

基于窄带物联网通信技术的气象信息 实时自动监测系统

任丽媛, 孙玫玲

(天津市气象服务中心, 天津 300074)

摘要: 为了提升气象监测的实时性、准确性、覆盖范围, 推动智慧气象的发展, 提升灾害应对能力, 设计基于窄带物联网通信的气象信息实时自动监测系统; 构建气象信息实时自动监测系统框架, 传感器获取气象监测信息, 主控制器完成信息格式转换, 依据通信协议实现气象监测信息的打包、上传给窄带物联网, 通过无线接入方式将气象监测信息传输给数据应用层, 有序加权平均算子处理接收到的气象监测信息, 将融合后的数据作为 Storm 流框架下的在线序列极限学习机模型的输入, 输出气象预测结果, 通过界面层呈现气象监测结果; 实验结果表明: 该系统的气象监测信息采集曲线与实际曲线贴合度高; 气象预测的 RMSE、MAE 分别为 0.065、0.106; 可实现异常气象监测信息预警; 气象监测总功耗低、气象监测覆盖面广、稳定性高。

关键词: 窄带物联网; 气象监测; NB-IoT 模块; 传感器; 实时自动监测; 极限学习机

A Real-time Automatic Monitoring System for Meteorological Information Based on Narrowband Internet of Things Communication Technology

REN Liyuan, SUN Meiling

(Tianjin Meteorological Service Center, Tianjin 300074, China)

Abstract: In order to improve the real-time, accuracy, and coverage of meteorological monitoring, promote the development of smart meteorology, and enhance the response capabilities of disasters, a real-time automatic meteorological information monitoring system based on narrowband Internet of Things (IoT) communication technology is designed. Build the real-time automatic monitoring system framework for the meteorological information, sensors for the meteorological monitoring information, and the main controller for the information format conversion, package and upload the meteorological monitoring information to the narrowband IoT based on communication protocols, and transmit the meteorological monitoring information to the data application layer through wireless access. The received meteorological monitoring information is processed by an ordered weighted average operator, and the fused data is used as the input for the online sequence extreme learning machine model under the Storm flow framework, outputting meteorological prediction results, the meteorological monitoring results are presented through the interface layer. Experimental results show that the meteorological monitoring information collection curve of the system is great agreement with the actual curve; The root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) for the meteorological forecasting are 0.065 and 0.106, respectively; It can provide an abnormal meteorological monitoring information warning, and has the characteristics of low total power consumption, wide coverage, and high stability in meteorological monitoring.

Keywords: narrowband IoT; meteorological monitoring; NB-IoT module; sensors; real time automatic monitoring; extreme learning machine

0 引言

气象信息是研究和预测地球上大气状态和变化的过程。气象信息在现代社会中具有极其重要的地位^[1], 不仅关乎人们的日常生活, 更对农业、交通、灾害防御等多个领域产生深远影响。传统的气象监测手段往往存在数据采集不全、传输速度慢、实时性差等问题^[2], 难以满足现代社会对气象服务的高精度、高效率要求。因此, 开发一种新型

的气象信息实时自动监测系统, 对推动智慧城市建设与发展等具有重要意义^[3]。

方磊等通过部署在多旋翼无人机平台上的下投式探空仪获取气象信息, 利用使用 LabVIEW 和 MATLAB 进行数据处理和图形化显示, 当需处理大量气象数据时, 可能会产生一定的延迟, 影响气象信息实时监控效果^[4]; 张霞等利用 LoRa 技术建立的通信网络更适合郊区或空旷地方气象数据的传输, 在城区楼宇林立的环境中, LoRa 的传输距离

收稿日期: 2024-04-22; 修回日期: 2024-05-30。

基金项目: 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划(N2023T007)。

作者简介: 任丽媛(1992-), 女, 硕士研究生, 工程师。

通讯作者: 孙玫玲(1970-), 女, 大学本科。

引用格式: 任丽媛, 孙玫玲. 基于窄带物联网通信技术的气象信息实时自动监测系统[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(11): 95-100.

