

文章编号: 1002-1582(2025)05-0521-06

基于遗传算法的综合伪装效果评价指标构建方法

何 鹤¹, 王 霞^{2*}, 文 斌¹, 林 伟², 袁天昊²

(1. 中国人民解放军32212部队, 北京 100093)

(2. 北京理工大学 光电学院, 北京 100081)

摘 要: 伪装效果评价体系的设计是确保伪装技术有效性的关键步骤之一。然而当前伪装效果评价体系在指标选取方面存在问题: 难以合理分配各指标的权重, 且缺乏对不同场景下指标重要性变化的灵活调整能力。针对上述问题, 提出了一种基于遗传寻优算法的综合伪装效果评价指标体系, 通过建立适应度函数、选择、交叉、变异等操作, 构建了一个能够反映不同环境下各指标相对重要性的权重模型。通过该体系, 能够更准确地计算伪装效能的评价得分, 实现对伪装技术的综合评价。研究有助于提高伪装效果评价体系的准确性和实用性。

关 键 词: 遗传寻优; 适应度函数; 指标相对重要性; 伪装综合评价

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

Construction method of comprehensive camouflage effectiveness evaluation index based on genetic algorithm

HE Hu¹, WANG Xia^{2*}, WEN BIN¹, LIN Wei², YUAN Tianhao²

(1. Chinese People's Liberation Army 32212, Beijing 100093, China)

(2. School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The design of the camouflage effect evaluation system is one of the key steps to ensure the effectiveness of camouflage technology. However, the current camouflage effect evaluation system has problems in the selection of indicators: it is difficult to reasonably allocate the weight of each index, and it lacks the ability to flexibly adjust the changes in the importance of indicators in different scenarios. To address the aforementioned problems, a comprehensive camouflage effect evaluation index system based on the genetic optimization algorithm is proposed. A weight model capable of reflecting the relative importance of each index in different environments is constructed by establishing the fitness function, as well as implementing selection, crossover, and mutation for camouflage technology. This study is helpful to improve the accuracy and practicability of the camouflage effect evaluation system.

Keywords: genetic optimization; fitness function; relative importance of indicators; camouflage comprehensive evaluation

0 引 言

伪装效果评价是作战保障、装备定型等领域的重要环节, 往往根据任务和评定对象, 需要构建综合效果评价指标, 并在此基础上确定综合伪装效果的评价方法, 该综合评价方法一般依据各

效果评价指标和相应的权重进行评定^[1]。初始的权重多是由评定方根据具体任务和对象, 组织相关领域专家打分确定, 即主观权重确定法。主要有层次分析确定法、调研统计确定法和决策专家咨询法等, 这些方法在确定权重时对于主观经验的判断太过依赖, 会降低故障诊断结果的准确性^[2]。

收稿日期: 2024-09-04; 收到修改稿日期: 2025-05-08

作者简介: 何鹤(1982—), 男, 硕士研究生, 从事伪装检测与评价等方面的研究。hehu123456789@163.com

王霞(1975—), 女, 教授, 博士, 从事多光谱目标检测与评价等方面研究。

* 通讯作者: angelniuniu@bit.edu.cn

针对以上问题,本研究拟基于遗传算法寻优方法对伪装效果评价指标体系中各个指标权重进行确定^[3]。因为对于要解决优化的问题,采用遗传算法的优势在于它的运算比较简单,只需给出结果准确度的适应度函数,就有效地在全局进行随机的搜索^[4]。因此,基于遗传算法来对伪装效果评价指标权重实施优化,不完全依赖决策专家的经验同时具有很强的鲁棒性。

1 基于遗传算法的综合伪装效果评价指标构建方法

遗传算法 GA (Genetic Algorithms) 是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法,由 J. H. Holland 教授于 1975 年提出^[5]。其主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,不依赖于问题的梯度信息。该算法以一个群体中的所有个体为对象,并利用随机化技术指导对一个被编码的参数空间进行高效搜索^[6]。该算法通过模拟自然界优胜劣汰的进化过程,利用适应度函数对个体进行筛选,经过多次迭代,从大量样本中选取出最优个体,最终找出目标函数的最优解。该算法特别适用于求解复杂的数值优化问题,如非线性优化、机器学习等^[7]。其中,选择、杂交和变异构成了遗传算法的遗传操作;参数编码、初始群体的设定、适应度函数的设计、遗传操作设计、控制参数设定五要素组成了遗传算法的核心内容^[8]。算法流程如图 1 所示。

