

文章编号: 2097-096X(2026)03-0413-16

基于白蚁习性概率场的巢穴定位方法研究

孟荣华^{1,2}, 严文俊¹, 周彬^{1,2}, 盛冠群², 孔晗晗³, 谈云志²

(1. 三峡大学 机械与动力学院, 湖北 宜昌 443002;

2. 三峡大学 蚁巢探测与白蚁综合防治研究所, 湖北 宜昌 443002; 3. 三峡大学 材料与化工学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 土栖白蚁在堤坝上挖穴筑巢是水利工程最主要的隐患之一, 如何准确高效定位白蚁蚁巢是水利工程防治工作的关键。本文基于白蚁生物习性规律, 提出了一种深度学习目标检测与概率场建模的白蚁巢穴定位新方法。首先, 设计了改进YOLOv5模型, 自动识别兵蚁、工蚁、幼蚁类别; 然后, 通过改进多目标跟踪DeepSORT算法绘制计数圈统计每种白蚁的数量, 并追踪轨迹聚合主方向; 最后, 基于幼蚁、兵蚁及工蚁外出活动距离数量的习性规律建模, 设计动态距离、动态方向等权重函数, 构建以诱导识别点为中心的二维概率场, 并通过预测蚁巢位置与实际蚁巢位置误差对该方案进一步研究试验验证其可行性。利用全局概率延伸和似然概率融合, 还可进行多点矩阵式联动定位。该方法融合了计算机视觉、生态行为分析和概率统计等理论, 相比传统方法更加低成本和高效, 同时支持大数据分析 with 扩展, 可与物联网集成实现远程监测, 显著提高蚁巢定位效率。

关键词: 蚁巢定位; 目标检测; 目标跟踪; 习性建模概率场; 可行性试验

中图分类号: TV871.2

文献标识码: A

doi: 10.3724/j.jiwhr.20250224

1 研究背景

我国淮河以南的热带和亚热带地区, 由于温暖湿润的气候和丰富的食物资源, 为白蚁的繁殖和生存提供了理想条件^[1], 除新疆、青海、宁夏、内蒙古、黑龙江等5省(区)未发现白蚁外, 其余各省、市、自治区均已发现白蚁分布^[2-3]。据数据统计^[4-5], 中国现有9.5万多座水库大坝中91.8%为土石坝, 5级以上堤防达到33.1万km, 其98.1%的堤坝为土石结构, 并且在白蚁活动区域内的水库约占总数的90%。在全球气候变暖的背景, 白蚁等害堤动物危害的范围、强度扩大趋势下, 并且随着时间的推移, 其中大部分土质水利工程也将达到超服役期^[4]。水利部印发的《水利工程白蚁防治工作指导意见》^[6]提出, 到2025年, 建立较为完备的水利工程白蚁综合防治工作体系, 白蚁防治迫在眉睫。准确高效查找白蚁巢穴, 是白蚁防治的关键。

现较大部分研究都是用探地雷达法、地震勘探法、声波脉冲法等方法来探测白蚁巢穴的, 但由于堤坝硬化、金属构筑物、堤坝填土的含水率、地面障碍及其斜坡式结构等都会对物探技术产生干扰, 同时物探技术本身在探测精度、空间分辨率以及多解性等方面还存在局限性^[4-5, 7], 即使在已根据泥被、泥线、分群孔等地表指示物缩小找巢范围后, 通过设备准确探测、定位白蚁巢穴仍命中率较低^[8]。另外, 物探设备价格昂贵, 需要专业人员操作完成, 不能与物联网、边缘计算平台集成, 实现实时远程生态监测; 而人工法则需要更多的经验和时间, 效率低, 并且对堤坝结构造成一定的破坏。

因使用物探技术来查找白蚁巢穴具有一些局限性, 现也有许多专家通过研究白蚁习性规律, 有针对性地开展堤坝白蚁防治。如华中农业大学白蚁习性规律与绿色防治课题组发现堤坝白蚁巢内种群数

收稿日期: 2025-09-11; 网络首发时间: 2026-04-29

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/10.1788.TV.20260428.1314.003>

基金项目: 中国水利水电科学研究院水利部白蚁防治重点实验室开放研究基金项目(IWHR-2024TE004); 区域创新发展联合基金项目(U24A20183)

作者简介: 孟荣华(1983—), 副教授, 主要从事智能监测关键技术研究。E-mail: mengrh@ctgu.edu.cn

通信作者: 周彬(1988—), 副教授, 主要从事机械装备控制技术的研究与开发。E-mail: zhoubin@ctgu.edu.cn

量虽多,但其严格的品级分化导致只有少数白蚁(蚁后、蚁王)享有生殖特权的习性规律。研究表明,在理想情况下,金龟子绿僵菌昆虫致病真菌感染外出觅食、筑巢和巡逻的白蚁,作为感染个体进入副巢,然后逐渐传播到主巢杀死蚁王和蚁后,导致整个白蚁巢群崩溃和死亡^[9]。也有专家研究发现不同白蚁属对光源的趋性存在差异的习性规律,乳白蚁属、大白蚁属和土白蚁属对不同波长光源的趋性反应存在显著差异。从总体来看,在同一功率下,紫外光对3种白蚁属的引诱效果最佳,能够有效地吸引白蚁靠近诱捕灯,从而提高对白蚁的捕杀效率^[10]。经过研究发现,幼蚁、兵蚁及工蚁外出活动、觅食点距离蚁巢中心的距离具有不同的规律。因此,本文提出了通过统计区域内各类白蚁的数量和聚合运动的主方向,逆推蚁巢位置的解决思路。

近年来,随着人工智能技术在目标检测领域的广泛应用,以单阶段目标检测算法(YOLO)为代表的病虫害目标检测方法,以及基于深度特征在线多目标跟踪算法(DeepSORT)的动态跟踪计数方法取得了较大进展。王一非等^[11]在YOLOv5目标检测算法中集成自适应颜色感知机制(ACP-Module)和内容感知特征重组上采样(CARAFE),增强了模型的特征提取、颜色感知和细节捕捉能力,显著提升了对白蚁活动迹象的识别效果,为土栖白蚁侵害防治的早期预警和精准控制提供了有效检测手段。朱惠斌等^[12]采用改进YOLOv5算法识别玉米病虫害,并与变量喷药技术相结合,实现了精准施药,降低了农药使用量和环境污染风险。王金鹏等^[13]将改进型YOLOv8n目标检测模型(COF-YOLOv8n)的检测结果输入DeepSORT,实现了油茶果实的动态跟踪与计数。刘成等^[14]构建了基于YOLOv5的羊群多目标检测模型,并结合DeepSORT轨迹跟踪算法,实现了羊群目标的实时跟踪定位;同时,通过提取羊目标的深度表现特征,分析了羊群游走轨迹及运动节律变化规律。

综上,本文拟研究基于白蚁生物习性、图像识别与概率建模预测^[15-16]的白蚁巢穴定位方案,运用改进YOLOv5模型自动识别兵蚁、工蚁、幼蚁个体种类,改进多目标跟踪算法DeepSORT统计一段时间序列的兵蚁、工蚁、幼蚁数量和确定白蚁轨迹主方向。然后基于幼蚁、兵蚁及工蚁外出活动觅食距离数量规律设计动态距离权重函数、动态方向权重函数等,构建以诱导识别点为中心4 m内空间概率场。根据识别结果统计白蚁数量,动态寻找概率最大的位置,确定白蚁巢穴最可能的位置,以90%的置信度范围作为重点探测区域,来减少人力物力。通过预测蚁巢位置与实际蚁巢位置误差验证了该方案该白蚁巢穴探查方案的可行性。进一步,运用各诱导识别点的经验概率场进行全局概率延伸和似然估计融合,可进一步组成多诱导识别点矩阵式联动预测。

2 白蚁检测模型的构建

在水库堤坝及护坡绿化带等复杂生态系统中,白蚁种类多样,除主要分布的土栖白蚁(如黑翅土白蚁、黄翅大白蚁)外,局部区域亦可能存在部分土木两栖散白蚁及家白蚁等属种。虽然不同属种在巢型结构、活动习性及生态适应性方面存在差异,但在功能分化层面(兵蚁、工蚁、幼蚁)却表现出显著的一致性。具体而言,兵蚁头部显著增大、具发达大颚,主要承担防御职能;工蚁体形中等、色浅,负责筑巢、搬运与取食;幼蚁体色透明、软体、头部尚未硬化,处于发育阶段。此类形态与功能上的稳定分化规律为基于视觉特征的自动识别提供了生物学依据。因此,本研究在数据集构建阶段,主要选取堤坝中常见的土栖白蚁作为研究对象,建立兵蚁、工蚁、幼蚁三类个体的样本数据集。尽管未涵盖所有属种,但由于不同属种间功能分化型个体(兵蚁、工蚁、幼蚁)在外部形态特征(如体型比例、体色深浅、头部形态与大颚结构)上具有高度相似性,基于此特征训练的YOLO目标检测模型仍具备良好的跨属种识别能力。即使在局部区域出现的土木两栖散白蚁或家白蚁群体,其个体在功能分化层面的形态学特征(如头部结构、触角形态及体表纹理)与土栖白蚁高度一致,模型亦可实现对兵蚁、工蚁、幼蚁三类个体的有效识别与统计。综上,本研究通过建立以土栖白蚁为代表的数据集,并利用其功能型分化特征的普适性,实现了白蚁属种间的识别泛化。

