

# PSO 聚类和梯度算法结合的 RBF 神经网络优化

Optimization of RBF Neural Network

Based on Combination of PSO Clustering and Gradient Algorithms

孟 艳 潘宏侠

(中北大学机械工程与自动化学院,山西 太原 030051)

**摘 要:** 针对制约径向基函数 RBF 神经网络发展及其应用的瓶颈问题,提出一种基于粒子群优化算法 PSO 的改进 K-means 聚类思想,以确定其隐节点的数目。结合梯度算法,通过最小化目标函数调节隐节点的数据中心、宽度和输出权值,最终达到优化 RBF 神经网络的目的;同时,将优化后的网络应用于滚动轴承故障模式识别。试验结果表明,该方法能自适应地确定 RBF 神经网络隐节点的数目并调整其结构参数,使网络具有较快的收敛速度和较高的收敛精度,从而准确地识别滚动轴承的故障模式。

**关键词:** RBF 神经网络 PSO 聚类算法 梯度算法 滚动轴承 模式识别 优化

**中图分类号:** TP389.1;TP206+.3 **文献标志码:** A

**Abstract:** Aiming at the bottleneck problem that restricts the development and application of radial basis function (RBF) neural network, the improved K-means clustering concept based on particle swarm optimization (PSO) has been proposed to determine the number of hidden nodes. In addition, by combining the gradient algorithm, via minimizing the objective function to adjust the data center and width of the hidden nodes and weights of output, the optimization of RBF neural network is achieved. The optimized network is applied to the failure pattern recognition of rolling bearings. The result of test indicates that the method can adaptively determine the number of hidden nodes of RBF neural network and adjust the structural parameters to make the network featuring faster convergence speed and higher convergence precision, thus it can accurately identify the failure pattern of rolling bearings.

**Keywords:** RBF neural network PSO clustering algorithm Gradient algorithm Rolling bearing Pattern recognition Optimization

## 0 引言

径向基函数 RBF (radial basis function) 神经网络具有结构简单、训练简洁、收敛速度快且能以任意精度逼近任意非线性函数等特点,被广泛应用于函数逼近和模式识别等问题<sup>[1]</sup>。研究表明,制约 RBF 神经网络发展及应用的瓶颈主要有:如何确定满足精度要求的最小网络拓扑结构;当网络拓扑结构固定时,如何确定隐节点的数据中心和宽度及其与输出节点之间的连接权值,以保证网络的泛化能力。

很多学者将“聚类”思想应用于 RBF 神经网络的优化设计,提出了基于“减聚类、K-means 聚类、中心聚类和对手受罚的竞争聚类”等拓扑结构的设计方法,取得了一系列的研究成果<sup>[2-4]</sup>。鉴于以上方法各有利弊<sup>[5]</sup>,本文提出了基于粒子群优化算法 PSO (particle swarm optimization) 的改进 K-means 聚类思想,结合梯

度算法以优化 RBF 神经网络,并将优化后的网络应用于滚动轴承故障模式识别,具有理论研究和实际意义。

## 1 PSO 改进的 K-means 聚类算法

聚类分析 (clustering) 是利用某种相似性度量方法,根据样本特征将样本进行归类的过程<sup>[6]</sup>,它可以被看成是一个复杂的全局优化问题<sup>[7]</sup>。粒子群优化算法 PSO 是由 J. Kennedy 和 R. Eberhart 于 1995 年在 IEEE 国际神经网络学术会议上提出的基于迭代策略的全局优化算法<sup>[8]</sup>。PSO 算法具有概念简单、程序易实现、需要调整的参数少且不需要梯度信息,能在较少的迭代次数内找到最优解等特点。

本文提出一种新的基于 PSO 的改进 K-means 聚类算法。此算法基本流程如下:①初始化粒子群,给定粒子数目  $m$  和初始聚类数目  $M$ ;②对于每一个粒子,将每个样本随机指派为某一类作为最初的聚类划分,然后计算各类的聚类中心作为粒子的位置编码;③计算每个粒子的适应度值,设置粒子的初始速度为零;④计算每个粒子的个体最优位置  $P_{id}$  和粒子群的全局最优位置  $P_{gd}$ ;⑤根据式(1)和式(2),分别调整粒子的速度

国家自然科学基金资助项目(编号:50875247)。

修改稿收到日期:2010-05-14。

第一作者孟艳,女,1983年生,现为中北大学机械设计及理论专业在读硕士研究生;主要从事神经网络、粒子群优化算法和机械故障诊断方面的研究。

和位置;⑥对于每个样本,根据粒子的聚类中心编码,按照最小距离原则,确定样本的聚类划分;⑦对于每个粒子,按照相应的聚类划分,计算新的聚类中心,更新粒子的适应度值;⑧对于每个粒子,比较其适应度值和它所经历过的最好位置  $P_{id}$  的适应度值。如果更好,则更新  $P_{id}$ ;⑨对于每个粒子,比较其适应度值和群体所经历的最好位置  $P_{gd}$  的适应度值。如果更好,则更新  $P_{gd}$ ;⑩如果达到结束条件(足够好的位置或最大迭代次数),则结束,否则转步骤⑤继续迭代。

