

基于规则控制与 XGBoost 的智能开窗系统设计

曹扬 王强*

(南通大学信息科学技术学院 江苏 南通 226000)

摘要 为了提高开窗系统在雨天及初始工作时的智能性,降低开窗器的能耗损失,设计一款基于规则控制和 XGBoost 算法的智能开窗系统。系统通过使用 ZigBee 技术、使单片机处于停止模式和切断非实时工作模块供电电路降低电路功耗,并综合考虑当前时间、环境和未来 1 小时的降雨概率,通过融合规则控制和 XGBoost 算法预测当前窗户状态。实验结果表明,该系统能在降低功耗的同时实现远程控制和防雨水入户等基础功能,且能学习用户的开关窗习惯,在融合使用规则控制和 XGBoost 算法及综合考虑当前和未来环境后,提高系统的预测准确性。

关键词 智能开窗系统 ZigBee 低功耗 规则控制 XGBoost 算法 预测

中图分类号 TP181 TP273 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.05.031

DESIGN OF INTELLIGENT WINDOWING SYSTEM BASED ON RULE CONTROL AND XGBOOST

Cao Yang Wang Qiang*

(School of Information Science and Technology, Nantong University, Nantong 226000, Jiangsu, China)

Abstract In order to improve the intelligence of the window opening system in rainy days and during the initial operation of the system, and reduce the energy loss of the window opener, an intelligent windowing system based on rule control and XGBoost is designed. The system reduced the power consumption of the circuit by using ZigBee technology, making the singlechip in stop mode and cutting off the power supply circuit of the non-real-time working module. The system comprehensively considered the current time, environment and the probability of rain in the next hour, and predicted the current state of the window by combining rule control with XGBoost. The experimental results show that the system can achieve basic functions such as remote control and preventing rainwater from entering the room while reducing power consumption, and can learn the user's habit of opening and closing windows. The prediction accuracy of the system is improved by combining rule control with XGBoost and considering the current and future environment comprehensively.

Keywords Intelligent window system ZigBee Low power consumption Rule control XGBoost algorithm Prediction

0 引言

用户的开窗行为在调节室内热舒适、改善室内空气质量和降低建筑能耗方面发挥着重要的作用^[1],实现开窗的智能化可以提高用户的生活品质。传统的智能开窗系统一般都由用户通过 App、遥控器等方式主

动控制,或单片机根据多种传感器采集到的环境信息自动控制窗户开关^[2-3],智能化程度不高。智能控制在经历移动设备控制、多种控制方式结合、感应式控制后步入了系统自学习阶段^[4],不同于前三个阶段都由系统被动提供服务,系统自学习可以根据用户操作产生的数据学习不同使用者的行为习惯,并对此建模预测,主动完成操作,更加智能。

为了学习用户的开窗习惯,研究者们使用多种算法建立开窗模型进行预测。Kim 等^[5-6]以室内外温湿度、CO₂ 浓度和 PM_{2.5} 浓度等作为变量,使用逻辑回归算法建立开窗模型,虽然可以直观地了解各因素的重要性,但预测准确度偏低;Wei 等^[7-8]以室内外温度、湿度、风速和日照时长等作为变量,比较了基于逻辑回归、马尔可夫和人工神经网络的开窗模型,表明人工神经网络模型可以获得更真实的估计,但神经网络模型需要大量的数据进行训练;而 Mo 等^[9]使用 XGBoost 算法建立开窗模型,表明 XGBoost 作为一种新的机器学习方法较传统的机器学习更具优势。目前的开窗算法一般都以当前时刻室内外的环境因素、室内人员状态和建筑状况为变量,预测用户的开窗行为^[5-10],在开窗系统中加入开窗算法,系统将随预测结果自动完成开关窗动作。然而,这些开窗算法都只考虑当前的环境因素,将算法嵌入开窗系统后,在下雨天(尤其是梅雨天)这样的多变天气下并不能很好地模拟人的行为习惯。另外,这些开窗算法都通过历史数据学习用户的开窗行为,但是,在实际应用中,当系统刚被使用时,少量的数据并不能很好地体现出用户的行为习惯,直接由算法进行预测将导致预测准确度偏低。

