

基于 IPSO 优化 BP 神经网络的蛋鸡舍有害气体监测系统

杨断利¹ 李 今¹ 陈 辉² 耿浩川³ 王德贺² 张 然¹

(1. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001; 2. 河北农业大学动物科技学院, 保定 071000;
3. 辛集市动物疫病预防控制中心, 辛集 052360)

摘要: 为实现蛋鸡养殖过程有害气体浓度监测,改善复杂环境下常用气体传感器之间因存在交叉敏感性而导致测量数据不准确的问题,设计了基于 IPSO 优化 BP 神经网络模型的有害气体监测系统。选用无线 ZigBee 模块、传感器模块和 STM32 模块,搭建了蛋鸡舍各点数据采集硬件平台,利用 GPRS 远程通信模块将平台采集到的数据传输至服务器,同时开发手机 APP 软件,对有害气体进行实时监测。利用权重线性递减及改进学习因子的 IPSO 算法,对 BP 神经网络进行优化,利用优化后的网络对气体传感器采集到的数据进行处理,有效提高了有害气体的数据精度。利用该系统对河北省保定市某鸡舍有害气体进行测试实验,将传感器测量值与真实值进行对比分析,验证了利用 IPSO 优化 BP 神经网络模型的有效性。测试表明,SGP30 型二氧化碳传感器测量精度由 81.75% 提升到 94.69%,MQ135 型氨气传感器由 61.83% 提升到 91.23%,MQ137 型氨气传感器由 70.18% 提升到 91.23%,MQ136 型硫化氢传感器由 62.35% 提升到 92.80%,TGS2602 型硫化氢传感器由 62.97% 提升到 92.80%。本研究为蛋鸡养殖过程中有害气体的精确监测提供了新方法。

关键词: 蛋鸡舍; 有害气体; 监测系统; 粒子群; BP 神经网络

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)04-0327-09

OSID: 

Monitoring System of Harmful Gas in Layer House Based on Improved Particle Swarm Optimization BP Neural Network

YANG Duanli¹ LI Jin¹ CHEN Hui² GENG Haochuan³ WANG Dehe² ZHANG Ran¹

(1. College of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China
2. College of Animal Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071000, China
3. Animal Disease Prevention and Control Center of Xinji City, Xinji 052360, China)

Abstract: In order to monitor the concentration and improve the accuracy of harmful gases during layer breeding, the monitoring system based on improved particle swarm optimization back propagation (BP) algorithm was developed. Wireless ZigBee module, sensor module and STM32 module were used to construct the data collection hardware platform at each point of the layer house, the general packet radio service remote communication module was used to transmit the data to the server, the mobile application (APP) software platform was developed to monitor the layer house in real-time. Based on the linearly decreasing weight and the improved learning factor strategy, the particle swarm optimization BP pattern recognition algorithm was used to process the data. Because of the cross-sensitivity caused by common gas sensors in complex environments, the data was not accurate, to improve the accuracy of harmful gas, improved particle swarm optimization optimized BP neural network model was developed. The environmental monitoring data of a chicken house in Baoding, Hebei Province was analyzed, and the effectiveness of the improved particle swarm optimization BP neural network model algorithm was verified by comparing the measured value with the real value of the sensor. The measurement accuracy of the SGP30 carbon dioxide was increased from 81.75% to 94.69%, the measurement accuracy of the MQ135

收稿日期: 2020-10-19 修回日期: 2020-12-26

基金项目: 国家蛋鸡产业技术体系项目(CARS-40-K20)、农业高质量发展关键共性技术攻关专项(20326609D)和山东省重大创新工程项目(2019JZZY020611)

作者简介: 杨断利(1973—),女,副教授,主要从事计算机检测与控制研究,E-mail: 502217591@qq.com

通信作者: 陈辉(1981—),女,副教授,主要从事禽舍环境与工程研究,E-mail: 1173227666@qq.com

ammonia was increased from 61.83% to 91.23% , that of the MQ137 ammonia was increased from 70.18% to 91.23% , that of the MQ136 hydrogen sulfide was increased from 62.35% to 92.80% , and that of TGS2602 hydrogen sulfide was increased from 62.97% to 92.80% . The design process of terminal collection node, server and mobile phone APP in layer house environment was given. The functions of the system were verified by experiments.

Key words: layer house; harmful gas; monitoring system; particle swarm; BP neural network

0 引言

封闭蛋鸡舍环境中存在多种有害气体,主要包括氨气、硫化氢、二氧化碳等^[1]。有害气体的存在会对蛋鸡的健康和生产性能产生不同程度的危害^[2-4]。有害气体中的硫化氢容易引起鸡的肺部水肿,氨气容易引起鸡眼结膜发炎,二氧化碳浓度过高容易引起鸡呼吸困难^[5-7]。目前,部分蛋鸡舍养殖条件较差,没有安装对养殖环境进行有效监测和调控的设备^[8-9]。部分鸡舍安装有养殖环境监控设备,但往往将传感器测量的有害气体浓度数据直接用于系统调控,而并未对数据进行分析 and 处理^[10]。气体传感器存在的交叉敏感性问题往往导致测量结果误差较大。

近年来,国内外对 BP 神经网络算法的研究已经相对成熟,BP 神经网络以其非线性映射及并行处理的能力,常被用于解决因交叉敏感性而导致气体传感器测量精度不够的问题。但是,BP 神经网络算法在训练过程中存在易陷入局部极小值的情况,致使测量精度的提高程度往往并不理想。为了进一步提高测量精度,利用改进粒子群算法(Improved particle swarm optimization,IPSO)优化 BP 神经网络模型,可明显改善 BP 神经网络易陷入局部极小值的现象。

国内对鸡舍有害气体监测系统的研究主要集中在数据采集和传输技术方面^[11-13],利用智能算法对鸡舍有害气体数据进行处理的相关研究较少,本文设计开发蛋鸡舍有害气体监测系统,融合 ZigBee 无线传输^[14-16]、传感器、STM32 技术及智能算法,对目前鸡舍监控系统常用的 MQ137、MQ136、MQ135、TGS2602 和 SGP30 5 种型号传感器采集得到的数据进行优化处理,以期改善现有鸡舍监控系统性能提供新方法。

