

多策略离散人工蜂群算法设计FIR低通数字滤波器

邵鹏

引用本文

邵鹏. 多策略离散人工蜂群算法设计FIR低通数字滤波器[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220700026-5.

SHAO Peng. [FIR Low Pass Digital Filter Based on Multi-strategy Discrete Artificial Bee Colony Algorithm](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220700026-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[一种后处理式的改进抗锯齿算法](#)

Improved Anti-aliasing Algorithm Based on Deferred Shading

计算机科学, 2018, 45(11A): 218-221.

[改进的粒子群优化算法设计FIR低通数字滤波器](#)

FIR Low-pass Digital Filter Design Using Improved PSO Algorithms

计算机科学, 2017, 44(Z6): 136-138. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.6A.031>

[基于改进PSO算法的Rosenbrock函数优化问题的研究](#)

Rosenbrock Function Optimization Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

计算机科学, 2013, 40(9): 194-197.

[基于时间序列的自适应采样机制策略研究](#)

Adaptive Sampling Algorithm Based on TCP Congestion Strategy

计算机科学, 2015, 42(7): 162-164. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2015.07.035>

多策略离散人工蜂群算法设计 FIR 低通数字滤波器

邵 鹏

江西农业大学计算机与信息工程学院 南昌 330045

摘 要 针对人工蜂群(Artificial Bee Colony,ABC)算法在解决复杂问题表现出来精度不高以及收敛速度较慢的不足,提出了一种融合折射学习和 Lévy 飞行的多策略离散人工蜂群算法(Discrete Artificial Bee Colony Fusing Refraction Learning and Lévy flight,DABC-RL),用于设计有限长脉冲响应(Finite Impulse Response,FIR)低通数字滤波器,以期进一步提高其滤波性能。在 DABC-RL 算法中,一方面,Lévy 飞行策略用于增强 ABC 算法的局部搜索能力,折射学习用于增强 ABC 算法的全局搜索能力;另一方面,通过设计合适的离散编码方案对 DABC-RL 算法中的候选解进行离散化,使其适合于设计 FIR 低通数字滤波器。为了测试所提的 DABC-RL 算法设计的 FIR 低通数字滤波器的性能,选取由 ABC 算法、基于折射学习的 refrPSO 算法所设计的 FIR 低通数字滤波器作为对比算法。实验结果表明,相比其他算法,DABC-RL 算法所设计的 FIR 低通数字滤波器的性能最好,且获得了最快的收敛精度和收敛速度。

关键词: 多策略离散人工蜂群算法;折射学习;Lévy 飞行;FIR 低通数字滤波器

中图法分类号 TP301

FIR Low Pass Digital Filter Based on Multi-strategy Discrete Artificial Bee Colony Algorithm

SHAO Peng

School of Computer and Information Engineering, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China

Abstract Aiming at the shortcomings of artificial bee colony(ABC) algorithm in solving complex problems, such as lower accuracy and slower convergence speed, a discrete artificial bee colony fusing the refraction learning and Lévy flight(DABC-RL) algorithm is proposed to design finite impulse response(FIR) low-pass digital filter, so as to further improve its filtering performance. In the DABC-RL algorithm, on the one hand, Lévy flight strategy is used to enhance its local search ability, and refraction learning is employed to enhance its global search ability. On the other hand, the candidate solution in the DABC-RL algorithm is discretized by designing an appropriate discrete coding scheme, which makes it suitable for designing FIR low pass digital filter. In order to test the performance of the FIR low-pass digital filter designed by the proposed DABC-RL algorithm, the FIR low-pass digital filters designed by ABC algorithm and the refrPSO algorithm based on the refraction learning is selected as two comparative algorithms. Experimental results and analysis show that compared with other algorithms, the FIR low-pass digital filter designed by DABC-RL algorithm has the best performance, and obtains the fastest convergence accuracy and convergence speed.