本文使用单片机、传感器和 Android 等技术设计了一款基于规则控制和 XGBoost 算法的智能开窗系统,系统可防盗贼入侵、防雨水入户,可根据环境信息主动完成开关窗操作。考虑到窗户附近一般无插座,系统使用电池为开窗器供电。为了降低电路的能耗,选用低功耗的 ZigBee 模块实现无线通信,同时在空闲时,设置单片机处于停止模式,并使用 PMOS 切断非实时工作模块的供电电路。另外,不同于上述的开窗模型,系统融合规则控制和 XGBoost 算法建立开窗模型,并在以当前时间和环境信息作为变量的基础上增加未来 1 小时降雨概率作为变量,预测当前时刻的窗户状态,不仅可在样本量小时提高预测的准确性,也可在多变天气下减少误判的发生,提高预测准确度的同时,降低电路的能耗。

1 开窗模型

1.1 特征选取

温度、湿度和风速是影响用户热舒适度的重要因素,用户的开窗行为与温湿度和风速密切相关^[11]。同时,降雨情况也会影响用户的开关窗选择,系统在检测到降雨时会自动控制窗户关闭。然而在下雨天,当雨水传感器检测到雨滴而自动关窗后,何时开窗是一个问

题。若仅以当前室外是否降雨作为重新开窗的条件,在下一时刻若突然降雨,窗户将重新关闭,系统判断失误的同时增加了能耗。用户在雨天手动开关窗时,往往根据短期内是否会继续降雨而做出判断。为了更好地模拟用户的开窗习惯,可增加未来 1 小时的降雨概率作为变量。另外,用户的开关窗行为不仅受环境影响,还与时间密切相关,所以一天中的时间同样需要纳入考虑。因此,本文选取当前时间及对应的室内外温湿度、风速、降雨量和未来 1 小时的降雨概率作为变量输入开窗模型。模型并没有考虑窗户的打开程度,而是根据多个变量条件预测输出结果为开窗或关窗,属于二分类问题。

1.2 XGBoost 原理

XGBoost 是近几年机器学习领域中的一种较新算法,它使用分类回归树作为基分类器,以梯度提升的方法进行集成,其原理为通过弱分类器的迭代运算实现强分类器,提升预测速度的同时获得精准分类。

在特征选取后可生成数据集 (x_i, y_i) , $x_i \in R, y_i \in \{-1, +1\}, i = 1, 2, \dots, n$, 其中 x_i 为样本变量, y_i 为样本类别, 本文定义开窗时 y_i 为 1, 关窗时 y_i 为 -1。当有 t 棵回归树时, XGBoost 模型可用式(1)表示:

$$\hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) \quad (1)$$

式中: $\hat{y}_i^{(t)}$ 为第 i 个样本第 t 次迭代时模型的预测值; $\hat{y}_i^{(t-1)}$ 为模型第 $t-1$ 次迭代时的预测值; $f_t(x_i)$ 为新增的树模型。

为了寻找最优算法,需要寻找可以减少损失函数的新的分类器,目标损失函数如式(2)^[9]所示。

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n L(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \sum_{k=1}^t \Omega(f_k) \quad (2)$$

式中: y_i 为实际值; $\hat{y}_i^{(t)}$ 为预测值; L 为实际值与预测值之间的损失函数。为了防止过拟合,目标损失函数定义如式(3)所示的正则化项 $\Omega(f_k)$ 来惩罚损失函数^[13]。

$$\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 \quad (3)$$

将式(1)代入式(2),目标损失函数可转变为:

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n L(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) + C \quad (4)$$

通过二阶泰勒展开简化函数并删除常数项 C 后^[12],目标损失函数可用式(5)表示。

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n \left[g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right] + \Omega(f_t) \quad (5)$$

式中: g_i 和 h_i 分别为损失函数的一阶、二阶导数。将式(3)代入式(5)后,目标损失函数可表示为:

$$Obj^{(l)} = \sum_{j=1}^T \left[\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right) w_j + \frac{1}{2} \left(\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda \right) w_j^2 \right] + \gamma T \quad (6)$$

