

无人机资源分配优化在森林火灾监测中的应用研究

陈佳星¹ 张嘉辉¹ 黄春晓¹ 王子玉¹

CHEN Jiaxing ZHANG Jiahui HUANG Chunxiao WANG Ziyu

摘要

通过建立无人机“绕行”模型，以确定无人机和无线电中继器无人机之间的最佳数量和组合。模型在考虑到观测和通信任务需求、地形变化以及火灾事件大小和频率等参数的基础上，实现了安全性、能力和经济性的平衡。通过无人机“绕行”模型获取无人机的飞行状态，并通过动态规划模型建立各变量之间的关系和约束条件。最后，使用模拟退火算法对结果进行求解和优化。

关键词

无人机“绕行”模型；模拟退火算法；无线电中继器；动态规划；森林火灾

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.01.007

0 引言

当前，无人机在森林火灾检测方面具有广泛的应用前景^[1]。然而，传统无人机检测森林火灾仍存在问题需要解决。第一，无人机的续航能力和飞行高度受限，限制了其在大范围森林地区的应用；第二，针对大面积林火所需的庞大无人机资源，有效的资源分配是当前迫切需要解决的问题^[2]。

因此，本研究为解决上述传统无人机检测森林火灾时的的问题，提出在使用无人机检测火灾的同时，合理配置无人机和无线电中继器。中继器，即以更高功率自动转播信号的收发器，可以扩展无线电范围。位于前线和临时应急行动中心（EOC）之间的中继器可以将无线电信号从前线中继到 EOC 以及从 EOC 中继到前线。无人机的数量和位置，可以实现更广泛的通信覆盖，提高通信质量和可靠性^[3]；同时，科学地确定最佳数量和组合可以最大限度地解决传统无人机续航能力和飞行高度受限的问题，提高资源利用效率，并降低部署成本。

1 无人机“绕行”模型的建立与求解

1.1 节序

首先确定无人机位置，利用多参数 BP 神经网络预测下一步行动；然后，基于预测结果，构建动态规划模型以最小化成本为目标，考虑飞行时长、飞行距离、耐热性、安全距离和最佳飞行高度等约束条件；最后，采用模拟退火算法求解最佳无人机和中继器数量及其组合，模型建立流程图如图 1 所示。

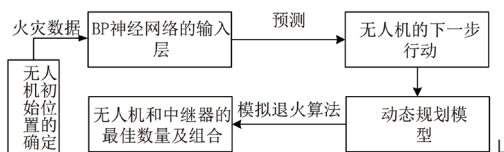


图 1 模型建立流程图

1.2 无人机位置规划

对于无人机的速度，本文将速度细化，即根据无人机目前的不同状态，配备不同的执行速度。

$$V = \{v_i, v_j, v_k\} \quad (1)$$

为了快速探测火灾，建立了无人机“绕行”模型。根据前期火灾情况，设立临时应急行动中心（EOC），负责指挥和控制无人机的巡逻工作，并提供资源支持。重要的是确定临时 EOC 的位置。通过分析历年的火灾数据^[4]，发现火灾有时是偶发的，大部分是区域性的，这表明某些地区更容易发生火灾，且难以扑灭。从经济和安全的角度考虑，只需要在区域火灾高发区域部署火灾预警系统，这些区域以几个中心为核心，向外递减。建立实时的火灾数据库对我国的火灾预警系统至关重要。

森林火灾高发区域的中心位置，以无人机最大行程的一半作为半径，绘制一个圆形区域。

$$R = \frac{1}{2} \cdot L_{\max} = 15 \text{ km} \quad (2)$$

圆圈的范围 EOC 将被用作临时的侦察区域，并根据区域森林火灾发生区域的分布特点，画出一个大小相同且切线相同的圆作为临时的另一个侦察区域 EOC，重复上述步骤，直至两个相邻圆的边界之间的距离 $S_k \leq 10 \text{ km}$ （正常情况下，无人机的侦察视距可达 5 km，两架无人机在边界线处都能探测到两个圆圈之间的间隙），具体示意图如图 2 所示。

1. 辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 辽宁葫芦岛 125105
[基金项目] 物联网下兼备改进 Dijkstra 及优化 ELM 的智能便携警示灯（编号：202210147011）

