第16卷 第2期
2006年2月

计算机技术与发展
COMPUTER TECHNOLOGY AND DEVELOPMENT

Vol.16 No.2
Feb. 2006

一种改进的粒子群优化RBF网络学习算法

刘鑫朝，颜宏文
（长沙理工大学 计算机与通讯工程学院，湖南 长沙 410076）

摘 要：提出了一种新的用粒子群优化RBF网络学习的算法，即分组训练合成优化。该算法利用粒子之间的合作与竞争以实现对多维复杂空间的高维搜索能力，找出神经网络权值的最优解，以达到优化神经网络学习的目的。通过与用最小二乘法优化的神经网络进行了比较，结果表明算法所优化的神经网络收敛效果明显、收敛速度快。

关键词：集群智能；粒子群优化(PSO)；神经网络；径向基函数(RBF)；分组训练合成优化算法
中图分类号：TP183　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005－3751(2006)02－0185－03

A RBF Neural Network Learning Algorithm Based on Improved PSO

LIU Xin-chao, YAN Hong-wen
(Dept. of Computer and Communication, Changsha Univ. of Sci. and Techn., Changsha 410076, China)

Abstract: A RBP neural network learning algorithm based on particle swarm optimizers(PSO), that is grouping training and composing optimizer, is proposed in this paper. The optimizer realizes multi－dimension searching ability to multi－dimension complex space for the best weight of neural network. At last, through the comparison of least square method, the result shows that it is good in speed.

Key words: swarm intelligence; particle swarm optimizer; radial basis function; neural network; grouping training and composing optimizer

0 引 言

径向基函数(RBF)网络是一种生物背景很强的前向神经网络，被广泛应用于模式识别、函数逼近、信号处理和控制领域。RBF网络有两个重要的问题：一个是隐层中心的确定，另一个就是网络权值的调整。而最小二乘法是一种常用的网络权值调整算法。

粒子群优化(PSO)算法是一类新兴的随机全局优化技术，因此是一类很有潜力的神经网络学习算法。文献[1]研究了PSO算法在训练BP神经网络学习的算法，但在怎样确定优化对象和迭代过程上还存在一些不足，文中予以了改进，并取得了良好的效果。

1 PSO的基本原理

粒子群优化算法是基于群体的演化算法，其思想来源于人工生命和演化计算理论[2]。Reynolds对鸟群飞行的研究发现，鸟仅仅是追踪它有限数量的邻居，但最终的整体结果是整个鸟群好像在一个中心的控制之下，即复杂的全局行为是由简单规则的相互作用引起的。PSO即源于对鸟群捕食行为的研究，一群鸟在随机搜寻食物，如果这个区域里只有一块食物，那么找到食物的最简单有效的策略就是搜寻目前离食物最近的鸟的周围区域。PSO算法就是从这种模型中得到启示而产生的，并用于解决优化问题。另外，人们通常是以他们自己及他人的经验来作为决策的依据，这就构成了PSO的一个基本概念。PSO求解优化问题时，问题的解对应于搜索空间中一只鸟的位置，称这些鸟为“粒子”(particle)或“主体”(agent)。每个粒子都有自己的位置和速度(决定飞行的方向和距离)，还有一个由被优化函数决定的适应值。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。令PSO初始化为一群随机粒子(随机解)，在每一次迭代中，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)，全局版PSO中的另一个极值点是整个种群目前找到的最好解，称为全局极值点(用gbest表示其位置)，而局部版PSO不用整个种群而是用其中一部分作为粒子的邻居，所有邻居中的最好解就是局部极值点(用lbest表示其位置)。在找到这两个最好解后，粒子根据式(1)和式(2)来更新自己的速度和位置。粒子 i 的信息可以用 D 维向量表示，位置表示为 $W_i=(w_{i1},w_{i2},\cdots,w_{id})^{\mathrm{T}}$，速度为 $V_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{id})^{\mathrm{T}}$，其他向量类似。则速度和位置更新方程为：

$$V_{id}^{k+1}=HV_{id}^{k}+C_1\mathrm{rand}_1^{k}(\mathrm{pbest}_{id}^{k}-w_{id}^{k})+C_2\mathrm{rand}_2^{k}(\mathrm{gbest}_{id}^{k}-w_{id}^{k}) \quad (1)$$

$$W_{id}^{k+1}=W_{id}^{k}+V_{id}^{k+1} \quad (2)$$

收稿日期：2005－05－22
作者简介：刘鑫朝(1975—)，男，陕西西安人，硕士研究生，研究方向为数据挖掘；颜宏文，副教授，硕士生导师，从事计算机、数据挖掘及人工智能在电力系统的应用的研究教学工作。

