

基于改进 HHO-GRU 网络的智能调光系统设计

刘龙飞¹ 杨江^{1,2,3,4*}

LIU Longfei YANG Jiang

摘要

针对传统室内照明系统动态适配能力缺失且难以适配边缘部署的问题,文章提出一种融合环境化哈里斯鹰优化算法(EHHO)的智能调光方案。首先,对原始哈里斯鹰优化算法(HHO)进行改进:通过随机采样结合边界强制策略初始化种群,提升种群多样性;其次,引入环境光动态关联因子优化逃逸能量机制,实现全局搜索与局部开发权重的自适应调整,有效避免算法陷入局部最优;最后,利用EHHO算法优化门控循环单元(GRU)神经网络的超参数(神经元数、学习率、隐藏层融合权重),构建动态权重光照度预测模型(EHHO-GRU),实现对环境光照度的精准时序预测。实验结果表明,EHHO算法在单峰与多峰测试函数中均表现出更优的寻优精度与收敛稳定性,优于其他常用算法。该系统结构简洁、适配边缘部署,可有效降低能源浪费、提升照明舒适度,为室内智能照明提供了新的技术路径。

关键词

智能调光;哈里斯鹰优化算法;GRU;室内照明;边缘部署;光照度预测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.07.040

0 引言

照明系统的舒适度与节能性直接影响用户学习效率及能源消耗^[1]。当前室内照明多采用固定亮度或手动调节模式^[2],而传统智能调光方案虽引入光感模块^[3],但仅依赖实时光照被动调控,无法随自然光强度变化实时调整,导致窗边区域正午光照冗余造成能源浪费、室内深处傍晚照度不足影响视觉体验。因此,研发具备非动态响应式预测能力的智能调光系统,成为解决室内照明痛点的关键需求。

在智能照明研究领域,智能优化算法与深度学习的融合已成为当下新的趋势^[4-8]。例如,汪衍凯等^[9]提出基于PSO优化的模糊自适应PID算法,通过PSO获取最优PID初始参数,结合模糊规则动态修正参数,较普通PID显著改善照明系统的上升时间与超调量,提升控制响应性,但未涉及环境光预测环节,调控偏向被动响应;陈炳生等^[10]提出改进黏菌优化算法调控视觉终端照明,通过光通量-照度系数矩阵建模实现53%节能率,验证了智能优化算法在照明参数匹配中的有效性,但未涉及环境光预测与调光平滑性设计;李志德等^[11]基于改进黑翅鸢算法优化随机森林,以墙面、天花板

光照数据为输入实现工作面照度预测,误差低于10 lx,证明了智能优化算法提升光照预测模型精度的有效性,但模型复杂并不适配边缘设备。

哈里斯鹰优化算法(harris hawks optimization, HHO)由Heidari等^[12]于2019年提出,与上述研究相比,具有模型简洁,收敛速度快,适配动态变化复杂场景的特点。原始HHO算法初始种群缺乏多样性,依赖随机探索机制且缺乏自适应调整,易因探索盲目性过早陷入局部最优,同时采用线性收敛因子,在一定程度上限制了算法在不同搜索阶段的灵活性,在搜索与开采的平衡方面表现欠佳。刘拴等^[13]通过分段式混沌映射初始化种群、引入余弦能量收敛因子改进HHO算法,提升算法的寻优效率与收敛精度;蒋剑等^[14]结合Logistics混沌映射与反正切递减策略改进HHO,提升了算法避免陷入局部最优的能力、收敛稳定性及自适应调参能力;范超杰等^[15]引入非线性能量衰减策略改进HHO,有效提升了算法的收敛性能,提高了时间优化效率及稳定性。

本文针对室内照明场景,提出一种新的环境化哈里斯鹰智能优化算法(environmental harris hawks optimization, EHHO)的智能调光方案。基于随机采样生成初始种群,同时强制部分个体落在搜索空间边界,避免种群多样性不足。在HHO中引入环境光动态关联因子优化算法全局搜索与局部开发的权重避免局部最优。模糊控制实现平滑调光。模型更加简洁,适配边缘设备,系统智能化水平高、成本低,可适配各类室内照明设施。