2.1 数据集的建立 本文所使用的图像数据集主要来源于实验室自行养殖的白蚁群体,如图1所示,

实验对象为堤坝中最常见的土栖白蚁。为充分反映其自然活动特征，数据采集工作安排在白蚁活动最为频繁的4—6月进行，并分别在上午、中午、下午和夜间等不同时段拍摄。拍摄过程中综合考虑了光照条件(明亮、昏暗、阴影)和拍摄角度(俯视、侧视、近景)等因素，以尽可能覆盖白蚁在不同环境下的姿态与外观变化。由于实验室养殖环境可控且个体辨识度高，采集到的样本图像具有结构清晰、背景纯净、姿态多样等特点。数据集中包含兵蚁(ant_soldier)、工蚁(ant_worker)和幼蚁(ant_larvae)三种类型，每张图像中可能包含单只或多只不同类别的个体。为避免实验室样本在背景与光照条件上的单一性，本文进一步从互联网公开资源中筛选并下载了多环境下的白蚁图像。这些样本涵盖了多种拍摄角度(俯视、侧视、近景)、光照条件(强光、弱光、阴影)以及自然背景(泥土、木屑、潮湿地面等)，有效提升了数据集在复杂环境下的多样性、鲁棒性与泛化能力。通过上述操作采集与收集的图像共计500张，其中实验室实拍样本约占70%(350张)，网络收集样本约占30%(150张)。在这些样本中，单一类别的白蚁图像(含单只幼蚁、兵蚁或工蚁)约100张，各大约30张，而包含多类别或多数量个体的复合样本约400张，可用于模型在复杂目标交互场景下的学习。

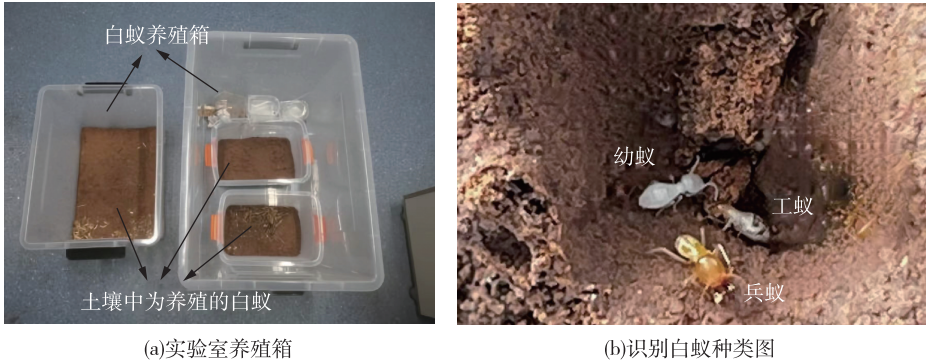


图1 实验室养殖白蚁

Fig. 1 Laboratory rearing of termites

为进一步增强模型在不同条件下的识别鲁棒性，本文对原始数据集进行了对比度减弱、亮度减弱与色彩减弱三种预处理操作，以提升模型对光照、色温变化的适应能力^[12]。此外，考虑到白蚁在拍摄过程中可能存在轻微移动导致的图像模糊，额外采用了运动模糊处理来模拟真实拍摄条件下的动态模糊效应。数据集的具体构成与样本数量统计见表1。在模型训练前，使用LabelImg工具对全部图像进行精确标注，标注类别分别对应“幼蚁(ant_larvae)”“兵蚁(ant_soldier)”和“工蚁(ant_worker)”。随后按照8：2比例将数据集随机划分为训练集(960张)与验证集(240张)。其中，验证集选取了30张具有代表性的样本图像，这些样本未在训练集中出现，且三类白蚁均有分布；其中实验室拍摄样本20张，互联网样本10张。该划分策略有助于提高模型评估的客观性与泛化性能。

表1 数据集扩充信息

Table 1 Details of dataset augmentation

白蚁图像	原始数量	对比度 0.6/0.8	亮度 0.6/0.8	颜色 0.6/0.8	运动模糊
单一类别白蚁图像	100	35	35	35	35
多类别白蚁图像	400	140	140	140	140

2.2 改进YOLOv5模型 YOLOv5是一个广泛使用的目标检测模型，该模型采用深度学习技术来实现物体识别，具有高效的检测速度、高检测精度及多尺度检测等优点。鉴于土栖白蚁的幼蚁、兵蚁、工蚁之间的差异较小，识别白蚁目标小、数量多、易重叠及环境背景复杂等问题，本文改进了原始的YOLOv5s模型。相比原始YOLOv5s目标检测模型，本文主要改进特征融合网络(Neck)的多尺度特征融合结构^[17]。原始YOLOv5s通常融合P3、P4和P5三个尺度特征，分别对应8、16和32倍下采样特征，融合方式主要为上采样(Upsample)和通道拼接(Concat)。为增强小目标和多尺度目标的表征能力，本

文将普通上采样替换为内容感知特征重组上采样(CARAFE)，并结合卷积、批归一化与 SiLU 激活函数组合(CBS)和重参数化 C3 特征重组模块(RepC3)对融合特征进行通道调整与特征重构，从而提升浅层细节信息与深层语义信息的融合效果。该模型由输入层(input)、骨干网络(backbone)、特征处理层(neck)以及检测头(head)等主要部分组成，如图 2 所示，其中连线表示特征流动方向与数据传递路径。为便于理解，表 2 对图中主要符号和模块进行了说明。

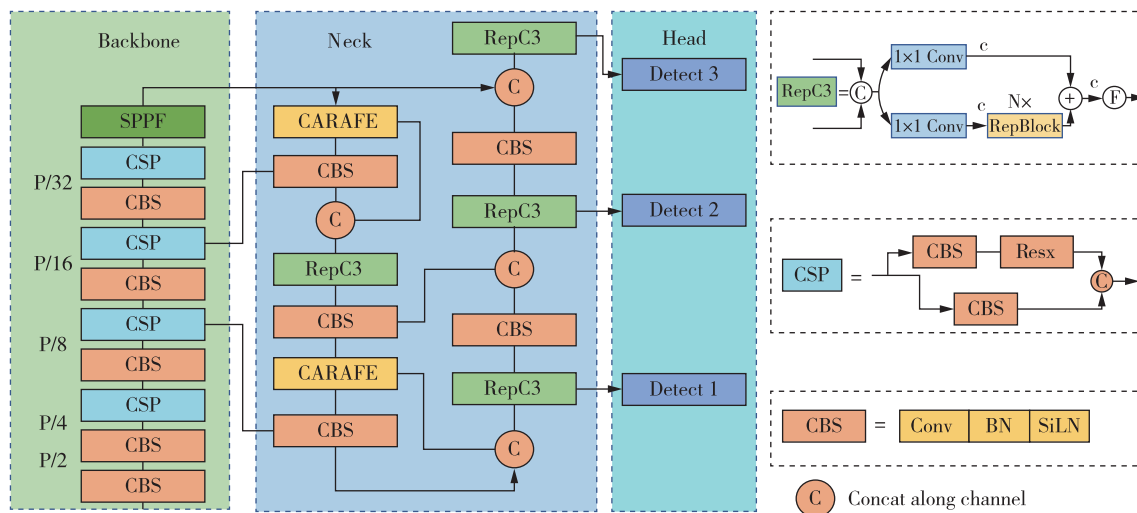


图 2 YOLOv5改进模型结构

Fig. 2 Architecture of the improved YOLOv5 model

表 2 主要符号和模块解释

Table 2 Main symbols and module descriptions

符号/模块	英文全称	中文全称	功能说明
SPPF	Spatial Pyramid Pooling-Fast	空间金字塔快速池化层	通过多尺度池化操作获取不同感受野的上下文信息,增强特征的全局表达能力。
CSP	Cross Stage Partial	跨阶段部分连接结构	分割特征通路并融合输出,减少计算量并防止梯度消失。
CBS	Conv+BN+SiLU	卷积+批归一化+SiLU 激活	网络的基本特征提取单元,用于卷积计算和非线性映射。
CARAFE	Content-Aware ReAssembly of FEatures	内容感知特征重组模块	在上采样阶段实现自适应特征重组,保持全局语义一致性并强化边缘细节。
RepC3	Re-parameterized C3	重参数化 C3 模块	训练阶段采用多分支卷积增强特征表达,推理阶段融合为单卷积结构以加速推理。
C	Concat	特征拼接操作	将多尺度或不同来源的特征进行拼接融合,增强信息表达能力。
Detect 1/2/3	Detection Head	多尺度检测头	分别对应不同尺度的特征图(小、中、大目标),输出类别与边框预测。
P/4、P/8、P/16、P/32	Down-sampling Ratio	下采样倍数	表示特征图相对输入图像的缩放比例,用于多尺度特征提取。
1×1 Conv	1×1 Convolution	1×1 卷积	用于通道压缩与特征融合,降低参数量。
Resx	Residual Block	残差结构	通过跳跃连接缓解梯度消失并增强信息流动。
Conv、BN、SiLN	Convolution+BatchNorm+SiLU/Norm	卷积层+归一化+激活函数	构成网络的基础单元,用于特征提取与非线性变换。

原始 YOLOv5s 中各通道特征往往独立计算，导致跨通道依赖关系未被充分利用，限制了模型的全局表征能力。为增强白蚁小目标在复杂背景下的特征表达能力，本文在 YOLOv5s 目标检测模型的