Keywords Multi-strategy discrete artificial bee colony algorithm, Refraction learning, Lévy flight, FIR low pass digital filter

1 引言

数字滤波器是智能传感器中的重要组成部分,其对提高所获取数字信号的质量有着重要的作用。FIR 是数字滤波器的一种类型,由于其具有线性相位的特征而有着更加广泛的应用。然而,对于复杂的数字信号,传统的优化方法如最优化设计准则、频率抽样法等设计的 FIR 数字滤波器的性能显得不足,导致收敛精度较低,收敛速度较慢^[1]。

为了进一步提高 FIR 数字滤波器的性能,一些学者采用智能算法来进行设计。例如, Kar 等^[2]提出将改进的粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法用于 FIR 带阻数字滤波器的优化; Saha 等^[3]提出将猫群优化(Cat Swarm Optimization, CSO)算法用于优化线性相位 FIR 滤波器; Vasundhara 等^[4]提出将一种改进的差分演化(Differential Evo-

lution, DE)算法用于 FIR 数字滤波器的设计; Dwivedi 等^[5]提出了一种混合人工蜂群算法,并将其用于 FIR 低通数字滤波器的设计; Shao 等^[6]提出将一种改进的 PSO 算法,用于优化 FIR 低通和高通数字滤波器。除此之外,研究者们提出使用其他智能算法来设计 FIR 数字滤波器^[7-10]。这些研究成果在对 FIR 数字滤波器进行设计和优化时都取得了非常不错的效果,从而提高了其滤波性能,但精度和收敛速度有进一步提升的空间,因此本文拟提出一种多策略离散 ABC 算法,用于优化 FIR 低通数字滤波器。

ABC 算法是一种基于群体智能的优化算法,于 2005 年由 Karaboga 等根据蜜蜂群体的觅食行为的启发而提出的^[11]。近年来,学者已经对 ABC 算法的性能提升作了大量的研究,提出了一些性能很好的 ABC 算法变种,并且将其广泛地应用到多种领域^[12-15]。在增强 ABC 算法性能的策略中,

基金项目:江西省教育厅科技项目(GJJ200424)

This work was supported by the Science and Technology Plan Projects of Jiangxi Provincial Education Department(GJJ200424).

通信作者:邵鹏(sp198310@163.com)

值得一提的是折射学习策略和 Lévy 飞行策略,它们由于较好的性能在改进智能算法中得到了很好的应用。例如,Shao 等^[16]提出将基于折射原理的折射学习模型用于增强 ABC 算法的优化性能;Yonar 等^[17]提出了一种 Lévy 飞行人工蜂群,用于 3-p Weibull 分布参数估计;Li 等^[18]提出了使用反向学习和 Lévy 飞行的改进 ABC 算法。

因此,结合这两种策略的优点,拟提出一种融合折射学习和 Lévy 飞行的多策略离散 ABC 算法(DABC-RL),并将其对 FIR 低通数字滤波器进行优化,以进一步提升其滤波性能,进而为智能传感器数字信号处理能力的提高提供一条可行的参考方案。

2 相关工作

2.1 人工蜂群算法

2.1.1 人工蜂群算法的思想

人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法是根据自然界中蜜蜂群体觅食行为的启发而提出的一种群体智能算法。根据蜜蜂觅食过程中的分工(雇佣蜂、跟随蜂和侦察蜂)将 ABC 算法的过程分为 3 个阶段,即雇佣蜂阶段、跟随蜂阶段和侦察蜂阶段。ABC 算法中的每个阶段在搜索最优解的过程中都有各自的任务:雇佣蜂阶段负责搜索食物源(候选解),并在完成所有的食物源搜索任务后共享自己的搜索信息给跟随蜂,如位置、花蜜数量等;跟随蜂根据这些信息选择一个更好的食物源并围绕该食物源继续开采其他食物源;与花蜜较少的食物源相比,花蜜较多的食物源更有可能被跟随蜂选择。如果食物源耗尽,与其相关的雇佣蜂将转变角色成为侦察蜂,放弃该食物来源并继续随机搜索新的食物来源。ABC 算法通过 3 个阶段的搜索,不断地接近最优解或找到最优解。

2.1.2 人工蜂群算法的模型

根据 ABC 算法的思想,其 3 个阶段的搜索过程可以形式化为如下形式。

(1) 雇佣蜂阶段

每个食物源对应于算法中的候选解,其可以表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,其中 D 为候选解的维数。根据雇佣蜂阶段的搜索思想,每个雇佣蜂通过式(1)在它的领域内产生一个新的候选解 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,式(1)可以形式化为:

