[文章编号] 1003－4684(2025)05-0063-06

基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法

姚 云，叶志伟

（湖北工业大学计算机学院，湖北武汉 430068）

[摘 要] 针对基本杂交育种优化算法存在的收敛精度不高等问题，提出了一种基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法。将入侵野草更新机制引入杂交育种优化算法，以在算法前期增强种群的多样性，算法后期加快收敛至最优解。采用基准测试函数测试改进算法的综合性能，并将其与其他四种启发式算法及基本杂交育种优化算法对比。实验结果表明，入侵野草行为与基本杂交育种优化算法的结合使得算法具有平衡全局探索与局部开发的能力。改进算法相比于基本杂交育种优化算法搜索能力和收敛速度均有所提升，在大部分基准测试函数上获得最优的表现，在实际工程和机器学习优化问题中具有良好的应用潜力。

[关键词] 启发式算法；杂交育种优化算法；入侵野草优化算法；函数优化

[中图分类号]TP18 [文献标识码] A

近年来，在工程、经济等领域出现了许多复杂优化问题。传统优化方法处理这类问题较为困难，通常会陷入局部最优解而无法获得满意的结果，而元启发式算法可以较好地处理这类优化问题。过去几十年来，研究人员对启发式算法展开研究并提出了很多启发式算法，包括布谷鸟搜索算法（cuckoo search，CS）[1]、蝴蝶优化算法（butterfly optimization algorithm，BOA）[2]、樽海鞘群优化算法（salp swarm algorithm，SSA）[3]、鲸鱼优化算法（whale optimization algorithm，WOA）[4]等，这些算法已被成功应用于图像处理[5]、生产调度[6]和入侵检测[7]等领域。

杂交育种优化算法（hybrid breeding optimization，HBO）[8]是一种新型的元启发式算法，其受三系杂交水稻技术的启发，将育种过程抽象为个体进化过程。该算法具有参数少和收敛速度快等优势，因此已被应用于多个领域。Liu 等[9]提出了一种基于 K 均值算法和杂交育种优化算法的混合算法。文献[10]利用 HBO 优化图像分割的多级阈值。虽然 HBO 在上述应用场景中表现优秀，但仍存在收敛精度不高等问题，有待进一步改进。文献[11]提出了一种改进的 HBO 算法用于处理复杂的大规模背包问题。文献[12]利用对立学习策略和差分进化算子改进 HBO，并将其用于高光谱图像波段选择。虽然目前已有改进杂交育种优化算法的研究，但其综合能力仍有待提升。

随着待优化问题的复杂度提升，单一的启发式算法不足以很好地解决这类问题。因此，研究人员将两个或多个算法通过一定方式混合为一个算法。这种方式可以取长补短，使得算法具有更好的寻优能力。入侵野草优化算法（invasive weed optimization，IWO）[13]是由野草繁殖现象抽象而成的启发式算法，其原理简单且易于实现，在优化问题上表现出良好的性能。文献[14]利用 IWO 降低数据维度后将特征子集输入至分类算法。Wang 等[15]将再制造系统的调度问题表述为多目标优化问题，并利用改进的多目标入侵杂草优化算法处理该调度问题。Movassagh 等[16]将差分进化算法引入 IWO 提出了一种集成优化算法，并将该算法用于确定人工神经网络参数。IWO 具有良好的寻优能力，且其进化过程中子代的分布可实现自适应。因此，本文将 HBO 和 IWO 相结合以实现优势互补。

针对基本杂交育种优化算法存在的求解精度不高等问题，本文提出了一种基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法（hybrid breeding optimization algorithm based on invasive weed behavior，IWHBO）。通过将杂交育种优化算法与入侵野草优化算法的算法流程和进化机制相结合，以提升 HBO 的综合能力。将入侵野草算法中野草的繁殖行为引入基本杂交育种优化算法，基本杂交育种优化算法中的部分个体按照野草的繁殖方式产生后代，使得算法能更好地平衡全局探索能力和局部开发能力。