Neck 部分改进了多尺度特征融合结构。主要在模型 neck 部分引入中间尺度特征融合路径，并结合卷积变换与特征拼接操作，加强浅层纹理信息与深层语义信息之间的交互，使网络能够更充分地利用白蚁目标的边缘、轮廓和局部纹理特征。在上采样阶段，本文采用 CARAFE 替代普通上采样操作。与最近邻插值等固定上采样方式不同，CARAFE 能够根据输入特征内容自适应生成重组权重，从而在特征图放大过程中更好地保持语义一致性和局部结构信息。该模块有助于缓解小目标特征在上采样和融合过程中的模糊问题，增强白蚁个体边缘、纹理及密集区域中相邻目标的可分辨性。同时，为兼顾检测精度与推理效率，本文在 Neck 中引入 RepC3 替代部分原始 C3 模块。RepC3 在训练阶段利用多分支卷积结构增强特征提取能力，在推理阶段通过结构重参数化将多分支结构等效融合为单一卷积形式，从而降低推理阶段的计算复杂度。该设计能够在保持较强特征表达能力的同时提升模型推理效率，更适用于白蚁视频监测中的实时检测任务。综上，本文通过中间尺度特征融合路径增强多尺度特征交互，通过 CARAFE 提升上采样阶段的内容感知特征重组能力，并利用 RepC3 实现精度与推理速度的平衡。三者协同作用，使改进后的 YOLOv5s 在白蚁密集分布、目标尺度小和背景干扰较强的场景下具有更好的检测稳定性和目标辨识能力。

2.3 检测模型结果分析 本文在原有 YOLOv5s 目标检测模型结构基础上引入 Backbone 中间层输出特征参与融合重组，构建更充分的多尺度特征交互路径；同时将普通 Upsample 上采样替换为 CARAFE 内容感知上采样，以增强上采样阶段对局部结构和边缘细节的保持能力。该改进有助于提升模型对密集区域、小尺度目标和遮挡目标的特征表达能力。图 3 展示了原始图像、YOLOv5s 改进前后对白蚁目标的检测结果对比以及改进模型的目标响应热力图。由图中可以看出，改进模型在小目标检出、局部遮挡目标识别和相邻白蚁区分方面表现出更好的检测效果。

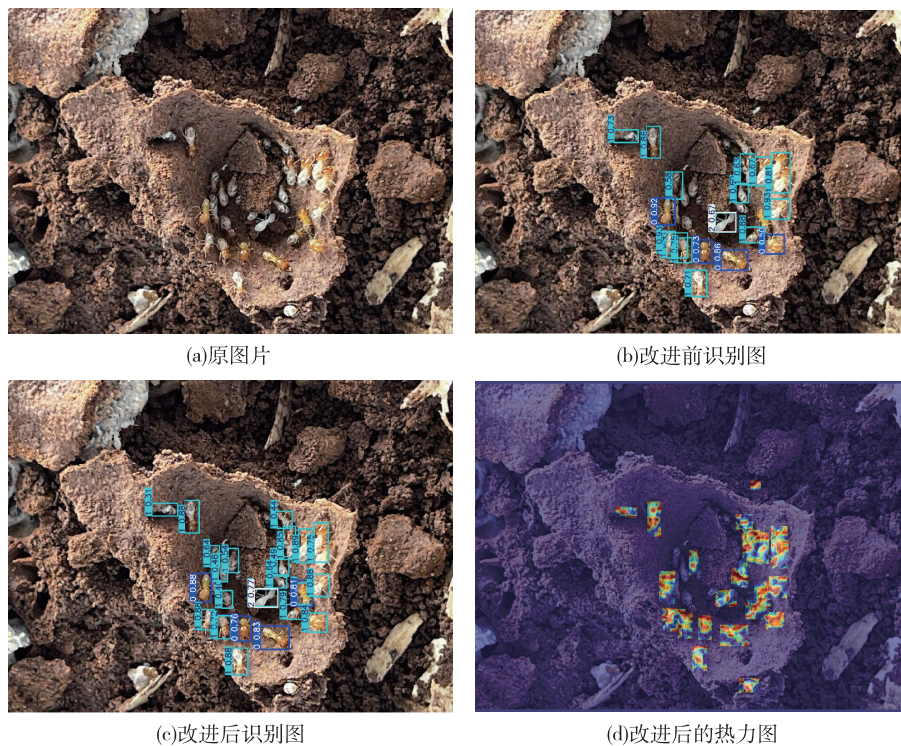


图 3 YOLOv5 改进前后识别的情况对比

Fig. 3 Comparison of recognition performance before and after YOLOv5 improvement

为验证改进模型的有效性，将本文提出的模型与当前主流目标检测模型进行了系统性能对比，结果如表 3 所示。通过对多种主流模型比较发现，本文模型在精确率、召回率和 mAP50 等关键指标上与 YOLOv8s 表现相近，但在模型参数量、浮点运算数及模型大小方面仅为 YOLOv8s 的 46%、47.5% 和 49.3%，实现了在保持检测精度的同时显著降低模型复杂度。与 YOLOv5s 和 YOLOv5m 相比，本文模型

的精确率分别提高了 1.5% 和 0.9%，mAP50 指标分别提升 1.4% 和 0.7%；与此同时，模型参数量、浮点运算数和模型大小较原始 YOLOv5s 分别减少了 27%、14.6% 和 26.4%。此外，与 YOLOv8n 相比，虽然本文模型的参数量和计算量略高，但其精确率和 mAP50 分别提升 1.1% 和 0.5%，体现出更优的检测性能。综合来看，本文提出的模型在保持较高检测精度的同时显著降低了计算复杂度，兼具高精度识别性能与轻量化结构优势。该模型不仅在复杂场景下对白蚁目标的识别能力更强，更具备良好的边缘部署与实时应用潜力，适用于堤坝环境中白蚁监测等高效目标检测任务。

表 3 不同模型试验结果对比
Table 3 Comparison of experimental results from different models

模型	参数 Params/M	浮点运算数 GFLOPs	精确率 Precision/%	召回率 Recall/%	mAP50/%	模型大小 Model size/MB
YOLOv5s	7.02	15.8	88.5	85.9	89.4	14.4
YOLOv5m	2.09	47.9	89.1	86.4	90.1	42.2
YOLOv8n	3.51	8.9	88.9	86.7	90.3	8.3
YOLOv8s	11.13	28.4	90.3	87.5	91.1	21.5
本文模型	5.12	13.5	90.0	87.1	90.8	10.6

2.4 改进 DeepSORT 多目标追踪算法 为了统计一段时间序列中各类别白蚁的数量和判定白蚁运动轨迹的朝向，研究引入改进 DeepSORT 多目标追踪算法^[18]，其改进追踪算法结构流程见图 4，首先对当前每一视频帧进行尺寸放大和瞄点适配优化，更好的提升白蚁小目标检测精度。对低置信度检测框可以通过时间连续性(多帧出现)和空间上下文(周围同类目标)验证动态提升置信度，并创建新轨迹参与下一帧的匹配；而高置信度检测框通过 ResNet50 提取目标的外观特征，并在跟踪匹配中引入余弦距离度量^[19]，与 IOU 结合形成复合代价矩阵在线更新特征模板，再通过匈牙利算法进行联级匹配^[20]，能更好的匹配目标，减少 ID 跳变，显著提升小目标和遮挡目标的召回率。对于匹配成功的轨迹，更新卡尔曼滤波状态和外观特征，然后统计白蚁各类别的数量和判定白蚁运动轨迹的朝向。传统方法多依据目标跟踪生成的 ID 数量进行计数，计数结果容易受轨迹断裂、遮挡误关联和 ID 切换影响，导致统计值偏高。为降低对长时稳定 ID 的依赖，本文在视频视野中设置虚拟计数圈，以目标检测框中心或轨迹中心的有效穿越事件作为计数依据。当白蚁目标穿越计数圈且满足运动方向约束时，记录一次对应类别计数^[21-22]。同时，记录进入虚拟计数圈且运动方向位于指向圆心 90° 范围内的白蚁轨迹，并采用圆

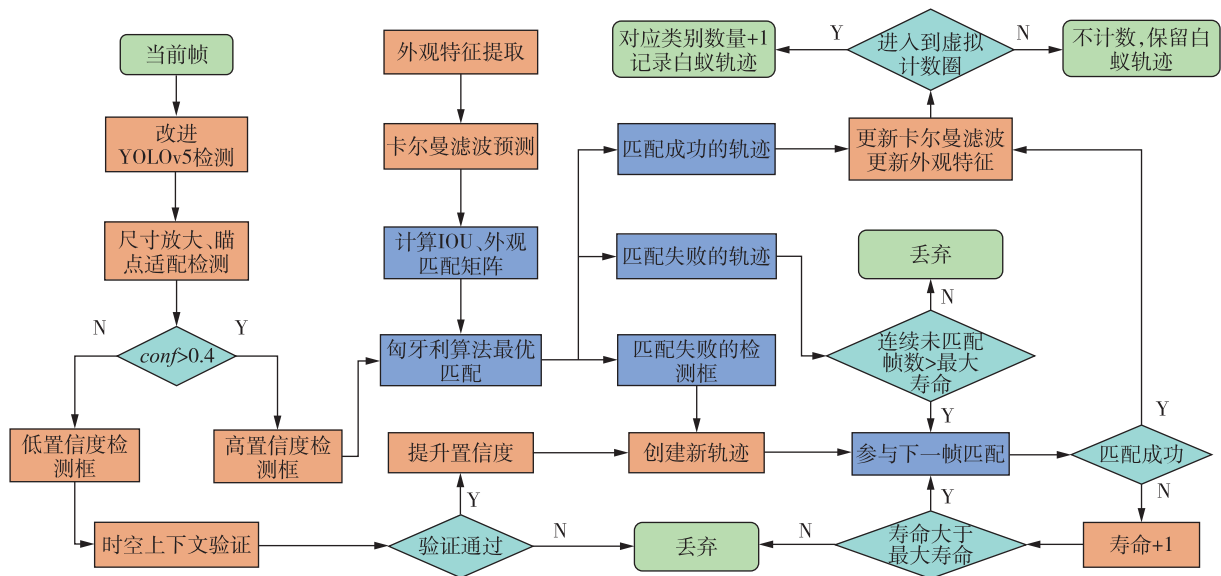


图 4 改进 DeepSORT 算法结构流程

Fig. 4 Architectural flowchart of the improved DeepSORT algorithm

形均值方法聚合得到轨迹主方向。

白蚁轨迹主方向函数：使用改进 DeepSORT 算法对诱导识别点内一段时间序列的白蚁进行跟踪，将位移方向和从点到引诱点向量夹角小于 90° 的轨迹去掉，然后满足朝引诱中心方向运动的轨迹计算瞬时方向，再将所有轨迹方向用圆型均值方法聚合，确定白蚁轨迹的主方向，其白蚁轨迹为 $\{(x_i, y_i)\}$ 。

