doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.053

# 基于机器学习和 UHF－RFID 的立体散养鸡只栖息行为研究

李丽华[1,2]　候　旺[1]　王子琪[1]　樊一鸣[1]　谢宗奎[1,3]　贾宇琛[3]

(1. 河北农业大学机电工程学院, 保定 071000; 2. 农业农村部肉蛋鸡养殖设施工程重点实验室, 保定 071000;
3. 河北省畜禽养殖智能装备与新能源利用重点实验室, 保定 071000)

**摘要**: 栖息行为是鸡只重要的生活习性,为实现栖架散养环境下鸡只个体行为的快速、准确识别,提出一种融合机器学习与超高频射频识别技术的立体式散养鸡只栖息行为识别方法。对采集的鸡只脚环标签的信号强度指示值数据经过高斯滤波和最大值加权滤波处理,利用支持向量机算法对信号强度指示值进行分类识别,将个体定位问题转化为多区域分类问题实现鸡只个体定位,从而实现栖息行为分析。试验结果表明,鸡只个体定位的准确率达到 88.8%,平均定位误差为 12.53 cm。鸡只在夜间栖息时长范围为 9.80 ~ 10.67 h,每只鸡所需栖架长度约为 15 cm。鸡只具有选择高处栖息习性,根据鸡只个体栖息行为规律发现,鸡只在进行栖息行为时更偏好栖架高层两侧区域,鸡只偏好性因高到低为:高层两侧、栖架高层中心、低层两侧、低层中心。

**关键词**: 散养鸡只; 栖息行为; 超高频射频识别技术; 机器学习; 多区域分类; 高斯滤波

**中图分类号**: S24; S831　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)06-0565-10　　**OSID**:

# Perching Behavior of Stereoscopic Free-range Chickens Based on Machine Learning and UHF－RFID

LI Lihua[1,2]　HOU Wang[1]　WANG Ziqi[1]　FAN Yiming[1]　XIE Zongkui[1,3]　JIA Yuchen[3]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering*, *Hebei Agricultural University*, *Baoding* 071000, *China*
2. *Key Laboratory of Facilities for Poultry and Egg Production Engineering*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Baoding* 071000, *China*
3. *Key Laboratory of Intelligent Equipment and New Energy Utilization in Livestock and Poultry Farming of Hebei Province*, *Baoding* 071000, *China*)

**Abstract**: Perching behavior is an important habitual activity for laying hens. To achieve rapid and accurate identification of individual behaviors of hens in a free-range environment with perches, a three-dimensional free-range hen perching behavior recognition method that integrated machine learning with ultra-high frequency radio frequency identification technology was proposed. The data on signal strength indicator values from the collected leg band tags of hens were processed through Gaussian filtering and maximum value weighted filtering. Using the support vector machine algorithm, these signal strength indicator values were classified to transform individual location issues into a multi-region classification problem, thereby enabling the analysis of perching behavior. Experimental results showed that the accuracy of individual hen location reached 88.8%, with an average location error of 12.53 cm. The duration of nocturnal perching for hens ranged from 9.80 h to 10.67 h, with each hen requiring about 15 cm of perch length. Behavior is one of the key parameters in animal welfare assessment. Hens exhibited a preference for perching at higher levels. Studies on individual perching behavior patterns of hens revealed a preference for the higher sides of the perch compared with the center of the upper level, and more so than the sides and center of the lower level, in descending order of preference as high sides, upper center, low sides and lower center.

**Key words**: free-chickens; perching behavior; ultra high frequency radio frequency identification; machine learning; multiregion classification; Gaussian filter

收稿日期: 2024－03－23　修回日期: 2024－05－11

**基金项目**: 河北省现代农业产业技术体系建设专项资金项目(环境控制与装备岗 HBCT2024260203、HBCT2024270208)

**作者简介**: 李丽华(1979—),女,教授,博士生导师,主要从事检测技术与智能装备、人工智能与数字农业等研究,E-mail: llh@hebau.edu.cn

## 0 引言

行为是动物福利评估的重要指标之一[1]。鸡只天生就有栖息习性,尤其在夜间,其会寻找高处栖息[2-3]。准确表征鸡群中鸡只个体的栖息行为,实现每只鸡的身份识别和栖息行为的准确监测[4-5],对于研究鸡只群体社会等级结构、健康福利评估等方面具有重要作用[6-7]。

动物行为是自发的,人工采集受时间、精力等影响可能导致信息缺失,易出现主观误差[8-10]。近年来射频识别(Radio frequency identification,RFID)技术广泛应用于鸡只行为检测,李丽华等[11]设计了一种集成个体自动识别、精准饲喂、采食量自动数据采集和数据处理功能的种鸡个体精准饲喂系统,利用超高频 RFID 技术和 STM32 微处理器,实现了基于种鸡需求的精确投料,为种鸡采食行为研究提供了智能化数据平台,便于数据积累与大数据分析。NAKARMI 等[12]结合 3D 计算机视觉和 RFID 技术搭建鸡只行为自动追踪和量化系统,能在不同饲养密度和栖息空间条件下准确追踪鸡只运动轨迹,自动测量和人工标记的一致性达到 95%,但是鲁棒性较差。ZHANG 等[13]设计了基于 RFID 技术监测家禽行为的系统,使用 RFID 标签和称重传感器可检测到采食、栖息和运动等行为,并提取特征函数进行分类。实现了家禽行为分类自动化,为大规模家禽疾病预警提供了有效工具。王凯烙[14]创建了基于 RFID 的杆式鸡群体重自动监测系统。通过结合 RFID 技术和称重传感器,实现对鸡只个体栖杆栖息行为和体重的自动记录。然而该系统存在 RFID 漏检问题。随着科技进步,利用 RFID 技术结合机器学习算法来进行禽类定位引起国内外学者关注。目前,国内外学者证明了利用 RFID 技术实现禽类行为监测和定位的可行性[15-16],但目前 UHF-RFID(Ultra high frequency Radio frequency identification,UHF-RFID)技术仍存在信号屏蔽、材料干扰及标签朝向问题。为了增强系统的实时性和鲁棒性,复杂的建模过程变得必不可少。因此,机器学习算法的引入可以加速数据处理,并简化建模流程。

针对鸡舍栖架上鸡只栖息行为识别问题,本文提出一种基于机器学习和 UHF-RFID 设备的立体散养式鸡只栖架行为识别方法,采用机器学习算法处理和分析标签数据,并对阅读器天线的位置进行优化,处理信号强度值并将每层栖架划分为多个区域,实现对鸡只个体的分类识别,并探究栖架上鸡只栖息分布规律,优化舍内栖架设计,提升鸡只福利。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验环境与材料