[收稿日期] 2023－04－15

[第一作者] 姚 云（1998－），女，浙江嘉兴人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为进化算法。

[通信作者] 叶志伟（1978－），男，湖北浠水人，工学博士，湖北工业大学教授，研究方向为机器学习和数据挖掘。

1 杂交育种优化算法概述

杂交水稻根据育种方式可分为二系和三系杂交水稻。本文选用的算法受三系杂交水稻技术的启发,模拟其育种过程并抽象为杂交育种优化算法[8]。HBO 将水稻个体的基因视为解空间内的解,根据特定的规则进化个体并通过适应度值来衡量水稻个体的优劣。主要步骤包括种群划分、杂交操作、自交操作以及重置操作。

种群划分是指在每次迭代之前根据个体优劣将种群划分为三系。种群中基因较优的个体划分入保持系(maintainer line,M),基因较差的个体划分入不育系(sterile line,S),其余划分入恢复系(restorer line,R)。由于后续个体更新规则的限制,保持系和不育系的个体数量需保持一致。若保持系个体为已排序种群的前 a%,则不育系个体为后 a%,恢复系个体为余下的(100-2a)%。

杂交操作是从保持系和不育系中分别选取个体进行基因重组以实现进化。其包括随机杂交和对映杂交两种方式。随机杂交是指对于每一维基因,在保持系和不育系中分别随机选取一个个体,将所选个体对应位置的基因作为父本和母本。对映杂交是指保持系个体只与对应位置的不育系个体杂交。杂交操作的数学描述如下:

$$X_S^d(t+1)=\frac{r_1X_{Ma}^d(t)+r_2X_{Sb}^d(t)}{r_1+r_2} \tag{1}$$

式中:$X_S^d(t+1)$ 表示 t 轮育种过程中杂交生成不育系新个体的第 d 维基因,$X_{Ma}^d(t)$ 表示 t 轮育种时保持系中第 a 个个体的第 d 维基因,$X_{Sb}^d(t)$ 表示 t 轮育种时不育系中第 b 个个体的第 d 维基因,r_1、r_2 为[0,1]范围内的随机数,且两者不相等。随机杂交时,$a\neq b$;对映杂交时,$a=b$ 。若 $X_S(t+1)$ 的适应度值优于 $X_{Sb}(t)$,则取代 $X_{Sb}(t)$ 以更新不育系;反之仍保留原个体。

自交操作是指恢复系中的个体通过相应的更新策略向最优解方向靠拢。针对自交操作设置了自交执行次数 t_self 和最大自交次数 $T_{\max}$ 。若恢复系中个体自交产生的新个体优于原个体,则取代原个体并将 t_self 置为 0;若新个体劣于原个体,则保留原个体并对 t_self 执行加 1 操作。自交操作的数学描述如下:

$$X_R^d(t+1)=r_3(X_{best}^d-X_{Ri}^d(t))+X_{Rj}^d(t) \tag{2}$$

式中:$X_R^d(t+1)$ 表示 t 轮育种过程中通过自交生成新个体的第 d 维基因,X_{best}^d 表示当前最优个体的第 d 维基因,$X_{Ri}^d(t)$ 和 $X_{Rj}^d(t)$ 分别表示恢复系中第 i 个和第 j 个个体的第 d 维基因,r_3 为[0,1]范围内的随机数。当 t_self 超过设定的 $T_{\max}$ 时,将执行重置操作。重置操作的数学描述如下:

$$X_R^d(t+1)=r_4(L_{\max}^d-L_{\min}^d)+X_{Ri}^d(t)+L_{\min}^d \tag{3}$$

式中:$X_R^d(t+1)$ 表示 t 轮育种过程中重置生成新个体的第 d 维基因,$X_{Ri}^d(t)$ 表示待重置个体的第 d 维基因,$L_{\max}^d$ 和 $L_{\min}^d$ 分别代表第 d 维自变量取值范围的上下限,r_4 为[0,1]范围内的随机数。