式中: $I_j = \{i \mid q(x_i) = j\}$ 为叶子 j 的样本组^[12]。当 $w_j = -\frac{G_j}{H_j + \lambda}$ 时,可获得最优目标损失函数:

$$Obj = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + \lambda T \quad (7)$$

式中: $G_j = \sum_{i \in I_j} g_i, H_j = \sum_{i \in I_j} h_i$ 。

1.3 模型建立

开窗模型如图 1 所示,为了提高初始工作时系统的预测准确性,综合使用规则控制和 XGBoost 算法预测当前窗户状态。

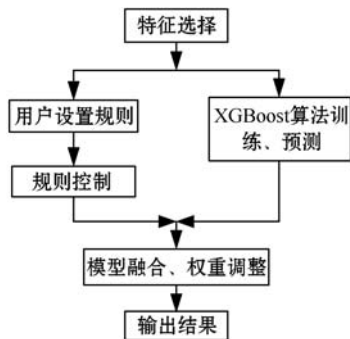


图 1 开窗模型框架

规则控制,即根据用户定义的规则条件控制窗户开关。初始时,用户通过 App 设置开关窗规则,系统根据时间和环境数据是否超过设定的阈值判断窗户状态是否需要改变。同时,系统利用 XGBoost 算法学习历史数据,根据当前时间、环境和未来 1 小时的降雨概率预测当前窗户状态。将规则控制和 XGBoost 预测结果以一定权重相加,可得到最终结果。模型的权重随数据集增加或用户修改规则而变化,当数据集增加时,规则控制的权重减小,而当用户修改规则时,规则控制的权重增大。虽然在系统长期运行的情况下,较使用 XGBoost、人工神经网络之类的机器学习算法预测,使用规则控制的方法控制窗户开关的准确性偏低,智能性偏差,但在系统初始工作时,用户设置的规则与其近期的开窗习惯应较为符合,通过融合规则控制和 XGboost 算法及调整权重可综合规则控制和 XGBoost 算法的优点,提高系统的预测准确性。

2 系统设计

2.1 系统总体设计

如图 2 所示,智能开窗系统包括底层和上层两个

部分。底层由终端、协调器和 4G 模块组成,每个终端使用 ZigBee 终端节点与单片机通过串口相连进行通信,ZigBee 终端加入协调器建立的私有网络中,与协调器形成了一个简单的星形拓扑结构。为了将协调器组建的私有网与互联网连通,协调器与 4G 模块串口通信形成网关。上层包括嵌入规则控制和 XGBoost 算法的服务器和客户端 App,服务器和 App 通过 4G 模块与协调器通信,实现对底层的监测与控制。

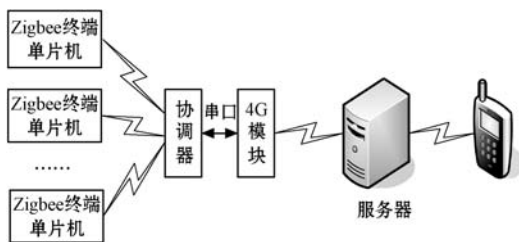


图 2 智能开窗系统总体设计框图

2.2 硬件设计

置于开窗器中的终端由信息采集模块、安防模块、电源模块、无线通信模块和控制模块等组成。终端以 STM32F103RBT6 芯片为控制核心,电路包含多个传感器模块,其中,信息采集模块使用 DHT11 数字温湿度传感器采集室内的温湿度数据,使用霍尔传感器检测窗户开关状态;安防模块使用 HC-SR501 红外传感器检测窗户附近有无人体靠近,使用 MH-RD 雨水传感器检测是否下雨,一旦出现异常,立刻自动关窗。开窗器选用 ULN2003APG 芯片驱动 28BYJ48 型 5 线 4 相减速步进电机转动完成窗户的开关,且使用限位开关控制窗户运动到指定位置后停止。另外,终端使用 PMOS 作为开关,控制电路通断。在电机需要工作时,通过 PMOS 连通步进电机驱动和限位开关的供电电路,其余时间切断供电回路以减少不必要的能耗损失,降低了电路的功耗。

