

AS-FOA 优化 GRNN 网络的财务预警研究

王英博 柴佳佳

(辽宁工程技术大学软件学院 葫芦岛 125105)

摘 要 针对果蝇算法在复杂情况下寻优时易陷入局部最优等缺陷,提出一种自适应变步长果蝇算法(AS-FOA)。采用改进果蝇算法寻找 GRNN 网络最优参数,并利用财务数据进行危机预警以验证算法的可行性。AS-FOA 算法通过赋予果蝇两次随机方向,同时引入稳定阈和适应度步长因子的概念,界定了果蝇的活跃与稳定状态,有效解决了寻优过程中因陷入局部最优而导致的收敛缓慢和低精度问题。实验表明:AS-FOA 能够快速找到 GRNN 网络中的最佳参数,且应用于财务数据后达到的预警准确率较高。

关键词 FOA,GRNN 网络优化,稳定阈,适应度步长因子,财务预警

中图分类号 TP3-05 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.050

Employing AS-FOA for Optimization of GRNN Network with Application to Financial Warning Research

WANG Ying-bo CHAI Jia-jia

(College of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract The process of fruit fly optimization algorithm(FOA) optimizing complex problems easily falls into local optimum. In order to solve the problem, adaptive step fruit fly optimization algorithm (AS-FOA) was put forward. The improved FOA was used to find GRNN network optimal parameters, and financial data were used for the crisis warning to verify the feasibility of the algorithm. The algorithm gives fruit fly two random directions, meanwhile introduces two concepts, which are stability threshold and fitness step length factor, in order to define the flies' active and steady state, thus effectively preventing local optimum-induced slow convergence and low accuracy in the process of searching the optimal parameters of GRNN by FOA. The experimental results show that AS-FOA can quickly find the best parameters of GRNN network and achieve higher warning accuracy after being applied to financial data.

Keywords FOA, GRNN network optimization, Stability threshold, Fitness step length factor, Financial warning

1 引言

果蝇算法参数少、改良简单且具有一定的全局优化能力,一经提出便受到了众多学者的欢迎。其除了应用于各种工业领域,包括超声回波信号参数估计、汽轮机振动故障诊断、水库群调度、电力系统无功优化、卫星钟差预报等外,还应用在参数调节过程中,包括 Z-SCORE、支持向量机、神经网络(包括 GRNN 和灰色神经网络及 BP)等,均得到了较好的效果^[1-4]。但经过学者深入研究,果蝇算法虽然效率高,参数易调节,但是也存在一定缺陷。为此,程慧、刘成忠将混沌映射融入果蝇算法,胡能发提出的演化式果蝇算法,韩俊英、刘成忠等将果蝇种群分为动态双子群^[5-8],均有效弥补了果蝇算法本身不稳定、容易陷入局部最优等缺陷。

针对果蝇算法本身存在的缺陷,本文致力于研究果蝇算法及改进。由于广义回归神经网络具有复杂的非线性结构,可以有效验证果蝇算法及改进果蝇算法的寻优性能,因此以 100 家上市公司的财务数据为基础,使用改进果蝇算法在寻找广义回归神经网络的最优参数^[9,10]。基本果蝇算法在寻找

GRNN 网络参数最优值时出现了因早熟收敛导致的不稳定状态、精度降低和速度缓慢等问题。进一步剖析果蝇算法时发现,果蝇算法的 4 个参数中,迭代步长(以下简称步长)贯穿了整个算法,由此认为在某一合适状态下调节步长对果蝇算法的影响至关重要。为此,提出了一种自适应变步长果蝇算法(Adaptive Step Fruit Fly Optimization Algorithm, AS-FOA),该算法通过赋予果蝇两次随机方向和引入两个概念,界定了果蝇的活跃状态与稳定状态,能够在 GRNN 网络最优参数值周围精细搜索,提升了果蝇算法寻找 GRNN 网络最优参数的能力。

2 AS-FOA 算法

2.1 基本果蝇算法

潘文超博士通过观察果蝇飞行过程^[11],突发灵感,在 2011 年提出一种具有一定全局优化能力的果蝇算法(Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA)。果蝇算法共有 4 个参数,包括初始值、迭代步长、种群规模和迭代次数。果蝇(Fruit Fly)寻找目标食物的过程如图 1 所示。

到稿日期:2015-05-18 返修日期:2015-08-24 本文受国家科技支撑计划(2013BAH12F00)资助。

王英博(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为数据挖掘;柴佳佳(1991—),女,硕士,主要研究方向为数据挖掘,E-mail:897545336@qq.com。