会受到极大限制^[5]；Neeti N 等通过多传感器采集气象数据，采用随机森林机器学习算法将粗尺度的降水数据缩小到高分辨率网格中，计算网络的准降水指数特征。在数据传输过程中会受到建筑物等障碍物的阻碍，导致数据通信无法满足稳定水平^[6]；王旭等通过窄带物联网实时采集并传输农作物种植过程中的环境参数数据，利用 GRNN 神经网络模型对不同环境参数下的农作物生长情况进行学习并预测。该系统充分发挥窄带物联网技术的广覆盖、低功耗等特性，保证了环境参数数据的快速采集、精准传输，但 GRNN 神经网络在面对与训练数据分布差异较大的新数据时，GRNN 的预测性能可能会下降^[7]。

因此，本文设计基于窄带物联网（NB-IoT）通信技术的气象信息实时自动监测系统，以降低系统功耗、增大气象监测范围等。该系统的主体架构为：

1) 构建基于 NB-IoT 的气象信息实时自动监测系统框架；

2) 数据感知层的数据采集节点利用不同类型传感器获取气象监测信息；

3) 由主控制器完成信息格式转换等处理后，依据预先定义的通信协议实现气象监测信息的打包；

4) 上传给 NB-IoT 模块后，通过无线接入方式与数据传输层的 NB-IoT 网络建立连接；

5) 将气象监测信息传输给数据应用层，气象预测模块调用有序加权平均算子处理接收到的气象监测信息；

6) 将融合后的数据作为 Storm 流框架下的在线序列极限学习机模型的输入，输出气象预测结果，通过界面层呈现气象监测结果。

1 气象信息实时自动监测系统

1.1 NB-IoT 下气象信息实时自动监测系统架构

NB-IoT 是一种专为物联网应用而设计的低功耗、广覆盖、海量连接的无线通信技术。在气象信息实时自动监测系统中，NB-IoT 技术采用低功耗模式运行，可大幅度延长电池寿命，使得气象监测设备在野外或偏远地区能够长时间稳定运行，减少维护成本。通过支持设备的休眠和唤醒机制，根据实际需求灵活管理功耗，进一步降低能耗。NB-IoT 技术能够提供高质量的信号覆盖，包括城市、乡村和偏远地区，确保气象监测设备无论部署在何处都能稳定地连接到网络。NB-IoT 网络支持大量设备的同时连接，每个基站可以连接数千个设备，满足气象监测系统中多设备、多节点的需求，同时具有更好的抗干扰性和信号穿透能力，能够在复杂环境中保持稳定的通信连接。NB-IoT 技术也支持与其他物联网技术的集成和互操作，无需新建独立的网络基础设施，降低了部署难度和成本，使得气象监测系统可以与其他相关系统无缝对接，实现数据的共享和协同处理。

图 1 为基于 NB-IoT 通信技术的气象信息实时自动监测系统基本架构，该系统通过数据感知层采集气象监测信息，包括温湿度、降水、气压、风速和风向基本气象要素以及

