

中文引用格式:吕淑然,田江雪,党鑫宇. 基于改进灰狼优化 BP 网络的城中村火灾预测[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(8): 196-204.

英文引用格式:LYU Shuran, TIAN Jiangxue, DANG Xinyu. Fire prediction in urban villages based on improved grey wolf optimization BP network[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(8): 196-204.

基于改进灰狼优化 BP 网络的城中村火灾预测^{*}

吕淑然 教授, 田江雪, 党鑫宇

(首都经济贸易大学 管理工程学院, 北京 100070)

中图分类号:X913.4

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.08.1426

【摘要】 为了预防城中村火灾,利用改进灰狼优化算法(IGWO)和反向传播(BP)神经网络,对城中村火灾风险进行预测。引入非线性收敛因子和变异算子,改进传统灰狼优化算法(GWO),提高算法的全局搜索能力、收敛速度和稳定性,进而构建基于 IGWO 优化 BP 神经网络的城中村火灾风险预测模型(IGWO-BP),结合城中村火灾风险因素的复杂性和特殊性制定指标体系,预测火灾风险,并进行实例验证。结果表明:相较于传统 GWO、粒子群算法(PSO)、长城算法(GWCA),IGWO 在全局搜索能力、收敛速度和稳定性等方面均有显著提升,IGWO-BP 模型可通过处理城中村火灾风险指标,实现对火灾风险的预测。

【关键词】 改进灰狼优化算法(IGWO); 反向传播(BP)神经网络; 城中村火灾; 风险预测; 变异算子; 高维函数

Fire prediction in urban villages based on improved grey wolf optimized BP network

LYU Shuran, TIAN Jiangxue, DANG Xinyu

(School of Management Engineering, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China)

Abstract: In order to prevent fires in urban villages, IGWO and BP neural network were used to predict the risk of fires in urban villages. By introducing nonlinear convergence factors and mutation operators, the traditional grey wolf optimizer (GWO) was improved to enhance its global search capability, convergence speed, and stability. Furthermore, a fire risk prediction model for urban villages based on IGWO optimized BP neural network (IGWO-BP) was constructed. Taking into account the complexity and specificity of urban village fire risk factors, an indicator system was developed to predict fire risk, and an empirical study was conducted for verification. The results show that IGWO has significantly improved global search ability, convergence speed, and stability compared to traditional GWO, particle swarm optimization (PSO), and the Great Wall construction algorithm (GWCA). The IGWO-BP model can predict fire risk in urban villages by processing fire risk indicators.

Keywords: improved grey wolf optimizer (IGWO); back propagation (BP) neural network; urban villages fire; risk prediction; mutation operator; high-dimensional function

0 引言

城中村小微商业业态错综复杂,大量自建房用作生产经营或租赁,且多数未经正规设计,普遍存在建筑材料不符合标准、用电用火不规范、违规储存易燃物、煤气-燃气管道及电气线路铺设不规范甚至私搭乱建等问题^[1-3],且城中村居民构成复杂,普遍缺乏消防安全意识和必要的防护技能^[4-6],一旦发生火灾,往往会导致较大的人员伤亡和经济损失^[7-9]。因此,有必要开展城中村火灾风险预测,及时识别并消除潜在的高风险因素。

国内外学者对火灾风险预测的研究主要集中在城市建筑和森林防火领域。YANG Shunfeng 等^[10]分析预测了某城市住宅建筑在多种因素影响下的火灾风险等级;HERNÁNDEZ-LÓPEZ 等^[11]通过整合公共机载和无人机载激光雷达数据,识别了高压输电线路沿线的森林火灾高风险区域。部分研究聚焦于评估物流中转仓库^[12]、隧道^[13]、化工园区^[14]、危化品槽罐车^[15]等场景下的火灾风险。部分学者研究了多因素影响下的城市火灾风险评估问题^[16-17],张克松^[18]基于事故树和层次分析法分析了城中村火灾风险;丁振瀚等^[19]分析了城中村火灾风险预警管理的可行性,将火灾风险分为4个等级;ZHANG Long 等^[20]使用灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)优化极限梯度提升模型中的超参数,为四川省凉山州创建了火灾增长率预警图。然而,城中村火灾致灾因素较多,火灾成因复杂,传统火灾风险评估方法对城中村并不适用;GWO 存在收敛速度慢、高维函数适应性差、易陷入局部最优等问题^[21],预测模型的准确度不高,鲁棒性较差。

鉴于此,笔者拟通过引入非线性收敛因子和变异算子,提出改进 GWO(Improved GWO, IGWO),基于 IGWO 优化的 BP 神经网络,建立城中村自建房火灾风险预测模型,分析城中村火灾诸多影响因素和火灾概率间复杂的非线性关系,以期对城中村火灾风险预测和事故防控提供一定的参考。

1 IGWO

1.1 GWO 原理

狼群成员根据其适应度被划分为领头狼 α 、次级狼 β 、追随狼 δ 和普通狼 ω 这4个等级。 α 、 β 、 δ 等级的狼因其较高的适应度而排在上层,引领 ω 等级的狼向目标方向搜索^[22]。在迭代过程中,狼群会根据适应度更新这些等级的位置,狼群成员间的距离

