

改进哈里斯鹰优化 PCNN 参数的图像融合应用

陈 辉, 刘立群*

(甘肃农业大学 信息科学技术学院, 甘肃 兰州 730070)

摘 要:针对脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)参数较多且难以优化的问题,提出了一种改进哈里斯鹰算法优化 PCNN 参数的异源图像融合方法。首先,提出了一种混合种群增量学习的哈里斯鹰优化算法。在初始进化阶段,采用种群增量学习的方法来加强初始种群在全局开发的能力,扩大了鹰群的搜索范围,使得更好地协调全局开发和局部开发;其次,在开发阶段,将算法原来的逃逸能量公式通过激励函数 tanh 非线性化,提高局部开采能力;然后将改进的算法用来探索 PCNN 的三个重要参数的最优值,采用最大化原则融合源图像。选用 21 个测试函数进行仿真实验,结果表明改进后的算法较原始算法和其他算法拥有更好的寻优性能和更高的精度。通过选用四组图像融合实验,在主观视觉方面相对图像亮度较原算法有一定的提升,在客观评价方面改进后的融合算法较原始的融合算法在多项指标均有提升,四组融合结果表明,在平均梯度、清晰度等四个指标均有提升。融合对比结果证明,该方法在除部分指标外,其余指标优于原始融合算法和其余对比算法。

关键词:哈里斯鹰优化算法;种群增量学习;激活函数;脉冲耦合神经网络;图像融合

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2023)04-0168-07

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2023.04.025

Image Fusion Application of Improved Harris Hawk Optimizing for PCNN Parameters

CHEN Hui, LIU Li-qun*

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

Abstract: Aiming at the problem that Pulse Coupled Neural Network (PCNN) has many parameters and is difficult to optimize, a heterogeneous image fusion method is proposed, which improves the Harris hawk algorithm to optimize PCNN parameters. Firstly, a Harris hawk optimization algorithm for incremental learning of mixed populations is proposed. In the initial evolution stage, the method of population incremental learning is used to strengthen the ability of the initial population to develop globally, expand the search range of the eagle colony, and better coordinate global development and local development. Secondly, in the development stage, the original escape energy formula of PCNN is nonlinearized by the excitation function tanh to improve the local mining ability, then the improved algorithm is used to explore the optimal values of the three important parameters of PCNN, and the maximization principle is used to fuse the source images. 21 test functions are selected for simulation experiments, and the results show that the improved algorithm has better optimization performance and higher precision than the original algorithm and other algorithms. By selecting four sets of image fusion experiments, the relative image brightness in subjective vision has a certain improvement compared with the original algorithm. In terms of objective evaluation, the improved fusion algorithm has improved in many indicators compared with the original fusion algorithm. The four sets of fusion results show that the average gradient, clarity and other four indicators have improved. The fusion comparison results prove that the proposed method outperforms the original fusion algorithm and other comparison algorithms except for some indicators.

Key words: Harris hawk optimization algorithm; population incremental learning; activation function; pulse coupled neural network; image fusion

收稿日期:2022-06-22

修回日期:2022-10-25

基金项目:甘肃农业大学青年导师基金资助项目(GAU-QDFC-2020-08);甘肃省科技计划资助项目(20JR5RA032);甘肃省高等学校科研项目(2019B-086)

作者简介:陈 辉(1999-),男,硕士研究生,研究方向为智能计算等;通信作者:刘立群(1982-),女,硕士,副教授,硕导,研究方向为智能计算、深度学习等。

0 引言

图像融合是指将多幅图像通过选用一定方法融合成为一幅图像,融合图像较源图像清晰度更高、边缘强度更显著、包含的信息量也更多^[1]。对异源图像进行融合处理,能够让人们对场景目标获得更为准确、全面和可靠的图像描述。许多学者近年来专注于异源图像融合的研究,并取得了可观的融合效果。

脉冲耦合神经网络^[2] (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 是 Eckhorn 在研究动物大脑皮层神经元结构的启发而提出的一种具有同步脉冲发放、整体耦合的神经网络模型,该模型与人体的视觉神经结构特点相吻合。PCNN 具有很好的图像处理能力,在图像分割、边缘检测、图像融合等领域有着广阔的应用前景^[3]。郭传奇等^[4]通过将图像空间频率和信息熵作为 PCNN 神经元的链接强度值,提出一种应用于紫外线图像的融合方法。李美丽等^[5]提出一种基于多尺度变换的 PCNN 和果蝇算法 (Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA) 图像融合方法,利用 FOA 优化 PCNN 模型系数来提高图像融合效果。