太阳总辐照等其他重要参数，利用 NB-IoT 网络将获取的气象监测信息发送到数据应用层中，经过气象数据分析通过 WEB 页面呈现气象监测结果。各层具体功能如下：

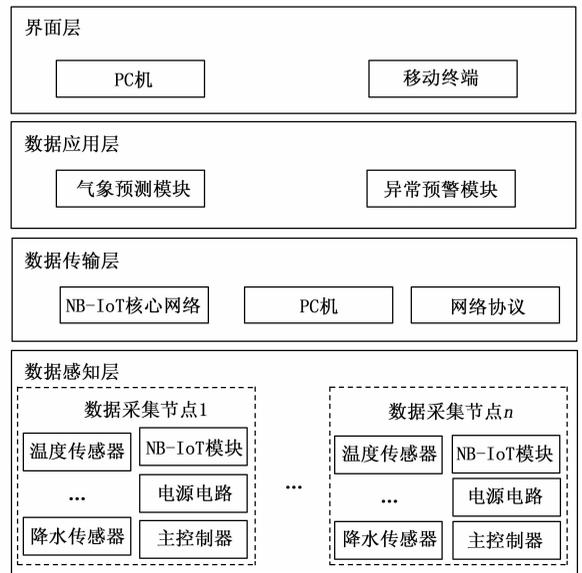


图 1 基于 NB-IoT 通信技术的气象信息实时自动监测系统架构

1) 数据感知层。该层中分布有大规模数据采集节点，负责感知和收集外部环境中的气象监测信息，并对采集到的原始数据进行初步处理，转换成系统可以识别和处理的格式。各个采集节点由不同类型数据采集终端、主控制器、NB-IoT 模块、电源电路组成。数据采集终端用于获取气象信息数据，主控制器利用 RS485 接口与采集终端建立关联，实现采集终端控制的同时，对获取的气象信息执行预处理操作，并将其传输给 NB-IoT 模块，同时对气象监控中心下达的控制命令作出响应。NB-IoT 模块通过与基站（eNodeB）通信进行 NB-IoT 网络选择，从而实现气象监测信息的传输。电源电路能够将来自电源的电能转换为气象信息采集节点所需的直流电能，并确保电压和电流保持在设定的范围内，以防止元件过载、损坏或性能下降。

2) 数据传输层。该层采用窄带物联网（NB-IoT）通信技术进行设计，NB-IoT 模块通过无线接入的方式与 NB-IoT 网络建立连接，即可将气象监测信息传输给数据应用层。

3) 数据应用层。该层是气象信息监测系统的核心部分，由气象预测模块、异常预警模块等构成，前者调用有序加权平均算子处理接收到的气象监测信息，将融合后的数据作为 Storm 流框架下的在线序列极限学习机模型的输入，实现气象预测；后者用于对每个数据流的气象监测信息进行异常检测，判断其是否超过或低于设定阈值，激活触发器后，则提示预警信息，并以邮件方式发送给用户，用户通过气象监测 APP 进行气象查询等。

4) 界面层。用户 PC 机、移动终端接入互联网后，即

可通过气象监测 APP 或微信实现系统数据的访问, 查询气象预测结果等。

1.2 气象信息采集节点设计

气象信息采集节点中包含内置超声波风速传感器、电子式风向传感器、温湿度传感器、太阳辐射度仪、气象仪、降水传感器的百叶盒终端设备以及数据变送器硬件。本系统采用的型号为 RS-BYH-M 的多要素百叶盒设备, 是一个集成了多种传感器的高度集成化的气象观测设备, 这种设计不仅提高了设备的使用效率, 也方便了数据的统一采集和处理^[8]。该设备在标准 MODBUS-RTU 通信协议下使用 RS485 串行通信标准确保采集的气象监测信息正确、高效、可靠传输^[9]。利用数据变送器将百叶盒输出信号转变为可被控制器识别的信号。气象信息采集节点基本结构如图 2 所示。

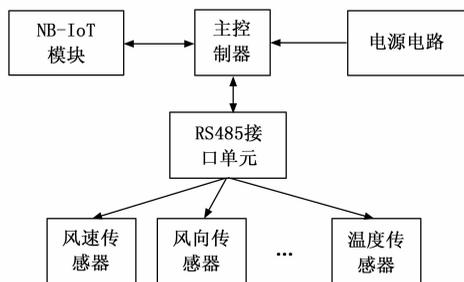


图 2 气象信息采集节点基本结构

主控制器利用 RS485 接口与采集终端建立关联, 在完成气象监测信息格式转换、有效性检查、校准等处理后, 会依据预先定义的通信协议对其作打包处理, 并通过合适的通信接口将其上传给 NB-IoT 模块, 同时, 能够实现电源电路的有效控制, 将稳定 12V (DC) 电压提供给气象信息采集节点。主控芯片采用 STM32L431RCT6 微控制器, 内部搭载 Arm Cortex-M4 内核, 最高主频为 80 MHz, 具有丰富的外设和强大的计算能力^[10]。同时, 它还支持硬件加速的加密和安全认证功能, 确保系统数据的安全性和完整性。专门用于窄带物联网 (NB-IoT) 通信的 M5311 模块配置有 Cortex M4 内核, 时钟频率可达到 10 4M 以上, 能够保证完成气象监测信息的高效处理、快速传输。同时, 配置的丰富接口可使其与多种不同设备进行连接和通信。M5311 在网络协议支持方面也表现极其出色, 能够与各种网络环境和应用进行无缝集成, 为用户提供灵活的网络连接选择, 因此, 本文将作为 NB-IoT 模块, 实现气象监测信息的传输。

