文章编号:1000-8152(2010)06-0775-06

基于冯·诺依曼邻域结构的人工鱼群算法

王联国^{1,2},洪 毅¹

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730030; 2. 甘肃农业大学 信息科学技术学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要:提出了一种基于冯·诺依曼邻域结构的人工鱼群算法.每条人工鱼只和与自己相连的上下左右的人工鱼进行信息交换,从而减少了计算邻域中心位置和极值位置的计算量,有效地维持了种群的多样性,加快了算法的运行速度.在觅食行为中,人工鱼通过直接移动到搜索到的较好位置,来加快搜索速度.在随机游动行为中,人工鱼以小半径进行搜索,因此算法的优化精度得到了提高.采用动态调整人工鱼视野和步长的方法,较好地平衡了全局搜索能力和局部搜索能力.仿真和实例计算结果表明,该算法具有更好的优化性能.

关键词:人工鱼群算法;邻域;冯・诺依曼;群体智能

中图分类号: TP18 文献标识码: A

Artificial fish-swarm algorithm based on Von Neuman neighborhood

WANG Lian-guo^{1,2}, HONG Yi²

College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou Gansu 730030, China;
 College of Information Science and Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou Gansu 730070, China)

Abstract: An improved artificial fish-swarm algorithm based on Von Neuman neighborhood is proposed. In the algorithm each artificial fish is assumed to exchange messages only with neighboring artificial fish. This assumption reduces the computation time in finding the center and the extremum location within the neighborhood, while effectively retains the variety of the fish-swarm and increases the running speed of the algorithm. In the behavior of preying, the artificial fish will move directly to the superior position, raising the speed of searching. In the behavior of random swimming, the artificial fish will search the object in a region of small radius, improving the accuracy of searching. By dynamically adjusting the visual field and the step of searching for artificial fish, a compromise can be made between the ability of global search and the ability of local search. The experimental results show that the proposed algorithm has better optimization performance.

Key words: artificial fish-swarm algorithm; neighborhood; Von Neuman; swarm intelligence

1 引言(Introduction)

人工鱼群算法^[1](artificial fish-swarm algorithm, 简称AFSA)是一种基于动物行为的群体智能优化 算法,目前已被应用于多个工程领域,并取得了较好 的效果.但该算法存在保持探索与开发平衡的能力 较差、运行后期搜索的盲目性较大、寻优结果精度 低和运算速度慢等缺点,从而影响了该算法搜索的 质量和效率.因此,部分研究者从不同的方面对人工 鱼群算法进行了改进,提出了一些改进的人工鱼群 算法^[2~5].这些改进算法在一定程度上改善了基本 人工鱼群算法的优化性能,但人工鱼群算法运算速 度慢的问题没有得到很好地解决.

针对AFSA运行速度慢和优化精度较差的缺点, 将冯·诺依曼邻域结构引入到人工鱼群算法中,提 出了一种基于冯·诺依曼邻域结构的人工鱼群算 法(artificial fish swarm algorithm based on Von Neuman neighborhood, 简称AFSAVNN). 在该算法中, 每 个人工鱼具有一定局部性,它只和冯·诺依曼网格邻 域内上下左右的人工鱼交换信息,即使群体中某 个体适应度较高,其作用也仅仅是逐步影响到其邻 近的人工鱼,实现了种群内每个人工鱼信息的充分 利用,从而引导种群朝多个方向进化,因此,它能够 有效地维持种群的多样性,抑制早熟现象,同时由于 邻域的重叠性,因而所有人工鱼之间都存在信息交 换. 经过数代进化, 某优良人工鱼的优化信息逐渐会 传播到整个群体,所以又具有一定的全局性,在聚群 行为中,只计算邻域的中心位置,减少了求当前人工 鱼与视野范围内其他人工鱼之间距离的计算量和判 断其他人工鱼是否为当前人工鱼邻居的计算量;在 追尾行为中,只计算当前人工鱼的邻域极值,减少了 求当前人工鱼与视野范围内其他人工鱼之间的距离 的计算量,从而加快了算法的运行速度;在觅食行为

收稿日期: 2009-04-03; 收修改稿日期: 2009-08-02.