群体智能优化算法在处理工程优化问题和数值优化问题上具有较高的效率。近年来相关学者通过研究自然界生物生存捕食的规律提出了新的智能算法,如混合蛙跳算法^[6] (Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)、蝴蝶算法^[7] (Butterfly optimization algorithm, BOA)、樽海鞘算法^[8] (Salp Swarm Algorithm, SSA)、灰狼算法^[9] (Grey Wolf Optimization, GWO)、鲸鱼算法^[10] (Whale Optimization Algorithm, WOA)、哈里斯鹰优化算法^[11] (Harris Hawks Optimization, HHO) 等,不少学者在算法原有的基础上也提出了许多有效的改进及相关领域的应用。Heidari 等人从鹰的狩猎行为中得到灵感而提出了哈里斯鹰算法,该算法的结构设计简单清晰,收敛快,寻优能力强。但和其他智能优化算法一样也存在着缺陷,如前期探索过程不够广泛、易于陷入局部最优、后期开发过程收敛精度不足,研究者在不同方面提出改进。Hussain 等人^[12]通过引入具有记忆概念的变体来存储最优历史位置,按照概率来引导个体。汤安迪等人^[13]引入精英等级制度策略、Tent 混沌映射、非线性能量因子和高斯随机游走策略来优化 HHO 算法。Qu 等人^[14]利用个体之间的信息共享交换来优化 HHO 算法。

该文在基础哈里斯鹰优化算法 (HHO) 的基础上,针对上述缺陷,提出了一种混合种群增量学习的哈里斯鹰算法 (Harris Hawk Algorithm for Incremental Learning of Mixed Populations, XHHO)。将改进后的算法应用于优化脉冲耦合神经网络 (PCNN) 参数的自适应设定,并将其应用在图像融合中。实验对比表明,

该算法在主客观评价上均优于对比的融合算法。

1 混合种群增量学习的哈里斯鹰优化算法

哈里斯鹰算法分为探索阶段、探索到开发的转化、开发阶段三部分。探索阶段哈里斯鹰群是寻找并观察猎物的阶段,即种群初始化阶段;此阶段鹰群会根据取值为 $[0,1]$ 的概率因子 q 的大小来采用两种不同的策略。探索到开发的转化是鹰群发现猎物后,向猎物发起捕获的准备阶段,该阶段猎物的逃逸能量 $E \geq 1$ 。在开发阶段,猎物的逃逸能量 $E \leq 1$,鹰根据猎物逃逸能量和引入的一个 $[0,1]$ 的随机数 r 两者的排列组合来采取四种不同策略^[15]。

由于算法在前期探索过程中探索区域不够广泛,从而导致在后期开发过程中极易陷入局部最优而快速收敛,造成了算法求解精度不能满足应用需求。针对哈里斯鹰优化算法目前存在的问题,该文做了如下的优化改进。

1.1 种群增量学习方法

HHO 算法中探索阶段是通过引入在 $[0,1]$ 随机变换的随机数 q 来调整两种不同的公式进行全局探索,极易使得算法陷入局部最优。

提出的 XHHO 算法通过把初始化得到的极值个体通过增量学习的方法使用实数编码;将较优鹰群个体作为参考,最差个体通过变异实现整体优化,扩大了种群群搜索范围,避免了算法陷入局部最优的缺陷。

实数编码方案:

设 S 代表十进制编码,长度为 K ,第 i 个实数位 $S_i (1 \leq i \leq K)$ 的取值为 $0 \sim 9$ 之间的数,即该个体实数位表达为 $(0,1,2,3,4,5,6,7,8,9)$ 之间的一个数。 N 为鹰的数量, \dim 为问题的维度,一个哈里斯鹰的解向量的数据结构可定义如下:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_{\dim}), x_i \in (0, N) \quad (1)$$

在此过程中,对任意一个 \dim 维的问题解,先对位置向量进行降序排列,然后选取适应度值最高的前 $N/2$ 的较优个体作为参考,将原位置向量上每个分量的索引对应到排序后的向量上,选取 $N/4$ 个最差个体进行变异,通过较差个体的变异极大地避免了算法陷入局部最优的缺陷,同时也扩大了搜索范围。其进化原理如图1所示。

