

一种应用 ARPSO 优化 RBF 神经网络的方法

陶元芳, 刘晓光

(太原科技大学 机械工程学院, 山西 太原 030024)

摘要:针对径向基函数神经网络参数难以设置以及因此而导致的网络隐层结构不明朗的问题,提出了一种应用控制种群多样性的微粒群(ARPSO)优化径向基函数神经网络(RBF)的方法。通过引入“吸引”和“扩散”因子对基本微粒群算法进行改进,并将改进的微粒群算法用于 RBF 聚类半径的优化,进而能够合理地确定 RBF 的隐层结构。将用 ARPSO 优化的 RBF 神经网络应用于非线性函数逼近,经实验仿真验证,与基本微粒群(PSO)算法、收缩因子微粒群(CFA PSO)算法优化的 RBF 神经网络相比较,在收敛速度和识别精度上有了显著的提高。

关键词:微粒群算法;吸引;扩散;RBF 神经网络;最近邻聚类方法

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)11-0043-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.11.011

A Method of Optimizing Radial Basis Function Neural Network by ARPSO

TAO Yuan-fang, LIU Xiao-guang

(School of Mechanical Engineering, Taiyuan University of Science and Technology,
Taiyuan 030024, China)

Abstract: Aiming at the problems that parameters of radial basis function neural network are difficult to be set up and thus lead to network hidden layer structural uncertain, a novel radial basis function neural network method based on a diversity-guided particle swarm is proposed. By introducing the "attract" and "proliferation" factor, the basic particle swarm algorithm is improved. The RBF hidden layer structure can be reasonably determined by using the improved particle swarm optimization for clustering radius. The new training algorithm is used to approximate polynomial function, compared with PSO, and CFA PSO, the algorithm improves the velocity of convergence and recognition accuracy.

Key words: Particle Swarm Optimization (PSO); attractive; repulsive; radial basis function neural network; nearest neighbor cluster algorithm

0 引言

RBF 神经网络^[1]是一种基于数学原理,通过局部接受域来执行函数映射的人工神经网络。训练神经网络,使之既具有较高收敛精度又有较高效率的关键就是要确定较合适的隐层节点(径向基函数)个数,径向基函数的中心向量和宽度。如果隐层节点数过多,网络的效率低,而且易出现过度拟合问题;如果隐层节点数过少,又会使网络的收敛误差较大,收敛精度降低^[2]。一般采用 K-means 聚类算法确定径向基函数个数和中心向量^[3],但其依赖初始聚类中心的选择,只

能获得局部最优解。除此之外, K-means 还和聚类半径的选取有很大关系,聚类半径小则径向基函数个数多,反之,径向基函数个数少。

微粒群算法(PSO)是一种基于群体智能的优化算法,其模拟鸟群飞行觅食的行为,通过粒子间的合作和竞争来实现最优搜索。PSO 算法运算简单,需要调整的参数少,而且不需要梯度信息,易于计算机编程实现^[4-6],已得到国内外众多学者的关注和研究^[7-9],在很多领域有了成功的应用^[10-12]。但是微粒群体在个体极值和全局极值的作用下,会迅速向最优解做收缩靠拢,这样就使得种群多样性迅速降低,粒子一旦陷入

收稿日期:2013-12-17

修回日期:2014-03-23

网络出版时间:2014-09-11

基金项目:山西省研究生教改课题资助项目(201002034)

作者简介:陶元芳(1956-),男,硕士生导师,教授,研究方向为复杂结构优化设计;刘晓光(1988-),男,河北人,硕士研究生,研究方向为重大装备机械结构 CAD/CAE、智能优化算法。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140911.0956.014.html>

局部最优解就很难再跳出,使群体搜索基本处于停滞状态,从而出现过早收敛问题。为避免微粒群算法所存在的过早收敛问题,R. Riget 等^[13]提出了一种保证种群多样性的微粒群算法(Attractive and Repulsive Particle Swarm Optimizer, ARPSO)。该算法引入“吸引”(attractive)和“扩散”(repulsive)两个算子,动态地调整“勘探”与“开发”比例,从而能更好地提高算法效率。