计算白蚁轨迹的瞬时方向：

$$\Delta x_i = x_{i+1} - x_i, \Delta y_i = y_{i+1} - y_i \quad (1)$$

$$\phi_i = \frac{180}{\pi} \text{atan2}(\Delta y_i, \Delta x_i) \quad (2)$$

式中： $(\Delta x_i, \Delta y_i)$ 为相邻时间序列的位移向量； $\text{atan2}(\Delta y_i, \Delta x_i)$ 将坐标增量转换成一个朝向角度。

圆型均值聚合轨迹方向：

$$\bar{C} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \cos(\phi_n), \bar{S} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sin(\phi_n) \quad (3)$$

$$\theta = \text{atan2}(\bar{S}, \bar{C}) \quad (4)$$

$$R = \sqrt{\bar{C}^2 + \bar{S}^2} \quad (5)$$

式中： $\bar{C}$ 、 $\bar{S}$ 为全部单元向量在 x 、 y 方向上的平均投影； θ 为所有轨迹最集中的方向(主方向)； R 为方向一致度，评估方向是否可靠。

如图 5 所示，为改进 DeepSORT 算法对白蚁运动视频目标追踪的试验图片。当白蚁处于统计圈外时，工蚁目标检测框、ID 和轨迹是绿色，兵蚁目标检测框、ID 和轨迹是红色，幼蚁目标检测框、ID 和轨迹是粉红色。当白蚁进入到计数圈内时，其工蚁、兵蚁的目标检测框、ID 会变成青色，轨迹保持不变，这样可以更清楚的观察计数圈内外的工蚁、兵蚁及幼蚁。同时当工蚁、兵蚁及幼蚁从计数圈外进入到计数圈内时，算法会统计经过的各类白蚁数量，如图 5 中，统计的兵蚁数量是 4 只、工蚁数量是 22 只、幼蚁数量是 0 只，并分别用红色、绿色和粉红色文字表示。图中由虚拟计数圈向外延伸的红色虚线为白蚁轨迹的聚合主方向。该方向由改进 DeepSORT 算法获得的白蚁运动轨迹计算得到：首先根据连续帧轨迹点计算各白蚁个体的位移方向，并构建当前位置指向引诱点的参考向量；随后保留二者夹角小于 90° 的有效轨迹，以剔除背离引诱点或偏离计数方向的无效运动；最后采用圆形均值方法聚合有效轨迹方向，得到群体层面的主运动方向并绘制为红色虚线。

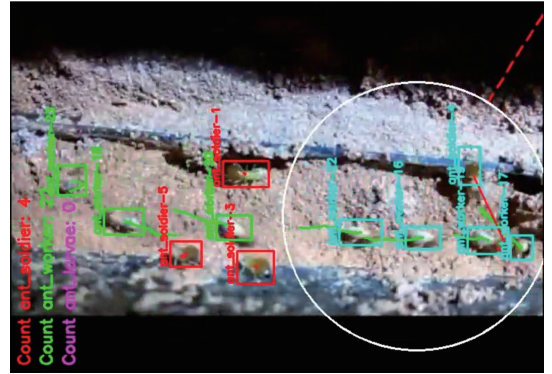


图 5 白蚁目标追踪统计分析

Fig. 5 Target tracking and statistical analysis of termites

3 习性概率模型的构建

3.1 诱导识别装置 由于白蚁的幼蚁、工蚁和兵蚁多在阴暗、封闭的蚁道中活动，传统观察方法难以获取其行为轨迹与数量信息，严重制约对白蚁群体活动规律及巢穴分布的研究。本研究应用了一种诱导识别装置，通过在装置内部布设引诱物，引导白蚁主动进入，从而实现对白蚁的自动分类识别、轨迹追踪与数量统计，为蚁群活动分析及巢穴定位提供高精度数据支撑。该装置集成 4G 无线通信模块，支持远程数据传输与实时监控；采用可拆卸锂电池供电，在低功耗模式下可连续运行约两年，具备循环充电功能，可满足长期野外部署需求。装置内置 GPS/IP/A-GPS/基站多模定位系统，实现精准位置记录和数据同步，并配备环境温度监测模块，可在 $-20 \sim 70^\circ\text{C}$ 范围内稳定工作。外壳采用环保 PA 材料制成，兼具耐候性与机械强度，内部配备 200 万像素自然光补光摄像头及加热除雾系统，保证在低

光照、高湿度条件下仍能清晰捕获白蚁行为，实现高精度目标检测与分类识别。在实际部署中，可在装置内放置适宜白蚁的引诱食物，并将其埋设于堤坝、护坡及其他疑似白蚁巢穴区域(如图6所示)。白蚁通过蚁道进入装置后，系统可实时识别其类别(兵蚁、工蚁、幼蚁)，追踪活动轨迹并统计数量分布，据此推断蚁群主要活动方向及蚁巢可能位置。



图6 诱导识别装置部署

Fig. 6 Deployment of bait-recognition devices

3.2 蚁巢距离与数量习性 根据幼蚁、兵蚁及工蚁外出活动的习性规律发现，幼蚁因活动能力弱，基本不会离开蚁巢0.5 m远，所以距离超过蚁巢0.5 m的地方基本上是没有幼蚁，且距蚁巢0.5 m内幼蚁数量一般在[0, 10]范围。兵蚁在距蚁巢0.5 m内主要负责守卫巢穴入口和主要觅食通道，数量一般在(50, 300]范围；在距蚁巢(0.5, 1.5] m内负责防御外敌，但数量有所减少，数量一般在(20, 50]范围；在距蚁巢(1.5, 4] m内只少量驻守，数量一般在(5, 20]范围。工蚁在距蚁巢0.5 m内主要负责觅食、筑路，数量最多，数量一般在(400, 1200]范围；在距蚁巢(0.5, 1.5] m内也是负责觅食，但数量有较大减少，数量一般在(200, 400]范围；在距蚁巢(1.5, 4) m内，主要是负责探索和寻找新觅食点，数量一般在(50, 200]范围。其距蚁巢[0, 4] m内各类别白蚁数量如表4所示。

表4 蚁巢0~4 m内各类别白蚁数量
Table 4 Termite counts by category within 0~4 meters of the nest

距蚁巢距离/m	幼蚁数量	兵蚁数量	工蚁数量
[0, 0.5]	[0, 10]	(50, 300]	(400, 1200]
(0.5, 1.5]	0	(20, 50]	(200, 400]
(1.5, 4]	0	(5, 20]	(50, 200]

根据发现的蚁巢[0, 4] m内白蚁外出活动种类和数量的习性规律进行适当的调整，本文设定了高、中、低密度三个条件分别对应距蚁巢[0, 0.5] m、(0.5, 1.5] m、(1.5, 4] m。高密度数量条件： $N_s \in (50, 300] \cup N_w \in (400, 1200] \cup N_y \in [0, 10]$ ；中密度数量条件： $N_s \in (20, 50] \cup N_w \in (200, 400]$ ；低密度数量条件： $N_s \in (5, 20] \cup N_w \in (50, 200]$ 。

3.3 习性概率函数的建立 本文构建的习性概率模型以白蚁群体的空间行为特征为基础，通过多维权重函数实现对白蚁巢穴空间概率分布的精准描述。模型首先通过动态距离权重函数与白蚁密度函数的耦合关系，对不同距离区间的巢穴概率进行分层划分，以反映白蚁群体在空间上的聚集性与距离衰减规律；其次，结合动态方向权重函数与白蚁轨迹主方向函数的对应关系，实现对白蚁活动方向的概率调控，从而揭示巢穴可能分布的方向性特征；此外，为强化巢穴近区识别的准确性，模型引入幼蚁增强函数，在检测到幼蚁时对巢穴近区概率进行自适应提升，以补全整体概率分布的生物学合理性。通过上述多函数协同机制，模型可以实现了对白蚁巢穴空间分布的动态、多尺度概率建模。

白蚁密度函数：通过在诱导点识别的白蚁种类数量及白蚁外出活动习性规律的种类数量，可以构建在此经验条件下以诱导识别点为中心的白蚁密度函数，通过该白蚁密度函数可以将当前识别的兵蚁、工蚁、幼蚁数量并与距离习性规律相关的权重因子 α_s 、 α_w 、 α_y 联立归一化处理，用于后文距离高斯动态权重函数中，推测白蚁蚁巢在哪一位置概率最大，建立白蚁密度方程如下：

$$T = \alpha_s \cdot \frac{N_s}{N_{s, \max}} + \alpha_w \cdot \frac{N_w}{N_{w, \max}} + \alpha_y \cdot \frac{N_y}{N_{y, \max}} \quad (6)$$

