

基于自适应果蝇算法的神经网络结构训练

霍慧慧, 李国勇

(太原理工大学 信息工程学院, 山西 太原 030024)

摘 要: 针对模式分类问题, 提出基于连接结构的自适应果蝇优化算法(SFOA), 用于同时训练神经网络结构和权值. 新算法采用基于连接结构的等长个体编码, 后期映射为不同的网络结构; 在嗅觉搜索阶段采用自适应步长, 实现全局与局部搜索能力的平衡. 最后通过 3 个经典的模式分类数据库测试其性能, 结果表明: 新算法实现简单, 时间代价小, 有效地删除冗余连接, 提高了神经网络的训练效率及分类能力.

关键词: 果蝇优化算法; 神经网络; 自适应步长; 模式分类

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)01-0015-04

A Structure-improving Adaptive Fruit Fly Optimization Algorithm for Neural Network Training

HUO Hui-hui, LI Guo-yong

(College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: A structure-improving adaptive fruit fly optimization algorithm (SFOA) for training artificial neural network was proposed. The new algorithm was successfully applied to pattern classification problems. The method of equal length coding based on link structure which map different network structure was proposed. The strategy of adaptive variable step size were adopted in the smell-based search procedure resulted in the dynamic balance between global and local optimizing capability. Finally, simulation results based on three benchmark testing shows that the new algorithm achieves simply, costs less time, eliminates effectively some redundant structure and improves the training efficiency and classification ability of the neural network.

Key words: fruit fly optimization algorithm; artificial neural network; adaptive variable step size; pattern classification

1 引言

目前很多领域的实际问题如图像识别、故障诊断等均可以转化为模式分类问题以求解. 借助神经网络的非线性模拟、容错及自学习的性能来求解模式分类问题已成为当前研究的热点. 而神经网络性能优劣取决于相应算法对网络的训练程度, 包括连接结构与权值.

基于梯度下降的 BP 算法训练网络权值存在对初始权值依赖性强, 收敛速度慢且易陷入局部最优的缺陷^[1]. 随着智能算法的发展, 各种智能算法与神经

网络相结合, 用于对其结构和权值进行优化, 包括遗传算法、粒子群算法、蚁群算法等. 这些算法优化的神经网络均优于 BP 算法, 将其用于模式分类时, 在分类正确率及训练速度方面均有明显提高. 然而, 以上算法仍然存在局部收敛及优化时间较长的问题.

果蝇优化算法 (Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA) 是我国台湾学者潘文超教授提出的一种新的群智能优化算法^[2]. 与其他智能算法相比具有全局寻优、计算量小、精度高、收敛快速及易于实现等优势^[3]. 目前果蝇优化算法已成功应用于多个领域^[4-5], 但将其用于优化神经网络结构的研究还比

较少见。

本文提出基于连接结构的自适应果蝇优化算法(SFOA),同时对网络权值及结构进行优化,仿真实验证明,新算法能够有效删除冗余连接,提高训练质量及模式分类能力。

2 基于连接结构的等长编码

针对同时优化网络结构和权值,多项研究提出不同的编码方法^[6]。

本文采用一种基于连接结构的等长个体编码方式,通过间接优化连续实数的连接变量,进而优化二进制的连接结构.将等长编码的果蝇个体映射为不同的网络结构,很好地解决了网络结构优化问题,且后续相关处理过程简单统一。

2.1 连接结构相关定义

定义 1 连接结构 $\{c_{ih}\} \{c_{ho}\}$

$\{c_{ih}\} \{c_{ho}\}$ 分别表示输入层和隐含层、隐含层和输出层的连接结构,均为二进制变量矩阵,若此变量为 1 表示连接存在,若为 0 则表示无连接。

定义 2 连接阈值 $\{\theta_{ih}\} \{\theta_{ho}\}$ 和连接变量 $\{\delta_{ih}\} \{\delta_{ho}\}$

$\{\theta_{ih}\} \{\theta_{ho}\}$ 和 $\{\delta_{ih}\} \{\delta_{ho}\}$ 分别表示输入层和隐含层、隐含层和输出层的连接阈值与连接变量,均为 $[0,1]$ 区间的实数.两者共同决定连接结构,具体数学描述如下:

$$c_{ih}/c_{ho} = \begin{cases} 1, \theta_{ih}/\theta_{ho} < \delta_{ih}/\delta_{ho} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