基金项目:甘肃省教育信息化发展战略研究资助项目(2007年).

中,人工鱼直接移动到搜索到的较优位置,加快了算法搜索速度;对影响算法性能的主要参数人工鱼视野和步长进行非线性动态调整^[6],较好地平衡了算法的全局搜索能力和局部搜索能力,同时提高了优化精度.仿真和实例测试结果表明,该算法具有更高的收敛精度和收敛速度.

2 基于冯·诺依曼邻域结构的人工鱼群算 法(AFSAVNN)

2.1 人工鱼群的冯·诺依曼邻域结构(Von Neuman neighborhood of artificial fish-swarm)

在基本人工鱼群算法中,设人工鱼*i*的当前状态 为*X_i*,则其邻域定义为

$$N = \{X_j | d_{ij} < \text{Visual}\}.$$
 (1)

其中: *N*为人工鱼*i*的邻域内所有人工鱼的集 合, *X_j*为人工鱼*j*的状态, *d_{ij}*为人工鱼*i*和人工鱼*j*之 间的距离 $||X_i - X_j||$, Visual为人工鱼*i*的感知范围, *j* = 1, 2, · · · , *M*.

在冯·诺依曼邻域结构中将人工鱼的生存环境定 义为一个由人工鱼组成的*M行N*列的网格,即鱼群 里面一共有*M*×*N*个人工鱼,所有的人工鱼均生存 在这个网格中.每个人工鱼均固定在一个格点上,记 第*i*行第*j*列的人工鱼为*AF_{ij}*,其状态向量为*X_{ij}*,则 *AF_{ij}*的邻域为

$$AF_{ij_{\text{neighbors}}} = \{AF_{i'j}, AF_{ij'}, AF_{i''j}, AF_{ij''}\}.$$
(2)

其中: $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N; AF_{i'j}, AF_{ij'}, AF_{i''j}和AF_{ij''}$ 分别为与此人工鱼 AF_{ij} 直接相连的上面、左边、下面、右边的人工鱼,其中:

$$i' = \begin{cases} i - 1, \ i \neq 1, \\ N, \ i = 1, \end{cases} j' = \begin{cases} j - 1, \ j \neq 1, \\ M, \ j = 1, \end{cases}$$
(3)
$$i'' = \begin{cases} i + 1, \ i \neq N, \\ 1, \ i = N, \end{cases} j'' = \begin{cases} j + 1, \ j \neq M, \\ 1, \ j = M. \end{cases}$$

每个人工鱼只能与其邻域发生相互作用. 网格 表示成图1的形式.



图 1 冯·诺依曼邻域结构 Fig. 1 Von Neuman neighborhood

每个人工鱼只能与其邻域发生相互作用. 网格 表示成图1的形式. 每个圆圈表示一个人工鱼, 圆圈 中的数字表示该人工鱼在网格中的位置, 连线表示 相连人工鱼可以发生相互作用.

基于冯·诺依曼邻域结构的人工鱼行为描述(Behaviors description)

2.2.1 觅食行为(Prey)

设人工鱼当前状态为 X_{ij} ,在其感知范围内按 式(4)随机选择一个状态 $X_r = (x_{r,1}, x_{r,2}, \cdots, x_{r,n})$, 如果在求极小问题中, $Y_r < Y_{ij}$ (或在求极大问题中, $Y_{ij} < Y_r$,因极大和极小问题可以互相转换,所以 以下以求极小问题进行讨论),则人工鱼直接移动 到 X_r ;反之,再重新按式(4)随机选择状态 X_r ,判断是 否满足前进条件;反复几次后,如果仍不满足前进条 件,则按式(5)随机移动一步.

$$x_{\mathbf{r},k} = x_{ij,k} + (2\text{rand}(\cdot) - 1)\text{Visual}, \tag{4}$$

$$x_{ij_{\text{next}},k} = x_{ij,k} (1 + (\text{rand}(\cdot) - 0.5)\text{Step}).$$
 (5)

其中: $x_{r,k}$ 表示状态向量 X_r 的第k个分量, $x_{ij,k}$ 表 示状态向量 X_{ij} 的第k个分量, $x_{ij_{next},k}$ 表示人工 鱼 AF_{ij} 下一步的状态向量 $X_{ij_{next}}$ 的第k个分量, i =1,2,…,N; j = 1, 2, ..., M; k = 1, 2, ..., n; rand(·)为[0,1]之间的随机数, 以下表示同上.