1.3 NB-IoT 网络设计

数据传输层所用的 NB-IoT 网络利用窄带技术增加信道容量和覆盖范围, 确保 NB-IoT 网络能够覆盖更广泛的区域。该网络结构如图 3 所示。

1) NB-IoT 模块: 该模块是用户接入 NB-IoT 网络的起点, 通过无线接口与 NB-IoT 基站进行通信。NB-IoT 模块不仅仅是一个简单通信接口, 而是可独立部署于不同设备

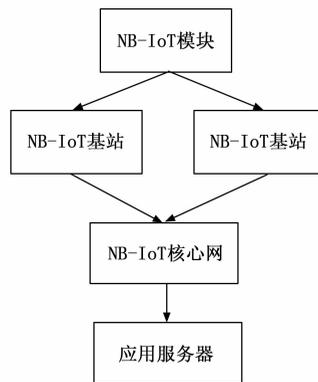


图 3 NB-IoT 网络结构

内的基本单元, 这种设计可确保设备能够对 NB-IoT 网络信号进行扫描与识别^[11-12], 当识别到可用信号, NB-IoT 模块便会自动与基站通信。

2) NB-IoT 基站^[13]。NB-IoT 基站是构成 NB-IoT 网络的核心部分, 是为蜂窝小区提供无线通信服务的关键设备, 具有气象监测信息传输与管理职能, 借助 S1 接口关联 NB-IoT 核心网络, 实现气象监测信息的转发^[14-15]。

3) NB-IoT 核心网。相比 EPC 核心网, 其网络结构更加简单, 数据传输速率相对较慢, 更适合低功耗的物联网设备。通过和非接入层进行信息交换, 将气象监测数据成功传输到应用层。

2 气象预测模型的构建

2.1 基于有序加权平均算子的气象监测信息处理

气象监测信息具有来源多样、格式不统一、信息规模庞大等特点, 为使气象预测效果达到最优, 本文运用有序加权平均算子处理采集到的气象监测信息^[16]。设定采集的原始气象监测信息表示为 x_0 , 其描述公式为:

$$x_0 = \rho - 3\varphi \quad (1)$$

其中: 气象监测信息的目标值与标准差分别表示为 ρ 、 φ 。

通过下式可实现气象监测信息 x_0 的转换处理:

$$x' = (x - x_0) / 6\varphi \quad (2)$$

其中: 标准以及处理后的气象监测信息分别为 x 、 x' 。设定气象监测信息的合理取值范围为 $[\rho - 3\varphi, \rho + 3\varphi]$, 将该区间平均分成 k 段, 通过下式求得气象监测信息的融合支持度 $s(x)$:

$$s(x) = \begin{cases} (0, 0, 0), & x \leq \rho - 3\varphi \\ (k^{-1}i, x', k^{-1}(i+1)), & 3\varphi i k^{-1} < x \leq 6\varphi k^{-1}(i+1) + x_0 \\ (1, 1, 1), & x > \rho + 3\varphi \end{cases} \quad (3)$$

其中: i 表示 $[\rho - 3\varphi, \rho + 3\varphi]$ 区间上的任意一等份。

根据公式 (3) 对 $s(x)$ 有序加权平均算子权重向量进行确定。设定 $s(x)$ 的决策支持度集合表示为 A , 并将其向高维空间 R^n 转换, 则可通过 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 描述 A 的加权权重向量, $A(a_1, a_2, \dots, a_n)$ 定义为 n 维有序加权平均算

子, 其计算公式为:

$$A(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n \omega_i \sum_{i=1}^n b_i \quad (4)$$

其中: a_i 表示气象监测信息时间序列, 其中的最大元素表示为 b_i 。通过下式可完成 ω_i 的计算:

$$\omega_i = \phi(i/n) - \phi[(i-1)/n] \quad (5)$$

其中: 模糊语义量化算子通过 ϕ 描述。

在完成上述计算后, 即可融合来自不同传感器的气象监测信息, 具体流程为:

- 1) 求得原始气象监测信息的融合支持度 $s(x_0)$ [17]。
- 2) 确定 $s(x_0)$ 的决策支持度集合 A , 并求其加权向量 ω_i 。
- 3) 分析气象监测信息的支持度 [18], 并由公式 (2) 得到转换后的气象监测信息 x' 。

