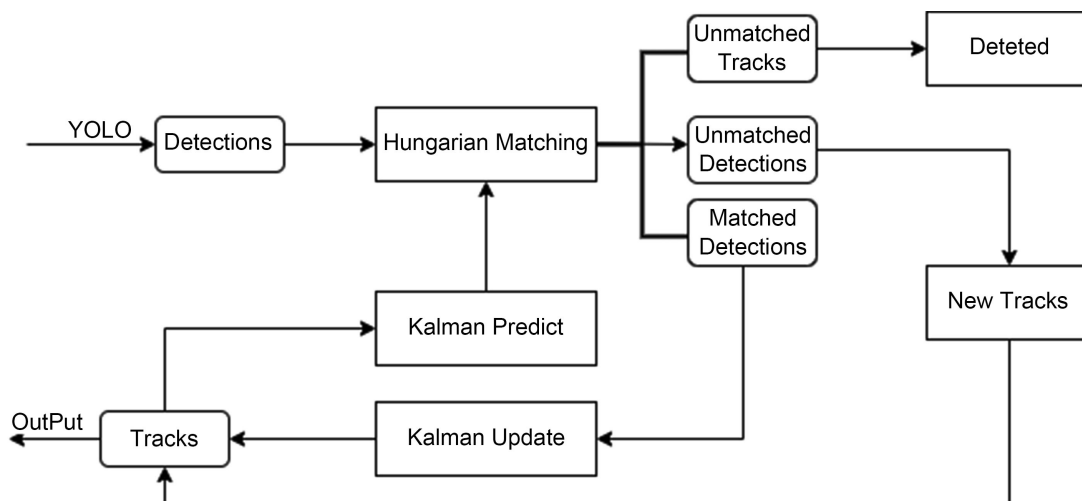


Figure 5. Algorithm workflow
图 5. 算法流程图

从上图所示，YOLO 模型检测得出多个目标位置信息，经过匈牙利匹配算法，查找历史记录中是否有与当前目标匹配的记录，发现匹配记录则更新卡尔曼滤波器中轨迹信息及协方差矩阵。未发现匹配记录表示出现新目标，根据新目标的位置信息新建卡尔曼滤波器实例。同时遍历其它滤波器，如果没有新的轨迹更新则表示目标脱离，删除无效滤波器。当所有滤波器更新完毕后根据更新后的轨迹控制电机，追踪目标。

4. 实验验证

基于 WIDER-FACE [7] 生成人脸检测训练集, 原始数据集图像尺寸过大, 大部分图片包含身体部分, 不适用当前的应用场景, 需要根据模型输入大小优化精简数据集。使用 YOLOV3 训练脚本训练模型, 在训练开始阶段加载 MobileNetV1 预训练权重可以提高训练效率的同时提高模型精度。经过 50 轮训练后, 平均精度 mAP = 89.78%。

将训练后的模型进行量化, 保存成 INT8 数据格式的 tflite 文件。使用恩智浦官网提供的 eIQ Toolkit 将模型转换成 NPU 可以识别的数据类型, 部署在硬件 MCX-N947。系统运行时检测结果实时显示在 LCD 上, 可以看到模型检测人脸的消耗时间是 24 ms, 可以满足实时性控制需求。

5. 更多讨论

本文实现了一种能够在资源有限的微控制器单元(MCU)上运行的物体追踪算法。还有很多细节问题可以进一步讨论, 比如:

环境适应性挑战。光照条件的变化对嵌入式设备上物体追踪的准确性有着显著影响, 在强光直射的情况下, 物体表面可能会出现过曝现象, 原本的纹理、颜色等特征变得模糊不清, 这使得基于特征识别的追踪算法难以准确提取有效的特征信息, 从而导致追踪失败或者追踪位置出现较大偏差。而从白天到夜晚的光照变化过程中, 光线逐渐变暗, 物体的对比度降低, 对于一些依靠颜色、灰度等特征来区分物体和背景的追踪算法来说, 其区分度下降, 误判的概率大幅增加。可以引入功能更强的摄像头或引入补光设备降低光照对输入图像的影响。

再比如遮挡问题, 在实际应用场景中, 物体被遮挡是经常出现的情况, 这给物体追踪带来了很大的困难。当物体被部分遮挡时, 其可见的特征信息减少, 追踪算法依据有限的特征进行匹配和定位的难度增大, 容易出现误跟或者跟丢的现象。可以引入多摄像头不同角度采集图像解决遮挡问题。