电源模块使用锂电池加 5 V 升压电路为传感器和步进电机等提供 5 V 电压,另使用 AMS1117-3.3 V 稳压芯片将 5 V 电压转为 3.3 V 给单片机供电。

无线通信模块选用 TI 公司的 CC2530 ZigBee 模块,完成终端节点与协调器间的通信。控制模块使用红外遥控接收头接收遥控器发出的指令,再加上客户端 App,用户可以通过遥控器和 App 实现远、近程控制窗户开关,适应多种情形。

2.3 软件设计

2.3.1 底层软件设计

本文使用 IAR Embedded Workbench 和 keil uVision5 完成系统底层的软件设计,图 3 展示了单片机端的主要工作流程。

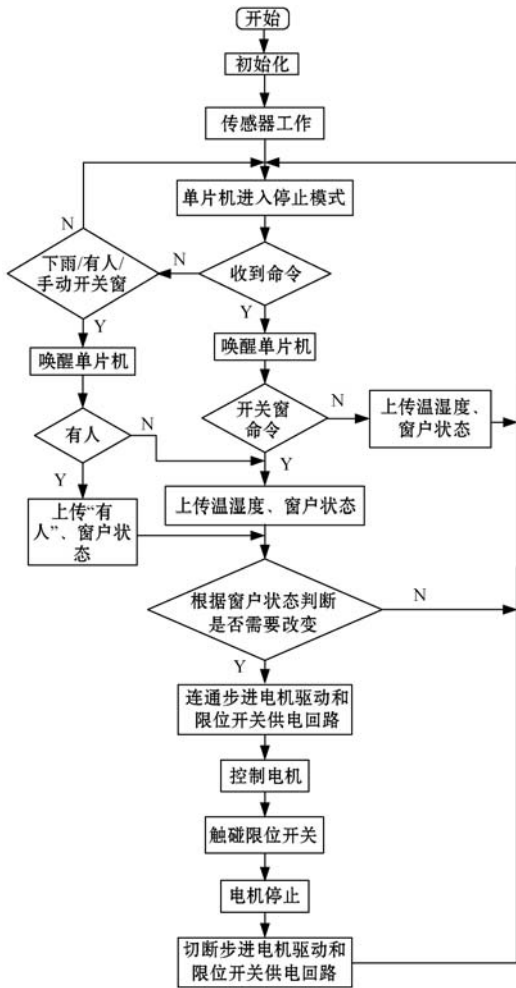


图3 单片机端的工作流程

为了实现防盗贼入侵、防雨水入户及随时接收控制命令等功能,终端需要具备实时性,但作为由电池供电的移动装置,终端同样需要考虑功耗。为了兼顾实时性和低功耗,系统进行了如下设计:

(1) 设置单片机在空闲时进入停止模式,当有命令产生或环境异常时通过外部中断唤醒单片机工作。与单片机正常运行相比,在停止模式下,单片机的工作电流可降低几十毫安。

(2) 对于有一定功耗且不需要实时工作的限位开关和步进电机驱动,在空闲时利用 PMOS 切断其供电回路。当需要改变窗户状态时,外部中断将立刻唤醒单片机,通过设置 IO 口为低电平使 PMOS 导通,步进电机和限位开关开始工作。

开窗器的动作主要受用户命令、服务器自主决策和传感器检测到的环境信息的影响。服务器端在满足开关窗条件时可发送命令给单片机,用户也可通过 App 实现对单片机的远程控制。且为了使用方便,当用户在家时也可通过遥控器直接控制单片机。当接收到用户命令时,若为开关窗命令,则先通过霍尔传感器判断窗户开合状态,再由单片机决策是否开关窗,控制

电机做出相应反应,并将窗户状态和室内温湿度数据经由 ZigBee 模块上传至服务器;若为查询命令,单片机直接上传室内温、湿度等信息。

当未接收到命令时,开窗器的反应由红外传感器和雨水传感器控制。通过外部中断和数模转换,开窗器可实现有人靠近或雨量超过阈值时自动关窗。在传感器检测到异常而关窗后,何时开窗则由服务器通过规则控制和 XGBoost 算法预测或由用户发送命令控制。