1 系统总体设计

鸡舍有害气体监测系统由 3 部分构成:有害气体数据采集端、服务器端和手机 APP 端。数据采集端利用 ZigBee 节点自组网形成无线传感器网络,将传感器采集得到的数据无线传输至协调器,协调器利用串口将数据传送至 STM32 模块,并保存至 SD 卡中。读取 SD 卡数据,利用 IPSO 优化 BP 神经网络模型,利用数据进行训练,从而得到优化模型。STM32 利用 GPRS 模块进行远程连接,连接到服务器后,将数据传输至数据库进行保存。同时开发手机 APP 软件同步服务器数据,实现传感器数据实时显示,并可进行阈值设置,实现自动报警等功能。鸡舍有害气体监测系统总体结构如图 1 所示。

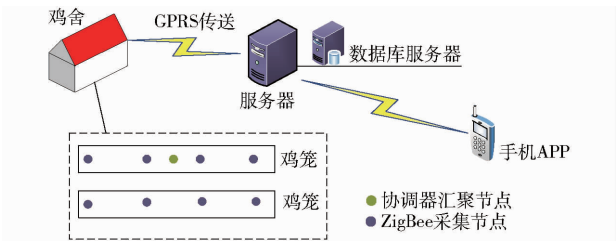


图 1 鸡舍有害气体监测系统总体结构图
Fig. 1 General structure of harmful gas monitoring system in chicken house

2 数据采集端设计

2.1 ZigBee 采集节点设计

为了充分测量鸡舍内部多点有害气体浓度,系统采用 8 个 ZigBee 终端节点采集数据,1 个 ZigBee 协调器节点接收数据。采用点对点通信方式,终端节点只能和协调器进行通信,其他任意两节点间都不能进行通信,确保了数据传输的安全性和可靠性^[17]。每个终端节点连接 5 种型号传感器,各传感器的原理均为传感器的阻值变化引起电压变化从而反映浓度变化,各传感器参数见表 1。

表 1 传感器参数
Tab. 1 Sensor parameters

参数	MQ137 型	MQ135 型	MQ136 型	TGS2602 型	SGP30 型
检测气体类型	氨气	氨气	硫化氢	硫化氢	二氧化碳
灵敏度 S	≥3	≥5	≥3	≥3	≥5
检测质量浓度/(mg·m ⁻³)	3.48 ~ 348.28	6.97 ~ 696.56	1.52 ~ 304.25	0 ~ 45.64	0 ~ 11 788

注:S 为洁净空气下传感器敏感体表面电阻与一定浓度下传感器敏感体表面电阻之比。

ZigBee 协调器数据接收过程如图 2 所示, ZigBee 协调器上电, 系统初始化并设定数据接收总时间, 搜索信道并创建网络, 若有节点成功加入, 则协调器为该节点分配网络地址并绑定, 然后进行数据的接收和存储, 同时根据数据接收总时间判断继续或结束。ZigBee 终端节点利用 5 种型号传感器对有害气体的浓度进行采集。ZigBee 终端节点数据采集过程如图 3 所示, 终端节点上电, 系统初始化并设定数据采集间隔及采集总时间, 发送加入网络信息至协调器, 若成功入网, 则每隔 5 min 采集并发送一次数据至协调器, 直至达到数据采集总时间。

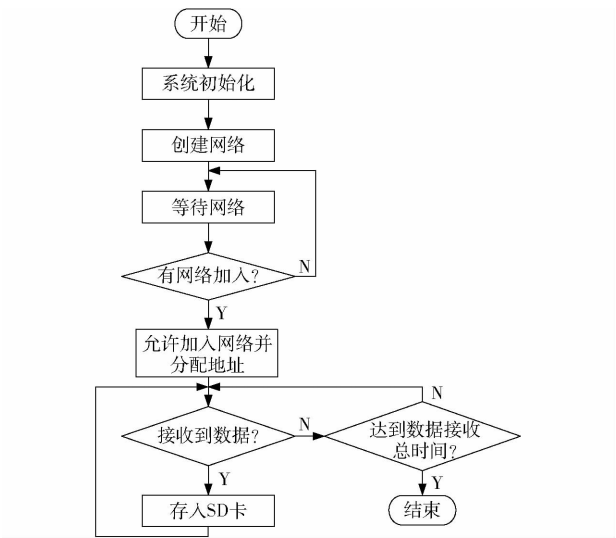


图 2 ZigBee 协调器数据接收流程图

Fig. 2 ZigBee coordinator data receiving flow chart

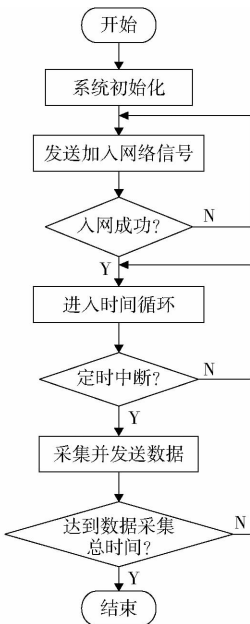


图 3 ZigBee 终端数据采集流程图

Fig. 3 Data acquisition flow chart of ZigBee terminal

2.2 STM32 单片机模块设计

采用 STM32F103RCT6 单片机进行数据的接收

和传输,GPRS 模块选择 USR – GM3,ZigBee 协调器和 USR – GM3 模块与单片机通信方式均采用串口通信。STM32 有多个串口,本次蛋鸡舍有害气体监测系统利用串口 1 和串口 2 进行开发,电路原理如图 4 所示,将协调器的 P0_2、P0_3 引脚分别连接 STM32 的 PA9 (UART1_TX)、PA10 (UART1_RX) 引脚,USR – GM3 模块的 TXD、RXD 引脚分别连接 STM32 的 PA3 (UART2_RX)、PA2 (UART2_TX) 引脚,系统电压为 5 V。