目前物体追踪主要依赖视觉数据居多, 未来结合其他模态数据如声音、红外热成像、雷达信号等进行融合追踪将是重要发展方向。不同模态的数据可以相互补充、验证, 在复杂环境下提高追踪的准确性和鲁棒性。例如, 在低光照、烟雾等视觉受限的场景中, 利用红外热成像和声音信息辅助。

文中配合使用的代码已经开源, 地址: <https://github.com/nxp-appcodehub/dm-multiple-face-detection-on-mcxn947>。

参考文献

- [1] Kumar, A., Jain, R., Vairamani, A.D. and Nayyar, A. (2023) Object Tracking Technology: Trends, Challenges and Applications. Springer.
- [2] Rao C.S., and Darwin, P. (2012) Frame Difference and Kalman Filter Techniques for Detection of Moving Vehicles in Video Surveillance. https://www.ijera.com/papers/Vol2_issue6/FN2611681170.pdf
- [3] Bandung, Y. and Ardiansyah, A. (2021) Mean-Shift Object Tracking Algorithm with Systematic Sampling Technique. <https://scholarhub.ui.ac.id/mjt/vol25/iss1/4/>
- [4] Bewley, A., Ge, Z.Y., Ott, L., Ramos, F. and Upcroft, B. (2016) Simple Online and Realtime Tracking. <https://arxiv.org/abs/1602.00763>
- [5] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y. and Berg, A.C. (2015) SSD: Single Shot MultiBox Detector. <https://arxiv.org/abs/1512.02325>
- [6] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A. (2015) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. <https://arxiv.org/abs/1506.02640>
- [7] WIDER FACE: A Face Detection Benchmark. <http://shuoyang1213.me/WIDERFACE/>

基于电解质倾角传感器模块的低功耗4G WiFi 倾斜形变智能监测系统开发

陈晓燕¹, 王静¹, 吴薇^{2,3*}

¹苏州合衡动电子科技有限公司, 江苏 苏州

²江苏矽望电子科技有限公司, 江苏 南京

³杭州电子科技大学电子信息学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2025年1月20日; 录用日期: 2025年2月14日; 发布日期: 2025年2月28日

摘要

本文介绍了一种集成了自研电解质倾角传感器、无线模组(支持WiFi和4G)、温湿度、电池电压及振动监测模块的低功耗倾斜稳固性形变监测系统。该系统设计旨在通过高精度、低功耗的技术手段, 实现对结构健康状态的实时监测与预警, 特别适用于无法直接供电的远程或野外环境。本文详细阐述了系统的硬件构成、软件平台、核心优势以及在边缘计算领域的应用潜力, 为结构健康监测领域提供了新的解决方案。

关键词

电解质传感器, 低功耗, 倾斜监测, 形变监测, 边缘计算, 结构健康监测

Development of a Low-Power 4G WiFi Intelligent Tilt and Deformation Monitoring System Based on an Electrolyte Tilt Sensor Module

Xiaoyan Chen¹, Jing Wang¹, Wei Wu^{2,3*}

¹Suzhou Gitak Technology Co., Ltd., Suzhou Jiangsu

²Cynoware Electronics, Inc., Nanjing Jiangsu

³School of Electronic Information, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang

Received: Jan. 20th, 2025; accepted: Feb. 14th, 2025; published: Feb. 28th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 陈晓燕, 王静, 吴薇. 基于电解质倾角传感器模块的低功耗4G WiFi 倾斜形变智能监测系统开发[J]. 嵌入式技术与智能系统, 2025, 2(1): 48-58. DOI: 10.12677/etis.2025.21005

Abstract

This paper introduces a low-power tilt stability deformation monitoring system that integrates a self-developed electrolyte inclinometer sensor, wireless modules (supporting WiFi and 4G), and temperature, humidity, and vibration monitoring modules. The system is designed to achieve real-time monitoring and early warning of structural health conditions through high-precision and low-power technologies, making it particularly suitable for remote or outdoor environments without direct power supply. This paper provides a detailed explanation of the system's hardware composition, software platform, core advantages, and potential applications in the field of edge computing, offering a new solution for the structural health monitoring field.