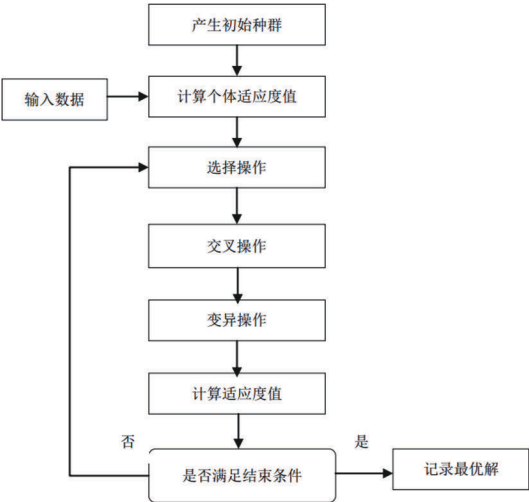


图 1 遗传算法流程图

2 伪装效果评价指标权重确定方法

2.1 伪装指标集构建

伪装指标涉及的范围广、层次多,为此,根据指标所表征的类型,本文将 20 多种指标划分为 4 个层级,分别是物理特征层、图像特征层、人工

智能特征层和决策特征层。综合伪装指标集结构如图 2 所示。物理特征是直接影响多波段成像效果的目标特征量,例如光谱、温度、RCS 等;图像特征是表征目标在高分辨率图像中所呈现的分布统计特征,该特征与后续的目标发现识别有直接关联^[9]。人工智能特征表征的是目标在自动识别条件下的特征,例如虚警概率、识别置信度等。决策特征是用于表征目标可探测性的指标,该特征可用于其他领域的决策,主要包括发现概率、识别概率等。

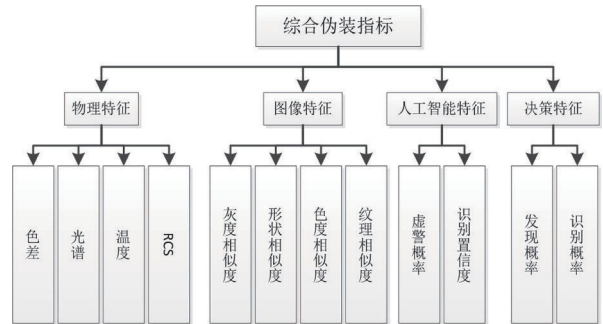


图 2 综合伪装指标集结构图

2.2 伪装指标归一化

指标归一化是将不同尺度或范围的指标转化为相同的数值范围,以便比较和综合评估。在某些情况下,不同指标可能有不同的单位、量纲或取值范围,这样直接进行比较或组合可能会导致结果失真或不准确。通过归一化,可以消除指标之间的量纲差异,使得它们在同一数值范围内进行比较更加合理。原有评价指标数据如表 1 所示。

表 1 评价指标数据

	特征层	指标要素	单位	值域	与效果关系
伪装指标集	物理特征评价	色差	LAB	0~∞	越小越好
		平均亮度对比	—	0~1	越小越好
		光谱距离	—	0~1	越小越好
		光谱角度	rad	0~π	越小越好
		平均辐射温差	℃	0~∞	越小越好
		温度分布方差	℃	0~1	越小越好
		平均 RCS 衰减值	dB	0~∞	越小越好
		后向散射功率对比	dB	0~∞	越小越好
	图像特征评价	形状相似度		0~1	越大越好
		灰度相似度		0~1	越大越好
		纹理相似度		0~1	越大越好
		色度相似度		0~1	越大越好
		综合相似度		0~1	越大越好
	人工智能评价参数	虚警概率	%	1~100	越小越好
		识别置信度		0~1	越大越好
	决策参数	发现概率	%	1~100	越小越好
		识别概率	%	1~100	越小越好

