

群体智能优化算法在医疗领域的应用

陈胤玮¹, 王安琪¹, 李丰森²

1. 甘肃中医药大学信息工程学院, 甘肃 兰州 730000; 2. 甘肃省人民医院财务处, 甘肃 兰州 730000

【摘要】为应对传统算法所存在的一些限制,智能优化算法应运而生,其中群体智能算法成为研究焦点。本研究以灰狼优化算法、蚁狮优化算法、麻雀优化算法、蜻蜓优化算法、鲸鱼优化算法、蚱蜢优化算法为研究对象,从数学模型、改进策略和医疗领域应用方面进行综述。通过横向及纵向的文献对比发现改进后的优化算法在医疗领域中的应用最为广泛,这些优化算法在医疗领域中的优势有利于其后续应用。

【关键词】群体智能优化算法;数学模型;改进策略;应用研究;综述

【中图分类号】R318;TP301

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)05-0646-11

Review on the medical application of swarm intelligence optimization algorithms

CHEN Yinwei¹, WANG Anqi¹, LI Fengsen²

1. School of Information Engineering, Gansu University of Chinese Medicine, Lanzhou 730000, China; 2. Finance Office, Gansu Provincial Hospital, Lanzhou 730000, China

Abstract: In order to cope with the limitations of traditional algorithms, intelligent optimization algorithms have emerged, in which swarm intelligence algorithms have become the research focus. Herein gray wolf optimization algorithm, ant-lion optimization algorithm, sparrow search algorithm, dragonfly optimization algorithm, whale optimization algorithm, and grasshopper optimization algorithm are summarized in terms of mathematical models, improvement strategies and medical applications. Through in-depth literature comparison horizontally and vertically, it is found that the improved optimization algorithms are most widely used in the medicine, and the advantages of optimization algorithms are found to be beneficial to their subsequent medical applications.

Keywords: swarm intelligence optimization algorithm; mathematical model; improvement strategy; applied research; review

前言

传统上,优化算法被分为两部分,即确定性算法和随机算法^[1]。确定性算法被证明容易陷入局部最优解,而随机算法被发现能通过随机性避免局部解。因此,随机算法受到越来越多的关注。在随机算法的研究中,自然启发计算(Natural Inspired Computing, NIC)算法的演示、改进和应用成为一个热点。NIC算法受自然界中的生物、社会或物理过程的启发而设计,而群体智能优化算法作为NIC算法的

一个子集,它们的灵感也来自自然界中群体行为的观察,如鸟群、蚁群、鱼群等生物的协同行为。群体智能由Beni等^[2]首次提出。蚁群算法的历史可以追溯到1991年,由Colomi等^[3]通过研究蚁群搬运食物过程中躲开障碍的路线选择首次提出;之后,越来越多的群体智能优化算法被提出,如灰狼优化(Gray Wolf Optimization, GWO)算法^[4]、果蝇优化算法^[5]、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)^[6]、樽海鞘群体算法^[7]和哈里斯鹰优化算法^[8]等。本研究对GWO算法、蚁狮优化(Ant Lion Optimization, ALO)算法、蜻蜓优化算法(Dragonfly Optimization Algorithm, DA)、麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)、WOA、蚱蜢优化(Grasshopper Optimization Algorithm, GOA)算法这6种优化算法从数学模型、改进策略和医疗领域应用方面进行综述,旨在通过横向和纵向的深入比较,揭示改进后的优化算法在医疗领域中的广泛应用,并

【收稿日期】2023-11-14

【基金项目】甘肃省自然科学基金(21CX6ZA030)

【作者简介】陈胤玮,硕士,研究方向:公立医院智慧财务架构, E-mail: 1298271661@qq.com;王安琪,硕士,研究方向:脑电信号处理, E-mail: 1101709211@qq.com

【通信作者】李丰森,工程师,研究方向:医疗信息化, E-mail: a1768586963@163.com

分析了这些算法在医疗领域中的优势和潜在的发展前景。

1 GWO算法

GWO算法是Mirjalili等^[4]通过研究灰狼群的捕食行为,在2014年提出的一种群体智能优化算法,GWO模拟狼群的捕食方法,基于狼群的协作机制来实现优化。作为猎食者,灰狼种群内部是具有社会属性的,具有严格的社会阶级划分,由上级至下级依次分为: α (α)、 β (β)、 δ (δ)、 ω (ω),狼群的上下级观念很强,下级不得违抗上级的命令。

在GWO运行过程中,狼 α 、狼 β 和狼 δ 的位置在每次迭代中不断更新,其数学模型描述为:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t+1) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (1)$$

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (2)$$

式(1)为灰狼与猎物的距离,其中, t 为当前迭代次数, $X_p(t)$ 和 $X(t)$ 分别为第 t 次迭代时猎物的位置和灰狼的位置。式(2)为更新灰狼位置的公式。 A 和 C 为系数向量,由下式计算:

$$\vec{A} = 2a \cdot \vec{r}_1 - a \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (4)$$

其中, r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机向量,主要作用是增加灰狼运动的随机性; a 表示收敛因子,随着算法的进行,收敛因子从2到0线性衰减,线性关系定义了GWO:

$$a = 2 - 2t/T_{\max} \quad (5)$$

其中, t 是当前迭代次数, T_{\max} 是算法的最大迭代次数。

在抽象空间中进行预测并准确识别猎物的位置是不可能的。GWO模拟狩猎行为,根据适应度值,选择狼 α 、狼 β 和狼 δ ,利用3个位置之间的关系寻找猎物,并引导其他狼向猎物移动。

通过多次迭代,直到找到猎物的位置,数学模型如下:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X| \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} X_1 = |X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha| \\ X_2 = |X_\beta - A_2 \cdot D_\beta| \\ X_3 = |X_\delta - A_3 \cdot D_\delta| \end{cases} \quad (7)$$

$$X(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3)/3 \quad (8)$$

其中, D_α 为狼群 w 与狼 α 之间的距离, D_β 为狼群 w 与狼 β 之间的距离, D_δ 为狼群 w 与狼 δ 之间的距离。式(7)表示更新后新一代狼的位置,式(8)表示狼群 w 的最终位置。

1.1 改进策略

GWO算法与梯度下降算法、遗传算法等算法相比,具有自适应性强、全局收敛性强、参数少的优势;但是,GWO算法仍存在收敛速度慢、求解精度低、容易陷入局部最优等缺点。为此,张阳等^[9]提出一种改进的GWO(MGWO),通过引入指数规则收敛因子策略、自适应更新策略和动态加权策略来提高搜索能力。Rodríguez等^[10]提出基于模糊层次算子的GWO(GWO-fuzzy),使用23个基准函数来评估方法的性能,得出在大多数分析的基准函数中,模糊逻辑的性能比数学模型的性能更好。Yuc等^[11]提出一种混合算法(FWGW),融合烟花算法(FWA)及GWO的优点,有效地实现全局最优,并通过设置平衡系数将FWA的探索能力与GWO的开发能力相结合;与其他几种算法的对比实验发现FWGW能有效提高全局最优搜索能力和收敛速度。

由于GWO算法在对高维数据进行优化时容易陷入局部最优,Xu等^[12]提出一种改进的GWO(CS-GWO),融合传统的GWO和布谷鸟搜索,利用布谷鸟搜索的全局搜索能力更新GWO算法的最佳狼 α 、狼 β 和狼 δ 解决方案,弥补GWO在搜索上的不足;实验结果证明CS-GWO与原始算法比较,具有较强的全局搜索能力,不易陷入局部最优。Duan等^[13]提出一种基于协作的混合GWO-SCA优化器(cHGWO-SCA),利用正弦余弦算法(SCA)的强大搜索更新GWO领先狼的位置,然后将个人最佳狼和领先狼之间的协作应用于杂交位置更新中,从而提高全局探索能力;实验采用IEEE CEC 2013、2014和2019验证cHGWO-SCA的有效性,利用PV模型参数提取和3个约束工程设计问题进一步论证cHGWO-SCA的性能,结果证明cHGWO-SCA是一种高性能的全局优化算法。