Keywords

Electrolyte Sensor, Low Power Consumption, Tilt Monitoring, Deformation Monitoring, Edge Computing, Structural Health Monitoring

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

基础设施建设的快速发展，桥梁、大坝、高层建筑等结构的健康监测成为确保公共安全的重要环节[1]。随着数字化进展，国家已经在很多智能监测方面要求采用倾角传感器作为一个监测方式。目前市场上的倾角传感器都是以 MEMS 倾角传感器为主[2]，因为其特性在长期稳定性实时监测方面有待提升，另外传统的有线监测系统受限于布线难度和成本，尤其在偏远或恶劣环境中显得力不从心。因此，开发一种低功耗、高精度、易于部署的无线监测系统显得尤为迫切。本文提出的基于自研电解质传感器的监测系统，正是针对这一需求而设计。

2. 电解质倾角传感器介绍

2.1. 倾角传感器介绍

2.1.1. 倾角传感器概念

在数字化智能化进程中，传感器起到了一个核心作用，数据采集。传感器种类有 7000 多种。

倾角传感器是一种基于惯性原理和牛顿第二定律的加速度传感器，它通过测量加速度并利用积分计算线速度和直线位移。由于其高精度、准确监测、及时预警以及对外界影响的强大抗性，使得它在各种测量角度的应用中发挥着重要作用。

倾角传感器结构设计有固态摆和液态摆两种，如下图 1。

其中电解质倾角传感器内部结构如下图 2。

电解质倾角传感器包括电极和具有腔体结构的壳体，在腔体内注入有特殊配比的电解液，在壳体上设置有贯穿壳体的电极孔，所述电极插入到型腔电极孔内。电极的一端深入到腔体内，电极的另一端位于壳体外，所述壳体的材料为陶瓷材料[3]。通过采用陶瓷材料制成的壳体，陶瓷材料硬度高，而且可以使用压注成型溢价烧结融合，使得倾角传感器的设计与加工更加便利，另外，陶瓷材料的壳体，其表面

性能以及可加工性大大优于玻璃材料的壳体，因而可以制造出性能更优越，可靠性更高、并结构可以更加多样性、应用更加宽泛的倾角传感器。

电解质倾角传感器技术原理

衡动

功能： 监测角度，震动位移，复零..... 倾角传感器都可以测量

产品形式： 芯 Sensor 模拟信号 + 电路 == 数字信号

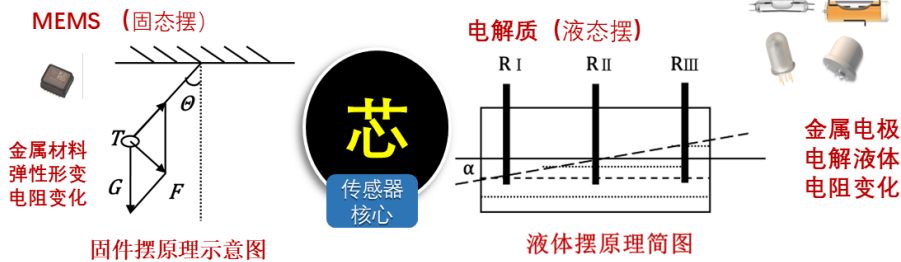


Figure 1. Structural diagram of liquid pendulum and solid pendulum principles in tilt sensors
图 1. 倾角传感器液态摆与固态摆原理结构图

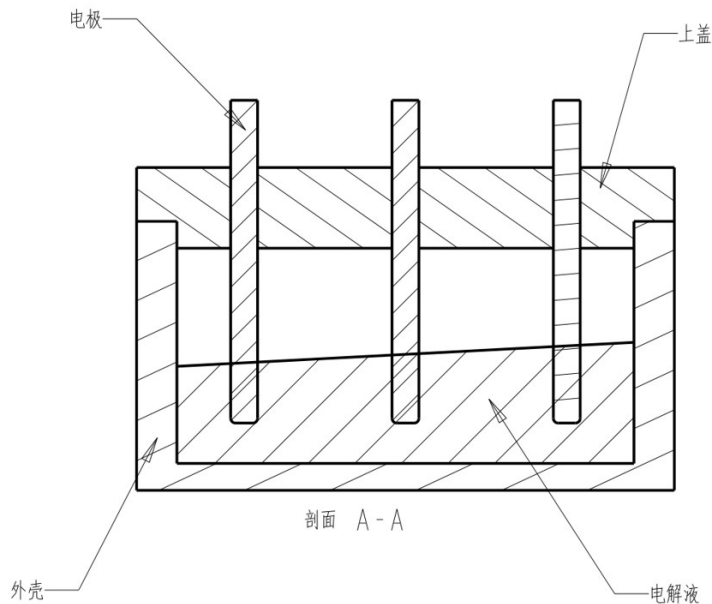


Figure 2. Product structure diagram of electrolyte (liquid) tilt sensor
图 2. 电解质(液态)倾角传感器产品结构图