图4展示了协调器端的主要工作流程,通过加入协调器组建的私有网络,终端可实现和服务器间的信息交互。在接收到终端数据时,协调器将数据上传至服务器。当命令来自上层时,若命令为用户发出,协调器将直接发送命令到终端;若命令为服务器自主决策结果,协调器先通过 4G 模块发送短信告知用户,若用户无反应,则协调器下发命令,否则协调器发送命令到服务器清除该数据记录。

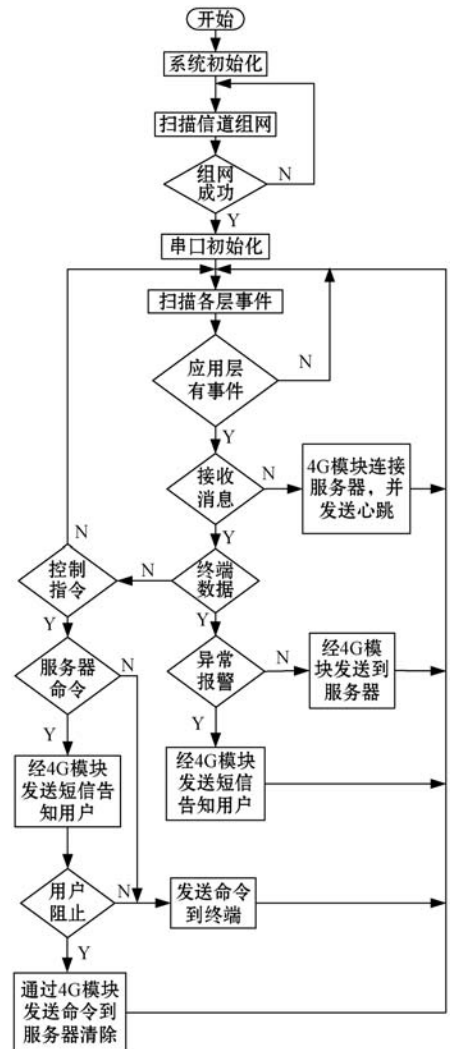


图4 协调器端的工作流程

2.3.2 App 和服务器端软件设计

本文利用 Android Studio 软件,以 Java 语言完成

App 的设计。App 通过 MQTT 协议连接服务器,可实现数据查询、命令交互等功能。为了避免 App 的使用影响手机的性能,将数据处理工作置于服务器中。本文使用腾讯云的云服务器处理数据,服务器端的软件采用 Java 语言开发,通过 Spring Boot 框架完成工程的搭建。服务器端的主要工作包括:

(1) 当终端窗户状态改变时,接收并处理协调器上传的数据,连接和风天气 API,获取当前时刻室外的温度、湿度、风速、降雨量和未来 1 小时的降雨概率,将窗户状态、当前时间及环境数据保存至 MySQL 数据库中。

(2) 定时连接和风天气 API 和发送命令至单片机获取时间和环境数据,将环境和时间数据保存至数据库中,并利用嵌入在服务器中的规则控制和 XGBoost 算法处理数据,将规则控制和 XGBoost 算法预测结果以一定权重融合后得到当前时刻窗户应有的状态。若需改变窗户状态,将命令发送到协调器。

3 实验结果

3.1 功耗测试

经过实验,系统可实现远程控制、信息采集、防盗贼入侵、防雨水入户等基础功能,且能学习用户的行为习惯,并进行自主决策。另外,表 1 对比了空闲时终端在正常状态和低功耗模式下的能耗。在单片机处于停止模式及切断非实时工作模块供电电路后,电路的输入电流下降为 19 mA,较正常模式降低了 81.55%,因此使用低功耗模式较正常模式可以有效降低终端电路的整体能耗,延长了电池的使用时间。