2.2.2 聚群行为(Swarm)

设人工鱼当前状态为 X_{ij} ,其邻域的中心位置 $X_{c} = (x_{c,1}, x_{c,2}, \cdots, x_{c,n})$ 按式(6)产生,i', i'', j'和 j''按式(3)取值, $k = 1, 2, \cdots, n$.

$$x_{c,k} = (x_{i'j,k} + x_{i''j,k} + x_{ij',k} + x_{ij'',k})/4.$$
 (6)

如果 $Y_c n_f < \delta Y_{ij}$,表明邻域中心有较多的食物 且不太拥挤,则向邻域的中心位置方向前进一步,即 执行式(7);否则执行觅食行为:

$$x_{ij_{\text{next}},k} = x_{ij,k} + \text{rand}(\cdot)\text{Step}\frac{(x_{\text{c},k} - x_{ij,k})}{\|X_{\text{c}} - X_{ij}\|}.$$
 (7)

其中: $x_{c,k}$ 表示状态向量 X_c 的第k个分量, $k = 1, 2, \dots, n$.

2.2.3 追尾行为(Follow)

设人工鱼当前状态为 X_{ij} ,其邻域的极值位置 为 X_{lbest} ,最优值为 Y_{lbest} ,如果 $Y_{\text{lbest}}n_{\text{f}} < \delta Y_{ij}$ 表明 X_{lbest} 的状态具有较高的食物浓度并且其周围不太 拥挤,则向 X_{lbest} 的方向前进一步,即执行式(8);否则 执行觅食行为:

$$x_{ij_{\text{next}},k} = x_{ij,k} + \text{rand}(\cdot) \text{Step} \frac{(x_{\text{lbest},k} - x_{ij,k})}{||X_{\text{lbest}} - X_{ij}||}.$$
 (8)

其中: $x_{\text{lbest},k}$ 表示状态向量 X_{lbest} 的第k个分量, $k = 1, 2, \cdots, n$.

2.2.4 随机行为(Random)

人工鱼在视野中随机选择一个状态,然后向该方

向移动,其实,它是觅食行为的一个缺省行为.在觅 食行为中,重复尝试次数try_number较少时,为人工 鱼提供了随机游动的机会,增加了种群的多样性,从 而能跳出局部极值.

2.3 行为选择(Evaluate and choice)

行为的选择根据所要解决问题的性质,对人工鱼 当前所处的环境进行评价,从而选择一种合适的行 为.可以按照进步最快的原则或者进步即可的原则 进行选择,如先执行追尾行为,如果没有进步再执行 觅食行为,如果还没有进步则执行聚群行为,如果依 然没有进步就执行随机行为.

2.4 公告板(Board)

算法中设立一个公告板,同样定义为一条人工 鱼,用以记录最优人工鱼的状态.每条人工鱼在每次 行动后就将自身的当前状态与公告板的状态进行比 较,如果自身状态优于公告板状态,则用自身状态取 代公告板状态.