1.2 医疗应用

GWO及其改进算法在众多领域中都有广泛的应用,这些算法的灵活性、高效性和全局搜索能力使它们成为许多实际问题的首选工具,有助于改进决策质量、提高资源利用效率,推动各个领域的创新和发展。

Zhang等^[14]提出一种患者流量预测模型,该模型考虑了患者流量的变化动态和客观规则来处理由于多种因素导致真正的最佳治疗效果未达到预期的问题,并预测患者的医疗需求。该研究首先提出一种高性能的优化方法(SRXGWO),将Sobol序列、柯西随机替换策略和定向突变机制整合到GWO,然后利用SRXGWO提出患者流量预测模型(SRXGWO-SVR)来优化支持向量回归(SVR)参数;实验结果表

明 SRXGWO-SVR 有望成为一个可靠且高效的患者流量预测系统,帮助医院尽可能有效地管理医疗资源。

多模态医学融合成像是图像引导医学诊断的一个重要方面。Rajakumar 等^[15]提出一种由非亚采样剪切带变换概念和GWO演化而来的高效医学融合成像系统。该系统的初始程序包括一个图像和另一个图像之间的直方图匹配,以增强两个图像的公共动态范围;多模态医学图像的分解由NSST完成,最佳分解电平由增强GOA使用最佳增益参数进行缩放;此外,通过增强程序进行去噪,以提高其视觉质量。

Dhakhinamoorthy 等^[16]使用WOA和GWO的混合算法(HWGO)对阿尔兹海默病进行预测,采用HWGO分割大脑亚区域,从而有助于阿尔茨海默病诊断,用不同的措施对分割区域进行验证,其准确率为92%;分割后,利用深度学习分类器对普通图像和阿尔兹海默病图像进行分类,HWGO能获得90%的准确率。

由于噪声的存在,所以在图像分析中去噪至关重要。Dodamani 等^[17]使用GWO引导的非局部均值对X射线图像进行降噪处理,分割阶段使用带有注意力模块的多分辨率U-Net架构;该方法在真实的X射线图像中分割骨骼区域时显示出更好的结果。

2 ALO 算法

受到自然界蚁狮的捕食行为的启发,Mirjalili^[18]于2015年提出ALO。ALO主要包括蚂蚁、蚁狮和精英蚁狮。使用轮盘赌和随机漫步方法随机初始化蚁群和蚂蚁的位置,每只蚂蚁在完成其路径后,采用适应度函数进行评估。如果蚂蚁的位置被证明优于周围的蚁狮,那么它的位置被视为当前的最优解;如果一只蚂蚁被一只蚁狮捕获,那么该蚁狮的位置成为最优解。在每次迭代期间,精英蚁狮代表蚁狮群体中的最优解。如果最优蚁狮超过精英蚁狮,后者将被更新,否则,它将保持不变,直到迭代结束,最终输出精英蚁狮。随机漫步用于展示蚂蚁的移动,可以用式(9)表示:

$$X(t)=[0, cs(2r(t_1)-1)], \dots, cs(2r(t_n)-1)) \quad (9)$$

其中,cs表示累积和, $r(t_n)$ 表示第 n 次迭代的随机游走函数。将式(9)归一化得到:

$$X_i^{(t)} = \frac{(X_i^{(t)} - a_i) \cdot (d_i - c_i^{(t)})}{(d_i^{(t)} - a_i)} \quad (10)$$

其中, a_i 和 d_i 分别表示第 i 个个体的最小值和最大值, $c_i^{(t)}$ 和 $d_i^{(t)}$ 分别表示第 i 个变量在第 t 次迭代中的最大值。

蚂蚁的随机行走受到蚁群陷阱的影响,如式(11)和式(12)所示:

$$c_i^{(t)} = \text{Antlion}_j^{(t)} + c^{(t)} \quad (11)$$

$$d_i^{(t)} = \text{Antlion}_j^{(t)} + d^{(t)} \quad (12)$$

其中, $c^{(t)}$ 和 $d^{(t)}$ 分别为个体在第 t 次迭代中的最小值和最大值, $\text{Antlion}_j^{(t)}$ 表示第 t 次迭代中第 j 只蚁狮的位置。

如式(13)所示,蚂蚁通过轮盘赌或随机行走的方式在蚁群周围行走。

$$\text{Ant}_i^{(t)} = \frac{R_A^{(t)} + R_E^{(t)}}{2} \quad (13)$$

其中, $R_A^{(t)}$ 和 $R_E^{(t)}$ 分别代表轮盘赌的随机步行或第 t 天第二轮精英周围的随机步行, $\text{Ant}_i^{(t)}$ 表示第 i 只蚂蚁在第 t 次迭代中的位置。

随着迭代次数的增加,蚁狮会通过缩小边界来接近近似最优解:

$$c^i = \frac{c^{(t)}}{I} \quad (14)$$

$$d^i = \frac{d^{(t)}}{I} \quad (15)$$

其中, I 代表比率, $c^{(t)}$ 和 $d^{(t)}$ 分别是第 t 次迭代中所有变量的最小值和最大值。迭代后,蚁狮将捕食蚂蚁,位置更新公式如式(16)所示:

$$\text{Antlion}_j^{(t)} = \text{Ant}_i^{(t)}, \text{ if } f(\text{Ant}_i^{(t)}) > f(\text{Ant}_j^{(t)}) \quad (16)$$

其中, $\text{Antlion}_j^{(t)}$ 和 $\text{Ant}_i^{(t)}$ 表示第 t 次迭代的第 i 和第 j 个蚁狮的位置。

2.1 改进策略

Kilic 等^[19]在2020年提出一种改进的ALO,针对ALO运行时间长进行改进,采用改进的随机行走模型和锦标赛选择方法代替轮盘选择方法和边界值的再现机制,结果发现改进算法相比原算法具有更好的性能。Guo 等^[20]在2020年提出一种基于螺旋复杂路径搜索模式的改进ALO,采用28种螺旋路径搜索策略,提高种群多样性,增强算法的探索与开发平衡能力;实验结果表明改进算法能较好地求解函数优化、带约束的经典工程问题和多目标函数优化问题。基于螺旋复杂路径搜索模式的改进ALO具有勘探与开发均衡、收敛速度快、精度高等特点。Mirjalili 等^[21]在2017年提出一种改进的优化器(MOALO),首先使用存储库来存储迄今为止获得的非支配帕累托最优解;然后,为引导蚂蚁前往至有前途的多目标区域,利用轮盘机制覆盖蚁狮范围并选择解决方案。对比MOALO与NSGA-II和MOPSO,结果表明MOALO具有较高的收敛性和覆盖率。Roeva 等^[22]在2023年提出一种ALO与遗传算法混合的算法(ALO-GA),该算法能平衡勘探和开发,显著提高全局优化能力;与其他的混合算法进行比较实验,并基

于Friedman检验、Wilcoxon检验、Kruskal-Wallis检验、配对 t 检验和方差分析的统计学分析对结果进行证实。最佳目标函数 J 值的结果显示,ALO-GA模型与GA-ACO模型相比提高了6.5%,与ACO-FA模型相比提高了7%,与ABC-GA模型相比提高了7.8%。Amaireh等^[23]于2023年提出一种混合的改进ALO,融合GOA与ALO,由于蚁狮捕食其他昆虫的机制,ALO在开发方面很强,而GOA中的社会力量代表了整个搜索空间的强大探索能力,因此,混合后的性能被大大提高;实验结果证明混合后的算法优于原本及其他优化算法。

