

正余弦动态干扰哈里斯鹰算法的PCNN参数优化图像融合

刘立群, 陈辉

(甘肃农业大学信息科学技术学院, 甘肃兰州 730070)

摘要: 哈里斯鹰优化算法存在前期全局开发种群分布不广泛、后期局部开发易陷入收敛精度不够的缺陷, 因此提出一种正余弦动态干扰的哈里斯鹰优化算法。首先, 在前期的全局开发阶段, 对两种不同的进化策略分别采用余弦函数和正弦函数进行鹰群群体分布干扰, 从而扩大群体分布范围, 强化鹰群初期全局探索阶段的广度, 为后期进行局部开发提供更好的条件; 然后, 在局部开发阶段, 通过对猎物逃逸能量公式进行曲线化调整, 使得猎物能量损耗与自然界中的真实能量损失更加匹配, 进而提升开发阶段的捕获能力; 最后, 将改进的正余弦动态干扰的哈里斯鹰优化算法对脉冲耦合神经网络(PCNN)的链接输入、时间衰减系数、链接强度3个参数进行优化, 并应用于可见光与ToF置信图的图像融合。采用6种对比算法及24个测试函数对改进后的算法进行仿真实验验证, 证明了基于正余弦动态干扰的哈里斯鹰优化算法具有较好的寻优能力和更高的收敛精度。通过与其他融合算法进行对比实验, 验证了改进后的融合算法相比原始算法的融合效果有显著提升。

关键词: 哈里斯鹰优化算法; 动态干扰; 逃逸能量; 脉冲耦合神经网络; 图像融合

DOI: 10.11907/rjdk.231066

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2024)003-0062-09

Sine Cosine Dynamic Interference Harris Hawk Algorithm for PCNN Parameter Optimized Image Fusion

LIU Liqun, CHEN Hui

(School of Information Science and Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The Harris Hawk optimization algorithm suffers from the defects that the global exploitation population distribution is not extensive in the early stage and the local exploitation is easy to fall into the lack of convergence accuracy in the later stage, a Harris Hawk optimization algorithm with positive-cosine dynamic interference is proposed. Firstly, in the preliminary global development stage, two different evolutionary strategies are used to disturb the Hawk population distribution by using cosine function and sine function respectively, so as to expand the range of the population distribution, strengthen the breadth of the initial global exploration stage of the Hawk population, and provide better conditions for the local development in the later stage. Then, in the local exploitation stage, the prey escape energy formula is curvilinearly adjusted to make the prey energy loss match more closely with the real energy loss in nature, and thus enhance the capture ability in the exploitation stage. Finally, the improved Harris Hawk optimization algorithm with sine cosine dynamic interference is optimized for the three parameters of link input, time decay coefficient, and link strength of pulse-coupled neural network (PCNN) and applied to image fusion of visible and ToF confidence maps. The improved algorithm is validated by simulation experiments using six comparison algorithms and 24 test functions. The experimental data finally show that the Harris Hawk optimization algorithm based on sine cosine dynamic interference proposed in this paper can achieve better search capability and better convergence accuracy. Through the fusion comparison experiments with other fusion algorithms, it is verified that the improved fusion algorithm has significantly improved the fusion effect than the original algorithm.

Key Words: Harris Hawk optimization algorithm; dynamic interference; escaping energy; pulse coupled neural network; image fusion

收稿日期: 2023-02-03

基金项目: 甘肃省高校教师创新基金项目(2023A-051); 甘肃省科技计划项目(20JR5RA032); 甘肃农业大学青年导师基金项目(GAU-QDFC-2020-08); 甘肃农业大学信号与系统一流本科课程项目(2022-64-6-2)

作者简介: 刘立群(1982-), 女, 硕士, 甘肃农业大学信息科学技术学院教授、硕士生导师, 研究方向为智能计算、深度学习等; 陈辉(1999-), 男, 甘肃农业大学信息科学技术学院硕士研究生, 研究方向为智能计算、图像处理等。本文通讯作者: 刘立群。

0 引言

图像融合是为了使图像获得更高的清晰度、包含更多信息量、边缘强度更显著,其原理是利用同一场景下的多种传感器捕获的图像信息,输出更适合人类视觉感知或适合计算机进一步处理与分析的融合图像^[1]。脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是Eckhorn在1990年提出的一种神经网络模型,在图像分割、边缘检测、图像融合等领域应用前景广阔^[2]。高红霞等^[3]为改善红外光和可见光图像融合的视觉效果及运算时效,提出一种改进PCNN与平均能量对比度的图像融合方法;赵贺等^[4]提出一种基于非下采样轮廓波变换(Nonsampled Contourlet, NSCT)与离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)的PCNN医学图像融合算法^[5];戴文战等^[6]提出一种基于PCNN和IFS的可见光与红外图像融合方法。

哈里斯鹰优化算法(Harris Hawks Optimization, HHO)是Heidari等提出的一种新的智能优化算法,具有结构简单、寻优效果好、收敛快等优点^[7]。但该算法也存在缺点和不足,如算法前期探索区域不够广泛,在后期开发过程中易陷入局部最优而导致快速收敛。针对目前存在的问题,国内外研究者提出了许多改进方案。Hussain等^[8]提出一种具有长期记忆概念的变体HHO算法(Long-Term Memory Harris' Hawk Optimization, LMHHO),依照一定概率选择一项作为引导个体,从而完成下一步更新;Gupta等^[9]引入非线性收敛参数,用来优化快速俯冲阶段的更新策略,并采用贪婪选择机制和反向学习策略来提高HHO搜索效率;Qu等^[10]提出一种基于信息交换的HHO算法(Improved Harris Hawks Optimization Algorithm based on Information Exchange, IEHHO),以有效利用种群个体间的信息共享;朱诚等^[11]提出一种基于细菌觅食优化(Bacteria Foraging Optimization, BFO)算法^[12]趋化校正的哈里斯鹰优化算法,提高了算法搜索效率和鲁棒性;陈功等^[13]提出一种融合互利共生和透镜成像学习的哈里斯鹰优化算法,提高了算法跳出局部最优的能力;尹德鑫等^[14]提出基于混沌透镜成像学习的哈里斯鹰算法(New Harris's Hawk Algorithm based on Chaotic Lens Imaging Learning, FLHHO),并将其应用于工业物联网以优化频谱分配。

本文在哈里斯鹰优化算法基础上,提出一种正余弦动态干扰的哈里斯鹰优化算法(Harris Hawk Optimization Algorithm for Sine Cosine Dynamic Interference, SCHHO)。首先,在前期的全局开发阶段,对两种不同进化策略分别采用余弦和正弦函数进行鹰群群体分布干扰,从而扩大群体分布范围,提升鹰群初期全局探索的广度,为后期进行局部开发提供更好的条件;然后,在局部开发阶段,通过对猎物逃逸能量公式进行曲线化调整,使猎物能量损耗与自然界的真实能量损失更加匹配,进而提升开发阶段的捕获