L 及狼个体位置 $X(t+1)$ 的更新式为:

$$L = |C \cdot P(t) - X(t)| \quad (1)$$

$$X(t+1) = P(t) - A \cdot L \quad (2)$$

式中: $X(t)$ 、 $P(t)$ 分别为第 t 次迭代时灰狼与猎物所处的坐标向量; A 和 C 分别为收敛向量和随机向量:

$$A = 2a \cdot r_2 - a \quad (3)$$

$$C = 2r_1 \quad (4)$$

式中: r_1 、 r_2 为长度在 $[0, 1]$ 之间的随机向量; a 为收敛因子,随迭代次数 t 的增加从 2 线性递减为 0:

$$a = 2 - 2t/t_{\max} \quad (5)$$

式中 $t_{\max}$ 为最大迭代次数。

1.2 IGWO 要点

1) 非线性收敛因子。为克服线性收敛因子在区分局部搜索和全局搜索上表现欠佳的问题^[23],改进算法早期阶段需执行大范围全局探索, a 应快速下降;后期与最优解距离较近,步长不宜过大, a 应慢速减小^[24-25]:

$$a = a_{\max} - \left[1 + \exp\left(-\frac{t}{t_{\max}}\right) \right]^{-1} \quad (6)$$

利用 α 、 β 、 δ 狼的位置判断猎物大致位置,逐渐逼近猎物,在确定猎物所在后, α 、 β 、 δ 狼一同指挥狼群围攻猎物:

$$X(t+1) = \frac{1}{3} \sum_g (X_g - A_g \cdot |C_g \cdot X_g - X(t)|) \quad (7)$$

式中: X_g 为灰狼 g 所处的坐标向量, $g \in \{\alpha, \beta, \delta\}$; A_g 、 C_g 分别为收敛向量和随机向量对灰狼 g 的取值。

2) 变异算子。当求解多变量且具有多个峰值的函数寻优问题时,算法易陷入局部最优,使其精度大大降低。为避免早熟^[26]问题,在 GWO 中引入变异机制,并通过控制参数调节变异的强度,确保算法的多样性和探索能力。假设当前最优狼位置向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, n 为狼个体位置向量的分量个数(维数)。随机选取第 i 维的值 x_i ($1 \leq i \leq n$),在其相邻区域随机取一实数替代 x_i ,得到变异后第 i 维的值 $x_i + \lambda q$, q 为邻域范围内生成的随机数; $\lambda \in [-1, 1]$ 为控制系数,用于调节变异的强度。

1.3 算法性能测试

选取 8 个标准测试函数^[27] $F_1 \sim F_8$ (表 1),由式(1)~式(7)及变异原理编写程序测试 IGWO,并与 GWO 和粒子群优化(Particle Swarm Optimization,

PSO)算法及长城建造算法 (Great Wall Construction Algorithm, GWCA)^[28-29]相比较。设灰狼个体数 $B=30$, $t_{\max}=500$, 测试函数输入向量的分量个数为 n , 每个算法独立运行 30 次^[30], 计算最优值的均值及标

准差。表 2 为 $n=30$ 时算法寻优结果对比, 可以看出, IGWO 对 8 个测试函数寻优结果相较于传统 GWO、PSO 和 GWCA 算法, 均值最接近函数最优值, 且标准差最小。

表 1 测试函数
Table 1 Test functions

函数	表达式	搜索空间	最小值
F_1	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
F_2	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]$	0
F_3	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	$[-100, 100]$	0
F_4	$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$	$[-100, 100]$	0
F_5	$f_5(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	$[-1.28, 1.28]$	0
F_6	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)] + 10n$	$[-5.12, 5.12]$	0
F_7	$f_7(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e$	$[-32, 32]$	0
F_8	$f_8(x) = \frac{1}{4\,000}\sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0

表 2 算法寻优结果对比
Table 2 Comparison of algorithm optimization results

函数	GWO		IGWO		PSO		GWCA	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
F_1	2.50×10^{-27}	7.79×10^{-27}	3.39×10^{-205}	1.04×10^{-107}	2.56×10^0	1.06×10^0	1.35×10^{-1}	7.00×10^{-1}
F_2	1.08×10^{-16}	7.31×10^{-17}	4.93×10^{-107}	4.15×10^{-107}	4.31×10^0	1.18×10^0	4.01×10^{-1}	7.72×10^{-1}
F_3	1.15×10^{-5}	3.08×10^{-5}	1.76×10^{-167}	5.98×10^{-95}	1.82×10^2	5.41×10^1	2.77×10^3	1.91×10^3
F_4	8.77×10^{-7}	8.92×10^{-7}	1.12×10^{-93}	2.21×10^{-93}	2.02×10^0	2.39×10^{-1}	2.83×10^1	4.20
F_5	2.49×10^{-3}	1.12×10^{-3}	1.00×10^{-4}	9.74×10^{-5}	1.47×10^1	9.67×10^0	1.59×10^0	6.55×10^{-1}
F_6	2.79×10^0	4.22×10^0	0	0	1.72×10^2	2.76×10^1	5.75×10^1	1.24×10^1
F_7	1.03×10^{-13}	2.16×10^{-14}	4.00×10^{-15}	0	2.73×10^0	4.67×10^{-1}	1.10×10^1	1.26×10^0
F_8	4.67×10^{-3}	7.67×10^{-3}	0	0	1.35×10^{-1}	4.85×10^{-2}	1.30×10^0	1.48×10^0