1. 中国地震局地震研究所 湖北武汉 430071
2. 地震预警湖北省重点实验室 湖北武汉 430071
3. 武汉地震科学仪器研究院有限公司 湖北武汉 430071
4. 湖北省重大工程地震监测与预警处置工程技术研究中心
湖北武汉 430071
[基金项目] 西藏自治区科技计划项目资助(XZ202601ZY0169)

1 智能调光系统

1.1 门控循环单元 (GRU)

环境光强度随时间呈现显著的时序变化特征,其预测本质上属于典型的时间序列预测问题。门控循环单元 (GRU) 与长短期记忆网络 (LSTM) 作为循环神经网络 (RNN) 的改进型模型,通过引入门控机制有效解决了传统 RNN 在处理长序列数据时易出现的长期依赖捕捉不足、梯度消失及梯度爆炸等问题,凭借结构简洁性与时序特征提取能力,已在环境光、光伏功率等动态时序预测场景中得到广泛应用。与 LSTM 相比,GRU 取消了 LSTM 的细胞状态和遗忘门,用更新门来取代 LSTM 的输入门和遗忘门。结构简洁并且参数更少^[16],预测精度接近但是训练和推理效率更高,更加适配边缘设备部署。GRU 的结构如图 1 所示。

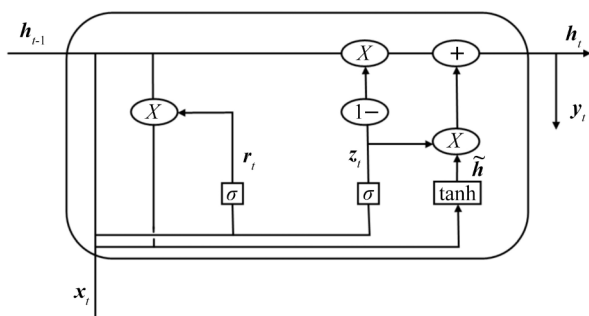


图 1 GRU 结构图

图 1 中, r_t 和 z_t 分别表示重置门和更新门, $\tilde{h}_t$ 表示候选隐藏状态, h_t 表示当前时刻隐藏状态, x_t 表示当前时刻的输入序列数据, y_t 表示基于 h_t 的最终输出, W 表示权重矩阵, $\tanh$ 表示激活函数。计算公式分别为:

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (1)$$

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (2)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_{\tilde{h}} \cdot [r_t \cdot h_{t-1}, x_t]) \quad (3)$$

$$h_t = (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t \quad (4)$$

$$y_t = \sigma(W_o \cdot h_t) \quad (5)$$

本文基于 GRU 构建的光照度预测模型包含 1 个输入层、2 个隐藏层和 1 个输出层,以适配边缘端轻量化部署。

1.2 哈里斯鹰算法 (HHO) 及改进

哈里斯鹰优化算法 (HHO) 是模拟鹰群协作捕食的群体智能算法,以“鹰群个体”为潜在解,通过“全局探索 - 局部开发”两阶段行为逼近全局最优解,核心为逃逸能量 (E) 主导的阶段切换机制。

$$E = 2E_o \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (6)$$

式中: E_o 为初始逃逸能量, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。当 $|E| \geq 1$ 时,算法进入探索阶段, $|E| < 1$ 时,算法进入开发阶段。在探索阶段,鹰群借助两种策略对猎物开展