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij} \cdot (x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

其中, r_{ij} 是 0 到 1 之间的随机数;参数 $k \neq i$,其取值范围为 1 到 SN(SN 为食物源数量),并且雇佣蜂的数量与食物来源的数量一致。

(2) 跟随蜂阶段

根据跟随蜂阶段的搜索思想,跟随蜂在收到雇佣蜂共享的信息之后会选择其他食物源中的一个继续搜索。而为了能够选择更好的食物源,跟随蜂会根据食物源的花蜜数量来进行选择。一般花蜜数量越多,被选中的概率就越大。因此,该选择行为可以被形式化为:

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^{SN} fit_j} \quad (2)$$

其中, p_i 是选择的概率, fit_i 是候选解 X_i 的适应值。由式(2)可以看出跟随蜂的数量与食物源数量相等。

(3) 侦察蜂阶段

根据侦察蜂阶段的搜索思想,如果食物源的质量在预定的迭代次数 limit 中没有得到进一步改善,则可以认为该算法

已陷入局部最优。因此,可以考虑放弃该食物源,而与该食物源相关的雇佣蜂将被转化为侦察蜂,继续随机搜索新的食物源。在这个过程中预定的次数起着控制两种不同类型的蜜蜂角色转换的作用,当迭代次数超过其时,将会根据式(3)随机产生新的食物源,其可以被形式化为:

$$x_{ij} = a_j + r_j \cdot (b_j - a_j) \quad (3)$$

其中, a_j 和 b_j 是候选解第 j 维的最小值和最大值, r_j 是 0 到 1 之间的随机数。

2.2 折射学习

2.2.1 折射学习思想

折射学习(Refraction Learning, RL)模型是一种根据自然界中光的折射现象的启发而提出的全局优化技术^[19],即基于折射原理的反向学习模型(Opposition-based Learning, OBL)^[20],它的核心思想是在反向学习模型的基础上结合折射原理对 OBL 模型的反向过程进行改进。相比 OBL 模型,折射学习模型求解反向解的范围更大,更有利于增强种群的多样性,并且扩大了搜索空间,增加找到全局最优解的概率,在一定程度上解决了 OBL 模型容易陷入局部极值的不足。

2.2.2 折射学习模型

折射学习的计算模型如式(4)所示:

$$x_{ij}^* = \frac{(a_j + b_j)}{2} + \frac{(a_j + b_j)}{2kn} - \frac{x_{ij}}{kn} \quad (4)$$

其中, x_{ij} 表示当前种群中第 i 个个体的第 j 维的值; a_j 和 b_j 分别是当前种群中第 j 维的最小值和最大值; x_{ij}^* 表示折射学习产生的解; k 表示入射光长度和折射光长度之比; n 表示折射率。

基于折射原理的折射学习模型已成功地应用在 PSO 算法中^[19],使得 PSO 算法的优化性能得到大幅提升,同时将其应于数字滤波器设计中^[6],使数字滤波器的滤波性能得到提升。

2.3 Lévy 飞行

Lévy 飞行(Lévy Flight, LF)是随机游走(Random Walk, RW)的一种,其具有自然界中飞行动物飞行的典型特征^[21]。Lévy 飞行是一种高斯随机过程,并且其步长是由 Lévy 稳定分布 $L(s)$ 决定的,该分布形式化为:

$$L(s) \sim |s|^{-1-\beta} \quad (5)$$

其中, β 的作用是控制 Lévy 飞行的稳定性, s 是一个变量。

Lévy 飞行策略中,其步长的大小起着非常重要的作用,控制着 Lévy 飞行经常性的小步长移动和偶尔的大步长的移动。因此,它的概率密度函数如式(6)所示:

$$PDF_{Lévy} = \frac{U}{|V|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (6)$$

其中, U 和 V 分别表示正态分布,前者服从高斯分布 $N(0, \sigma^2)$,后者服从 0-1 分布 $N(0, 1)$ 。 σ 表示标准方差,其计算式如式(7)所示:

