

# 基于粒子群算法的 RBF 网络参数优化算法

崔海青, 刘希玉

(山东师范大学 管理与经济学院, 山东 济南 250014)

**摘要:**针对神经网络的一些缺陷,研究神经网络基于粒子群优化的学习算法,将粒子群优化算法用于 RBF 神经网络的学习训练。提出了一种基于粒子群优化(PSO)算法的径向基(RBF)网络参数优化算法,首先利用减聚类算法确定网络径向基函数中心的个数,再用 PSO 算法优化径向基函数的中心及宽度,最后用 PSO 算法训练隐含层到输出层的网络权值,找到神经网络权值的最优解,以达到优化神经网络学习的目的。最后,通过一个实验与最小二乘法优化的神经网络进行了比较,验证了算法的有效性。

**关键词:**粒子群优化;径向基函数;神经网络;减聚类算法

中图分类号:TP311

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)12-0117-03

## Parameter Optimization Algorithm of RBF Neural Network Based on PSO Algorithm

CUI Hai-qing, LIU Xi-yu

(College of Management and Economics, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

**Abstract:** A training algorithm for neural network based on particle swarm optimization was investigated. Introduced a parameter optimization method of radial basis function(RBF) neural network algorithm based on particle swarm optimization(PSO) algorithm. First, it used subtractive clustering method to determine unit's number in RBF layer. Second, it optimized central position and directional width used PSO algorithm. Third, it optimized connection weights between the RBF layer and the output layer used PSO algorithm. Through the comparison of least square method, the result shows that it is effective.

**Key words:** particle swarm optimization; radial basis function; neural network; subtractive clustering method

### 0 引言

径向基函数(RBF)神经网络是一种具有全局收敛的前向网络,通过中间层神经元的非线性传递,能够实现任意的从输入空间到输出空间的映射,可以唯一任意精度逼近任何连续函数<sup>[1,2]</sup>。已被广泛应用于模式识别、函数逼近、信号处理和控制领域。

粒子群优化(Particle Swarm Optimizer, PSO)算法是一种基于种群搜索的自适应进化计算技术,其概念简单、实现容易、参数较少、能有效解决复杂优化任务,因此是一种很有潜力的神经网络学习算法。文献[3]研究了利用 PSO 算法对基函数中心参数进行优化;文献[4]用分组训练合成优化的思想利用 PSO 算法训练

RBF 神经网络。

文中结合两者的优点,在减聚类算法确定径向基函数中心个数的基础上,通过 PSO 算法对基函数中心参数进行优化,并利用 PSO 算法调整网络隐含层到输出层的连接权值,达到对 RBF 神经网络整体优化的效果。

### 1 PSO 算法的基本原理

微粒群算法(Particle Swarm Optimization, 简称 PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 等人<sup>[5]</sup>于 1995 年提出的一种基于种群搜索的自适应进化计算技术,其思想来源于人工生命和演化计算理论<sup>[6]</sup>。算法最初受到飞鸟和鱼类集群活动的规律性启发,用组织社会行为代替了进化算法的自然选择机制,通过种群间个体协作来实现对问题最优解的搜索。PSO 算法随机产生一个初始种群并赋予每个微粒一个随机速度,在飞行过程中,微粒的速度通过自身以及同伴的飞行经验拉力进行动态调整,整个群体有飞向更好搜索区域的能力。

收稿日期:2009-04-12;修回日期:2009-07-04

基金项目:国家自然科学基金(60873058);山东省自然科学基金重点项目(Z2007G03);泰山学者建设工程资助项目

作者简介:崔海青(1985-),女,硕士研究生,研究方向为人工智能;刘希玉,“泰山学者”,教授,博士生导师,主要研究方向为数据挖掘与人工智能。

假设其搜索空间为  $N$  维, 粒子总数为  $n$ , 第  $i$  个粒子在  $N$  维空间的位置表示为  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$ , 飞行速度表示为  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$ , 每个粒子具有一个由被优化的目标函数决定的适应值。各个粒子记忆、追随当前的最优粒子, 在解空间中搜索。每次迭代的过程不是完全随机的, 如果找到较好解, 将会以此为依据来寻找下一个解。每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己: 第一个就是粒子本身所找到的最好解, 叫做个体极值点, 用  $pbest$  表示其位置; 另一个是目前整个群体所发现的最好解, 叫做全局极值点, 用  $gbest$  表示其位置。在找到两个最好解后, 粒子根据式(1)和式(2)来更新自己的速度和位置。

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 \text{rand}_1^k (pbest_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}_2^k (gbest^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中:

$v_{id}^k$  为第  $i$  个粒子第  $k$  次迭代中飞行速度的第  $d$  维分量;