对于以上数据,需要对不同值域范围的指标进行归一化操作。从表中可以看出值域主要分为 $[0,1]$ 、 $[0,\pi]$ 、 $[0,100]$ 和 $[0,\infty]$ 。主要将 $[0,\pi]$ 、 $[0,1]$ 和 $[0,\infty]$ 转换成 $[0,100]$ 范围。另外,指标与伪装效果的关系分为两类:指标值越小伪装效果越好和指标值越大伪装效果越好,同步需要将这两类变化调整一致,本文将所有指标值与效果的关系调整为越小越好,具体方法如下:

对于值域是 $[0,1]$ 且越小越好的情况,归一化指标=原指标 $\times 100$ 。

对于值域是 $[0,1]$ 且越大越好的情况,归一化指标=(1-原指标) $\times 100$ 。

对于值域是 $[0,\pi]$ 且越小越好的情况,归一化指标=原指标 $\div \pi \times 100$ 。

对于值域是 $[0,\infty]$ 且越小越好的情况,当原指标 $>$ 指标阈值,归一化指标=100;当原指标 $<$ 指标阈值,归一化指标=原指标 $\div$ 指标阈值 $\times 100$ 。

指标阈值是根据每个指标容许的最大值为界限设定,可以认为超过这个界限的指标值已经是最差的伪装效果了,因此,该值根据每个指标的特点进行设定。

3 基于遗传算法的初始权重确定方法

本文结合伪装指标架构和遗传算法原理,采取以下流程。

3.1 染色体的编码

针对伪装指标集中的指标权重优化问题,染色体选取二进制进行编码,染色体里的基因链对应的是一组指标的权重矢量,并以指标特征量的个数来决定基因链的长度^[10],综合考虑计算精度要求,在这里每个基因采取4位二进制码进行编制。染色体C解码成评价指标权重的计算公式表示为

$$W_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^m x_i} \quad (1)$$

式中, x_i 是染色体C的第*i*个基因 G_i 的解码; W_i 是第*i*个基因对应的权重; m 是个数。

3.2 对染色体适应度进行评价

适应度函数在遗传算法(GA)中起着至关重要的作用,它决定了每个个体(染色体)在进化过程中的生存和繁衍能力。适应度函数作为进化过程的驱动力,通过不断的选择、交叉和变异,引导种群朝着更优解的方向迭代^[11]。它体现了遗传算法与自然选择的类比,通过“生存适者,淘汰劣者”的原则,推动种群向着更适应环境的方向演化。本文根据伪装效果综合评价的复杂性特点,

设计适应度函数如下

$$f = \frac{1}{Y - \sum_{j=1}^Y St_j}, j = 1, 2, \dots, Y \quad (2)$$

式中, Y 是指标集的大小, $Y \geq 1$; St_j 表示第*j*个指标的伪装效果值, $St_j \in [0, 1)$, $St_j = 0$ 表示完全未伪装, $St_j \rightarrow 1$ 表示接近完全伪装; $\sum_{j=1}^Y St_j$ 表示当前权重组合结果条件下的伪装效果的程度, $\sum_{j=1}^Y St_j \in (0, Y]$; f 为适应度函数结果值, $f > 0$ 。

适应度函数计算的结果越大,说明染色体的适应性越强,也就是染色体所表示的权重组合代表符合的伪装效果评价。反之,则说明该染色体表示的权重组合不符合伪装效果评价结果。

3.3 种群初始化

遗传算法初始群体中的个体采用专家咨询的方式产生,并限定权重系数的总和为1,即*n*个权重系数相加为1。

$$\sum_{i=1}^n D_i = 1 \quad (3)$$

每个权重系数乘以15,乘积作二值化处理即构成了初始化的染色体。另外需要设定的初始化参数是群体规模,即染色体的数量。

3.4 选择操作

选择操作是对染色体适应度进行评价后所进行的选择过程,这里选用的是轮盘赌选择策略方法,在保证收敛性的同时,确保算法实施全局搜索的性能^[12]。选择操作就是从种群中遴选出适应度高的染色体,作为下一代种群的构造个体,保证优秀染色体的出现。

