

基于海洋捕食者算法的医院空气净化系统研究

宗自强 李玉丽
(吉林建筑大学研究生学院)

摘要：本文提出了一项改进海洋捕食者算法（MPA）的方法，旨在通过结合粒子群优化（PSO）的混合策略，以提升医院空气净化系统的效率。该混合策略融合了MPA算法的全局搜索能力和PSO算法的局部搜索精度，从而有效避免了算法陷入局部最优解的困境，大大提高了优化效率和解决方案的质量。实验结果表明，该混合算法在面对复杂的环境条件下，能够有效地提升医院空气净化系统的性能，为医院提供了更加可靠、高效的空气净化解决方案，同时也进一步扩展了海洋捕食者算法在环境科学领域的应用范围。

关键词：海洋捕食者算法（MPA）；粒子群优化（PSO）；医院空气净化系统；混合算法

0 引言

医院作为治疗和康复场所，其内部的空气净化系统具有不可或缺的作用。医院的空气质量对于患者的健康和康复速度有着显著的影响，也会影响医护人员的工作效率。因此，提高医院空气净化系统的效率对于创建安全和健康的医疗环境至关重要。

海洋捕食者算法（Marine Predators Algorithm, MPA）作为一种新兴的优化算法，已经在多个领域展现出广阔的应用前景^[1]。该算法借鉴了海洋捕食者的捕猎行为，能够在复杂的环境中高效地进行全局搜索。然而，尽管MPA在许多领域已经获得成功，但在医院空气净化系统优化方面的应用仍需进一步探索。

尽管目前的空气净化技术在一定程度上满足了医院的需求，但其效率低下、能耗高等问题仍然存在。针对此问题，本文提出了一种改进的海洋捕食者算法

策略。通过引入粒子群优化（PSO）以及混合算法，在优化后的空气净化系统中进一步提升性能。该混合算法将MPA的全局搜索能力和PSO的局部搜索精度结合起来，能够有效避免局部最优解的出现，为医院空气净化技术的发展带来新的活力。

1 海洋捕食者算法与粒子群优化算法

2020年，Faramarzi等学者提出了一种全新的元启发式优化算法——海洋捕食者算法，该算法汲取了许多海洋生物如鲨鱼、巨蜥、马鱼等所运用的捕食策略和行为信息^[2]。该算法利用这些海洋生物的捕食规律，并在此基础上解决各种优化问题。

1.1 海洋捕食者初始化阶段

MPA是一种元算法，通过采用基于种群的策略，以均匀分布的方式生成初始解，其数学表达式如下：

$$X_0 = X_{\min} + \text{rand}(X_{\max} - X_{\min}) \quad (1)$$

式中, $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ 分别为搜索空间的上、下限值; rand 为服从 [0, 1] 均匀分布的随机数。

依据适者生存理论, 在海洋保护区 (MPA) 中, 最强捕食者被定义为捕食能力在捕食者群体内处于最高水平的个体。借助此最强捕食者建立一个 Elite 矩阵, 在每个迭代周期结束时, 如果有更加卓越的捕食者在这个保护区内出现, 那么它将代替先前的最强捕食者地位, 并取而代之成为新的最强捕食者, 同时 Elite 矩阵也会因此而更新。Elite 矩阵如下:

$$\text{Elite} = \begin{bmatrix} X_{1,1}^I & X_{1,2}^I & \cdots & X_{1,D}^I \\ X_{2,1}^I & X_{2,2}^I & \cdots & X_{2,D}^I \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_{N,1}^I & X_{N,2}^I & \cdots & X_{N,D}^I \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (2)$$

式中, n 为捕食者个体数; d 为捕食者个体维度, 另一个与 Elite 矩阵具有相同维数的矩阵叫作猎物 Prey 矩阵, 捕食者根据它更新自己的位置。Prey 矩阵如下:

$$\text{Prey} = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,D} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,D} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_{N,1} & X_{N,2} & \cdots & X_{N,D} \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (3)$$

1.2 海洋捕食者算法优化阶段

MPA 的优化过程可归纳为三个主要阶段, 涵盖不同速度比下捕食者和猎物的整个生命周期的模拟。该优化过程包括以下三个阶段:

- 1) 高速度比或猎物移动速度快于捕食者时;
- 2) 单位速度比或捕食者和猎物的移动速度几乎相等;
- 3) 低速度比时, 捕食者移动速度快于猎物。这些优化步骤遵循自然界中捕食者和猎物的运动性质进行定义和分配, 并综合考虑了不同的速度比。这三个阶段包括以下几个方面。

阶段 1: MPA 处于勘探阶段, 此阶段发生在迭代总数的前三分之一, 探索很重要, 猎物比捕食者移动的速度快, 捕食者的最佳策略是完全不移动, 该策略的数学模型如下:

$$\begin{aligned} \text{se}_i &= R_B \otimes (\text{Elite}_i - R_B \otimes \text{Prey}_i) \\ \text{Prey}_i &= \text{Prey}_i + PR \otimes \text{se}_i \\ (i=1, 2, \dots, n; t < \frac{1}{3}T) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, se_i 为移动步长; R_B 为包含一系列基于正态分布产生的随机数向量, 表示布朗运动; Elite_i 为由顶级捕食者构造的矩阵; Prey_i 为猎物矩阵, 与 Elite_i 具有相同的维数; P 为常量, 等于 0.5; R 为 [0,1] 内均匀随机变量; n 为种群规模; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

阶段 2: 猎物和捕食者速度相当, 该阶段发生在迭代总数的中期, 优化过程由勘探逐渐过渡为开发, 所以种群的一半用于勘探, 一半用于开发, 如式 (5)、式 (6) 所示:

$$\begin{aligned} \text{se}_i &= R_L \otimes (\text{Elite}_i - R_L \otimes \text{Prey}_i) \\ \text{Prey}_i &= \text{Prey}_i + PR_v \otimes \text{se}_i \\ (i=1, 2, \dots, \frac{n}{2}; \frac{1}{2}T < t < \frac{2}{3}T) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{se}_i &= R_B \otimes (R_B \otimes \text{Elite}_i - \text{Prey}_i) \\ \text{Prey}_i &= \text{Elite}_i + PC_F \otimes \text{se}_i \\ (i=\frac{n}{2}, \dots, n) \end{aligned} \quad (6)$$

式中, R_L 为随机变量, 遵循莱维运动; $C_F = (1-t/T)$ ($2t/T$), 为控制捕食者移动步长的自适应参数。

阶段 3: 当捕食者速度快于猎物时, 该阶段发生在迭代总数的最后阶段, MPA 由勘探阶段已转化为开发, 捕食者最佳捕食运动为莱维运动, 这一阶段表

现为：

$$\begin{aligned} se_i &= R_L \otimes (R_L \otimes Elite_i - Prey_i) \\ Prey_i &= Elite_i + PC_F \otimes se_i \\ (i=1, 2, \dots, n; t > \frac{2}{3}T) \end{aligned} \quad (7)$$

海洋捕食者行为变化的另一重要原因是环境问题，举例来说，涡流的形成或人工鱼群聚集装置（FADs）的使用会对其行为造成影响^[3]。FADs 可以被视为探索区域的局部最优点，为避免在算法优化过程中陷入此类局部最优点而无法进一步优化，可以采用更长的跳跃时间策略，此过程可描述为：

$$\overline{Prey}_i = \begin{cases} \overline{Prey}_i + Ch[\bar{X}_{min} + \bar{R} \otimes (\bar{X}_{max} - \bar{X}_{min})] \otimes \bar{U} & \text{if } r \leq FADs \\ \overline{Prey}_i + [FADs(1-r) + r](\overline{Prey}_{r_1} - \overline{Prey}_{r_2}) & \text{if } r > FADs \end{cases} \quad (8)$$

式中，FADs 为影响算法优化过程的概率，通常取 0.2； $\bar{U}$ 为包含 0 和 1 的二进制向量，通过在 [0,1] 中生成一个随机数组，如果随机数组小于 0.2，则随机数组 $\bar{U}$ 转换为 0，反之，转换为 1； r 为 [0,1] 之间产生的一个随机数， X_{max} 和 X_{min} 为包含维数上下限的向量； r_1 和 r_2 分别为 $\overline{Prey}$ 矩阵的随机索引。

1.3 粒子群优化算法（PSO）与海洋捕食者算法混合

Kennedy 等学者于 1995 年发表的研究首次提出了粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO），这一算法基于群体智能行为，尝试通过模拟鸟类群体觅食的行为特性，实现优化目标^[4]。