2.2 医疗应用

ALO在医疗信息化领域的应用可以提高医疗服务的效率、准确性和质量,有助于改善患者的医疗体验,并对医疗领域的决策制定和资源管理产生积极影响。Tarle等^[24]使用ALO改进神经模糊分类器进行医学数据分类。在可获取的医疗数据分类过程中,主要采用预处理来处理医学数据集中尚未处理的数据;之后,利用正交局部保留投影来减少属性的大维数;最后,将人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)与神经网络相结合,对疾病进行分类。由于分类是在没有从医学数据集中删除重要属性的情况下进行的,这就导致这种方法时间久、准确性差。使用ALO对神经模糊分类器进行改良并使用果蝇优化算法进行优化,最终消除了这些困难,使此过程任务更快,并产生更精确的结果。

针对患者预约安排问题,Ala等^[25]提出一种混合整数线性规划模型来制定问题并根据患者的一般健康状况(紧急或常规患者)治疗入院患者并排队。该模型利用模糊蚂蚁狮子优化(FALO)策略和非支配排序遗传算法II(NSGA-II)对多目标患者预约调度问题进行优化,使用FALO分析公平性政策,应用NSGA-II提高医疗服务效率;数据集测试结果表明了

所提出的方法的潜在优势,FALO将公平性和患者满意度提高到80%以上,并将预约等待时间减少50%。

冠心病一直是医疗关注重点,对冠心病进行分析有助于降低患冠心病的几率,而冠状动脉形态的评价对冠心病的治疗具有重要的指导意义。Lu等^[26]使用混沌高斯变异蚁群优化算法(CGALO)结合支持向量机(SVM),构建分级流量储备的分类预测模型;实验结果表明该模型对冠状动脉形态的评价平均准确率达到92%,可以有效地辅助医生制定相应的决策和评估方案。

心房颤动是最普遍的心律失常,被认为是死亡、卒中、住院和心力衰竭的最重要危险因素之一,可以通过分析患者心电图来检测心房颤动。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)模型可以用于改进心房颤动的自动检测,但是卷积层的数量在不同的CNN模型中各不相同,随着模型的深入,会添加更多的超参数。Ouanane等^[27]使用ALO优化CNN的超参数;实验结果表明该方法的灵敏度、特异性和准确率分别达到99.72%、98.95%和99.40%,ALO可以提高CNN的性能。

3 DA

Mirjalili^[28]于2015年提出另一种元启发式优化算法,即DA。DA模仿蜻蜓的集群行为,蜻蜓集群的原因可以是迁徙或捕猎(动态群或静态群),静态和动态集群行为分别与启发式优化算法的探索和开发阶段相一致。图1展示了蜻蜓在静态和动态集群中的行为。使用6个权重引导人工蜻蜓走不同的路径,分别是分离权重(s)、对齐权重(a)、凝聚权重(c)、食物因子(f)、敌人因子(e)和惯性权重(w)。在优化过程中自适应调整集群权重(s 、 a 、 c 、 f 、 e 和 w)是平衡探索和开发的一种方法。

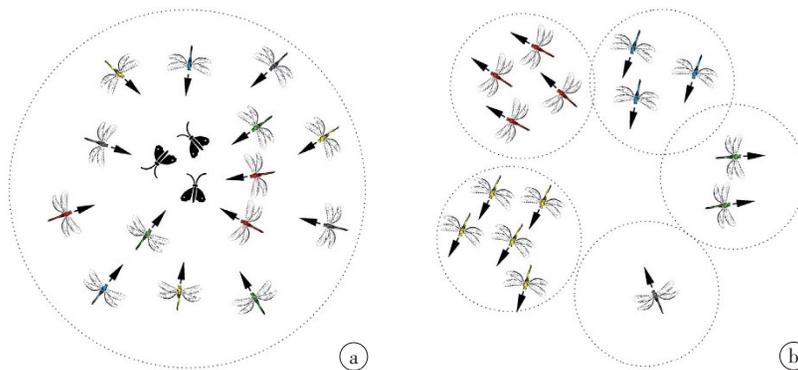


图1 动态蜻蜓群(a)与静态蜻蜓群(b)

Figure 1 Dynamic dragonfly swarm (a) and static dragonfly swarm (b)

计算分离:

$$S_i = -\sum_{j=1}^N X - X_j \tag{17}$$

其中, X 表示当前个体的位置, X_j 表示第 j 个相邻蜻蜓的位置, N 表示蜻蜓群中相邻个体的数量, S 表示第 i 个个体的分离运动。

计算对齐:

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^N V_j}{N} \tag{18}$$

其中, A_i 是第 i 个个体的对齐运动, V_j 是第 j 个相邻蜻蜓的速度。

凝聚力表示为:

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^N X_j}{N} - X \tag{19}$$

其中, C_i 为第 i 个个体的内聚力, N 为邻域大小, X_j 为第 j 个相邻蜻蜓的位置, X 为当前蜻蜓个体。

食物的吸引力计算如下:

$$F_i = X^* - X \tag{20}$$

其中, F_i 是第 i 只蜻蜓对食物的吸引力, X^* 是食物来源的位置, X 是当前蜻蜓个体的位置。在此,食物是迄今为止具有最佳目标函数的蜻蜓。

捕食者向外分散注意力的计算如下:

$$E_i = X^* + X \tag{21}$$

其中, E_i 是敌人对第 i 个个体的分散动作, X^* 是敌人的位置, X 是当前蜻蜓个体的位置。

人工蜻蜓使用两个向量搜索空间中的位置更新,即步长向量 ΔX 和位置向量 X 。

步长向量的定义如下:

$$\Delta X_{t+1} = (sS_i + aA_i + cC_i + fF_i + eE_i) + \omega \Delta X_t \tag{22}$$

其中, S_i 为第 i 只蜻蜓的分离, A_i 为蜻蜓的对齐, C_i 为蜻蜓的凝聚力, F_i 为第 i 个个体的食物来源, E_i 对蜻蜓来说代表敌人的位置, ω 为惯性权重, t 为迭代计数器。

步长矢量计算完成后,位置矢量的计算如下:

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_{t+1} \tag{23}$$

其中, t 表示当前迭代。

3.1 改进策略

Hammouri 等^[29]提出一种改进的特征选择 DA (BDA),使用不同的策略来更新分离权重、对齐权重、凝聚权重、食物因子、敌人因子和惯性权重这几个权重,以解决特征选择问题,提出的算法有线性 BDA、二次 BDA 和正弦 BDA;根据分类准确性、所选特征的数量和适应度值对算法进行比较,结果表明所提出的正弦 BDA 优于同类特征选择算法,并且所提出的更新机制对算法性能有较大影响。

Sayed 等^[30]提出混沌 DA (CDA),将混沌地图嵌

入到 DA 中的搜索迭代,采用 6712 张混沌图,通过优化过程调整蜻蜓运动的主要参数,加快收敛速度,提高 DA 效率。利用该算法从包含 553 种药物的药物库数据库中提取的数据集中选择特征。实验结果表明 CDA 能找到最优特征子集,与 DA 和其他元启发式优化算法相比, CDA 能最大限度地提高分类性能并减少选择特征的数量;高斯混沌映射是显著提高 DA 性能的合适映射。

蜻蜓的随机飞行行为是在 DA 中用 Levy 飞行机制 (LFM) 建立的,但是 LFM 也存在搜索区域溢出、搜索步长过大导致随机飞行中断等缺点。针对这些缺点, Aci 等^[31]利用布朗运动的算法对 DA 的随机化阶段进行改进;通过与原始算法进行对比试验,结果发现改进后的 DA 在最小点访问上相比原始算法高出 90%。