3.5 交叉操作

交叉操作是将一个染色体的一些基因与另一个染色体的基因进行交换后产生新染色体的一种操作方法。具体的交叉过程是指以交叉概率 P_c 为依据,较高的交叉概率有助于增强种群的多样性,促进全局搜索,但若过高可能导致优良基因被破坏。根据已有文献和工程经验^[13],主流推荐范围为0.6~0.95。本文在多组模拟实验中发现,当 P_c 设置在0.75~0.95区间时,收敛速度和最优解质量均表现良好,能够有效避免早熟收敛现象,因此选取此范围,对两两配对的染色体中的某一个或多个基因位上的基因值进行交换。这里进行交叉操作时选用的是单点交叉的方法,操作如下。

染色体A 0100 1000 1100 $\rightarrow$ 0100 0010 1100 新染色体A₁
 染色体B 1100 0010 1000 $\rightarrow$ 1100 1000 1000 新染色体B₁

3.6 变异操作

变异操作是在满足变异概率 P_m 的前提下,对两两配对的染色体中的某些基因值用其所对应的

基因值进行替换，以这种方式形成新个体。进行变异操作的目的是改善遗传算法在某些局部空间上的搜索性能，避免早熟的现象发生^[14]。本文采用单点法变异，以二进制编码为例，变异概率Pm根据经验设定为0.05~0.2，单点法变异方式根据Pm，将基因位上的二进制编码进行去反操作，即0→1，1→0。

通过不断迭代上述步骤，遗传算法能够搜索解空间并逐渐收敛到最优解。它在寻找复杂问题的解决方案方面表现出很好的鲁棒性和全局搜索能力。

4 实验验证

根据以上建立的伪装权重设定遗传算法，本文针对某多波段伪装网的伪装效果的综合任务，使用本文的权重设定方法构建综合伪装评定模型，并与专家综合评估的结果进行比对，验证该方法的有效性^[15]。

4.1 伪装评价指标构建与归一化

根据多波段伪装网的评定任务和技术要求，假设该伪装网为光学红外网，且采用室内测量和室外空中测量两种方式，分别得到6种不同类型伪装网的特征指标差别，包括伪装网颜色、标准色的指标差别、伪装网整体与周围背景的特征差别。由此确定伪装评价指标集，见表2。表中所列“指标阈值”是用于归一化过程中判断伪装效果上限的参考值。对于原值为无限范围的指标，设定具体数值作为伪装效果最差的判据；而对于原本已归一化为[0,1]的相似度类指标，不再设置阈值，直接依据其数值进行线性变换处理。其中指标的归一化参照2.2节的方式实施。

表2 评定指标的单位 and 值域范围

特征层	指标要素	单位	指标阈值
物理特征评价	色差	LAB	10
	平均亮度对比	—	30
	光谱角	rad	π
	平均辐射温差	℃	10
图像特征评价	灰度相似度	—	—
	色度相似度	—	—

4.2 专家初始权重设定

针对该多波段伪装网的评定指标，由5位行业内的专家对指标的权重进行初始化设定，详见表3。

同时，评判专家对伪装网与背景的空中可见光、热红外、高光谱图像进行了人工判读，根据判读结果评定出伪装网的综合伪装效果，为了便于后期与遗传算法构建的综合伪装评价指标进行等量对比，按照满分100的分值进行打分，分值越小表示伪装效果越好。

表3 专家设定的指标初始权重数据

特征层	指标要素	专家1	专家2	专家3	专家4	专家5	平均
物理特征评价	色差	0.1	0.15	0.05	0.2	0.15	0.13
	平均亮度对比	0.25	0.3	0.2	0.2	0.25	0.24
	光谱角	0.05	0.1	0.07	0.1	0.05	0.074
	平均辐射温差	0.2	0.15	0.21	0.2	0.25	0.202
图像特征评价	灰度相似度	0.25	0.2	0.3	0.2	0.25	0.24
	色度相似度	0.15	0.1	0.17	0.1	0.05	0.114
	合计	1	1	1	1	1	1