2.1.2. 倾角传感器应用场景

让我们深入了解倾角传感器在多个领域中的应用情况：

倾角传感器的应用场景

1. 太阳能和定向卫星通讯天线的俯仰角测量利用
倾角传感器帮助确定太阳能电池和通讯卫星的方位与倾斜角度，优化利用效率。
2. 建筑类(古建筑保护)，大型施工周边设施的保护监测
高精度的倾角传感器用于监测建筑设施的摆幅、振动和倾斜变化，保障其安全。

3. 大坝监测

倾角传感器提供大坝和基岩的状态变化数据，确保大坝的安全运行。

4. 桥梁桥塔测斜

实时监测桥梁的细微变化，分析其安全程度。

5. 钻井倾斜控制：在钻井施工中，倾角传感器帮助准确测量钻杆的倾斜角度，确保施工质量和效率。

6. 各种仪器几何小角度精密测量

- 1) 高精度精密水平测量。
- 2) 重力仪，全站仪精密水平调平。
- 3) 机械设备的三维 XYZ 精密测量以及调整等。
- 4) 称重准确性经由倾角传感器补偿提升。

按照分类法，我们可以看到静态倾角传感器可以在 2 个领域有很好应用场景(图 3)。



Figure 3. Diagram of two major application scenarios for tilt sensors

图 3. 倾角传感器 2 大类应用场景图

2.2. 电解质倾角传感器和 MEMS 倾角传感器特性比较

倾角传感器的特性关键在于漂移和可重复性。

传感器的漂移是指传感器在长期使用过程中，其输出信号与真实测量值之间的偏差随时间累积或发生变化的现象。简单来说，漂移会导致传感器读数逐渐偏离实际值，从而影响测量的准确性和可靠性。

传感器的可重复性通常以输出结果的标准偏差或最大误差范围表示，单位与传感器的测量值相同。例如，如果一个温度传感器在多次测量同一温度时输出的结果波动较小，则表明该传感器具有高可重复性。

MEMS 倾角传感器通过温度补偿、高精度制造、优化结构设计和抗干扰技术，包括高精度电源，可以减少供电不稳定对测量重复性的影响。实现了低漂移和高可重复性。然而，在某些苛刻环境下，如何进一步提升补偿和抗干扰能力成为 MEMS 倾角传感器难点。

与 MEMS 产品对比, 本文设计构思合理的电解质型倾角传感器则解决了上面的难题, 具备优越抗漂移, 且具备良好的可重复性(图 4)。

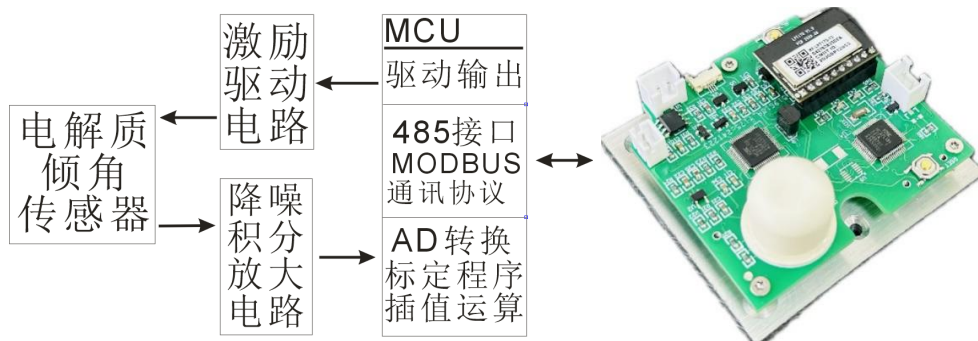


Figure 4. Signal processing flowchart of electrolyte tilt sensor
图 4. 电解质型倾角传感器的信号处理流程图

本文的电解质型倾角传感器电压输出与角度成比例。鉴于读值是以比率计值, 因此无需高精度和高稳定的供电电压, 只要倾角传感器驱动电压与模数转换(A/D)基准电压相同即可。电解质型传感器能够在任何电压下(5 伏、3.3 伏等)运行, 因而其电子器件十分简单, 易实现功率。通过密封结构, 更好地实现高可重复性(图 5)。



Figure 5. Performance and cost-effectiveness comparison between electrolyte and MEMS tilt sensors
图 5. 倾角传感器性能电解质对比于 MEMS 性价比图片