$x_{id}^k$  为第  $i$  个粒子第  $k$  次迭代中位置的第  $d$  维分量;

$pbest_{id}^k$  是粒子  $i$  在第  $d$  维的个体极值点的位置;

$gbest_{id}^k$  是整个群在第  $d$  维的全局极值点的位置;

$w$  为惯性权重;

$c_1$  和  $c_2$  为学习因子, 分别调节向全局最好粒子和个体最好粒子方向飞行的最大步长, 一般令  $c_1 = c_2 = 2$ ;

$\text{rand}_1, \text{rand}_2$  为  $[0 \sim 1]$  之间的随机数。

## 2 RBF 神经网络

### 2.1 RBF 神经网络结构分析

RBF 神经网络通常是一种 3 层前馈网络, 其结构如图 1 所示。在 RBF 神经网络中, 隐含层是对输入信息聚类特征的提取, 这种非线性变换将输入空间映射到一个新的空间, 输出层则是在该新的空间中对基函数的输出进行线性组合<sup>[7]</sup>。

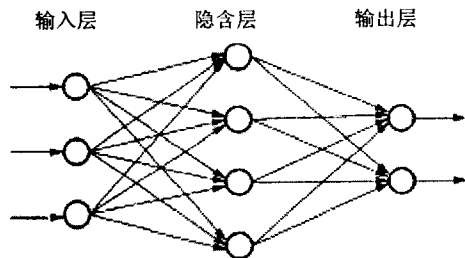


图 1 RBF 神经网络结构

设网络的输入为:  $\mathbf{X} \in R^n = \{x_1, \dots, x_p\}$

则隐层单元  $Z_i$  的输出为:  $Z_i = R_i(\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_i\|)$

其中:  $R_i(\cdot)$  为径向基函数, 一般取  $n$  维高斯函数:

$$R_i(\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_i\|) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{c}_i\|^2}{\sigma_i^2}\right)$$

$\mathbf{X}$  为  $n$  维输入向量;

$\mathbf{c}_i$  为第  $i$  个基函数的中心;

$\sigma_i$  为第  $i$  个基函数的宽度;

$\|\bullet\|$  为欧氏范数。

输出单元的输出为:  $Y = \sum_{i=1}^k W_i Z_i$

其中:  $Y$  为输出;  $W_i$  为  $Z_i$  对应的权值。

在 RBF 神经网络构成过程中要确定的参数有以下几个: 一个是隐含层基函数中心数目的确定; 一个是隐含层基函数中心及宽度; 一个是隐含层到输出层的连接权值。

### 2.2 基函数中心个数的确定

减聚类算法是一种相对有效的确定基函数中心个数的聚类方法。考虑将数据归一化到一个单位超立体中的  $n$  维空间的  $p$  个数据点  $(x_1, x_2, \dots, x_p)$ , 首先由 (3) 式给出数据点  $x_i$  处的密度指标<sup>[3,8]</sup>:

$$D_i = \sum_{j=1}^p \exp\left[-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(\gamma_e/2)^2}\right] \quad (3)$$

在计算每个数据点密度指标后, 选择具有最高密度指标的节点作为第一个聚类中心, 其密度指标记为  $D_{c1}$ 。采用 (4) 式更新每个数据点的密度指标:

$$D_i = D_i - D_{c1} \exp\left[-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{(\gamma_b/2)^2}\right] \quad (4)$$

更新每一个点的密度指标后, 选定下一个聚类中心, 再次修正密度指标, 此过程不断重复, 直到满足当前最高密度指标  $D_{\max}$  同初始最高密度指标相比非常小, 即

$$\frac{D_{\max}}{D_{c1}} < \lambda$$

由此结束聚类, 所得到的聚类中心个数即为基函数中心个数。

### 2.3 PSO 算法确定基函数中心值和宽度

在 PSO 算法中, 一个粒子对应于一个可行解, 首先对粒子编码, 编码中包括基函数中心值和宽度、粒子速度及适应度。设根据减聚类算法确定了  $m$  个中心, 每个中心为  $k$  维, 那么粒子的位置为  $m \times (k+1)$  维, 粒子速度也为  $m \times (k+1)$  维,  $\sigma_i$  表示第  $i$  个基函数的宽度, 还有个适应度  $f_i$  代表第  $i$  个个体的适应度。则粒子的编码结构如下:

$$Z_{11} Z_{12} \dots Z_{1k} \sigma_1 \dots Z_{21} Z_{22} \dots Z_{2k} \sigma_2 \dots Z_{m1} Z_{m2} \dots Z_{mk} \sigma_m \\ V_1 V_2 \dots V_{m \times (k+1)}$$

$$f_i = \frac{1}{R_i}$$

$$R_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^m (y_k - \hat{y}_k)^2$$