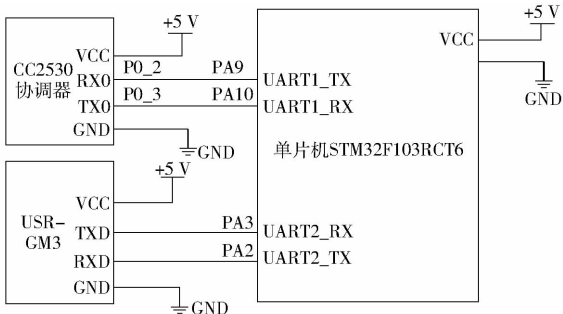


图 4 STM32 单片机电路原理图

Fig. 4 STM32 MCU circuit schematic

STM32 单片机主程序流程图如图 5 所示,初始化完成后,发送 AT 指令登录服务器;登录成功后,单片机进行数据读取;读取到数据后对数据进行解析,并将数据存储至 SD 卡;最后发送至服务器端。发送成功后,清空标志位并返回,读取下一个要发送的数据,继续上述过程,直至所有数据发送完成。

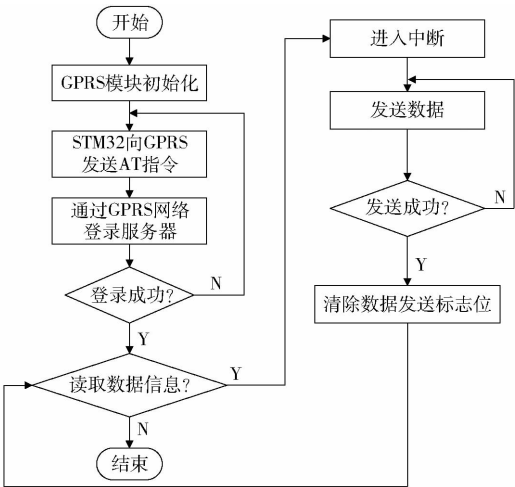


图 5 硬件端主程序流程图

Fig. 5 Hardware main program flow chart

2.3 系统算法设计

2.3.1 BP 神经网络

蛋鸡舍有害气体监测系统采用 5 种传感器构成的阵列对鸡舍中 3 种有害气体进行检测,设 a_1 、 a_2 和 a_3 分别为 3 种有害气体浓度,传感器阵列对这 3 种有害气体的测量输出值 d_i ($i = 1, 2, 3, 4, 5$) 是一个非线性方程组,表示为

$$\begin{cases} d_1=f_1(a_1,a_2,a_3) \\ d_2=f_2(a_1,a_2,a_3) \\ d_3=f_3(a_1,a_2,a_3) \\ d_4=f_4(a_1,a_2,a_3) \\ d_5=f_5(a_1,a_2,a_3) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $f_i(a_1,a_2,a_3)$ ——浓度与传感器响应值之间的映射关系

将式(1)简写成

$$\boldsymbol{D}=\boldsymbol{F}(\boldsymbol{A})$$

其中

$$\boldsymbol{A}=(a_1,a_2,a_3)$$

$$\boldsymbol{D}=(d_1,d_2,d_3,d_4,d_5)$$

$$\boldsymbol{F}=(f_1(\cdot),f_2(\cdot),f_3(\cdot),f_4(\cdot),f_5(\cdot))$$

式中 $\boldsymbol{A}$ ——浓度向量

$\boldsymbol{D}$ ——传感器响应值向量

$\boldsymbol{F}$ ——浓度向量与传感器响应值向量之间的映射关系向量

可以简单描述为

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{H}(\boldsymbol{D}) \quad (2)$$

因此,为了求得 $\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{A}$,须求 $\boldsymbol{H}=\boldsymbol{F}^{-1}$,所以建立 BP 神经网络求出传感器响应输入与真实气体浓度输出之间的非线性关系。

建立优化蛋鸡舍内多气体传感器数据监测的 BP 神经网络模型,如图 6 所示,采用隐含层数为 1 的 3 层网络结构,输入层为 5 种型号传感器测量数据,输出层为 3 种气体真实值,隐含层神经元个数计算式为

$$N_H=\sqrt{N_i+N_0}+L \quad (L=0,1,\cdots,10) \quad (3)$$

式中 N_H ——隐含层神经元个数

N_i ——输入层神经元个数

N_0 ——输出层神经元个数

L ——常数

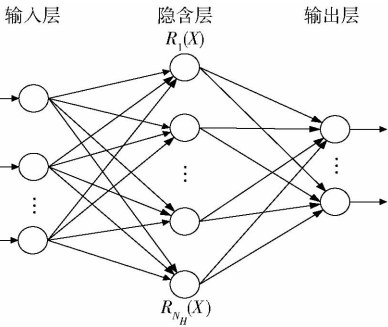


图 6 BP 神经网络结构
Fig. 6 BP network structure

本次实验综合鸡舍内 8 个节点的数据进行 BP 神经网络模型训练,每个节点 140 个数据样本,共 1 120 个数据样本,随机选用 1 000 个作训练样本,剩余 120 个作测试样本。每个样本有 5 个输入,3 个输出。通过反复实验确定隐含层的传递函数为

sigmoid,输出层的传递函数为 purelin。在定义输入向量和输出向量时,对样本实验数据进行归一化处理,计算式为

$$Y=\frac{(Y_{\text{MAX}}-Y_{\text{MIN}})(x-x_{\text{min}})}{x_{\text{max}}-x_{\text{min}}}+Y_{\text{MIN}} \quad (4)$$

式中 x_{max} ——同一传感器响应值的最大值

x_{min} ——同一传感器响应值的最小值

Y_{MAX} ——归一化最大值,取 1

Y_{MIN} ——归一化最小值,取 -1

根据式(3)确定隐含层神经元个数为 4~13,分别选取不同数量神经元的神经网络输出值与真实值进行对比,其平均相对误差对比结果如表 2 所示。结果表明,神经元个数为 10 时,3 种气体的平均相对误差的平均数最小。所以最终选取隐含层节点个数为 10。