为解决感应电机在部分负载条件下以额定磁通运行时效率低下的问题, Shukla 等^[32]提出一种混合算法 (SL-DA),该算法混合 DA 和群搜索优化,对比 SL-DA 与粒子群优化算法,结果发现 SL-DA 算法对效率、速度、扭矩、节能和输出功率的优化优于其他算法。

3.2 医疗应用

DA 在医院信息化中的应用有助于提高医院管理的效率、降低成本,并确保患者能获得更好的医疗服务。人工神经网络 (ANN) 是一种进化计算技术,可用作新数据记录的预测模型,可以与 DA 和 ABC 等优化方法结合使用,其中, ABC 可以优化 ANN 的突触权重。Yasen 等^[33]使用 DA 作为优化算法提出一种 ANN-DA 疾病预测模型,该模型将 DA 应用于 ANN 神经元间每个连接权重,以此优化预测结果。在 5 个不同数据集上对 ANN-DA、ABC 和 ANN-ABC 模型进行性能评估,结果评估中考虑的指标是准确率、召回率、精密度、F-measure 和 AUC。结果表明 ANN-DA 在所有数据集上的准确率最高,在 4 个数据集上的 F-measure 和 AUC 均最高,此外, ANN-DA 在 3 个数据集上获得最好的查准率和查全率; ANN-DA 的 30 次运行的标准差值低于 ANN-ABC。

心脏疾病是许多国家的致命疾病之一。Saeed 等^[34]提出一种混合的二进制 DA 和互信息用于特征选择,采用 SVM 和多层感知器进行分类。使用二进制 DA 选择的特征时, SVM 实现 94.44% 的最大分类准确度,而多层感知器实现 92.59% 的准确度;使用互信息与二进制 DA (MI_BDA) 算法获得的特征时, SVM 和多层感知器都达到了 96.29% 的准确率。

Parthiban 等^[35]提出一种基于脑电图信号的癫痫

识别方法,用于辨别癫痫的类型。在对脑电信号进行预处理、分解、特征提取和减小信号维度后,利用混合DA(HDA)优化的ANN将信号分为癫痫信号和正常信号。Khalil等^[36]提出一种两步DA聚类技术,用于准确提取脑肿瘤初始轮廓点。在预处理步骤中从头部提取大脑,然后使用两步DA提取肿瘤边缘,并将这些提取的边缘用作MRI序列的初始轮廓,最后,使用水平集分割方法从所有体积切片中提取肿瘤区域。

4 SSA

Xue等^[37]提出SSA,该算法模拟麻雀觅食的性质,具有原理简单、调整参数少、编程难度小等优点。SSA分为3个阶段:发现者、追随者和研究者。

发现者的位置更新公式如下所示:

$$\mathbf{X}_{ij}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{ij}^t \cdot \exp\left(\frac{-h}{\alpha \cdot M}\right), & \text{if } R_2 < ST \\ \mathbf{X}_{ij}^t + Q \cdot \mathbf{L}, & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (24)$$

其中, h 为当前迭代的次数; M 为最大迭代次数; \mathbf{X}_{ij} 为第 i 只麻雀在第 j 维的当前位置; α 为随机数, $\alpha \in [0, 1]$; R_2 和 ST 分别表示警告和安全值,当 $R_2 < [0, 1]$, $ST < [0.5, 1]$; Q 为随机数的正态分布; \mathbf{L} 为一个元素都为1的 $1 \times D$ 矩阵。附近没有发现天敌时, $R_2 < ST$,发现者可以执行广泛的搜索机制;当有组内个体发现天敌出现时, $R_2 \geq ST$,这时群体就会采取防护措施,发现者将引领追随者前往安全位置。追随者在发现者之后进行食物搜索,在发现者所在的位置周围进行邻居搜索。位置更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{ij}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^t - \mathbf{X}_{ij}^t}{i^2}\right), & \text{if } i > \frac{n}{2} \\ \mathbf{X}_p^{t+1} + |\mathbf{X}_{ij}^t - \mathbf{X}_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (25)$$

其中, \mathbf{X}_p 为当前发现者占据的最佳位置; $\mathbf{X}_{\text{worst}}$ 为当前的最差位置; \mathbf{A} 是一个 $1 \times d$ 的矩阵,其中每个元素的值为1或-1, $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 。当 $i > n/2$ 时,此时麻雀种群会在感觉到危险时进行反击。

研究者是种群内随机选择的个体。当捕食者入侵时,它们会发出信号,让麻雀逃到安全的位置,行为公式如下:

$$\mathbf{X}_{ij}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{best}}^t + \beta \cdot |\mathbf{X}_{ij}^t - \mathbf{X}_{\text{best}}^t|, & \text{if } f_i \neq f_g \\ \mathbf{X}_{ij}^t + K \cdot \left(\frac{|\mathbf{X}_{ij}^t - \mathbf{X}_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_\omega) + \varepsilon}\right), & \text{if } f_i = f_g \end{cases} \quad (26)$$

其中, \mathbf{X}_{best} 是当前的全局最优位置; β 是控制步长的参数,并且是一个均值为0、方差为1的随机数; $K \in [-1, 1]$ 是一个随机数; f_i 是麻雀的适应度值; f_g 和 f_ω 分别是当前搜索范围内的最佳和最差适应度值; ε 是为了防止分母为0而设置的最小实数。当 $f_i \neq f_g$ 时,表

示麻雀处于种群边界,容易受到捕食者的威胁,因此需要调整其位置;当 $f_i = f_g$ 时,表明种群中的麻雀个体意识到危险,需要靠近其他麻雀以避免危险。

4.1 改进策略

SSA是一种相对较新的群体智能启发式算法,具有收敛速度快、优化能力强、应用场景广等特点;但SSA也在初始种群质量、搜索能力和种群多样性方面存在缺陷。2020年,Song等^[38]提出一种改进的SSA(ISSA),使用基于倾斜帐篷地图的混沌方法来生成初始种群,以实现更高质量的收敛;实验结果证明ISSA在精度、速度和稳定性的收敛特性上优于原算法。

Yan等^[39]针对SSA对当前个体利用率低、缺乏有效搜索的缺点,提出一种基于迭代局部搜索的改进SSA,改进边界控制,在保留个体随机性的同时有效利用边界外的个体;与其他优化算法进行对比实验,结果表明改进SSA具有较好的普适性。

针对SSA易陷入局部最优,并依赖于初始种群阶段的缺点,Ouyang等^[40]提出一种多策略改进SSA(KLSSA),采用K-means聚类方法改进依赖初始种群阶段的缺点,并且在发现者和追随者的位置更新计算中,分别引入征税逃逸机制和自适应局部搜索策略,以改进易陷入局部最优的缺点;通过10个标准测试函数可以看出,多策略改进SSA具有更强的优化能力和更好的优化速度。

张伟康等^[41]提出一种混合策略改进SSA(MSSSA),结合蝴蝶优化算法,改进发现者的位置更新方法,增强算法的全局探索能力;与其他算法进行对比实验,结果发现MSSSA具有较好的收敛性和求解精度,全局寻优能力得到较大提高。

4.2 医疗应用

SSA在医院信息化中可以提供多方面的支持,从数据分析到资源管理,再到患者服务的各个方面,有助于医院提供更高效、更智能化的医疗服务,同时降低成本和提高医疗质量。

Liu等^[42]提出一种计算机辅助系统,用于脑肿瘤的自动诊断,该方法包括4个主要部分:预处理、分割技术、特征提取、最终分类。采用灰度共生矩阵和离散小波变换对MR图像进行特征提取,然后注入优化的CNN进行最终诊断。CNN通过SSA分类进行优化,结果发现SSA优化过后的系统的效率更高。