式中： α_s 、 α_w 、 α_y 分别为兵蚁、工蚁、幼蚁权重因子； N_s 、 N_w 、 N_y 分别为当前识别的兵蚁、工蚁、幼蚁数量； $N_{s, \max}$ 、 $N_{w, \max}$ 、 $N_{y, \max}$ 分别为设定条件兵蚁、工蚁、幼蚁最大数量。

白蚁权重因子设定：根据不同蚁型的生态行为特征与活动范围差异，本文将兵蚁、工蚁及幼蚁的权重因子设定为随群体密度条件动态变化的参数。幼蚁活动能力较弱，通常不离巢体0.5 m以上，其出现被视为最强的巢穴指示信号，表明诱导识别点与巢穴中心距离极近。因此，在高密度条件下幼蚁权重应占主导地位。但考虑到检测过程中可能存在误检情况，为避免异常识别导致判断偏差，权重需结合幼蚁检测置信度进行修正。兵蚁主要分布于蚁巢周边或蚁路通道内，承担防卫功能，在巢穴近区数量相对集中，对“巢穴概率”具有较强的指示作用。因而在中密度条件下，兵蚁的权重占比应为最高。工蚁则承担觅食搬运与巢道构筑等任务，活动范围最广，在远离巢穴的区域中仍可大量出现，对“外围活动密度”具有重要反映作用，因此在低密度条件下，工蚁权重应占主导地位。考虑到幼蚁通常不会出现在远离巢穴的区域，在中、低密度条件下其权重因子取0。综合白蚁三型个体的活动特征、生态功能及检测置信度因素，本文确定不同密度条件下的权重参数：(1)高密度条件下(检测到幼蚁且置信度>0.35)： $\alpha_s=0.35$ 、 $\alpha_w=0.25$ 、 $\alpha_y=0.40$ ；(2)高密度条件下(未检测到幼蚁或置信度≤0.35)： $\alpha_s=0.65$ 、 $\alpha_w=0.35$ 、 $\alpha_y=0$ ；(3)中密度条件下： $\alpha_s=0.6$ 、 $\alpha_w=0.4$ 、 $\alpha_y=0$ ；(4)低密度条件下： $\alpha_s=0.4$ 、 $\alpha_w=0.6$ 、 $\alpha_y=0$ 。

动态距离权重函数：考虑到不同密度条件下白蚁在各距离区间出现的概率差异，本文引入动态距离权重函数以刻画白蚁活动密度与巢穴位置的空间关系。依据前述数量习性关系可知：当白蚁群体处于高密度状态时，其蚁巢位置大概率分布于诱导识别点0.5 m范围内；在中密度条件下，蚁巢位置大概率分布于(0.5, 1.5] m范围内；而在低密度条件下，蚁巢则可能位于(1.5, 4] m范围内。据此，本文针对不同密度条件采用分段函数形式构建距离权重模型：高密度条件下：在0.5 m范围内采用高斯动态权重函数，以精确描述近巢区白蚁活动的高集中度；在该范围之外采用线性动态权重函数以模拟概率递减趋势；中密度条件下：在(0.5, 1.5] m范围内采用高斯动态权重函数，其余区间采用线性权重衰减；低密度条件下：在(1.5, 4] m范围内采用高斯动态权重函数，其他区间则以线性函数形式平滑衔接递减。其中，高斯动态权重函数的峰值与白蚁密度函数中当前识别的兵蚁、工蚁及幼蚁数量及其距离习性规律相关的权重因子(α_s 、 α_w 、 α_y)进行归一化联立，从而确保不同白蚁种类在空间尺度上的协调性。该函数在对应区间内以高斯形式实现双侧递减，而线性动态权重函数则在其余区间与高斯函数边界处实现平滑衔接，使概率值呈连续过渡。通过上述构建，可初步形成兼顾白蚁密度分布特征与行为习性规律的动态距离概率场模型。

高斯动态权重函数：

$$\mu = d_{\min} + (d_{\max} - d_{\min})(1 - T) \quad (7)$$

$$G(r) = e^{-\frac{(r - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

$$F(r) = k_{\min} + (k_{\max} - k_{\min}) \cdot G(r) \quad (9)$$

线性动态权重函数：

$$S(r) = \frac{r - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \quad (10)$$

$$F(r) = k_{\min} + (k_{\max} - k_{\min}) \cdot S(r) \quad (11)$$

式中： $d_{\min}$ 、 $d_{\max}$ 为设定条件的最小、最大边界(取0 m、0.5 m、1.5 m、4 m)； μ 为高斯分布的中心位置(概率最高的距离)； σ 为标准差； $k_{\min}$ 、 $k_{\max}$ 为设定条件的最小、最大概率； $F(r)$ 为动态距离权重概率。

在本文高密度数量条件下[0, 0.5] m内使用高斯动态函数让其概率从(0.75, 0.95]动态变化，(0.5~1.5] m、(1.5, 4] m内使用线性动态函数分别从(0.5, 0.75]、(0.3, 0.5]动态变化；中密度数量条件下(0.5, 1.5] m内使用高斯动态函数让其概率从(0.75, 0.95]动态变化，(0, 0.5] m、(1.5, 4] m内使用线性动

态函数分别从(0.6, 0.8]、(0.5, 0.7]动态变化；低密度数量条件下(1.5, 4] m内使用高斯动态函数让其概率从(0.75, 0.95]动态变化，[0, 0.5] m、(0.5, 1.5] m内使用线性动态函数分别从[0.4, 0.6]、(0.6, 0.75]动态变化。

动态方向权重函数：考虑到以诱导识别点为中心的4 m范围内，不同方向上白蚁巢穴出现的概率并不均匀，本文构建了动态方向权重函数以刻画各个方向上蚁巢分布的可能性。该函数以白蚁活动轨迹的主方向为基准方向，通过筛选出与诱导识别点连线夹角小于90°的轨迹并将其剔除，再对剩余轨迹方向进行聚合，从而得到整体的主运动方向。由于白蚁在接近蚁巢的区域活动最为频繁且数量最多，因此该主方向被视为指向蚁巢的高概率方向。在概率计算上，方向权重以主方位角为中心，采用分段指数衰减函数对两侧角度区域进行加权，使得概率值随角度偏离主方向的增大而呈指数级递减。该设计能够更准确地反映白蚁在空间中由中心向外方向性活动的规律性分布特征，并为后续构建整体巢穴概率场提供方向性约束。

动态方向权重函数：

$$\Delta = ((\phi - \theta + 180) \bmod 360) - 180 \quad (12)$$

$$W(\Delta) = C + A \cdot e^{\left(-\frac{|\Delta| - \Delta_0}{\tau}\right)} \quad (13)$$

式中： ϕ 为当前点的角度； θ 为白蚁主方向角度； Δ 为当前方向与白蚁痕迹方向间角度差(归一化到[-180, 180]范围内)； C 为设定的最小概率系数； A 为权重增益系数； Δ_0 为方向偏差； τ 为衰减系数。

在本文中采用分段指数衰减函数来表示方向权重：

$$\begin{cases} W(\Delta) = 0.8 + 0.2 \cdot e^{-\frac{|\Delta|}{5}} & , |\Delta| \leq 30^\circ \\ W(\Delta) = 0.6 + 0.2 \cdot e^{-\frac{|\Delta| - 30}{10}} & , 30^\circ < |\Delta| \leq 60^\circ \\ W(\Delta) = 0.4 + 0.2 \cdot e^{-\frac{|\Delta| - 60}{15}} & , 60^\circ < |\Delta| \leq 90^\circ \\ W(\Delta) = 0.25 + 0.15 \cdot e^{-\frac{|\Delta| - 90}{20}} & , |\Delta| > 90^\circ \end{cases} \quad (14)$$

通过该分段指数衰减函数，可以描述以诱导识别点为中心，不同方向上蚁巢出现的概率权重变化规律。函数以白蚁活动的主方向为参考轴，当角度差 $|\Delta|$ 较小时(即接近主方向)，权重值较高；随着偏离主方向角度的增大，权重呈指数式衰减，体现出白蚁活动方向性逐渐减弱的特征。当 $|\Delta| \leq 30^\circ$ 时，权重 $W(\Delta)$ 在(0.8, 1.0]之间，表示该方向为白蚁最可能的运动与蚁巢分布区域；当 $30^\circ < |\Delta| \leq 60^\circ$ 时，权重下降至(0.6, 0.8]，表明仍存在较高概率但相对次优；当 $60^\circ < |\Delta| \leq 90^\circ$ 时，权重进一步衰减至(0.4, 0.6]，活动相关性显著减弱；当 $|\Delta| > 90^\circ$ (即主方向的对侧半圆区域)时，权重在[0.25, 0.4]，表示该方向蚁巢分布可能性最低。总体上，方向权重函数 $W(\Delta)$ 以主方向为峰值中心，向两侧角度范围呈指数式平滑递减，最终在主方向的反向区域趋近于最小值0.25。该权重模型采用分段指数衰减形式，量化了白蚁活动方向与巢穴概率之间的关联性，为巢穴概率场中方向性约束项的构建提供了参数化依据。