表 2 不同隐含层神经元数的神经网络输出值与真实值
平均相对误差

Tab. 2 Average relative error between the output value and the real value of the neural network with different hidden layers

BP 神经网络 隐含层神经 元个数	二氧化碳 平均相对 误差/%	氨气平均 相对误差/ %	硫化氢 平均相对 误差/%
4	9.33	14.99	10.93
5	8.89	15.45	17.43
6	9.84	15.81	11.31
7	8.70	15.87	9.70
8	10.25	17.47	15.80
9	9.60	13.91	16.84
10	8.53	13.83	10.68
11	8.35	16.22	11.66
12	9.06	15.27	10.82
13	8.89	18.24	10.04

2.3.2 粒子群原理及改进

(1)粒子群原理

KENNEDY 等^[18]于 1995 年提出了粒子群优化算法。该算法因其简单易懂、容易求得网络全局的最优解,已经被广泛应用于很多领域^[19-23]。本实验利用它优化 BP 神经网络存在的收敛速度慢、局部极小等问题。该算法中粒子依据自身以及其他粒子移动经验来改变并调节自身移动,适应度函数决定粒子质量^[18]。所有粒子调整依据为

$$v_{i+1}=\omega v_i+c_1r_1(p_{\text{best}}[i]-x_i)+c_2r_2(g_{\text{best}}[i]-x_i) \quad (5)$$

$$x_{i+1}=x_i+v_i \quad (6)$$

式中 c_1 、 c_2 ——学习因子,常数,通常取 2

ω ——惯性权重

r_1 、 r_2 ——0~1 间的随机数

$p_{\text{best}}[i]$ ——粒子个体经历过的“最好”位置

$g_{\text{best}}[i]$ ——群体经历过的“最好”位置

v_i ——粒子当前速度 x_i ——粒子当前位置
(2) 学习因子和惯性权重改进

本实验设计粒子在初始搜索时有大的个体认知,小的群体认知。在结束时,有小的个体认知和大的群体认知。研究动态调整惯性权重 ω 策略时,发现权重 ω 较大时,搜索时易于跳出局部极小,权重 ω 较小时,算法收敛良好,因此本次实验最终采取权重线性递减策略实现前期搜索中的全局作用,后期搜索的局部作用。 c_1 、 c_2 、 ω 计算式为

$$c_1 = (c_s - c_e) \frac{m_j - m_i}{m_j} + c_e \quad (0 < c_e < c_s \leq 4) \quad (7)$$

$$c_2 = 4 - c_1 \quad (8)$$

$$\omega = (\omega_s - \omega_e) \frac{m_j - m_i}{m_j} + \omega_e \quad (0.1 < \omega_e < \omega_s \leq 0.9) \quad (9)$$

式中 m_j ——最大迭代次数
 m_i ——当前迭代次数
 c_s —— c_1 初始值,取 4
 c_e —— c_1 最终值,取 1
 ω_s ——权重 ω 初始值,取 0.9
 ω_e ——权重 ω 最终值,取 0.4

由图 7 可知,改进后粒子群适应度收敛速度更快,不易陷入局部极小值。

经重复实验最终确定迭代次数为终止条件并设置为 30,种群规模设置为 20。然后进行种群初始化,以给定训练样本集的神经网络输出均方误差作为神经网络训练问题的适应度函数,迭代寻优更新,最终根据判断条件终止。将 IPSO 算法作用于 BP 神经网络,图 8 为 IPSO 优化 BP 神经网络流程图。

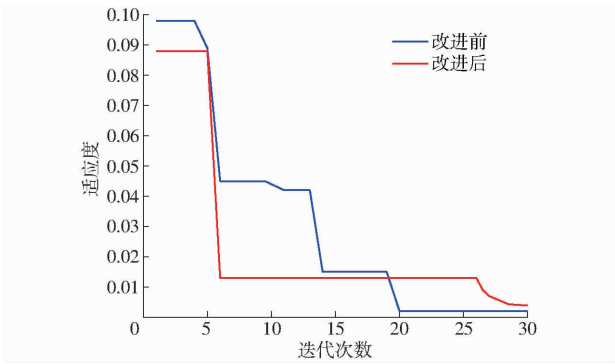


图 7 改进前后适应度与迭代次数关系曲线

Fig.7 Relationship curves between fitness value and iteration times before and after improvement