表 1 空闲时不同工作模式下终端能耗比较

模式	电流/mA
正常	103
低功耗	19

3.2 算法预测

为了便于比较,定义模型一和模型二,二者都以当前时间和环境因素作为变量,模型一使用 XGBoost 算法进行预测,模型二融合使用规则控制和 XGBoost 算法。图 5 - 图 7 分别展示了系统初始工作 48 h 内模型一、模型二预测的窗户状态及实际的窗户状态,图中 1 表示窗户打开,0 表示窗户关闭。通过对比可以发现,在系统刚工作的情况下,数据集较小,少量的数据无法使模型一较好地学习用户的开窗习惯,因此与模型二相比,模型一的预测准确度偏低。

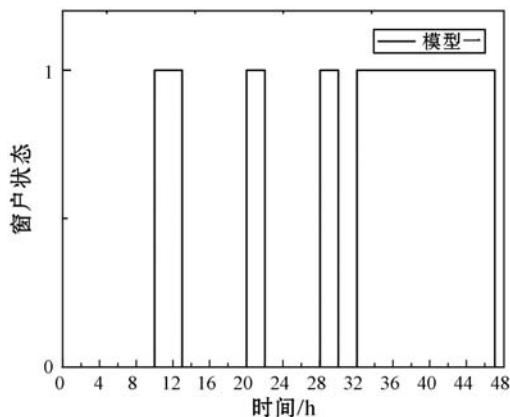


图 5 48 h 内模型一预测窗户状态结果

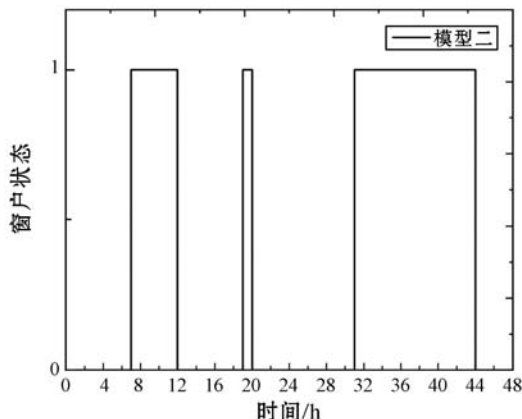


图 6 48 h 内模型二预测窗户状态结果

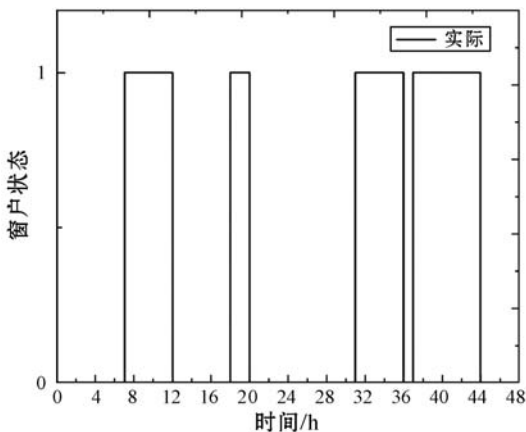


图 7 48 h 内窗户实际状态

为了更好地比较模型一和模型二,本文收集了系统运行一段时间后的实验数据。且为了评估模型一和模型二的准确性,引入了如表 2 所示的混淆矩阵。通过混淆矩阵,模型的预测准确度可用式(8)表示。

表 2 开窗模型的混淆矩阵

预测	实际	
	开窗	关窗
开窗	TP	FN
关窗	FP	TN

$$A_{cc} = \frac{T_P + F_N}{T_P + F_P + F_N + T_N} \quad (8)$$

当分类不均匀时,准确度不足以评价模型的准确性^[13]。为了更好地评估模型,可另外加上召回率、精度和 F1 分数来共同衡量,召回率、精度和 F1 分数可分别用式(9) - 式(11)表示。

$$R_{\text{recall}} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (9)$$

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_p}{T_p + F_P} \quad (10)$$

$$F_1 = \frac{2 \times R_{\text{recall}} \times P_{\text{recision}}}{R_{\text{recall}} + P_{\text{recision}}} \quad (11)$$