2.5 动态视野和步长(Dynamic visual field and step)

为了提高算法的搜索能力和优化精度,动态调整 人工鱼的视野和步长.在算法运行前期,采用较大的 视野和步长,使人工鱼在更大的范围内进行粗搜索, 增强了算法的全局搜索能力,随着搜索的进行,视野 和步长逐步减小.在算法运行后期,逐步演化为局部 搜索,定位在最优解附近区域并进行精细搜索,从而 提高了算法的局部搜索能力和寻优结果的精度.视 野Visual和步长Step可按式(9)进行动态调整^[6]:

$$\begin{cases} \text{Visual} = \text{Visual} \times a + \text{Visual}_{\min}, \\ \text{Step} = \text{Step} \times a + \text{Step}_{\min}, \\ a = \exp(-30 \times (t/T_{\max})^s). \end{cases}$$
(9)

一般情况下Visaul初值为 $X_{max}/4(X_{max})$ 按索 范围的最大值), Step为Visual/8, Visual_{min} = 0.001, Step_{min} = 0.0002, t为当前迭代次数, T_{max} 为最大迭 代次数, s取值范围为[1,30].

2.6 算法流程(Flow)

Step 1 初始化算法参数;

Step 2 根据目标函数,计算每个人工鱼的适应 值,并将其适应值与公告板中的最优人工鱼进行比 较,若较好,则将其赋给公告板;

Step 3 按式(9)计算视野Visual和步长Step;

Step 4 根据行为选择策略,每个人工鱼通过觅 食、聚群、追尾或随机游动行为更新自己的位置;

Step 5 检查终止条件,如果满足终止条件,则 输出最优解,算法终止,否则,转Step 2.

3 仿真实验(Simulation experiments)

3.1 实验设计(Experiment design)

本文以求6个基准测试函数的最小值为例,进行仿真实验,测试软件平台为Visual C++和Windows

XP, 机器主频为P4(1.7 G), 内存为512 M.

$$f_1(X) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)],$$

$$f_2(X) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1,$$

$$f_3(X) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1}^2 - x_i)^2 + (1 - x_i)^2],$$

$$f_4(X) = \sum_{i=1}^n x_i^2, \ f_5(X) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_i^2),$$

$$f_6(X) = 0.5 + \frac{\sin^2\sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}.$$

实验中参数设置如下:人工鱼群规模为20,觅食 行为中重复尝试次数try_number = 5,AFSA中,对 于 f_1 函数,Visual = 2.5,Step = 0.3;对于 f_2 函数, Visual = 150,Step = 18;对于其他函数,Visual = 25,Step = 8.在AFSAVNN中,s = 2,Visual_{min} = 0.001,Step_{min} = 0.0002,20条人工鱼组成4行5列的 网格.各函数优化的参数和目标精度见表1.对上 述6个测试函数的极小值寻优,最终测试结果为独立 运行50次后的平均值fitness.

表 1 用于测试改进算法的基准函数参数表 Table 1 Parameters of test functions

函数	维数	搜索范围	理论最优值	目标精度
f_1	30	[-5.12,5.12]	0	100
f_2	30	[-600, 600]	0	10^{-5}
f_3	30	[-30, 30]	0	100
f_4	30	[-100, 100]	0	10^{-5}
f_5	30	[-100, 100]	0	10^{-5}
f_6	2	[-100, 100]	0	10^{-5}

3.2 实验结果及分析(Results and analysis)

3.2.1 固定进化迭代次数的收敛速度和精度 (The speed and precision of convergence with certain number of iterations)

固定进化迭代次数为2000,算法独立运行50次所 得的函数全局平均最小值和每次实验的平均运行 时间作为算法性能的衡量指标,实验结果见表2和 图2~图7.

表2为AFSA和AFSAVNN求解函数 f_1 , f_2 , f_3 , f_4 , $f_5 和 f_6$ 所得的优化结果和平均运行时间.由表2可 以看出, AFSAVNN的平均优化结果和标准差明显好 于AFSA.同时还可以看出AFSAVNN的平均运行时 间比AFSA快3倍以上.图2~图7是函数 f_1 , f_2 , f_3 , f_4 , $f_5 和 f_6 采用AFSA和AFSAVNN运行50次后得到的平$ 均最小值的进化曲线,为了避免函数值为0,函数值均加上10⁻¹⁰作为截止值.从图中可以看出, AF-SAVNN的收敛性能和优化精度明显优于AFSA.