为提高医学图像质量,Fan等^[43]提出一种基于改进SSA的对比特度增强方法,该方法可以用来增强医学图像,利用改进SSA对变换函数中的参数进行优化;通过对常用数据集进行大量的实验和定性和定量分析证实所提方法优于现有的一些医学图像处理方法。

Ramesh 等^[44]将 SSA 应用于胰腺癌分类和识别的医学图像分析,采用基于堆叠深度学习的医学图像分析技术进行 CT 图像的胰腺癌检测和分类;在胰腺 CT 图像综合数据库上进行广泛实验,结果发现该方法的最高灵敏度为 99.26%,特异性为 99.26%,准确率为 99.26%。

为帮助医生做出治疗决策,提高食管鳞状细胞癌患者生存质量。Wang 等^[45]基于 SSA 建立食管鳞状细胞癌患者生存预测模型的算法和 SVM(SSA-SVM);经过验证发现 SSA-SVM 具有更高的预测精度,并且能准确预测患者的 5 年生存率。

5 WOA

WOA 由 Mirjalili 等^[6]于 2016 年提出。WOA 的直接灵感来源于座头鲸的一种特殊捕食方法,即气泡网捕食法。座头鲸喜欢在靠近水面的地方捕食成群的磷虾或小鱼,且据观察,这种觅食是通过沿着圆形或“9”形路径产生独特的气泡来完成的,如图 2 所示。



图 2 气泡网捕食法的可视化

Figure 2 Visualization of bubble-net predation

算法可分为 3 个阶段:

(1) 寻找食物阶段:寻找食物阶段是鲸鱼随机寻找食物的过程,当前单个鲸鱼随机选择另一个个体鲸鱼作为目标,并向其位置移动。该过程对应于算法的全局开发阶段。如式(27)表示:

$$\begin{cases} X(t+1) = X_{\text{rand}}(t) - A \cdot D_1 \\ D_1 = |C \cdot X_{\text{rand}}(t) - X(t)| \end{cases} \quad (27)$$

其中, $X_{\text{rand}}(t)$ 是从当前鲸群群体中随机选择的一个个体鲸; $X(t)$ 是当前个体鲸的位置; C 是一个系数向量,其随机分布在 $[0, 2]$ 范围内。 $|A|$ 应参考以下方程:

$$\begin{cases} A = 2a \cdot r - a \\ a = 2 - \frac{2t}{T_{\text{max}}} \end{cases} \quad (28)$$

其中, r 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数, a 为控制参数, t 为当前迭代次数, T_{max} 为最大迭代次数。随着迭代次数 t 的增加, a 从 2 到 0 呈线性递减,系数 $|A|$ 的值也从 2 递减到 0。

(2) 包围阶段:鲸鱼群体在捕食时采用一种称为“气泡网攻击法”的方法,包括两个机制,即收缩和螺旋更新,对应于 WOA 的局部开发利用阶段。在 WOA 中,目前已获得最佳解的种群个体被认为是目标猎物,而其他个体则朝它靠近。缩小包围阶段的数学模型应参考以下方程:

$$\begin{cases} X(t+1) = X_{\text{best}}(t) - A \cdot D_2 \\ D_2 = |C \cdot X_{\text{best}}(t) - X(t)| \end{cases} \quad (29)$$

其中, $X_{\text{best}}(t)$ 是当前种群中位置最佳的个体鲸, D_2 是包围步长的长度。 $|A|$ 的值越小,鲸鱼游泳的步长就越小。

(3) 捕食阶段:在螺旋更新阶段,其他鲸鱼将以螺旋形向最佳鲸鱼靠近的方向游动以寻找食物,这使得它们寻找到达最佳鲸鱼个体位置的最佳路程方案。螺旋更新的初始点是当前鲸鱼的位置,目标终点是当前最佳鲸鱼的位置。数学模型可以参考下式:

$$\begin{cases} X(t+1) = D_3 \cdot e^{lb} \cdot \cos(2\pi l) + X_{\text{best}}(t) \\ D_3 = |X_{\text{best}}(t) - X(t)| \end{cases} \quad (30)$$

其中, D_3 是当前个体鲸和位置最佳的鲸之间的距离, b 是一个常数系数, l 是在 $[0, 1]$ 范围内的随机数。

5.1 改进策略

Mostafa Bozorgi 等^[46]于 2019 年结合 WOA 和差分进化,提出一种改进算法(IWOA),改进优化原始算法过早收敛、容易陷入局部最优的问题;与原始算法及其他算法的对比实验发现 IWOA 的最终解的质量和收敛率方面优于其他算法。

Li 等^[47]于 2020 年提出一种基于帐篷混沌地图和比赛选择策略的改进鲸鱼优化算法(MWOA),帐篷混沌地图增加了在种群初始化过程中的种群多样性和随机性,比赛选择策略能提高了算法的准确性和算法的开发能力。

Deng 等^[48]提出一种具有多策略和混合算法的改进 WOA。利用混沌映射避免 WOA 初始种群分布偏离最优值,通过结合黑寡妇算法的信息素和基于对立的学习策略提高 WOA 的收敛速度和全局性能,采用自适应系数和新的更新模式取代原有的更新模式,使 WOA 的结构更简单和准确。通过与别的算法的对比实验得出,该算法在收敛速度、稳定性、精度和全局性能方面具有优异的性能。

Li 等^[49]提出一种基于共生策略的混合鲸鱼优化

算法(HWOAMS),结合改进的共生生物搜索算法与鲸鱼优化算法,从而增强WOA的搜索能力。使用经典函数测试集、CEC 2019函数集和4个经典工程问题进行仿真实验,结果表明大多数情况下,HWOAMS的最优回避能力和收敛精度方面优于其他算法,具有更好的搜索性能。

5.2 医疗应用

医疗数据集主要由一系列患者记录中的大量无关和冗余特征组成,这些特征并非都对医疗决策过程有必要,而且数据的巨大规模导致维度增加,并降低分类器的性能。2016年,Zamani等^[50]将WOA用于医疗数据的特征选择,提出一种高效的特征选择算法(FSWOA),并使用该算法对皮马印第安人糖尿病、原始威斯康辛乳腺癌、Statlog和肝炎这4种标准医疗数据集进行实验,最终得出该算法对肝炎、皮马印第安人糖尿病、乳腺癌和心脏病的辨别准确率分别为87.10%、97.86%、78.57%和77.05%,实验结果表明该方法可以在疾病诊断中对医学数据集进行降维,并具有可接受的准确率。

医疗数据的准确分析依赖于疾病的早期发现,当医疗数据质量较差时,准确率的价值就会降低;然而,现有的方法未能通过部署学习模型来处理异构医疗数据。Rao等^[51]利用Spark Streaming层进行数据流分析,基于长短期记忆(LSTM)协同学习和WOA,对异构医疗数据进行进一步分析。在分类效果对比中,提出的模型、SVM-RBF以及k-fold交叉验证和随机森林超参数调整分别获得98.6%、81.30%和94.9%的准确率。该研究提出的基于WOA的LSTM协同学习具有较好的LSTM分类性能和对时间序列的预测能力。

Kaur等^[52]提出基于修正WOA和最小交叉熵(MWOA & MCE)的多级阈值,用于计算机断层扫描肝脏图像的分割,以此帮助医生诊断肝囊肿。将肝脏CT图像分割结果与其他算法的结果进行对比,结果发现该算法在对肝胆囊图像分割上实现了准确、高效的分割效果。

为提高诊断糖尿病的准确性,Vital^[53]使用多层感知器的微调权重,并使用WOA进行糖尿病发病预测,使用Kaggle存储库的基准数据集来训练和测试该模型,并评估其准确率、精密度和召回率;结果表明,该方法是一种很有前途的糖尿病预测方法,优于其他ML模型。