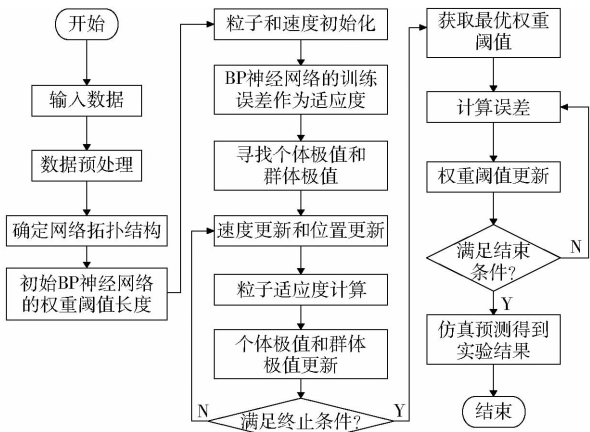


图 8 IPSO 优化 BP 神经网络流程图

Fig. 8 IPSO optimized BP flow chart

3 服务器端设计

服务器端程序采用 Java Mina 框架。如图 9 所示,在主类 MinaServer 中分别开启 STM32 硬件端监

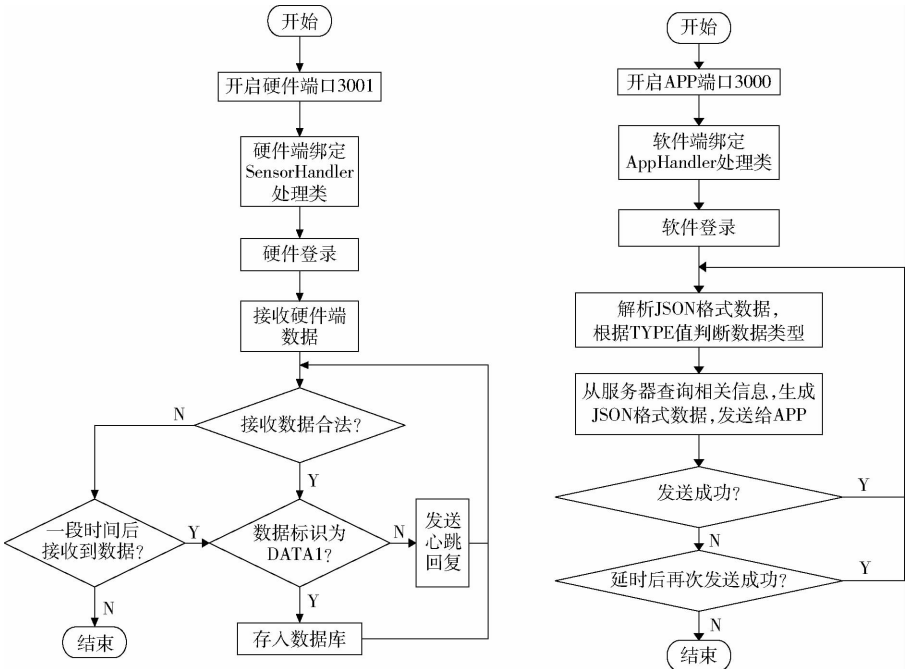


图 9 服务器端程序流程图

Fig.9 Server-side program flow chart

听端口 3001 和手机 APP 端监听端口 3000,并分别绑定 SensorHandler 处理类和 AppHandler 处理类。硬件端登录成功后,服务器端利用 SensorHandler 处理类进行数据标识 DATA1 的判断,若为 DATA1 则将数据存入数据库,否则发送心跳回复给硬件端。若一段时间后仍未接收到数据证明硬件端与服务器断连,则结束。手机 APP 软件登录成功后,在 AppHandler 类的 messageReceived 方法中,利用 JSONObject 解析 APP 发送的 JSON 格式的数据,然后通过 receivejson. getInt(“TYPE”)获取 TYPE 类型,在 switch(TYPE)中判断类型值然后执行对应代码,并发送数据给手机 APP。判断是否成功发送数据,若发送成功,则继续监听并解析收到的数据,否则延时一段时间再次发送,若仍未发送成功则证明服务器与手机 APP 断连,则结束。

4 手机 APP 端设计

手机 APP 设计时采用一个 Activity 管理多个

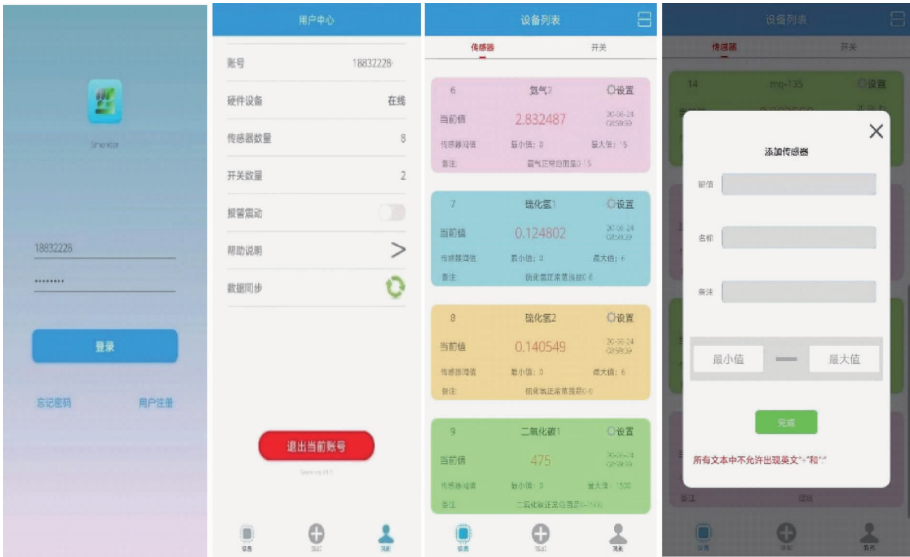


图 11 手机 APP 界面
Fig. 11 Mobile APP interface

5 实验

2020 年 8 月 8 日在河北省保定市某封闭式养鸡场鸡舍进行测试实验。鸡舍内部尺寸为长 27 m,宽 7 m,檐高 2.3 m,顶高 2.7 m,2 列鸡笼,每列鸡笼共 3 层,饲养 2 500 只鸡。为了充分地掌握鸡群各点气体浓度信息,如图 1 所示在每列鸡笼上均匀布置 4 个采集节点,共 8 个采集节点,8 个采集节点分别布置在鸡笼下鸡粪传送带上方约 5 cm 处。1 个协调器采集节点置于一侧鸡笼的中间位置。由于鸡舍中有害气体主要是粪便发酵产生的^[25],并且由于北方夏季高温高湿的条件相较于其他 3 个季节更易

Fragment 的方式,这种方式的优点是界面切换方便^[24],在每一个 Fragment 类中,首先重写 onCreateView 方法,应用该方法调用 LayoutInflater 对象的 inflate 方法,用来设置显示界面和定义控件,利用 View.findViewById 方法将控件的 ID 传入,即可获得布局控件的实例对象,在代码中可动态管理控件的位置、文本和颜色信息。如图 10 所示,主活动 MainActivity 管理欢迎、登录、修改密码、注册账号和主界面,主界面中关联我的界面和设备界面,设备界面下关联开关界面和传感器界面。手机 APP 主要开发界面如图 11 所示。