2 入侵野草优化算法

入侵野草优化算法[13]是由 Mehrabian 等人提出的元启发式算法,该算法受到农业耕地中野草繁殖现象的启发。野草繁殖能力强,其吸收土壤的营养使周边植物难以生长,具有很强的侵略性。野草繁殖能力强的原因主要包括:耕地中有多余空间允许其繁殖生长;通过传播种子繁殖并占领土地;野草的生物多样性利于其繁殖。在农耕初期,由于耕地空余面积较多,野草能够迅速在空余空间内生长;农耕后期,随着空余面积的减少,野草的繁殖空间受限,仅能在其周边区域繁殖。基于野草的繁殖过程,将其抽象为数学模型。在 IWO 中,每个个体代表一株野草,野草的繁殖过程对应算法中产生新个体的过程,个体在迭代初期进行全局搜索,随着迭代的进行逐渐转为局部搜索。入侵野草优化算法的主要步骤包括:繁殖个体和竞争排除。

繁殖个体阶段,每个个体根据其适应度值产生一定量的种子,适应度值的大小与种子数量之间可用线性关系表示。当处理最大化问题时,该关系可用式(4)表示;当处理最小化问题时,该关系可用式(5)表示。产生的种子以正态分布 $N(0,\sigma^{2}{}_{Iter})$ 散落于个体周围,算法迭代初期,分布步长较大,随着迭代的进行步长逐渐缩小。正态分布的标准差 σ_{Iter} 数学描述如式(6)。

$$seed_i=floor\left[\frac{f_i-f_{\min}}{f_{\max}-f_{\min}}(seed_{\max}-seed_{\min})+seed_{\min}\right] \tag{4}$$

$$seed_i=floor\left[\frac{f_{\max}-f_i}{f_{\max}-f_{\min}}(seed_{\max}-seed_{\min})+seed_{\min}\right] \tag{5}$$

$$\sigma_{Iter}=\frac{(Iter_{\max}-Iter)^n}{Iter_{\max}{}^n}(\sigma_{\text{initial}}-\sigma_{\text{final}})+\sigma_{\text{final}} \tag{6}$$

式中:$seed_i$ 代表第 i 个个体产生的种子数量,f_i 代表第 i 个个体的适应度值,$f_{\max}$ 、$f_{\min}$ 分别代表适应度的最大值与最小值,$seed_{\max}$ 、$seed_{\min}$ 分别代表允许生成种子数量的最大值与最小值,$floor(x)$ 函数表示向下取整。$Iter$ 代表当前迭代次数,$Iter_{\max}$ 代表最大迭代次数,n 为非线性调制指数,σ_{initial} 、σ_{final} 分别代表初始标准差和最终标准差。

3　基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法

自然状态下,通过两个性状差异较大的个体结合会产生杂种优势,后代性状更优。基本杂交育种优化算法中恢复系个体的适应度值差距不大,即各个恢复系个体的性状相近。因此,恢复系内部自交不易产生杂种优势,在一定程度上也不易产生优良的子代。若通过恢复系自交生成的新个体都不及其父代,则恢复系的自交会造成资源浪费,影响算法的运行效率和最终解的质量。在入侵野草优化算法中,野草根据自身适应度值产生一定量的种子,越优质的野草个体产生的种子数量越多。产生的种子以正态分布散布于野草周围,其步长随迭代次数增加而减小。这种自适应机制使得算法在迭代前期可实现大范围搜索,后期则在优质解附近进行小范围的精细搜索。