3. 系统设计

在核心传感器基础上, 本文的低功耗倾斜稳固性形变监测系统有两种实现方式, 如下面两图图 6、图 7 所示。

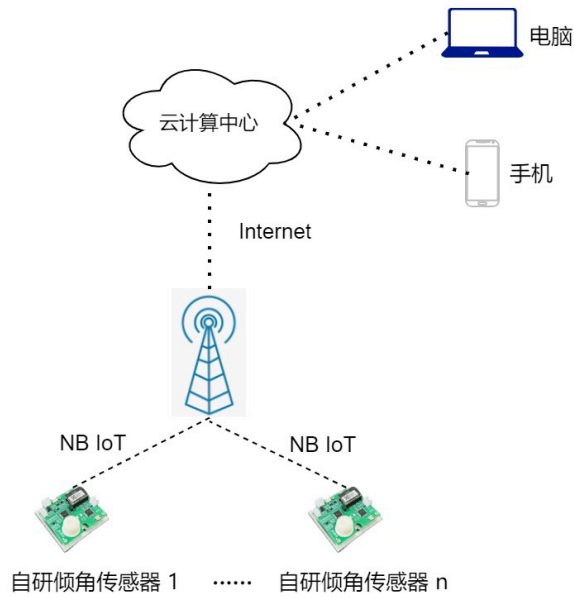


Figure 6. Low-Power tilt stability deformation monitoring system implementation 1 (without Router)
图 6. 低功耗倾斜稳固性形变监测系统实现方式 1 (无路由器)

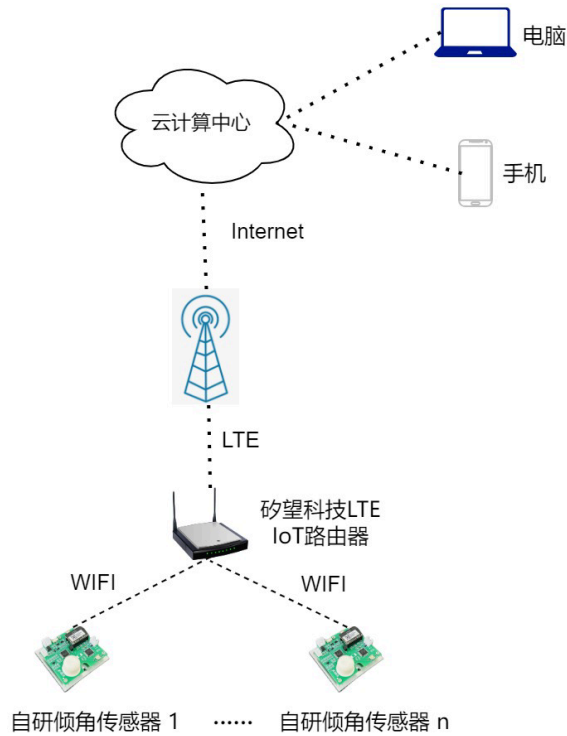


Figure 7. Low-Power tilt stability deformation monitoring system implementation 2 (using LTE IoT Router)
图 7. 低功耗倾斜稳固性形变监测系统实现方式 2 (采用 LTE 路由器)

3.1. 硬件部分

3.1.1. 自研电解质倾角传感器

自研电解质倾角传感器如下图 8 所示。



Figure 8. Tilt sensor module with environmental sensors for temperature control and vibration detection
图 8. 倾角传感器模组带温控振动等环境传感器图片

自研形变倾斜监测仪产品规格如下表 1 所示。

衡动智能倾斜传感测量仪 4G/WiFi

产品型号：ILDG20004G，ILDW2000 WF

Table 1. Key parameters table for Low-Power 4G Wi-Fi stability system testing
表 1. 低功耗 4G Wi-Fi 稳固系统测试主要参数表

项目	科目	参数
倾角测量	测量范围	±15°
	测量分辨率	0.0007°
	测量精度	0.02°
	数据格式	Modbus-RTU
振动测量	量程	±3 g
	精度	0.5 mg
通讯模式	支持多模式	4G, WiFi 可以定制
	无线天线	内置全向天线或定向天线, 可根据需求选择
供电功耗	多种方式, 可定制	DC 7 V~12 V, 防反接; 太阳能, 电池
	待机状态	≤60 mA
	休眠状态	≤10 μmA
	通信状态	≤120 mA
软件与用户界面 附加功能	软件配置	支持移动 APP 或 Web 平台进行远程配置与监控
	数据存储与处理	根据需求内置存储与数据处理能力
工作环境	工作温度	-30°C~+60°C
	储存湿度	0%~95% RH (无凝露)
	IP 等级	IP68