式中，V_{id}^k 是粒子第 i 次迭代中第 d 维的速度；H 是非负常数，称为惯性因子，H 也可以随着迭代线性地减小[2]；C_1，C_2 为加速系数(或称学习因子)，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，若太小，则粒子可能远离目标区域，若太大则会导致突然向目标区域飞去，或飞过目标区域。合适的 C_1，C_2 可以加快收敛且不易陷入局部最优，通常令 $C_1 = C_2 = 2$；$\text{rand}_{1,2}$ 是[0,1]之间的随机数；w_{id}^k 是粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的当前位置；pbest_{id} 是粒子 i 在第 d 维的个体极值点的位置(即坐标)；gbest 是整个群在第 d 维的全局极值点的位置。为防止粒子远离搜索空间，粒子的每一维速度 V_d 都会被钳位在$[-V_{d\max}, +V_{d\max}]$之间，$V_{d\max}$ 太大，粒子将飞离最好解，太小将会陷入局部最优[3]。假设将搜索空间的第 d 维定义为区间$[-W_{d\max}, +W_{d\max}]$，则通常 $V_{d\max} = KX_{d\max}$，$0.1 \leqslant K \leqslant 1.0$，每一维都用相同的设置方法。

2 基于 PSO 的 RBP 网络优化算法

2.1 径向基函数神经网络

径向基函数(RBF，Radial Basis Function)神经网络[4]，是 J. Moody 和 C. Darken 于 20 世纪 80 年代提出的一种神经网络，由于它模拟了人脑的局部调整、相互覆盖与接受的神经网络结构，因此，RBF 网络是一种局部逼近网络，已经证明它能以任意精度逼近任意连续函数[5]。

网络结构如图 1 所示[6,7]。

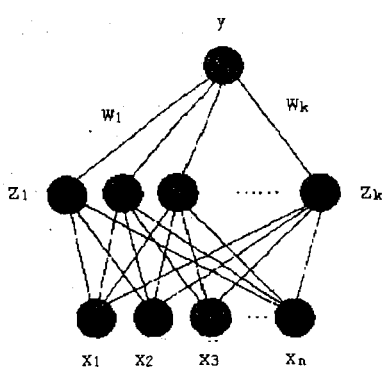

图 1 RBF 网络结构

设网络的输入为：

$\boldsymbol{X} \in R^n = \{x_1, \cdots, x_p\}$

则隐层单元 Z_i 的输出为：

$$Z_i = R_i(\| \boldsymbol{X} - C_i \|) \tag{3}$$

其中：$R_i()$：径向基函数(n 维高斯函数)；

$\boldsymbol{X}$：n 维输入向量；

C_i：第 i 个 RBF 的中心；

$\| \cdot \|$：欧氏范数。

输出单元的输出为：

$$Y = \sum_{i=1}^{k} W_i Z_i \tag{4}$$

于是网络的输出输入关系为：

$$Y = \sum_{i=1}^{k} W_i R_i(\| \boldsymbol{X} - C_i \|) - \theta \tag{5}$$

这里的 θ 为输出的阈值。

2.2 分组优化合成训练算法

算法基于一种新优化思想，即分组训练然后合成优化的思想。由于神经网络的每组权值可以看成是 N 维解空间的一个解，这样神经网络经过训练后的最终权值可以看作整个解空间的一个最优解，这样就使得用集群优化算法优化网络权值成为可能。