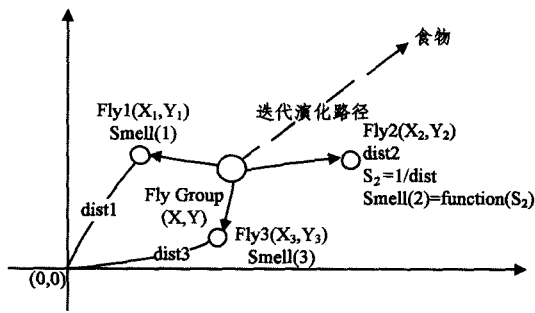


图1 果蝇寻找目标食物

2.2 参数改进的果蝇算法

经众多学者研究,基本果蝇算法存在一定缺陷,例如因搜索步长选取不当而影响果蝇算法寻优性能等。对此,2013年,马超、董玲提出了FOA步长改进算法^[12]。由式(5)和式(6)知 $x_i = \pm \sqrt{S_i^2 - y_i^2}$, 得出 x_i 的变动数量级应该在 $[-0.1/S_i, 10/S_i]$, 最终提出步长应该取 k/S_i , 首次将基本果蝇算法固定步长变为动态步长, 经过验证该方法有效提高了果蝇算法的计算速度和收敛精度。

2014年, 宁剑平、王冰等人也提出了一种递减步长果蝇优化算法^[13], 使得果蝇算法步长随着迭代次数的变化而变化, 提高了全局搜索的速度和局部搜索的深度。步长变化如式(1)所示, 其中, L_0 、 G 、 G_{\max} 分别是初始步长值、当前迭代次数和最大迭代次数。通过测试对比粒子群、遗传算法和基本果蝇算法, 降低了误差, 提高了收敛速度。

$$L = L_0 - \frac{L_0(G-1)}{G_{\max}} \quad (1)$$

2.3 稳定阈和适应度步长因子

基本果蝇优化算法在搜索最优值时以随机函数分配方向, 果蝇位置更新公式为 $X(i) = X_{axis} + 2h * rand() - h$, 搜索移动距离为 $[-h, h]$, 方向由随机函数产生。下面分析当有局部最优值干扰时, 基本果蝇算法能否找到全局最优值(以极小值为例)。

由于果蝇初始位置是由随机函数 $x * rand()$ 产生的 0 到 x 之间的均匀随机数, 假设果蝇在每个区间均匀分布, 如图 2 所示, 分为以下 3 种情况: 1) 只有一个全局最优值, 果蝇个体向适应度值较优的方向飞去, 最终找到全局最优值。2) 有一个局部最优值和一个全局最优值, 果蝇在全局最优值区域内有分布, 在分配随机方向时, 向适应度比较小的果蝇飞去。在飞行过程中, 果蝇找到全局最优值。3) 假设初始均匀分布, 当有多个局部极小点但全局最优值分布不明显时, 此时情况复杂, 要看果蝇分布的随机方向是否可能落到全局最优值的分布区域, 如果不可以落到, 则有可能错过全局最优值, 使得搜索精度降低。

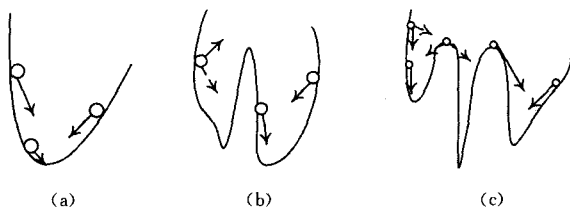


图2 果蝇分布与飞行分析

上述情况在搜索最优值时普遍存在, 并且一直是众多学者研究的重点; 而广义回归神经网络隐藏层无需设定权值与节点数, 具有一定的隐藏性, 传递函数为非线性的高斯函数^[14]。这种复杂的非线性系统在具有贴近非线性问题能力的同时, 也会受到无限个局部极小点的干扰。为寻找最佳 *spread* 值, 在基本果蝇算法的基础上引入以下两个概念。

(1) 稳定阈值(又称稳定阈, 用符号 α 表示): 果蝇搜索到一个稳定状态的临界值, 这里主要是用来界定是否开始引入适应度步长因子。由图 3 可以看出, 果蝇个体大部分处于活跃的运动状态, 当快速移动到凹处时移动距离会逐渐减小。设定最小阈值为 0, 最大阈值为当前离原点最远的果蝇位置的距离 $Dist(worst)$, 搜索的全局最优值是在这个范围内产生。设定稳定阈值为最大阈与果蝇个数的比值。当果蝇个体 2 次移动的距离小于稳定阈值时, 就认为果蝇个体已经脱离可以随意运动的活跃状态而陷入某种稳定状态。称达到稳定阈的果蝇处于稳定状态, 否则处于活跃状态。