2.2 等长编码

针对果蝇个体采用等长编码,并将其映射为不同的连接结构的神经网络.为了确保等长的果蝇个体编码能最大程度地包含所有可能的网络结构,本文将隐含层节点数设置为经验公式的最大值.经验公式如下:

$$N_h = \sqrt{N_i + N_o} + l, l \in [1, 10] \quad (2)$$

式中, N_i, N_o 分别表示输入输出数, N_h 表示隐含层节点数。

本文确定隐含层节点数为 $N_h = \sqrt{N_i + N_o} + 10$, 根据连接结构的相关定义,虽然果蝇个体的长度相等,但由于其中可能有连接结构为 0 的情况,进而演化为不同的非全连接的网络结构,只有当隐含层节点数选取较大时,才能尽可能包含所有可能的网络结构。

当隐含层节点数确定后,初始种群编码长度也随之确定,初始果蝇个体编码为 $x_0 = (\omega_{ih}, \omega_{ho}, \delta_{ih}, \delta_{ho})$,

其中神经网络权值 ω_{ih}, ω_{ho} 随机初始化,连接变量 δ_{ih}, δ_{ho} 在 $[0,1]$ 区间内随即初始化。

3 自适应果蝇优化算法训练神经网络结构

本文在果蝇优化算法的嗅觉搜索阶段采取自适应步进值,使全局与局部搜索能力得到动态平衡,在算法的前期全局搜索能力强,有助于得到全局最优解;后期局部寻优性能强,进行精细搜索,加快收敛速率。

SFOA 训练神经网络结构的具体步骤如下所示。

步骤 1: 初始化。

确定果蝇优化算法的参数:最大迭代次数 maxgen、种群规模 sizepop、嗅觉阶段的初始步长 L_0 , 并初始化果蝇种群。

步骤 2: 自适应步长嗅觉随机搜索。

果蝇个体通过随机嗅觉搜索进行迭代进化,采用随机搜索方向及自适应步长策略,步长随迭代次数的增加而逐步减小,具体如下:

$$\begin{aligned} x_i &= x_{i-1} + L \\ L &= L_0 - \frac{L_0(g-1)}{\text{maxgen}} \end{aligned} \quad (3)$$

步骤 3: 味道判决函数。

将果蝇个体 x_i 映射为神经网络,使用训练样本对其进行优化,并将误差精度 E 作为评价指标,味道判决函数 $\text{smell}(x_i)$ 为

$$\text{smell}(x_i) = \frac{1}{1+E} \quad (4)$$

步骤 4: 找出种群中味道浓度最高的果蝇个体(又称最优个体)。

$$[\text{bestsmell}, \text{bestindex}] = \max(\text{smell}(x_i)) \quad (5)$$

步骤 5: 视觉定位。

记录并保留最佳味道浓度 bestsmell 与最优个体.此时,果蝇种群利用视觉向最优果蝇个体飞去。

$$\text{smellbest} = \text{bestsmell} \quad (6)$$

$$x_{i+1} = x(\text{bestindex})$$

步骤 6: 迭代寻优。

当 $g < \text{maxgen}$ 时,则重复步骤 2~4,并判断本代的 bestsmell 是否优于上一代的 bestsmell,若是执行步骤 5. 当 $g = \text{maxgen}$ 时,网络优化完成,用于模式分类。