该自主研发的电解质倾角传感器，测量精度达到 0.02° ，分辨率达 0.007° ，重复度也在 0.02° ，确保了微小倾斜变化也能被准确捕捉。该传感器还可以根据客户需求，提供定制化服务，满足不同应用场景下的特殊要求。该传感器高精度确保环境参数测量的准确性，为结构健康评估提供全面数据支持。

该电解质倾角传感器支持数据直接透传至用户自定义系统或接入现有数据平台，提高系统集成度和兼容性。

该电解质倾角传感器支持内置温度、湿度、振动监测模块，全面监控环境因素对结构的影响。

该电解质倾角传感器采用低功耗技术，结合唤醒功能省电模式，显著延长电池寿命至 3~6 个月，定制版本可达 2~3 年。同时该传感器支持电池、太阳能等多种供电方式，适应不同场景下的能源供应条件。同时配备可调节的安装支架和防水外壳，便于现场快速部署和维护。

3.1.2. 通讯模组

该自主研发的电解质倾角传感器集成了支持 NB IoT 或 Wifi 通讯模组。当使用 NB IoT，实现的方式成为图 6 所示的低功耗倾斜稳固性形变监测系统实现方式 1 (无路由器)。

当电解质倾角传感器支持 Wifi 模组，它实现的方式成为图 7 所示的低功耗倾斜稳固性形变监测系统实现方式 2 (采用 LTE 路由器)。本文的 LTE 路由器由本文的共同作者的公司研发的高性价比，高可靠性的矽望科技物联网 LTE 路由器，如下图 9 所示。

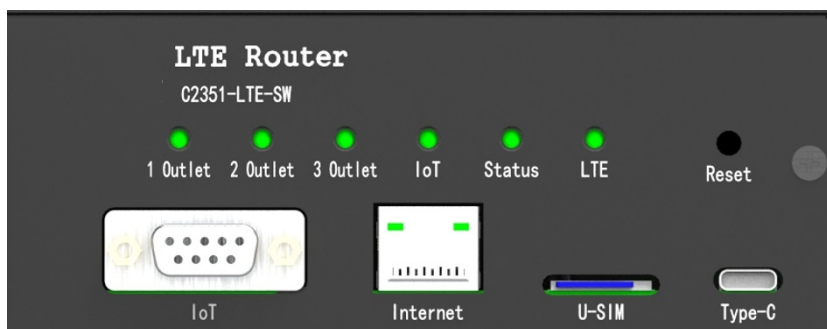


Figure 9. IoT LTE router
图 9. 物联网 LTE 路由器

3.2. 软件系统

对于图 7 所示的低功耗倾斜稳固性形变监测系统实现方式 2 (采用 LTE 路由器)，总体系统架构采用参考文献[4]的开源架构，如下图 10 所示。

第一层是本文自研电解质倾角传感器模块。它使用 Modbus 通信协议，经过 WiFi 模块，将数据传给物联网 LTE 路由器。

第二层物联网 LTE 路由器接收数据后，对数据进行预处理，包括倾斜度、温度、振动、沉降等关键参数等的初步处理和评估，然后通过 MQTT 协议和第三层开源云平台之间通信。

第三层首先要构建高效的数据存储系统，确保海量监测数据的稳定写入与快速检索。其次进行智能分析既运用先进的数据处理算法，对采集到的数据进行清洗、整合与深度挖掘。然后建立多种计算评估模型，包括倾斜度、温度、振动、沉降等关键参数的突变检测，进行趋势分析等。最后实现预警系统与平台对接，包括预警系统可根据不同应用场景和需求进行灵活配置，确保预警信息的及时性和准确性。同时提供开放的数据接口，支持与客户自有数据平台或第三方平台的无缝对接，实现数据共享与协同工作。