试验地点位于河北省唐山市丰润区百草坡,试验场地分为室内栖息区和室内活动区两部分,室内尺寸为 12.8 m×4 m×5 m。试验鸡群为河北省地方品种 12 周龄太行鸡 140 只,每只鸡均佩戴脚环标签。采用两组 5 层立式木质栖架,每组尺寸为 2.1 m×1.8 m×3.1 m,栖架与地面呈 60°,每层栖杆相距 50 cm,栖杆切面直径为 7 cm。为了更好地观察鸡只栖息行为,在鸡只体外涂覆了荧光材料(与标签同步),并在栖架侧上方安装了海康威视网络可夜视高清摄像头用于验证试验数据,试验场地分布如图 1 所示。

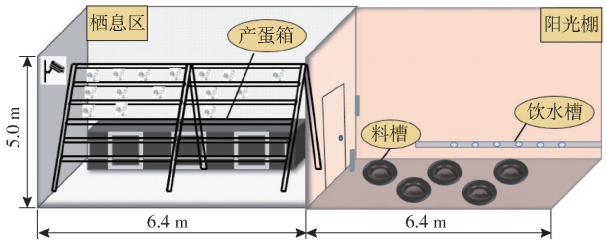



图 1 试验场地示意图

Fig. 1 Schematic of experimental site

### 1.2 行为采集系统搭建

如图 2a 所示,鸡只栖息行为采集系统包括:超高频读写器(YRM816 型,深圳市铨顺宏科技有限公司)、圆极化天线(RFA915-9R40-1 型,深圳市铨顺宏科技有限公司)、无源电子标签(TAG915-JH2018 型,深圳市铨顺宏科技有限公司)、高清夜视摄像头(DS-2CD3T87WD-L 型,海康威视数字技术股份有限公司)和 PC 机(FV-53VD 型,华硕电脑股份有限公司)等。本系统采用 16 通道的超高频读写器,脚环标签用于接收回波信号。在栖架内侧安装了 24 个圆极化天线,每个天线的增益为 9 dBi,天线波束宽度为 120°。为了方便控制和数据存储统计等功能,PC 机放置在试验单元外的空置机箱内,并通过网线与读写器进行连接。

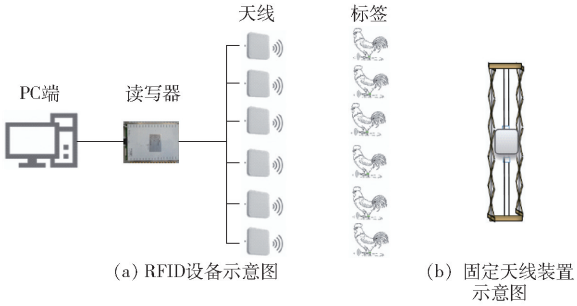



图 2 行为采集系统示意图

Fig. 2 Schematics of behavior collection system

由于栖架与地面呈一定角度，为了便于数据采集，使天线的信号辐射面在栖架上的投影在一个平面上，将天线与栖架平行放置。如图 2b 所示，为实现天线和栖架位置和倾斜角度的调整，设计了可移动、可折叠装备，通过螺栓将天线固定在可调节平台上，并覆盖一层保护膜以保护设备安全与整洁。

### 1.3　天线布局

#### 1.3.1　天线特性

天线布置直接影响 RFID 设备的信号强度、覆盖范围和数据质量，因此需要对天线布局进行合理设计。无线信号在实际应用中一般使用对数正态阴影模型，其路径损耗计算式[17-18]为

$$P(d) = R(d_0) + 10n\lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \tag{1}$$

式中　$P(d)$——经过距离 $d$ 后的功率

$R(d_0)$——在参考点 $d_0$ 接收到的信号强度

$d$——天线和标签距离

$d_0$——$d$ 为 1 m 时参考距离

$n$——路径损耗系数，一般取 2

$X_\sigma$——均值为 0、标准差为 $\sigma$ 的高斯随机变量，$\sigma$ 取 4～10

对于栖架上任一点处的信号强度 $R_{x,y}$，其计算公式为

$$R_{x,y} = P_t - P(d) \tag{2}$$

式中　$P_t$——系统发射功率

由于天线向外辐射信号波，并平行于栖架放置，因此在栖架上可以形成等高的信号投影，将式(1)代入式(2)可得

$$d_{x,y} = 10^{\frac{R_0 - X_\sigma - R_{x,y}}{10n}} d_0 \tag{3}$$

式中　$d_{x,y}$——测试点到天线距离

$R_0$——读写器接收到的标签回波信号强度，dBi

在试验鸡舍中，采用木质栖架且天线与地面及墙壁距离较远，信号的反射对采集到的 RSSI (Received signal strength indication)值干扰很小。以天线中心处在栖杆面上的投影点为参考点，圆极化天线辐射的信号范围在栖杆上呈对称性。

#### 1.3.2　天线布置

通过确定 RFID 天线与标签的距离、天线间距和天线的读写功率，进而分析天线的特征和 RSSI 值的波动范围实现栖架区域多分类。由于单天线两侧对称区域 RSSI 值难以区分，为提高行为采集系统的准确率，通过调整天线间距，使信号冲突区域和非冲突区域均匀分布在栖架区域，因此需要调整栖架和天线的位置。

由 1.3.1 节可知，天线在栖架面的信号波呈均匀对称分布。本研究将栖架中心区域和两侧信号冲突区域进行均匀划分，根据欧氏几何距离公式，并结合鸡舍栖架内实际环境距离，则天线功率和辐射范围关系计算式为

$$x_i = 2\sqrt{\left(d_0 10^{\frac{R_0 - R_{x,y} - X_\sigma}{10n}}\right)^2 - l^2 - h^2} \tag{4}$$

式中　$x_i$——天线在栖架上辐射范围

$l$——天线中心与栖架面直线距离

$h$——天线中心到栖架垂直高度

将栖架上相邻两区域分别记为区域 H 和区域 Q，用 Indicator 函数表达式通过计算相邻两个区域的边界重叠长度与两个区域总长度之比，来判断重叠长度占比，其计算式为

$$\mathrm{Indicator}(\mathrm{H},\mathrm{Q}) = 1 - \frac{|\max(x_{\mathrm{H1}}, x_{\mathrm{H2}}) - \min(x_{\mathrm{Q1}}, x_{\mathrm{Q2}})|}{x_{\mathrm{Q1}} - x_{\mathrm{H1}} + x_{\mathrm{Q2}} - x_{\mathrm{H2}}} \tag{5}$$