RBF 神经网络采用 K-means 算法对输入样本进行聚类,最后的聚类个数就是 RBF 神经网络的隐层节点个数,每个聚类中心即为各径向基函数的中心向量。通过上述 ARPSO 算法,优化 K-means 算法中的聚类半径,从而确定最优的 RBF 神经网络的隐层节点个数和中心向量,消除原 K-means 算法中人为因素对 RBF 神经网络结构的影响,从而大幅提高了 RBF 神经网络的精度。将此方法应用于非线性函数逼近,仿真实验结果表明,RBF 的收敛精度有了显著提高。

1 RBF 神经网络简介

1.1 径向基函数神经网络原理介绍

RBF 是一种基于数学原理的三层前馈神经网络,具有很强的局部逼近性能,由输入层、隐层和输出层组成。

隐层节点的激活函数,即基函数一般为高斯函数:

$$\varphi_i(X) = \exp\left(-\frac{\|X - z_i\|^2}{2\delta_i^2}\right) \quad (1)$$

输出层节点输出函数为:

$$Y = f(X) = w_0 + \sum_{i=1}^k w_i \varphi_i(X) \quad (2)$$

对各层的数学描述如下:

$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为网络输入样本; W 为输出权矩阵,其中 w_{jk} ($j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2, \dots, l$)^T 为隐层第 j 个节点与输出层第 k 个节点间的突触权值;网络的输出为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_l)^T$;输出层神经元采用线性激活函数。

RBF 的学习过程是一种混合学习,由两部分组成:

(1) 采用 Duda 和 Hart 于 1973 年提出的 K-means 聚类算法,其任务是用自组织聚类法为隐层节点的径向基函数确定合适的数据中心,并根据各中心之间的距离确定隐节点的扩展常数。

(2) 监督学习阶段,用有监督学习算法得到输出层的权值,常采用 LMS 算法。

1.2 最近邻聚类(K-means)算法

K-means 聚类方法首先需要预估中心个数 M ,并给定 M 个互不相同的向量作为初始聚类中心,然后人为设定聚类半径。依次计算输入样本与各初始中心的

欧式距离,选出最小者,根据最短的欧氏距离与聚类半径的大小进行比较,来确定更新原聚类半径还是新加聚类半径。

具体算法流程如下:

(1) 初始化:选择 M 个互不相同的向量作为初始聚类中心, $c_1(0), c_2(0), \dots, c_M(0)$ 。

(2) 计算输入空间各样本点与各聚类中心点的欧氏距离: $\|X^p - c_j(k)\|$, $p = 1, 2, \dots, P; j = 1, 2, \dots, M$ 。

(3) 相似匹配:令 q 为竞争获胜节点的下标,对每一输入样本,根据其各与聚类中心的最小欧式距离与聚类半径的比较来确定其归类。

$$l_{iq} = \min(\|x_i - c_1\|, \|x_i - c_2\|, \dots, \|x_i - c_M\|) \quad (3)$$

如果最小欧式距离小于聚类半径,则对该聚类中心进行更新:

$$c_q = c_q + \alpha(x_i - c_q), 0 < \alpha < 1 \quad (4)$$

如果最小欧式距离大于聚类半径,则新加聚类中心:

$$c_{M+1} = x_i \quad (5)$$

(4) 取下一个输入样本值,返回步骤(1)。

(5) 所有输入数据取完则结束。

由上述最近邻聚类算法可知,聚类半径的选取直接影响到聚类中心的个数以及各聚类中心的值,如果聚类半径选取得大,网络的聚类中心个数少,会使网络有较大的收敛误差;相反,会使网络的效率低,而且易出现过拟合问题。故采用 ARPSO 算法来选取合适的聚类半径,提高 RBF 的性能。