等概率的全局搜索。当 $P < 0.5$ 时,每只鹰会依据其他成员的位置以及猎物的位置来移动;当 $P \geq 0.5$ 时,哈里斯鹰会在种群范围的某棵树上随机栖息,用公式表示为:

$$X(t+1) = X_{\text{rand}}(t) - r_1 |X_{\text{rand}}(t) - 2r_2 X(t)| \quad (7)$$

$$X(t+1) = (X_{\text{prey}}(t) - X_m(t)) - r_3 [LB + r_4 (UB - LB)] \quad (8)$$

式中: $X_{\text{rand}}(t)$ 为随机个体位置; $X_{\text{prey}}(t)$ 为当前最优解,即猎物的位置; $X_m(t)$ 为种群平均位置; LB 和 UB 分别为搜索空间的上下限; r_1 到 r_4 均为 $[0, 1]$ 内的随机数。

在开发阶段鹰群则会根据猎物逃逸能量和逃脱概率分软包围、硬包围、渐进式快速俯冲和硬包围快速俯冲 4 种策略围捕猎物。

哈里斯鹰原始算法跳出局部最优的能力比较弱,仅依赖探索阶段中的随机栖息。为此本文从环境光突变中寻找灵感,正如环境光突变易影响光照度模型预测的准确度一样,环境的变化同样会影响鹰群的狩猎效率与准确性,故考虑引进一种环境光因子 λ 来优化 GRU 网络的超参数,并且平衡 HHO 算法全局搜索与局部开发阶段的权重,在不同光照场景下自适应调整特征提取权重,增强跳出局部最优的能力。改进主要在以下三个方面:

(1) 种群初始化阶段

在 HHO 算法初始化种群时,先按均匀随机分布生成大部分个体,确保种群在搜索空间内的分散性;之后强制加入 2 个边界个体,覆盖搜索空间的边界区域,避免遗漏潜在最优解区域。设优化问题的搜索空间为 D 维,每个维度的搜索区间为 $[L_d, U_d]$ ($d = 1, 2, \dots, D$, L_d 为第 d 维下限, U_d 为第 d 维上限),种群规模为 N ,则初始种群 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 的公式为:

$$X_i = \begin{cases} L + r \otimes (U - L) & i = 1, 2, \dots, N-2 \\ L & i = N-1 \\ U & i = N \end{cases} \quad (9)$$

式中, $L = [L_1, L_2, \dots, L_D]^T$ 表示搜索空间下限向量, $U = [U_1, U_2, \dots, U_D]^T$ 表示搜索空间上限向量, r 表示生成 1 行 D 列、取值在 $[0, 1]$ 的均匀随机向量, $\otimes$ 表示 Hadamard 乘积, $N-2$ 表示个体为随机采样个体, $N-1$ 表示个体为全下限边界个体, N 表示个体为全上限边界个体。

(2) 优化超参数阶段

引入环境光动态因子 $\lambda(t)$, 计算公式为:

$$\lambda(t) = 1 - \frac{|I(t) - I(t-1)|}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (10)$$

$$E_\lambda = \lambda(t) \times E \quad (11)$$

式中: $I(t)$ 为 t 时刻实时光照; $I_{\max}$ 、 $I_{\min}$ 为光照极值; E 为 HHO 原始算法的逃逸能量; E_λ 为改进算法的逃逸能量; $|I(t) - I(t-1)|$ 为 t 时刻与 $t-1$ 时刻的光照差值绝对值,直接反映光照变化剧烈程度,差值越大,说明环境光越不稳定,差值

越小,说明光照越平稳; $I_{\max}-I_{\min}$ 为实验场景中的光照极值差,将光照变化幅度映射到 $[0,1]$ 区间,避免因光照绝对数值差异导致 $\lambda(t)$ 失效,确保不同场景下 $\lambda(t)$ 的可比性。光照平稳时, $\lambda(t)$ 接近1,模型需探索更优超参数,避免陷入局部最优;光照突变时, $\lambda(t)$ 偏离1,模型需快速收敛到稳定超参数,避免预测误差激增。