(2) 适应度步长因子: 当开始搜索时, 赋予果蝇个体固定步长和随机方向以快速接近食物(目标值)。2 次赋予随机方向后, 果蝇再次起飞, 当达到稳定阈的条件时, 逐渐减小果蝇个体的移动搜索距离, 使得果蝇可以精细搜索, 避免错过最优值。由于问题不同时适应度函数不同, 在搜索过程中为了找到较小的适应度值(或者较大, 这里以较小值为例), 搜索步长应根据果蝇当时搜索状态的适应度来进行动态调整。因此设置适应度动态因子为当前果蝇个体适应度值与最大个体适应度的比值, 如式(2)所示。果蝇步长随着适应度步长因子的变化公式如式(3)所示, 其中 h_{\max} 为迭代初始步长, 设置 h_{\min} 为当前需求精度和果蝇个数的比值, 随着适应度值变化的趋势如图 3 所示。

$$fac = \frac{f_i}{f_{\max}} \quad (2)$$

$$h_i = \begin{cases} h_{\max}, & |f_{i+1} - f_i| > \alpha \\ h_{\min} + (h_{\max} - h_{\min}) \times fac, & |f_{i+1} - f_i| \leq \alpha \end{cases} \quad (3)$$

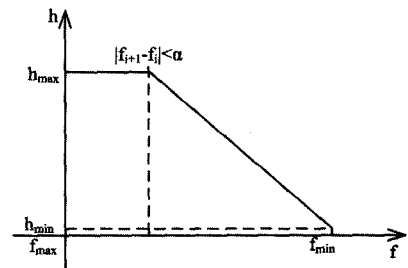


图3 果蝇步长变化趋势

2.4 AS-FOA 收敛性分析

定义 设 $\{\xi_n\}$ 为概率空间上定义的随机变量序列, 若存在随机变量 ξ , 使得对 $\forall \epsilon > 0$, 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\xi_n - \xi| < \epsilon\} = 1$$

称序列 ξ_n 以概率收敛于 ξ 。

另外对 $\forall \epsilon > 0$, 令:

$$A(\epsilon) = \{x \in V^*, |f(x) - f(x^*)| < \epsilon\}$$

其中, $A(\epsilon)$ 为希望解集。

下面讨论 AS-FOA 的收敛性。为了讨论方便, 若证明了

AS-FOA 在最坏情况下收敛,则整个算法都收敛。假设有无穷个局部最优解干扰,并且设置步长只为固定步长。先引入以下定理。

定理 AS-FOA 算法依概率 1 收敛到全局最优解。

随机初始化果蝇位置,每一个有局部最优值和一个全局最优值的位置为一个区域,假设有 n 个。若想“至少有一只果蝇初始位置或再次赋予随机方向后进入 $A(\epsilon)$ ”,即有一只果蝇位置落在 V^* 范围内或在后期搜索过程中落在 V^* ,前提为搜索范围覆盖了最优解,则:

$$P(I) = P\{X_{i0} \in V^*\} = \lambda \frac{D_{x0}}{D}$$

其中, I 表示事件“果蝇初始或再次赋予随机位置后落在 V^* ”, X_{i0} 是初始位置及再次赋予随机位置事件。 D_{x0} 是最优解区域及以区域内任意一点为中心以步长为半径的区域。 D 为整个搜索区域。 λ 为 V^* 的测度系数,当初落入 V^* 时其值为 1,当再次赋予随机位置时其值为 $\frac{1}{n!}$ 。对应的以 \bar{I} 表示“果蝇初始或再次赋予随机位置后没有落在 V^* ”,则:

$$P_0 = P(\bar{I}) = 1 - P(I) = 1 - \lambda \frac{D_{x0}}{D}$$

事件 A_m 表示“ m 次迭代中至少有一次落入 D_{x0} ”则:

$$\begin{aligned} P(A_m) &= 1 - (P(\bar{I}))^m = 1 - (1 - P(I))^m \\ &= 1 - (1 - \lambda \frac{D_{x0}}{D})^m \end{aligned}$$

由于 $0 < P(\bar{I}) < 1$,因此得到:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} P(A_m) = \lim_{m \rightarrow \infty} 1 - (1 - \lambda \frac{D_{x0}}{D})^m = 1$$

当 $x(m)$ 为当前记录的最优解时,上式也可理解为:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} P(\{x(m) \in A(\epsilon)\}) = 1$$

因此得到:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} p(\{|f(x(m)) - f(x^*)| < \epsilon\}) = 1$$