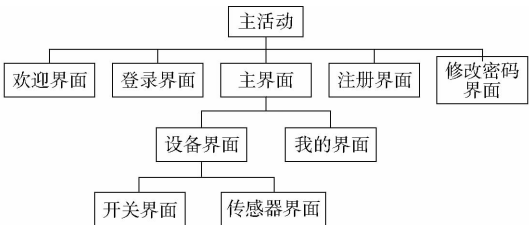


图 10 手机 APP 框架
Fig. 10 Mobile APP framework

促使粪便发酵,从而导致有害气体浓度相较其他 3 个季节变化更快、浓度更高,所以在本次实验中,测量季节选定为夏季。为了降温,夏季白天鸡舍一直处于通风状态,通风时间段为 08:00—20:00。为了检验系统能否正常工作,系统安装时间为 18:00,在 18:00—20:00 通风时间段内,系统测量到的氨气质量浓度保持在 1.60 mg/m³ 左右,硫化氢质量浓度保持在 0.15 mg/m³ 左右,二氧化碳质量浓度保持在 1 334 mg/m³ 左右,系统工作正常。由于在通风时间段,气体浓度没有大的变化且较低,所以主要选择不通风的时间段进行数据采集。在风机停止工作的 20:00 至次日 08:00 共进行了 12 h 的数据采

集,采集工作顺利完成。在数据采集期间,传感器每隔 5 min 进行一次采集,为了将传感器测量值与有害气体真实值进行对比,采用保时安 BH-90A 型精密手持测量仪对各节点的数据进行采集,将手持仪采集到的数据作为真实值。考虑到人员频繁进入鸡舍会使鸡产生应激反应,并且气体浓度在 30 min 内的变化相对稳定,因此间隔 30 min 依次对 8 个采集节点利用手持仪进行测量。鸡舍内布置的 8 个节点共采集数据 1 120 个,达到了实验预期,证实了该系统的可行性。

经统计分析采集的 1 120 个数据样本,可以看出各传感器的测量值与真实值误差较大,如表 3 所示。

表 3 各传感器测量值与真实值误差对比
Tab.3 Comparison of error range between measured and true values of each sensor

传感器型号	传感器测量值与真实值误差/ ($\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$)	传感器测量值与真实值 相对误差/%
SGP30	295 ~ 982	11 ~ 29
MQ135	1. 60 ~ 3. 83	29 ~ 46
MQ137	0. 84 ~ 2. 72	22 ~ 34
MQ136	0. 12 ~ 0. 29	32 ~ 45
TGS2602	0. 09 ~ 0. 33	31 ~ 42

分别利用 BP 神经网络模型和 IPSO 优化 BP 神经网络模型对 1 000 个样本训练完成后,保存网络,并利用 120 个测试样本进行测试,为了能在图中清晰地展现结果,随机选取 20 个测试样本数据作图,测试结果如图 12 所示。可以看出,利用 BP 神经网络模型处理后的数据比传感器测量数据接近真实值,IPSO 优化 BP 神经网络模型处理后的数据,相比于 BP 神经网络模型处理后的数据更进一步接近

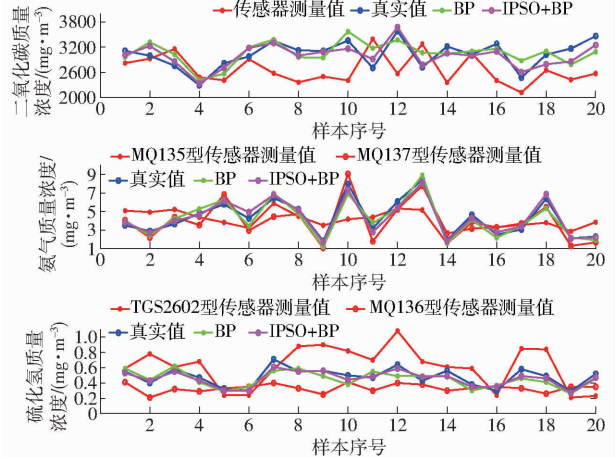


图 12 传感器测量值和神经网络模型优化值对比结果
Fig. 12 Comparison between sensor measurements and neural network optimization values

真实值。
为了更客观地对模型进行评价,利用平均相对误差百分比和拟合优度两种评价指标对两种模型的处理结果进行对比。表 4 为 120 个测试样本在 BP 神经网络模型和 IPSO 优化 BP 神经网络模型下平均相对误差和决定系数的对比结果,从表 4 可以看出,利用 IPSO 优化 BP 模型优化鸡舍内有害气体数据,平均相对误差和拟合优度均优于 BP 神经网络模型。经 IPSO 优化 BP 神经网络后二氧化碳、氨气、硫化氢的平均相对误差为 5.32%、8.78% 和 7.20%,优化效果良好。

表 4 2 种模型处理结果对比
Tab.4 Comparison of processing results of two models

模型	平均相对误差/%			决定系数		
	二氧化碳	氨气	硫化氢	二氧化碳	氨气	硫化氢
BP	8. 53	13. 84	10. 69	0. 60	0. 95	0. 82
IPSO + BP	5. 32	8. 78	7. 20	0. 81	0. 98	0. 91

由表 5 可以看出,各传感器数据精度均有提高,其中 SGP30 型、MQ135 型、MQ137 型、MQ136 型和 TGS2602 型传感器精度分别提高了 12.94、29.4、21.05、30.45、29.83 个百分点。实验结果表明,基于 IPSO 优化 BP 神经网络模型将传感器测得的数据进行优化处理,提高了有害气体数据精度,改善了传感器之间的交叉敏感问题。

表 5 各传感器测量数据优化前后精度对比
Tab.5 Comparison of measurement accuracy of each sensor before and after optimization %

传感器型号	传感器 平均测 量精度	BP 神经网络 优化后平均 测量精度	IPSO 优化 BP 神经网络处理后 平均测量精度
SGP30(二氧化碳)	81.75	91.47	94.69
MQ135(氨气)	61.83	86.16	91.23
MQ137(氨气)	70.18	86.16	91.23
MQ136(硫化氢)	62.35	89.31	92.80
TGS2602(硫化氢)	62.97	89.31	92.80