2 保证种群多样性的粒子群算法

2.1 基本微粒群算法

基本微粒群算法与其他进化类算法类似,也采用“群体”与“进化”的概念,同样也是根据个体的适应值大小进行操作。微粒群算法是将每个个体看成是在 n 维搜索空间中一个没有体积和重量的微粒,并在搜索空间中以一定的速度飞行。该飞行速度由个体的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整。假设在 n 维空间中,有 m 个粒子组成一个群体。

设微粒 i 的当前位置为:

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \quad (6)$$

微粒 i 的当前飞行速度为:

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}) \quad (7)$$

微粒 i 所经历的最好位置,也就是微粒 i 所经历的具有最小适应值的位置:

$$P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}) \quad (8)$$

并设 $f(x)$ 为最小化的目标函数,则微粒 i 的当前最好位置由下式决定:

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t), f(X_i(t+1)) \geq f(P_i(t)) \\ X_i(t+1), f(X_i(t+1)) < f(P_i(t)) \end{cases} \quad (9)$$

群体中所有微粒所经历过的最好位置,称为全局最好位置,定义如下:

$$P_g(t) \in \{P_0(t), P_1(t), \dots, P_m(t)\} \mid f(P_g(t)) = \min\{f(P_0(t)), f(P_1(t)), \dots, f(P_m(t))\} \quad (10)$$

有了以上定义,就可以描述微粒群算法的进化方程^[14],如下:

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (11)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (12)$$

其中,下标“ j ”表示微粒的第 j 维;“ i ”表示微粒 i ; t 表示第 t 代; c_1, c_2 为加速常数,通常在 $0 \sim 2$ 间取值; $r_1 \sim U(0,1)$, $r_2 \sim U(0,1)$ 为两个相互独立的随机函数。

2.2 保证种群多样性的微粒群算法 (ARPSO)

Riget 等人认为标准 PSO 算法模型中^[14],粒子群在自身最优解和全局最优解的信息指导下,一直处于收缩过程,当找到一个最优解后粒子就基本处于停滞状态,不再更新适应度函数的值。为此改进原 PSO 进化方程,使进化方程体现发散动作。

该算法的进化方程为:

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \text{dir}(c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t))) \quad (13)$$

$$\text{dir} = \begin{cases} -1, \text{if}(\text{dir} > 0) \& (\text{diversity} < d_{\text{low}}) \\ 1, \text{if}(\text{dir} < 0) \& (\text{diversity} > d_{\text{high}}) \end{cases} \quad (14)$$

其中的多样性函数如下^[6-7]:

$$\text{diversity}(S) = \frac{1}{|S| \cdot |L|} \cdot \sum_{i=1}^{|S|} \sqrt{\sum_{j=1}^N (p_{ij} - \bar{p}_j)^2} \quad (15)$$

其中, S 为种群, $|S|$ 为种群所含微粒的个数; $|L|$ 为搜索空间的最长半径; N 为问题的维数; p_{ij} 为第 i 个微粒的第 j 个分量。

在算法运行过程中,如果种群多样性函数满足,则种群不再向整体最优位置靠近,而是纷纷远离该最优位置,从而执行了“扩散”操作;而当种群多样性逐步增大,直至超出上限时, ($\text{diversity} > d_{\text{high}}$), $\text{dir} = 1$,从而种群又开始向整体最优位置靠拢,即执行了“吸引”操作。

此外,为提高 ARPSO 开始阶段的收敛速度,引入惯性权重 w 及收敛因子 K 。此时速度进化方程为:

$$v_{ij}(t+1) = K(wv_{ij}(t) + \text{dir}(c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)))) \quad (16)$$

3 ARPSO 对 RBF 的优化

将 RBF 中的聚类半径作为优化对象,采用 ARPSO 算法对其进行优化,得出合适的聚类半径值,以此提高 RBF 的性能。

应用 ARPSO 对 RBF 进行优化算法流程如下:

(1) 为微粒群赋初值:选取粒子个数为 n ,初始进化代数 $t=1$,随机产生各粒子的初始位置,即初始聚类半径值以及各粒子的初始速度值,每个粒子的初始最优值即为初始位置值。