式中　$x_{\mathrm{H1}}$、$x_{\mathrm{H2}}$——区域 H 的左、右边界

$x_{\mathrm{Q1}}$、$x_{\mathrm{Q2}}$——区域 Q 的左、右边界

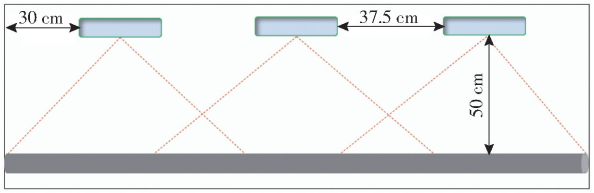
由于栖架内侧空间限制，最上层栖架内侧空间最小宽度为 60 cm，故设定天线放置在栖架内侧，天线与栖架平行且相距 50 cm。由式(4)计算得到不同功率对应的天线识读区域。由表 1 可知，当天线放置在相邻栖架中间位置时，选取天线发射功率为 21 dBm，单个天线在栖架上的横向辐射范围约为 90 cm。

**表 1　天线辐射范围**

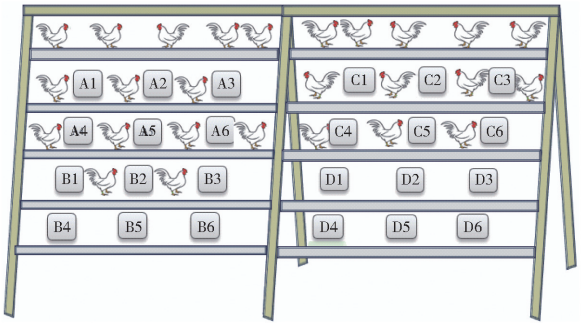
**Tab. 1　Antenna radiation range**

| 天线功率/dBm | 上映射距离/cm | 下映射距离/cm | 左映射距离/cm | 右映射距离/cm |
|---|---|---|---|---|
| 18 | 28.1 | 30.8 | 39.1 | 38.6 |
| 19 | 29.9 | 31.4 | 41.6 | 40.1 |
| 20 | 30.8 | 32.5 | 43.2 | 42.6 |
| 21 | 32.1 | 34.2 | 46.2 | 44.1 |
| 22 | 35.7 | 37.2 | 48.5 | 46.5 |
| 23 | 36.1 | 38.5 | 51.6 | 49.3 |
| 24 | 37.8 | 39.6 | 52.7 | 51.2 |
| 25 | 41.5 | 42.3 | 53.1 | 52.1 |

由于每只成年家禽约占 30 cm 空间，为了使相邻两天线识读区域重叠部分为 30 cm，通过式(5)计算得相邻天线间距为 37.5 cm，左(右)侧天线距离栖架边缘 30 cm，如图 3a 所示。当相邻两天线在栖杆上信号交叉区域为 30 cm 时，标签在天线辐射范围内采样率稳定，且单个天线识读范围为上下两层栖架。为降低数据处理的复杂性并提高识别精度，将 24 个天线分为 4 组，每组包含 6 个天线，同时根据天线的识读区域将栖架对称地分为 A 组、B 组、C 组和 D 组 4 部分，具体分布如图 3b 所示。




(a) 天线间距示意图




(b) 天线布局示意图

图 3 天线分布示意图

Fig. 3 Schematics of antenna distribution

## 2 数据处理

### 2.1 数据预处理

在数据预处理阶段,天线采集的 RSSI 值范围为 -80 ~ -45 dBi,6 个天线的最大采样速率设定为 40 ~45 次/s。为了确保采样速率的稳定,每 0.5 s 进行数据切片处理。天线采集丢失的 RSSI 数据被设定为最小值( -80 dBi),以处理无法接收到信号的情况。此外,根据天线排列和采样点坐标为样本添加分类标签,便于将 RFID 数据与其他类型数据(如视频数据)进行匹配。在实际环境中,噪声、障碍物和多径效应等因素会导致同一位置的 RSSI 值随机变化,但通常呈高斯分布[19]。通过将原始数据经过高斯滤波和最大值加权滤波处理,可以降低噪声同时保留信号中的最大值特征[20],进而平滑地输出 RSSI 值。首先,确定各个位置点上天线接收到的最大 RSSI 值,然后计算各个位置点上 RSSI 值与最大值间差值。此差值用于进一步处理和分析 RSSI 数据,其计算公式为

$$R_j = \sum_{i=1}^{n} \frac{1 + \dfrac{1}{R_{\max} - R_i}}{\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\left(1 + \frac{1}{R_{\max} - R_i}\right)} R_i \tag{6}$$

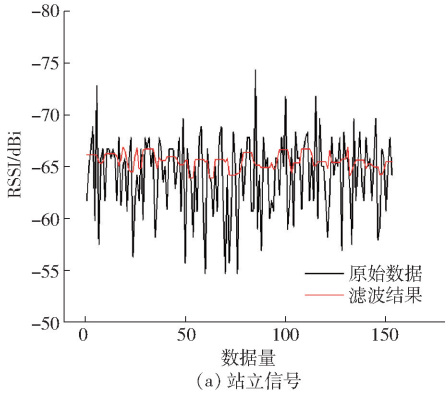
式中 $R_j$——未知节点所在位置 RSSI 值

$R_i$——序列中第 $i$ 个 RSSI 值

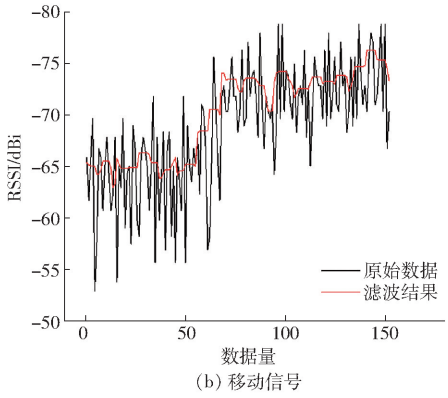
$R_{\max}$——所测位置点处的最大 RSSI 值

根据上述方法,通过计算加权系数来得到相应权重。接着,将每个 RSSI 值与其对应权重相乘,并对所有乘积求和,从而得到未知节点所在位置的加权 RSSI 值。为了提高 RSSI 数据准确性和可靠性,首先采用高斯滤波进行降噪处理。随后,通过最大值加权滤波进一步处理,既减少了噪声,又突出了信号中关键特征,尤其是最大值,从而有效地结合了降噪和特征保留的优势。

如图 4a 所示,处理后 RSSI 值较为平缓,由信号波动可知,鸡只运动状态为站立,且伴有轻微活动;如图 4b 所示,鸡只在相邻区域运动时,RSSI 值波动范围发生偏移,可知鸡只进行了区域间运动。