(3) 预测阶段

2层GRU的隐藏层输出通过动态权重融合,权重值由改进HHO算法同步优化,计算公式为:

$$\mathbf{H}_{\text{final}}=\omega_1\times\mathbf{H}_1+\omega_2\times\mathbf{H}_2 \quad (12)$$

$$\omega_1+\omega_2=1 \quad (13)$$

式中: $\mathbf{H}_{\text{final}}$ 为隐藏层最终输出, $\mathbf{H}_1$ 、 $\mathbf{H}_2$ 分别为2层GRU隐藏层的输出。光照稳定时 ω_1 权重更大,侧重浅层时序特征;突变时 ω_2 权重更大,侧重深层复杂特征,实现场景自适应预测。

1.3 EHHO算法对模型优化流程

本文通过EHHO算法对GRU网络的超参数以及光照度预测模型的动态权重值寻优,具体流程如图2所示。

(1) 取优前,首先设置待优化的参数及其范围。本文中将光照度预测模型的各层GRU神经元个数、学习率和融合权重 ω_1 作为待优化参数并设置取值范围。后将模型的预测准确率作为适应度函数。最后对哈里斯鹰种群位置进行随机采样+边界强制法初始化。

(2) 取优时,先计算种群的适应度值,再判断迭代的次数。如果迭代次数达到最大值,则输出猎物的位置参数,即算法取到的最优参数解。若未达到最大值,则对哈里斯鹰和猎物的位置进行更新,更新的过程中,如果环境发生改变影响鹰群狩猎,则根据环境光因子的公式再次对鹰群位置进行更新,自适应的平衡探索与开发策略,进行下一次的迭代。

(3) 得到最优解后,将其输入光照度预测模型,最终训练模型成为最优模型。

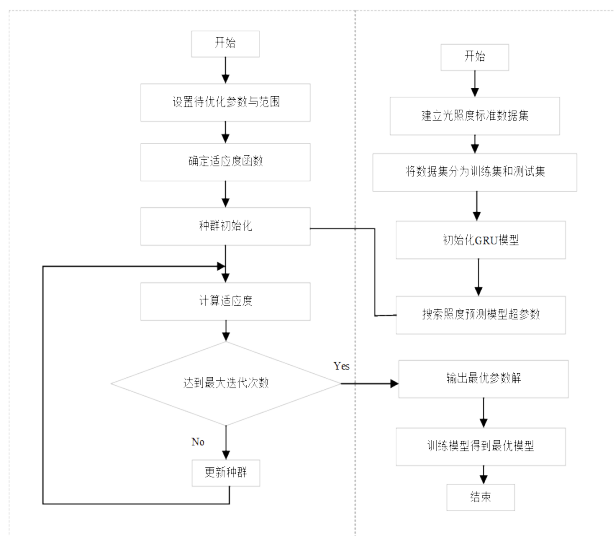


图2 EHHO算法对模型优化流程

2 实验分析

2.1 算法有效性测试

为测试EHHO的收敛性能,采用CEC2005测试集中的3个标准测试函数进行测试,其中Sphere函数为单峰函数,Rastrigin函数和Ackley函数为多峰函数,如表1所示。

本文统一设置种群规模 $N=30$,最大迭代次数 $T=150$,独立运行次数 $R=30$,维度 $D=30$,统计30次测试的平均值和标准差。选取EHHO、HHO、PSO、BKA四种智能优化算法进行对比实验。结果如表2所示。

由图3测试结果可见,EHHO算法在参与测试的算法中综合性能最优:EHHO在Sphere单峰函数上寻优精度最高,HHO次之;PSO和BKA精度远低于前两者;HHO和EHHO

表1 基准函数测试表

函数名称	函数表达式	维度	变量范围	全局最优解
Sphere 函数	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
Rastrigin 函数	$f(x) = 10 + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
Ackley 函数	$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	$[-600, 600]$	0