图 1 为 $n=30$ 时为寻优仿真收敛曲线。可以看出, 针对二次凸函数 F_1 及非凸函数 F_2 、 F_3 , IGWO 均能迅速收敛至全局最小值; 对于具有大量局部最小值的非连续函数 F_4 , IGWO 算法能够有效避免陷入局部最小值; 处理存在随机噪声的多项式函数 F_5 时, IGWO 显示出良好的鲁棒性, 虽略有波动, 依然能够收敛至极值处; 对于包含三角函数的复杂函数

F_6 、 F_7 及 F_8 , IGWO 均能有效地处理函数的复杂性, 快速达到稳定状态。

为验证 IGWO 对高维函数($n=500$ 、 $1\,000$)的寻优能力, 仿真测试 IGWO 与 GWO、PSO 和 GWCA 算法, 对 8 个标准测试函数 F_1 — F_8 寻优仿真, 分别独立运行 30 次, 结果见表 3。可以看出, 对 8 个测试函数高维求解时, IGWO 均收敛到极值处; 与 GWO、

PSO 和 GWCA 相比,IGWO 得到的最优解的均值和方差都更接近 0,说明 IGWO 在高维寻优时具备更高的收敛精度和更强的鲁棒性。

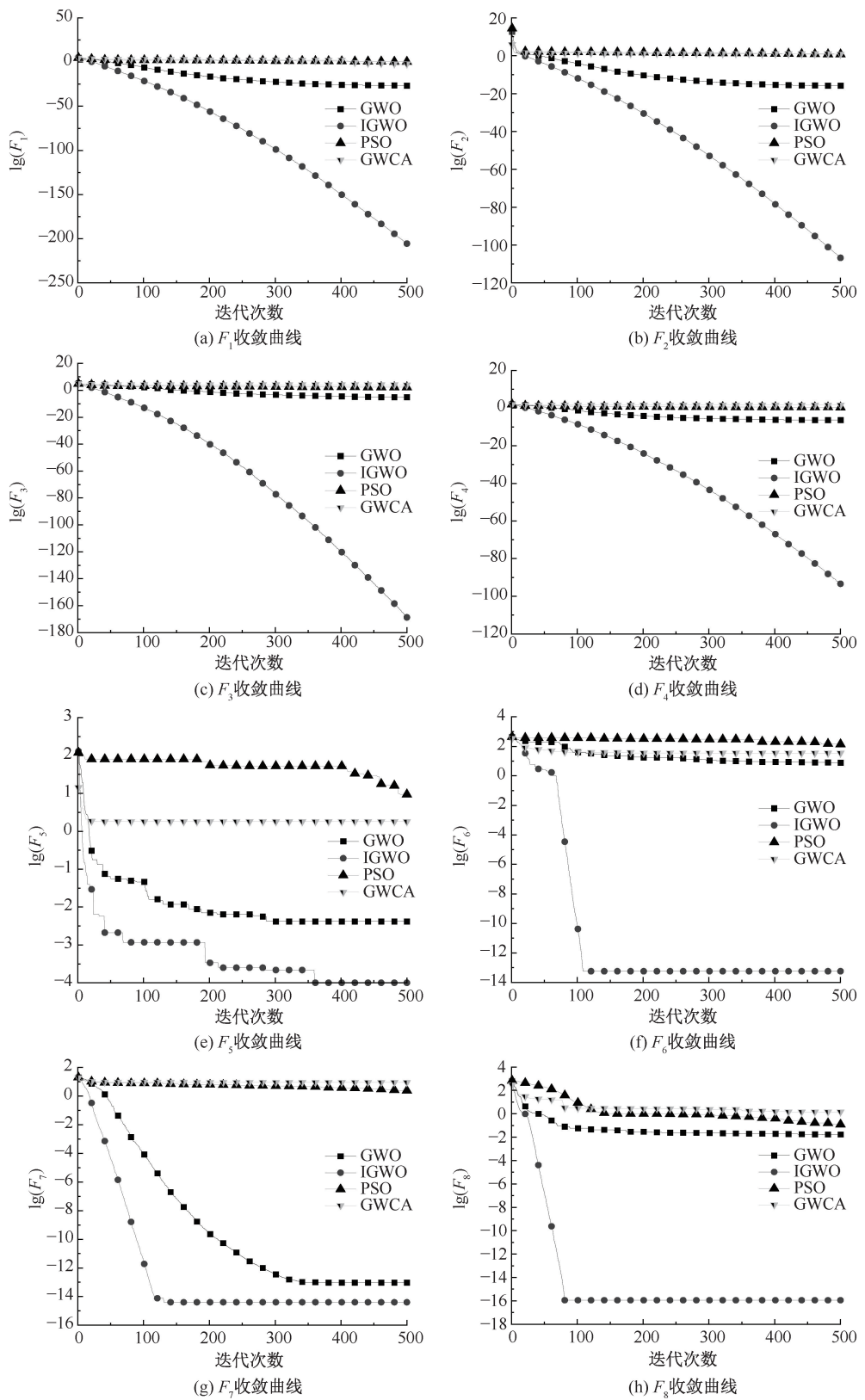


图 1 寻优仿真收敛曲线

Fig. 1 Optimization simulation convergence curve

表3 GWO、IGWO、PSO、GWCA 算法对高维函数寻优结果对比

Table 3 Comparison of optimization results of GWO、IGWO、PSO、GWCA algorithms for high-dimensional functions

函数	维数	GWO		IGWO		PSO		GWCA	
		均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
F_1	500	1.88×10^{-3}	5.10×10^{-4}	1.58×10^{-164}	0	1.25×10^4	8.12×10^2	1.66×10^5	2.78×10^4
	1 000	2.81×10^{-1}	7.71×10^{-2}	3.08×10^{-161}	7.20×10^{-161}	7.32×10^4	2.33×10^3	5.04×10^5	7.18×10^4
F_2	500	1.03×10^{-2}	1.42×10^{-3}	5.18×10^{-85}	1.50×10^{-85}	2.15×10^2	2.40×10^{15}	8.23×10^2	1.17×10^2