(a) 站立信号




(b) 移动信号

图 4 滤波降噪结果示意图

Fig. 4 Schematics of filtering and noise reduction results

随后对原始数据进行标准化处理,以消除不同特征间量纲差异,从而保证各个特征在相同尺度上进行比较。标准化处理计算式为

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{7}$$

式中 $x'$——标准化后结果

$x$——样本特征数据

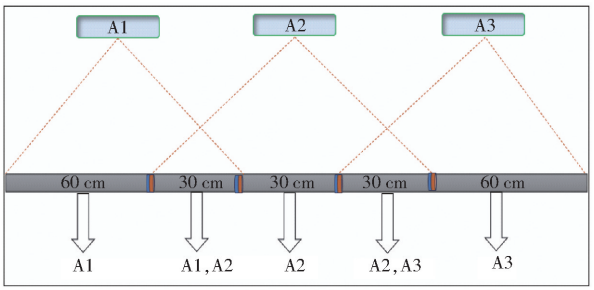
$\mu$——特征数据总体均值

$\sigma$——特征数据总体标准差

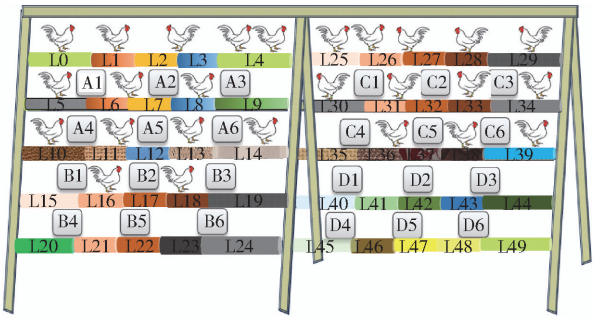
### 2.2 模型构建

由于每只成年家禽约占 900 $cm^2$(30 cm × 30 cm),因此需要在栖架上为每只鸡提供一个 30 cm 的栖息环境,本文通过控制变量实验分析 UHF - RFID 设备特性,将鸡只定位坐标回归问题转化为多区域分类问题,实现鸡只定位。如图 5a 所示,以第 1 组第 5 层栖架为例,天线 A1、A2 和 A3 在单层栖架上辐射范围包含 2 个 30 cm 交叉区域、2 个 60 cm 非交叉区域

和 1 个 30 cm 非交叉区域。其中，天线 A1 单独辐射区域为最左侧 60 cm，天线 A3 单独辐射区域为最右侧 60 cm，天线 A1 和天线 A2 交叉辐射区域为左侧的 30 cm，天线 A2 和天线 A3 交叉辐射区域为右侧的 30 cm，天线 A2 单独辐射区域为中间 30 cm。通过天线辐射范围将每层栖架分成了 5 个区域，为方便后续数据处理，对 5 层栖架每个区域进行编号（L0～L49），该分类称作 50 分类法，结果如图 5b 所示。通过天线排列的方法可直接实现部分鸡只定位。




（a）单层栖架5分类



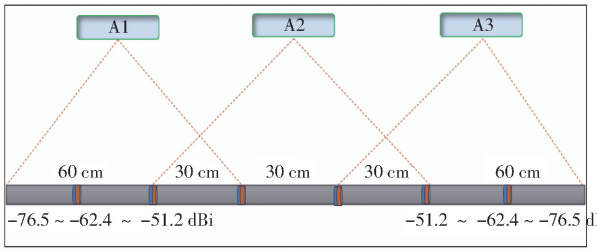

（b）栖架区域50分类

图 5　栖架区域 50 分类识别示意图

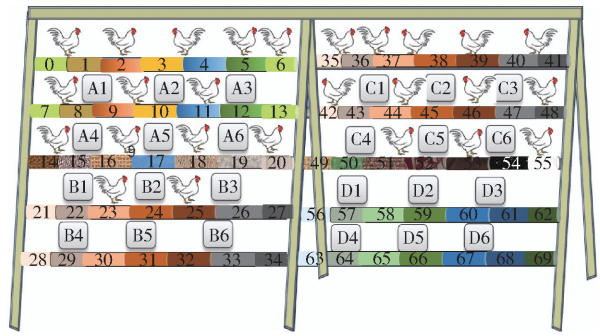
Fig. 5　Schematics of 50-class recognition in perching area

由于该分类结果导致每层栖架两侧 60 cm 区域内鸡只定位存在误差，根据栖架上标签的 RSSI 值不同，天线正对的栖架区域所接收的 RSSI 值较大，边缘 RSSI 值较小。本文通过预实验测得该区域内 RSSI 值波动范围为 －76.5 ～ －51.2 dBi，因此以 60 cm 区域中心点的 RSSI 值为阈值划分为 －62.4 ～ －51.2 dBi 和 －76.5 ～ －62.4 dBi 两个区域，通过 RSSI 值计算鸡只所在位置，从而将单层栖架划分为 7 个 30 cm 小区域，结果如图 6a 所示。为方便后续数据处理，对栖架上区域进行编号（0～69），该分类称作 70 分类法，结果如图 6b 所示。

本研究采用基于结构风险最小化原理的支持向量机（Support vector machine，SVM）对鸡只位置进行自动分类识别[21]。如图 7 所示，首先利用 50 分类法，通过天线辐射区域直接判断出标签所在位置（L0～L49），若标签位于两侧 60 cm 区域，则通过天线接收到的 RSSI 值进行该区域分类识别，进而判断鸡只在该区域内的具体位置。




（a）单层栖架7分类




（b）栖架区域70分类

图 6　栖架区域 70 分类识别示意图

Fig. 6　Schematics of 70-class recognition in perching area

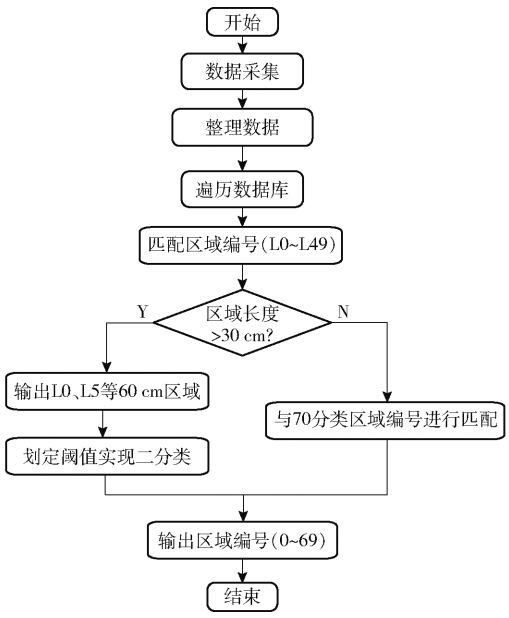



图 7　鸡只定位流程图

Fig. 7　Laying hen positioning process diagram

## 3　结果分析与讨论

### 3.1　RFID 设备性能分析

采用 UHF－RFID 技术通过一系列控制变量试验来测试和验证 UHF－RFID 设备性能，重点评估天线的识别区域和接收 RSSI 值。根据试验数据，不同方向上的信号被有效地归类到相应区间，进而进行区域划分。在栖架区域内随机选取 60 个坐标点，标签被固定在 45 s 旋转一圈的旋转平台上，模拟动态环境中信号变化。在各坐标点进行 3 min 采样，并随机遮挡标签，模拟鸡只身体遮挡信号等实际情况，以考虑信号反射和其他环境因素对信号传播的