能力;最后,通过仿真实验验证改进的SCHHO算法是有效的,并将其应用于PCNN模型异源图像融合参数优化中。

1 基础理论

1.1 哈里斯鹰优化算法

哈里斯鹰群捕获兔子的过程分为观察追踪、围攻、俯冲捕获3个阶段。算法也相应地分为探索阶段、探索到开发的转化阶段、开发阶段。以下对各阶段进行具体描述:

1.1.1 探索阶段

此时的哈里斯鹰群分散盘旋在空中或栖息在不同位置观察猎物,通过采取如下两种策略进行猎物追捕行为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - r_1 |X_{rand}(t) - 2r_2 X(t)|, & q \geq 0.5 \\ (X_{rabbit}(t) - X_m(t) - r_3(lb + r_4(ub - lb))), & q < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

式中: X_{rand} 代表在当前的哈里斯鹰群中随机选择一个单独的个体鹰, X_{rabbit} 代表当前鹰群中的最佳个体, X_m 代表当前鹰群的平均位置, r_1, r_2, r_3, r_4 和 q 均为0~1之间的随机数, ub, lb 分别为种群的上界和下界, N 为种群数量。

1.1.2 探索到开发的转化阶段

在此阶段,算法从第一阶段的全局探索向局部探索过程转化,该过程是依据猎物的逃逸能量 E 来完成的。 E 的计算公式如下:

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (2)$$

式中: E 是猎物逃逸时的能量; E_0 是猎物被鹰群发现并开始追捕的初始能量值,其大小是-1~1之间的一个随机数; t 是算法当前的迭代次数; T 是算法的最大迭代次数。由式(2)可知猎物逃逸能量的变化是一个线性递减的过程。

1.1.3 开发阶段

开发阶段根据逃逸能量 E 和随机数 r 的组合采取4种不同策略。当 $E \geq 0.5$ 且 $r \geq 0.5$ 时,采用软围捕策略;当 $E < 0.5$ 且 $r \geq 0.5$ 时,采用硬围捕策略;当 $E \geq 0.5$ 且 $r < 0.5$ 时,采用俯冲式软围捕策略;当 $E < 0.5$ 且 $r < 0.5$ 时,采用俯冲式硬围捕策略。

1.2 脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络(PCNN)是Eckhorn在研究动物大脑皮层神经元时提出的一种新型神经网络模型。模型中每个神经元由接受域、调制域和脉冲产生域组成,多个神经元相互连接。PCNN模型工作原理如图1所示。

2 正余弦动态干扰的哈里斯鹰优化算法

2.1 正余弦动态干扰种群进化

在哈里斯鹰算法的初始化阶段,鹰群个体空间位置分布的集散程度会极大地影响算法寻优能力,引入正余弦函

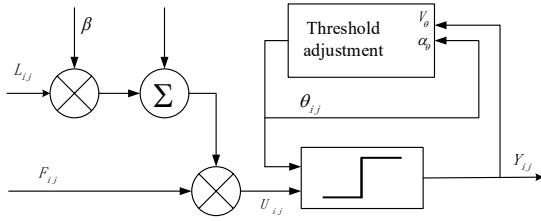


Fig. 1 Working principle of PCNN
图1 PCNN工作原理

数可对种群迭代过程中下一代个体的空间位置进行动态、随机地调整,一定程度上避免了鹰群在全局探索阶段分布不均匀、不广泛的弊端。对哈里斯鹰初始化种群进化公式改进如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - \cos(2\pi r_1) |X_{rand}(t) - 2r_2 X(t)|, q \geq 0.5 \\ (X_{rabbit}(t) - X_m(t) - \sin(2\pi r_3)(lb + r_4(ub - lb))), q < 0.5 \end{cases} \quad (3)$$

在公式(1)中:参数 r_1 是 $[0, 1]$ 的随机数,在种群的位置更新过程中,种群探索区域相对较小,在公式(3)中通过引入余弦函数使其变化范围变为 $[-1, 1]$,进一步提升了种群探索广度。同时种群在更新过程中产生新个体的概率也将提升,增加了种群的多样性。同理,公式(3)在参数 r_2

中引入正弦函数也是为了提升种群探索的广度和种群的多样性。改进后公式(3)中的参数 r_1, r_2, r_3, r_4 均是取值在 $0 \sim 1$ 之间的随机数,其余参数与公式(1)中的一致。

2.2 猎物逃逸能量非线性化

在哈里斯鹰算法中,猎物逃逸能量随着迭代次数的增加是线性变化的。为了更有效地协调全局探索与局部开发之间的转换,本文将逃逸能量公式进行非线性化转换,改进公式如下:

$$E = 2r_5 E_0 \times (-\ln(\frac{t}{T})^{\frac{1}{3}}) / 2 \quad (4)$$

原算法逃逸能量的变化方程是公式(2),考虑到鹰群在捕获猎物过程中会受到外界环境因素的影响,引入对数函数使猎物逃逸变得非线性化,同时参数 r_5 的引入可更好地协调探索与开发之间的平衡。在公式(4)中,参数 r_5 为取值在 $0 \sim 1$ 之间的随机数,其余参数与公式(2)中的一致。