依据以上的思想构造了 L 个相同结构的 RBF 神经网络并把样本空间分为 L 份，见表 1，其中每一份用于训练一个神经网络并得到一个权值的解向量即粒子。这里可以将这 L 个神经网络看成是一个统一的神经网络，如图 2 所示，统一输入样本，统一训练，于是整个网络的评价函数为：

$$G = \sum_{i=1}^{L} (\| Y_i - Y_i' \|) \tag{6}$$

G：网络的评价函数；

Y_i：第 i 个神经网络的实际输出；

Y_i'：第 i 个神经网络的期望输出；

$\| \cdot \|$：欧氏范数。

网络的输入样本为：

$\{X_{11}, X_{21}, \cdots, X_{L1}\}, \cdots, \{X_{1M}, X_{2M}, \cdots, X_{LM}\}$

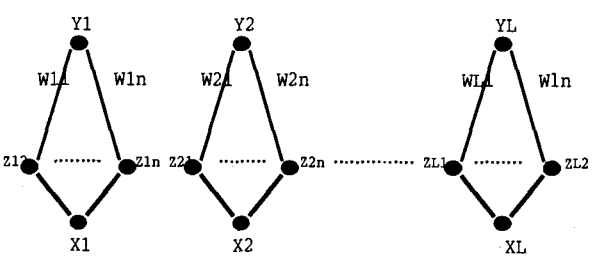

图 2 集成神经网络

表 1 训练样本的划分

$X_{11}, X_{12}, \cdots, X_{1M}$	$X_{21}, X_{22}, \cdots, X_{2M}$	…	$X_{L1}, X_{L2}, \cdots, X_{LM}$
X_1	X_2	…	X_L

下面是具体的基于 PSO 的 RBP 网络学习的详细算法流程：

1) 确定粒子数 L；适应值阈值 ε；最大允许迭代步数 Tmax；C_1，C_2 和 H；初始化 W 和 V 为(0,1)间的随机数。

2) 迭代步数 $t = 0$；gbest $= \infty$；pbest $= (\infty, \infty, \cdots, \infty)$

3) While(gbest $> \varepsilon$ and $t <$ Tmax)

4) For $i = 1:1:L$

5) 根据 W_i 和训练样本，按(6)式计算 G_i

6) if $G_i < Gp(i)$，$Gp(i) = G_i$，pbest$(i) = W_i$；endif

7) if $G_i < Gg$，$Gg = G_i$，gbest$(i) = W_i$； endif

8) end for

9) for $i = 1:1:L$

10) 按式(1)计算 V_i；按式(2)计算 W_i

11) end for

12) $t = t + 1$；线性减小 H

13) end while

上述流程中，$W = (W_1, W_2, \cdots, W_L)$，其中 $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \cdots, w_{in})^T$ 是第 i 个粒子的位置；$V = (V_1, V_2, \cdots, V_L)$，其中 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{in})^T$ 是第 i 个粒子的速度(即移动的距离)；Gp 是 m 个粒子迄今搜索到的最优适应值，其对应的粒子位置矩阵是 $G_p = (G_{p1}, G_{p2}, \cdots, G_{pL})$；$Gg$ 是粒子群迄今搜索到的最优适应值，对应的最优粒子位置是 gbest；线性减小 H 的策略有多种，下式是其中较好的一种[1]：

$$H(t) = h_k - h_L(t/T_{max}) \tag{7}$$

其中，h_k 和 h_L 是常数，h_k 是 H 的最大值，而 $h_k - h_L$ 则是 H 的最小值。

上面简要介绍了利用粒子群优化神经网络权值的算法，最后以某省电网 1998 年 1 月 17 日(星期六)数据在短期电力负荷预测的 RBF 神经网络[8]应用为例，试算了用文中提出的优化方法与标准最小二乘法对 RBP 网络权值[9]进行了优化比较，结果如表 2 所示，效果良好，平均预测误差减小了 0.64%。可见用粒子群优化神经网络的算法优化效果明显。