影响。

在 UHF－RFID 器件特性测试中,分析了标签距离和不同朝向对 RSSI 信号影响。当标签朝向固定且被随机遮挡时,标签在不同距离正对天线中心的 RSSI 值变化如图 8a 所示,RSSI 值和距离呈负相关。如图 8b 所示,当标签与天线相对位置一定时,不同朝向的标签 RSSI 值有波动,不同位置 RSSI 值波动范围也不同。

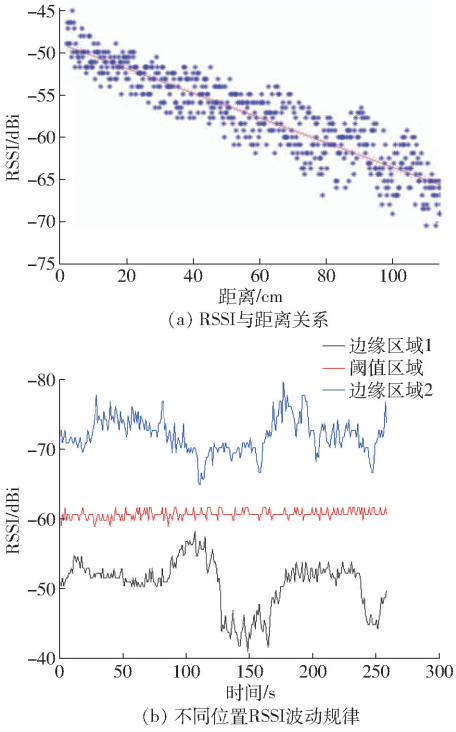



图 8 RSSI 值波动规律图

Fig. 8 Fluctuation pattern charts of RSSI values

## 3.2 模型性能分析

### 3.2.1 系统准确性分析

对鸡只个体定位进行分析,首先验证行为采集系统数据的准确性,数据采集包括:数据缺失数量、明显异常值、正常数据量和设备采集时长等。由于 7 d 内系统连续采集数据较多,筛选 14 只鸡在 5 d 内的部分栖息数据,并对比视频中鸡身荧光位置,将结果和同步视频进行校正。采集数据准确率如表 2 所示,行为采集系统采集数据的平均准确率为 85.91%。

图 9 为天线识读区域内鸡只栖息时长的统计分析结果。其中横轴表示栖息区域,纵轴表示栖息时长。随机筛选 1 h 的数据,其中不同颜色的柱状图分别对应视频统计、模型统计的数据。分析此数据时,模型与视频观测数据的皮尔逊相关系数(PCC)在 0.947 ~ 0.964 之间。这些高皮尔逊相关系数证明模型与实际观测之间的强相关性。此外,A 组天线识读的数据显示出略高的相关性,这可能因为天线位置对鸡只栖息行为有影响。

表 2 系统采样准确率

Tab. 2 System sampling accuracy

| 日期 | 数据总量 | 数据异常量 | 数据填补量 | 准确率/% |
|---|---|---|---|---|
| 第 1 天 | 53 763 | 5 367 | 2 612 | 86.77 |
| 第 2 天 | 49 324 | 4 072 | 2 536 | 90.65 |
| 第 3 天 | 51 037 | 5 626 | 3 189 | 86.25 |
| 第 4 天 | 52 568 | 6 354 | 3 356 | 85.64 |
| 第 5 天 | 51 246 | 8 655 | 5 756 | 80.23 |

### 3.2.2 模型准确率分析

基于天线排列和 RSSI 值波动差异进行区域分类识别,采用 70 分类法对栖架区域进行 70 分类。其中,由于天线呈对称分布,故只对 A 组天线识读区域进行分析。A 组天线可以识读第一组栖架上 3 层区域,而本文所提到的 70 分类法对 A 组天线识读的 2、3、4、9、10、11 等区域可以做到准确无误的识别。因此,本文主要对上 3 层中的 6 个 60 cm 再细化分为 12 个小区域问题进行探究,区域分布如图 6b 所示。

采用欧几里得距离对原始特征空间中的样本点进行分析,并利用基尼系数来度量数据的杂质,以此评估不同分类模型性能[22]。对 KNN 模型[23-24]的参数 $K$ 进行测试,以探究在不同参数下的表现。决策树算法采用递归划分的树结构,然后应用后剪枝方法来优化模型的泛化能力,并设置最大深度 $D$ 值作为停止条件。如图 10 所示,随着 $K$ 值增加,KNN 模型分类准确率也随之增加。但当 $K$ 取 3 时,模型分类准确率最高达到 83.49%。随着 $K$ 值进一步增加,模型分类准确率出现下降;当 $D$ 值较小时,决策树模型[25]分类精度较低,但随着 $D$ 值增大,分类精度迅速提高。在 $D$ 约为 6 时,决策树模型分类精度达到饱和点,此时模型最大分类准确率为 84.31%,为保证数据一致性和可比性,对所有模型数据结果进行归一化处理。在训练过程中,采用重复 $k$ 次的交叉验证方法来综合验证和比较不同模型性能。

对 SVM 模型[26-27]的训练集和测试集比例进行调试,最优比例设为 8∶2,此时 SVM 模型分类精度最高为 0.888,如图 11 所示。此外,仅比较分类准确率不能充分反映误差类别的权重。

如表 3 所示,分析平均分类精度和 F1 分数发现,SVM 模型对栖架区域分类问题的平均分类精度和 F1 分数最高,而 KNN 模型平均分类精度和 F1 分数最低。比较 F1 分数和召回率发现,SVM 模型具有相对较好的分类性能。对模型分类结果进行平均误差评估,SVM 模型的分类平均距离误差小于决策树模型,且 SVM 模型分类平均距离误差明显最小,