(2) 根据多样性函数计算微粒群多样性值,以此判断 dir 取值。

(3) 针对 n 个不同的聚类半径值,分别训练神经网络。采用最近邻居类算法,根据每个微粒代表的不同的聚类半径值对输入数据进行聚类,来获得 RBF 神经网络的隐层节点个数以及各隐层中心向量的值。然后根据最小二乘法进行网络训练,达到训练次数后获得 RBF 神经网络输出 L 。各粒子适应度函数的确定,可采用均方差作为粒子适应度函数:

$$f(x) = \text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (y - l)^2}{N}} \quad (17)$$

(4) 根据 ARPSO 算法进化方程对各粒子进行位置和速度的更新,并求出全局最好位置,即第 t 代微粒群最小的 RMSE。

(5) 若寻优达到最大迭代次数,则结束,返回当前群体全局极值作为最优聚类半径,转(6);否则, $t=t+1$,转至步骤(2)。

(6) 根据最优聚类半径的最后输出结果,结合 K-means 算法获得 RBF 网络的结构参数。

4 仿真实验及结果分析

文中使用同文献[5]相同的非线性函数:

$$y = \frac{(x-2)(2x-1)}{1+x^2}, x \in [-8, 12] \quad (18)$$

分别对 PSO, CFA PSO 和 ARPSO 三种算法优化 RBF 神经网络的寻优性能进行测试。在 x 的取值范围内,随机选取 90 个输入级相应的输出数据作为训练样本,再随机选取不同于训练样本的 75 个输入和相应输出数据作为测试样本。三种算法的粒子群中微粒个数都选为 40,基本参数设置如下: $c_1 = 2.8$, $c_2 = 1.3$, $K = 0.7298$, $d_{\text{high}} = 0.5$, $d_{\text{low}} = 0.27$ 。

其中, K 是针对 CFA PSO 和 ARPSO 的,种群密度的上下限根据仿真实验数据取得。粒子的初始位置随机取值区间为 $[0.2, 1]$ 。根据迭代终止条件,即迭代 20 次或者 RMSE 小于 0.03 时停止迭代的情况下,在 VC++6.0 环境下进行仿真,对三种方法测试样本的适

应度函数,都进行 20 组实验,每次进化的值取为 20 次实验的均值,见表 1。

表 1 三种方法进化代数 RMSE 均值表

算法	2	4	6	8	10	12
PSO	0.055 6	0.499 5	0.047 5	0.046 1	0.044 4	0.042 8
CFA PSO	0.057 6	0.500 0	0.047 4	0.046 1	0.044 0	0.042 7
ARPSO	0.058 1	0.046 7	0.042 3	0.038 5	0.037 7	0.037 7

将上述数据用 Matlab 拟合成曲线,如图 1 所示。

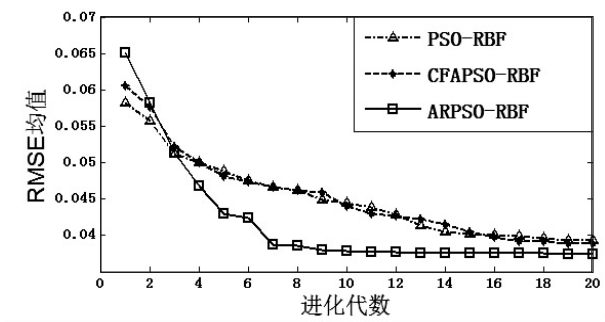


图 1 Matlab 拟合曲线

由图 1 可以看出,无论是在收敛速度方面还是在收敛精度方面,ARPSO 都好于基本 PSO 和 CFA PSO 方法,从第 8 代开始,基本就进入了平稳阶段,此时平均用时为 10.379 s,而其余两种方法基本到第 18 代以后才进入平稳阶段,PSO 平均用时为 19.687 s,CFA PSO 平均用时为 18.528 s。

5 结束语

应用保证种群多样性的微粒群算法针对径向基函数神经网络的聚类半径这一参数进行优化,依照文中提出的算法进行迭代优化,最终可以确定最优聚类半径值,进而实现了对 RBF 结构的优化。仿真结果表明,应用 ARPSO 算法训练径向基函数神经网络,可以显著提高收敛的精度和速度,同时也从侧面表明 ARPSO 算法提高了跳出局部最优解的可能性。

参考文献:

[1] Haykin S. Neural networks;a comprehensive foundation[M]. 2nd ed. U. S.;Prentive Hall,1998.