AS-FOA 在最坏的情况下收敛,定理得证。

2.5 AS-FOA 优化 GRNN 网络

2.5.1 GRNN 网络

美国学者 Donald F. Specht 于 1991 年提出了广义回归神经网络 (Generalized Regression Neural Network, GRNN),它是 RBF^[15] 的一种特殊形式,是一种基于非线性回归理论的前馈式神经网络模型,能够很好地处理非线性或线性的回归问题,通过激活神经元来逼近函数^[16,17]。

广义回归神经网络由 3 层构成(见图 4),即由 q 个线性神经元输出层(右)、 p 个径向基神经元隐含层(中)和 m 个神经元输入层(左)组成,其中中间层选用 Gauss 函数 $R(x)$ 作为基函数,它有且只有一个参数,即 RBF 的平滑参数 $spread$ 值。

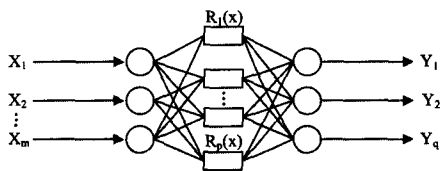


图 4 GRNN 结构图

2.5.2 AS-FOA 优化过程

在引入稳定阈和适应度步长因子的概念后,提出一种自适应步长果蝇优化算法 (Adaptive Step Fruit Fly Optimization Algorithm, AS-FOA)。具体步骤如下:在果蝇搜索 $spread$ 值的初期,用 rand 函数产生随机果蝇个体,其基本均匀分布于每个区域,此时没有好坏之分且果蝇处于随机活跃状态。当第一轮试飞完成后,果蝇个体评出优劣,其靠着灵敏的嗅觉和视觉向较好的果蝇飞去。然后再以此为基础,果蝇继续处于活跃状态,再次被赋予随机方向,跳出局部最优。直到果蝇达到稳定阈的条件,此时果蝇接近 $spread$ 最优值^[18,19],然后以适应度的变化自适应调节步长,达到精细的深度搜索,避免错过全局最优。当果蝇个体适应度值 f_i 为最大适应度值 f_{max} 且精度要求比较高时,步长约等于原始固定步长,此算法可还原为基本果蝇算法。AS-FOA 优化 GRNN 网络流程图如图 5 所示,具体步骤如下。

Step1 随机产生 Fruit Fly 群体初始位置 ($InitX_axis$, $InitY_axis$)、Fruit Fly 数量 (sizepop) 和最大迭代数 (maxgen)。

Step2 赋予 Fruit Fly 寻找目标的飞行长度 $[-h, h]$ 、任意方向 $randomvalue$ 。

$$x_i = X_axis + 2h \times randomvalue - h \quad (4)$$

$$y_i = Y_axis + 2h \times randomvalue - h$$

Step3 求出坐标起点到个体间的长度 $dist(i)$ 以及 $smell$ 稠度判定值 S_i ,适应度函数采用广义网络模型里的均方根误差 (RMSE),用作 $smell$ 稠度判定函数。如式 (7) 所示,其中 y_output 为输出值, y 为目标值。

$$Dist(i) = \sqrt{(x_i^2 + y_i^2)} \quad (5)$$

$$S_i = \frac{1}{Dist(i)} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} Smell(i) &= Function(S_i) = RMSE(i) \\ &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_output - y)^2} \end{aligned} \quad (7)$$

Step4 为求出 Fruit Fly 个体 $smell$ 稠度 $Smell(i)$,将 $smell$ 稠度判定值 S_i 代入 $smell$ 适应度函数 (Fitness Function)。