2.4 PSO 算法确定隐含层到输出层连接权值

基函数的中心值和宽度确定后,就可以得到隐含层输出  $Z_i$ ,从而只要再确定隐含层到输出层的链接权值即可得到最终输出。这里用欧式范数作为适应度函数:

$$G = || Y_i - Z_i ||$$

2.5 用 PSO 算法确定 RBF 网络权值的基本步骤

用 PSO 算法确定 RBF 网络权值的基本步骤如下:

- 步骤 1 采集聚类样本;
- 步骤 2 用减聚类算法对样本进行聚类分析,确定基函数的中心个数;
- 步骤 3 初始化粒子群的种群;
- 步骤 4 对每个粒子,比较它的适应度  $f_i$  与它所经历的最好位置的适应度,如果更好,更新  $pbest_{id}$ ;
- 步骤 5 对每个粒子,比较它的适应度  $f_i$  与群体所经历最好位置的适应度,如果更好,更新  $gbest_{id}$ ;
- 步骤 6 调整粒子的速度和位置;
- 步骤 7 重复步骤 4 到步骤 6,直到达到计算要求为止;
- 步骤 8 将群体所经历最好位置解码后得到基函数的中心位置及宽度;
- 步骤 9 计算隐层单元输出  $Z_i = R_i(|| X - C_i ||)$ ,及输出层输出  $Y = \sum_{i=1}^k W_i Z_i$ ;
- 步骤 10 重新初始化粒子群的种群,调整权值  $W_i$ ,适应度函数为  $G = || Y_i - Z_i ||$ ;
- 步骤 11 对每个粒子,比较它的适应度  $G$  与它所经历的最好位置的适应度,如果更好,更新  $pbest_{id}$ ;
- 步骤 12 对每个粒子,比较它的适应度  $G$  与群体所经历最好位置的适应度,如果更好,更新  $gbest_{id}$ ;
- 步骤 13 调整粒子的速度和位置;
- 步骤 14 重复步骤 4 到步骤 6,直到达到计算要求为止;
- 步骤 15 解码得到 RBF 神经网络需确定的所有参数,对网络进行学习;
- 步骤 16 停止运算。

3 实验

文献[4]中以某省电网 1998 年 1 月 17 日(星期六)数据为例,与文献[3]中提出的优化方法与标准最小二乘法对 RBF 网络权值进行了优化比较,文中也利用此数据,用该文提出的优化算法与标准最小二乘法进行了比较,结果如表 1 所示,效果良好,平均预测误

表 1 优化前后电力负荷预测结果的比较

时刻	实际 负荷	预测负荷 (最小二乘/ 粒子群)	相对误差 (最小二乘/ 粒子群)
01:00	672	662/678	1.49/0.89
02:00	659	653/670	0.91/1.67
03:00	637	660/653	3.61/2.51
04:00	627	631/633	0.64/0.96
05:00	648	661/652	2.00/0.62
06:00	667	685/655	2.70/1.80
07:00	710	743/690	4.65/2.82
08:00	708	698/706	1.41/0.28
09:00	719	701/711	2.50/1.11
10:00	716	708/710	1.11/0.84
11:00	711	721/716	1.41/0.70
12:00	711	732/729	2.95/2.53
13:00	752	720/765	4.25/1.73
14:00	739	750/744	1.49/0.68
15:00	714	728/705	1.96/1.26
16:00	735	758/743	3.13/1.09
17:00	740	762/758	2.97/2.13
18:00	741	760/753	2.56/1.62
19:00	736	761/751	3.39/2.03
20:00	739	751/746	1.62/0.95
21:00	688	708/703	2.90/2.12
22:00	679	711/684	4.71/0.74
23:00	672	673/693	0.15/3.13
24:00	690	722/709	4.63/2.75

差减小了 0.92%。可见用粒子群优化神经网络的算法优化效果明显。

预测日最高负荷(最小二乘)为 762;  
预测日最高负荷(粒子群)为 765;  
预测日最低负荷(最小二乘)为 631;  
预测日最低负荷(粒子群)为 633;  
平均预测误差(最小二乘)为 2.46;  
平均预误差(粒子群)为 1.54;  
注:负荷单位(MW);误差单位(%)。

4 结束语

文中在减聚类算法确定 RBF 神经网络径向基函数的中心个数的基础上,运用 PSO 算法对其中心值、宽度及隐含层到输出层之间的权值进行优化。通过实验,跟标准最小二乘法优化的 RBF 神经网络比较,效果明显,表明此算法的正确性和有效性。