SFOA 训练神经网络流程如图 1 所示。

4 实验及结果分析

4.1 实验数据

为了验证算法的性能,将 FOA 与现有的 PSO、

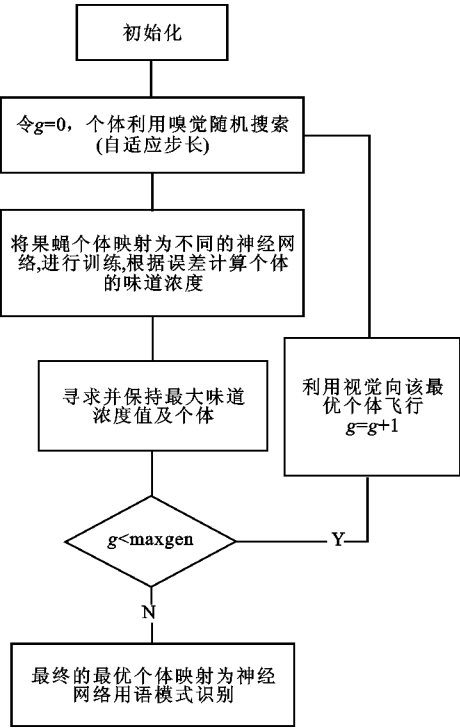


图 1 自适应果蝇优化算法训练神经网络流程图

GA 分别对神经网络进行训练,包括在全连接结构下的权值优化以及同时训练网络结构和权值,并将其用于 3 种标准的测试库 Iris 鸢尾花数据库,Iono-sphere 电离层雷达测试数据库及 Breast cancer 医疗诊断数据库进行测试.数据库如表 1 所示.

表 1 三种模式分类标准数据库

数据库	实例数	训练数据	测试数据	特征值	结果类别数
Iris	150	101	49	4	3
Ionosphere	351	200	151	34	2
Breast cancer	699	500	199	9	2

全连接结构下的权值优化算法为 BP、GA、PSO、FOA,同时训练网络结构和权值表示为 SGA、SPSO、SFOA.本文果蝇算法参数设置为:种群规模 sizepop=20,初始步长 $L_0=10$,其他算法参数见文献[7].针对不同的数据库,参数设置如表 2 所示.

表 2 模式分类问题参数设置

数据库	连接阈值	隐含层节点数	最大迭代次数
Iris	$\theta_h=\theta_{ho}=0.5$	不训练结构:8	BP:1 000
		训练结构:13	其他:400
Ionosphere	$\theta_h=\theta_{ho}=0.4$	不训练结构:15	BP:2 000
		训练结构:16	其他:800
Breast cancer	$\theta_h=\theta_{ho}=0.5$	不训练结构:12	BP:1 000
		训练结构:14	其他:400

4.2 结果分析

针对不同的数据库,SFOA、SPSO 以及 SGA 随迭代次数的训练误差对数值曲线如图 2~4 所示.各种算法在训练阶段的 CPU 运行时间、优化后的网络连接数,以及测试阶段的误差指标和分类正确率见表 3.

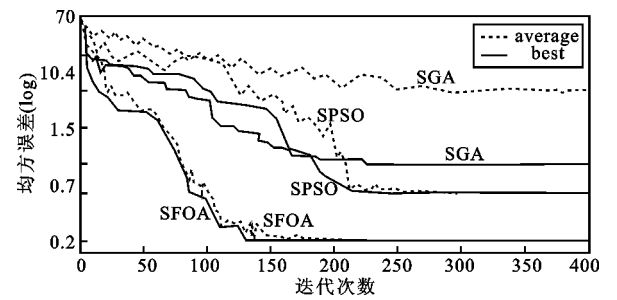


图 2 SFOA、SPSO、SGA 训练误差对数值曲线图(Iris)

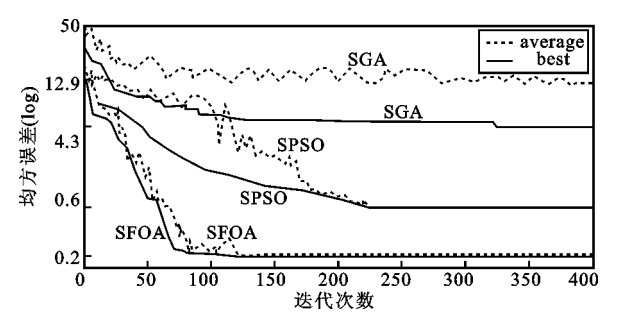


图 3 SFOA、SPSO、SGA 训练误差对数值曲线图(Ionosphere)

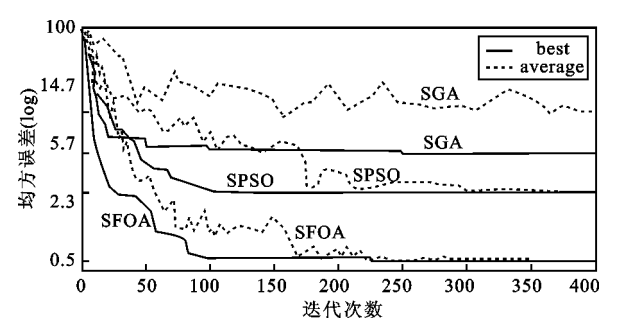


图 4 SFOA、SPSO、SGA 训练误差对数值曲线图(Breast cancer)

通过比较图 2~4 可知,在网络训练阶段针对不同的数据库训练集:①SFOA 算法收敛效率和误差精度优于 SGA 和 SPSO,SFOA 在较少的迭代次数下得到更小的误差;②SFOA 与 SPSO 的平均与最优误差曲线后期收敛一致,可靠性高.