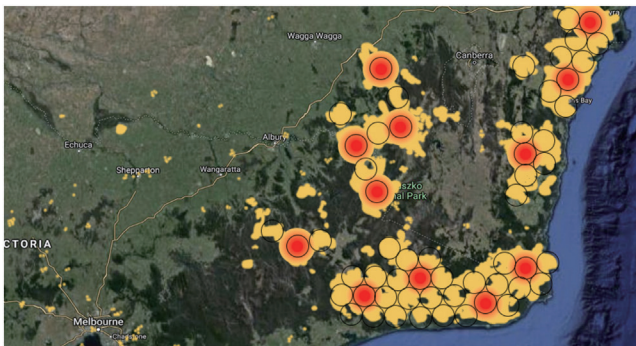


图2 森林火灾预警系统图

为保证无人机侦察的质量和速度,最大限度地利用无人机在侦察道路上的工作时间,避免在EOC等待充电时浪费时间。交替使用无人机的内置电源和备用电源,调整侦察无人机的飞行时间与充电时间相等。将这两次任务紧密联系在一起,减少时间浪费。根据森林火灾的平均发生频率,在每个侦察区域按一定的加权比例分配无人机数量,实现对“易燃区”的重点保护。森林火灾预警系统模型包括累计最大飞行距离和实际飞行距离的公式。约束条件包括无人机的最大飞行距离(3)、巡航状态下的飞行时间等于最大运行时间(4)、无人机数量为正整数(5)以及火灾发生频率为本年度平均值(6)。

$$\max \sum_{i=1}^n n^i \cdot L_{\max} \geq \sum_{i=1}^n v_j^i \cdot t_f \cdot p_{hv}$$

$$\min \sum_{i=1}^n N$$

$$L_{\max} = 30\text{km} \quad (3)$$

$$t_f = t_{cd} = 1.75\text{h} \quad (4)$$

$$N \in 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

$$p_{hv} = \frac{\sum_{i=1}^n f_i}{n} (n=1, 2, 3, \dots) \quad (6)$$

1.3 多参数BP神经网络模型

为了处理无人机的实时信息并给出下一次飞行指令,采用了BP神经网络模型^[5]。BP神经网络在数据处理和预测方面有独特的优势,非常适合处理这些信息并根据输入的数据进行预测,并给出下一次飞行指令。通过构建一个多维BP神经网络预测模型^[6],对无人机获取的数据进行处理,并从神经网络的输出层获取基于当前位置信息的下一个动作指令。

1.3.1 模型建立

森林火灾蔓延产生的烟雾可以大大缩短热传感器的探测距离,同时,考虑到无人机的飞行安全,无人机需要沿禁区外围低空飞行,执行连续侦察任务。假设无人机携带的传感器可以有效探测距离为 Rd 的火灾高温区,无人机的真实

高度是 D_0 (真实高度),无人机的额定飞行高度为 D_r 。对于侦察无人机,需要满足约束条件(7)无人机的飞行高度范围受到限制、(8)无人机应与火力区域保持一定的安全距离。

$$|D_0 - D_r| \leq d_y \quad (7)$$

$$R_d \geq \min(r_i) \geq S \quad (8)$$

定义无人机高度变化参数为:

$$s_0 = \frac{2D_0 - \sqrt{2}D_1}{2\sqrt{D_0^2 + D_1^2} - \sqrt{2}D_0D_1} \quad (9)$$

$$s_1 = \sin \lambda_{i-1} \quad (10)$$

$$s_2 = \frac{D_0 - D_r}{D_r} \quad (11)$$

建立无人机环绕监测模型^[7],让无人机绕火场边缘来回飞行,以无人机质心的水平投影为中心,传感器实时掌握半径为的半圆区域内所有状态信息。此外,以无人机方向为对称轴,每 30° 计算一次无人机与高温区之间的距离(若当前探测角度均为常温区,距离等于),构成测距集如图3所示。

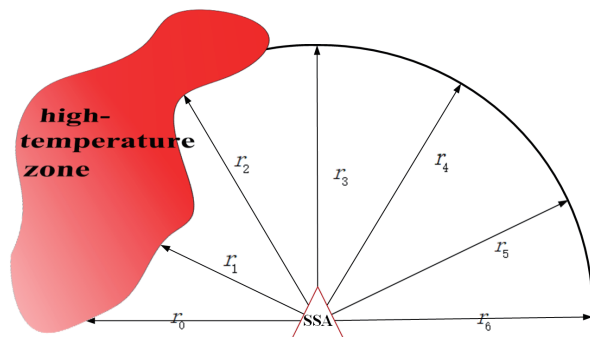


图3 模型思想流程图

可得:

$$R_i^{\Delta} = \{r_0, r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6\} \quad (12)$$

$$R_s = \text{sgn}(r_6 - r_0) \quad (13)$$

公式(12)表示无人机探测到的环境条件,公式(13)反映无人机距离火区的接近程度。数值越低,无人机离火区越近。

在获得火灾的高度和位置信息后,需要使用神经网络对下一步的运动状态进行判断。多参数BP神经网络包括输入层、隐藏层和输出层,通过训练模式对其进行训练。该网络通过减小预期输出与实际输出的误差来校正每个连接的权值,采用误差反向传播算法进行反复修正。这样可以提高网络对输入模式的响应精度。对于热成像传感器获取的数据,需要进行归一化处理。

$$\tilde{R}^{\Delta} = \left\{ \tilde{r}_0, \tilde{r}_1, \tilde{r}_2, \tilde{r}_3, \tilde{r}_4, \tilde{r}_5, \tilde{r}_6 \right\} \quad (14)$$

将输入层神经元建立为归一化后的距离 $\tilde{R}$,高度变化参数为 $s_0 s_1 s_2$ 。

1.3.2 模型求解

多参数神经网络通常需要训练样本来减少误差，初始化网络，设置激励数计算能量函数，求解链微分。详细流程图如图4所示。

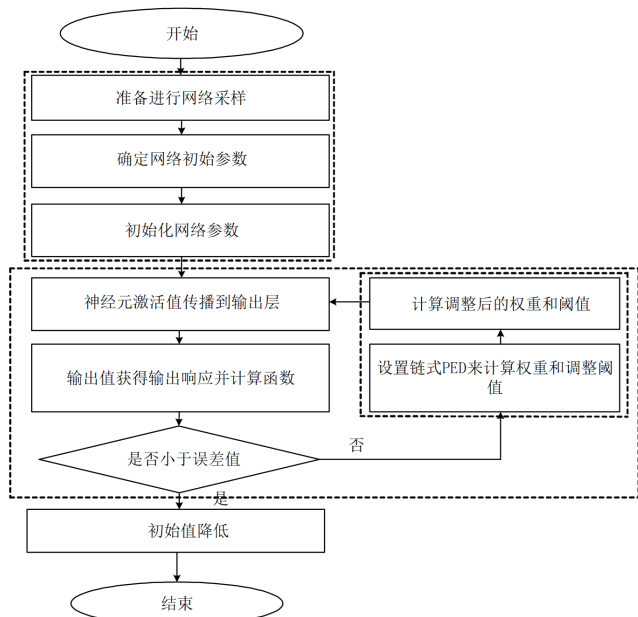


图4 多参数神经网络流程图

表1中各参数可根据实际预测效果独立选择。由于数据量大，for循环的运行效率相对较低，而MATLAB用于矩阵处理是一个很大的优势。因此，样本输入以矩阵的形式分批输入。

表1 学习过程参数的确定

参数	数值
最大培训次数	100
中层神经元的数量	16
网络学习率	0.05
训练目标误差	0.001

利用数据处理结果控制无人机的下一个飞行状态并建立无人机的运动学模型。本文以无人机的运动学模型为控制对象，对其进行约束。通过无人机采集的因素，采用神经网络进行学习和调整，得到无人机的举升量和转弯量，相关符号如表2所示。

表2 无人机变量符号

变量符号	定义变量	单位
Φ_u	最大向上爬升	meter
Φ_d	最大向下落差	meter
Ψ_u	最大左转矢量	30°
Ψ_d	最大右转矢量	30°

$$\begin{cases} \Delta x = v_j \cdot \cos \varphi_i \cdot \cos \psi_i + v_x \\ \Delta y = v_j \cdot \sin \varphi_i + v_y \\ \Delta z = v_j \cdot \cos \varphi_i \cdot \sin \psi_i + v_z \end{cases}$$

$$\begin{cases} \varphi_i = \frac{\Phi_u + \Phi_d}{2} + \lambda_i \cdot \frac{\Phi_u - \Phi_d}{2} \\ \psi_i = \frac{\Psi_u + \Psi_d}{2} + \mu_i \cdot \frac{\Psi_u - \Psi_d}{2} \end{cases} \quad (15)$$

式中： v_x 、 v_y 、 v_z 为三维坐标系中各个方向的风速。根据无人机的运动学公式和神经网络输出层的 λ_i 和 μ_i ，可以得到下一步无人机在高度和水平方向上的变化范围 φ_i 和 ψ_i 。最后可以得到下一个时刻在每个方向上的位移 Δx 、 Δy 、 Δz 。