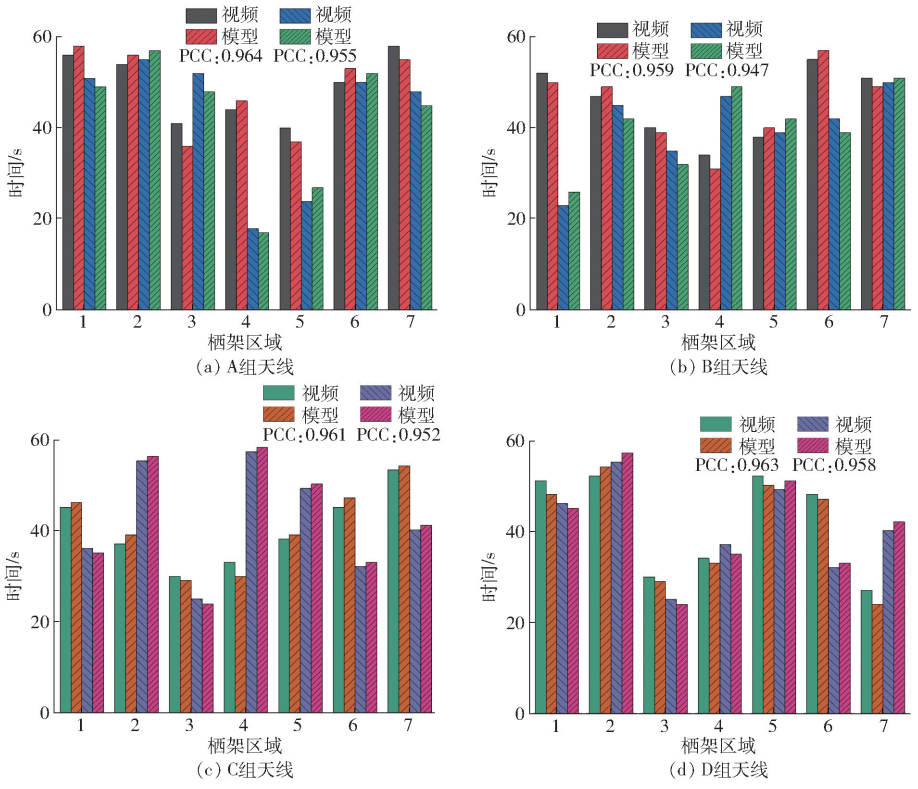



图 9　鸡只栖息时长分析图

Fig. 9　Analysis charts of laying hens dwelling time

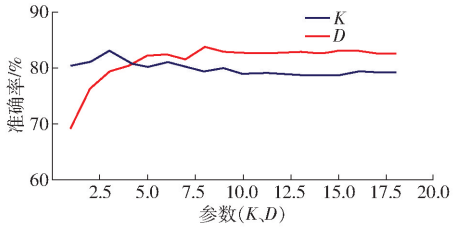



图 10　KNN 和决策树模型参数变化曲线

Fig. 10　KNN and D－T model parameter graph

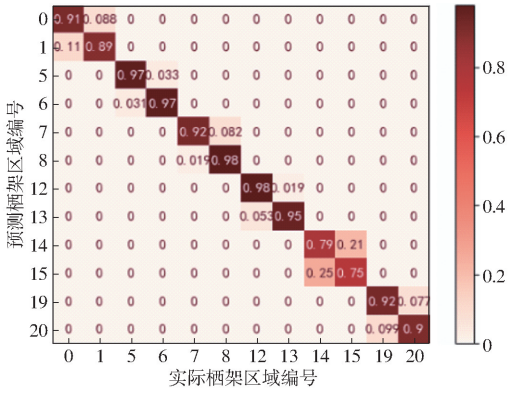



图 11　SVM 模型混淆矩阵

Fig. 11　Confusion matrix plot of SVM model

为 12. 53 cm。LI 等[28]同样在研究中指出，标签识别率会随着识读距离的增加而有所下降。

### 3. 3　栖息行为分析

#### 3. 3. 1　栖息行为时间分布规律

数据采集时间为 2023 年 5 月 2—8 日（共 7 d 连续数据），试验鸡只数量 140 只。如表 4 所示，鸡只夜间平均栖息时长为 9. 80 ~ 10. 67 h，每天 18:50—19:30 之间开始进行栖息，在第 2 天 05:44—06:57 间结束栖息。其中，第 3 天是阴雨天，鸡只平均栖息时间较长，第 2 天和第 4 天栖息时间相对较长。

**表 3　模型性能对比**

**Tab. 3　Comparison of models**

| 模型 | 准确率/% | 召回率/% | F1 分数/% | 平均误差/cm |
|---|---|---|---|---|
| KNN | 83. 49 | 84. 81 | 83. 33 | 15. 15 |
| D－T | 84. 31 | 85. 12 | 84. 45 | 14. 22 |
| SVM | 88. 80 | 89. 72 | 88. 79 | 12. 53 |

**表 4　夜栖时长统计**

**Tab. 4　Night dwelling time statistics**

| 日期 | 平均栖息时长（时长最小值 ~ 时长最大值）/h | 开始栖息时刻 | 结束栖息时刻 |
|---|---|---|---|
| 第 1 天 | 10. 13（9. 60 ~ 10. 66） | 19:05 | 05:44 |
| 第 2 天 | 10. 42（9. 67 ~ 11. 17） | 19:12 | 06:12 |
| 第 3 天 | 11. 23（10. 34 ~ 12. 11） | 18:50 | 06:57 |
| 第 4 天 | 10. 67（9. 83 ~ 11. 51） | 19:01 | 06:31 |
| 第 5 天 | 10. 01（9. 32 ~ 10. 70） | 19:09 | 05:51 |
| 第 6 天 | 9. 88（9. 14 ~ 10. 62） | 19:23 | 06:01 |
| 第 7 天 | 10. 15（9. 44 ~ 10. 86） | 19:30 | 06:21 |

#### 3. 3. 2　栖息行为空间分布规律

热力图是显示特定区域内鸡只密度分布情况的可视化工具，将栖息密度映射为颜色梯度，通常使用红色表示高密度区域，蓝色表示低密度区域，横轴表示 7 分类栖息区域，纵轴表示栖架层数。图 12 为鸡

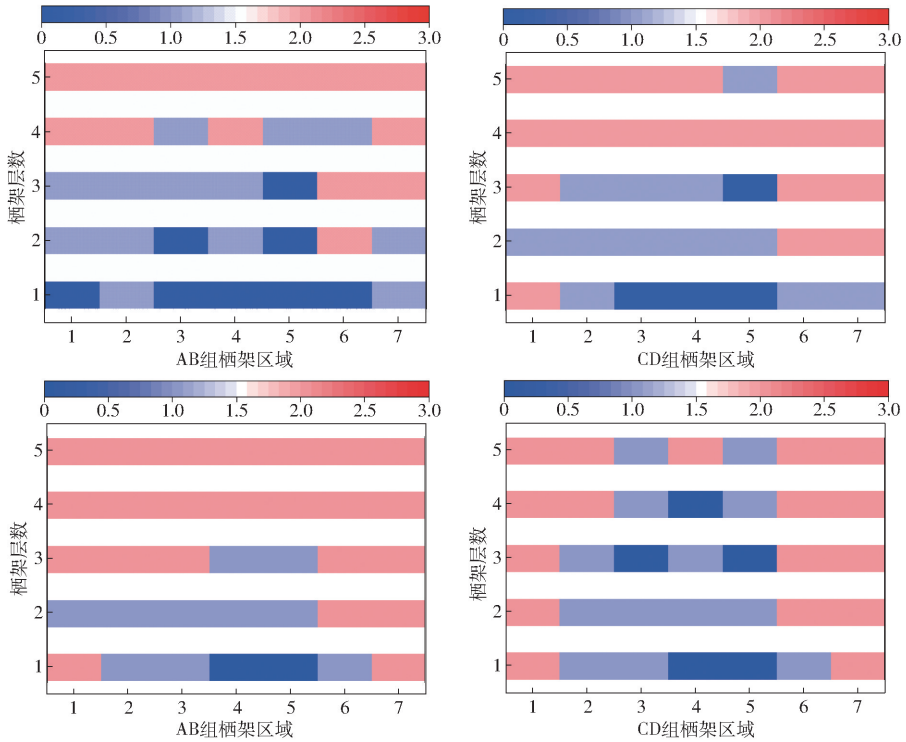



图 12 鸡只栖息分布热力图

Fig. 12 Laying hen perching distribution heatmap

只栖息分布规律(上行图和下行图分别表示不同时刻的鸡只分布规律),通过筛选出不同时间点的鸡只分布图,发现鸡只栖息数量从底层向高层逐渐增多,最高层栖架上鸡只栖息数量最多为 14 只,鸡只栖息偏好由高到低为:高层两侧、栖架高层中心、低层两侧、低层中心。根据鸡只栖息的分布密度,可得每只鸡所需栖架长度约为 15 cm。