表 3 对比了模型一和模型二的性能,由表 3 可知,模型二的准确度、召回率、精度和 F1 分数都大于模型一。因此,融合规则控制和 XGBoost 算法可提高开窗模型的预测准确性。

表 3 模型一与模型二性能评估对比

模型	评估			
	准确度/%	召回率	精度	F1 分数
模型一	84.17	0.77	0.81	0.79
模型二	89.58	0.82	0.90	0.86

另外,为了验证加入降雨概率是否可以提高模型的预测准确性,定义模型三,模型三在模型二的基础上增加了未来 1 小时的降雨概率作为特征变量。如表 4 所示,与模型二相比,模型三的准确度、召回率、精度和 F1 分数都略高。因此,与只考虑当前环境相比,综合考虑当前环境和未来 1 小时的降雨概率更符合用户在下雨天的开窗习惯。

表 4 模型二与模型三性能评估对比

模型	评估			
	准确度/%	召回率	精度	F1 分数
模型二	89.58	0.82	0.90	0.86
模型三	91.25	0.84	0.93	0.88

4 结 语

本文设计了一款基于规则控制和 XGBoost 算法的低功耗智能开窗系统,通过在空闲时使单片机运行在停止模式及切断非实时工作模块的供电电路,并在预测当前是否需要开窗时融合规则控制和 XGBoost 算法进行预测,及综合考虑当前环境和未来 1 小时的降雨概率,提高了开窗的智能性并最大限度地降低了电路的能耗。在用户外出及在家却忘记开窗时,该系

统可在低功耗的同时主动为用户提供开关窗服务,起到了安防和维持室内舒适的作用,具有一定的应用场景。目前,该系统只考虑了上述的时间及环境因素为了提高用户的生活品质,未来将在低功耗的前提下把更多的因素纳入考虑。

参 考 文 献

- [1] Pan S, Xiong Y Z, Han Y Y, et al. A study on influential factors of occupant window-opening behavior in an office building in China[J]. Building and Environment, 2018, 133: 41 - 50.
- [2] 杨锦辉,王开心,黄艾璇,等. 基于物联网的智能窗户系统设计实现[J]. 物联网技术, 2020, 10(4): 76 - 79.
- [3] 李敏,孙学龙,李均,等. 基于 ZigBee 技术的多传感器智能窗设计[J]. 实验科学与技术, 2018, 16(5): 22 - 25.
- [4] 郭昱慧. 基于 ZIGBEE 的智能家居系统的研究与实现[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2018.
- [5] Kim H, Hong T, Kim J M. Automatic ventilation control algorithm considering the indoor environmental quality factors and occupant ventilation behavior using a logistic regression model[J]. Building and Environment, 2019, 153: 46 - 59.
- [6] 郭雪丽. 西安地区过渡季节居住建筑人员开窗行为研究[D]. 西安: 长安大学, 2019.
- [7] Wei Y X, Yu H W, Pan S, et al. Comparison of different window behavior modeling approaches during transition season in Beijing, China[J]. Building and Environment, 2019, 157: 1 - 15.
- [8] 孟庆龙,郭雪丽,熊樱子,等. 基于 BP 神经网络的办公建筑人员开窗行为预测方法[J]. 建筑科学, 2018, 34(10): 103 - 108.
- [9] Mo H, Sun H J, Liu J J, et al. Developing window behavior models for residential buildings using XGBoost algorithm[J]. Energy & Buildings, 2019, 205: 109564.
- [10] 李斐,郑恒杰,周斌,等. 建筑室内人员开窗行为的驱动因素及模型算法综述[J]. 制冷与空调(四川), 2020, 34(1): 127 - 138.
- [11] Dai X L, Liu J J, Zhang X. A review of studies applying machine learning models to predict occupancy and window-opening behaviours in smart buildings[J]. Energy & Buildings, 2020, 223: 110159.
- [12] 陈明华,刘群英,张家枢,等. 基于 XGBoost 的电力系统暂态稳定预测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1026 - 1034.
- [13] 王庆,姚康. 基于随机子空间集成学习的中小企业信用评估方法研究[J]. 上海管理科学, 2018, 40(3): 94 - 97.