2.3 算法实现流程

本文改进的SCHHO算法实现步骤如下,本文算法流程如图2所示。

Step1:对种群进行初始化操作,利用公式(3)迭代更新种群,通过每个个体的适应度函数优劣确定鹰群最优个体。

Step2:将更新后种群中的最优个体设置为猎物位置。

Step3:根据公式(4)计算逃逸能量 E 。

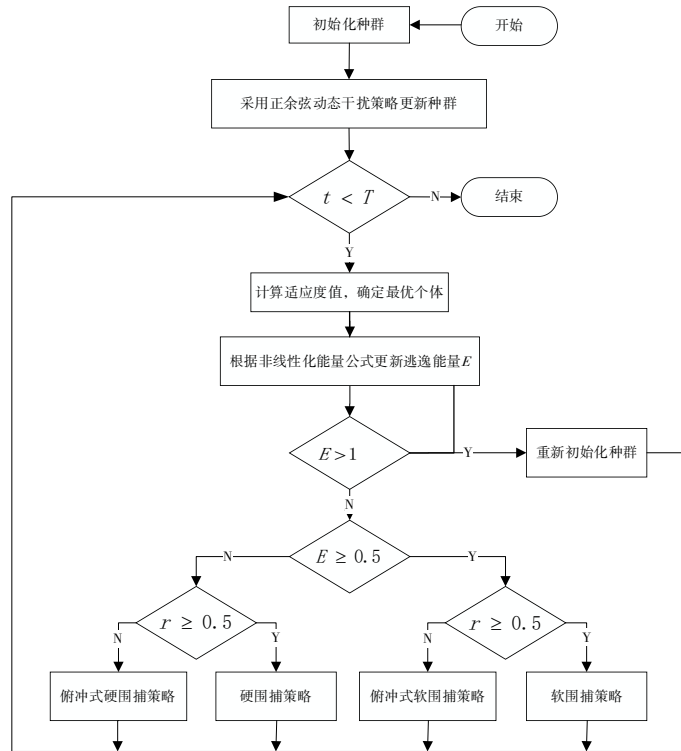


Fig. 2 SCHHO algorithm process
图2 SCHHO算法流程

Step4:当 $|E| \geq 1$ 时,按照公式(3)继续进行全局阶段种群位置的迭代更新。

Step5:当 $|E| \geq 0.5$ 且 $r \geq 0.5$ 时,应用软围捕猎物策略。

Step6:当 $|E| < 0.5$ 且 $r \geq 0.5$ 时,应用硬围捕猎物策略。

Step7:当 $|E| \geq 0.5$ 且 $r < 0.5$ 时,应用俯冲式软围捕猎物策略。

Step8: 当 $|E| < 0.5$, 且 $r < 0.5$ 时, 应用俯冲式硬围捕猎物策略。

2.4 改进算法时间复杂度分析

HHO 算法时间复杂度的高低主要取决于种群初始化阶段、根据适应度选择当前最优个体和种群位置更新阶段。HHO 算法与 SCHHO 算法时间复杂度如表 1 所示。

Table 1 Time complexity of HHO and SCHHO algorithms
表 1 HHO 与 SCHHO 算法时间复杂度

算法	时间复杂度表达式
HHO 时间复杂度	$O(HHO) = O(T) + O(T*N) + O(T*D*N)$
SCHHO 时间复杂度	$O(SCHHO) = O(T) + O(T*N) + O(T*D*N)$

在时间复杂度表达式中, T 代表算法迭代次数, S 代表种群总数, D 代表算法维度。算法在初始化阶段对 N 个鹰进行初始化, 该阶段的时间复杂度为 $O(N)$; 算法根据适应度 T 次迭代寻优的时间复杂度为 $O(T*N)$; 位置更新阶段的时间复杂度为 $O(T*D*N)$ 。改进后的 SCHHO 算法提升了种群探索的广度和种群多样性, 且能量公式非线性化更有益于探索与开发的平衡。

3 SCHHO 优化 PCNN 模型的可见光与 ToF 置信图融合

由于 PCNN 模型具有众多参数, 在模型应用中参数的优化显得尤为重要, 故利用改进后的 SCHHO 算法优化 PCNN 模型中比较重要的 3 个参数。其中, α_L 是 PCNN 模型的链接输入, α_θ 是模型的时间衰减系数, β 是模型的链接强度。在融合图像过程中, 需要为 SCHHO 设计优化目标函数。本文将融合图像与可见光、ToF 置信图的相关系数和融合图像的信息熵作为目标函数的组成部分, 其表达式如下:

$$fitness = 0.25(CC_{A,F} + CC_{B,F}) + 0.5*EN_F \quad (5)$$

Table 2 Comparison of performance between SCHHO and six algorithms

表 2 SCHHO 与 6 种算法性能比较

函数	算法	平均最优值	标准差	最大值	最小值	函数	算法	平均最优值	标准差	最大值	最小值
F1 Bent Cigar	SCHHO	1.10E+07	7.43E+07	6.25E+08	4.07E-217	F13 Schaffer N.2	SCHHO	3.35E-03	3.47E-02	4.79E-01	0.00E+00
	HHO	1.46E+06	2.64E+07	5.79E+08	3.87E-96		HHO	1.05E-03	1.54E-02	3.34E-01	0.00E+00
	BOA	4.83E+06	4.26E+07	6.20E+08	1.65E-11		BOA	7.00E-02	1.16E-01	3.83E-01	2.02E-10
	GWO	6.30E+08	4.67E+09	6.57E+10	2.80E-22		GWO	1.09E-03	1.36E-02	2.18E-01	0.00E+00
	WOA	8.01E+08	5.82E+09	6.54E+10	1.83E-72		WOA	3.38E-03	1.61E-02	1.36E-01	0.00E+00
	SSA	3.67E+09	4.46E+09	2.26E+10	8.64E+02		SSA	9.06E-03	3.98E-02	4.36E-01	8.88E-16
F2 Sum of Different Power	SFLA	6.77E+03	1.59E+04	6.45E+04	1.40E+02	SFLA	1.25E-02	4.27E-02	3.31E-01	2.32E-09	
	SCHHO	9.74E-04	1.49E-02	2.31E-01	0.00E+00	SCHHO	4.22E+03	3.91E+03	1.10E+04	1.02E-03	
	HHO	1.09E-03	1.74E-02	3.56E-01	0.00E+00	HHO	8.49E+02	1.64E+03	9.93E+03	1.36E+01	
	BOA	3.18E-02	1.56E-01	9.90E-01	1.34E-18	BOA	9.17E+03	2.13E+02	1.11E+04	8.97E+03	
	GWO	6.05E-06	1.24E-04	2.77E-03	0.00E+00	F14 Schwefel	GWO	8.45E+03	1.05E+03	1.01E+04	6.50E+03
	WOA	2.86E-06	3.61E-05	4.68E-04	0.00E+00	WOA	1.31E+03	1.81E+03	9.93E+03	6.92E+00	
F3 Zakharov	SSA	1.22E-05	8.92E-05	1.31E-03	4.99E-16	SSA	7.12E+03	2.02E+03	1.02E+04	5.13E+03	
	SFLA	2.21E+02	2.36E+03	2.65E+04	3.75E+00	SFLA	8.66E+03	1.53E+02	8.94E+03	8.58E+03	
	SCHHO	1.45E+06	3.01E+07	6.73E+08	6.74E-130	SCHHO	4.47E-01	9.21E+00	2.06E+02	0.00E+00	
	HHO	2.85E+06	3.41E+07	4.39E+08	2.18E-52	HHO	1.96E-01	3.34E+00	7.21E+01	0.00E+00	
	BOA	1.08E+06	1.09E+07	1.47E+08	1.11E-11	F15 Bohachevsky	BOA	1.26E+01	6.20E+01	5.03E+02	1.92E-13
	GWO	2.43E+04	7.44E+04	5.03E+05	1.36E+02	GWO	1.04E+00	1.86E+01	4.00E+02	0.00E+00	
WOA	4.38E+05	4.06E+06	5.27E+07	1.08E+05	WOA	1.69E+00	2.33E+01	4.49E+02	0.00E+00		

式中, CC_A 、 F 、 CC_B 、 F 分别是可见光图像 A、置信图 B 与融合图像 F 的相关系数, EN_F 是融合图像 F 的信息熵。

综上, SCHHO 优化 PCNN 参数具体流程如下:

Step1: 对哈里斯鹰种群进行初始化操作, 将 PCNN 模型参数引入种群个体中, 表示为 $X_i(\alpha_\theta, \beta, \alpha_L)$, 利用算法优化模型。