	1 000	6.23×10^{-1}	3.58×10^{-1}	1.00×10^{-83}	9.81×10^{-84}	1.69×10^3	1.31×10^{25}	1.50×10^3	2.61×10^2
F_3	500	3.62×10^5	8.23×10^4	2.61×10^{-141}	3.48×10^{-139}	5.60×10^5	1.30×10^5	1.46×10^6	6.43×10^5
	1 000	1.16×10^6	2.26×10^5	8.63×10^{-139}	7.73×10^{-138}	3.07×10^6	6.81×10^5	7.55×10^6	2.64×10^6
F_4	500	6.73×10^1	5.37×10^0	2.12×10^{-60}	2.88×10^{-54}	3.02×10^1	1.62×10^0	5.61×10^1	1.70×10^0
	1 000	7.63×10^1	4.08×10^0	4.10×10^{-33}	3.87×10^{-10}	3.52×10^1	1.55×10^0	6.04×10^1	1.94×10^0
F_5	500	2.75×10^{-2}	1.27×10^{-2}	3.59×10^{-5}	9.87×10^{-5}	5.54×10^4	1.92×10^3	1.75×10^3	5.15×10^2
	1 000	2.22×10^{-1}	3.77×10^{-2}	1.62×10^{-4}	1.15×10^{-4}	2.41×10^5	6.93×10^3	1.33×10^4	2.25×10^3
F_6	500	6.99×10^1	2.16×10^1	0	0	8.13×10^3	2.01×10^2	3.95×10^3	1.50×10^2
	1 000	1.83×10^2	3.86×10^1	0	0	1.67×10^4	2.35×10^2	8.91×10^3	2.97×10^2
F_7	500	1.79×10^{-3}	3.60×10^{-4}	1.02×10^{-16}	0	1.41×10^1	2.83×10^{-1}	1.66×10^1	4.10×10^{-1}
	1 000	1.55×10^{-2}	2.42×10^{-3}	4.00×10^{-15}	0	1.71×10^1	1.91×10^{-1}	1.70×10^1	3.46×10^{-1}
F_8	500	1.40×10^{-4}	2.88×10^{-2}	0	0	1.92×10^1	2.12×10^0	1.51×10^3	2.15×10^2
	1 000	2.19×10^{-1}	6.74×10^{-2}	0	0	1.24×10^2	7.71×10^0	5.15×10^3	5.42×10^2