4) 对 x' 的融合支持度 $s(x')$ 进行计算, 并确定其加权向量 ω'_i , 将其作为依据完成转换后气象监测信息的融合, 通过下式描述最终融合决策输出 s_j :

$$s_j = \sum_{i=1}^m \omega_i \sum_{i=1}^m b_{ij} \quad (6)$$

其中: 决策数量表示为 m 。

由此即可实现不同传感器采集的气象监测信息的融合。

2.2 在线序列极限学习机

在线序列极限学习机 (OS-ELM) 构造了一种可变结构的模型 [19], 在 ELM 的基础上, 通过在线序列学习的方式, 进一步提高了学习效率和处理能力, 使其适用于动态时变系统。OS-ELM 的实现过程可分成两个阶段, 第一阶段是进行 ELM 批量学习, 其目的是建立一个初始的学习模型; 第二阶段则是进行在线序列学习, 使得 OS-ELM 能够持续从新数据中学习并改进模型。通过计算隐含层输出矩阵 \mathbf{H}_0 的广义逆矩阵确定 ELM 的输出权重初值 β_0 , 表达式为:

$$\beta_0 = \mathbf{H}_0^T \mathbf{J}_0^{-1} \mathbf{Y}_0 \quad (7)$$

其中: \mathbf{H}_0 由初始训练数据集的输入通过随机生成的输入权重和偏置确定, 其自相关矩阵的逆矩阵表示为 \mathbf{J}_0^{-1} ; 目标矩阵表示为 \mathbf{Y}_0 。

当有新气象监测时间序列样本输入到 OS-ELM 后 [20], 可通过下式得到此刻的隐含层输出矩阵 \mathbf{H}_{t+1} 、目标输出 \mathbf{Y}_{t+1} :

$$\mathbf{H}_{t+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_t \\ h_{t+1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{Y}_{t+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_t \\ y_{t+1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中: 与新输入样本对应的隐含层输出向量表示为 h_{t+1} , 与之对应的目标输出向量表示为 y_{t+1} 。此刻 ELM 的输出权重可通过下式求得:

$$\beta_{t+1} = (1 - \mathbf{J}_{t+1}^{-1} h_{t+1}^T h_{t+1}) \beta_t + \mathbf{J}_{t+1}^{-1} h_{t+1}^T \mathbf{Y}_{t+1} \quad (10)$$

$$\mathbf{J}_{t+1}^{-1} = \mathbf{J}_t^{-1} - \mathbf{J}_t^{-1} h_{t+1}^T (\mathbf{Y} + h_{t+1} \mathbf{J}_t^{-1} h_{t+1}^T)^{-1} \mathbf{J}_t^{-1} h_{t+1}^T \quad (11)$$

2.3 基于在线序列极限学习机的气象预测

本文构建 Storm 流式处理框架下的在线序列极限学习机模型, 用于气象预测, 将融合后的气象监测信息作为其

输入, 实现气象信息的精准预测, 气象预测步骤如下:

1) 确定气象预测模型的输入后, 对其进行 Hash 值求余, 并利用 Kafka 分布式消息队列机制使其平均分配到 Storm 流式框架下的各个在线序列极限学习机 (ELM) 中, ELM 节点数量为 k , 设定误差权值参数初值为 1。

2) 模型训练。对输入到气象预测模型的样本数据进行持续性训练后, 可确定 k 个权值向量 β , 模型在对输入样本进行迭代学习后, 均会对 β 进行修正, 以提升气象预测模型的预测性能。

3) 气象预测。气象预测可通过两步实现, 具体为:

(1) 将第 j 批次预处理后的气象监测数据传输至气象预测模型中, 通过 $\mathbf{H}\beta = \mathbf{T}$ 可确定 k 个气象预测输出, 表示为 $y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jk}$ 。

(2) 与各个 ELM 预测输出相对应的误差权值表示为 $\sigma_{j1}, \sigma_{j2}, \dots, \sigma_{jk}$, 该参数用于描述模型预测的不确定性或误差大小, 对 y_{jk} 与其对应的 σ_{jk} 作加权平均, 完成气象预测模型输出结果的确定 \bar{y}_j 。