幼蚁增强函数：考虑到有幼蚁出现的时候，大概率是在0.5 m内，并且更靠近蚁巢，故通过幼蚁增强函数来减小 μ ，从而让峰值 μ 更接近诱导识别点，从而蚁巢更近的效果，该函数可以健全习性概率模型。

$$H(n) = 1 - 0.2 \cdot \frac{N_y}{N_{y, \max}} \quad (15)$$

$$\mu_y = H(n) \cdot \mu \quad (16)$$

式中： N_y 为识别到的幼蚁数量； $N_{y, \max}$ 为高密度条件下最大幼蚁数量。

综合概率函数：将该点的距离 r 、角度 φ 、白蚁密度 T 和白蚁轨迹主方向 θ 传入动态距离权重函数和动态方向权重函数，然后再将两者相乘得到整体概率。

$$P(r, \varphi) = F(r) \cdot W(\Delta) \quad (17)$$

通过将每点距离 r 、角度 φ 传入综合概率函数可得到概率矩阵 $Z(i, j)$ ，每点的极坐标转成直角坐标，然后将概率矩阵 $Z(i, j)$ 与其直角坐标一一对应，再经过高斯平滑连接可生成白蚁概率场^[18]，而蚁巢位置便是概率矩阵 $Z(i, j)$ 中最大值。

3.4 白蚁概率场验证分析 本文基于幼蚁、兵蚁和工蚁在不同距巢范围内的数量分布习性，构建了由白蚁类别数量和轨迹主方向共同约束的蚁巢位置习性概率模型。该模型以监测区域内识别得到的幼蚁、兵蚁和工蚁数量为数量约束，以白蚁群体运动轨迹的聚合主方向为方向约束，生成蚁巢可能位置的空间概率场。

如图7所示，本文选取三种典型密度条件验证所建概率模型。其中，高密度条件下观测到兵蚁100只、工蚁450只、幼蚁1只，轨迹主方向为 205° ；中密度条件下观测到兵蚁30只、工蚁300只、幼蚁0只，轨迹主方向为 90° ；低密度条件下观测到兵蚁15只、工蚁160只、幼蚁0只，轨迹主方向为 134° 。在不同数量条件和轨迹方向约束下，模型均能够生成对应的蚁巢位置概率场。图中蓝点表示引诱识别点，红点表示模型预测得到的蚁巢位置，红色虚线表示由白蚁有效运动轨迹经圆形均值方法聚合得到的群体主运动方向。概率场中的高值区域表示蚁巢可能分布的位置范围，本文进一步提取累计概率达到90%的区域作为重点探测区域，从而为后续蚁巢定位和现场查找提供参考。结果表明，所建习性概率模型能够结合不同类别白蚁数量和轨迹主方向，对蚁巢位置进行空间反演，并有效缩小重点探测范围。

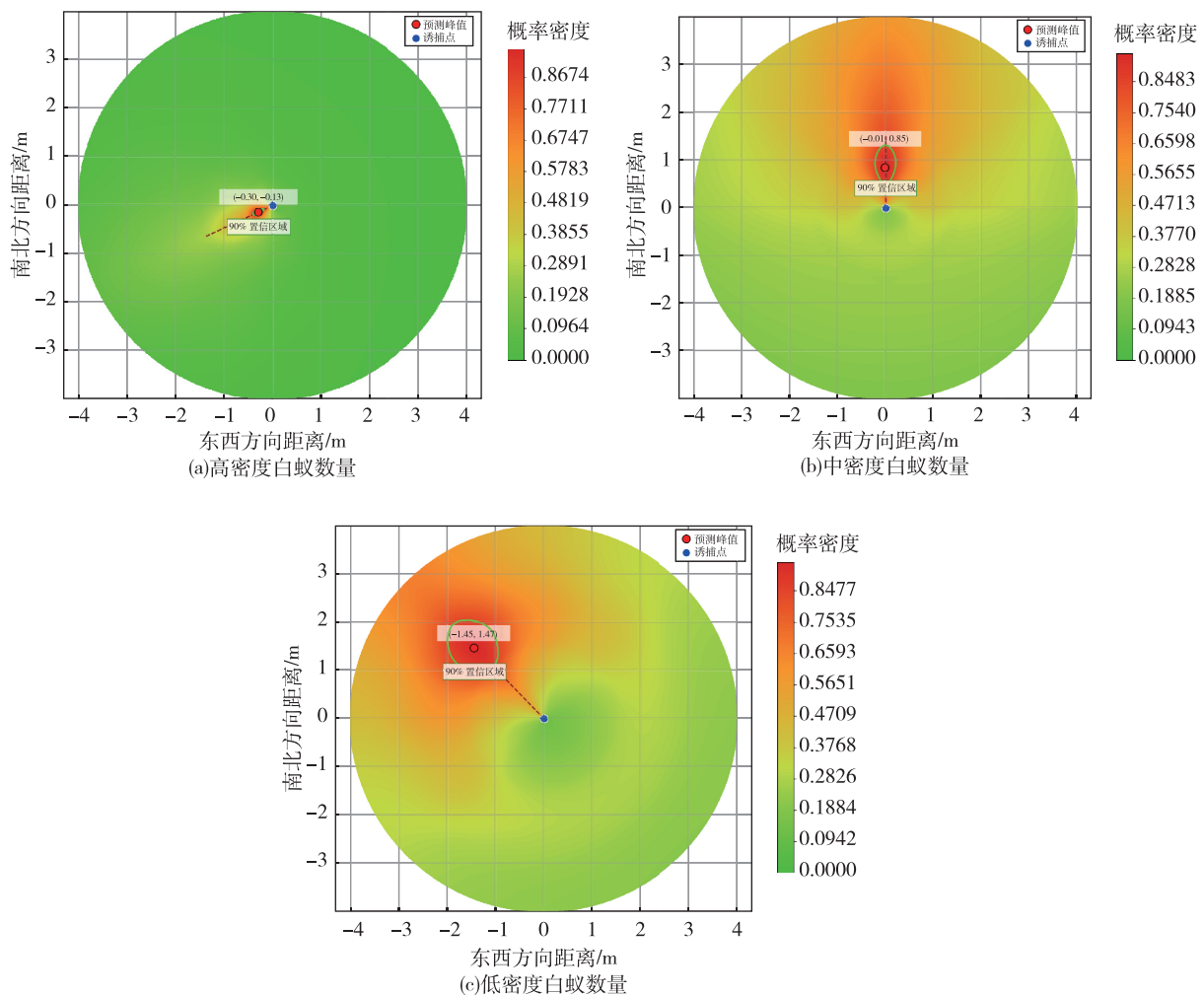


图7 不同白蚁数量概率场
Fig. 7 Probability fields under different termite population densities

4 多诱导捕点联动模型的构建

4.1 多诱导识别点联动模型的构建 前文研究主要针对单诱导识别点的白蚁数量与蚁巢位置预测模型，能够在局部范围内实现蚁巢概率场的构建。然而，在复杂堤坝环境中，白蚁分布往往呈现多源性与空间异质性，仅依赖单诱导点可能导致定位结果受局部扰动影响较大，难以反映整体分布特征。为此，本文构建了多诱导识别点联动模型，通过多点观测、多数据校准及物联网集成^[23]，实现蚁巢空间概率场的协同推断，从而显著提升定位精度与模型的工程适用性。

全局概率函数：由于前述白蚁习性概率模型主要限定于诱导识别点4 m范围内，为扩展模型在更广域空间的适用性，引入全局概率函数以描述远场衰减特征，在4 m处叠加指数尾部衰减项^[24]。对诱导识别点 k ，其全局概率函数定义为：

$$P_k(x, y) = \begin{cases} p_k(r_k, \phi_k), & r_k \leq 4 \\ p_k(4, \phi_k) \cdot e^{-\frac{r_k-4}{\tau}}, & r_k > 4 \end{cases} \quad (18)$$

式中： $r_k = \sqrt{(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2}$ ， $\phi_k = \text{atan2}(y - y_k, x - x_k)$ ； τ 为尾部衰减尺度，用于控制远场概率衰减速度；当 $r > 4$ 时，概率值随距离呈指数级衰减，以保证模型在空间上的连续性与收敛性。该函数使单点概率场从局部拓展至全局，增强了模型对远距离诱导效应的响应能力。

似然概率联合函数：由于不同诱导识别点生成的概率场相互独立，为实现多点间信息协同，本文引入似然概率联合函数进行概率融合^[25]。设系统中共有 n 个诱导识别点，则联合似然函数可表示为：

$$P_J(x, y) = \prod_{k=1}^n P_k(x, y) \quad (19)$$

$$l(x, y) = \ln P_J(x, y) = \sum_{k=1}^n \ln P_k(x, y) \quad (20)$$

通过对 $l(x, y)$ 求最大似然估计，可得多诱导识别点概率场联合的最可能蚁巢位置：

$$(x^*, y^*) = \arg \max_{(x, y) \in \Omega} l(x, y) \quad (21)$$

式中 (x^*, y^*) 通过最大似然估计求得，为所有诱导识别点生成概率场的可能性之积最大的位置。

该方法利用了多点概率信息的乘积叠加效应，实现了多源观测的空间共融，从而显著降低了单点异常值的干扰，提高了整体预测的稳定性与可信度。

4.2 多诱导识别点联动概率场预测结果 基于上述模型，各诱导识别点分别生成局部习性概率场，并经全局概率函数扩展至更大空间范围。随后，将各点对白蚁群体中幼蚁、工蚁和兵蚁的检测结果输入似然概率联合函数进行信息融合，形成多诱导识别点联动概率场。通过最大似然估计，可得到联合概率分布中的极大值点，作为预测的蚁巢中心位置。根据概率分布结果，圈定置信度90%的等值线区域作为重点探测区。在工程布设上，诱导识别点按照水利工程标准进行网格化布置(如图8所示)，相邻