Step2: SCHHO 算法根据目标函数公式迭代探索最优个体。

Step3: 计算目标函数适应度值 $fitness$ 。

Step4: 将当前最优位置的个体鹰对应的参数作为 PCNN 模型参数。

Step5: 令 $t = t + 1$, 重复上述步骤, 选取模型最优参数。

Step6: 当 $t = T$ 时, 将最优个体对应的参数作为 PCNN 模型最优参数。

最终, 将优化得到的最优参数作为 PCNN 模型融合最优参数进行可见光图像与 ToF 置信图的融合输出, 得到最终的融合效果图。

4 实验与分析

4.1 改进算法性能验证实验

4.1.1 实验设计

将本文改进后的 SCHHO 算法与 6 种常见算法进行比较, 包括原始的哈里斯鹰算法、灰狼算法^[15](Grey Wolf Optimization, GWO)、樽海鞘算法^[16](Salp Swarm Algorithm, SSA)、混合蛙跳算法^[17](Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)、蝴蝶算法^[18](Butterfly Optimization Algorithm, BOA)、鲸鱼算法^[19](Whale Optimization Algorithm, WOA), 选取具有单峰值、多峰值等不同性质的 24 个基准测试函数(函数名称见表 2)进行实验, 比较、分析其寻优性能。

续表

函数	算法	平均最优值	标准差	最大值	最小值	函数	算法	平均最优值	标准差	最大值	最小值
F4 Rosenbrock's	SSA	3.19E+03	4.66E+03	6.54E+04	2.87E-09	F16 Rotated hyper-ellipsoid	SSA	3.32E+00	3.52E+01	7.32E+02	1.36E-12
	SFLA	1.07E+04	1.83E+04	4.87E+04	6.05E+02		SFLA	3.73E+01	8.70E+01	2.53E+02	6.17E-02
	SCHHO	1.42E+08	1.60E+09	2.23E+10	1.25E-05		SCHHO	2.62E+03	3.36E+04	4.74E+05	5.61E-213
	HHO	6.71E+07	1.39E+09	3.11E+10	9.05E-03		HHO	1.39E+03	2.17E+04	4.47E+05	1.03E-101
	BOA	8.23E+07	1.13E+09	2.23E+10	2.89E+01		BOA	6.11E+03	3.97E+04	4.43E+05	1.48E-11
	GWO	1.77E+08	1.89E+09	2.81E+10	2.71E+01		GWO	4.04E+03	3.13E+04	4.54E+05	1.09E-27
	WOA	1.38E+08	1.52E+09	2.25E+10	2.78E+01		WOA	3.86E+03	3.23E+04	3.91E+05	1.84E-80
	SSA	1.68E+07	6.30E+07	1.32E+09	7.18E+00		SSA	1.29E+04	1.56E+04	1.66E+05	1.61E+02
	SFLA	1.55E+01	2.16E+01	8.78E+01	4.66E+00		SFLA	2.47E+04	7.21E+04	3.15E+05	3.49E+02
	SCHHO	4.80E+01	5.14E+02	6.31E+03	0.00E+00		SCHHO	5.43E-01	8.50E+00	1.39E+02	1.05E-216
F5 Rastrigin's	HHO	1.77E+01	2.97E+02	6.62E+03	0.00E+00	HHO	4.26E-01	8.23E+00	1.82E+02	6.78E-106	
	BOA	2.04E+02	7.03E+02	6.38E+03	1.42E-13	BOA	3.87E+00	1.88E+01	1.61E+02	1.01E-11	
	GWO	8.73E+01	4.66E+02	6.81E+03	3.38E+00	F17 Sphere	GWO	1.60E+00	1.28E+01	2.00E+02	3.92E-29
	WOA	6.93E+01	4.90E+02	6.73E+03	0.00E+00	WOA	2.67E+00	3.94E+01	1.96E+02	6.19E-83	
	SSA	1.14E+02	1.09E+02	5.57E+02	2.09E+01	SSA	8.85E+00	1.04E+01	6.20E+01	9.27E-11	
	SFLA	2.90E+06	1.76E+07	1.92E+08	2.51E+03	SFLA	4.35E+00	7.17E+00	6.17E+01	8.18E-01	
	SCHHO	5.14E+08	6.50E+09	9.16E+10	5.75E-237	SCHHO	4.75E+01	6.23E+02	1.04E+04	3.42E-223	
	HHO	4.35E+08	7.13E+09	1.48E+11	4.11E-99	HHO	2.96E+01	5.31E+02	1.15E+04	4.24E-106	
	BOA	5.25E+08	5.97E+09	1.01E+11	1.72E-11	BOA	1.67E+02	9.21E+02	8.55E+03	1.20E-11	
	GWO	4.16E+08	4.24E+09	6.22E+10	4.79E-23	F18 Sum squares	GWO	7.89E+01	5.64E+02	8.18E+03	3.99E-28
F6 High Conditioned Elliptic	WOA	1.31E+09	1.04E+10	1.31E+11	2.58E-71	WOA	7.73E+01	6.66E+02	9.54E+03	8.69E-76	
	SSA	1.40E+08	2.49E+08	3.78E+09	1.02E+07	SSA	4.31E+02	4.93E+02	3.35E+03	4.59E+00	
	SFLA	6.28E+00	3.19E+00	2.06E+01	4.93E+00	SFLA	1.09E+02	3.76E+02	4.72E+03	1.70E+01	
	SCHHO	1.62E+02	2.20E+03	4.68E+06	5.85E-214	SCHHO	6.01E+01	7.09E+02	1.23E+04	6.61E-201	
	HHO	1.09E+04	2.38E+05	5.33E+06	2.34E-81	HHO	2.21E+01	4.58E+02	1.03E+04	4.34E-102	
	BOA	7.17E+02	4.36E+03	1.47E+05	8.76E-12	BOA	1.41E+02	8.46E+02	8.20E+03	9.55E-12	
	GWO	3.41E+03	7.03E+04	2.16E+06	6.58E-28	F19 Powell	GWO	9.60E+01	7.29E+02	1.15E+04	9.41E-06
	WOA	4.79E+03	9.64E+04	2.16E+06	2.06E-83	WOA	9.38E+01	8.41E+02	1.33E+04	1.71E-16	
	SSA	9.16E+03	8.09E+04	2.14E+06	1.36E+03	SSA	2.43E+02	3.23E+02	3.17E+03	1.60E+00	
	SFLA	9.55E+06	5.50E+07	5.37E+08	2.71E+00	SFLA	1.13E+02	3.54E+02	4.53E+03	9.69E+00	
F7 Discus	SCHHO	1.07E-02	5.11E-02	6.71E-01	3.96E-03	SCHHO	8.22E-02	8.20E-01	1.04E+01	3.78E-08	
	HHO	1.88E-02	2.66E-02	3.67E-01	8.48E-03	HHO	1.73E-02	9.15E-02	8.09E-01	1.52E-04	
	BOA	5.40E-02	6.41E-02	6.59E-01	3.09E-02	BOA	7.35E-01	2.50E+00	1.95E+01	2.35E-01	
	GWO	4.06E-02	6.67E-02	5.38E-01	7.83E-03	F20 Booth	GWO	5.62E-02	8.18E-01	1.59E+01	9.89E-08
	WOA	8.03E-03	4.17E-02	6.46E-01	1.57E-03	WOA	1.36E-01	1.04E+00	1.23E+01	3.41E-04	
	SSA	1.88E-02	2.27E-02	1.85E-01	4.44E-03	SSA	6.32E-03	7.81E-02	1.24E+00	3.63E-14	
	SFLA	3.64E+00	2.80E+00	2.76E+01	3.00E+00	SFLA	5.24E-02	3.06E-01	2.34E+00	1.14E-04	
	SCHHO	-6.23E+00	2.26E+00	-5.17E-01	-1.02E+01	SCHHO	3.44E-04	5.68E-03	1.17E-01	3.63E-238	
	HHO	-4.97E+00	3.38E-01	-4.03E-01	-5.04E+00	HHO	3.82E-04	6.63E-03	1.39E-01	2.21E-132	
	BOA	-2.76E+00	1.14E+00	-4.04E-01	-4.10E+00	BOA	2.03E-03	9.38E-03	6.31E-02	6.01E-13	
F9 Shekel m=5	GWO	-6.78E+00	2.61E+00	-5.53E-01	-1.02E+01	F21 Matys	GWO	6.02E-06	5.81E-05	6.38E-04	5.73E-111
	WOA	-9.94E+00	1.13E+00	-5.47E-01	-1.01E+01	WOA	1.01E-04	1.31E-03	2.56E-02	7.71E-209	
	SSA	-6.73E+00	3.90E+00	-1.24E+00	-1.02E+01	SSA	7.68E-04	6.37E-03	5.86E-02	2.43E-16	
	SFLA	-8.24E+00	2.12E+00	-6.28E-01	-1.01E+01	SFLA	1.01E-03	7.45E-03	1.12E-01	2.60E-05	
	SCHHO	4.04E-01	4.58E+00	9.47E+01	9.61E-02	SCHHO	4.04E-03	6.17E-02	1.07E+00	2.98E-214	
	HHO	4.77E-01	2.06E+00	2.87E+01	1.30E-01	HHO	1.63E-03	2.39E-02	4.79E-01	5.31E-124	
	BOA	5.90E-01	2.50E+00	2.81E+01	1.00E-01	BOA	3.20E-02	1.28E-01	7.78E-01	7.81E-14	
	GWO	3.34E-01	1.95E+00	2.87E+01	1.08E-01	F22 Three-Hump Camel	GWO	7.65E-03	7.05E-02	1.25E+00	2.95E-194
	WOA	3.89E-01	2.01E+00	2.87E+01	1.21E-01	WOA	3.87E-03	5.38E-02	1.12E+00	9.01E-88	
	SSA	3.83E+00	7.38E+00	3.45E+01	1.41E-01	SSA	3.91E-02	1.19E-01	5.34E-01	2.37E-16	
F10 Bukin	SFLA	4.11E+00	4.79E+00	2.01E+01	1.03E+00	SFLA	2.96E-03	1.94E-02	2.24E-01	8.74E-06	
	SCHHO	6.14E+00	5.63E+01	6.80E+02	0.00E+00	SCHHO	5.65E+03	9.21E+04	1.79E+06	2.57E-05	
	HHO	1.58E+00	2.70E+01	5.80E+02	0.00E+00	HHO	3.61E+03	7.90E+04	1.77E+06	1.07E-03	
	BOA	1.42E+01	7.15E+01	6.26E+02	1.04E-11	BOA	1.00E+04	8.65E+04	1.19E+06	2.88E+01	
	GWO	6.46E+00	4.73E+01	6.62E+02	0.00E+00	F23 Rosenbrock	GWO	1.00E+04	9.93E+04	1.69E+06	2.72E+01
	WOA	8.65E+00	6.17E+01	6.93E+02	0.00E+00	WOA	6.65E+03	8.06E+04	1.65E+06	2.84E+01	
	SSA	3.11E+01	3.70E+01	2.09E+02	5.34E-03	SSA	5.34E+04	6.99E+04	5.09E+05	9.66E+01	
	SFLA	3.95E+02	1.76E+02	6.13E+02	1.13E+02	SFLA	1.71E+04	5.35E+04	1.00E+06	4.04E+03	
	F11 Griewank	SCHHO	1.97E-02	3.00E-01	6.70E+00	6.45E-14	SCHHO	2.57E-03	5.49E-02	1.23E+00	2.08E-20