4) 误差权值 σ 修正。采用随机梯度下降法通过计算当前气象预测结果与实际值的差异, 优化气象预测模型参数, 并完成 σ 的修正。

5) 使用优化后的参数对测试样本进行气象预测, 确定最后预测输出, 在不满足迭代要求的前提下, 退回到第三步; 否则, 算法结束。

3 结果与分析

以地处欧亚大陆东岸的 A 地区为实验目标, 该地区四季具有显著的季节特征, 寒冷期较长, 夏、秋两季降水较多, 年平均降水量约为 600 毫米, 平原地区风力较大, 但日照资源丰富。在该地区选取 1 个节点作为数据监控中心, 另外选取 9 个节点作为气象信息采集节点, 各节点硬件设备均配置为: CPU 采用 AMD Ryzen 9 5950X, 拥有 16 个核心和 32 个线程, 内存 16 GB, 数据传输速度不低于 100 Mbps。气象信息监测设备如图 4 所示。通过不同类型传感器对该地 3 月气象信息监测数据进行采集, 以最后 10 日气象监测数据作为测试样本, 剩下气象监测数据均为训练样本。应用本文系统对该地区气象信息进行实时监测, 分析该系统的气象监测性能。

获取基础气象监测数据是实现气象精准预测的关键, 受篇幅限制, 以数据集中的温度信息为例, 通过对连续时段温度数据采集结果进行分析, 验证本文系统的数据采集能力, 实验结果如图 5 所示。分析图 5, 本文系统通过温度传感器对 A 地区 6:00~22:00 的温度数据进行连续采集, 温度采集曲线与实际温度曲线保持相同的走势规律, 且具有极高的贴合度, 温度数据采集误差极小, 展现出了本文系统在气象信息采集上的优势。

为分析本文系统所用气象预测模型的性能, 本文将基于支持向量机 (SVM) 的预测模型、基于极限学习机的预测模型 (ELM) 作为对比模型, 其中 SVM 预测模型采用高



图 4 气象信息监测设备图

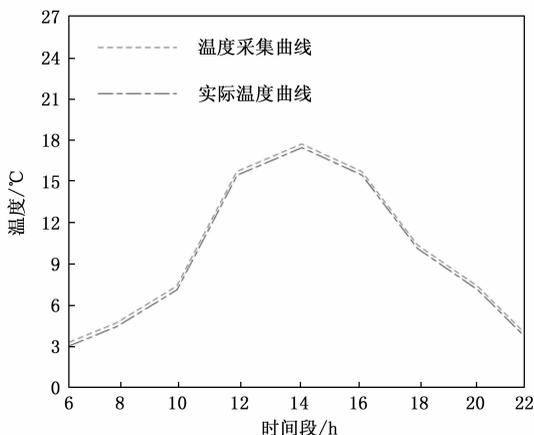


图 5 本文系统数据采集能力分析

斯核函数, 并通过十折交叉验证进行模型参数选择, ELM 模型以 sigmoid 为激活函数。通过均方根误差 (RMSE) 指标、平均绝对误差 (MAE) 指标反映气象预测效果, 实验结果如表 1 所示。分析表 1 得出: 从 RMSE 指标来看, 本文系统所用气象预测模型表现最佳, 其 RMSE 值相较于对比模型更低。RMSE 值越小, 说明气象预测值与实际值之间的偏差越小, 气象预测模型的预测效果越好; 从 MAE 指标来看, 本文系统所用气象预测模型同样展现出极高的优越性, MAE 值为 3 种模型中最低。MAE 值反映了气象预测误差的平均绝对值, 值越小表明气象预测越准确。实验结果表明, 本文系统在气象连续预测稳定性方面表现突出, 能够为气象预测提供有效的支持。

表 1 不同气象预测模型性能对比

预测模型	均方根误差/RMSE	平均绝对误差/MAE
支持向量机(SVM)	0.358	0.341
极限学习机	0.126	0.175
本文系统所用模型	0.065	0.106