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot \beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \cdot \beta \cdot 2^{\frac{\beta-1}{2}}}\right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (7)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 表示卷积函数, β 是在 0 和 2 之间随机生成的常数^[21]。

根据 β 的值, Lévy 飞行可以产生许多小步移动,偶尔也会产生大步移动。因此, Lévy 飞行具有较强的局部搜索能力,同时具有一定的全局搜索能力。

2.4 FIR 低通数字滤波器

FIR 数字滤波器具有线性相位、简单和易于实现等特点,其具有很大的实际应用价值。FIR 数字滤波器的 z 变换函数 $H(z)$ (也称为系统函数)可以表示为^[22]:

$$H(z)=\sum_{n=0}^{N-1}h(n)z^{-n},0\leq n\leq N-1 \tag{8}$$

其中, N 是滤波器的阶数, $h(n)$ 是单位脉冲响应, $(N+1)$ 为数字滤波器的系数个数。

低通滤波器(Low Pass Filter, LP)是 FIR 数字滤波器的一种类型,其性能是由滤波器系数决定的。为了评价所设计 FIR 低通数字滤波器的性能,将最大通带波纹、最小阻带衰减等作为滤波器性能的评价指标。另外,具有线性相位 FIR 低通数字滤波器的系数是对称的,这使得在设计优化 FIR 低通数字滤波器时的复杂度和维数减小,提高了设计的效率。

3 多策略离散人工蜂群算法的设计

3.1 Lévy 飞行在人工蜂群算法中的应用

如前文所述,Lévy 飞行在飞行过程中具有经常性的小步长移动和偶尔性的大步长移动,从而使其具有较强的局部搜索能力。因此,在所提出的 DABC-RL 算法中,将 Lévy 飞行引入 ABC 算法的侦察蜂阶段,通过 Lévy 飞行产生新的候选食物源,其可以形式化为:

$$L_{ij}=x_{ij}+l_j\cdot(x_{ij}-x_{kj}) \tag{9}$$

其中, L_{ij} 表示 Lévy 飞行产生的解; l_j 表示 Lévy 飞行值。

通过在 ABC 算法的雇佣蜂阶段引入 Lévy 飞行策略来增强所提出的 DABC-RL 算法的局部搜索能力。同时,在侦察蜂阶段,由于当选择的食物源被抛弃时会随机搜索新的食物源,这种随机产生新的食物源的方式有较大概率丢弃所抛弃食物源中的有用信息,如较好的位置信息。因此,这里采用式(10)来对被抛弃解进行变异,以最大程度地保留有用的信息,增大找到最优解的概率。该思想可以形式化为:

$$L'_{ij}=a_j+l_j\cdot(b_j-a_j) \tag{10}$$

其中, L'_{ij} 为被抛弃解的变异解, a_j 和 b_j 分别为第 j 维的最小值和最大值。

3.2 折射学习在人工蜂群算法中的应用

如前文所述,折射学习策略是一种全局搜索策略,为了进一步提高 ABC 算法的全局搜索能力,在雇佣蜂阶段引入该策略,将 Lévy 飞行产生的候选解利用式(11)求其折射解。

$$L_{ij}^*=\frac{(a_j+b_j)}{2}+\frac{(a_j+b_j)}{2kn}-\frac{L_{ij}}{kn} \tag{11}$$

其中, L_{ij}^* 表示 Lévy 飞行解的折射解。

雇佣蜂阶段 Lévy 飞行和折射学习的融合,在一定程度上平衡了该阶段的全局搜索和局部搜索能力;侦察蜂阶段通过折射学习增强了有用信息的保留,便于指导算法朝向最优解搜索。通过 ABC 算法中两个阶段的协作,增加 DABC-RL 算法找到全局最优解的概率。

4 DABC-RL 设计 FIR 低通数字滤波器

4.1 性能评价

FIR 低通数字滤波器的性能评价经常是用频率响应的幅度特征容误差来表示的,频率响应可以被分为 3 个部分:通带(Pass Band)、过渡带(Transition Band)和阻带(Stop Band)。在通带中,幅度响应的容误差 α_1 逐渐接近于 1,而在阻带中幅度响应的容误差 α_2 逐渐接近于 0。然而,在