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 \text{rand}() (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}() (p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ c_1 = c_2 = 2.0 \\ \omega = \omega_{\text{start}} - t(\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) / t_{\text{max}} \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\omega$  为惯性权重;  $\omega_{\text{start}}$  和  $\omega_{\text{end}}$  分别为初始惯性权重和终止惯性权重;  $t$  和  $t_{\text{max}}$  分别为当前迭代次数和最大迭代次数。

## 2 RBF 神经网络训练

RBF 神经网络是由 J. Moody 和 C. Darken 于 20 世纪 80 年代末提出的一种具有“单隐层”的三层前馈网络<sup>[9]</sup>。第一层为输入层,由信号源节点构成,起到数据传输的作用;第二层为隐含层,节点数根据需要确定,作用函数为高斯函数,隐含层对输入信息进行空间映射变换;第三层为输出层,作用函数为线性函数,输出层对隐含层神经元的输出信息进行线性加权后输出整个网络的输出结果。

基于高斯函数的 RBF 网络基本结构如图 1 所示。

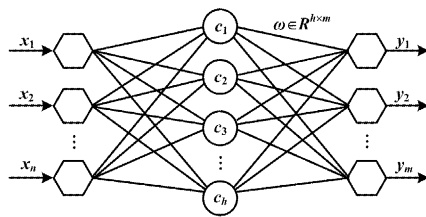


图 1 基于高斯函数的 RBF 网络基本结构图  
Fig. 1 Basic structure of RBF network based on Gaussian function

图 1 所示的 RBF 网络具有  $n$  个输入、 $h$  个隐节点和  $m$  个输出。其中,  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathbf{R}^n$  为网络输入矢量;  $\omega \in \mathbf{R}^{h \times m}$  为隐含层与输出层之间的连接权值矩阵;  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$  为网络的输出,则隐含层第  $j$  个节点的输出为:

$$\begin{cases} z_j = \exp(s) \\ s = -(x - c_j)^2 / 2\sigma_j^2 \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, h \quad (3)$$

输出层第  $k$  个节点的输出为:

$$y_k = \sum_{j=1}^h \omega_{kj} z_j \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

式中:  $c_j$  和  $\sigma_j$  为隐含层第  $j$  个隐节点的数据中心和宽度;  $\omega_{kj}$  为隐含层第  $j$  个节点到输出层第  $k$  个节点的连接权值<sup>[10]</sup>。

采用梯度下降法对 RBF 神经网络进行训练,其目标函数设为:

$$\text{Error} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_k - \tilde{y}_k)^2 \quad (5)$$

式中:  $y_k$  和  $\tilde{y}_k$  分别为第  $k$  个神经元的实际输出和期望输出。

为使目标函数最小,各隐节点数据中心、宽度和输出权值的调节量应为<sup>[11]</sup>:

$$\begin{cases} \Delta c_j = -\alpha \cdot \partial \text{Error} / c_j \\ \Delta \sigma_j = -\alpha \cdot \partial \text{Error} / \sigma_j \\ \Delta \omega_j = -\alpha \cdot \partial \text{Error} / \omega_j \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\alpha$  为学习率。

## 3 试验验证

为了验证算法的有效性,使用 Matlab 软件编制相应的程序<sup>[12]</sup>,并将优化后的 RBF 神经网络应用于滚动轴承故障模式的识别中。

实验选取正常工况下和 3 种故障工况(内圈故障、外圈故障和滚动体故障)下,经归一化处理后的 20 组样本(每组样本包含 8 个特征向量)作为 RBF 神经网络的输入向量。每种工况有 5 组样本,抽取每种工况下的任意 4 组样本用于网络训练,其中一组训练样本数据如表 1 所示,剩余 1 组样本用于网络测试,如表 2 所示。

表 1 训练样本数据

Tab. 1 Training sample data

序号	输入向量								目标向量	轴承状态
1	0.692 5	0.627 7	0.055 9	0.350 6	0.000 1	0.001 7	0.004 8	0.017 0	1 0 0 0	正常工况
2	0.077 1	0.209 7	0.529 2	0.140 6	0.001 0	0.005 8	0.795 6	0.131 3	0 1 0 0	内圈故障
3	0.007 1	0.014 1	0.885 0	0.022 5	0.000 4	0.000 5	0.464 7	0.002 4	0 0 1 0	外圈故障
4	0.047 4	0.046 8	0.495 7	0.017 0	0.001 3	0.003 2	0.865 6	0.016 4	0 0 0 1	滚动体故障