2 城中村火灾预测模型与实例分析

2.1 IGWO-BP 模型的构建

能有效拟合风险指标和火灾概率间非线性函数关系的 IGWO-BP 模型流程如图 2 所示。

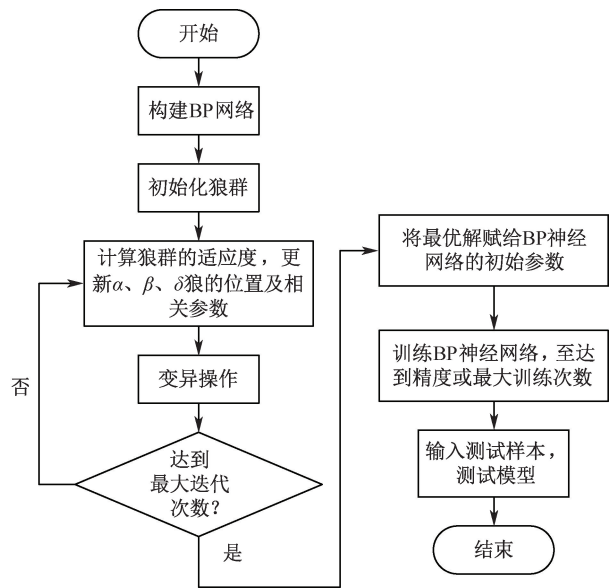


图2 IGWO-BP 模型流程

Fig.2 Flowchart of IGWO-BP model

1) 构建 3 层结构 BP 神经网络, 初始化 BP、IGWO。将 BP 神经网络的输入层到隐层的权重、隐

层的偏置、隐层到输出层的权重及输出层的偏置依次排列组成向量,映射为狼个体维数 n :

$$n = D_i \cdot D_h + D_h + D_h \cdot D_o + D_o \tag{8}$$

式中 D_i 、 D_h 、 D_o 分别为 BP 神经网络输入层、隐层和输出层的节点数。

2) 计算狼个体的适应度 $f(\mathbf{x}_k)$:

$$f(\mathbf{x}_k) = \sum_{s=1}^S |y_s - \hat{y}_{ks}| \tag{9}$$

式中: S 为训练 BP 神经网络的数据样本个数^[31]; y_s 为第 s 个样本输出的真实值; $\hat{y}_{ks}$ 为 BP 神经网络以第 k 个狼个体 $\mathbf{x}_k$ 的值作为参数时第 s 个样本输出的预测值。

3) 利用 IGWO 的迭代计算出最优值, 赋给 BP 神经网络的初始参数, 对该 BP 神经网络进行训练及测试。

2.2 城中村火灾风险指标确定

查阅《中国消防救援年鉴(2020 年卷)》^[32]、政府事故调查报告及城中村火灾相关研究机构发布的火灾分析报告^[33-34], 并走访调查有关政府部门(朝阳区消防救援支队, 2024), 统计分析过去 5 年火灾案例, 确定城中村火灾风险指标, 见表 4。

评分标准采用 0~10 分的量表, 0 分表示不存在该指标风险, 10 分表示该指标风险非常高。

表 4 城中村火灾风险指标

Table 4 Fire risk factors for suburban towns	
一级指标	二级指标
环境因素	建筑老旧程度 E_1
	建筑材料易燃程度 E_2
	电线老化程度 E_3
	电器使用情况 E_4
	建筑用途复杂程度 E_5
	燃气使用率 E_6
	易燃物储存情况 E_7
	煤气-燃气管道及电气线路铺设状况 E_8
人口因素	管道老化情况 E_9
	人口密度 E_{10}
	外来人口比例 E_{11}
	老年人儿童比例 E_{12}
	人员安全意识 E_{13}
管理因素	消防安全教育及培训 E_{14}
	火灾风险评估及隐患排查 E_{15}
其他因素	区域气候特征(温度、湿度) E_{16}
	雷击、纵火、燃放爆竹等因素 E_{17}

2.3 城中村火灾风险预测实例分析

由 2023 年北京市各城中村区域面积及火灾起数,计算得到基于面积的各城中村火灾概率,见表 5。

表 5 基于面积的城中村火灾概率

Table 5 Probability of suburban town fires based on area			
编号	火灾起数	面积/km ²	概率/(起·km ⁻²)
1	2	2.84	0.704
2	2	3.07	0.651
3	1	1.41	0.711
4	2	3.23	0.620
5	3	4.06	0.740
6	2	3.04	0.657
7	1	1.38	0.725
8	2	2.77	0.723
9	2	3.27	0.612
10	2	2.86	0.699
11	2	2.90	0.689
12	2	3.20	0.625
13	1	1.49	0.669
14	1	1.26	0.795
15	1	1.65	0.606
16	2	2.54	0.789
17	1	1.35	0.739
18	1	1.54	0.648
19	1	1.30	0.767
20	2	2.68	0.748
21	2	2.94	0.680

续表 5

编号	火灾起数	面积/km ²	概率/(起·km ⁻²)
22	1	1.60	0.627
23	2	2.50	0.800
24	3	4.06	0.738
25	2	2.57	0.778
26	1	1.62	0.619
27	1	1.53	0.653
⋮	⋮	⋮	⋮
360	2	3.35	0.597

邀请 5 位从事火灾防控相关工作且经验丰富的专家填写调查问卷。分别对各城中村就表 4 中的火灾风险指标 E_1-E_{17} 进行评分,汇总结果并取平均值,得到 17 个(D_i)指标特征值,对应该城中村基于面积的火灾概率 D_o 。用表 5 中城中村的 360 组样本数据训练并测试 IGWO-BP。