表2 测试函数结果表

算法	实验编号 1		实验编号 2		实验编号 3	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
EHHO	1.28E-13	4.25E-49	0.00E+00	0.00E+00	4.44E-16	0.00E+00
HHO	1.32E-35	4.61E-35	0.00E+00	0.00E+00	6.81E-16	9.01E-16
PSO	1.93E-13	5.42E-13	2.65E-01	5.18E-01	2.00E+01	1.04E-05
BKA	6.26E-28	2.64E-27	3.32E-02	1.82E-01	8.31E-06	3.75E-05

在 Rastrigin 多峰函数上表现最优, 均能稳定收敛到全局最优; PSO 和 BKA 寻优能力较弱。EHHO 和 HHO 在 Ackley 高维多峰函数上表现最优, EHHO 均值更低且无波动; PSO 和 BKA 则表现出较差的适应性。综合以上结果, EHHO 在测试中均表现出高效的寻优精度与良好的全局搜索能力。

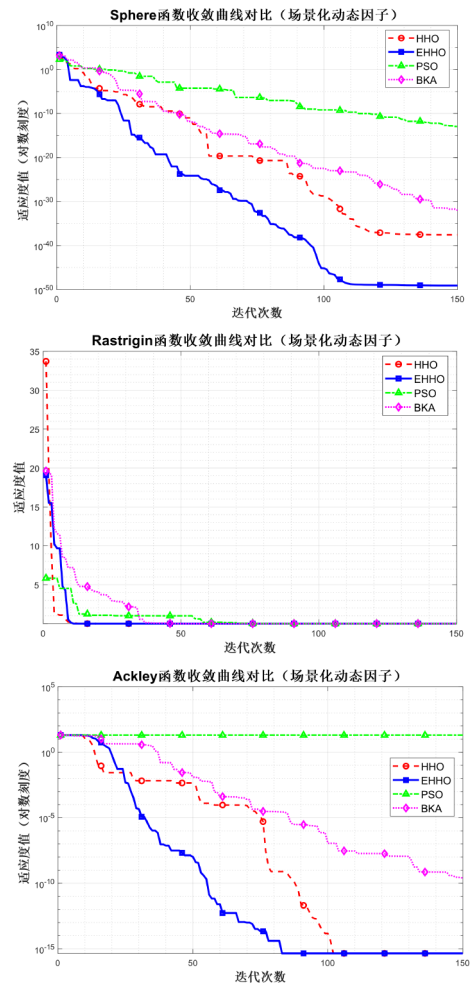


图3 不同算法收敛曲线图

2.2 实验仿真分析

本文选取武汉某真实室内自习室场景作为研究对象。针对此空间对建筑结构、室内布局等数据进行调研。由于窗户朝向、房间布局等因素, 导致室内深处阳光照度不足, 直射日光仅覆盖近窗区域, 自习室内照度均匀度严重不足。用 CAD 软件做平面图结合 DIALux evo 软件进行三维建模, 模拟真实场景情况, 对不同天气场景进行仿真分析。仿真模型如图 4 所示。

在空间内部布置总共 6 个 LED 灯具, 用 L1,L2,⋯,L6 表

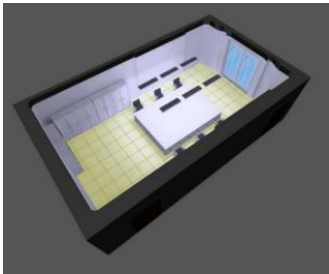


图4 室内自习室三维仿真模型图

示, 并且按灯下座位区域划分为 A,B,⋯,F 共 6 个工作区, 如图 5 所示。

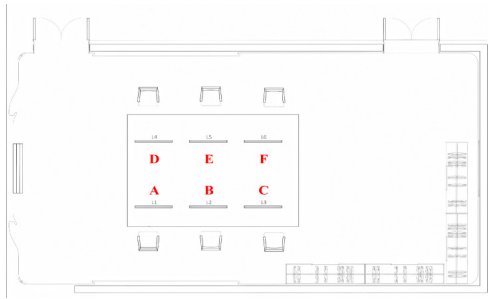


图5 平面布置图

在 DIALux evo 中, 选用 LED 灯具型号为 LDP03036004-博阅 II-3012-36W-940, 功率区间为 0~36 W, 光通量调节范围 0~3 420 lm, 显色指数 90。在 A,B,C,⋯,F 各区域灯下布置传感器 P1,P2,⋯,P6, 采集六个传感器点的光照度数据, 如图 6 所示。