实际应用中 FIR 低通数字滤波器的性能评价通常是用通带波纹(接近于 1)和阻带衰减(接近于 0)来表示的。

对于具有线性相位的 FIR 低通数字滤波器来说,其理想频率响应 $H(\omega)$ 可以表示为:

$$H(\omega)=\begin{cases} 1, & 0\leq\omega\leq\omega_p \\ 0, & \omega_s\leq\omega\leq\pi \end{cases} \tag{12}$$

其中, ω_p 是归一化的通带截止频率, ω_s 是归一化的阻带截止频率。

4.2 离散人工蜂群算法设计

4.2.1 离散化编码方案

FIR 低通数字滤波器的性能与式(8)中的数字滤波器的系数 $h(n)$ 有着重要关系。因此,使用所提出的 DABC-RL 算法实现增强 FIR 低通数字滤波器性能的关键是获得一组最佳的滤波器系数组合,即该问题可以被看作组合优化问题。为了使 DABC-RL 算法能够更好地优化 FIR 低通数字滤波器,需要将 DABC-RL 算法中的候选解进行离散化编码,以适合求解 FIR 低通数字滤波优化问题。

在 DABC-RL 算法中, FIR 低通数字滤波器的系数被看作是候选解,由于 FIR 数字滤波器是对高频信号和低频信号进行处理的,因此将候选解 X 分成高频分量 H 和低频分量 L ,即:

$$X=(L,H) \tag{13}$$

高频分量和低频分量的长度 $Llen$ 和 $Hlen$ 可以由式(14)和式(15)获得:

$$Llen=round(M\cdot\omega_p) \tag{14}$$

$$Hlen=M-Llen \tag{15}$$

其中, $round()$ 为四舍五入的函数, M 为 FIR 低通数字滤波器阶数 N 的一半。

4.2.2 适应值函数

智能算法在解决优化问题时需要一个评判其在解决该问题时性能优劣的标准,一般采用的是适应值函数。因此,在设计 FIR 低通数字滤波器时设计如式(16)所示的适应值函数。

$$Obj=\min(\sum abs[abs(|H(\omega)|-1)-\delta_p]+\sum[abs(|H(\omega)|)-\delta_s]) \tag{16}$$

其中, δ_p 和 δ_s 分别为通带波纹和阻带波纹。

4.3 算法描述

DABC-RL 算法设计 FIR 数字滤波器的过程如算法 1 所示。

算法 1 DABC-RL 算法设计 FIR 低通数字滤波器

Step1 初始化相关参数;

Step2 调用式(14)和式(15)分别生成通带部分低频向量 L 和阻带部高频向量 H;

Step3 调用式(13)组合低频向量 L 和高频向量 H,构造候选解 X,并初始化所有候选解,并调用式(16)计算其适应值 f(X);

Step4 根据 Lévy 飞行策略生成一组 Lévy 飞行值;

Step5 while(t<maxT)//t 为当前迭代次数,maxT 为最大迭代数

Step6 /* 雇佣蜂阶段 */

Step7 对于蜜蜂个体,调用式(9)利用 Lévy 飞行策略产生新的食物源位置 X_L ,并调用式(16)计算其适应值 f(X_L);

Step8 对于式(9)产生食物源 X_L ,调用式(11)利用折射学习策略产生 X_L 的折射解 X_L^* ,并调用式(16)计算其适应值 f(X_L^*);

Step9 if(f(X_L^*)<f(X_L))

Step10 $X_L=X_L^*$;

Step11 endif


```
Step12      if( f(XL)<f(X))
Step13          X= XL;
Step14      else t=t+1;
Step15      endif
Step16      /* 跟随蜂阶段 */
Step17      调用式(2)计算选择概率 P;
Step18      根据概率 P 调用式(1)计算新的食物源的位置;
Step19      /* 侦察蜂阶段 */
Step20      调用式(10)取代式(3)进行变异,产生新的食物源位置;
Step21      如果不满足迭代次数或精度,t=t+1;
Step22      endwhile
Step23      输出最佳的一组滤波器系数组合。
```