续表

函数	算法	平均最优值	标准差	最大值	最小值	函数	算法	平均最优值	标准差	最大值	最小值
	HHO	1.47E-02	1.26E-01	1.86E+00	6.10E-07		HHO	9.16E-03	1.58E-01	3.48E+00	4.62E-17
	BOA	2.93E-01	9.83E-01	5.16E+00	6.78E-04		BOA	4.51E-01	2.49E-01	3.96E+00	3.51E-01
	GWO	5.59E-03	8.27E-02	1.84E+00	1.29E-06		GWO	9.46E-03	1.26E-01	2.55E+00	1.17E-08
	WOA	7.26E-02	1.01E+00	1.92E+01	6.47E-06		WOA	1.09E-03	1.37E-02	2.52E-01	1.32E-08
	SSA	2.92E-02	8.01E-02	4.90E-01	2.55E-14		SSA	2.95E-02	2.06E-01	2.90E+00	3.48E-15
	SFLA	5.55E-02	1.14E-01	7.74E-01	4.15E-04		SFLA	1.25E-02	4.36E-02	4.66E-01	9.03E-05

4.1.2 实验结果分析

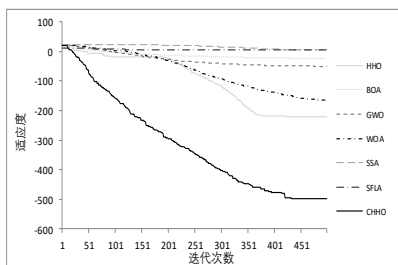
表 2 是 7 种算法在固定全局进化参数条件下 (其中种群数量 $N = 30$, 维度 $D = 30$, 最大迭代次数 $T = 500$) 的实验数据。从表 2 中的最小值可以清晰看出每种算法的寻优精度, 本文改进的 SCHHO 算法在 $F_1, F_3, F_4, F_6, F_7, F_{11}, F_{15}, F_{17} \sim F_{24}$ 等 15 个测试函数上, SCHHO 都取得最高的收敛精度; 在 $F_2, F_5, F_9, F_{10}, F_{12}, F_{14}, F_{16}$ 等 7 个测试函数上, SCHHO 与其他几种算法均能达到相同的收敛精度; 在 F_8, F_{13} 2 个测试函数上, 略低于最优收敛精度。综上, 可以证明改进的 SCHHO 算法相比原算法 HHO 及其余 5 种对比算法能够取得更高的精度、更好的优化性能。