设 $t_{\max}=500, B=30, D_h=35$,由式(8)得出狼个体的维数 $n=666$ 。BP 神经网络训练次数为 $H=1\,000$,精度 $J=0.000\,1$,学习率为 $K=0.01$,每种模型独立运行 30 次,取平均值作为预测结果。设 1—300 组样本为训练组,301—360 组样本为测试组。将预处理后的数据分别输入 IGWO-BP、GWO-BP 和传统的 BP 模型,各模型预测值和真实值对比如图 3—图 5 所示。

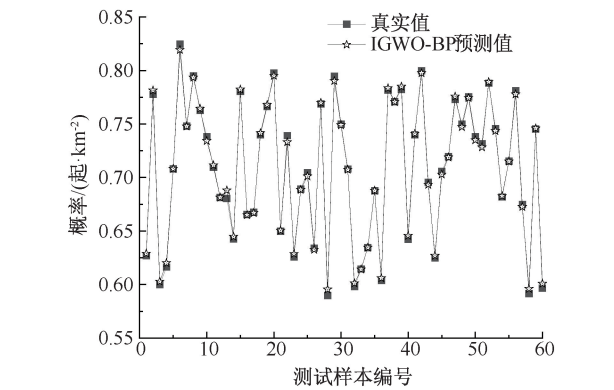


图 3 IGWO-BP 神经网络预测值和真实值对比
Fig.3 Predicted values versus true values of IGWO-BP

由图 3—图 5 可知:IGWO-BP 神经网络对多数样本的预测值与真实值最为接近,GWO-BP 次之,BP 模型的预测值和真实值偏差较大。图 6 为 IGWO-BP、GWO、BP 算法对各样本的预测误差。

从图 6 可知:IGWO-BP 在多数测试样本处的误差值小于 GWO-BP、BP。各模型的平均绝对百分误差 M :

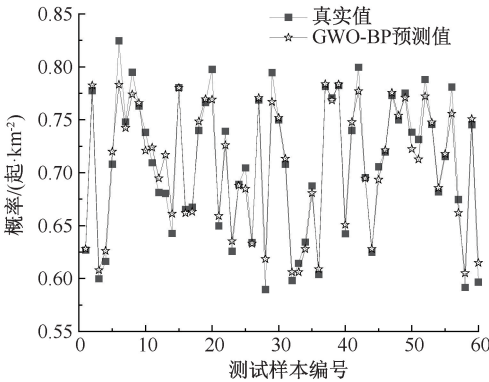


图4 GWO-BP神经网络预测值和真实值对比
Fig.4 Predicted values versus true values of GWO-BP

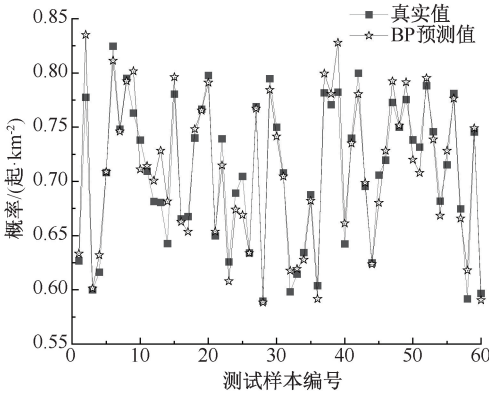


图5 BP神经网络预测值和真实值对比
Fig.5 Predicted values versus true values of BP

$$M = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \left| \frac{y_s - \hat{y}_s}{y_s} \right| \tag{10}$$

式中： $\hat{y}_s$ 为第 s 个样本输出的预测值。BP、GWO-BP 和 IGWO-BP 模型的 M 值分别为 0.003 9、0.001 1 和

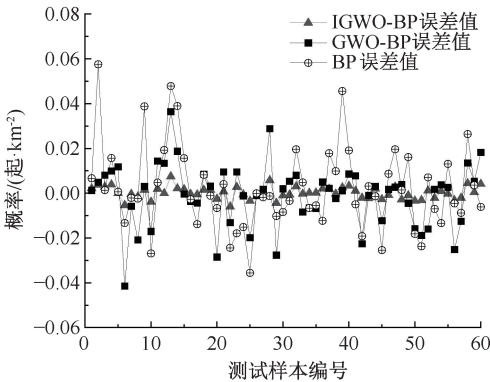


图6 BP、GWO-BP、IGWO-BP 模型的误差值
Fig.6 Error values of BP、GWO-BP、IGWO-BP models

$3.285\ 7\times10^{-4}$ 。说明 IGWO-BP 具备更高的特征提取、数据适配以及对高维函数的适应能力。

3 结 论

1) 通过引入非线性收敛因子和变异算子得到的 IGWO,30 维寻优仿真对测试函数 F_1 、 F_3 和 F_4 的寻优精度分别提升约 10^{178} 、 10^{162} 和 10^{86} 倍;IGWO 的 500 维与 1 000 维寻优能够收敛至极值处,对测试函数 F_6 和 F_8 寻优结果的均值和方差均为 0,验证了 IGWO 在处理高维优化问题时更高的鲁棒性与适应性。

2) 通过 IGWO 优化 BP 神经网络构建的 IGWO-BP 城中村火灾预测模型,预测结果的 MAPE 较 GWO-BP 降低 70.13%,较传统 BP 网络降低 91.58%,预测精度极大提高。该预测模型可以为城中村火灾风险管控和决策制定提供更为有效的决策支持。

参 考 文 献

[1] 张旭. 城中村火灾的防控难点及防控建议[J]. 今日消防, 2023, 8(12):100-102.
ZHANG Xu. Difficulties and suggestions of fire prevention and control in urban villages [J]. Fire Protection Today, 2023, 8(12):100-102.