1.2 引入激活函数 Tanh

引入激励函数使其更适用于求解更多的非线性问题。图2中显示了Tanh函数的曲线,表达式为式(2):

$$f(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \quad (2)$$

哈里斯鹰捕获猎物过程中,猎物的逃逸能量应随

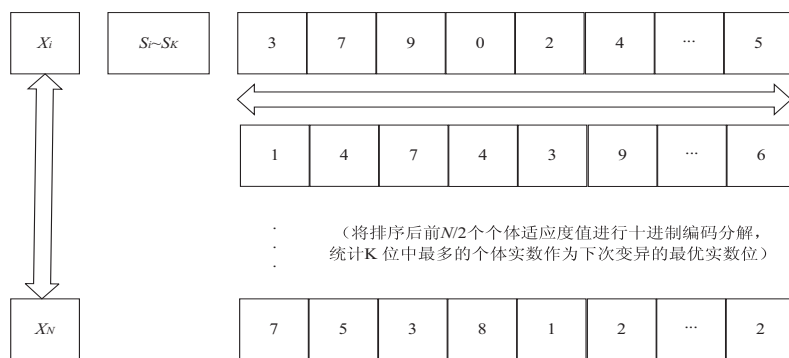


图 1 种群增量学习原理

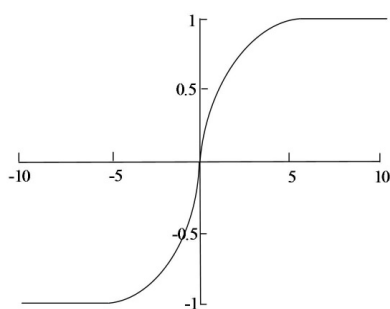


图 2 Tanh 函数曲线

着时间的推移呈现非线性下降的趋势。XHHO 算法中为了更加生动真实地表示兔子在逃跑过程中的能量损失,引入了激活函数 Tanh 使得逃逸能量从原有的线性递减变为非线性递减,使其更符合自然规律,而且能够更加有效地提升算法的求解精度。

由于逃逸能量 E 是从探索阶段向开发阶段过渡的决定性因素,所以合理设计 E 的表达式至关重要。HHO 算法中利用公式(3)来设计逃逸能量。

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (3)$$

式中, E 代表了猎物逃逸时的能量, E_0 是猎物被鹰群发现开始追捕的初始逃逸能量,其大小是-1 到 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。

引入激活函数的逃逸能量表达式如式(4)所示:

$$E = 2E_0(1 - ((\frac{t}{T}) * (2/(1 + \exp(-2 * t) - 1)))) \quad (4)$$

1.3 算法实现步骤

XHHO 算法具体步骤如下:

Step1:对鹰群进行初始化,然后根据每个鹰的适应度函数,确定其最优个体;

Step2:当概率因子 $q \geq 0.5$ 时,利用算法原有公式(5)进行探索,当概率因子 $q < 0.5$ 时,利用种群增量学习方法变异鹰群增强算法全局探索的能力;

$$X(t+1) = X_{\text{rand}}(t) - r_1 |X_{\text{rabbit}}(t) - 2r_2 X(t)| \quad q \geq 0.5 \quad (5)$$

式中, $X_{\text{rand}}(t)$ 代表当前鹰群中随机选择一个单独的个体鹰, $X_{\text{rabbit}}(t)$ 代表当前全局最优个体, $X(t)$ 是当前鹰的位置。

Step3:计算鹰群个体的适应度值,获取当前最优个体鹰;

Step4:按照公式(4)更新逃逸能量 E ;

Step5:根据逃逸能量 E 和策略因子 r 的值选择对应的策略进行开发;

Step6:判断当前迭代次数是否取得最大次数或已满足算法终止条件?符合判断条件则输出最优解,否则返回 Step2。

XHHO 对应算法流程如图 3 所示。

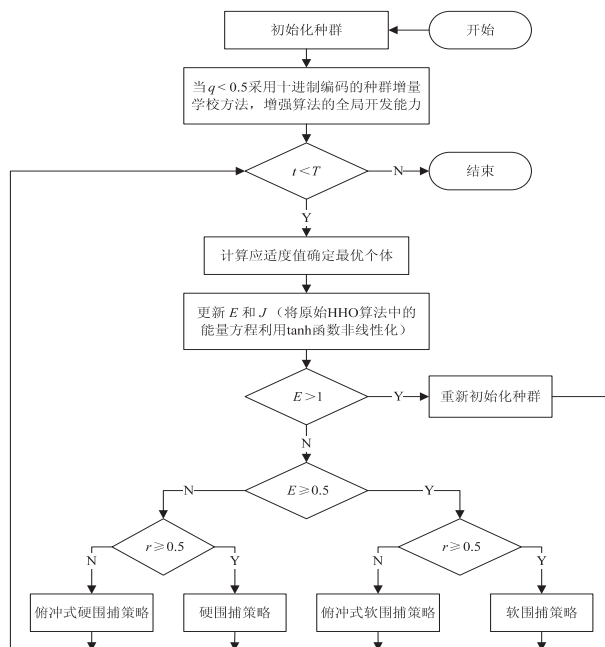


图 3 XHHO 算法流程

1.4 算法时间复杂度分析

设算法总的迭代次数为 T ,种群总数为 S ,维度为 D 。HHO 算法在初始化阶段,要对每个单独的老鹰进行初始化,这一过程的时间复杂度为 $O(N)$;计算种群最优位置时间复杂度为 $O(T * N)$;更新种群位置的时间复杂度为 $O(T * D * N)$,综上 HHO 算法的时间复杂度为:

$$O(\text{HHO}) = O(T) + O(T * N) + O(T * D * N) \quad (6)$$

XHHO 算法将原始 HHO 算法探索阶段概率因子 $q < 0.5$ 的更新策略替换为增量学习方法,且后面能量公式 E 的改变并不改变算法原有的时间复杂度,所以 XHHO 算法的时间复杂度为:

$$O(\text{XHHO}) = O(T) + O(T * N) + O(T * D * N) \quad (7)$$

如上所述,提出的 XHHO 算法未增加算法原有的时间复杂度,整体上优于原始的 HHO 算法。

2 基于 XHHO 算法和 PCNN 的异源图像融合

脉冲耦合神经网络是 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构成了 PCNN 模型。由于 PCNN 模型中参数较多,大多采取经验值,而未能根据相应的应用来自适应调整参数,使得选取的经验值不能满足实际应用问题。其模型方程式如式(8)所示。

$$\begin{aligned} F_{ij}(n) &= I_{ij}(n) \\ L_{ij}(n) &= \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{p,q} W_{ij,pq} Y_{pq} \\ U_{ij}(n) &= F_{ij}(n) \times (1 + \beta L_{ij}(n)) \\ Y_{ij}(0) &= \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \\ \theta_{ij}(n) &= \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n) \end{aligned} \quad (8)$$

2.1 基于 XHHO 算法的 PCNN 模型参数优化

利用 XHHO 算法来探索 PCNN 模型中链接输入 (α_L)、时间衰减系数 (α_θ)、链接强度 (β) 3 个参数的最优值。融合后的图像信息熵和源图像之间的相关性是对融合结果进行客观评估的重要指标。信息熵值越大代表融合结果包含信息越多;相关系数越大,则愈能从原始影像中获得越多的相关信息,越能取得较好的融合效果^[16]。所以 XHHO 在迭代寻优过程中,利用了融合图像评估指标中的相关系数与信息熵的和作为目标函数。融合图像 F 与源图像 A (可见光)、 B (置信图) 的相关系数各占 25%,信息熵占 50%。目标函数表达式如下:

$$\text{fitness} = 0.25(\text{CC}_{A,F} + \text{CC}_{B,F}) + 0.5 * \text{EN}_F \quad (9)$$

式中, $\text{CC}_{A,F}$ 、 $\text{CC}_{B,F}$ 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。

XHHO 算法以迭代探索 fitness 的最大值为目标,结束迭代时将探索的全局最大值作为哈里斯鹰群的最优位置。利用 XHHO 算法优化 PCNN 模型最优参数步

骤如下:

(1) 设哈里斯鹰种群个体数 $N = 30$, 最大迭代次数为 T , 将每只哈里斯鹰表示为 $X(\alpha_\theta, \beta, \alpha_L)$, 通过 XHHO 不断迭代寻优进行 PCNN 模型的参数优化;

(2) 将融合图像的信息熵及与源图像的相关系数之和作为与鹰群最优个体对应的适应度, 探索最优个体;

(3) 寻找最优 fitness;

(4) 记录最好个体鹰的位置, 将其 $X(\alpha_\theta, \beta, \alpha_L)$ 对应的参数作为 PCNN 模型最优参数;

(5) 令 $t = t + 1$, 重复第 2 步、第 3 步, 以判定适应度是否比上次的迭代效果好;

(6) 当 $t = T$ 时, 得到 PCNN 最佳加权系数和最佳融合效果。

图 4 为 XHHO 算法优化 PCNN 参数流程。

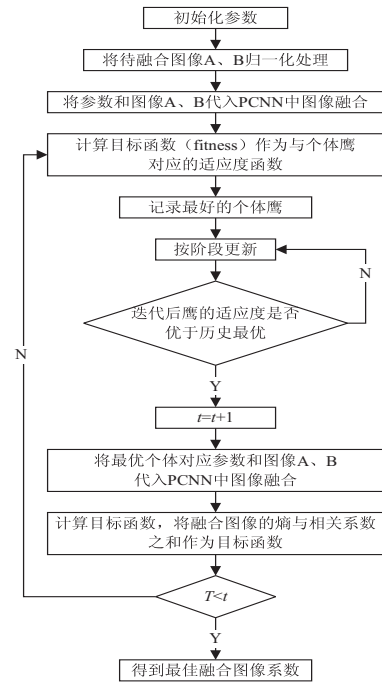


图 4 XHHO 算法优化 PCNN 参数流程

2.2 基于 XHHO 的 PCNN 的图像融合

基于 XHHO 优化 PCNN 图像融合步骤如下:

(1) 将可见光图像 A 与 TOF 图像 (置信图) B 归一化后作为 PCNN1 和 PCNN2 网络的输入神经元, 记作 A' 和 B' ;

(2) 利用 XHHO 优化 PCNN 模型的三个系数 α_θ , β , α_L ;

(3) 将优化后的系数带入公式得到源图像的点火映射图 D_A 和 D_B ;

(4) 融合规则采用最大化原则:

$$\begin{cases} F(i, j) = A(i, j), & D_A(i, j) > D_B(i, j) \\ F(i, j) = B(i, j), & D_A(i, j) \leq D_B(i, j) \end{cases} \quad (10)$$

图 5 为文中融合方法流程。

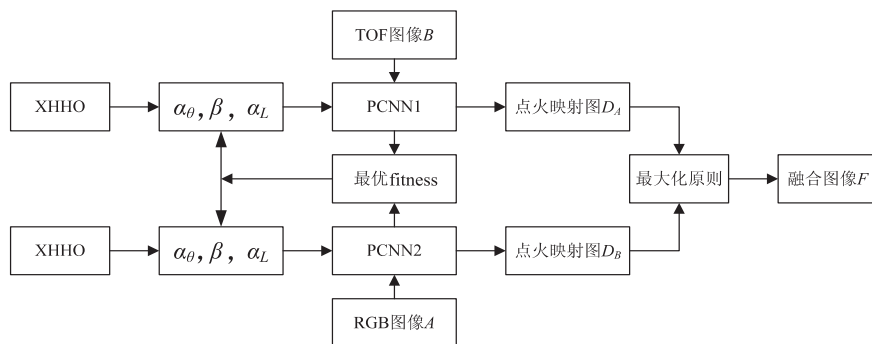


图 5 融合流程

3 实验

3.1 混合种群增量学习哈里斯鹰优化算法性能分析

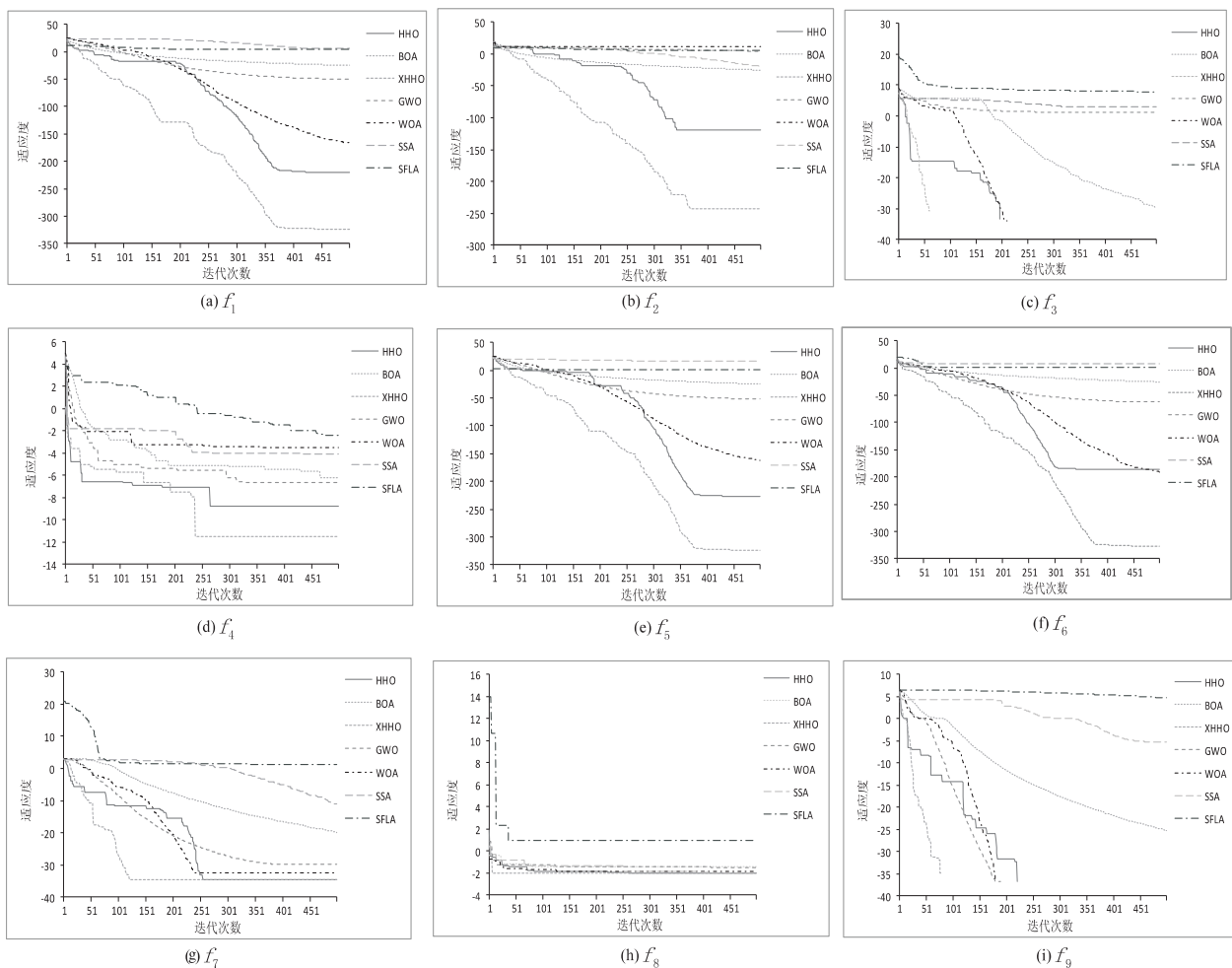
3.1.1 实验设计

通过比较和分析 XHHO 算法与其余 6 种算法 (包括 HHO、BOA、GWO、WOA、SSA、SFLA) 的寻优性能, 选取 21 个 (函数名为 Bent cigar、Zakharov、Rastrigin、QuarticWN、High Conditioned Elliptic、Discus、Ackley、Weierstrass、Griewank、HGBat、Bukin、Schaffer N. 2、Schwefel、Bohachevsky、Rotated hyper-ellipsoid、Sphere、Sum squares、Powell、Booth、Matys、Three-Hump Camel) 具有单峰和双峰不同性质的测试函数^[17]进行仿真实

验, 验证提出的优化算法的性能。优化算法一般都需要利用测试函数来检验其可靠性和鲁棒性, 常用的测试函数一般都具有多维度、多峰值的特点, 能够很好地检测出算法的整体性能, 包括算法的收敛速度、搜索能力和求解精准度。

3.1.2 XHHO 与其他算法性能比较

为了验证 XHHO 算法的优化性能, 将其与 HHO、BOA、GWO、WOA、SSA 和 SFLA 等算法进行了对比。在实验过程中, 所有算法的种群数量 $N = 30$, 维度 $D = 30$, 最大迭代次数 $T = 500$ 。图 6 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_8 外, 其余函数值均取自然对数)。