Step5 寻找每只 Fruit Fly 中最优 $smell$ 稠度 $Smell(i)$ 个体。

Step6 保存最优 $smell$ 稠度值 S_i 和对应 Fruit Fly 坐标值,因其独有的视力优点,Fruit Fly 群体飞往目标地点。

$$Smellbest = best.Smell$$

$$X-axis = X(bestindex) \quad (8)$$

$$Y-axis = Y(bestindex)$$

Step7 再次赋予果蝇个体随机方向,并且判断本次是否优于上次的 $smell$ 稠度,若是,则执行 Step6。

Step8 判断两次适应度的差是否小于稳定阈值 α 。

Step9 根据适应度步长因子 fac 动态调节步长,步长具体变化如式 (3) 所示。然后循环迭代 Step2—Step8。

Step10:判断是否达到最大迭代次数或者精度要求,若是则停止迭代,输出最佳 $spread$ 值。

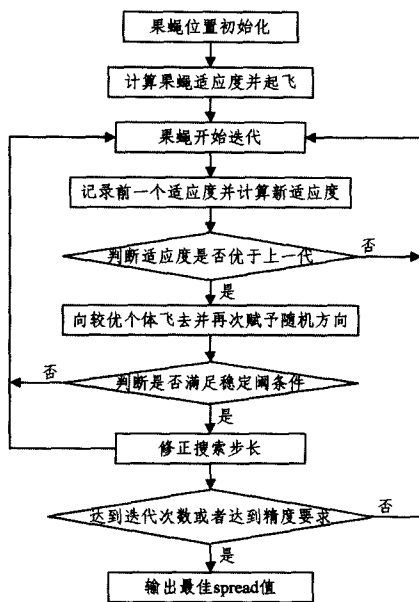


图5 AS-FOA 优化 GRNN 网络

3 实验

3.1 寻找 FOA 其余最佳参数

在仿真训练中,将选定的样本数据(用于训练的财务数据)分为 5 组进行交叉验证,再利用 FOA 算法一定的全局性,找到 GRNN 网络的最佳 *spread* 参数。为了使得模型最佳,实验中不断调整 FOA 算法的群体数量和循环次数,得到如下 *spread* 参数,如表 1 所列。

表 1 不同参数下最佳 *spread* 值

固定循环次数为 150		
种群规模	最佳 <i>spread</i> 值	时间(s)
1	0.0732	10.156281
6	0.0707	41.567239
8	0.0701	47.097453
9	0.0721	51.057375
10	0.0721	59.203187
12	0.0717	87.056432
20	0.0713	143.006050
固定种群规模为 8		
迭代次数	最佳 <i>spread</i> 值	时间(s)
50	0.0717	23.908574
140	0.0711	37.003201
150	0.0701	47.097453
151	0.0714	51.179340
160	0.0713	67.309401
180	0.0711	77.719011
300	0.0711	125.306511

由表 1 可以看出,固定迭代次数为 150,不同的种群规模下,当种群规模为 8 时, *spread* 值达到最小,为 0.0701;当固定种群规模为 8 并变换迭代次数时,也可以得到最佳迭代次数为 150;当迭代次数达到 180 以上时,最佳 *spread* 值保持 0.0711 不变,这时只会增加搜索时间。搜索时间随着种群规模和迭代次数的增大而增大。而均方根误差除了迭代次数为 150、种群规模为 1 和 6 时收敛到 0.3570 外,其他情况下均收敛到 0.3520,但是 *spread* 值却不相同,这说明迭代次数和种群规模的选取会影响能否找到全局最优值。最终找到迭代次

数为 150、种群规模为 8 时的最佳参数。

3.2 数据选取

选取 100 家上市公司的数据,将其分为两组,其中将 2010 年、2011 年首次被特别处理的 40 家 ST 公司与 40 家配对的健康公司作为训练样本组,同时提取 ST 当年的前 T-1 年、T-2 年数据用于模型建立与检测;其中将 2012 年首次被特别处理的 10 家上市公司和 10 家配对的健康公司作为预测样本,以便检验模型预测效果。将被特别处理的 ST 上市公司与非特别处理的健康公司分为两类,分别用 1、0 编码分组,其中 ST 公司类别为 1,健康公司类别为 0。指标选取了能够有效代表企业偿还能力、盈利能力、运营能力、发展能力以及现金流量这 5 个方面的财务指标的 21 个指标体系。假设 ST 公司与非 ST 公司指标无显著差异,分别通过使用 SPSS 统计分析软件对搜集到的 80 家训练样本公司被特别处理前两年的数据进行显著分析检验,然后又利用 SPSS 软件进行主成分分析^[20]。为了更充分地反映企业信息,选取了 91.5% 的累计贡献率,此时主成份因子为 5 个,包含了原有信息量的 91.5%。主成分因子包括总资产增长率、总资产周转率、经营现金负债率、每股收益和成本费用利润率,取代了原有的 21 个指标。这 5 项指标一起构成企业财务预警指标的体系。部分数据如表 2 所列。

表 2 财务预警部分数据

股票代码	公司名称	总资产增长率	总资产周转率	预警划分
...
600355	ST 精伦	-16.60	0.29	1
600309	万华化学	22.87	0.74	0
600860	ST 北人	-11.32	0.42	1
600004	白云机场	24.5	0.33	0
...