6 结束语

以封闭蛋鸡舍有害气体精确监测为目的,设计并实现了结合 ZigBee 技术、STM32 技术及 IPSO 优化 BP 神经网络智能算法的有害气体精确监测系统。系统实现了气体数据采集和存储、GPRS 模块远程上传、手机 APP 端实时显示及数据超出阈值进行振动报警等功能。针对气体传感器因存在交叉干扰而导致鸡舍有害气体数据精度较低的问题,采用 IPSO 优化 BP 神经网络模型优化气体传感器测得的数据,有效提高了数据精度。实验结果表明,监测系

统运行良好,实现了系统设计的功能,同时,利用 IPSO 优化 BP 神经网络模型处理后,3 种有害气体的平均测量精度均不小于 91.23%,能够满足对鸡

舍有害气体精确监测的要求。该系统方便可靠、容易部署,且可移植性强,为禽舍养殖环境精确监测提供了有效手段。

参 考 文 献

- [1] 全劝,冯侨华,盛显超,等. 基于数据融合技术的封闭鸡舍环境中多气体的检测[J]. 黑龙江大学自然科学学报,2018,35(1):107-115.
TONG Quan, FENG Qiaohua, SHENG Xianchao, et al. Detection of multi-gas in breeding environment based on data fusion technology[J]. Journal of Natural Science of Heilongjiang University, 2018, 35(1):107-115. (in Chinese)
- [2] 郭丽,王春,马淑丽,等. 机械通风式笼养鸡舍内外颗粒物特征与影响因素分析[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(1):276-282.
GUO Li, WANG Chun, MA Shuli, et al. Characterization and influencing factors analysis of indoor and outdoor particulate matter for caged laying hen house with mechanical ventilation [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1):276-282. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180134&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.034. (in Chinese)
- [3] 杨景晔,周开锋,高金波,等. 网上平养育雏舍不同位置环境参数变化和蛋鸡生长性能研究[J]. 中国家禽,2018,40(14):36-40.
YANG Jingchao, ZHOU Kaifeng, GAO Jinbo, et al. Study on environment parameters of different parts of brooding house and growth performance of net-rearing layers[J]. China Poultry, 2018, 40(14):36-40. (in Chinese)
- [4] 韩昆鹏,杨凌,卞红春,等. 蛋鸡舍有害气体监测技术研究进展[J]. 山东畜牧兽医,2020,41(6):82-85.
- [5] 高腾. 自动化超大规模蛋鸡养殖舍环境控制方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2013.
GAO Teng. Methodological research on environmental control of ultra large scale automatde laying hen houses[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2013. (in Chinese)
- [6] 张莹莹,刘春青,刘晓辉,等. 畜禽舍有害气体的来源及其常用消毒方法[J]. 饲料博览,2014(3):11-13.
ZHANG Yingying, LIU Chunqing, LIU Xiaohui, et al. The source of harmful gas in livestock environment and disinfection methods [J]. Feed Review, 2014(3):11-13. (in Chinese)
- [7] 韩玲,马明颖,孟越,等. 复合微生物制剂对蛋鸡舍内有害气体、养分消化率及肠道菌群的影响[J]. 黑龙江畜牧兽医,2015(5):85-87.
- [8] 朱伟,郑琛,杨华明,等. 有害气体对畜禽健康的影响及防控措施研究进展[J]. 黑龙江畜牧兽医,2018(11):79-83.
- [9] 刘春. 遗传算法优化 BP 神经网络的网络流量预测[J]. 信息安全与技术,2014,5(6):82-86.
LIU Chun. Network traffic prediction model based on genetic algorithm optimizing BP neural network [J]. Information Security and Technology, 2014, 5(6):82-86. (in Chinese)
- [10] 陈红茜,滕光辉,邱小彬,等. 基于分布式流式计算的蛋鸡养殖实时监测与预警系统[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(1):252-259.
CHEN Hongqian, TENG Guanghui, QIU Xiaobin, et al. Real-time monitoring and early warning system based on stream computing for laying hens raise [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1):252-259. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160134&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.034. (in Chinese)
- [11] 曹元军,翟旭军,崔勇. 基于无线传感和物联网的封闭式鸡舍环境测控系统[J]. 黑龙江畜牧兽医,2014(21):109-111.
- [12] 王亮. 基于单片机的禽舍有害气体成分自动分析系统[J]. 黑龙江科技信息,2016(14):46.
- [13] 朱凤舞,梁天航. 基于 ZigBee 和 GPRS 鸡舍有害气体监控系统的设计[J]. 农业与技术,2016,36(7):63-65.
- [14] 张京,杨启良,戈振扬,等. 温室环境参数无线传感器网络监测系统构建与 CC2530 传输特性分析[J]. 农业工程学报,2013,29(7):139-147.
ZHANG Jing, YANG Qiliang, GE Zhenyang, et al. WSN monitoring system for greenhouse environmental parameters and CC2530 transmission characteristics[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(7):139-147. (in Chinese)
- [15] 张烈平,杨帆. 基于 ZigBee 的温室监测系统的设计[J]. 中国农机化学报,2013,34(2):113-116.
ZHANG Lieping, YANG Fan. Design on greenhouse monitoring system based on ZigBee technology [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2013, 34(2):113-116. (in Chinese)
- [16] 屈利华,赵春江,杨信廷,等. Zigbee 无线传感器网络在温室多源数据采集系统中的应用综述[J]. 中国农机化,2012,33(4):179-183.
QU Lihua, ZHAO Chunjiang, YANG Xinting, et al. Application of Zigbee wireless sensor network in multiple-source data acquisition system of greenhouse [J]. Chinese Agricultural Mechanization, 2012, 33(4):179-183. (in Chinese)
- [17] 鄢遇祥. 无线传感器网络通信协议栈的研究与实现[D]. 成都:电子科技大学,2014.
YAN Yuxiang. Research and implementation of wireless sensor networks communication protocol stack [D]. Chengdu: School of Automation Engineering, 2014. (in Chinese)
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[J]. IEEE on Networks, 1995, 4(8):1942-1948.
- [19] 庄肖波,李耀明,王曜,等. 基于粒子群算法的混联机构神经网络自适应反演控制[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(增刊):576-583.
ZHUANG Xiaobo, LI Yaoming, WANG Yao, et al. Neural network adaptive backstepping control of hybrid mechanism based on PSO [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Suppl.):576-583. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200511&flag=1&journal_id=jcsam

csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 2020s169&flag = 1&journal_id = jcsam. Doi:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2020. S1. 069. (in Chinese)