5 实验结果与分析

5.1 参数设置

FIR 低通数字滤波器的参数设置如下:阶数为 20,即系数个数为 21,抽样频率 $f_s=1$ Hz,频率抽样样本数为 128,通带波纹 $\delta_p=0.1$,阻带波纹 $\delta_s=0.01$,归一化通带边界频率 $\omega_p=0.45$,归一化的阻带边界频率 $\omega_s=0.55$,转换带宽 $(\omega_p-\omega_s)=0.1$ 。

为了比较提出的 DABC-RL 算法设计的 FIR 低通数字滤波器的性能,ABC 算法和 refrPSO 算法分别被用于设计 FIR 低通数字滤波器。其中 ABC 算法和 DABC-RL 算法的共同参数的最佳设置如下:食物源数目为 50,预先设定的迭代次数 *limit* 为 100,最大迭代次数为 1000,独立运行

次数为 10,维数与滤波器系数个数相等。DABC-RL 算法中的其他参数的设置如下:折射学习中折射率 n 为 2, k 为 0.75;Lévy 飞行中参数 β 为 1.8。refrPSO 算法的参数设置如下:粒子数目为 50,加速因子 c_1 和 c_2 为 1.5,权重系数为 0.5,最大迭代次数为 1 000。另外,实验均在 Matlab R2017a 上运行。

5.2 所设计的 FIR 低通数字滤波器性能分析

为了验证所设计 DABC-RL 算法设计的 FIR 低通数字滤波器的性能,进行以下对比实验。

(1)归一化通带波纹比较

由于 FIR 低通数字滤波器的原理是让低频信号通过而抑制高频信号通过,因此在这里用归一化通带波纹作为评价指标。根据 FIR 低通数字滤波器的特性,该指标越接近 1 效果越好。表 1 列出了 3 种算法(ABC,refrPSO 和 DABC-RL)设计的 FIR 低通数字滤波器在 30 次运行时的归一化通带纹的最大值、最小值、平均值、标准方差以及前三者的误差率 5 个评价子指标。假定理想状态下 FIR 低通数字滤波器的通带波纹为 1,则误差率定义为所获得的通带波纹与 1 之差的比率。

从表 1 中可以得出如下结论:从最大值看,所提出的 DABC-RL 算法设计的 FIR 低通数字滤波器的误差率最小,获得最接近 1 的通带波纹;从最小值看,DABC-RL 算法获得了大于其他两种算法的通带波纹且误差率最小;从平均值看,DABC-RL 算法的误差率最小;从标准方差看,DABC-RL 算法具有相对的稳定性。

表 1 FIR 低通数字滤波器归一化的通带波纹比较

Table 1 Comparison of normalized passband ripple of FIR low pass digital filter

性能指标	不同算法					
	ABC	误差率	refrPSO	误差率	DABC-RL	误差率
最大值	1.644 476 0	0.644 476 0	1.036 429 0	0.036 429 0	1.028 979 0	0.028 979 0
最小值	0.895 505 0	0.104 495 0	0.511 215 9	0.488 784 1	0.927 576 5	0.072 423 5
平均值	0.971 441 5	0.028 558 5	0.932 688 5	0.067 311 5	0.955 077 2	0.044 922 8
标准方差	0.139 108 8	—	0.085 180 65	—	0.032 026 09	—

(2)幅度响应和幅度响应衰减

图 1 是分别由 ABC,refrPSO 以及 DABC RL 所设计的 FIR 低通数字滤波器幅度响应图。图 2 是由上述 3 种算法设计的 FIR 低通数字滤波器的幅度响应衰减图。