表4 专家设定的指标初始权重数据

	专家1	专家2	专家3	专家4	专家5	平均
综合伪装效果	18	10	20	25	10	16.6

4.3 基于遗传算法的权重计算

(1) 初始化种群

随机生成初始种群，每个个体代表一个可能的权重分配。具体初始化步骤如下：

步骤1：令种群规模 $G=100$ ；

步骤2：循环变量 $A=1$ ；

步骤3：if $A < G$ 则转步骤4，否则结束初始化；

步骤4：随机产生 n 个 $[0,1]$ 之间的数值，保证其数值总和为1；

步骤5：判断染色体 D 是否已经在种群中存在，如果存在则转步骤4，否则转步骤6；

步骤6： $A=A+1$ ；

步骤7：转步骤3。

(2) 评估适应度

应用定义的适应度函数，其中 $Y=6$ ，计算其适应度。

(3) 选择操作

根据适应度选择个体作为父代。

首先计算每个个体被遗传到下一代的概率，其中 f 为式 (2) 得到的结果

$$P_i = \frac{f}{\text{群体中所有染色体适应度之和}} \quad (4)$$

接着计算每个个体的累计概率 Z_i ；产生 $0\sim1$ 之间的随机概率 R_i 进行选择。选择的原则是：随机概率 $R_i >$ 累计概率 Z_i ，若符合该原则，则加入新种群，若不符合，重复上述选择过程，直到选择足够数量的个体作为父代，构成下一代种群。

(4) 交叉和变异操作

应用交叉和变异操作生成新的子代。

本案例中交叉概率 P_c 的取值范围在 $0.75\sim0.95$ 之间，交叉次数设置为40，交叉方式使用单

点交叉。具体操作步骤如下：

步骤 1：设 R1 和 R2 为选中的待交叉的两条染色体，随机选择 R1 的 1 个基因 g_{1i} 与 R2 中的 g_{2i} 配对；

步骤 2：针对每一对个体，使用随机数发生器产生 $[0,1]$ 内的随机数 $rand$ ，若 $rand \leq$ 交叉概率 P_c ，则随机生成两个小于染色体长度之间的整数 pos ，作为交叉点，执行交叉操作（步骤 3），否则直接执行。

步骤 3：个体对照位置重新组合，形成新的个体；

步骤 4：重复执行步骤 2，对每一对个体进行处理。

经过上述操作后所得个体进入变异操作阶段。

本文中，变异概率取值范围是 0.05~0.2、采用单点法变异；具体操作步骤如下：

步骤 1：遍历权重染色体集合 R ；

步骤 2：选择待变异个体，使用随机函数产生 $[0,1]$ 内的随机数 $rand$ ，若 $rand \leq$ 变异概率 P_m ，个体被选为变异，跳转至步骤 3，不变异则跳转至步骤 1；

步骤 3：随机选取两个权重系数相同的变异位，各增减相同的数，使该染色体各基因转码后，权重系数之和仍为 1。

（5）更新种群

将新生成的子代加入到种群中，并选择下一

代父代。

（6）终止条件

当达到预设的迭代次数（本实验为 100 次）时停止。

4.4 结果分析

通过以上的遗传算法，得到综合评价模型中的指标权重（见表 5），结合 7 型伪装网的特征指标归一化值（见表 6），得到了基于遗传算法权重的综合效果值（见表 7）。将 5 名专家评定的 7 型伪装网综合伪装效果指标求平均值作为伪装网的专家评定指标（见表 8），对比专家评定指标与遗传算法的评定综合指标（见表 9 和图 2）可以看出两个指标相关性强，最大误差是 21%，平均误差是 5.86%。

表 5 遗传算法权重

特征层	指标要素	遗传算法权重
物理特征评价	色差	0.122
	平均亮度对比	0.261
	光谱角	0.057
	平均辐射温差	0.194
图像特征评价	灰度相似度	0.258
	色度相似度	0.108

表 6 伪装网的指标值

特征层	指标要素	指标值						
		伪装网 1	伪装网 2	伪装网 3	伪装网 4	伪装网 5	伪装网 6	伪装网 7
物理特征评价	色差	12.4	10.2	18.9	45.1	9.04	38.4	21.1
	平均亮度对比	11.5	11.8	24.1	29.5	10.9	28.9	17.1
	光谱角	25.2	24.6	32.1	48.6	20.3	44.8	28.9
	平均辐射温差	18.2	10.3	15.9	34.2	16.2	38.2	19.2
图像特征评价	灰度相似度	18.1	16.8	22.8	28.9	12.4	32.1	16.4
	色度相似度	30.1	19.1	39.1	35.1	20.3	41.5	24.2