如图 13 所示,对 6 只鸡夜间栖息行为分布规律

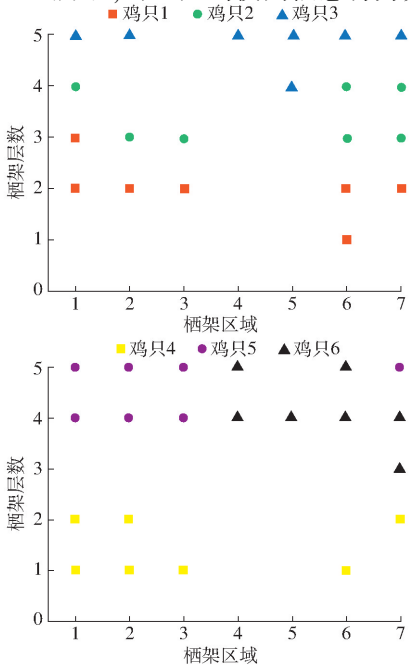



图 13 鸡只个体栖息分布图

Fig. 13 Peaching distribution maps of individual laying hens

研究发现:鸡只 1、鸡只 4 更倾向于低层栖架栖息,鸡只 2 更倾向于中层栖架栖息,而鸡只 3、鸡只 5 和鸡只 6 更倾向于高层栖架栖息,鸡只个体对栖架高度选择基本固定。

### 3.4 讨论

CARMICHAEL 等[29]发现鸡只在栖木框架上层发生垂直运动次数较少,表明它们可能更倾向于在特定区域内水平移动,尤其在主栖木框架与巢箱轨道间。ALI 等[30]利用蛋鸡的最大长度和宽度计算得到蛋鸡在栖架上占 16.56 ~ 20.5 cm,并发现部分鸡只有夜间偏好高处栖息的习惯。本研究发现地方品种太行鸡单个鸡只在栖架上约占 15 cm,并且鸡只对栖架高层的偏好更为显著,尤其在夜间栖息时,这可能与其在自然环境中倾向于选择较高位置栖息以避开地面捕食者的习惯有关。此外,还观察到鸡只在不同层级的栖息分布规律,呈现出从底层到高层逐渐增多的趋势,尤其是在第 1 层和第 5 层。这些发现表明鸡只在选择栖息位置时受到饲养环境和栖架结构的影响。

在实际试验中发现,当 RFID 设备读取距离过长时,部分天线会接收到地面上的鸡只脚环标签信号,进而与栖架上鸡只脚环标签混淆,造成数据异常值数量的增加,从而导致干扰和误读。因此,在实际应用中,需要综合考虑读取器功率、天线方向性、标签布置方式、反射板或屏蔽物的应用以及频率和协议的选择等因素,通过合理调整和优化硬件部分可

以提高系统的读取效果，实现更精确和可靠的标签识别。

## 4　结论

（1）利用 UHF－RFID 和机器学习算法，提出了一种立体散养家禽栖架行为识别方法。该方法将坐标回归问题转化为区域分类问题，并使用机器学习算法对多个区域进行分类，以有效定位鸡只栖息位置。

（2）设计并优化了一套基于超高频 RFID 的鸡只栖息行为采集系统，通过调整天线摆放位置、发射功率、标签角度和距离，以及采用高斯滤波和最大值加权滤波去噪方法，提高了系统的准确率与稳定性。

（3）采用高斯滤波结合最大值加权滤波去噪方法对原始数据进行处理，降低标签不同朝向所引起的误差，并减少鸡只运动变化的滞后性影响，使用机器学习算法将坐标回归问题转化为区域分类问题，采用 SVM 模型实现了高准确率的鸡只个体定位，准确率达到 88.8%，平均定位误差为 12.53 cm。

（4）对鸡只栖息行为分析发现，在夜间，鸡只栖息时长为 9.80～10.67 h，每只鸡所需栖架长度约为 15 cm。根据鸡只栖息分布发现鸡只在进行栖息行为时更偏好栖架高层两侧区域，偏好性由高到低为：高层两侧、栖架高层中心、低层两侧、低层中心。

## 参　考　文　献


[1] LI Na, REN Zhenhui, LI Dongming, et al. Automated techniques for monitoring the behaviour and welfare of broilers and laying hens: towards the goal of precision livestock farming[J]. Animal, 2020, 14(3): 617－625.

[2] CAMPBELL D, MAKAGON M, SWANSON J C, et al. Litter use by laying hens in a commercial aviary: dust bathing and piling[J]. Poultry Science, 2016, 95(1): 164－175.

[3] BRENDLER C, SCHRADER L. Perch use by laying hens in aviary systems[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2016, 182: 9－14.

[4] 杨断利, 齐俊林, 陈辉, 等. 基于改进 YOLO v8n 模型的散养蛋鸡个体行为识别方法与差异分析[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 112－123.
YANG Duanli, QI Junlin, CHEN Hui, et al. Individual behavioral identification and differential analysis of free-range laying hens based on improved YOLO v8n model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 112－123. (in Chinese)

[5] 赵芙蓉, 陈刚, 王志全, 等. 栖架对蛋鸡行为影响的研究[J]. 中国家禽, 2009, 31(12): 22－24.
ZHAO Furong, CHEN Gang, WANG Zhiquan, et al. Effect of perch and its effect on behavior of layers[J]. China Poultry, 2009, 31(12): 22－24. (in Chinese)

[6] FRANCO S, AUGUSTIN C, GEFFEN A J, et al. Growth, egg production and hatching success of acartia tonsa cultured at high densities[J]. Aquaculture, 2017, 468: 569－578.

[7] AYDIN A. Walking behaviour and spatial use of broiler chickens[J]. International Letters of Natural Sciences, 2016, 54: 66－74.