表 2 两种算法优化结果					
	Table 2	The results of t	wo optimizat	ion algorithms	
函数	算法	平均值	标准差	平均运行时间 $/(s \cdot 次^{-1})$	
f_1	AFSA	197.6245	12.50201	14.83	
	AFSAVNN	30.58569	4.826707	3.65	
f_2	AFSA	182.1196	78.26221	23.94	
	AFSAVNN	1.4804e-4	1.946e-3	1.79	
£.	AFSA	9.4713e-7	5.435e-6	15.44	
13	AFSAVNN	26.55944	0.365233	1.992	
f.	AFSA	10040.42	565.6569	16.06	
J4	AFSAVNN	2.08e-104	1.28e-103	1.868	
f_5	AFSA	164716.44	10806.77	18.83	
	AFSAVNN	4.16e-112	2.94e-111	5.11	
f_6	AFSA	2.5873e-4	2.4474e-4	1.650	
	AFSAVNN	0.0000e+0	0.000e+0	0.54	























3.2.2 固定收敛精度下的进化迭代次数(The number of iterations for goal after certain runs)

表3为6个测试函数在指定收敛精度下独立运行50次后的迭代次数(最大迭代次数为2000),达 优率=达到目标精度的运行次数÷总实验次数, "—"表示迭代次数超过了最大迭代次数2000. 由表3看出, AFSA对f₆函数的达优率为30%, 对其 他5个测试函数, 达优率都为0; AFSAVNN对6个 测试函数的达优率均为100%, 平均迭代次数都 在1000次以下, 这说明AFSAVNN比AFSA收敛速 度快, 达优率高, 且具有更加稳定的收敛性能.

		8			
函数	算法	成功率/%	平均迭代	最小迭代	最大迭代
f.	AFSA	0	—		_
$J \perp$	AFSAVNN	100	565	219	702
fo	AFSA	0			
J2	AFSAVNN	100	945	806	1400
fa	AFSA	0	_		_
J3	AFSAVNN	100	258	219	303
f,	AFSA	0	_	_	_
J4	AFSAVNN	100	241	191	290
f_	AFSA	0	_		_
J_{2}	AFSAVNN	100	239	179	320
fa	AFSA	30	1053	314	1932
J6	AFSAVNN	100	15	3	35

表 3 在固定目标精度下的进化迭代次数 Table 3 The number of iterations for goal

3.2.3 与参考文献中的PSO优化性能比较 (Comparing the optimization performance with PSO in references)

测试函数*f*₁, *f*₂和*f*₃的维数分别设置为10,20和 30,相应的循环迭代次数分别设置为1000次、 1500次和2000次,其他参数同上.对每个函数进 行50次实验,计算算法找到的函数平均最优值, 并与参考文献[7]和文献[8]中PSO优化结果进行比 较,实验结果见表4.从表4可以看出,AFSAVNN搜 索到的平均最优值远远优于文献[7]和文献[8]给 出的基本PSO、基于距离行为模型的微粒群算法 BDPSO和改进的粒子群优化算法IPSO的优化结果,说明AFSAVNN具有较高的优化性能.

4 实例测试(Example test)

本文利用AFSAVNN确定河流横向扩散系数, 引用文献[9]中的基本原理、具体算例,进一步检 测算法的优化性能.

AFSAVNN的主要参数设置为种群数M = 20,迭代次数为1000,觅食行为中重复尝试次数try_number为3,用AFSAVNN同时优化参数 D_y 和u,结果见表5,其中也列出了文献[9]中实码遗传算法(RAGA)的相应结果.