3.3 网络训练寻优

为验证本文算法的有效性,将 AS-FOA 与基本果蝇算法、马超等变步长果蝇算法和宁建平等递减步长果蝇算法作对比,并应用于财务预警中。在仿真实验时,利用 Matlab 中的工具箱,其中有关神经网络的 *newgrnn* 函数迭代搜寻最佳 *spread* 值,选取 100 条中的 80 条作为训练数据,将训练数据分为两组进行交叉训练,以避免训练过度。设置果蝇适应度函数为网络输出与目标值的均方根误差,种群初始位置在 [0, 1] 之间,群体数量为 8,初始固定步长均设为 10。

相同迭代次数下,比较收敛速度、所用时间和均方根误差。设置重复去逼近目标的次数是 150,此时分别用原始果蝇算法、马超等改进 FOA、宁建平等改进 FOA 和本文算法作比较,得到的结果如表 3 所列,收敛图分别如图 6—图 9 所示。从表 3 可以看出,马超等改进 FOA 和宁建平等改进 FOA 在优化 GRNN 网络参数中收敛代数和所用时间基本与 FOA 所差无几,优化效果不明显。AS-FOA 算法的收敛代数为 28,用时为 40s 左右,均方根误差为 0.0033,在 4 个算法中收敛最快,用时最少,均方根误差最小。本文算法提高了基本 FOA 算法的收敛性能,能够快速有效地在 GRNN 网络架构中搜寻最优值。

表3 算法对比结果

算法	收敛代数	果蝇位置	最佳 spread 值	所用时间(s)	均方根误差
FOA 算法	66	(0.0831, -0.4891)	1.0829	56.3905	0.6581
马超等改进 FOA	58	(-9.8024, -8.8224)	0.1992	50.4355	0.5844
宁建平等改进 FOA	60	(0.0040, 0.0500)	0.3798	55.5558	0.5779
本文算法	28	(9.7589, 7.3821)	0.0808	40.2915	0.3410

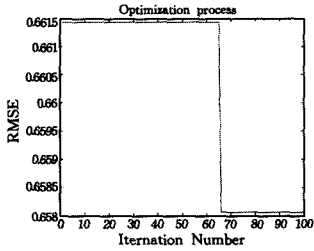


图6 基本 FOA 算法收敛图

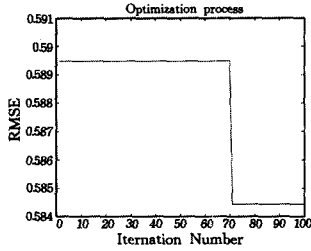


图7 马超等改进 FOA 收敛图

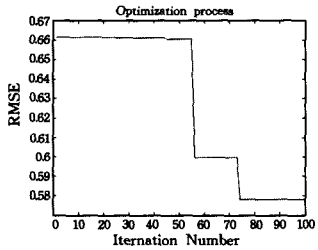


图8 宁建平等改进 FOA 收敛图

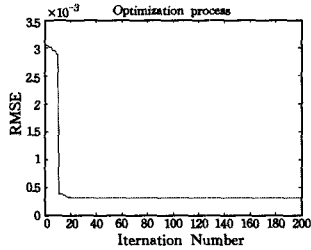


图9 本文算法收敛图

3.4 准确度对比分析

为检验各个算法寻优性能,将各算法网络寻优得到的最佳 *spread* 值分别代入 GRNN 网络架构中,应用于财务预警。使用 20 条数据做预测,0、1 分别代表 ST 和非 ST 公司。得到如表 4 所列的预测准确率比较和图 10 所示的算法对比结果,图 10 中叉状代表真实值,十字状表示预测值。可以看出本文算法具有良好的全局优化能力,在加快收敛和减小误差的同时更接近真实值,提高了预测精度。

表4 准确率比较

优化 GRNN 相应算法	ST 公司		非 ST 公司	
	正判数	正确率(%)	正判数	正确率(%)
FOA	6	60	6	60
马超等改进 FOA	8	80	8	80
宁建平等改进 FOA	9	90	8	80
AS-FOA	10	100	10	100

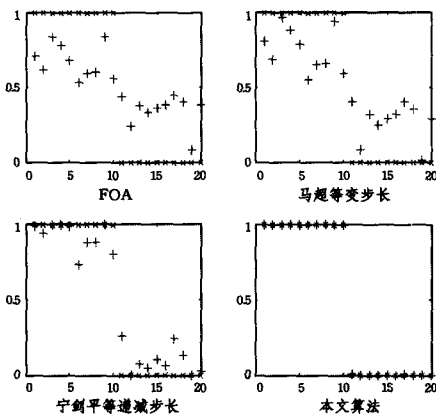


图10 算法对比结果

结束语 通过剖析果蝇算法的内部结构,对果蝇算法进行改进,引入稳定阈和适应度步长因子的概念,提出了自适应变步长果蝇优化算法,并验证了算法的可行性。以 100 家上市企业的财务数据为基础,利用改进算法寻找到广义回归神经网络的最佳参数,实现财务危机预警功能。AS-FOA 算法提升了果蝇算法在复杂情况下的寻优能力,相比基本果蝇算法和其他两种改进算法,收敛更快,寻优能力更佳。