[8] 漆海霞, 冯发生, 尹选春, 等. 轻量级多场景群养猪只行为识别模型研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 306－317.
QI Haixia, FENG Fasheng, YIN Xuanchun, et al. Research of lightweight multi-scene group pig behavior recognition model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 306－317. (in Chinese)

[9] NASR M A F, MURRELL J, NICOL C J, et al. The effect of keel fractures on egg production, feed and water consumption in individual laying hens[J]. British Poultry Science, 2013, 54(2): 165－170.

[10] BRENDLER C, SCHRADER L. Perch use by laying hens in aviary systems[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2016, 182(1): 9－14.

[11] 李丽华,邢雅周,于尧,等. 基于超高频 RFID 的种鸡个体精准饲喂系统[J]. 河北农业大学学报, 2019, 42(6): 109－114.
LI Lihua, XING Yazhou, YU Yao, et al. Design and implementation of precision feeding system for breeders based on UHF RFID[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2019, 42(6): 109－114. (in Chinese)

[12] NAKARMI A D, TANG L. Automated tracking and behavior quantification of laying hens using 3D computer vision and radio frequency identification technologies[J]. Transactions of the ASABE, 2014, 57(5): 1455－1472.

[13] ZHANG F, HU Y, CHEN L, et al. Monitoring behavior of poultry based on RFID radio frequency network[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2016, 9(6): 139－147.

[14] 王凯烙. 鸡的栖杆栖息行为及鸡群体重自动监测系统研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
WANG Kailao. Perching behavior of chickens and development of an automated weighing system for weight monitoring of group housed chickens[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020. (in Chinese)

[15] LI Guoming, ZHAO Yang, HAILEY R, et al. Radio-frequency identification (RFID) system for monitoring specific behaviors of group housed broilers[C]// American Society of Agricultural and Biological Engineers, 10th International Livestock Environment Symposium (ILES X), 2018: 1.

[16] XUE Hao, LI Lihua, WEN Peng, et al. A machine learning-based positioning method for poultry in cage environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 208: 107764.

[17] 段璞, 刘春江. RSSI 在 RFID 读写器中的应用[J]. 计算机工程, 2010, 36(22): 289 - 290.
DUAN Pu, LIU Chunjiang. Application of received signal strength indicator in RFID reader[J]. Computer Engineering, 2010, 36(22): 289 - 290. (in Chinese)
[18] 李昂, 章勇, 张瑞祥, 等. 基于 RSSI 的弦相交加权质心定位算法[J]. 机电工程技术, 2024, 53(1): 171 - 175.
LI Ang, ZHANG Yong, ZHANG Ruixiang, et al. String intersection weighted centroid location algorithm based on RSSI[J]. Electrical Engineering TEC, 2024, 53(1): 171 - 175. (in Chinese)
[19] 张宏伟, 周志强. 基于双边与高斯滤波混合分解的图像融合方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(1): 8 - 13.
ZAHNG Hongwei, ZHOU Zhiqiang. Image fusion based on a hybrid decomposition via bilateral and Gaussian filters[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(1): 8 - 13. (in Chinese)
[20] 胡学平, 王柳柳, 杨瑞, 等. NSD 随机阵列加权和最大值的收敛性[J]. 吉林大学学报, 2021, 59(5): 1101 - 1106.
HU Xueping, WANG Liuliu, YANG Rui, et al. Convergence properties for maximum weighted sums of NSD random arrays[J]. Journal of Jilin University, 2021, 59(5): 1101 - 1106. (in Chinese)
[21] KHAN A, BANGASH J I. Cuckoo search-based SVM (CS - SVM) model for real-time indoor position estimation in IoT networks[J]. Security and Communication Networks, 2021, 2021: 1 - 7.
[22] 张建华. 一种简便易用的基尼系数计算方法[J]. 山西农业大学学报, 2007, 6(3): 275 - 278.
ZHANG Jianhua. An convenient method to calculate Gini coefficient[J]. Journal of Shanxi Agricultural University, 2007, 6(3): 275 - 278. (in Chinese)
[23] 夏晶晶. 基于 KNN 神经网络的无人机作业操控系统研究[J]. 农机化研究, 2024, 46(7): 183 - 187.
XIA Jingjing. Research on UAV operation control system based on KNN neural network[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(7): 183 - 187. (in Chinese)
[24] 张创基, 林伟烜, 陈运胜. 基于 KNN 算法的计算机网络入侵数据识别方法[J]. 长江信息通信,2023, 36(8): 120 - 122.
[25] 王建琴. 基于改进决策树的数据挖掘与分析算法设计[J]. 电子设计工程, 2024, 32(4): 84 - 88.
WANG Jianqin. Design of data mining and analysis algorithm based on improved decision tree[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(4): 84 - 88. (in Chinese)
[26] 徐颖晋, 庞振宇. 基于改进支持向量机的致密砂岩储层参数预测研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(5): 132 - 138.
XU Yingjin, PANG Zhenyu. Research on tight sandstone reservoir parameter prediction based on improved support vector machine[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(5): 132 - 138. (in Chinese)
[27] 刘潭, 李子默, 冯帅, 等. 基于 LMPSO - SVM 的高光谱水稻稻瘟病害分级检测[J]. 农业机械学报, 2023,54(11): 208 - 216, 235.
LIU Tan, LI Zimo, FENG Shuai, et al. Classification detection of hyperspectral rice blast disease based on LMPSO - SVM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 208 - 216, 235. (in Chinese)
[28] LI Lihua, ZHAO Yang, OLIVEIRA J, et al. A UHF RFID system for studying individual feeding and nesting behaviors of group-housed laying hens[J]. Transactions of the ASABE, 2017, 60(4): 1337 - 1347.
[29] CARMICHAEL N L, WALKER W, HUGHES B O, et al. Laying hens in large flocks in a perchery system: influence of stocking density on location, use of resources and behaviour[J]. British Poultry Science, 1999, 40(2): 165 - 176.
[30] ALI A B A, CAMPBELL D L M, KARCHER D M, et al. Influence of genetic strain and access to litter on spatial distribution of 4 strains of laying hens in an aviary system[J]. Poultry Science, 2016, 95(11): 2489 - 2502.

(上接第 508 页)

[29] WANG Z, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment[C]// The Thrity-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers. IEEE, 2003: 1398 - 1402.
[30] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE Conferenceon Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770 - 778.
[31] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2818 - 2826.
[32] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700 - 4708.
[33] YUAN W, GU X, DAI Z, et al. Neural window fully-connected crfs for monocular depth estimation[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 3916 - 3925.
[34] LI Z, WANG X, LIU X, et al. Binsformer: Revisiting adaptive bins for monocular depth estimation[J]. arXiv Preprint, arXiv:2204.00987, 2022.
[35] LEE J H, HAN M K, KO D W, et al. From big to small: multi-scale local planar guidance for monocular depth estimation[J]. arXiv Preprint,arXiv:1907.10326, 2019.