第四层是用户通过电脑客户端或手机客户端从第三层云平台获取数据显示。

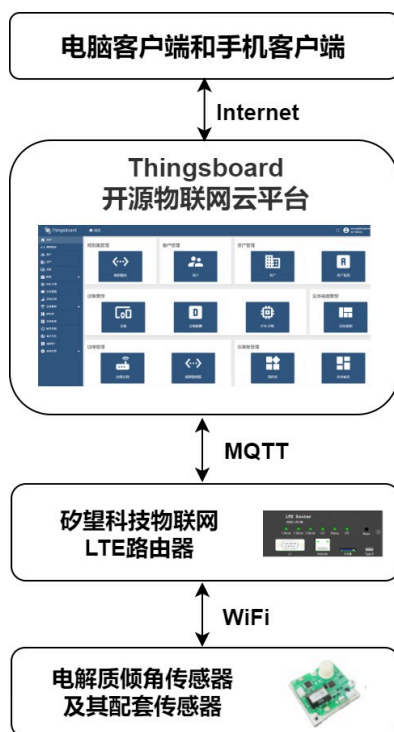


Figure 10. Diagram of the overall scheme design
图 10. 总体方案设计示意图

4. 实验与测试

实验设置

2024 年 11 月开始我们开始安装实验。

结构图：一个是 Wi-Fi 通信，一个是 4G 通信，安装在建筑的不同位置，见下图 11：



Figure 11. Installation diagram of Low-Power 4G and Wi-Fi stability testing product
图 11. 低功耗 4G 和 Wi-Fi 稳固测试产品安装图片