1.4 动态规划模型

在考虑无人机的经济性、可用性和安全性时，需要综合考虑飞行时长、最大飞行距离、耐热性、火灾侦测时的安全距离、最佳飞行高度以及中继器无人机与前锋队之间的有效距离等因素。为了解决这种情况，动态规划模型^[8]是一个合适的选择。本文中，将最小化成本作为数学规划的目标，并将可用性和安全性等因素作为限制条件纳入模型。因此，选择动态规划模型来构建本问题的模型，以在经济上以最少的费用解决火灾问题，并全面考虑无人机的各种工作条件，从而提高模型的可用性。

由前文可知，在火灾发生时，无人机围绕失火区域进行来回飞行，实时监控火灾的范围并时刻与失火区域保持一定的安全距离，当“Boots-on-the-ground”到达后，又有负载中继器的无人机来负责“Boots-on-the-ground”和EOC之间的双向联络，此时的无人机则起到了监测火情、保障“Boots-on-the-ground”安全的作用。因为前锋队在市区和非市区传播距离不同，所以前锋队员与中继器无人机的最大距离要满足要求。

首先从无人机绕火场飞行一周的时间来判断目前火势，即公式(16)，接着把时间数据反馈到EOC，EOC根据火势派出一定数量的“Boots-on-the-ground”来控制火灾，火势大小与派遣人数的关系用函数 $\beta \cdot e^{S_f}$ 来表示，即公式(17)。

$$S_f = t_c \times v_2 \quad (16)$$

$$p = \beta \cdot e^{S_f} \cdot p_{hw} \quad (17)$$

然后假设在火灾发生后部分无人机继续巡视，部分开始实时监测火灾，公式(18)表示无人机总成本Z，在公式(19)中建立变量 G_p 来表示灭火人员与火灾规模的一个关系，并且要保证 G_p 足够小来确保火灾能被控制住。

$$Z = 10000(N_m + N_v) \quad (18)$$

$$G_p = \frac{\eta S_f}{P} \quad \eta \in N^+ \quad G_p < 0.05 \quad (19)$$

最后，建立动态规划模型，公式(20)表示规划目标为花费最少的来控制住火灾，动态变量便是两种无人机的数量。限制条件(21)表示前锋队员与中继器无人机的最大距离在市区与非市区不相同，公式(22)限制了无人机侦察机数量小于前锋队人员数量，公式(23)限制了中继器无人机数量小于前锋队人员数量，公式(24)~(26)表明无人机侦察

机和中继器无人机因为有电量限制、飞行距离和飞行时间上的限制，所以在工作一段时间后要回到 EOC 处充电，满足了模型的可行性。

$$\min Z=10000(N+M)-G_p \quad (20)$$

$$d^{(i,j)}=\begin{cases} 2km & \text{市区} \\ 5km & \text{非市区} \end{cases} \quad i \in (1,M) \quad j \in (1,P) \quad (21)$$

$$\sum_{i=1}^N n^i \leq \sum_{i=1}^P p^i \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^M m^i \leq \sum_{i=1}^P p^i \quad (23)$$

$$\sum_{i=n}^N L_{\max}^i \geq \sum_{i=1}^N v_j^i \cdot t_f \quad (24)$$

$$\sum_{i=1}^m L_{\max}^i \geq \sum_{i=1}^m t_f \cdot v_j \quad (25)$$

$$t_f + t_w \leq t_{cd} \quad (26)$$

1.5 模拟退火算法求解

模拟退火算法^[9]在本研究中与问题高度契合。本文旨在选择两种无人机的最佳组合，其中一种无人机的数量被视为模拟退火算法中的“温度”变量。温度的降低对应着该无人机数量的逐渐减少，每个温度下的最优解对应着各种无人机数量组合下的最经济解，最终目标是从所有最经济解中选择出最优解。通过应用模拟退火算法，可以求解在各种无人机数量组合下的最经济解，并选择出最优解，从而使得模型获得高度优化的解决方案。

1.5.1 模型与问题的糅合

(1) 把其中一种无人机数量定义为模拟退火算法中的“温度”。

(2) 算法包含两层循环。第一层循环是在降温过程中，在任一温度下通过随机扰动产生新解，并计算目标函数值的变化，以决定是否接受新解。在本问题的模型中，这对应着不断调小其中一种无人机的数量，并求得每个数量下的新解。第二层循环是缓慢降温的重复迭代过程，在固定温度下完成迭代后，缓慢降低温度，以使算法最终可能收敛到全局最优解。在本问题的模型中，这对应着在所有最经济解中选择最优解作为最终结果。