表 4 与一些改进粒子群优化算法的性能比较 Table 4 Comparison of some improved PSO algorithms

			- I		r	8	
	函数	维数	迭代次数	PSO	BDPSO	IPSO	AFSAVNN
		10	1000	4.2389	3.4525	3.2928	4.81566
	f_1	20	1500	21.5688	20.0743	16.4137	15.6818
		30	2000	50.2165	34.6607	35.0189	30.5857
		10	1000	0.0965	0.0915	0.0784	3.36e-9
	f_2	20	1500	0.0353	0.0202	0.0236	2.634e-8
		30	2000	0.0147	0.0104	0.0165	1.48e-4
		10	1000	38.8971	20.9395	10.5172	6.42051
	f_3	20	1500	86.1087	57.0700	75.7246	16.7047
		30	2000	122.6614	63.2073	99.8038	26.5594

表 5 用AFSAVNN同时确定河流横向扩散系数 Table 5 Determining the transverse diffusion coefficient of river by AFSAVNN

方法	$D_y/(\mathrm{m}^2\cdot\mathrm{s}^{-1})$	$u/(\mathbf{m}\cdot\mathbf{s}^{-1})$	最小目标 函数值f
AFSAVNN	0.009998	1.000131	0.006120
RAGA	0.009999	1.000264	0.006125
理论真值	0.010000	1.000000	0.006765

由表5可以看出, AFSAVNN确定的u的值要优 于RAGA的结果, 其中得到的最小目标函数值略 优, *D*_y的值与RAGA的结果相当. 实例测试结果表 明, AFSAVNN可以有效地解决此类工程问题.

5 结论(Conclusion)

针对AFSA算法运行速度慢和优化精度较差的 缺点,提出了一种基于冯·诺依曼邻域结构的人工 鱼群算法,该算法不仅有效地维持了种群的多样 性,而且提高了算法的运行速度、算法在解空间的 探索能力及收敛精度.通过优化6个测试函数及一 个工程实例问题,结果表明,该算法具有简单、高 效的特点,适用于解决实际工程问题.

参考文献(References):

- 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群 算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32 – 38.
 (LI Xiaolei, SHAO Zhijiang, Qian Jixin. An optimizing method based on au tonomous animats: fish-swarm algorithm[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002, 22(11): 32 – 38.)
- [2] XIAO J M, ZHENG X M, WANG X H, et al. A modified artificial fish-swarm algorithm[C] //Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). Piscataway, USA: IEEE, 2006: 3456 – 3460.

- [3] WANG C R, ZHOU C L, MA J W. An improved artificial fish-swarm algorithm and its application in feed-forward neural networks[C] //2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics(ICMLC 2005). Piscataway, USA: IEEE, 2005: 2890 – 2894.
- [4] 张梅凤, 邵诚. 多峰函数优化的生境人工鱼群算法[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 773 776.
 (ZHANG Meifeng, SHAO Cheng. Niche artificial fish-swarm algorithm for multimodai function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(4): 773 776.)
- [5] WANG L G, HONG Y. A multiagent artificial fish-swarm algorithm[C] //The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 3161 – 3166.
- [6] 王联国, 洪毅, 赵付青, 等. 一种改进的人工鱼群算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(19): 192 194.
 (WANG Lianguo, HONG Yi, ZHAO Fuqing, et al. Improved artificial fish swarm algorithm[J]. *Computer Engineering*, 2008, 34(19): 192 194.)
- [7] 王辉, 钱锋. 一种基于距离行为模型的改进微粒群算法[J]. 计算机 工程与应用, 2007, 43(30): 30 – 32.
 (WANG Hui, QIAN Feng. Improved particle swarm optimizer with behavior of distance models[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(30): 30 – 32.)
- [8] JIANG Y, HU T S, HUANG C C, et al. An improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Applied Mathematics and Computation* 2007, 193(1): 231 – 239.
- [9] 金保明,杨晓华,金菊良,等.确定河流横向扩散系数的实码遗传 算法[J]. 水电能源科学, 2000, 18(1): 9-12.
 (JIN Baoming, YANG Xiaohua, JIN Jüliang, et al. Real coding genetic algorithm for determining the transverse diffusion coefficient of river[J]. *Hydroelectric Energy*, 2000, 18(1): 9-12.)

作者简介:

王联国 (1968—), 男, 博士研究生, 副教授, 主要研究方向为计 算智能、智能信息处理, E-mail: wanglg@gsau.edu.cn;

洪毅 (1954—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向及领域 为控制理论与控制工程、智能控制与智能自动化和计算机网络.