图 3 为在固定的全局演化次数条件下的收敛曲线, 横轴代表迭代次数, 纵轴代表函数值 (除函数 F_9, F_{10} 外, 其余函数值均取自然对数)。从图 3 的收敛曲线可以看出, 在 24 个函数中, $f_1, f_2, f_3, f_4, f_6, f_7, f_{15} \sim f_{18}$ 等 9 个函数曲线明显优于其余 15 个函数曲线。

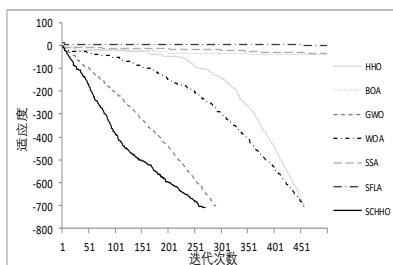
4.2 优化 PCNN 模型图像融合验证实验

4.2.1 实验设计

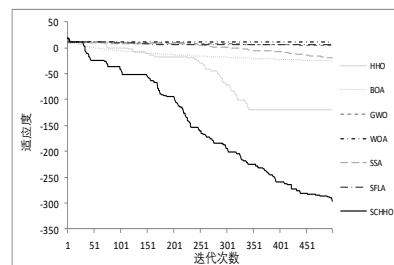
为了验证该融合方法的有效性, 本文选取 4 组果园环境下使用可见光图像和飞行时间相机 (Time of Flight Camera, ToF Camera) 拍摄的置信图 (均已配准, 分辨率为 469×469) 作为源图像进行融合效果对比。