平台数据展示与评估

安装后分别完成与展示平台的连接，数据库建立，导入展示平台(图 12)。



Figure 12. Platform data display diagram

图 12. 平台数据展示图

介绍

汇总表，传感器数量，采集次数，环境指标，双轴 X，Y 方向的不同时间数据，累积变化趋势等。采集数量以及地点都是可以选择设定。

本系统已经在当地的巡抚古建筑场景使用。

该地段属于道前街道正处于名城改造项目范围，江苏按察使署旧址建筑历史悠久，历经约 300 年，需要在周边施工改造过程中进行实时监测(图 13，图 14)。



Figure 13. Installation site diagram

图 13. 安装地点示意图

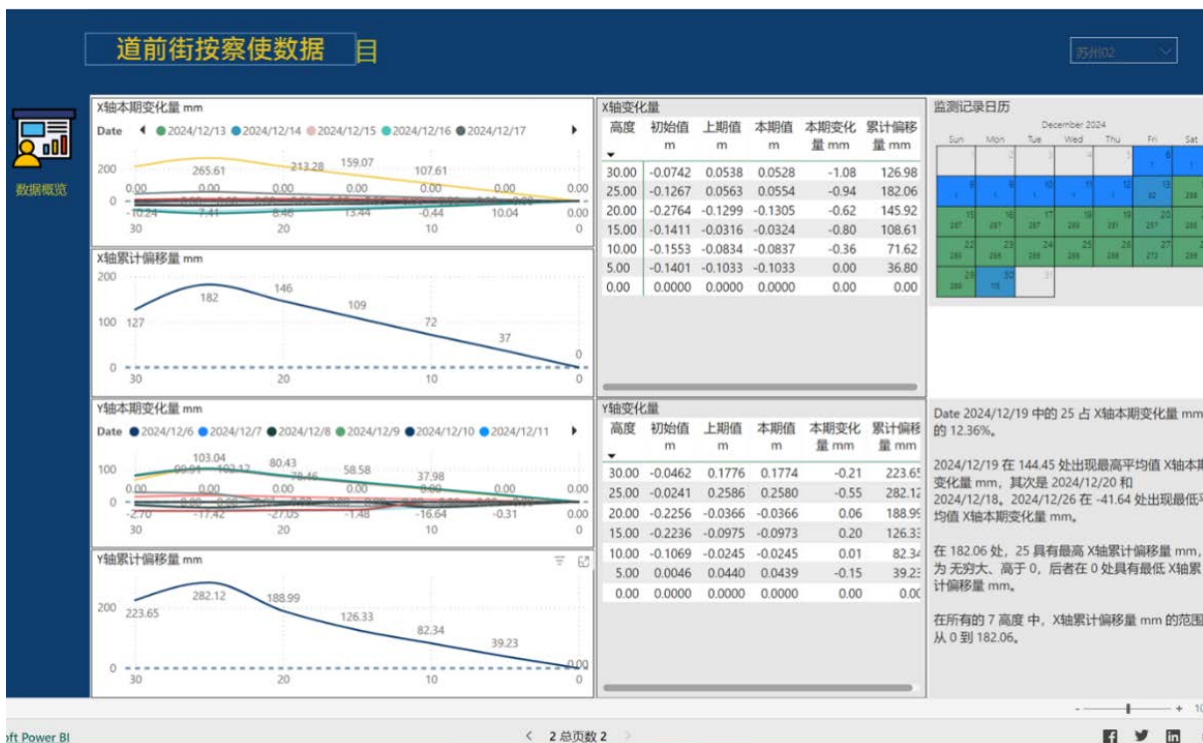


Figure 14. Trend chart of monitored raw data
 图 14. 监测原始数据趋势图

原先需要人员每一天去地点人工监测，手工记录，显示可以在平台上看到所要的数据。当然后续预警系统等需要进一步开发。

5. 结果分析与讨论

本研究成功研发了一种基于自研电解质传感器的低功耗倾斜稳固性形变监测系统，具有高精度、低功耗、易部署、智能化等显著优势。该系统的应用将极大地提升了结构健康监测的效率和准确性，为基础设施的安全运维提供强有力的技术支持。未来，我们将继续优化系统性能，拓展应用场景，推动结构健康监测技术的进一步发展。

参考文献

- [1] 李勇, 闫维明, 陈彦江. 基于倾角测试的桥梁变形实时监测研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(5): 65-69.
- [2] 陈烁辉, 周翔, 王汉其. 高精度倾角传感器检测系统的设计与实现[J]. 自动化与仪表, 2012, 27(12): 18-21.
- [3] 张彪, 郭景坤. 陶瓷材料特殊热膨胀性能的设计[J]. 功能材料, 1993(6): 88-94.
- [4] 吴薇, 吕亚欣. 服务国外市场的 AIoT 开源方案及其应用[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2022(9): 4-9.



Call for Papers

Embedded Technology and Intelligent Systems

嵌入式技术与智能系统

国际中文期刊征文启事

<https://www.hanspub.org/journal/etis>

ISSN: 3065-1220

《嵌入式技术与智能系统》是一本开放获取、关注集成传统嵌入式技术与新兴智能系统的前沿研究最新进展的国际中文期刊，期刊特别注重软件算法、芯片设计与硬件实施的协同进展，以及理论研究与工程实践的紧密结合，面向学术界学者、产业界专家与工程师、学生及技术爱好者，关注中国领先产业集群的广阔发展潜力。本期刊强调发表原创性、创新性及具有实用价值的研究成果。该期刊由汉斯出版社出版，全球发行，现诚邀相关领域的学者投稿。

主编

何立民，北京航空航天大学教授

副主编

何小庆，嵌入式系统联谊会秘书长

吴薇，杭州电子科技大学特聘教授

投稿领域：

人工智能技术-边缘计算-端侧智能和大模型嵌入式应用
GPT-行业GPT以及GPT在嵌入式及智能系统研发中的应用
信息物理融合系统(CPS)-物联网技术-感知计算和无线传感网-泛在电力物联网-智能电表-储能技术-智能输变电
嵌入式系统结构-嵌入式操作系统与中间件-Linux、安卓和开源鸿蒙应用
实时操作系统-虚拟化和容器技术-混合关键系统
嵌入式软件形式化建模-软件测试和仿真-功能安全技术
嵌入式软件云原生技术-CI/CD和DevOpt-微服务
软硬件协同设计-开源指令集和开源芯片-RISC-V产业生态
嵌入式SoC技术--MCU 创新与生态-FPGA/DSP技术和应用
AI芯片和算法-存储技术-GPU技术-视觉芯片及嵌入式显控应用
CAN和工业总线技术-时间敏感系统-电机控制-PLC和工业PC
无线通信技术-WiFi/蓝牙/Mesh/蜂窝/5G网络-物联网安全-低功耗设计
嵌入式系统课程改革-物联网和AI教学研究-职业教育-企业人才培养
嵌入式智能系统应用（智能家居、可穿戴设备、机器人、医疗电子、汽车电子和航空航天等）

征文要求及注意事项：

1. 稿件务求主题新颖、论点明确、论据可靠、数字准确、文字精炼、逻辑严谨、文字通顺，具有科学性、先进性和实用性；
2. 稿件必须为中文，且须加有英文标题、作者信息、摘要、关键词和规范的参考文献列表；
3. 稿件请采用WORD排版，包括所有的文字、表格、图表、附注及参考文献；
4. 从稿件成功投递之日起，在2个月内请勿重复投递至其他刊物。本刊不发表已公开发表过的论文。文章严禁抄袭，否则后果自负；
5. 本刊采用同行评审的方式，审稿周期一般为5~14日。

欲了解更多信息请登录 <https://www.hanspub.org/journal/etis>

联系邮箱：etis@hanspub.org