表 2 测试样本数据  
Tab.2 Testing sample data

序 号	输 入 向 量								轴 承 状 态
1	0.740 2	0.591 2	0.045 9	0.316 6	0.000 1	0.001 5	0.004 2	0.015 0	正常工况
2	0.079 6	0.229 3	0.580 4	0.144 4	0.000 8	0.006 7	0.749 9	0.144 9	内圈故障
3	0.006 3	0.011 8	0.903 5	0.019 0	0.000 4	0.000 6	0.427 9	0.002 5	外圈故障
4	0.040 1	0.050 2	0.461 1	0.019 3	0.000 5	0.002 1	0.884 7	0.016 3	滚动体故障

此时,RBF 神经网络的输入样本为 8 维(8 个特征向量)、输出样本为 4 维(4 种工况),由基于 PSO 的改进 K-means 聚类算法可得网络最小隐节点数为 16,因而选取 RBF 网络结构为 8-16-4。将表 1 所示训练样本数据输入 RBF 网络,结合梯度算法对网络进行训练,以调节网络的连接权值、减小网络误差,进而得到网络误差逼近曲线,如图 2 所示。

从图 2 可以看出,基于 PSO 的改进 K-means 聚类算法能够自适应地确定 RBF 神经网络隐含层节点的数目,使优化后的网络具有较快的收敛速度和较高的收敛精度。

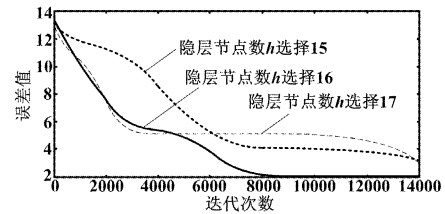


图 2 RBF 神经网络误差逼近过程曲线

Fig.2 Approximation curves of RBF neural network error

最后,将表 2 所示的测试样本数据输入训练好的 RBF 网络,以监测网络训练的效果和推广能力,进而得到网络测试样本的实际输出,如表 3 所示。

表 3 RBF 神经网络输出  
Tab.3 Output of RBF neural network

序 号	实 际 输 出				目 标 输 出	轴 承 状 态
1	1.000 0	-0.023 3	-0.003 5	0.003 8	1 0 0 0	正常工况
2	0.094 0	0.983 3	-0.038 3	0.025 6	0 1 0 0	内圈故障
3	-0.018 0	-0.049 0	1.036 4	0.006 3	0 0 1 0	外圈故障
4	0.076 4	0.081 9	-0.043 4	0.992 1	0 0 0 1	滚动体故障

从表 3 所示的 RBF 神经网络输出结果可以看出,优化后的 RBF 神经网络的实际输出与目标输出比较接近,因而该网络应用于滚动轴承故障模式具有较好的识别效果。

#### 4 结束语

本文提出了一种基于 PSO 的改进 K-means 聚类思想,结合梯度算法实现了优化 RBF 神经网络的目的,并将优化后的 RBF 神经网络应用于滚动轴承故障模式识别。试验结果表明,该方法能自适应地确定 RBF 神经网络隐含层节点的数目并调整神经网络的结构参数,使优化后的 RBF 神经网络具有较快的收敛速度和较高的收敛精度,从而能够准确地识别滚动轴承的故障模式。

#### 参考文献

[1] 田雨波. 混合神经网络技术[M]. 北京: 科学出版社,2009.  
[2] 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.

[3] 孙志胜,曹爱增,梁永涛. 基于遗传算法的聚类分析及其应用[J]. 济南大学学报:自然科学版,2004,18(2):127-129.  
[4] 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):123-128.  
[5] 刘俊,商秀芹,卢建刚,等. 采用中心聚类与 PSO 的 RBF 网络设计方法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(36):212-215.  
[6] 向永生,张颖,刘燕婷,等. 基于改进 GA 的 K-均值聚类算法[J]. 长沙理工大学学报:自然科学版,2009,6(1):73-76.  
[7] 李峻金,向阳,卢英明,等. 粒子群聚类算法综述[J]. 计算机应用研究,2009,26(12):4423-4427.  
[8] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C] // Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Neural Networks,1995:1942-1948.  
[9] 刘金琨. 智能控制[M]. 北京:电子工业出版社,2005.  
[10] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社,2005.  
[11] 张义超,卢英,李炜. RBF 网络隐含层节点的优化[J]. 计算机技术与发展,2009,19(1):103-105.  
[12] 葛哲学,孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2007.