[2] 罗捷. 城中村火灾事故应急救援研究[J]. 建筑安全, 2023, 38(11):43-47.

[3] 黄建明. 加强城中村火灾风险管理的具体对策建议:以珠海为例[J]. 今日消防, 2023, 8(12):75-78.
HUANG Jianming. Specific countermeasures and suggestions for strengthening fire risk management in urban villages : taking Zhuhai as an example [J]. Fire Protection Today, 2023, 8(12):75-78.

[4] 周培桂, 杨勇彪. 新时期城中村消防安全治理困境与纾解策略:基于潮州市湘桥区凤新街道的调研[J]. 城市与减灾, 2023(5):23-27.

[5] 李进. 当前城中村消防安全与火灾扑救探析[J]. 消防界:电子版, 2023, 9(22):99-101.

[6] 路世昌, 谢天光, 郭伟. 城中村消防安全问题及对策调研分析研究[J]. 中国应急管理, 2024(2):61-65.

[7] 赵文浩. 城中村火灾的特点及防控对策[J]. 今日消防, 2022, 7(12):73-75.
ZHAO Wenhao. Characteristics and countermeasures of fires in urban villages [J]. Fire Protection Today, 2022, 7(12):

73-75.

- [8] 雷兰兰. “城中村”火灾的危险因素及其针对性防控对策研究[J]. 今日消防, 2022, 7(9):74-76.
LEI Lanlan. Research on risk factors and prevention and control countermeasures of urban village fire [J]. Fire Protection Today, 2022, 7(9):74-76.
- [9] 李庆渝, 卢荣昆, 杨旭, 等. “城中村”聚集区消防安全治理对策研究:以昆明市为例[J]. 中国应急救援, 2022(4):58-61.
LI Qingyu, LU Rongkun, YANG Xu, et al. Research on fire safety management in village-in-city area: an empirical study of Kunming city [J]. China Emergency Rescue, 2022(4):58-61.
- [10] YANG Shunfeng, LI He, FAN Yufeng. Research on fire risk level prediction based on XGBoost algorithm [J]. 2022 International Conference on Artificial Intelligence and Autonomous Robot Systems (AIARS), 2022:73-77.
- [11] HERNÁNDEZ-LÓPEZ D, LÓPEZ-REBOLLO J, MORENO M A, et al. Automatic processing for identification of forest fire risk areas along high-voltage power lines using coarse-to-fine LiDAR data [J]. Forests, 2023, 14(4):662-681.
- [12] SALABAR L G F, ROMÃO X, PAUPÉRIO E. Review of vulnerability indicators for fire risk assessment in cultural heritage [J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2021, 60:DOI:10.1016/j.ijdr.2021.102286.
- [13] 王启睿, 姜学鹏, 薛光桥, 等. 我国公路隧道火灾社会风险可接受标准研究[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(4):121-127.
WANG Qirui, JIANG Xuepeng, XUE Guangqiao, et al. Study on social risk acceptance criteria of road tunnel fire in China [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4):121-127.
- [14] 张术琳, 张亚楠, 田超, 等. 基于 CNN 的化工园区火灾火焰图像识别研究[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(1):179-186.
ZHANG Shulin, ZHANG Ya'nan, TIAN Chao, et al. Study on flame image recognition of chemical industrial park fires based on convolutional neural network [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(1):179-186.
- [15] 刘勇, 李肖, 施式亮, 等. 基于多项 Logistic 的危化品槽罐车火灾类型判别[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(1):231-237.
LIU Yong, LI Xiao, SHI Shiliang, et al. Fire type discrimination of hazardous chemicals tanker based on multinomial Logistic [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(1):231-237.
- [16] 王新迪, 杨夙, 张思源, 等. 基于时空大数据与卫星图像的城市火灾风险预测[J]. 计算机工程, 2023, 49(6):242-249.
WANG Xindi, YANG Su, ZHANG Siyuan, et al. Urban fire risk prediction based on spatial-temporal big data and satellite images [J]. Computer Engineering, 2023, 49(6):242-249.
- [17] 陈硕, 范恒, 周茂磊. 基于循环神经网络的火灾风险预测及应用[J]. 消防科学与技术, 2022, 41(5):655-657.
CHEN Shuo, FAN Heng, ZHOU Maolei. Fire risk prediction based on recurrent neural networks and its application [J]. Fire Science and Technology, 2022, 41(5):655-657.
- [18] 张克松. 基于事故树和层次分析法的城中村火灾风险评估及防控对策研究[C]. 中国消防协会学术工作委员会消防科技论文集, 2022:456-459.
- [19] 丁振瀚, 刘迅, 李晓波, 等. GIS+BIM 技术在城中村 Gustav 法火灾风险预警管理中的应用研究[J]. 土木工程信息技术, 2023, 15(3):65-69.
DING Zhenhan, LIU Xun, LI Xiaobo, et al. An application of GIS+BIM technology in urban village using Gustav fire assessment of fire risk warning management [J]. Journal of Information Technology in Civil Engineering and Architecture, 2023, 15(3):65-69.
- [20] ZHANG Long, SHI Changjiang, ZHANG Fuquan. Predicting forest fire area growth rate using an ensemble algorithm [J]. Forests, 2024, 15(9):1493-1514.
- [21] 周建新, 郑日成, 侯宏瑶. 基于维度学习狩猎搜索策略的改进灰狼算法[J]. 仪表技术与传感器, 2023(12):88-93.
ZHOU Jianxin, ZHENG Richeng, HOU Hongyao. Improved grey wolf algorithm for hunting and searching based on dimension learning [J]. Instrument Technique and Sensor, 2023(12):88-93.
- [22] NEGI G, KUMAR A, PANT S, et al. GWO: a review and applications [J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2021, 12:1-8.
- [23] 刘玉超, 段喜萍. 融合自适应权重和变螺旋收敛曲线的鲸鱼优化算法[J]. 长江信息通信, 2023, 36(10):48-50.
- [24] 王正通, 尤文, 李双. 改进非线性收敛因子灰狼优化算法[J]. 长春工业大学学报: 自然科学版, 2020, 41(2):