6 GOA

GOA是一种受到自然界蚱蜢群集行为启发的最新的群体智能方法,由Saremi等^[54]于2017年提出,已

被用于解决各种优化问题,如特征选择、调度、负荷频率控制、经济调度、工程等。

GOA通过模拟自然界中蚱蜢群的行为来解决优化问题。模拟蚱蜢群行为的数学模型如下:

$$\mathbf{X}_i = S_i + G_i + A_i \quad (31)$$

其中, \mathbf{X}_i 、 S_i 、 G_i 和 A_i 分别表示第*i*只蚱蜢的位置、社会相互作用、重力作用和风流平流。考虑到蚱蜢位置的随机性,可以将式(31)写成 $\mathbf{X}_i = r_1 S_i + r_2 G_i + r_3 A_i$,其中, r_1 、 r_2 和 r_3 是取值在 $[0, 1]$ 区间的随机数。 S_i 的定义如下:

$$S_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N s(d_{ij}) \hat{d}_{ij} \quad (32)$$

其中, N 为蝗群中蝗虫的数量,第*i*只蚱蜢和第*j*只蚱蜢之间的距离是 $d_{ij} = |\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i|$, $\hat{d}_{ij} = \frac{\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i}{d_{ij}}$ 是从第*i*只蚱蜢指向第*j*只蚱蜢的单位向量。社会力 $s(r)$ 的定义如下:

$$s(r) = f e^{-\frac{r}{l}} - e^{-r} \quad (33)$$

其中, f 表示吸引强度, l 表示吸引长度尺度。 $l=1.5$, $f=0.5$ 。

采用 d 表示两只蚱蜢之间的距离。 $d=2.079$ 被称为舒适区或舒适距离,在这个距离下,两只蚱蜢之间既没有吸引也没有排斥; $d < 2.079$ 时,两只蚱蜢之间存在排斥作用; $d > 2.079$ 时,两只蚱蜢之间存在吸引作用。特别地,当 d 从2.079变化到接近4时, s 增加;当 $d > 4$ 时, s 减小;当 $d > 10$ 时, s 趋近于0,然后 s 不再产生作用。因此, d 映射到蚱蜢之间的距离,位于1到4之间。这样,两只蚱蜢之间的空间被分为排斥区域、舒适区和吸引区域。

式(31)中的 G_i 定义为:

$$G_i = -g \hat{e}_i \quad (34)$$

其中, g 是引力常数, \hat{e}_i 是指向地心的单位矢量。

A_i 的定义为:

$$A_i = u \hat{w}_i \quad (35)$$

其中, u 为恒定漂移, \hat{w}_i 为风向上的单位矢量。

将 S 、 G 、 A 代入式(31)中,得出:

$$\mathbf{X}_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N s(|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i|) \frac{\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i}{d_{ij}} - g \hat{e}_i + u \hat{w}_i \quad (36)$$

蚱蜢一进入舒适区,蝗群就不能收敛到指定点。因此,式(36)不能直接求解优化模型。将式(36)修改为:

$$\mathbf{X}_i^d = c \sum_{j=1, j \neq i}^N c \frac{ub_d - lb_d}{2} s(|\mathbf{X}_j^d - \mathbf{X}_i^d|) \frac{\mathbf{X}_j^d - \mathbf{X}_i^d}{d_{ij}} + \hat{T}_d \quad (37)$$

其中, ub_d 、 lb_d 分别为第*i*只蚱蜢的第*d*分量的上界和下界, \hat{T}_d 为最优蚱蜢的第*d*分量 \hat{T} ,自适应参数 c 为减小舒适区、排斥区和吸引区的减小系数。在式(37)中,不考虑重力,即不存在 G 分量,并假设风向(A 分

量)始终朝向目标 \hat{T}_d 。

为平衡勘探阶段和开采阶段,参数 c 定义为:

$$c = c_{\max} - t \frac{C_{\max} - C_{\min}}{T} \quad (38)$$

其中, c_{\max} 、 c_{\min} 分别为参数 c 的最大值和最小值, t 为当前迭代, T 为最大迭代。在 GOA 中: $c_{\max}=1$, $c_{\min}=0.000\ 001$ 。

6.1 改进策略

原始的 GOA 具有收敛速度慢、容易陷入局部最优解等的缺点, Yan 等^[55] 在 2021 年提出一种基于逻辑混沌映射的对立学习策略和云模型惯性权重的 CCGOA, 该改进策略采用混沌反对学习初始化策略对种群进行初始化, 使种群尽可能均匀分布在可行的解空间内, 从而提高 GOA 初始种群分布的均匀性和多样性。在 GOA 中引入惯性权重云模型, 采用不同的惯性权重策略来调整算法的收敛速度; 基于混沌逻辑图原理进行局部深度搜索, 降低陷入局部最优的概率。实验结果表明 CCGOA 在确定测试函数问题的最优解方面具有较好的性能。

针对求解实际优化问题时出现的重要问题: 如何平衡探索和利用, Deng 等^[56] 在 2023 年提出一种新型的混合 GOA (HGOA)。该改进算法基于概率选择机制, 将具有非线性控制参数的增强型 GOA 与具有动态惯量权重的改进蝶形优化算法进行杂交; 然后, 利用基于质心对立的学习方法, 在原始个体与其相反的解之间选择最优解, 并引入一种自适应模式搜索技术作为本地搜索引擎, 以增强算法的利用能力。在几个基准问题和 5 个工程优化问题中与其他算法进行对比试验, 最终结果证明 HGOA 具备竞争力和有效性。

Wang 等^[57] 提出一种改进的多目标 GOA (MOGOA), 该算法基于 Sobol 序列、自适应社会力、余弦参数 c 以及 LFM, 采用 Sobol 序列对种群进行初始化, 从而提高初始种群的多样性和遍历性; 实验结果证明所提算法是解决复杂的多目标优化问题的有效工具。

Sharifian 等^[58] 提出一种混合算法, 该算法结合交易所市场和 GOA, 可以优化 GOA 过早收敛的问题, 并且可以更好地平衡勘探和开发; 对比实验结果表明所提算法在鲁棒性和高质量解决方案方面有更好的效果。

6.2 医疗应用

云计算的普及使得广大互联网用户可以很方便地获得想要的数 据, 但这对医疗数据的安全造成极大的危机, 已知明文攻击和密文攻击等安全攻击使得信息系统的隐私和安全面临重大风险。对于修复

过程中出现的准确率低的问题, Annie Alphonsa 等^[59] 在 2019 年使用一种 GOA 与遗传算法的混合算法 (GOAGA) 进行数据清理和恢复过程, 分析该方法在消毒和恢复的有效性、收敛性、统计和关键敏感性, 与其他传统方法相比, GOAGA 算法在治理数据上有很大的进步。

多模态医学图像的融合对临床诊断和分析做出了重大贡献, 但是它也存在局限性, 第一个限制是使用加权平均规则来融合低频分量, 第二个限制是对高频分量的融合规则的使用并不是最优的。这些局限性会导致融合图像亮度强度降低以及融合图像中的详细信息丢失。针对这些缺点, Dinh^[60] 在 2021 年提出一种包括两种算法在内的新方法: 第一种算法为使融合的图像具备良好的对比度, 使用 GOA 寻找最优参数; 第二种算法基于 Kirsch 罗盘算子, 为高频分量的融合创建有效的规则, 使得输入图像传输的细节能被融合图像很好地保留下来。实验结果证明该方法具有良好的性能, 能在未来的医学图像应用上发挥较大的作用。