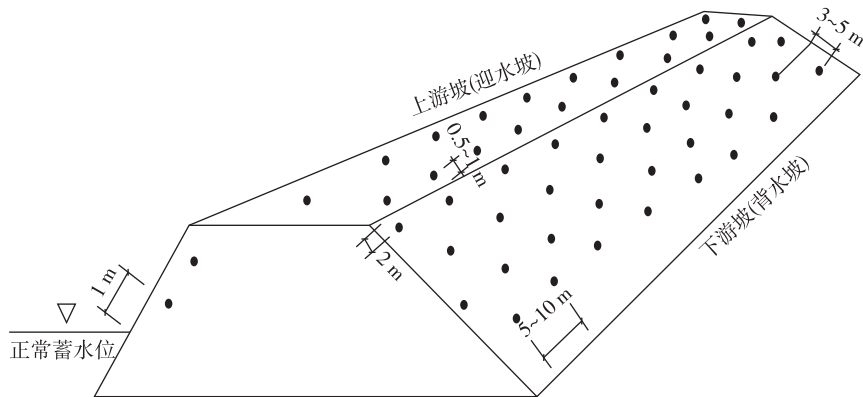


图8 水利工程布点标准

Fig. 8 Standard layout for hydraulic engineering deployment

诱导点间距为 8 m。多诱导识别点联动模型相较于单诱导点模型在以下三方面具有显著优势：(1)搜索范围更广，能有效覆盖堤坝内部更大空间区域，提升模型的全局性；(2)定位精度更高，多点数据经似然融合可削弱局部噪声干扰，实现概率峰值的更清晰聚合；(3)动态扩展性更强，可结合多时相观测或无线传感节点数据，支持长期自动化监测。如图 9 所示，本文分别选取四个诱导识别点和九个诱导识别点进行联合定位验证。在各诱导识别点处，模型根据观测到的兵蚁、工蚁和幼蚁数量以及白蚁轨迹主方向生成局部概率场，并进一步通过最大似然融合形成联合概率场。结果表明，多诱导识别点能够从不同空间位置对蚁巢可能区域进行共同约束，相较于单一诱导识别点生成的概率场，联合概率场具有更好的空间连续性和峰值集中性，其高概率区域更加稳定地集中于预测蚁巢位置附近。

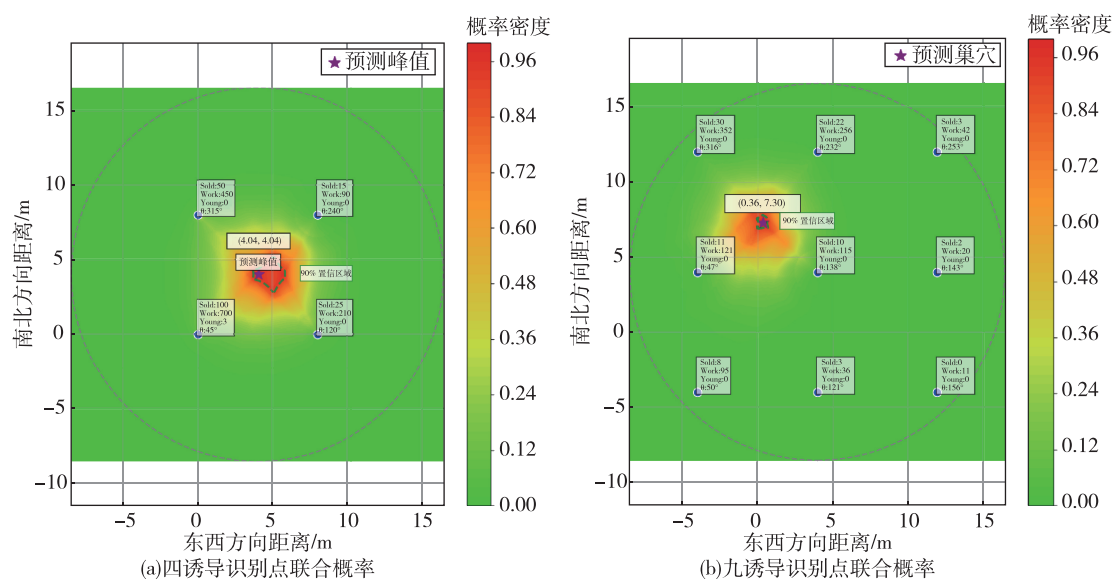


图 9 多诱导识别点联合概率场
Fig. 9 Joint probability field derived from multiple bait-recognition points

5 可行性试验

如图 10 所示在实验场地放置一个白蚁巢，然后在另一处角落放置一些引诱食物，同时该位置有个小洞，白蚁可进入其中，以诱导识别点为中心，白蚁巢在(0.82 m, 1.56 m)位置。通过对诱导识别位置视频拍摄 30 min，然后用改进 DeepSORT 算法统计视频中各类别白蚁从巢通过统计圈到达诱导识别点的数量和聚合白蚁运动轨迹确定主方向，经过 30 min 视频统计的兵蚁数量为 17 只、工蚁数量为 166 只、幼蚁数量为 0 只，白蚁轨迹主方向约为 62°。

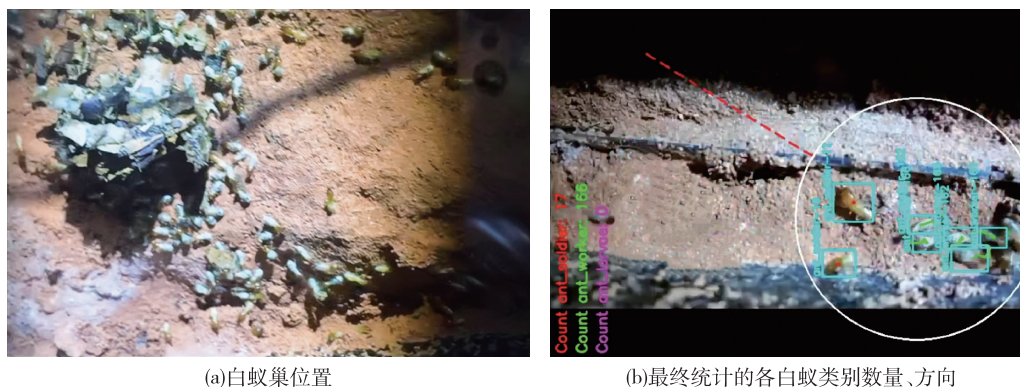


图 10 可行性试验
Fig. 10 Feasibility experiment

最后根据改进 DeepSORT 算法统计的各类白蚁数量，用习性概率模型生成概率场预测白蚁巢位置 (0.90 m, 1.67 m)。结果显示(如图 11)，通过上述方法进行定位获得的巢穴位置坐标(0.82 m, 1.56 m)与实际巢穴坐标(0.90 m, 1.67 m)相比，其误差在 0.10 m 左右，误差小于巢穴直径，在 90% 置信度范围之内。

6 结论

为低成本绿色高效确定白蚁蚁巢的位置，本文提出了基于白蚁生物习性、图像识别与概率建模预测的白蚁巢穴定位方案，该方法融合了计算机视觉、生态行为分析和概率统计等理论，相比传统方法更加低成本和绿色高效，同时支持大数据分析 with 物联网集成，还可确定重点探测区域，显著提高蚁巢定位效率。主要研究结论如下：

(1) 白蚁检测模型性能试验结果显示，本文模型在综合性能方面优于其他模型。相较于原始模型 YOLOv5s，改进后模型可以有效提升模型处理目标小、数量多、局部遮挡等问题的能力，改善模型在白蚁较密集环境中的识别性能。改进后 YOLOv5s 模型与原始模型相比精确率提升 1.5%，mAP50 提升 1.4%，而模型大小仅为原始模型的 73.6%。改进模型有效提升了复杂场景中目标的识别能力和边缘部署能力。

(2) 通过改进追踪 DeepSORT 算法试验，对当前每一视频帧进行尺寸放大，适配优化瞄点，可以有效提升白蚁小目标检测精度。低置信度检测框通过时空上下文验证动态提升置信度，高置信度检测框通过提取目标的外观特征、引入余弦距离度量，与 IOU 结合形成复合代价矩阵在线更新特征模板、匈牙利算法联级匹配，能更好的匹配目标，减少 ID 跳变。采用绘制虚拟计数圈的方法进行计数，相比使用传统目标 ID 计数方法统计的白蚁数量更精准，计数圈内外目标检测框、ID 和轨迹颜色不同也更清楚观察不同种类，并对进入虚拟计数圈的所有朝着中心 90° 范围内的白蚁轨迹用圆型均值方法可以更好聚合主方向。

(3) 以幼蚁、兵蚁及工蚁外出活动的习性规律为基础，建立了诱导点识别各类别白蚁数量反推蚁巢位置的概率模型，同时确定 90% 置信度区域为重点探测范围。通过地表试验场景验证，此习性概率模型预测的蚁巢与实际蚁巢位置的误差在 0.10 m 左右，误差小于巢穴直径，并在 90% 置信度范围之内，说明基于白蚁生物习性规律、图像识别与概率建模预测的白蚁巢穴定位方案具有一定可行性。单诱导识别点概率场可通过全局概率延伸，然后多诱导识别点概率场似然概率融合组成矩阵式联动探查蚁巢，搜索范围更大，多诱导识别点通过多数据校准定位蚁巢更准确。

参 考 文 献：

- [1] AHMED B M, FRENCH J R J. An overview of termite control methods in Australia and their link to aspects of termite biology and ecology[J]. Pakistan Entomologist, 2008, 30(2): 101-118.
- [2] AHMAD F, FOUAD H, LIANG SY, et al. Termites and Chinese agricultural system: Applications and advances in integrated termite management and chemical control[J]. Insect Science, 2021, 28(1): 2-20.
- [3] SONG C Q, FAN C Y, ZHU JY, et al. A comprehensive geospatial database of nearly 100 000 reservoirs in China [J]. Earth System Science Data, 2022, 14(9): 4017-4034.
- [4] 谭磊, 彭渊, 张平松, 等. 堤坝蚁巢综合物探技术研究进展[J]. 水利水电科技进展, 2024, 44(5): 7-15, 47. (TAN Lei, PENG Yuan, ZHANG Pingsong, et al. Research progress on integrated geophysical exploration