121-127.

WANG Zhengtong, YOU Wen, LI Shuang. A grey wolf optimization algorithm with improved nonlinear convergence factor [J]. Journal of Changchun University of Technology: Natural Science Edition, 2020, 41(2):121-127.

[25] 张文胜, 郝孜奇, 朱冀军, 等. 基于改进灰狼算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(2):196-203.

ZHANG Wensheng, HAO Ziqi, ZHU Jijun, et al. BP neural network model for short-time traffic flow forecasting based on transformed grey wolf optimizer algorithm [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(2):196-203.

[26] 王文丰, 余澜婷, 刘哲, 等. 基于二分法和控制信息素量的改进蚁群算法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(3):784-790.

WANG Wenfeng, YU Lanting, LIU Zhe, et al. Improved ant colony optimization based on dichotomy and pheromone control [J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(3):784-790.

[27] 李大海, 李鑫, 王振东. 融合多策略的增强麻雀搜索算法及其应用[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(10):3 032-3 039.

LI Dahai, LI Xin, WANG Zhendong. Enhanced sparrow search algorithm with multiple strategies and its application [J]. Application Research of Computer, 2023, 40(10):3 032-3 039.

[28] GUAN Ziyu, REN Changjiang, NIU Jingtai, et al. Great wall construction algorithm: a novel meta-heuristic algorithm for engineer problems[J]. Expert Systems With Applications, 2023, 233:DOI:10.1016/j.eswa.2023.120905.

[29] 叶倩琳, 王万良, 王铮. 多目标粒子群优化算法及其应用研究综述[J]. 浙江大学学报:工学版, 2024, 58(6):1 107-1 120.

YE Qianlin, WANG Wanliang, WANG Zheng. Survey of multi-objective particle swarm optimization algorithms and their application [J]. Journal of Zhejiang University:Engineering Science, 2024, 58(6):1 107-1 120.

[30] 方炬, 杨帆, 梁家豪, 等. 基于改进灰狼算法-BP 神经网络的智能巡检机器人电磁兼容故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(1):243-249.

FANG Xuan, YANG Fan, LIANG Jiahao, et al. Electromagnetic compatibility fault diagnosis of power inspection robot based on improved grey wolf optimizer-BP neural network [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(1):243-249.

[31] 朱庆生, 周冬冬, 黄伟. BP 神经网络样本数据预处理应用研究[J]. 世界科技研究与发展, 2012, 34(4):624-626.

ZHU Qingsheng, ZHOU Dongdong, HUANG Wei. Application research of process in BP neural network sample data [J]. World Sci-Tech R&D, 2012, 34(4):624-626.

[32] 应急管理部消防救援局. 中国消防救援年鉴(2020 年卷)[M]. 北京:应急管理出版社,2020:274-275.

[33] 熊昶. 城中村火灾安全隐患的防控策略探究[J]. 消防界:电子版, 2022, 8(12):124-125.

[34] 陈鸣, 叶升升. 从一起较大亡人火灾事故谈城中村火灾处置[J]. 今日消防, 2023, 8(9):49-51.

CHEN Ming, YE Shengsheng. From a large fatal fire accident to talk about urban village fire disposal [J]. Fire Protection Today, 2023, 8(9):49-51.

作者简介: 吕淑然 (1964—)男,河北保定人,博士,教授,主要从事防火防爆、安全风险管控方面的研究。E-mail: lvshuran@cueb.edu.cn。