(3) 算法中的能量 E 对动态规划中的总花费指数形式 e^z ，虽然在低温时接收函数已经非常小了，但仍不排除有接受更差的解的可能，因此把退火过程中碰到的最好的可行解（历史最优解）也记录了下来，并让它与终止算法前的最后一个被接受解一并输出，防止遗漏最优解。而在本文的应用中退火的过程由一组初始参数，即冷却进度表（cooling schedule）控制，它的核心是尽量使系统达到准平衡，使算法在有限的时间内逼近最优解。

1.5.2 求解最优组合

本文先确定本问退火的过程的冷却进度表^[10]（cooling schedule）的准确数值，使算法在有限的时间内逼近最优解，

如表 3 所示。

表 3 冷却进度表

控制参数的初值	0
控制温度的衰减函数	$T_{i+1} = \alpha T_i, i = 0, 1, 2, \dots$
控制温度参数的终值	20
Markov 链的长度	500

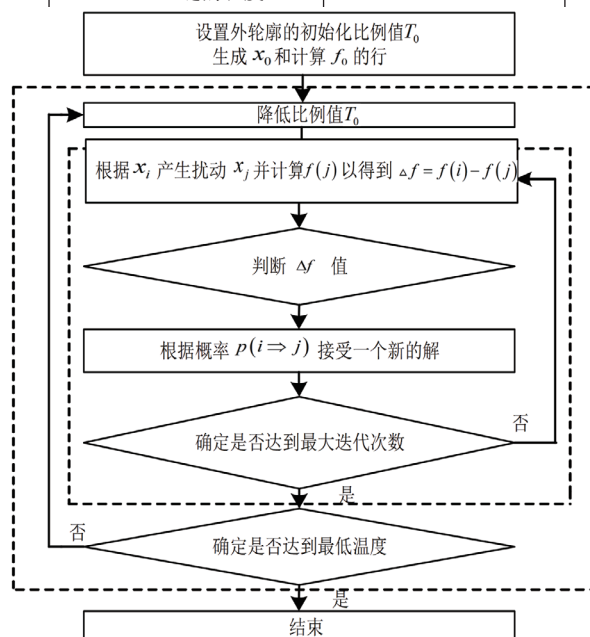


图 5 模拟退火算法流程图

参数的选择如下。

(1) 控制参数 T_i 的选择及初值 T_0

由于无人机的数量不能为负，所以本文选择 T_i 为 0，且每个控制参数 T_i 对应的解为 x_i 。根据对全局最优解和搜索范围的初步分析，结合问题中火灾的规模以及无人机的侦查范围，选择初值 T_0 为 100。

(2) 控制参数 R_i 的衰减函数

由于本文中无人机的特殊性，以及对无人机的各种限制因素，因此本文构造特殊的衰减函数来对程序进行“降温”处理。

$$\begin{cases} T_{i+1}=T_i-2 & (T_i \geq 20) \\ T_{i+1}=T_i-1 & (T_i < 20) \end{cases} \quad (27)$$

(3) Markov 链长度

已知 Markov 链长度的选取应满足在控制参数的每一个取值上达到准平衡状态。由于无人机的数量有限，且初值选择的比较小，因此令 $L_i=100n$ 。 n 为问题规模，考虑到火灾在现实中的蔓延速度，在这里令 $n=5$ ， $L_i=500$ 。

(4) 接受函数

$$p(i \rightarrow j) = \begin{cases} 1 & f(i) \leq f(j) \\ \exp\left(\frac{f(i)-f(j)}{kL_i}\right) & \text{其它} \end{cases} \quad (28)$$

当 L_i 比较大的高温情况下,指数上的分母比较大,且此时这是一个负指数,所以接受的概率接近于1,即比当前解 x_i 更差的新解 x_j 也可能被接受,因此便提供了跳出局部最优解的可能。

(5) 因为任一种类的无人机数量都不会出现过小的情况,因此设立停止条件为:

$$L_i=L_f=5 \quad (29)$$

1.5.3 求解成本增加量

在高温时已经进行了充分的广域搜索,找到了可能存在最好解的区域,而在低温时进行足够的局部搜索,则就很有可能找到全局最优解了,因此对 L_f 设置了一个足够小的数。经求解如表3所示。