在探讨现代优化方法时，海洋捕食者算法（MPA）和粒子群优化算法（PSO）显著地站在了前沿。这两种方法借鉴自然界生物的策略，实现了通过模拟海洋捕食行为和鸟群社交互动来寻求最优解的独特途径。具体过程涉及从随机初始化种群开始，通过计算适应度进行评估，然后模仿生物行为调整，来调整种群成员的位置和速度，进而在迭代过程中根据适应度，选择出表现最佳的个体，并且更新局部最优

解，最终达到终止条件。该融合策略的核心在于结合 MPA 和 PSO 的优势，旨在提升解决复杂问题时的效率和效果。

2 改进的海洋捕食者算法（MPA-PSO 混合算法）

海洋捕食者算法（Marine Predators Algorithm, MPA）与粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）结合，该算法的创新之处在于，通过综合运用这两种算法，不仅有效提升求解效率和解的质量，避免落入局部最优解的风险，还能拓展搜索范围，找到更优的解决方案。MPA-PSO 混合算法主要采用 PSO 的速度和位置更新规则，充分发挥该算法的适应性和搜索效率，在复杂问题的求解过程中具有显著的性能优势。

改进的海洋捕食者算法（MPA）与粒子群优化算法（PSO）的结合，有效地解决了传统 MPA 在处理复杂优化问题时遇到的低效搜索和局部最优陷阱问题。通过引入 PSO 策略，该混合算法提高了搜索效率和准确度，同时减少了随机搜索的无目的性。此外，该算法通过调整惯性权重，增加粒子的探索性，从而跳出局部最优，克服了传统方法的限制。

3 医院空气净化系统

3.1 医院空气净化系统架构

以改进的海洋捕食者算法（MPA-PSO 混合算法）为基础，设计和开发出的一种空气净化系统，可以实时检测和净化医院内的空气污染物。系统中的传感器网络收集所需数据，数据处理中心对数据进行处理，而高度优化的 MPA 算法计算最佳的空气净化策略，以便于空气净化设备执行净化任务^[5]。同时，人机界面提供实时显示空气质量数据和系统状态，并且接收用户指令，而控制系统还能整合各个组件工作以提高系统效率。

3.2 改进算法实现空气净化细节

本文旨在利用 MPA-PSO 算法对医院空气净化系统中的过滤器、风机、紫外线灯以及负离子发生器参数进行多目标优化，以实现高效除污和最优化配置。该系统由众多组件构成，每个组件又涵盖不同的可调参数，比如风扇转速、过滤器类型、排列方式及紫外线灯强度等。

4 仿真实验与结果分析

本研究以 AMD Ryzen 5 3550H Radeon Vega Mobile Gfx 2.10 GHz 和 Matlab 2022a 作为仿真环境，针对改进的海洋捕食者算法的效果进行实验研究，并分别与遗传算法和灰狼优化算法进行效果对比。研究中设置种群数量为 30，最大迭代次数为 300，并采用 Sphere 函数、Rastrigin 函数、Ackley 函数、Levy 函数及 Schwefel 函数作为评测函数。表 1 展示三种算法各自独立运行 30 次的结果。

表 1 基准函数对比

f	index	MPA-PSO	GA	GWO
Sphere	Ave	4.9177e-08	159724.4686	3.607969183187013e-15
	Std	2.5497e-12	0	2.782475081406144e-15
Rastrigin	Ave	0.014933	780.2429	0.003866177005764179
	Std	0.0048751	0	0.001612593691125312
Ackley	Ave	1.2427e-05	21.3941	1.263515428580793e-08
	Std	1.4973e-10	0	6.72727110393684e-09
Levy	Ave	3.4111	5032591286.6427	0.859453189324631
	Std	4.5033e-06	0	0.2372918082014024
Schwefel	Ave	-8645.4167	3302.6934	-5824.75056003023
	Std	0.03194	0	1066.254932209502

表 1 展示 MPA-PSO 算法在 Sphere、Ackley、Levy、Rastrigin 等函数计算中的高性能：60 次迭代内可达到理想收敛值。主要改进包括：一是动态调整 PSO 算法中的惯性权重；二是更新算法以便各粒子保留自身和全局最优解，增强搜索能力；三是设置粒子速度上限，控制搜索范围。提供优化过程中的统计信