基于以上分析,本文考虑针对基本杂交育种优化算法中的恢复系对该算法进行改进,从而进一步提升其寻优能力。基本杂交育种优化算法中,迭代初期种群整体质量不高,因而恢复系个体的适应度值较低,需要跳出当前区域搜索解。随着迭代的进行,种群整体质量提升,恢复系个体的质量也随之提升,在其自身周围搜索也可得优质解。恢复系个体所需的更新方式符合入侵野草优化算法中野草的繁殖特点。因此,本文将野草的繁殖行为引入至恢复系个体的自交操作。基本思想是让恢复系个体作为父代并参照野草繁殖的方式产生子代。恢复系个体产生子代数量的计算方式如式(4)和式(5)所示。子代按照正态分布 $N(0,\sigma^2{}_{Iter})$ 随机散落于父代周围,其与父代组成临时恢复系。计算临时恢复系内所有个体的适应度值并从优至劣排序,若原恢复系个体数量为 N_R ,则取临时恢复系中前 N_R 个个体进入下一次迭代。

基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法中,不育系通过和保持系杂交实现更新,恢复系则参照野草的繁殖行为产生后代,并从恢复系个体及其子代中择优选择个体进入下一次迭代。不育系利用种群中优质个体(保持系个体)引领其进化,而恢复系个体的更新则通过自适应机制由全局搜索逐渐过渡为局部搜索,迭代初期全局搜索可丰富种群多样性,迭代后期的局部搜索则提升寻优精度。对于改进的算法而言,不育系和恢复系的更新使得种群整体质量不断提升,种群整体质量的提升也有利于不育系和恢复系的更新,从而实现良性循环以不断向全局最优解靠近。基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法基本流程如图 1 所示,具体步骤如下:

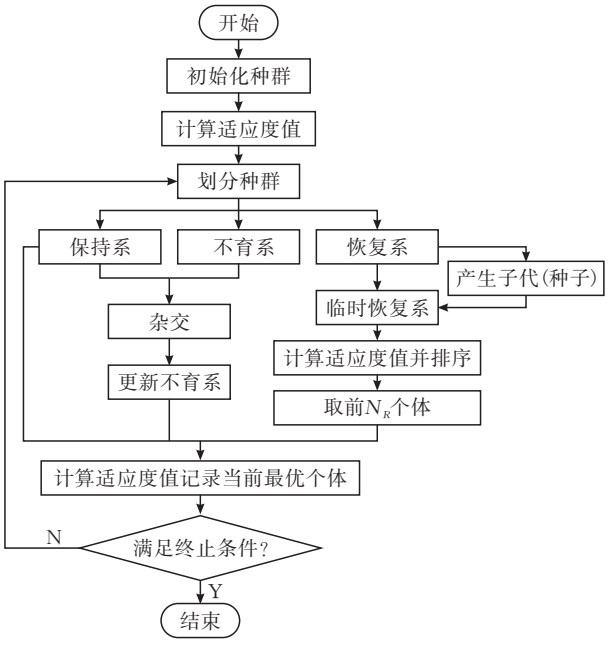

图 1　IWHBO 基本流程

步骤 1:初始化种群并设置参数。需设置的参数包括种群规模、最大迭代次数、最大种子数、最小种子数、初始标准差、最终标准差、非线性调制指数;

步骤 2:计算种群中个体的适应度值并按照适应度值从高至低排序,将排序后的种群划分为三系。其中排序靠前的 1/3 个体划分入保持系,排序靠后的 1/3 个体划分入不育系,其余划分入恢复系;

步骤 3:根据式(1)分别在保持系和不育系中随机选择个体进行杂交。若杂交生成新个体的适应度值优于其不育系的父本,则新个体替代该父本以更新不育系;

步骤 4:根据式(4)或(5)计算恢复系个体对应产生子代的数量;

步骤 5:恢复系个体产生的子代按照正态分布 $N(0,\sigma^2{}_{Iter})$ 随机分布在该个体周围,具体参照式(6),恢复系个体和其种子组成临时恢复系;

步骤 6:计算临时恢复系内所有个体的适应度值并从优至劣排序,保留前 N_R 个个体;

步骤 7:记录当前最优个体及其适应度值,并判断是否满足停止迭代的条件。若已满足,则将最优个体及对应适应度值输出;若未满足,则跳转至步骤 2 继续执行。

4　算法性能测试及结果分析

为验证本文所提出算法 IWHBO 的有效性,采用 CEC2005 基准测试函数[17] 进行测试并将其与五种启发式算法(CS、BOA、SSA、WOA、HBO)进行对比。实验平台的硬件配置为 Intel(R)Core(TM)i5-