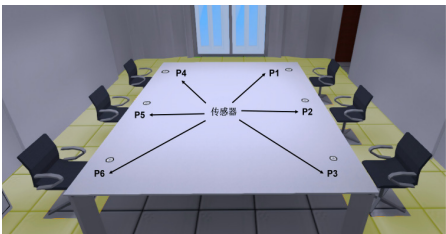


图6 传感器布置图

根据武汉市 2011—2025 年气象数据分析, 武汉梅雨季节持续时间长, 影响大, 多云 / 阴雨天气占比达 70.4% (2 090 天 / 1 340 天), 所以实验多侧重天气为多云 / 阴雨的光照场景^[17], 通过改变 DIALux evo 中的天空模型来实现。由 DIALux 仿真软件采集 2025 年 6—10 月多云及阴雨天的照度值, 每天 7:00—20:00 的逐小时数据, 共 1 490 条样本。

本文在 Windows+RTX2070 平台下进行, 采用 Tensorflow + Keras 框架构建 GRU 网络, 数据集按 8:2 划分为训练集和测试集。激活函数选择 tanh 函数并采用 Adam 优化器优化目标函数。为了对比模型性能, 与采用 TPE 自动寻优 (num_leaves 搜索范围为 (20, 100)、max_depth 搜索范围为 (3, 15)) 的 LightGBM 模型进行对比, 评价指标选择均方根误差 (RMSE)、拟合优度 (R^2) 和平均绝对误差 (MAE), 模型性能对比结果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出, EHGO-GRU 模型的各项指标均强于 LightGBM 模型, 具有更好的拟合效果。

3 结论

为解决传统室内照明存在的动态适配能力缺失、调光平滑性不足等问题, 本文结合边缘计算、深度学习与智能控制技术, 设计出一种基于 EHGO-GRU 网络的新型边缘 AI 智能调光系统。

表 3 预测模型性能对比表

模型名称	评价指标	P1	P2	P3	P4	P5	P6
EHHO-GRU	RMSE	9.732	7.358	12.185	8.517	10.846	9.234
	MAE	6.841	4.926	8.763	5.932	7.519	6.478
	R ²	0.936	0.953	0.914	0.942	0.927	0.939
LightGBM	RMSE	16.852	13.479	19.647	15.216	17.935	16.128
	MAE	11.237	8.962	14.328	10.154	12.671	10.753
	R ²	0.864	0.891	0.837	0.878	0.852	0.869

对现有的哈里斯鹰优化算法（HHO）进行了改进，提出了环境化哈里斯鹰优化算法（EHHO）：通过随机采样结合边界强制策略初始化种群，弥补了初始种群多样性不足的缺陷；引入环境光动态关联因子优化逃逸能量机制，实现了算法全局搜索与局部开发权重的自适应调整，当种群聚集可能陷入局部最优时，通过环境光变化动态调整搜索策略，有效避免算法过早收敛。利用提出的 EHHO 算法对 GRU 神经网络的超参数（神经元数、学习率、隐藏层融合权重）进行优化，优化后的 EHHO-GRU 神经网络模型实现了对环境光照度的精准预测。实验结果表明，改进后的 EHHO 算法在寻优精度、收敛稳定性上均优于原有 HHO 算法及 PSO、BKA 等对比算法，EHHO-GRU 模型的预测性能也优于 TPE 寻优的 LightGBM 模型。