[2] 崔海青,刘希玉. 基于粒子群算法的 RBF 网络参数优化算法[J]. 计算机技术与发展,2009,19(12):117-119.

[3] Moddy Y, Darken C J. Fast learning in networks of locally tuned processing units[J]. Neural Computation,1989(1):281-294.

[4] Dai Weibao, Zou Pinghua, Feng Minghua, et al. Boiler Combustion Optimization based on ANN and PSO-Powell algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology (New Series),2009,16(2):198-203.

[5] 段其昌,赵敏,王大兴. 一种改进 PSO 优化 RBF 神经网络的新方法[J]. 计算机仿真,2009,26(12):126-129.

[6] 刘鑫朝,颜宏文. 一种改进的粒子群优化 RBF 网络学习算法[J]. 计算机技术与发展,2006,16(2):185-187.

[7] 曾建潮,崔志华. 微粒群算法的统一模型及分析[J]. 计算机研究与发展,2006,43(1):96-100.

[8] Mendes R, Kennedy J, Neves J. The fully informed particle swarm:simpler,maybe better[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation,2004,8(3):204-210.

[9] Shi Yuhui,Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proc of IEEE international conference on evolutionary computation. Anchorage;IEEE,1998:69-73.

[10] 张顶学,关治洪,刘新芝. 基于 PSO 的 RBF 神经网络学习算法及其应用[J]. 计算机工程与应用,2006,42(20):13-15.

[11] 刘洪波,王秀坤,谭国真. 粒子群优化算法的收敛性分析及其混沌改进[J]. 控制与决策,2006,21(6):636-640.

[12] 周驰,高亮,高海兵. 基于粒子群优化算法的约束布局优化[J]. 控制与决策,2005,20(1):36-40.

[13] Riget R, Vesterstrom J S. A diversity-guided particle swarm optimizer - the ARPSO[R]. Denmark:University of Aarhus, 2002.

[14] Kennedy J,Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//Proc of international conference on neural networks. [s. l.]: [s. n.]. 1995:1942-1948.

(上接第 42 页)

[5] 宋智礼. 图像配准技术及其应用的研究[D]. 上海:复旦大学,2010.

[6] 曾德贤,赵继广,曾朝阳. 基于简化仿射变换模型的图像配准方法[J]. 装备指挥技术学院学报,2005,16(1):84-87.

[7] 王栋,王伟,许晓鸣. 基于四参数仿射模型的频域运动估计技术[J]. 电子学报,2003,31(1):131-134.

[8] 曾文锋,李树山,王江安. 基于仿射变换模型的图像配准中的平移、旋转和缩放[J]. 红外与激光工程,2001,30(1):18-20.

[9] 李海彦. 基于仿射变换的多姿态人脸矫正与识别[D]. 苏州:苏州大学,2013.


[10] 马俊,曾玉龙,范冲. 一种基于 Keren 亚像素配准方法的改进算法[J]. 测绘与空间地理信息,2007,30(5):106-109.

[11] Fishchler M,Bolles R. Random sample consensus;a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM,1981,24(6):381-395.

[12] 潘子昂. 基于 SIFT 算法的图像匹配研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2012.

[13] 徐美芳. POCS 图像超分辨率重建技术研究[D]. 长春:中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所),2010.

一种应用ARPSO优化RBF神经网络的方法

作者: [陶元芳](#), [刘晓光](#), [TAO Yuan-fang](#), [LIU Xiao-guang](#)
作者单位: [太原科技大学 机械工程学院, 山西 太原, 030024](#)
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2014(11)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjtz201411011.aspx