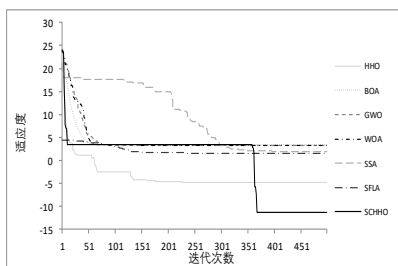
(a) f_1



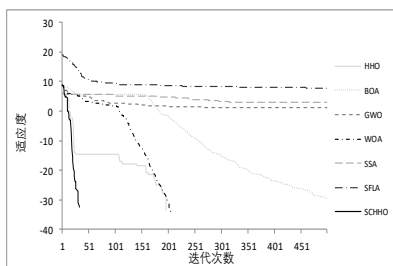
(b) f_2



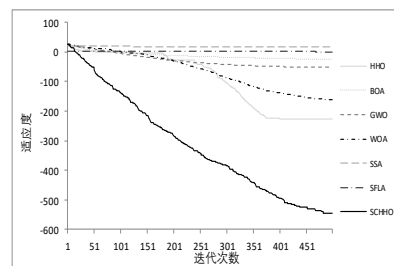
(c) f_3



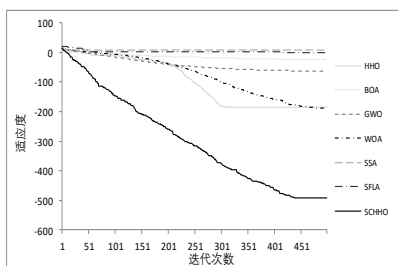
(d) f_4



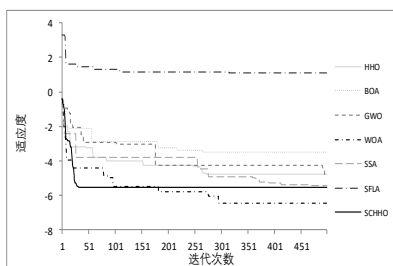
(e) f_5



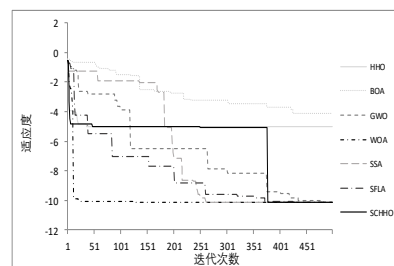
(f) f_6



(j) f_7



(h) f_8



(i) f_9

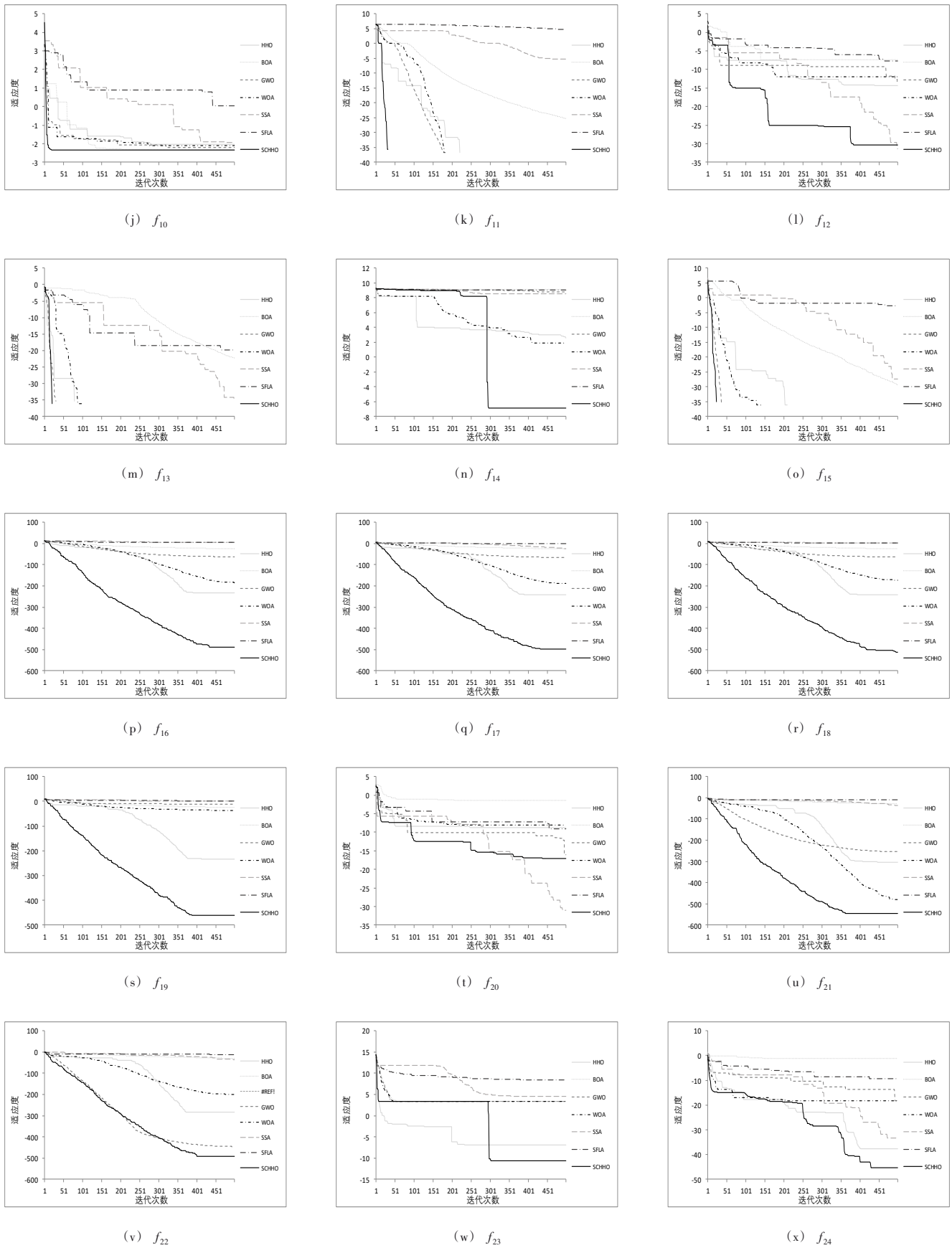


Fig. 3 Convergence curves of 24 test functions selected in this experiment

图3 本文实验选用的24个测试函数收敛曲线

其中, 本文所采用的对比方法包括自适应 PCNN 融合方法^[20]、双通道脉冲耦合神经网络(Dual-channel Pulse Coupled Neural Network, Dual-PCNN)融合方法^[21]、单通道 PCNN 融合方法^[22]、离散小波变换(Discrete Wavelet Transformation, DWT)方法^[23]和本文方法。

4.2.2 图像融合实验结果分析

融合结果通过客观评价进行比较, 选用信息熵(EN)、空间频率(SF)、平均梯度(AG)、交叉熵(CEN)、互信息(MI)、边缘强度(result)等作为评价指标。融合评价指标表达式如表 3 所示。

Table 3 Expression of fusion evaluation indicators

表 3 融合评价指标表达式

评价指标	数学表达式	评价指标	数学表达式
信息熵(EN)	$EN = - \sum_{n=0}^{N-1} P_n \log_2 P_n$	空间频率(SF)	$SF(F) = \sqrt{RF^2 + CF^2}$ $RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} (F(i,j) - F(i,j+1))^2}$ $CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} (F(i,j) - F(i+1,j))^2}$
边缘强度(result)	$G(i,j) = \nabla_x f(i,j) + \nabla_y f(i,j) $ $\nabla_x f(i,j) = f(i,j) - f(i-1,j)$ $\nabla_y f(i,j) = f(i,j) - f(i,j-1)$	互信息(MI)	$MI = \frac{JE_{A,F} + JE_{B,F}}{IE_A + IE_B}$ $JE_{A,F} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} P_{A,F}(i,k) \log P_{A,F}(i,k) / (P_A(i) \times P_F(k))$ $JE_{B,F} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} P_{B,F}(j,k) \log P_{B,F}(j,k) / (P_B(j) \times P_F(k))$
平均梯度(AG)	$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{(\frac{\partial f}{\partial x})^2 + (\frac{\partial f}{\partial y})^2}{2}}$		
交叉熵(CEN)	$H(p,q) = \sum_i p(i) \cdot \log(\frac{1}{q(i)})$		

在空间频率表达式中, M、N 分别表示融合图像的高度和宽度, F(i, j) 表示融合图像中第 i 行和第 j 列像素点的值; 在平均梯度表达式中, M×N 表示图像大小, ∂f/∂x 表示水平方向梯度, ∂f/∂y 表示垂直方向梯度; 在交叉熵表达式中, p 表示真实标记的分布, q 表示融合后图像的标记分布; 在互信息表达式中, 对于源图像 A、B 和融合图像 F, JE_{A,F} 表示 A 与 F 之间的联合熵, IE 表示图像的信息熵, P_{A,F}(i, k) 和 P_{B,F}(j, k) 分别表示 A 与 F、B 与 F 之间的归一化联合直方

图; 在边缘强度表达式中, 使用图像第 i 行和第 j 列的 x、y 方向的一阶差分方程进行计算。

选择 4 组果园环境下的图像对融合算法进行对比实验, 分为(a)~(d)组。各融合算法客观评价指标如表 4、表 5 所示。由表 4、表 5 数据可知, 本文融合方法在部分指标上略低于 Dual-PCNN、单通道和 DWT 融合方法, 但较文献 [20] 的融合方法在客观评价方面的融合效果有显著提升。

Table 4 Objective evaluation indicators for each fusion algorithm (group a, b)

表 4 各融合算法客观评价指标(a、b组)

指标	(a)组					(b)组				
	本文融合方法	文献[20]方法	Dual-PCNN	单通道 PCNN	DWT	本文融合方法	文献[20]方法	Dual-PCNN	单通道 PCNN	DWT
平均梯度(AG_F)	5.838 3	3.908 4	5.509 0	2.758 6	3.409 7	5.411 0	4.016 9	5.912 3	3.030 4	3.275 7
信息熵(EN_F)	7.425 7	7.288 4	7.356 1	7.684 0	7.094 4	6.917 5	6.936 9	6.973 9	6.919 9	7.420 4
交叉熵(CEN_A, B, F)	0.004 6	0.004 8	0.004 6	0.010 7	0.004 1	0.004 3	0.004 3	0.004 0	0.006 3	0.003 8
互信息(MI_A, F)	0.564 6	0.442 3	0.562 9	0.733 7	0.424 1	0.385 5	0.349 0	0.373 2	0.465 7	0.345 5
互信息(MI_B, F)	0.347 9	0.279 6	0.346 8	0.450 2	0.260 1	0.404 3	0.364 9	0.409 2	0.444 3	0.401 0
空间频率(SF_F)	17.561 7	10.887 5	16.922 2	8.343 7	8.082 2	19.496 6	11.867 7	20.091 4	8.657 4	7.273 8
边缘强度(result)	61.175 4	41.396 1	58.168 2	30.245 3	37.160 1	57.295 7	42.951 0	62.861 7	33.163 0	36.004 6

Table 5 Objective evaluation indicators for each fusion algorithm (group c, d)

表 5 各融合算法客观评价指标(c、d组)