Mohamed 等^[61] 提出一种基于特征选择法的鲁棒结肠癌诊断方法, 使用 GOA 从特征数据中选择最佳特征, 使用决策树和 SVM 对该方法进行评 估, 得到了 99.34%、99.41%、99.12%、98.91% 和 98.94% 的灵敏度、特异性、准确率、精密度和 F1-Score, 证明该方法的优异性能。

Rengarajan 等^[62] 采用 GOA 和机器学习分类器辅助诊断系统来辅助诊断乳腺癌。经过图像预处理以及纹理和形态特征提取后, 使用增强型 GOA 对显著特征进行选择 and 降维, 最后用线性判别分析和 SVM 将病变分为良性和恶性。通过验证得出该方法可以提高放射科医生对乳腺病变进行分类的能力, 并具有良好的分类率。

7 各算法性能对比

这 6 种优化算法中, GWO、ALO、DA、WOA 这 4 种优化算法都是由 Mirjalili 分别于 2014 年、2015 年、2015 年、2016 年提出的, 但它们具有不同的优点和缺点。GWO 易实现, 收敛速度快并且有较强的适应性, 但是易陷入局部最优; ALO 具有良好的通用性和高度可调的参数, 同时具有不稳定、收敛速度慢等缺点; DA 有较强的全局搜索能力、可以定制, 但是算法比较复杂并且也容易陷入局部最优解; WOA 的计算量小、易编程、全局寻优能力强, 然而局部搜索能力弱、容易陷入极值。SSA 是由 Xue 等^[37] 于 2020 年提出, 适应性强并且全局搜索能力强, 但是容易陷入局部最优, 且参数较为敏感。GOA 则是由 Saremi 等^[55]

在2017年提出,具有适用性强、不易陷入局部最优、参数少的特点,然而运行时间较长并且具有不稳定性。

8 总结与展望

本研究对6种种群智能优化算法在医疗领域中的应用进行综述,总结了这6种智能优化算法在医疗领域的各应用场景下发挥出的作用,为智能优化算法在医疗领域的后续研究提供新的思路。

没有一个优化算法可以在所有应用场景中优于其他的算法,应该更深入地研究算法特性,如算法收敛性、复杂性等;同时也需关注统计特征、收敛速度等理论,为算法的实际应用提供理论支撑。在算法改进方面建议使用混合算法,对已有的优化算法进行改进,将两者或两者以上的算法进行混合,缺点互补,以此达到高效的目的。未来的研究可以使用新型的搜索机制来设计新的搜索策略,更新计算公式,优化现有的搜索策略,平衡算法的全局探索和局部开发能力,优化局部最优解的情况。使用混沌地图对算法进行优化可提高算法的多样性、性能等。当前,大多数优化算法主要用于处理离散型问题,而在多目标优化、多约束优化、动态优化、连续优化和混合变量优化等领域仍有待扩展。

综合来看,智能优化算法在医疗领域的应用呈现出多层次、多角度的创新。不同算法在医学图像处理、病例诊断、资源优化等方面发挥着各自的优势,为医疗信息化和智能医疗的发展注入新的活力。随着算法研究的深入和技术的不断创新,这些智能优化算法有望在医疗领域取得更显著的成就。

【参考文献】

- [1] Meng X. A new bio-inspired optimisation algorithm: bird swarm algorithm[J]. *J Exp Theor Artif In*, 2016, 28(4): 673-687.
- [2] Beni G, Wang J. Swarm intelligence in cellular robotic systems[C]// *Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics?* Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1993: 703-712.
- [3] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Distributed optimization by ant colonies[C]// *Proceedings of ECAL91-European Conference on Artificial Life*. Paris: El Sevier Publishing, 1991: 134-142.
- [4] Mirjalili S, Mirjalili SM, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. *Adv Eng Softw*, 2014, 69: 46-61.
- [5] 潘文超. 果蝇最佳化演算法: 最新演化式计算技术[M]. 台中: 沧海书局, 2011.
Pan WC. Fruit fly optimization algorithm: state-of-the-art evolutionary computational techniques[M]. Taichung: Tsanghai Publishing, 2011.
- [6] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. *Adv Eng Softw*, 2016, 95: 51-67.
- [7] Mirjalili S, Gandomi AH, Mirjalili SZ, et al. Salp swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. *Adv Eng Softw*, 2017, 114: 163-191.
- [8] Heidari AA, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. *Future Gener Comput Syst*, 2019, 97: 849-872.
- [9] 张阳, 周溪召. 求解全局优化问题的改进灰狼算法[J]. *上海理工大*
学学报, 2021, 43(1): 73-82.
Zhang Y, Zhou XZ. Modified grey wolf optimization algorithm for global optimization problems[J]. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology*, 2021, 43(1): 73-82.
- [10] Rodríguez L, Castillo O, Soria J, et al. A fuzzy hierarchical operator in the grey wolf optimizer algorithm[J]. *Appl Soft Comput*, 2017, 57: 315-328.
- [11] Yue ZH, Zhang S, Xiao WD. A novel hybrid algorithm based on grey wolf optimizer and fireworks algorithm[J]. *Sensors*, 2020, 20(7): 2147.
- [12] Xu H, Liu X, Su J. An improved grey wolf optimizer algorithm integrated with cuckoo search [C]// *2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 490-493.
- [13] Duan YC, Yu XB. A collaboration-based hybrid GWO-SCA optimizer for engineering optimization problems[J]. *Expert Syst Appl*, 2023, 213, Part B: 119017.
- [14] Zhang X, Lu B, Zhang L, et al. An enhanced grey wolf optimizer boosted machine learning prediction model for patient-flow prediction [J]. *Comput Biol Med*, 2023, 163: 107166.
- [15] Rajakumar S, Siva Satya Sreedhar P, Kamatchi S, et al. Gray wolf optimization and image enhancement with NLM Algorithm for multimodal medical fusion imaging system[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2023, 85: 104950.
- [16] Dhakhinamoorthy C, Mani SK, Mathivanan SK, et al. Hybrid whale and gray wolf deep learning optimization algorithm for prediction of Alzheimer's disease[J]. *Mathematics*, 2023, 11(5): 1136.
- [17] Dodamani PS, Danti A. Grey wolf optimization guided non-local means denoising for localizing and extracting bone regions from X-ray images[J]. *Biomed Pharmacol J*, 2023, 16(2): 2676.
- [18] Mirjalili S. The ant lion optimizer[J]. *Adv Eng Softw*, 2015, 83: 80-98.
- [19] Kilic H, Yuzgec U, Karakuzu C. A novel improved antlion optimizer algorithm and its comparative performance[J]. *Neural Comput Appl*, 2020, 32(8): 3803-3824.
- [20] Guo MW, Wang JS, Zhu LF, et al. Improved ant lion optimizer based on spiral complex path searching patterns[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 22094-22126.
- [21] Mirjalili S, Jangir P, Saremi S. Multi-objective ant lion optimizer: a multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems[J]. *Appl Intell*, 2017, 46(1): 79-95.
- [22] Roeva O, Zoteva D, Roeva G, et al. An efficient hybrid of an ant lion optimizer and genetic algorithm for a model parameter identification problem[J]. *Mathematics*, 2023, 11(6): 1292.
- [23] Amaireh AA, Al-Zoubi AS, Dib NI. A new hybrid optimization technique based on antlion and grasshopper optimization algorithms [J]. *Evol Intell*, 2023, 16(4): 1383-1422.
- [24] Tarle B, Jena S. Ant lion optimization based medical data classification using modified neuro fuzzy classifier[J]. *Wirel Pers Commun*, 2021, 117(2): 1223-1242.
- [25] Ala A, Simic V, Pamucar D, et al. Appointment scheduling problem under fairness policy in healthcare services: fuzzy ant lion optimizer [J]. *Expert Syst Appl*, 2022, 207: 117949.
- [26] Lu HX, Huang L, Xie YQ, et al. Prediction of fractional flow reserve with enhanced ant lion optimized support vector machine[J]. *Heliyon*, 2023, 9(8): e18832.
- [27] Ouanane A, Djelal N, Bouriachi F. Enhanced cardiovascular disease classification: optimizing LSTM-based model with ant-lion algorithm for improved accuracy[J]. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 2023, 37(4): 969-976.
- [28] Mirjalili S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. *Neural Comput Appl*, 2016, 27(4): 1053-1073.
- [29] Hammouri AI, Mafarja M, Al-Betar MA, et al. An improved dragonfly algorithm for feature selection[J]. *Knowl Based Syst*, 2020, 203: 106131.
- [30] Sayed GI, Tharwat A, Hassanien AE. Chaotic dragonfly algorithm: an improved metaheuristic algorithm for feature selection[J]. *Appl Intell*, 2019, 49(1): 188-205.
- [31] Acı Çİ, Gülcan H. A modified dragonfly optimization algorithm for single- and multiobjective problems using Brownian motion [J]. *Comput Intell Neurosci*, 2019, 2019: 6871298.
- [32] Shukla NK, Srivastava R, Mirjalili S. A hybrid dragonfly algorithm for