该系统可在不同天气条件下自动适配光照场景，既避免了窗边区域光照冗余造成的能源浪费，又提升了照明舒适度与资源利用率。但系统仍存在一定的改进空间：系统的泛化能力与鲁棒性尚未得到充分检验，目前的实验验证主要基于武汉地区特定自习室的多云、阴雨天气场景，针对不同建筑结构、窗户朝向的室内场所，以及暴雨、强光暴晒、昼夜交替等极端或特殊光照场景的适配效果仍需进一步验证。后续将扩大实验场景范围，收集多地域、多类型室内空间的光照数据，补充极端条件下的测试样本，全面检验系统在复杂多变环境中的适配能力。

参考文献：

[1] 刘政轩. 基于夜间 VDT 学习行为的高校学习空间照明设计研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2024.

[2] 阎炜. 图书馆阅览室照明节能研究 [D]. 天津: 天津大学, 2019.

[3] 苏江赞. 学校自习室照明智能控制系统设计 [J]. 光源与照明, 2023(11): 51-53.

[4] Wang Xi, Chen Qinyi, wang Jingyi, et al. Fuzzy rough set based sustainable methods for energy efficient smart city development[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(4): 8173-8183.

[5] Kouah S, Saighi A, Ammi M, et al. Internet of things-based multi-agent system for the control of smart street lighting[J].

Electronics, 2024, 13(18): 3673.

[6] Ren Jing, Cao Xianghong, Li Jiaqi. Indoor constant illumination control strategy research based on natural lighting analysis[J/OL]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021[2026-06-18].<https://doi.org/10.1142/S0218001421590370>.

[7] Fu Qiqi, Li Xingxing, Zhang Guoxiang, et al. Revolutionizing solar greenhouses: a lighting environment control system for renewable vegetable cultivation, empowered by roller shutter control[J]. Journal of Food Process Engineering, 2024, 47(1):e14494.

[8] 蒋涵元, 宋万军, 白龙, 等. 基于 VPLC 的工业智能照明控制系统的设计和开发 [J]. 控制工程, 2022, 29(10): 1916-1920.

[9] 汪衍凯, 刘忠晨, 许彦杰. 基于 PSO 优化的模糊自适应 PID 算法在照明控制系统中的应用 [J]. 南通职业大学学报, 2022, 36(4): 80-84.

[10] 陈炳生, 段中兴, 尚旭东. 改进黏菌优化算法的视觉显示终端照明动态调控 [J/OL]. 控制工程, 1-12[2026-06-18]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240136>.

[11] 李志德, 张云翠, 高英明, 等. 基于改进黑翅鸢的随机森林室内照明预测控制 [J]. 激光与光电子学进展, 2026, 63(3): 560-571.

[12] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.

[13] 刘拴, 艾尔肯·亥木都拉, 岳凡. 基于多策略改进 HHO 算法的机器人路径规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(6): 94-98.

[14] 蒋剑, 杜董生, 苏林. 基于改进 HHO-LSTM-Self-Attention 的质子交换膜燃料电池剩余使用寿命预测 [J]. 综合智慧能源, 2025, 47(6):47-56.

[15] 范超杰, 熊涛, 齐淑林, 等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的喷涂机器人时间最优轨迹规划 [J]. 机床与液压, 2025, 53(11): 10-18.

[16] 龚田李慧, 刘辉. 基于改进 GRU 的短期电力负荷预测方法 [J]. 通信电源技术, 2021, 38(4):1-4.

[17] 中国天气网. 武汉历史天气查询 [EB/OL].[2026-06-29]. <https://www.weather.com.cn/weathern/101200101.shtml>.

【作者简介】

刘龙飞（2000—），男，湖北黄石人，硕士研究生，研究方向：防灾减灾技术，email:1104590846@qq.com。

杨江（1980—），通信作者（email:6322503@qq.com），男，湖北来凤人，硕士，正高级工程师，研究方向：地震预警技术。

（收稿日期：2025-12-02 修回日期：2026-07-10）