参考文献

- [1] Lai Hao-jie, Li Xiao-ying, Zhang Lei. Based on the improved FOA reservoir group of scheduling application research of the algorithm[J]. Water Resources and Power, 2013, 31(8): 74-76 (in Chinese)
赖豪杰, 李晓英, 张磊. 基于改进果蝇算法的水库群调度应用研究[J]. 水电能源科学, 2013, 31(8): 74-76
- [2] Wang Xue-gang, Zou Zao-jian. Identification of ship manoeuvring response model based on fruit fly optimization algorithm [J]. Journal of Dalian Maritime University, 2012, 38(3): 1-4 (in Chinese)
王雪刚, 邹早建. 基于果蝇优化算法的船舶操纵响应模型的辨识 [J]. 大连海事大学学报, 2012, 38(3): 1-4
- [3] Luo An-shi. Based on fruit flies optimization algorithm of power system reactive power optimization [J]. Science and technology innovation and productivity, 2014, 1(244): 105-107 (in Chinese)
罗安世. 基于果蝇优化算法的电力系统无功优化 [J]. 科技创新与生产力, 2014, 1(244): 105-107
- [4] Shi Zhi-biao, Miao Ying. Vibration fault diagnosis for steam turbine by using support vector machine based on fruit fly optimization algorithm [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(22): 111-114 (in Chinese)
石志标, 苗莹. 基于 FOA-SVM 的汽轮机振动故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2014, 33(22): 111-114
- [5] Wu Xiao-wen, Li Qing. Research of Optimizing Performance of Fruit Fly Optimization Algorithm and Five Kinds of Intelligent Algorithm [J]. Fire Control & Command and Control, 2013, 38(4): 17-20 (in Chinese)
吴小文, 李擎. 果蝇算法和 5 种群智能算法的寻优性能研究 [J]. 火力与指挥控, 2013, 38(4): 17-20
- [6] Cheng Hui, Liu Cheng-zhong. Mixed Fruit Fly Optimization Algorithm Based on Chaotic Mapping [J]. Computer Engineering, 2013, 39(5): 218-221 (in Chinese)
程慧, 刘成忠. 基于混沌映射的混合果蝇优化算法 [J]. 计算机工程, 2013, 39(5): 218-221
- [7] Hu Neng-fa. Evolutionary Fruit Algorithm and Its Application Research [J]. Computer Technology And Development, 2013, 23(7): 131-133 (in Chinese)
胡能发. 演化式果蝇算法及其应用研究 [J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(7): 131-133
- [8] Han Jun-ying, Liu Cheng-zhong, Wang Lian-guo. Dynamic Double Subgroups Cooperative Fruit Fly Optimization Algorithm [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(11): 1057-1067 (in Chinese)
韩俊英, 刘成忠, 王联国. 动态双子群协同进化果蝇优化算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(11): 1057-1067
- [9] Han Jun-ying, Liu Cheng-zhong. Adaptive chaos fruit fly optimization algorithm [J]. Computer Application, 2013, 33(5): 1313-

1316,1333(in Chinese)

韩俊英,刘成忠. 自适应混沌果蝇优化算法[J]. 计算机应用, 2013,33(5):1313-1316,1333

- [10] Liu Cheng-zhong, Han Jun-ying. Adaptive fruit fly optimization algorithm based on bacterial migration [J]. Engineering and Computer Science, 2014, 36(4): 690-696(in Chinese)
刘成忠, 韩俊英. 基于细菌迁徙的自适应果蝇优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(4): 690-696
- [11] Chang Peng, Li Shu-rong, Ge Yu-lei, et al. Fruit fly optimization algorithm with self adapting adjustment of iteration step value [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 1(1): 1-6(in Chinese)
常鹏, 李树荣, 葛玉磊, 等. 迭代步进值自适应调整的果蝇优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 1(1): 1-6
- [12] Ma Chao, Dong Ling. Fruit flies optimization algorithm (FOA) improved step length and its multiple function optimization method[J]. Mathematics Learning and Research, 2013, 1(13): 90-92(in Chinese)
马超, 董玲. 果蝇优化算法(FOA)步长改进及其多元函数最优化方法[J]. 数学学习与研究, 2013, 1(13): 90-92
- [13] Ning Jian-ping, Wang Bing, Li Hong-ru, et al. Research on and application of diminishing step fruit fly optimization algorithm [J]. Journal of Shenzhen University Institute of Technology, 2014, 31(4): 367-373(in Chinese)
宁剑平, 王冰, 李洪儒, 等. 递减步长果蝇优化算法及应用[J]. 深圳大学学报理工版, 2014, 31(4): 367-373
- [14] Xu Guo-bing, Han Wen-wen. Study on vibration responses of powerhouse structures based on FOA-GRNN [J]. Journal of Hydroelectric Power, 2014, 33(6): 187-191(in Chinese)
徐国宾, 韩文文. 基于 FOA-GRNN 的水电站厂房结构振动响应研究[J]. 水力发电学报, 2014, 33(6): 187-191
- [15] Li Shu-ling, Liu Rong, Liu Hong. Multi-label Learning for Improved RBF Neural Networks [J]. Computer Science, 2015, 42