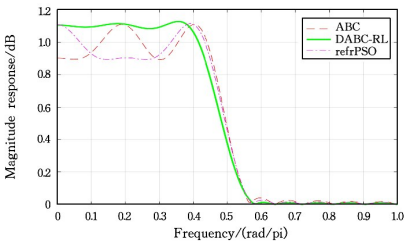


图 1 FIR 低通滤波器幅度响应

Fig. 1 FIR low pass filter magnitude response

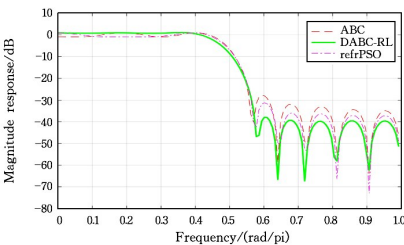


图 2 FIR 低通滤波器幅度响应衰减

Fig. 2 FIR low pass filter magnitude response attenuation

从图 1 可以看出,DABC-RL 算法在设计 FIR 低通数字滤波器时,与其他两种算法相比,由 DABC-RL 算法所设计的 FIR 低通数字滤波器具有最小的归一化阻带波纹(接近于 0)。从图 2 可以看出,与其他两种算法相比,由 DABC-RL 算法所设计的 FIR 低通数字滤波器具有最小的幅度衰减(dB)。

5.3 算法性能分析

本节的实验主要是为了验证所提出的 DABC-RL 算法在设计 FIR 低通数字滤波器时表现出来的性能,从以下两个方面进行评价。

(1)均值和方差

表 2 列出了 3 种算法在设计 FIR 低通数字滤波器时的均值和方差。

表 2 3 种算法设计 FIR 低通数字滤波器的性能比较

Table 2 Performance comparison of FIR low pass digital filter designed by three algorithms

类型	指标	不同算法		
		ABC	refrPSO	DABC-RL
低通	均值	1.324 777	1.670 610	1.312 791
	方差	0.076 411 55	0.222 302 4	0.068 435 6

从表 2 中可看出,与其他两种算法相比,DABC-RL 算法在设计和优化 FIR 低通数字滤波器时具有较好的稳定性且获得了最高的精度。

(2)算法收敛性分析

图 3 给出了 3 种算法在设计 FIR 低通数字滤波器时的收敛速度。

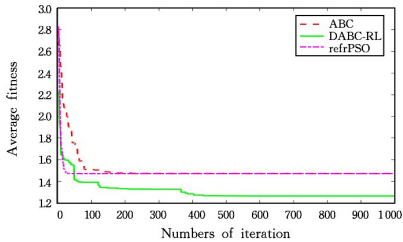


图 3 3 种算法收敛曲线图

Fig. 3 Convergence curves of three algorithms

从图 3 中可看出,和其他两种算法相比,用所提出的 DABC-RL 算法设计的 FIR 低通数字滤波器具有较快的收敛速度和较高的收敛精度。具体来讲,在引入 Lévy 飞行后, DABC-RL 算法在前期的收敛速度最快,而在算法执行的后 期,当陷入局部最优后,引入的折射学习在后期起到跳出局部 最优的作用,使得所设计的 FIR 低通数字滤波器的精度得到 进一步提高。

结束语 针对 FIR 低通数字滤波器滤波性能存在进一 步提升的空间,引入一种融合折射学习和 Lévy 飞行的多策略 离散人工蜂群算法(DABC-RL),用于获得一组最佳的 FIR 低 通数字滤波器的系数组合。在所提出的 DABC-RL 算法中, 为了提高其优化性能,折射学习策略被引入来增强雇佣蜂阶 段的全局搜索能力;同时分别在雇佣蜂阶段引入 Lévy 飞行策 略产生 Lévy 飞行解和在侦察蜂阶段引入该策略来增强该阶 段的局部搜索能力。通过融合上述两种策略以增强所提算法 的优化性能。同时,设计合适的离散编码方案设计离散 DABC-RL 算法,并引入适合求解 FIR 低通数字滤波器问题的 适应值函数。实验结果表明,和其他几种算法相比,DABC- RL 算法在解决 FIR 低通数字滤波器问题时能够获得最佳的 优化性能,增强其滤波性能。

参 考 文 献

[1] LI H,ZHANG A,ZHAO M,et al. Particle swarm optimization algorithm for FIR digital filters design[J]. ACT Electronica Sinica,2005,33(7):83-85.

[2] KAR R,MANDAL D,MONDAL S,et al. Craziness based Particle Swarm Optimization algorithm for FIR band stop filter design[J]. Swarm & Evolutionary Computation,2012,7:58-64.