[20] 田海清,张晶,张珏,等. 基于粒子群算法优化光谱指数的甜菜叶片氮含量估测研究[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(3):168-178.
TIAN Haiqing, ZHANG Jing, ZHANG Jue, et al. Estimation of sugar beet leaf nitrogen content based on spectral parameters optimized by particle swarm optimization [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3):168-178. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20190318&flag = 1. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 03. 018 (in Chinese)

[21] 敖永才,师奕兵,张伟. 自适应惯性权重的改进粒子群算法[J]. 电子科技大学学报,2014,43(6):874-880.
AO Yongcai, SHI Yibing, ZHANG Wei. Improved particle swarm optimization with adaptive inertia weight[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2014, 43(6):874-880. (in Chinese)

[22] 冯康,张永光,张亚超,等. 混沌粒子群神经网络在变形预测中的应用研究[J]. 北京测绘,2018,32(11):1276-1280.
FENG Kang, ZHANG Yongguang, ZHANG Yachao, et al. The application of chaos particle swarm neural network in deformation prediction[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2018, 32(11):1276-1280. (in Chinese)

[23] 董旭良,王建华. 一种求解多目标优化问题的粒子群算法的研究[J]. 电子设计工程,2013,21(3):36-39.
DONG Xuliang, WANG Jianhua. A study of particle swarm algorithm for multi-objective optimization problem[J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(3):36-39. (in Chinese)

[24] 龙达鑫. 接口回调实现安卓列表控件适配器和 Fragment 的通信[J]. 信息技术与信息化,2019(3):85-88.
LONG Daxin. Implementation of communication between Android list widget adapter and Fragment by interface callback [J]. Information Technology and Informatization, 2019(3):85-88. (in Chinese)

[25] 买合布别木·黑力力,沙尔山别克·阿不地力大,依力亚尔·艾合买提江,等. 郊区养鸡户鸡舍空气部分有害气体的检测[J]. 新疆畜牧业,2018,33(2):24-26.

~~~~~

(上接第 301 页)

[26] ALI M, TALUKDER M. Increasing water productivity in crop production—a synthesis[J]. Agricultural Water Management, 2008, 95(11):1201-1213.

[27] DIMITRIOS V, ANDERAS K, GARIFALIA E, et al. Prediction of climate change impacts on cotton yields in Greece under eight climatic models using the AquaCrop crop simulation model and discriminant function analysis[J]. Agricultural Water Management, 2015, 147:116-128.

[28] 马晓燕,王志鑫,郝康伟,等. 极端干旱区果园人工生草对土壤理化性质的影响[J]. 果树学报,2020,37(8):1184-1195.

[29] 王洪博,曹辉,高阳,等. 南疆无膜滴灌棉花灌溉制度对土壤水分和产量品质的影响[J]. 灌溉排水学报,2020,39(5):26-34.  
WANG Hongbo, CAO Hui, GAO Yang, et al. The effects of drip-irrigation scheduling without mulching on soil moisture, yield and quality of cotton in Southern Xinjiang [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(5):26-34. ( in Chinese)

[30] 石岩,张金霞,董平国,等. 干旱缺水区膜下滴灌棉花节水机理及灌溉制度研究[J]. 干旱地区农业研究,2018,36(2):77-85,100.  
SHI Yan, ZHANG Jinxia, DONG Pingguo, et al. The study on water saving mechanism and irrigation program with cotton drip irrigation under plastic film in drought and water shortage area[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2018, 36(2):77-85, 100. ( in Chinese)

[31] 杨九刚,何继武,马英杰,等. 灌水频率和灌溉定额对膜下滴灌棉花生长及产量的影响[J]. 节水灌溉,2011(3):29-32,38.  
YANG Jiugang, HE Jiwu, MA Yingjie, et al. Effects of irrigation frequency and quota on cotton growth and yield with drip irrigation under plastic film[J]. Water Saving Irrigation, 2011(3):29-32, 38. ( in Chinese)

[32] 王小兵. 膜下高频滴灌棉花耗水量与灌溉制度研究[D]. 石河子:石河子大学,2008.

[33] 蔡焕杰,邵光成,张振华. 荒漠气候区膜下滴灌棉花需水量和灌溉制度的试验研究[J]. 水利学报,2002,33(11):119-123.  
CAI Huanjie, SHAO Guangcheng, ZHANG Zhenhua. Water demand and irrigation scheduling of drip irrigation for cotton under plastic mulch[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2002, 33(11):119-123. ( in Chinese)

[34] 刘新永,田长彦,马英杰,等. 南疆膜下滴灌棉花耗水规律以及灌溉制度研究[J]. 干旱地区农业研究,2006,24(1):108-112.  
LIU Xinyong, TIAN Changyan, MA Yingjie, et al. Water consumption characteristics and scheduling of drip irrigation under plastic film for cotton in South Xinjiang[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2006, 24(1):108-112. ( in Chinese)

[35] 王峰,孙景生,刘祖贵,等. 灌溉制度对机采棉生长、产量及品质的影响[J]. 棉花学报,2014,26(1):41-48.  
WANG Feng, SUN Jingsheng, LIU Zugui, et al. Effects of irrigation scheduling on growth, yield and fiber quality of cotton under mechanical harvest cropping model[J]. Cotton Science, 2014, 26(1):41-48. ( in Chinese)

[36] 宁松瑞,左强,石建初,等. 新疆典型膜下滴灌棉花种植模式的用水效率与效益[J]. 农业工程学报,2013,29(22):90-99.  
NING Songrui, ZUO Qiang, SHI Jianchu, et al. Water use efficiency and benefit for typical planting modes of drip-irrigated cotton under film in Xinjiang[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(22):90-99. ( in Chinese)