息评估效率和稳定性。

5 MPA-PSO 算法在医院空气净化当中的应用

MPA-PSO 算法是一种综合 MPA 探索能力和 PSO 开发能力的优化算法，其在优化问题时表现出显著的寻优性能。在医院空气净化领域，MPA-PSO 算法能够全面优化空气净化系统的多个方面，从而提高空气净化效果^[6]。本文的研究重点在于探讨空气净化系统参数的优化，特别是在设计最佳组合以及确定滤网、风机、紫外线灯和负离子发生器等参数方面，以确保在去除空气污染物（如细菌、病毒和尘埃等）方面达到最佳效率。

通过定义问题参数和优化目标、初始化种群、迭代优化、评估与选择、提取最优解五个步骤，完成 MPA-PSO 算法在医院空气净化中的检验。

(1) 参数

过滤器效率（E_f）：表示过滤器去除污染物的能力，%。

风机速度（S_v）：风机的运转速度，r/min。

紫外线灯功率（P_{uv}）：紫外线灯的功率，W。

负离子发生器产生率（R_{ion}）：负离子发生器产生负离子的速率，个/s。

(2) 优化目标

提高空气净化效率，即最大化污染物的去除率。减少能源消耗，即最小化系统的总功率消耗。

设计适应度函数：主要考虑两方面，一个是洁净空气量，一个是净化器的净化能效。

$$Q = 60 \times (k_e - k_n) \times V \tag{9}$$

式中，Q 为洁净空气量，m³/h；k_e 为总衰减常数，min⁻¹；k_n 为自然衰减常数，min⁻¹；V 为试验舱容积，m³。

$$\eta = \frac{Q}{P} \tag{10}$$

式中, Q 为洁净空气量实测值, m^3/h ; P 为输入功率实测值, W 。

为确保空气净化系统的有效净化能力, 本研究考虑包括洁净空气量 (Q)、总衰减常数 (k_e)、自然衰减常数 (k_n) 和试验舱容积 (V) 等四个参数, 以提升净化效率。在设定粒子群数为 30 和迭代次数为 100 的条件下, 通过初步设置这四个参数, 本研究最终得到的解决方案具有最优解值为 $1.0\text{e}+03$, 最佳适应度值为 $3.0000\text{e}+04$, 以及每个参数具有的最优值分别为 5.0000、0.0000、0.0010 和 0.0100。

6 结束语

将海洋捕食者算法与粒子群优化算法相结合可显著提高空气净化效率, 其中适应度函数是评估解决方案质量的重要标准^[7]。当算法达到解决方案适应度为 $3.0000\text{e}+04$ 时, 说明算法找到了一组最佳的参数配置, 在满足问题目标和空气质量的同时实现成本或能耗的最小化。通过进行 10 次迭代, 该算法能得到最优解决方案, 表示该算法在特定问题配置下是有效的。

综合来看, 本研究对于应用 MPA-PSO 混合算法解决医院空气净化问题的效力和能力进行有效的呈现和展示。在参数调整和迭代次数的适当设置下, 该算法可迅速获得高品质的解决方案, 形成一种具备提升优化工具性能的潜在能力。这样的优化结果, 验证了

在涉及复杂系统优化的任务中, 采用多种算法进行结合的重要性。

参考文献

- [1] 李代华, 崔东文. 基于 PCA-MPA-ANFIS 模型的年径流预测研究 [J]. 水电能源科学, 2020, 38 (7): 24-29.
- [2] 张潇. 海洋捕食者算法的改进及应用 [D]. 成都: 四川师范大学, 2022.
- [3] 徐浏凯. 鹰群优化及其在立体表面路径规划中的应用 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2023.
- [4] 韩红桂, 赵雅倩, 杨宏燕, 等. 数据驱动的污水处理曝气过程低碳优化控制方法 [J]. 北京工业大学学报, 2024, 50 (2): 131-139.
- [5] 冯笑, 张卫民. 基于物联网的室内雾霾净化系统设计与实现 [J]. 工业控制计算机, 2017, 30 (9): 82-83.
- [6] 童军. FPSO 电房模块空气净化系统设计 [J]. 机电信息, 2024 (5): 51-53.
- [7] 周放歌, 肖仕武. 基于零序电流分布的有源配电网接地故障定位 [J]. 电网技术, 2022, 46 (5): 1820-1832.

(收稿日期: 2024-07-23)