9400 CPU@2.90GHz 和 16G 内存，操作系统为 64 位 Windows 10。各算法在 matlabR2020b 上编程并进行测试。

本文选取 F1-F15 基准测试函数测试上述算法，其中 F1-F7 为单峰测试函数，F8-F15 为多峰测试函数，F1-F13 为可变维度测试函数（维度 d＝20）。种群规模会在一定程度上影响种群的多样性，进而影响算法的综合性能。因此，将种群规模分别设置为 30、45、60 以测试各算法在不同种群规模下的性能。在单峰测试函数和多峰测试函数中各选择一个基准测试函数（F4、F15）进行测试，上述 6 种启发式算法在 F4 和 F15 上分别独立运行 30 次以减轻随机性带来的影响，迭代次数统一设置为 1000，其他参数设置如表 1 所示。测试结果的评价指标包含平均值与标准差，分别指算法独立运行 30 次所得最优值的均值和标准差。不同种群规模下，各算法在 F4 和 F15 基准测试函数上的测试结果分别如表 2 和表 3 所示，表中所有结果均用科学计数法表示并保留两位小数。

表 1 各对比算法参数设置

算法	主要参数
CS	$P_a = 0.25$，$\beta = 1.5$，$step = 0.1$
BOA	$c = 0.01$，$a = 0.1$，$p = 0.8$
SSA	$c_2 \in [0,1]$，$c_3 \in [0,1]$
WOA	$r \in [0,1]$，$p \in [0,1]$，$b = 1$，$l \in [-1,1]$
HBO	$T_{\max} = 20$
IWHBO	$\text{seed}_{\max}=5$，$\text{seed}_{\min}=0$，$\sigma_{\text{initial}}=0.5$，$\sigma_{\text{final}}=0.001$，$n=3$

由表 2 和表 3 的数据可知，在 F4 和 F15 基准测试函数上，大部分启发式算法在种群规模为 60 时具有更好地表现。为更好地衡量算法的综合性能，在后续的实验中将各算法的种群规模统一设置为 60，迭代次数设置为 1000，其他参数设置参照表 1。各算法独立运行 30 次并计算所得最优解的均值和标准差。单峰测试函数 F1-F7 的测试结果如表 4 所示，多峰测试函数 F8-F15 的测试结果如表 5 所示。

表 2 各算法在不同种群规模下的测试结果（F4）

种群规模	评价指标	CS	BOA	SSA	WOA	HBO	IWHBO
30	mean	7.54E−01	4.17E−02	5.93E−02	8.50E+00	2.29E+01	3.83E−02
	std	4.58E−01	6.07E−02	8.46E−02	6.90E+00	6.76E+00	5.11E−02
45	mean	5.38E−01	2.14E−02	3.53E−02	6.70E+00	1.79E+01	2.14E−02
	std	2.29E−01	6.84E−03	4.72E−02	5.90E+00	4.79E+00	4.49E−02
60	mean	7.88E−01	1.10E−02	9.92E−03	3.55E+00	1.41E+01	9.05E−03
	std	1.56E−01	7.16E−03	1.38E−03	3.11E+00	3.91E+00	1.01E−03

表 3 各算法在不同种群规模下的测试结果（F15）

种群规模	评价指标	CS	BOA	SSA	WOA	HBO	IWHBO
30	mean	3.28E−04	3.68E−04	2.19E−03	6.58E−04	2.70E−03	3.18E−04
	std	1.66E−05	6.26E−05	4.95E−03	4.32E−04	3.01E−03	7.47E−06
45	mean	3.17E−04	3.37E−04	8.69E−04	6.23E−04	2.19E−03	3.16E−04
	std	5.45E−05	2.40E−05	2.88E−04	3.38E−04	1.55E−03	7.43E−06
60	mean	3.57E−04	3.30E−04	7.42E−04	7.40E−04	8.92E−04	3.14E−04
	std	6.62E−06	1.51E−05	2.64E−04	3.21E−04	7.66E−04	5.07E−06