[3] SAHA S K,GHOSHAL S P,MANDAL D,et al. Cat swarm optimization algorithm for optimal linear phase FIR filter design [J]. ISA Transactions,2013,52(6):781-794.

[4] VASUNDHAR A,MANDAL D,KAR R,et al. Digital FIR filter design using fitness based hybrid adaptive differential evolution with particle swarm optimization[J]. Natural Computing, 2014,13(1):55-64.

[5] DWIVEDI A K,GHOSH S,LONDHE N D. Low-Power FIR Filter Design Using Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm with Experimental Validation Over FPGA[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing,2016,36(1):156-180.

[6] SHAO P,WU Z J,ZHOU X Y,et al. FIR digital filter design using improved particle swarm optimization based on refraction principle[J]. Soft Computing,2017,21(10):2631-2642.

[7] DASH,DAM B,SWAIN R. Design and implementation of sharp

edge FIR filters using hybrid differential evolution particle swarm optimization [J]. AEU - International Journal of Electronics and Communications,2019,114:153019.

[8] YADAV S,YADAV R,KUMAR A,et al. A novel approach for optimal design of digital FIR filter using grasshopper optimization algorithm[J]. ISA Transactions,2020,108(2):196-206.

[9] MEMON T D,LAL B. Digital FIR Filter Design by PSO and its variants Attractive and Repulsive PSO (ARPSO) & Craziness based PSO (CRPSO) [J]. International Journal of Recent Technology and Engineering,2021,9(6):136-141.

[10] YADAV S,KUMAR M,YADAV R,et al. A Novel Approach for Optimal Digital FIR Filter Design Using Hybrid Grey Wolf and Cuckoo Search Optimization [C] // Proceedings of First International Conference on Computing, Communications, and Cyber-Security. 2020:329-343.

[11] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical report TR06, Erciyes University, 2005.

[12] CHEN X,TIANFIELD H,LI K. Self-adaptive differential artificial bee colony algorithm for global optimization problems [J]. Swarm and Evolutionary Computation,2019,45:70-91.

[13] SOUIER M,SARI Z,KHEDIM A O. Combinatorial Artificial Bee Colony algorithm hybridized with a new release of Iterated Local Search for Job-shop Scheduling Problem[J]. International Journal of Operational Research,2021,1(1):1.

[14] ZHANG M,PALADE V,WANG Y,et al. Attention-based word embeddings using Artificial Bee Colony algorithm for aspect-level sentiment classification [J]. Information Sciences, 2021, 545:713-738.

[15] YE T,WANG W,WANG H,et al. Artificial bee colony algorithm with efficient search strategy based on random neighborhood structure [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 241: 108306.

[16] SHAO P,YANG L,TAN L,et al. Enhancing artificial bee colony algorithm using refraction principle [J]. Soft Computing, 2020,24(20):15291-15306.

[17] YONAR A,YAPICI PEHLIVAN N. Artificial Bee Colony with Levy Flights for Parameter Estimation of 3-p Weibull Distribution[J]. Iran J Sci Technol Trans Sci,2020,44:851-864.

[18] LI X,ZHANG S P,SHAO P. Enhanced artificial bee colony algorithm with Lévy flight and opposition-based learning[J]. Science Technology and Engineering,2021,21(36):15537-15545.

[19] SHAO P,WU Z J,ZHOU X Y,et al. Improved Particle Swarm Optimization Algorithm Based on opposite Learning of Refraction[J]. ACT Electronica Sinica,2015,43(11):2137-2144.

[20] TIZHOOSH H. Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence [C] // Proceedings of International Conference on Intelligent Agent, Web Technologies and Internet Commerce. Vienna:IEEE,2005,695-701.

[21] HEIDARI A A,PAHLAVANI P. An Efficient Modified Grey Wolf Optimizer with Lévy Flight for Optimization Tasks[J]. Applied Soft Computing,2017,60:115-134.

[22] CHENG P. Digital signal processing[M]. Tsinghua University Press,2001.



SHAO Peng, born in 1983, Ph. D. His main research interests include artificial intelligence, large-scale optimization, image processing and related real world applications.