- efficiency optimization of induction motors[J]. *Sensors*, 2022, 22(7): 2594.
- [33] Yaseen M, Al-Madi N, Obeid N. Optimizing neural networks using dragonfly algorithm for medical prediction[C]//2018 8th International Conference on Computer Science and Information Technology (CSIT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 71-76.
- [34] Saeed NA, Al-Ta'i ZTM. Feature selection using hybrid dragonfly algorithm in a heart disease predication system[J]. *Int J Eng Adv Technol*, 2019, 8(6): 2862-2867.
- [35] Parthiban KG, Vijayachitra S, Dhanapal R. Hybrid dragonfly optimization-based artificial neural network for the recognition of epilepsy[J]. *Int J Comput Intell Syst*, 2019, 12(2): 1261-1269.
- [36] Khalil HA, Darwish S, Ibrahim YM, et al. 3D-MRI brain tumor detection model using modified version of level set segmentation based on dragonfly algorithm[J]. *Symmetry (Basel)*, 2020, 12(8): 1256.
- [37] Xue JK, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Syst Sci Control Eng*, 2020, 8(1): 22-34.
- [38] Song W, Liu S, Wang XC, et al. An improved sparrow search algorithm [C]//2020 IEEE Intl Conf on Parallel & Distributed Processing with Applications, Big Data & Cloud Computing, Sustainable Computing & Communications, Social Computing & Networking (ISPA/BDCLOUD/SocialCom/SustainCom). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 537-543.
- [39] Yan SQ, Yang P, Zhu DL, et al. Improved sparrow search algorithm based on iterative local search[J]. *Comput Intell Neurosci*, 2021, 2021: 6860503.
- [40] Ouyang CT, Qiu YX, Zhu DL. A multi-strategy improved sparrow search algorithm[J]. *J Phys*, 2021, 1848(1): 012042.
- [41] 张伟康, 刘升, 任春慧. 混合策略改进的麻雀搜索算法[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(24): 74-82.
Zhang WK, Liu S, Ren CH. Mixed strategy improved sparrow search algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(24): 74-82.
- [42] Liu TT, Yuan Z, Wu L, et al. An optimal brain tumor detection by convolutional neural network and enhanced sparrow search algorithm [J]. *Proc Inst Mech Eng H*, 2021, 235(4): 459-469.
- [43] Fan XY, Sun ZQ, Tian EG, et al. Medical image contrast enhancement based on improved sparrow search algorithm[J]. *Int J Imaging Syst Technol*, 2023, 33(1): 389-402.
- [44] Ramesh JV, Abirami T, Gopalakrishnan T, et al. Sparrow search algorithm with stacked deep learning based medical image analysis for pancreatic cancer detection and classification[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 111927-111935.
- [45] Wang YF, Zhang WH, Yang YL, et al. Survival prediction of esophageal squamous cell carcinoma based on the prognostic index and sparrow search algorithm-support vector machine [J]. *Curr Bioinform*, 2023, 18(7): 598-609.
- [46] Mostafa Bozorgi S, Yazdani S. IWOA: an improved whale optimization algorithm for optimization problems[J]. *J Comput Des Eng*, 2019, 6(3): 243-259.
- [47] Li Y, Han M, Guo Q. Modified whale optimization algorithm based on tent chaotic mapping and its application in structural optimization [J]. *KSCE J Civ Eng*, 2020, 24(12): 3703-3713.
- [48] Deng HJ, Liu LN, Fang JY, et al. A novel improved whale optimization algorithm for optimization problems with multi-strategy and hybrid algorithm[J]. *Math Comput Simul*, 2023, 205: 794-817.
- [49] Li MD, Xu GH, Zeng L, et al. Hybrid whale optimization algorithm based on symbiosis strategy for global optimization[J]. *Appl Intell*, 2023, 53(13): 16663-16705.
- [50] Zamani H, Nadimi-Shahraki MH. Feature selection based on whale optimization algorithm for diseases diagnosis[J]. *Int J Comput Sci Inf Secur*, 2016, 14(9): 1243-1247.
- [51] Rao SU, Rao KV, Reddy P. Medical big data analysis using LSTM based co-learning model with whale optimization approach[J]. *Int J Intell Eng Syst*, 2022, 15(4): 627-636.
- [52] Kaur R, Khehra BS. Modified whale optimization algorithm and minimum cross entropy based segmentation of CT liver image[J]. *J Pharm Negat Results*, 2023, 14(2): 2908-2931.
- [53] Vital TP. Intellectual gestational diabetes diagnosis system using MLP-whale optimization algorithm including statistical analysis[J]. *Int J Com Dig Sys*, 2023, 14(1): 485-505.
- [54] Saremi S, Mirjalili S, Lewis A. Grasshopper optimisation algorithm: theory and application[J]. *Adv Eng Softw*, 2017, 105: 30-47.
- [55] Yan Y, Ma HZ, Li ZD. An improved grasshopper optimization algorithm for global optimization[J]. *Chin J Electron*, 2021, 30(3): 451-459.
- [56] Deng LY, Liu SY. A novel hybrid grasshopper optimization algorithm for numerical and engineering optimization problems [J]. *Neural Process Lett*, 2023, 55(7): 9851-9905.
- [57] Wang X, Zhang XY, Qin B, et al. Improved multi-objective grasshopper optimization algorithm and application in capacity configuration of urban rail hybrid energy storage systems [J]. *J Energy Storage*, 2023, 72, Part B: 108363.
- [58] Sharifian Y, Abdi H. Solving multi-area economic dispatch problem using hybrid exchange market algorithm with grasshopper optimization algorithm[J]. *Energy*, 2023, 267: 126550.
- [59] Annie Alphonsa MM, MohanaSundaram N. A reformed grasshopper optimization with genetic principle for securing medical data[J]. *J Inf Secur Appl*, 2019, 47: 410-420.
- [60] Dinh PH. A novel approach based on grasshopper optimization algorithm for medical image fusion[J]. *Expert Syst Appl*, 2021, 171: 114576.
- [61] Mohamed AA, Hançerlioğullari A, Rahebi J, et al. Colon disease diagnosis with convolutional neural network and grasshopper optimization algorithm[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(10): 1728.
- [62] Rengarajan R, Geetha Devasena MS, Gopu G. Enhanced grasshopper optimization-based selection of ultrasound and elastography features for breast lesion classification[J]. *Int J Imaging Syst Technol*, 2023, 33(6): 2142-2156.

(编辑:谭斯允)