(4): 316-320(in Chinese)

- 李书玲, 刘蓉, 刘红. 改进型 RBF 神经网络的多标签算法研究 [J]. 计算机科学, 2015, 42(4): 316-320
- [16] Wang Yu-fei, Shen Hong-yan. Network security situation forecast based on improved general regression neural network [J]. Journal of North China Electric Power University, 2011, 38(3): 91-95(in Chinese)
王宇飞, 沈红岩. 基于改进广义回归神经网络的网络安全态势预测 [J]. 华北电力大学学报, 2011, 38(3): 91-95
- [17] Zhou Ping, Bai Guang-chen. Robust design of turbine-blade low cycle fatigue life based on neural networks and fruit fly optimization algorithm [J]. Journal of Air Power, 2013, 28(5): 1013-1018(in Chinese)
周平, 白广忱. 基于神经网络与果蝇优化算法的涡轮叶片低循环疲劳寿命健壮性设计 [J]. 航空动力学报, 2013, 28(5): 1013-1018
- [18] Shen Zhang-quan, Zhou Bin, Kong Fan-sheng, et al. Study On Spatial Variety of Soil Properties by Means of Generalized Regression Neural Network [J]. Journal of Soil, 2004, 41(3): 471-475(in Chinese)
沈掌泉, 周斌, 孔繁胜, 等. 应用广义回归神经网络进行土壤空间变异研究 [J]. 土壤学报, 2004, 41(3): 471-475
- [19] Pan Wen-chao. Application of fruit fly optimization algorithm to optimize the generalized regression neural network to enterprise operating performance evaluation [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2011, 29(4): 1-5(in Chinese)
潘文超. 应用果蝇优化算法优化广义回归神经网络进行企业经营绩效评估 [J]. 太原理工大学学报, 2011, 29(4): 1-5
- [20] Lin Hai-ming, Du Zi-fang. Some Problems in Comprehensive Evaluation in the Principal Component Analysis [J]. Statistical Research, 2013, 30(8): 25-31(in Chinese)
林海明, 杜子芳. 主成分分析综合评价应该注意的问题 [J]. 统计研究, 2013, 30(8): 25-31

(上接第 258 页)

李翠霞, 史苇杭, 李占波. 一种基于密度的加权模糊均值聚类算法 [J]. 计算机科学, 2012, 39(5): 180-182

- [6] Parimala M, Lopez D, Senthilkumar N C. A survey on density based clustering algorithms for mining large spatial databases [J]. International Journal of Advanced Science and Technology, 2011, 31(1): 59-66
- [7] Braune C, Besecke S, Kruse R. Density Based Clustering: Alternatives to DBSCAN [M]. Springer International Publishing, 2015
- [8] Kisilevich S, Mansmann F, Keim D. P-DBSCAN: a density based clustering algorithm for exploration and analysis of attractive areas using collections of geo-tagged photos [C] // Proceedings of the 1st International Conference and Exhibition on Computing for Geospatial Research & Application. ACM, 2010: 591-598
- [9] Kumar N, Sivasathya S. Density-Based Spatial Clustering with Noise-A Survey [J]. International Journal of Computer Science and Mobile Computing, 2014, 3(3): 1004-1011
- [10] Zhou H, Wang P, Li H. Research on Adaptive Parameters Determination in DBSCAN Algorithm [J]. Journal of Information & Computational Science, 2012, 9(7): 1967-1973

- [11] Smiti A, Elouedi Z. DBSCAN-GM: An improved clustering method based on Gaussian Means and DBSCAN techniques [C] // 2012 IEEE 16th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES). IEEE, 2012: 573-578
- [12] Zhang Li-jie. Stable saturation density of DBSCAN algorithm [M]. Application Research of Computers, 2014(7): 1972-1975 (in Chinese)
张丽杰. 具有稳定饱和度的 DBSCAN 算法 [J]. 计算机应用研究, 2014(7): 1972-1975
- [13] Tran T N, Drab K, Daszykowski M. Revised DBSCAN algorithm to cluster data with dense adjacent clusters [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2013, 120: 92-96
- [14] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peaks [J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496
- [15] Gionis A, Mannila H, Tsaparas P. Clustering aggregation [J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), 2007, 1(1): 341-352
- [16] Powers D M. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation [J]. Journal of Machine Learning Technologies, 2008, 2: 2229-3981