表 2　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)	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	662/680	1.49/1.20	13:00	752	720/768	4.25/2.13
02:00	659	653/664	0.91/0.76	14:00	739	750/746	1.49/0.95
03:00	637	660/652	3.61/2.35	15:00	714	728/702	1.96/1.68
04:00	627	631/636	0.64/1.43	16:00	735	758/747	3.13/1.63
05:00	648	661/654	2.00/0.92	17:00	740	762/761	2.97/2.84
06:00	667	685/651	2.70/2.40	18:00	741	760/752	2.56/1.48
07:00	710	743/683	4.65/3.80	19:00	736	761/754	3.39/2.44
08:00	708	698/707	1.41/0.14	20:00	739	751/748	1.62/1.22
09:00	719	701/708	2.50/1.53	21:00	688	708/706	2.90/2.61
10:00	716	708/710	1.11/0.84	22:00	679	711/688	4.71/1.32
11:00	711	721/712	1.41/0.14	23:00	672	673/697	0.15/3.72
12:00	711	732/731	2.95/2.81	24:00	690	722/713	4.63/3.33

实际日最高负荷为 752；　　实际日最低负荷为 627；

预测日最高负荷(最小二乘)为 762；　预测日最高负荷(粒子群)为 768；

预测日最低负荷(最小二乘)为 631；　预测日最低负荷(粒子群)为 636；

平均预测误差(最小二乘)为 2.46；　平均预测误差(粒子群)为 1.82；

注：负荷单位(MW)；误差单位(%)。

3　结束语

文中采用了粒子群优化 RBF 网络学习的算法，即分组训练合成优化。该算法利用粒子之间的合作与竞争以实现对多维复杂空间的高维搜索能力，找出神经网络权值的最优解，以达到优化神经网络学习的目的。结果表明用文中提出的算法所优化的神经网络收敛效果明显、收敛速度较快。但也存在局部最优的问题，在以后的研究中可以把不同的网络的学习率分开调整，这样大的步长可以保证粒子在全局内寻找最优解而不会陷于局部最优解，小的步长可以保证不越出最优解的寻找范围。

参考文献：

[1] 王岁花，李爱国．基于粒子群优化的 BP 网络学习算法[J]．计算机应用与软件，2003(8)：1－2.

[2] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[A]. IEEE World Congress on Computational Intelligence[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1998. 69－73.

[3] 杨　维，李奇强．粒子群优化算法综述[J]．中国工程科学，2004(5)：2－5.

[4] 阎平凡，张长水．人工神经网络与模拟进化计算[M]．北京：清华大学出版社，2000.

[5] 王耀南．计算智能信息处理技术及应用[M]．长沙：湖南大学出版社，1999.

[6] 楮蕾蕾，陈绥阳，周　梦．计算智能的数学基础[M]．北京：科学出版社，2002.

[7] 张讲社，徐宇本，郑亚林．计算智能中的仿生学：理论与算法[M]．北京：科学出版社，2003.

[8] 胡迎松，陈　明，范志明．一种电力系统短期负荷预测的 RBF 优化算法[J]．华中科技大学学报，2003(3)：2－3.

[9] 韩民晓，许振华，俞有瑛．RBF 神经网络在电力负荷预测中的应用[J]，华中电力学院学报，1994(4)．1－5.

(上接第 95 页)

X32－Bit RISC Microprocessor[EB/OL]. http://www.samsung.com/Products/Semiconductor/SystemLSI/MobileSolutions/MobileASSP/MobileComputing/S3C2410/S3C2410.htm, 2001－05.

[2] PRIME VIEW INERNATIONAL. USER'S MANUAL V16C6448AC[EB/OL]. http://www.jazzbear.idv.tw:8080/PKM/Projects/LART/User/8912066/present/pdf/V16C6448AC.pdf, 2000－10.

[3] Rubini A. LINUX 设备驱动程序[M]．北京：中国电力出版社，2004.

[4] Uytterhoeven G. The Frame Buffer Device[EB/OL]. http://www.faqs.org/docs/Linux－HOWTO/Framebuffer－HOWTO.html, 1998－09.

[5] Simmons J. Linux Frame Buffer Driver Writing HOWTO[EB/OL]. http://linuxconsole.sourceforge.net/fbdev/HOWTO/, 2001－10.