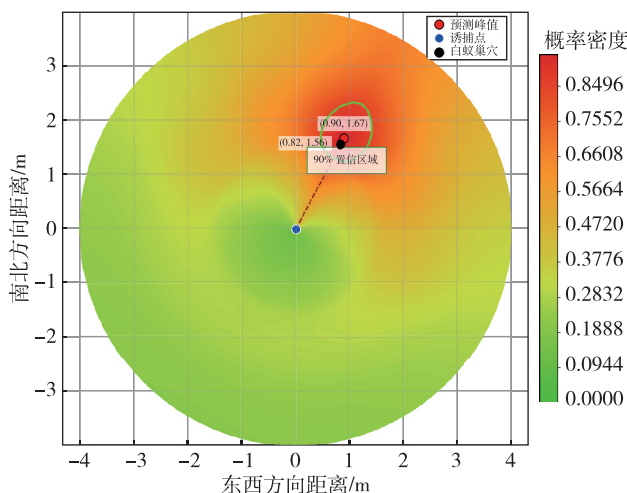


图 11 概率场预测位置与实际位置

Fig. 11 Comparison between probabilistic field predicted location and actual nest location

- technology for termite nests in embankments and dams[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(5): 7–15, 47. (in Chinese))
- [5] 高长胜, 刘成栋, 孟颖, 等. 水利工程白蚁防治研究进展[J]. 水利水运工程学报, 2024(3): 1–13. (GAO Changsheng, LIU Chengdong, MENG Ying, et al. Review on of termite control in water conservancy projects[J]. Hydro-Science and Engineering, 2024(3): 1–13. (in Chinese))
- [6] 水利部办公厅. 水利工程白蚁防治工作指导意见[Z]. 北京: 水利部办公厅, 2023.
- [7] 陆俊, 李军, 臧德记, 等. 综合物探法探测堤坝白蚁隐患的关键技术研究[J]. 水利水运工程学报, 2015(4): 16–21. (LU Jun, LI Jun, ZANG Deji, et al. Key technology research for detecting termites in dykes and dams by integrated geophysical method[J]. Hydro-Science and Engineering, 2015(4): 16–21. (in Chinese))
- [8] 程森浩, 邓刚, 侯伟亚, 等. 土栖白蚁巢穴被动声波探测技术的室内试验研究[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文), 2025, 23(2): 106–111, 120. (CHENG Senhao, DENG Gang, HOU Weiya, et al. Laboratory experimental study on passive acoustic wave detection technology of subterranean termite nests[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2025, 23(2): 106–111, 120. (in Chinese))
- [9] 黄求应, 李刚华, 刘龙, 等. 堤坝白蚁习性规律及其生物防治技术研究进展[J]. 中国水利, 2023(15): 54–59, 53. (HUANG Qiuying, LI Ganghua, LIU Long, et al. Advances in rules of living habits and technologies of biological control on termites in dams and embankments[J]. China Water Resources, 2023(15): 54–59, 53. (in Chinese))
- [10] 张岗, 罗航, 尹川, 等. 基于光源趋性反应原理的土石坝白蚁危害防治研究[J]. 农业灾害研究, 2024, 14(12): 211–213.
- [11] 王一非, 卢伟平, 袁涛, 等. 基于 ACP-YOLOv5s 的土栖白蚁活动迹象识别[J]. 农业工程学报, 2025, 41(1): 221–229. (WANG Yifei, LU Weiping, YUAN Tao, et al. Identification of soil-dwelling termites activity signs based on ACP-YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(1): 221–229. (in Chinese))
- [12] 朱惠斌, 王明鹏, 白丽珍, 等. 基于视觉识别的玉米病虫害检测与精准变量喷药系统研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(S2): 210–221. (ZHU Huibin, WANG Mingpeng, BAI Lizhen, et al. Maize pest and disease detection and precise variable spraying system based on visual recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(S2): 210–221. (in Chinese))
- [13] 王金鹏, 何萌, 甄乾广, 等. 基于改进 COF-YOLO v8n 的油茶果静态与动态检测计数方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 193–203. (WANG Jinpeng, HE Meng, ZHEN Qianguang, et al. Camellia oleifera fruit static and dynamic detection counting based on improved COF-YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 193–203. (in Chinese))
- [14] 刘成, 岳训. 基于 YOLO v5+DeepSORT 算法的羊群游走同步群体决策行为研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 229–236. (LIU Cheng, YUE Xun. Experiment of synchronized group decision-making behavior under herding walk model based on YOLO v5+DeepSORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 229–236. (in Chinese))
- [15] CHENG L, LEI D, TAO S. Recent advances in deep learning for traffic probabilistic prediction [J]. Transport Reviews, 2024, 44(6): 1129–1135.
- [16] MULLAKKAL-BABU F A, WANG M, HE X L, et al. Probabilistic field approach for motorway driving risk assessment[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 118: 102716.
- [17] ZHAO Y A, LV W Y, XU S L, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA. IEEE, 2024: 16965–16974.
- [18] 刘建江, 李书琴. 基于改进 YOLOv8n 的密集分布猕猴桃花期检测方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(12): 172–181. (LIU Jianjiang, LI Shuqin. Method for detecting densely distributed kiwifruit flowering period based on improved YOLOv8n[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(12): 172–181. (in Chinese))
- [19] 梁秀英, 贾学镇, 何磊, 等. 基于 YOLO v8n-seg 和改进 Strongsort 的多目标小鼠跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 295–305, 345. (LIANG Xiuying, JIA Xuezheng, HE Lei, et al. Multi-object mice tracking based on YOLO v8n-seg and improved strongsort[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 295–305, 345. (in Chinese))
- [20] 郑芳, 夏传宇, 杜小勇, 等. 基于 YOLO v9c 和改进 ByteTrack 的群养羊只多目标跟踪方法[J]. 农业机械学

- 报, 2025, 56(10): 585–595. (ZHENG Fang, XIA Chuanyu, DU Xiaoyong, et al. Multi-objective tracking method for sheep in flock breeding based on YOLO v9c and improved ByteTrack[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(10): 585–595. (in Chinese))
- [21] 吕佳, 张翠萍. 基于 EMO-YOLOv5s 的双关联套袋葡萄串实时检测与计数[J]. 农业工程学报, 2025, 41(12): 161–171. (LYU Jia, ZHANG Cuiping. Real-time detecting and counting dual-association bagged grape clusters using EMO-YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(12): 161–171. (in Chinese))
- [22] LI X M, ZHAO Z Y, WU J Y, et al. Y-BGD: Broiler counting based on multi-object tracking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107347.
- [23] 王宝华. 广州市牛路水库移民安置区白蚁监测及消杀信息系统应用[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2024, 22(S1): 152–156. (WANG Baohua. The application of termite monitoring and sanitizing information system in the resettlement area of Niulu Reservoir in Guangzhou[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2024, 22(S1): 152–156. (in Chinese))
- [24] 焦博阳, KUJALA Pentti, 李放, 等. 极地船舶冰载荷峰值随机性表征方法 [J/OL]. 上海交通大学学报, 2025–05–29. <https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2025.048>. (JIAO Boyang, KUJALA Pentti, LI Fang, et al. Stochastic Characterization Methods for Ice Force Peaks in Polar Ships [J/OL]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2025–05–29. <https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2025.048>. (in Chinese))
- [25] XI Z M, YOUN B D, JUNG B C, et al. Random field modeling with insufficient field data for probability analysis and design[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2015, 51(3): 599–611.

Research on termite nest localization method based on behavioral probability field

MENG Ronghua^{1,2}, YAN Wenjun¹, ZHOU Bin^{1,2}, SHENG Guanqun², KONG Hanhan³, TAN Yunzhi²

(1. College of Mechanical & Power Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Institute of Termite Nest Detection and Integrated Termite Control, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

3. College of Materials and Chemical Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: Soil-dwelling termites that excavate tunnels and construct nests within embankments represent one of the most critical latent threats to hydraulic engineering. Consequently, accurate and efficient localization of termite nests is essential for effective prevention and control. This study, grounded in the biological behavioral patterns of termites, presents a novel localization approach that integrates deep learning-based object detection with probabilistic field modeling. First, an enhanced YOLOv5 architecture is developed to automatically identify termite castes, including soldiers, workers, and nymphs. Second, an improved multi-object tracking framework based on DeepSORT is employed to generate counting zones for each caste, quantify their populations, and determine aggregated dominant movement directions. Finally, leveraging the characteristic foraging distances and activity distributions of the three castes, a behavioral-habit-based probabilistic model is constructed. This model incorporates dynamic distance and direction weighting functions to generate a two-dimensional probabilistic field centered on each bait-recognition point. The feasibility of the proposed method is validated through experimental comparisons between predicted and actual nest locations. Furthermore, by applying global probability extension and likelihood fusion, the framework supports multi-point matrix-based cooperative localization. Integrating computer vision, ecological behavior analysis, and probabilistic modeling, the method provides a low-cost, high-efficiency alternative to traditional techniques, with scalability for large-scale data analysis and compatibility with IoT-based remote monitoring systems, thereby substantially enhancing the efficiency of termite nest localization.

Keywords: termite-nest localization; object detection; object tracking; behavioral modeling probability field; feasibility experiment

(责任编辑: 李 娜)