表3 计算结果

变量	含义	数值
N	无人机数量	0.973/ l
M	中继器无人机数量	0.715/ l

表3中, l 表示无人机累计向外围飞行的水平距离。由此可见,当水平距离相同时,无人机数量和中继器无人机数量分别减少了3.7%和28.5%。

1.6 模型灵敏度分析

为了探究无人机飞行路线对后续安排的影响大小及此数据的稳定性^[11],设立新的无人机安全距离为:

$$S=x\cdot\omega\cdot\frac{R_d-D_0}{\tau(R_d+r_0)} \quad (30)$$

式中: ω 为根据飞行器表面材料及器材的耐热度而确定的值,设定为一个常数, τ 是根据仪器可检测到温度最大值而确定的常数。

表4 x 值改变后结果变化结果

变量	x 取值			
	95%	100%	105%	110%
N	0	0	0	5%
M	0	0	4.1%	4.1%

为了探究模型对森林火灾的反应能力,本文选择进行灵敏性的分析,令 R_0 为:

$$R_0^{new}=R_0(0.1+e^v) \quad (31)$$

式中: v 为 R_0^{new} 的控制因子, e^v 取值范围为 $(-0.6,0.5)$ 。

据表5可以得出结论,尽管在本文中对变量或进行了较大的变化,但显然结果只产生了轻微的变化,说明所建立模型具有出色的鲁棒性^[12]。

表5 e^v 改变后结果变化结果

e^v	(-0.4, -0.2)	(-0.2, 0)	(0, 0.2)	(0.2, 0.5)
N	(0, 0)	(0, 0)	(0.1%,0, 2%)	(0.2%, 0.2%)
M	(0, 0)	(0, 0)	(0, 0)	(0, 0.14%)

2 结语

本研究解决无人机对森林火灾检测中合理分配资源的问题,建立了无人机“绕行”模型,并利用多参数BP神经网络和模拟退火算法对其进行求解。结果显示,相较于传统的无人机资源使用方式,该优化模型能够减少31.2%的无人机资源利用,同时降低成本和风险。因此,无人机资源分配优化成为现代无人机应用中的重要技术和发展方向。

参考文献:

- [1] 夏睿.森林灭火救援中无人机的运用分析与建议[J].中国应急救援,2022(6):64-67.
- [2] 赵晓林,张可为,李宗哲,等.多无人机动态侦察资源分配问题研究[J].电光与控制,2020,27(6):11-15+31.
- [3] 沈旭.作为空中基站的无人机覆盖与资源分配研究[D].北京:北京邮电大学,2018.
- [4] 张文文,王秋华,王睿琛,等.澳大利亚桉树林火灾研究进展[J].世界林业研究,2021,34(4):106-111.
- [5] 吴烨,陈湘萍,蔡永翔.基于神经网络的建筑能耗预测[J].智能计算机与应用,2023,13(9):37-43.
- [6] 王征.多维空间BP神经网络的节假日高速公路网节点拥堵预测分析[J].公路,2016,61(4):162-169.
- [7] 侯远韶.基于深度学习的多源信息融合巡检机器人SLAM技术研究[J].信息技术与信息化,2023(8):217-220.
- [8] 侍翰生,程吉林,方红远,等.基于动态规划与模拟退火算法的河-湖-梯级泵站系水资源优化配置研究[J].水利学报,2013,44(1):91-96.
- [9] 王永静.基于动态规划法和模拟退火算法求解旅行商问题[J].商丘职业技术学院学报,2016,15(5):5-7.
- [10] 罗景峰.基于均匀设计的冷却进度表参数设定[J].科学技术与工程,2009,9(9):2468-2470.
- [11] 吕静,魏华.一种实用型保护定值灵敏度校验系统的实现[J].信息技术与信息化,2009(2):59-62.
- [12] 刘嘉宁,曾静霞.具有鲁棒性的正交约束多视图子空间聚类算法[J/OL].计算机系统应用,1-8[2023-07-23]<https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.009448>.

【作者简介】

陈佳星(2003—),男,江西赣州人,本科,研究方向:控制系统与自动化。

张嘉辉(2003—),男,陕西咸阳人,本科,研究方向:人工智能(矿业工程)。

黄春晓(2002—),女,辽宁鞍山人,本科,研究方向:电子电路与系统。

王子玉(2003—),男,河南驻马店人,本科,研究方向:电力系统与能源。

(收稿日期:2023-10-13)