先要进行身份验证,验证通过后进行数据的标准化操作和数据上传。

#### 1) 数据标准化操作。

数据标准化模块实现采用传统的 CS 模式开发,利用流行的 Delphi 技术实现各种类型的关系数据源到标准的元数据的数据映射,并为用户提供了完全图形化的配置数据映射界面,用户可以在界面上以拖拽的方式配置映射关系,操作直观、简洁、方便<sup>[6]</sup>。如图 4 给出了数据标准化操作的流程图。

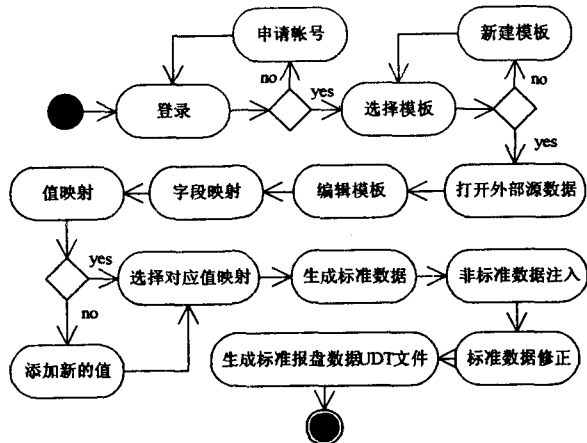


图 4 数据标准化流程图

#### 2) 数据上传。

由于课题的背景,标准化好的数据需要打包,然后再上报给省教育厅。数据上报的过程中,需要考虑上报数据的安全性,所以采用了数据校验的方法。数据校验除了需要校验数据的原始性,还需要做数据标准化检测这样才能保证上报的数据是正确的、安全的。数据上传的流程图如图 5 所示。

计全面。满足省级教育管理部门通过网络采集各大中学校学生数据的要求,促进大中专院校在校生的学籍数据采集过程中的科学化、规范化和信息化。已在江西省教育厅及 387 所大中专院校中使用,取得了良好的社会效益。

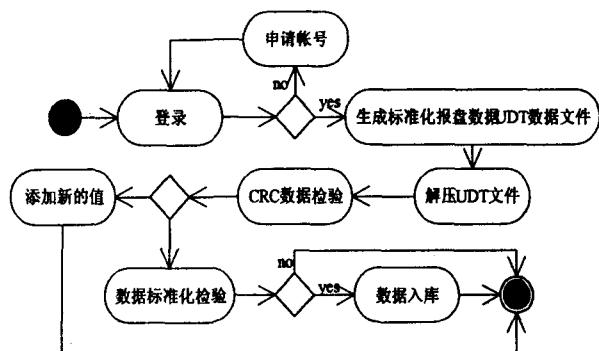


图 5 数据上传流程图

#### 参考文献:

- [1] 邢立强. 数据标准化框架研究[J]. 世界标准化与质量管理, 2007(12): 37-39.
- [2] 郑文煜. 基于 XML 的数据集成研究[D]. 西安: 西北大学, 2006.
- [3] Kervhervé B, Gerbé O. Models for metadata or metamodels for data[M]//The 2nd Proceeding of Metadata. [s. l.]: [s. n.], 1997.
- [4] 尹颖, 方迪. 数据集中分析系统的开发与应用[J]. 电力信息化, 2008(10): 48-51.
- [5] 史剑. 银行数据集中前置系统的研究与设计[D]. 成都: 西南交通大学, 2007.
- [6] 陈增科, 肖基毅, 邵明前. Web 服务合成技术在网络数据挖掘中的应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(1): 234-240.
- [7] Foster I, Kesselman C, Nick J, et al. Grid service for Distributed System Integration[J]. IEEE Computer, 2002, 35(6): 37-46.
- [8] HAN Jiawei, Kamber M. Data Mining Concept and Techniques [M]. [s. l.]: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2001.

## 4 结束语

文中提出的基于中间库的在校大学生学籍信息采集系统,实现了数据标准化<sup>[7]</sup>过程中的自动映射、数据上传过程中的数据检测、数据管理<sup>[8]</sup>等功能,系统功能设

(上接第 119 页)

#### 参考文献:

- [1] Park J, Sandberg I W. Universal approximation using radial-basis-function networks[J]. Neural Computation, 1991(3): 246-257.
- [2] 陈小红. 径向基函数网络及其在非线形控制中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 1996.
- [3] 张顶学, 关治洪, 刘新芝, 等. 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(20): 13-15.
- [4] 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.
- [5] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Neural Network. Perth, Australia: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [6] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]//IEEE World Congress on Computational Intelligence. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [7] 杨胡萍, 白慧, 刘家学, 等. 基于改进 RBF 神经网络的电力系统短期负荷预测[J]. 东华大学学报: 自然科学版, 2008, 34(2): 204-207.
- [8] 王洪斌, 杨香兰, 王洪瑞, 等. 一种改进的 RBF 神经网络学习算法[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(6): 103-105.