在对本文系统所用气象预测模型训练后, 将最后 10 日的气象监测信息作为其输入, 通过对气象预测结果进行分

析, 验证本文系统在气象预测上的优越性, 实验结果如表 2 所示。分析表 2 发现, 在为期 10 日的气象预测中, 本文系统所使用的气象预测模型展现出了高度的准确性和可靠性, 从 2023 年 3 月 22 日至 3 月 31 日, 每日的天气状况、温度范围以及风向风速预测结果均与实际天气情况保持一致。这表明气象预测模型在经过训练后, 能够有效地利用输入的气象监测信息, 对未来一段时间内的天气变化进行准确预测。实验结果表明, 本文系统在气象预测方面表现出色, 具有显著的优越性, 可应用到实际工作中, 为其提供有力的技术支持和决策依据。

表 2 气象预测结果分析

日期	气象预测结果	是否与实际天气一致
2023/3/22	晴, 温度 1~12 °C, 西风 3 级	一致
2023/3/23	晴, 温度 2~14 °C, 西南风 4 级	一致
2023/3/24	多云, 温度 2~8 °C, 北风 3 级	一致
2023/3/25	小雨, 温度 5~10 °C, 南风 4 级	一致
2023/3/26	晴, 温度 1~6 °C, 北风 6 级	一致
2023/3/27	多云, 温度 2~7 °C, 北风 4 级	一致
2023/3/28	多云, 温度 4~11 °C, 东南风 2 级	一致
2023/3/29	多云, 温度 9~12 °C, 东南风 3 级	一致
2023/3/30	晴, 温度 7~17 °C, 西风 3 级	一致
2023/3/31	晴, 温度 3~10 °C, 北风 4 级	一致

对异常气象信息进行报警提示是本文系统的基本功能, 通过对监测周期内气象信息预警结果进行分析, 验证本文系统的预警性能, 实验结果如图 6 所示。分析图 6 可知, 本文系统展现出卓越的气象信息监测能力, 一旦实时气象监测数据超出设定的安全阈值, 系统会迅速响应, 触动内置触发器机制, 发出报警提示音以引起监测中心的注意, 并将报警信息以邮件方式提供给用户, 确保用户能够及时了解并处理异常气象情况。用户可通过 APP 进行最新气象信息、发展趋势以及预警信息的实时查询, 这不仅提升了用户获取信息的便捷性, 也增强了用户对气象环境的感知能



图 6 气象信息预警结果分析

力。实验结果表明,本文系统可为用户提供全方位气象服务支持,有效保障用户的生产与生活安全。

为分析本文监测系统的综合性能,实验从系统功耗、可靠性以及覆盖范围 3 个方面进行测试分析,实验结果如表 3 所示。分析表 3 可知,本文系统功耗极低。在正常工作状态下,系统的总功耗远低于传统气象监测设备,尤其在待机状态下,功耗几乎可以忽略不计。这一优势使得系统能够在长时间连续工作的同时,有效降低能源消耗,延长设备使用寿命;本文系统在偏远地区或复杂地形中,系统也能保持稳定的信号传输和数据接收。此外,系统的传输距离也远超过传统气象监测设备,为更大范围的气象监测提供了可能。另外,本文系统在极端天气条件下仍能保持正常工作,数据传输不受干扰;在突发事件发生时,系统能够快速响应并恢复正常工作状态。这些结果表明,系统具有较高的抗干扰能力和容错能力,能够在复杂多变的气象环境中稳定运行。

表 3 系统综合性能分析

验项目	测试指标	测试结果	结论
功耗测试	总功耗(正常工作状态)	低于传统设备	功耗极低,有效节约能源
	总功耗(待机状态)	几乎忽略不计	待机功耗极低,延长设备寿命
覆盖范围测试	信号覆盖范围	广泛覆盖,包括偏远地区	覆盖广泛,适应不同环境
	传输距离	远超过传统设备	长距离传输,支持大范围监测
可靠性测试	极端天气条件下的稳定性	保持正常工作	高稳定性,抗恶劣天气
	突发事件发生时的响应速度	快速恢复正常	高容错能力,快速响应
	数据传输干扰情况	无明显干扰	抗干扰能力强,数据传输稳定

4 结束语

本文设计基于窄带物联网(NB-IoT)通信技术的气象信息实时自动监测系统,通过利用 NB-IoT 通信技术使得系统具备低功耗、广覆盖、高可靠等特性,为气象数据的实时采集与传输提供了强大的技术支撑。在 Storm 框架下利用在线序列极限学习机模型实现气象预测,增强了系统处理气象信息的能力的同时,提升了气象预测的准确性和实时性。

参考文献:

- [1] 江 轲, 冯玉田. 基于 ARM 的远程气象监测系统设计与实现 [J]. 工业控制计算机, 2022, 35 (7): 124-126.
- [2] 王新华, 陈 东, 罗 林, 等. 基于 ARM 架构的嵌入式系统在自动气象监测系统的应用: 以 NVST 气象站为例 [J]. 天文研究与技术, 2021, 18 (1): 108-114.