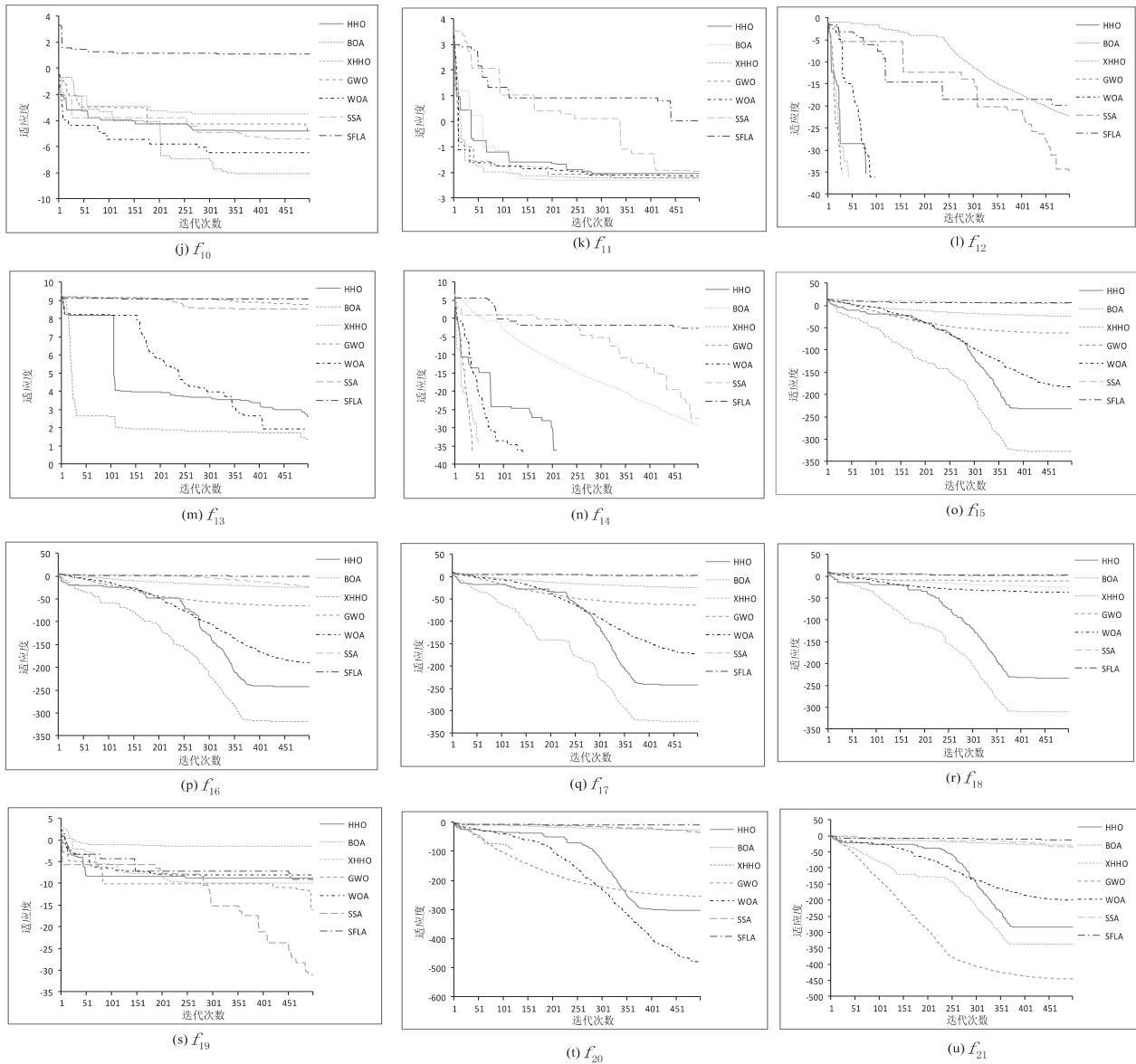


图6 选用测试函数的收敛曲线

3.1.3 结果分析

从图6的收敛曲线可以看出,在21个函数中 f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_6 、 f_9 、 $f_{15} \sim f_{18}$ 等9个函数曲线明显优于其余6种函数曲线, f_{11} 、 f_{12} 、 f_{14} 、 $f_{19} \sim f_{21}$ 等6个函数,7种算法都取到了最优值。综上说明XHHO算法能够取得更高的精度,更好的优化性能。

3.2 基于XHHO优化PCNN系数自适应图像融合性能分析

3.2.1 实验设计

为了验证该融合方法的有效性,选取两组分别存在光照影响的果园环境和无光照影响的室内环境内的可见光图像和飞行时间相机(Time of Flight Camera, ToF Camera)拍摄的置信图(共计四组,均已配准,分辨率为 469×469)作为源图像进行融合效果对比。采用的对比方法包括自适应PCNN融合方法^[18]、双通道脉

冲耦合神经网络(Dual-channel Pulse Coupled Neural Network, Dual-PCNN)融合方法^[19]、小波融合(Discrete Wavelet Transformation, DWT)^[20]、色调饱和度亮度(Hue Saturation Intensity, HSI)融合方法^[21]和文中方法进行对比。

3.2.2 对比结果分析

在以上5种算法融合结果中,文中融合算法在主观视觉方面轮廓和亮度最清晰。除主观评价外,客观评价采用平均梯度、清晰度、信息熵、交叉熵、互信息等作为评价指标,各种融合算法比较结果如表1所示。除交叉熵外,其余4种评价指标越大,图像融合效果越好。由表1数据可知,对于果园环境的两组图像(a组和b组)融合结果在信息熵略低于Dual-PCNN、DWT和HSI方法,交叉熵略差于Dual-PCNN和DWT,互信息略低于HSI方法;室内环境的两组图像(c组和d组)融合结果在互信息熵略低于HSI方法,剩余指标