表 7 伪装网权重指标值和综合效果

特征层	指标要素	伪装网 1	伪装网 2	伪装网 3	伪装网 4	伪装网 5	伪装网 6	伪装网 7
物理特征评价	色差	1.5128	1.2444	2.3058	5.5022	1.10288	4.6848	2.5742
	平均亮度对比	3.0015	3.0798	6.2901	7.6995	2.8449	7.5429	4.4631
	光谱角	1.4364	1.4022	1.8297	2.7702	1.1571	2.5536	1.6473
	平均辐射温差	3.5308	1.9982	3.0846	6.6348	3.1428	7.4108	3.7248
图像特征评价	灰度相似度	4.6698	4.3344	5.8824	7.4562	3.1992	8.2818	4.2312
	色度相似度	3.2508	2.0628	4.2228	3.7908	2.1924	4.482	2.6136
综合效果值		17.4021	14.1218	23.6154	33.8537	13.63928	34.9559	19.2542

表 8 专家评定综合伪装效果指标与遗传算法综合效果对比

	专家 1	专家 2	专家 3	专家 4	专家 5	专家评定平均值	遗传算法综合效果指标	误差/%
伪装网 1	18	10	20	25	10	16.6	17.4021	0.8021
伪装网 2	15	12	17	21	9	14.8	14.1218	0.6782
伪装网 3	30	25	22	35	19	26.2	23.6154	2.5846
伪装网 4	40	45	35	50	35	41	33.8537	7.1463
伪装网 5	10	10	15	19	5	11.8	13.63928	1.83928
伪装网 6	50	55	60	70	48	56.6	34.9559	21.6441
伪装网 7	20	28	25	40	15	25.6	19.2542	6.3458

根据两种评价方法所得综合评价指标值的误差,如图3所示。可以看出采用遗传算法构建的综合伪装效果评价模型能够与专家评定一致,能够有效的评价综合伪装效果。

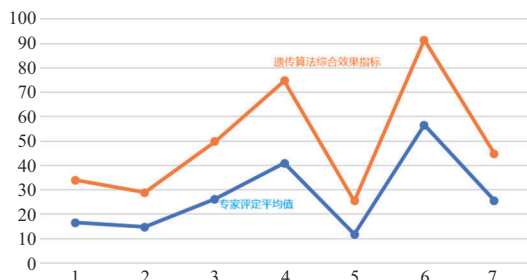


图3 专家评定结果与遗传算法评定结果对比

5 结 论

针对军事领域中伪装效能评价方法因涉及的指标要素多、值域范围多样、指标趋势不同等问题,难以根据专家知识有效构建综合评估方法的问题,本文提出了4个特征层级的评价指标,提出了不同指标类的归一化处理方法,针对性的建立适应度函数,通过遗传寻优算法构建综合伪装效果评价指标权重设定方法,通过与专家群体决策得到的评价结果相比较,具有很好的一致性,极大的简化了综合伪装效果评价方法的建立,尽量避免了客观评价可能存在的指标不统一、主观性强的问题。实现了较大限度的主客观相结合的综合评价。

参考文献:

[1] 王晨,牛春晖,杜向坤,等.基于机器学习的迷彩伪装效果评价方法[J].激光与红外,2024,54(07):1149—1156.
Wang Chen, Niu Chunhui, Du Xiangkun, et al. Camouflage effect evaluation method based on machine learning[J]. laser & Infrared, 2024, 54(07):1149—1156.

[2] 罗港,林远勤,周新民,等.基于风险预警-遗传算法耦合的河道水利工程设施巡查路线规划研究[J].人民珠江,2024,45(09):110—117.
Luo Gang, Lin Yuanqin, Zhou Xinmin, et al. Dynamic inspection planning for river water conservancy facilities based on coupled risk warning and genetic algorithm[J]. Remin Zhujiang, 2024, 45(09):110—117.