表 4 单峰测试函数的测试结果

基准函数	评价指标	CS	BOA	SSA	WOA	HBO	IWHBO
F1	mean	4.90E−05	1.57E−14	3.06E−09	2.83E−12	4.47E−05	3.27E−16
	std	1.89E−05	1.11E−15	6.61E−10	0	5.03E−04	1.56E−16
F2	mean	3.74E−02	1.03E−11	9.18E−02	3.54E−10	1.13E−01	1.80E−07
	std	1.22E−02	4.91E−13	1.56E−01	1.47E−09	2.96E−01	4.83E−07
F3	mean	1.31E+01	1.60E−03	1.39E−04	9.61E+02	3.40E+02	1.14E+01
	std	3.91E+00	1.24E−03	3.03E−04	9.71E+02	1.69E+02	8.80E+00
F4	mean	8.30E−01	1.10E−02	9.39E−03	9.43E+00	1.47E+01	9.08E−03
	std	1.71E−01	5.07E−03	1.56E−03	1.57E+00	3.15E+00	1.15E−03
F5	mean	1.78E+01	1.89E+01	6.98E+01	1.61E+01	8.87E+01	1.52E+01
	std	1.72E+00	2.29E−02	7.03E+01	1.48E−01	4.56E+01	3.14E+00

续表 4　单峰测试函数的测试结果

基准函数	评价指标	CS	BOA	SSA	WOA	HBO	IWHBO
F6	mean	4.45E−05	3.03E+00	2.96E−08	2.35E−04	2.66E+01	2.96E−09
	std	2.50E−05	3.92E−01	8.41E−10	1.20E−04	2.52E+01	1.59E−09
F7	mean	1.98E−02	4.59E−04	1.75E−02	7.01E−04	1.09E−02	1.07E−04
	std	7.04E−03	1.84E−04	6.90E−03	9.57E−04	1.58E−02	1.11E−04

表 5　多峰测试函数的测试结果

基准函数	评价指标	CS	BOA	SSA	WOA	HBO	IWHBO
F8	mean	−6.31E+03	−3.52E+03	−5.23E+03	−7.77E+03	−4.90E+03	−8.05E+03
	std	1.94E+02	2.97E+02	5.63E+02	9.23E+02	8.97E+02	1.76E+02
F9	mean	4.60E+01	2.02E+01	3.01E+01	0	1.98E+01	1.99E+00
	std	6.38E+00	4.13E+01	1.12E+01	0	1.60E+01	6.07E+00
F10	mean	2.65E+00	7.06E−12	6.34E−01	4.09E−15	8.17E+00	1.37E−13
	std	9.22E−01	3.06E−12	9.22E−01	2.16E−15	1.25E+00	3.85E−13
F11	mean	1.96E−02	5.92E−08	1.77E−02	8.89E−03	1.58E+00	4.43E−09
	std	9.89E−03	2.23E−08	2.15E−02	2.47E−02	1.30E+00	1.28E−09
F12	mean	3.88E−01	2.01E−01	1.38E+00	3.43E−04	3.11E+00	1.23E−09
	std	2.72E−01	9.70E−02	1.58E+00	1.06E−03	1.48E+00	3.85E−10
F13	mean	3.23E−02	1.22E+00	1.83E−03	2.49E−03	3.30E+00	1.07E−03
	std	1.44E−03	2.87E−01	4.16E−03	3.53E−03	1.19E+00	1.48E−03
F14	mean	9.98E−01	1.02E+00	9.98E−01	1.06E+00	1.10E+00	9.91E−01
	std	8.45E−01	5.18E−01	4.39E−01	3.62E−01	3.11E−01	3.08E−01
F15	mean	3.28E−04	3.23E−04	8.09E−04	6.82E−04	9.61E−04	3.15E−04
	std	6.43E−06	1.17E−05	2.93E−04	3.63E−04	9.41E−04	4.77E−06