- [3] 李臣辉, 王祖良. 基于物联网技术的气象监测系统设计与实现 [J]. 物联网技术, 2022, 12 (5): 44-45.
- [4] 方 磊, 张 彪, 陈 冲. 一种基于多旋翼无人机的气象数据采集系统设计 [J]. 电子器件, 2022, 45 (1): 215-221.
- [5] 张 霞, 刘文楚, 孟双双, 等. 环境空气质量监测数据采集与传输的标准化研究及设计 [J]. 中国环境监测, 2022, 38 (6): 152-160.
- [6] NEETI N, MURALI C M A, CHOWDARY V M, et al. Integrated meteorological drought monitoring framework using multi-sensor and multi-temporal earth observation datasets and machine learning algorithms: A case study of central India [J]. Journal of Hydrology, 2021, 601 (13): 1-17.
- [7] 王 旭, 王 胜. 基于嵌入式和窄带物联网的农业种植智能测控系统 [J]. 农机化研究, 2023, 45 (7): 191-195.
- [8] 邹小云. 基于图拉普拉斯变换和极限学习机的时间序列预测算法 [J]. 计算机应用与软件, 2021, 38 (4): 288-294.
- [9] 何 颖. 基于 nRF24L01 的无线气象数据采集系统设计 [J]. 微型电脑应用, 2023, 39 (9): 30-32.
- [10] 邢留洋, 何赞园, 汤红波, 等. NB-IoT 技术在 ATCA 监测系统中的应用 [J]. 电讯技术, 2022, 62 (2): 218-224.
- [11] 李 琦, 谢 珺, 张 喆, 等. 基于多模态的在线序列极限学习机研究 [J]. 计算机工程, 2021, 47 (7): 67-73.
- [12] 李济瀚, 李晓理, 王 康, 等. 基于 PCA-OS-ELM 的大气 PM2.5 浓度预测 [J]. 北京理工大学学报, 2021, 41 (12): 1262-1268.
- [13] HONG Z Y, CHEN S L, CHUANG H Y. Smart multi-mode networking architecture using NB-IoT and LoRa with bi-direction communication function for remote monitoring applications [J]. Journal of the Chinese Society of Mechanical Engineers, Series C: Transactions of the Chinese Society of Mechanical Engineers, 2023, 44 (2): 133-142.
- [14] 苏兴龙. 基于 NB-IoT 技术的环境监测系统优化设计 [J]. 粘接, 2024, 51 (3): 185-188.
- [15] 宋汝浩, 李 成, 张 泽, 等. 基于 NB-IoT 的 UPS 智能在线监测系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32 (3): 57-70.
- [16] SHAMOUN-BARANES J, BAUER S, CHAPMAN J W, et al. Meteorological data policies needed to support biodiversity monitoring with weather radar [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2022, 103 (4): 1234-1242.
- [17] HOWELL B, EGAN S, FINE C. Application of microwave space-based environmental monitoring (SBEM) data for operational tropical cyclone intensity estimation at the joint typhoon warning center [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2022, 103 (10): 2315-2322.
- [18] BAKER C B, COSH M, BOLTEN J, et al. Working toward a national coordinated soil moisture monitoring network: vision, progress, and future directions [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2022, 103 (12): 2719-2732.
- [19] 覃永杰. 基于在线序列极限学习机的风电场短期风速预测研究 [J]. 红水河, 2023, 42 (3): 60-65.
- [20] 李明发, 刘 莹, 刘璞瑜, 等. 基于时间序列模型的海南省白纹伊蚊种群动态与气象影响因素研究 [J]. 中国热带医学, 2024, 24 (3): 282-286.