根据表 3 可得出以下结论.①比较 SFOA、SPSO 及 SGA 的分类正确率、误差精度及网络连接数,发现随着网络连接数的减少,模式识别的性能得

到提高. 冗余连接会影响网络性能,因此对网络结构的优化有其必要性. ②在训练阶段针对各种不同的算法,同时优化网络结构与权值比仅优化权值的CPU 运行时间略多,是由于对结构的优化增加了算法的复杂度,但在网络结构优化完成后,其处理信息的能力和效率都显著提高,适于大规模数据的实时处理. ③与其他算法相比,SFOA 能够用更少的训练时间,得到更精炼的网络连接结构,获得更优的分类正确率和误差指标,进而提高模式分类的性能.

表 3 神经网络训练性能比较

算法	数据库	测试 误差	分类正 确率/%	网络 连接数	CPU 时 间/s
SFOA	Iris	0.983	99.015	25	10.021
	Ionosphere	1.215	98.769	234	67.258
	Breast cancer	0.361	99.936	49	53.145
FOA	Iris	1.312	95.639	56	8.625
	Ionosphere	2.284	95.192	525	60.173
	Breast cancer	0.728	98.527	120	50.092
SPSO	Iris	1.117	97.959	29	16.304
	Ionosphere	1.900	97.351	265	198.973
	Breast cancer	0.627	98.995	61	92.490
PSO	Iris	1.613	93.877	56	13.439
	Ionosphere	2.734	94.702	525	194.730
	Breast cancer	0.797	98.492	120	91.701
SGA	Iris	1.772	95.918	32	49.711
	Ionosphere	4.809	93.377	272	899.264
	Breast cancer	1.168	98.995	71	308.424
GA	Iris	2.928	93.877	56	48.369
	Ionosphere	4.369	93.377	525	817.596
	Breast cancer	1.499	98.492	120	286.782
BP	Iris	2.198	95.918	56	55.340
	Ionosphere	4.037	93.377	525	811.477
	Breast cancer	1.566	98.492	120	382.580

5 结束语

神经网络结构的好坏直接影响模式分类的性

能,果蝇算法优化网络结构(SFOA)有效地删除了冗余连接,显著提高了训练效率及分类精度,实验表明该算法的有效性. 本文对果蝇优化神经网络结构给出创新性的探索,考虑进一步的研究方向如下:①本文仅将自适应步长引入果蝇优化算法,进一步可以考虑在味道判决函数的改进及种群初始位置的设置等方面予以改进;②本文将初始神经网络结构的隐含层节点数设置为经验公式的最大值,在如何设置隐含层节点数方面还需要更多的探讨,现在的研究还未从根本上解决该问题;③本文仅将算法应用于标准数据库进行仿真,进一步考虑将其用于实际工程的模式识别,如故障诊断、农害疾病诊断等.

参考文献:

[1] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(11):533-536.

[2] 潘文超. 果蝇最佳化演算法[M]. 台北: 沧海书局,2011.

[3] 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]. 火力与指挥控制,2013,38(4):17-25.

[4] 张勇,夏树发,唐冬生. 果蝇优化算法对多峰函数求解性能的仿真研究[J]. 暨南大学学报: 自然科学与医学版,2014,35(1):82-87.

[5] 郑晓龙,王玲,王圣尧. 求解置换流水线调度问题的混和离散果蝇算法[J]. 控制理论与应用,2014,31(2):159-164.

[6] 高海兵,高亮,周驰,等. 基于粒子群优化的神经网络训练算法研究[J]. 电子学报,2004,32(9):1572-1574.

[7] 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: 社会科学版,2011,29(4):1-5.

作者简介:

霍慧慧 女,(1988-),硕士. 研究方向为预测控制、智能控制理论及应用. E-mail:hui752495255@163.com

李国勇 男,(1963-),博士,教授. 研究方向为预测控制、智能控制理论及应用.