由表 4 和表 5 的实验数据可知，IWHBO 在大部分基准测试函数上的表现优于其他对比算法，具有更好的寻优能力和鲁棒性。IWHBO 在 F4、F7、F8、F11、F12、F14、F15 上优势明显，所求最优值的均值和标准差与其他算法相比均为最优。此外，IWHBO 在 F1、F5、F6、F13 上所求最优值的均值为各算法最优。在 F2 上 BOA 表现最优，求得最优值的均值和标准差均小于其他算法。SSA 在 F3 上的表现优于其他对比算法。WOA 在 F9、F10 上所求最优值的均值和标准差与其他算法相比均为最优，且在 F9 上取得了测试函数的最优值。对比 HBO 和 IWHBO 在各个基准测试函数上的表现发现，IWHBO 在上述所有基准测试函数上的表现均优于 HBO。其中在 F1-F4、F6-F13 上，IWHBO 的表现相较于 HBO 来说具有较为明显的提升。总体而言，改进的算法收敛精度和鲁棒性均有一定提升。

此外，为便于分析上述算法在求解基准测试函数时的收敛情况，绘制了各算法在不同基准测试函数上的收敛曲线。图 2 呈现了各算法在部分基准测试函数上的收敛情况。

由图 2 的仿真结果可知，IWHBO 在迭代前期收敛曲线下降很快，相比于其他对比算法而言可更快地收敛。其他部分对比算法在寻优过程中会出现

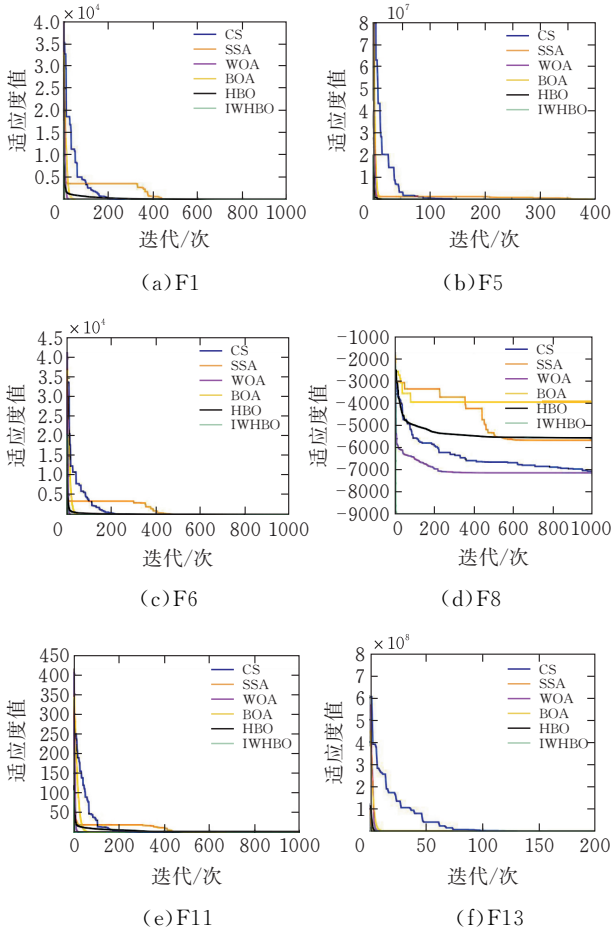

图 2　各算法在部分基准测试函数上的收敛曲线

不同程度的停滞，如 CS 在 F13 上寻优时出现了较为明显的多次停滞，SSA 在 F8 上寻优时出现了较长时间的停滞，说明算法在寻优过程中陷入了局部最优，后期又跳出局部最优继续寻优。对比 HBO 和 IWHBO 的收敛曲线可见，IWHBO 的收敛速度和收敛精度均有一定程度的提升，表明将入侵野草行为引入基本杂交育种优化算法使得其能够更好地平衡全局探索和局部开发。对于上述大部分基准测试函数而言，IWHBO 收敛速度相较于其他对比算法更快，寻优精度也更高且具有较好的鲁棒性。