[3] 马瑞.基于自适应遗传算法的红外子热像图模糊增强方法[J].湖南文理学院学报(自然科学版),2024,36(03):30—36.
Ma Rui. Fuzzy enhancement of infrared sub thermal image based on adaptive genetic algorithm[J]. Journal of Hunan University of Arts and Science(Natural Science Edition), 2024, 36(03):30—36.

[4] 朱雪梅.基于遗传蚁群优化的PCNN改进中值滤波图像去噪方法[J].科技创新与应用,2024,14(20):1—7.
Zhu Xuemei. Genetic ant colony optimization-based PCNN improved median filtering method for image denoising[J]. Technology Innovation and Application, 2024, 14(20):1—7.

[5] 董宁,赵丙秀,王俊杰.基于遗传算法优化下棉花的产量预

测模型研究[J].农机化研究,2024,46(12):39—43.

Dong Ning, Zhao Bingxiu, Wang Junjie. Study on yield prediction model of cotton based on genetic algorithm optimization[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research:press, 2024, 46(12):39—43.

[6] 冉川东,王士军,王冠中.基于遗传算法的双速行星齿轮减速器微观修形优化分析[J].机床与液压,2025,53(03):149—153.
Ran Chuandong, Wang Shijun, Wang Guanzhong. Optimization analysis of micro-modification of two-speed planetary gear reducer based on genetic algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2025, 53(03):149—153.

[7] 黄代鑫,杨志鹏,焦思程,等.基于遗传算法的激光位移传感器小型化结构设计[J].光学技术,2024,50(04):385—390.
Huang Daixin, Yang Zhipeng, Jiao Sicheng, et al. Miniaturized-structure design of laser displacement sensor based on genetic algorithm[J]. Optical Technology, 2024, 50(04):385—390.

[8] 张勇,贺国先.基于遗传算法的生鲜水果冷链物流配送路径优化研究[J].中国储运,2024,(07):96—97.
Zhang Yong, He Guoxian. Research on cold chain logistics distribution path optimization for fresh fruit based on genetic algorithms[J]. Countermeasures and Approaches, 2024,(07):96—97.

[9] 王君,陈敏,董明利.多尺度特征融合的目标检测算法研究[J].光学技术,2022,48(06):749—754.
Wang Jun, Chen Min, Dong Mingli. Research on multi-scale feature fusion target detection algorithm[J]. Optical Technology, 2022, 48(06):749—754.

[10] 刘蒙,骆乾坤,安济民,等.基于集成替代模型和遗传算法的地下水污染源信息识别[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2024,47(06):731—738.
Liu Meng, Luo Qiankun, An Jimin, et al. Identification of groundwater contaminant sources using ensemble surrogate models and genetic algorithms[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2024, 47(06):731—738.

[11] 郑帅,周锋.基于改进遗传算法的不锈钢混合硬化模型参数快速标定方法[J].建筑钢结构进展,2025,27(01):59—71.
Zheng Shuai, Zhou Feng. A fast calibration method for combination hardening model parameters based on an improved genetic algorithm[J]. Progress in Steel Building Structures, 2025, 27(01):59—71.

[12] 白鹏,刘楠,董卓龙,等.基于遗传算法的元胞自动机复杂楼宇人员疏散模型[J].实验技术与管理,2024,41(08):236—243.
Bai Peng, Liu Nan, Dong Zhuolong, et al. Genetic algorithm-based metacellular automata model for evacuation from complex buildings[J]. Experimental Technology and Management, 2024, 41(08):236—243.

[13] Goldberg D E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning[M]. Addison-Wesley Pub. Co., 1989:211—295.

[14] 杨晖,郑刚,张仁杰,等.基于遗传算法的指纹图像分割算法[J].光学技术,2007,(05):772—774+777.
Yang Hui, Zheng Gang, Zhang Renjie, et al. Fingerprint image segmentation algorithm based on genetic algorithm[J]. Optical Technology, 2007,(05):772—774+777.

[15] 薛晶晶,白廷柱,李国琛.红外隐身材料隐身效果评价方法研究[J].光学技术,2005,(03):449—451.
Xue Jingjing, Bai Tingzhu, Li Guoshen. Research on evaluation method of infrared stealth material's stealth effect[J]. Optical Technology, 2005,(03):449—451.