指标	(c)组					(d)组				
	本文融合方法	文献[20]方法	Dual-PCNN	单通道 PCNN	DWT	本文融合方法	文献[20]方法	Dual-PCNN	单通道 PCNN	DWT
平均梯度(AG_F)	5.728 8	3.686 0	5.382 0	2.863 8	3.361 0	5.523 7	3.872 3	5.199 1	5.090 8	3.152 5
信息熵(EN_F)	7.231 7	7.128 3	7.116 5	7.080 5	6.794 5	7.149 1	6.948 4	7.248 4	7.246 3	7.313 7
交叉熵(CEN_A, B, F)	0.004 1	0.005 8	0.005 1	0.003 8	0.004 2	0.243 9	0.243 9	0.243 9	0.222 3	0.243 9
互信息(MI_A, F)	0.531 7	0.473 0	0.538 2	0.720 6	0.367 2	0.820 9	0.578 8	0.709 0	0.232 5	0.244 7
互信息(MI_B, F)	0.338 9	0.282 6	0.338 9	0.413 4	0.243 8	3.122 6	1.444 7	4.391 3	5.048 9	1.500 4
空间频率(SF_F)	17.135 3	10.363 6	16.450 4	9.770 1	8.803 6	15.065 6	13.698 7	13.691 0	12.953 7	6.290 3
边缘强度(result)	60.149 6	39.139 9	56.942 0	31.445 7	36.498 7	58.376 2	41.398 8	55.299 1	54.424 6	34.938 4

5 结语

针对 PCNN 模型的参数优化问题,本文利用正余弦动态干扰的哈里斯鹰算法优化 PCNN 模型的重要参数,使模型在图像融合中取得更好的融合效果。利用在果园使用 RGB 相机和 ToF 相机拍摄的 4 组可见光与 ToF 置信图进行异源图像融合实验,证明了改进融合算法的有效性。未来的工作将继续对异源图像融合算法进行深入研究。

参考文献:

- [1] YANG Y C, LI J, WANG Y P. Review of image fusion quality evaluation methods [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2018, 12(7):1021-1035.
杨艳春,李娇,王阳萍. 图像融合质量评价方法研究综述[J]. *计算机科学与探索*, 2018, 12(7):1021-1035.
- [2] SINGH S, GUPTA D. Multistage multimodal medical image fusion model using feature-adaptive pulse coupled neural network [J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2020, 31(2):981-1001.
- [3] GAO H X, WEI T. Image fusion algorithm based on improved PCNN and average energy contrast [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(4):421-428.
高红霞,魏涛. 改进 PCNN 与平均能量对比度的图像融合算法[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(4):421-428.
- [4] ZHAO H, ZHANG J X, ZHANG Z G. PCNN medical image fusion based on NSCT and DWT [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(20):453-462.
赵贺,张金秀,张正刚. 基于 NSCT 与 DWT 的 PCNN 医学图像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(20):453-462.
- [5] DAI P, XU H S. Image fusion based on NSCT and compressive sensing [J]. *Machine Building & Automation*, 2021, 50(6):106-109.
代鹏,许海山. 基于压缩感知的 NSCT 图像融合[J]. *机械制造与自动化*, 2021, 50(6):106-109.
- [6] DAI W Z, WANG Q. Research on fusion method of visible and infrared image based on PCNN and IFS [J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2020, 31(7):738-744.
戴文战,王琪. 基于 PCNN 与 IFS 的可见光与红外图像融合方法[J]. *光电子·激光*, 2020, 31(7):738-744.
- [7] JIA H, PENG X, KANG L, et al. Pulse coupled neural network based on Harris hawks optimization algorithm for image segmentation [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79:28369-28392.
- [8] HUSSAIN K, ZHU W, SALLEH M N B M. Long-term memory Harris' Hawk optimization for high dimensional and optimal power flow problems [J]. *IEEE Access*, 2019, 7:147596-147616.
- [9] GUPTA S, DEEP K, HEIDARI A A, et al. Opposition-based learning Harris Hawks optimization with advanced transition rules: principles and analysis [J]. *Expert Systems With Applications*, 2020, 158:113510.
- [10] QU C, HE W, PENG X, et al. Harris Hawks optimization with information exchange [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, 84:52-75.
- [11] ZHU C, PAN X H, ZHANG Y. Harris Hawks optimization algorithm based on chemotaxis correction [J]. *Journal of Computer Applications*, 2022, 42(4):1186-1193.
朱诚,潘旭华,张勇. 基于趋化校正的哈里斯鹰优化算法[J]. *计算机应用*, 2022, 42(4):1186-1193.
- [12] HOSSEIN N. Development of a comprehensive model and BFO algorithm for a dynamic cellular manufacturing system [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2016, 40(2):1514-1531.
- [13] CHEN G, ZENG G H, HUANG B, et al. HHO algorithm combining mutualism and lens imaging learning [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(10):76-86.
陈功,曾国辉,黄勃,等. 融合互利共生和透镜成像学习的 HHO 算法[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(10):76-86.
- [14] YIN D X, ZHANG L N, ZHANG D M, et al. Harris Hawks optimization based on chaotic lens imaging learning and its application [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2021, 34(11):1463-1474.
尹德鑫,张琳娜,张达敏,等. 基于混沌透镜成像学习的哈里斯鹰算法及其应用[J]. *传感技术学报*, 2021, 34(11):1463-1474.
- [15] DEEPAK H A, VIJAYAKUMAR T. Optimal threshold estimation using grey wolf optimization for EMD-DTCWT based ECG denoising [J]. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 2020, 8(6):2589-2596.
- [16] HEGAZY A E, MAKHLOUF M A, EL-TAWEL G. Improved salp swarm algorithm for feature selection [J]. *Journal of King Saud University-computer and Information Sciences*, 2020, 32(3):335-344.
- [17] AJITH A, JITENDRA R, TARUN K S. Enhanced shuffled frog leaping algorithm with modified memplexes [J]. *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control*, 2021, 11(7):748-767.
- [18] LONG W. A balanced butterfly optimization algorithm for numerical optimization and feature selection [J]. *Soft Computing*, 2022, 26(21):11505-11523.
- [19] MUTHAIAH U, CHITRA S. Mango pest detection using entropy-ELM with whale optimization algorithm [J]. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 2023, 35(3):3447-3458.
- [20] LI M L, LI Y J, WANG H M, et al. A new image fusion algorithm based on adaptive PCNN [J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2010, 21(5):779-782.
李美丽,李言俊,王红梅,等. 基于自适应脉冲耦合神经网络图像融合新算法[J]. *光电子·激光*, 2010, 21(5):779-782.
- [21] WANG N, WANG W. An image fusion method based on wavelet and dual-channel pulse coupled neural network [C]//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing*, 2015:301-305.
- [22] WANG M J, GUO L, WANG X, et al. Color image segmentation based on improved internal activity multi-channel pulse coupled neural networks [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(12):86-92.
王蒙军,郭林,王霞,等. 改进内部活动项的多通道 PCNN 彩色图像分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(12):86-92.
- [23] WANG Y, WANG M Q. Study of infrared and visible image fusion technology based on wavelet transform [J]. *Infrared*, 2013, 34(3):12-14.
王玉,王明泉. 基于小波变换的红外与可见光图像融合技术研究[J]. *红外*, 2013, 34(3):12-14.

(责任编辑:黄健)