5 结束语

本文针对基本杂交育种优化算法存在的收敛精度不高等问题，提出了一种基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法。野草根据适应度值按比例产生种子，其以正态分布的形式散落于野草周围且步长随迭代次数增加而减小，这种自适应机制使得算法在前期可实现大范围搜索，后期可实现小范围精细搜索。改进后的杂交育种优化算法在迭代前期具有较好的种群多样性，迭代后期又可较快地收敛至最优解。通过 15 个基准测试函数检验其综合性能，实验结果表明，基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法，在大部分基准测试函数上可收敛至更优质的解，算法的有效性和鲁棒性得到了验证，收敛速度相较于其他对比算法更快。在后续的研究中，考虑将基于入侵野草行为的改进杂交育种优化算法应用于处理工程实践问题，以进一步检验其性能。

[参 考 文 献]

[1] YANG X S, DEB S. Cuckoo search via Lévy flights [C]// 2009 World congress on nature & biologically inspired computing (NaBIC). Coimbatore, India: IEEE, 2009: 210-214.

[2] ARORA S, SINGH S. Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization[J]. Soft Computing, 2019, 23(03): 715-734.

[3] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in engineering software, 2017, 114: 163-191.

[4] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in engineering software, 2016, 95: 51-67.

[5] POŁAP D, WOŹNIAK M. Meta-heuristic as manager in federated learning approaches for image processing purposes[J]. Applied Soft Computing, 2021, 113: 107872.

[6] OJSTERSEK R, BREZOCNIK M, BUCHMEISTER B. Multi-objective optimization of production scheduling with evolutionary computation: A review[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2020, 11(03): 359-376.

[7] NIEMIEC M, KOŚCIEJ R, Gdowski B. Multivariable Heuristic Approach to Intrusion Detection in Network Environments[J]. Entropy, 2021, 23(06): 776.

[8] YE Z, MA L, CHEN H. A hybrid rice optimization algorithm[C]// 2016 11th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE). Nagoya, Japan: IEEE, 2016: 169-174.

[9] LIU C, WANG C, HU J, et al. Improved K-means algorithm based on hybrid rice optimization algorithm [C]// 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). Bucharest, Romania: IEEE, 2017, 2: 788-791.

[10] LIU W, HUANG Y, YE Z, et al. Renyi's entropy based multilevel thresholding using a novel meta-heuristics algorithm[J]. Applied Sciences, 2020, 10(09): 3225-3242.

[11] SHU Z, YE Z, ZONG X, et al. A modified hybrid rice optimization algorithm for solving 0-1 knapsack problem[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(05): 5751-5769.

[12] YE Z, CAI W, LIU S, et al. A band selection approach for hyperspectral image based on a modified hybrid rice optimization algorithm[J]. Symmetry, 2022, 14(07): 1293-1313.

[13] MEHRABIAN A R, LUCAS C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization [J]. Ecological informatics, 2006, 1(04): 355-366.

[14] IBRAHIM A, ANAYI F, PACKIANATHER M, et al. New hybrid invasive weed optimization and machine learning approach for fault detection[J]. Energies, 2022, 15(04): 1488-1511.

[15] WANG W, TIAN G, YUAN G, et al. Energy-time tradeoffs for remanufacturing system scheduling using an invasive weed optimization algorithm[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2021, 34(03): 1065-1083.

[16] MOVASSAGH A A, ALZUBI J A, GHEISARI M, et al. Artificial neural networks training algorithm integrating invasive weed optimization with differential evolutionary model[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021: 1-9.

[17] SUGANTHAN P N, HANSEN N, LIANG J J, et al. Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2005 Special Session on Real-Parameter Optimization[J]. Natural Computing, 2005: 341-357.

(下转第 78 页)