均优于其余算法。四组图像融合结果表明,文中改进的算法对于原始融合算法在多项指标均有提升,在平

均梯度上提升 0.4~2.1,清晰度提升 0.4~2.1,信息熵提升 0.4~0.7,互信息提升 0.08~1.6。

表 1 各算法的客观评价指标

| (a)组 | XHHO_ PCNN | 文献 [18] | Dual- PCNN | DWT | HSI | (b)组 | XHHO_ PCNN | 文献 [18] | Dual- PCNN | DWT | HSI |
|--------------------|---------------|------------|---------------|---------|---------|--------------------|---------------|------------|---------------|---------|---------|
| 平均梯度 (AV_F) | 7.466 2 | 5.347 4 | 7.043 8 | 4.639 5 | 6.680 6 | 平均梯度 (AV_F) | 5.710 7 | 3.907 6 | 5.610 1 | 3.542 9 | 5.139 2 |
| 清晰度 (CL_F) | 8.873 6 | 6.784 9 | 8.686 3 | 4.776 8 | 8.235 8 | 清晰度 (CL_F) | 6.796 6 | 4.684 5 | 6.701 5 | 3.878 7 | 6.080 6 |
| 交叉熵 (CEN_A,B,F) | 0.546 7 | 0.669 9 | 0.501 7 | 0.414 9 | 0.669 9 | 交叉熵 (CEN_A,B,F) | 0.100 2 | 0.100 2 | 0.080 5 | 0.100 2 | 0.100 2 |
| 信息熵 (EN_F) | 7.433 6 | 7.017 9 | 7.515 2 | 7.674 8 | 7.507 2 | 信息熵 (EN_F) | 7.266 9 | 6.923 6 | 7.337 2 | 7.310 5 | 7.283 3 |
| 互信息 (MI_A,F) | 1.404 8 | 0.831 8 | 2.451 4 | 1.349 6 | 2.831 0 | 互信息 (MI_A,F) | 1.984 1 | 0.797 0 | 2.441 4 | 1.368 3 | 2.850 0 |
| 互信息 (MI_B,F) | 0.581 5 | 0.470 3 | 0.434 2 | 0.289 9 | 0.299 5 | 互信息 (MI_B,F) | 0.591 2 | 0.505 8 | 0.444 0 | 0.345 6 | 0.334 6 |
| (c)组 | XHHO_ PCNN | 文献 [18] | Dual- PCNN | DWT | HSI | (d)组 | XHHO_ PCNN | 文献 [18] | Dual- PCNN | DWT | HSI |
| 平均梯度 (AV_F) | 1.404 2 | 1.044 2 | 1.296 2 | 0.819 9 | 0.729 7 | 平均梯度 (AV_F) | 1.376 1 | 0.933 9 | 1.256 0 | 0.707 9 | 0.603 8 |
| 清晰度 (CL_F) | 1.530 3 | 1.111 7 | 1.432 3 | 1.017 6 | 0.788 9 | 清晰度 (CL_F) | 1.504 0 | 0.991 7 | 1.377 5 | 0.889 5 | 0.650 5 |
| 信息熵 (EN_F) | 7.229 8 | 6.749 7 | 6.906 5 | 6.734 6 | 6.549 3 | 信息熵 (EN_F) | 7.215 7 | 6.559 8 | 6.710 0 | 6.481 8 | 6.309 6 |
| 互信息 (MI_A,F) | 2.277 5 | 1.264 3 | 2.096 3 | 2.857 5 | 4.539 6 | 互信息 (MI_A,F) | 2.335 7 | 1.350 2 | 2.823 9 | 2.773 5 | 4.373 5 |
| 互信息 (MI_B,F) | 2.911 2 | 1.323 1 | 1.183 1 | 0.662 5 | 0.731 0 | 互信息 (MI_B,F) | 2.827 2 | 1.493 2 | 1.265 4 | 0.734 8 | 0.791 1 |

4 结束语

对于传统脉冲耦合神经网络模型最优系数难以解决的问题,通过改进后的 XHHO 算法探索 PCNN 模型中重要的 3 个参数(链接输入(α_l)、时间衰减系数(α_θ)、链接强度(β))的最优取值来优化 PCNN 模型,提出了基于 XHHO 和 PCNN 的异源图像融合方法;并将其应用于可见光图像与 ToF 置信图的融合。经过对置信图和可见光图像的融合实验,表明该方法优于原始的自适应 PCNN 和部分常用的融合算法。今后将对该领域做更加深入的研究。

参考文献:

- [1] 马立新,周小波,单宇.基于自适应 PCNN 的紫外图像融合算法[J].电子科技,2015,28(10):1-3.
- [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] 韩丽娜,耿国华,周明全. PCNN 模型在彩色图像增强中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(1):5-7.

- [4] 郭传奇,汪文革,储彬彬.一种改进的 PCNN 图像融合算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(19):176-178.
- [5] 李美丽.基于多尺度变换的 PCNN 和 FOA 图像融合[J]. 光子·激光, 2016, 27(7):767-772.
- [6] 黄世贤,何晓曦,刘一明.混合蛙跳算法研究综述[J]. 电子技术与软件工程, 2021(3):130-132.
- [7] 王依柔,张达敏,徐航,等.基于自适应扰动的疯狂蝴蝶算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(11):3276-3280.
- [8] 谢聪,郑洪清.一种新型的樽海鞘群算法及其应用[J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(1):184-190.
- [9] 张晓凤,王秀英.灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(3):30-38.
- [10] 史春天,曾艳阳,侯守明.群体智能算法在图像分割中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8):36-47.
- [11] 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] HUSSAIN K, ZHU W, SALLEH M N M. Long-term memory Harris' hawk optimization for high dimensional and optimal power flow problems[J]. IEEE Access, 2019, 7:147596-147616.
- [13] 汤安迪,韩统,徐登武,等.混沌精英哈里斯鹰优化算法

(下转第 181 页)