

基于扩展 T-S 模型的 PSO 神经网络在故障诊断中的应用

王建芳 李伟华

(西北工业大学计算机学院 西安 710072)

摘 要 针对现实故障现象具有模糊性和非线性特点,提出了一种利用自适应扩展 T-S(Takagi-Sugeno)模糊模型的 PSO(Particle Swarm Optimization)算法和神经网络相结合的新型智能结构化算法来进行故障诊断的新方法。首先通过自适应的高斯函数来更改基本 T-S 模糊模型中的隶属度函数,进而使用扩展的 T-S 模糊模型来调整 PSO 算法的参数。然后使用该 PSO 算法作为神经网络的学习训练算法来进行训练。最后将此算法用于齿轮箱实测故障诊断。诊断结果显示均方误差提高了 0.1981%。通过不同模型的诊断结果比较,表明本方法便捷、高效,为解决故障诊断问题提供了一条新途径。

关键词 模糊模型,粒子群优化算法,神经网络,故障诊断

中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Application of PSO Neural Network Based on Extended T-S Model in Fault Diagnosis

WANG Jian-fang LI Wei-hua

(College of Computer, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract To solve fuzzy and non-linear features of faults, a fault diagnosis method was developed based on extended T-S (Takagi-Sugeno) fuzzy model of self-adaptive disturbed PSO (Particle Swarm Optimization) combined with Neural Network. Firstly, the membership function of the basic T-S fuzzy model was modified by the adaptive gaussian function, and then the extended T-S model was used to adjust the PSO parameter. Secondly, the neural network was trained by the modified PSO algorithm. Finally, the proposed method in the paper was applied to fault diagnosis of gear-box. The diagnosis results show that the mean square error is improved 0.1981%, meanwhile, comparisons with the diagnosis result of the different models show the method in the paper is convenient, efficient, and provides a new approach to fault diagnosis.

Keywords Fuzzy model, Particle swarm optimization, Neural network, Fault diagnosis

故障诊断^[7]是根据已知的故障现象,寻找发生故障的部位和产生故障的原因。在现有故障诊断方法中,神经网络由于具有自学习、非线性模式识别、联想能力以及很强的泛函逼近能力,因此在故障诊断中得到广泛应用。但是,由于神经网络没有专门的训练方法,其常规学习训练算法一般为梯度下降算法^[2],现实的故障且呈现出模糊性和非线性的特征,而网络具有训练时间较长且易陷入局部极小值的缺点。

针对上述问题,本文提出了一种基于扩展 T-S 模糊模型的自适应扰动粒子群神经网络算法来进行故障诊断,以解决神经网络在训练过程中易陷入停滞的缺点。首先,通过采用具有变参数自适应的扩展高斯函数来更改基本的 T-S 模糊模型中的隶属度函数,进而使用扩展的 T-S 模糊模型来调整 PSO 算法的参数,使 PSO 算法按照非线性进行寻优。其次,改进后的 PSO 算法作为神经网络的学习训练算法,把优化后的网络模型应用于某型齿轮箱识别的故障诊断中,诊断结果显示均方误差提高了 0.1983%。通过不同模型的诊断结果

比较,表明本文所提算法的诊断性能优于传统改进的神经网络方法。通过检验结果,显示本方法便捷、高效,为解决故障诊断问题提供了一条新途径。

1 基本 PSO 算法相关理论

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,简称 PSO)是由 J. Kennedy 和 R. Eberhart 于 1995 年提出的一种全局优化进化算法^[1],它源于对鸟群和鱼群群体觅食运动行为的模拟。PSO 作为一种并行优化算法,可以用于解决大量非线性复杂问题的优化,已广泛用于科学和工程领域。

在 PSO 中,每个优化问题的潜在解都可以想象成 d 维搜索空间上的一个点,称之为“粒子”(Particle)。粒子在搜索空间中以一定的速度 v 飞行,这个速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整。所有的粒子都有一个被目标函数决定的适应值(Fitness Value),并且知道自己到目前为止发现的最好位置 p_{id} 和当前位置 x_{id} 。这个可以看作是粒子

到稿日期:2008-10-27 返修日期:2009-01-14 本文受部委专项(51315080404),武器装备预研基金项目(9140A17050206HK03),航空科技创新基金(08E53003)资助。

王建芳(1979-),男,博士,主要研究方向为决策支持,E-mail:wangjianfang@yahoo.cn;李伟华(1951-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为决策支持、故障诊断。

自己的飞行经验。除此之外,每个粒子还知道到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置 p_{gd} (p_{gd} 是粒子群在 p_{id} 中的最好值),这个可以看作是粒子的同伴的经验。

由种群数为 m 组成粒子群落,其中:第 i 个粒子在第 d 维的位置为 x_{id} ,其飞行速度为 v_{id} ,该粒子当前搜索到的最优位置为 p_{id} ,整个粒子群当前的最优位置为 p_{gd} 。Kennedy 和 Eberhart 最早提出的 PSO 算法^[1],其公式如下:

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^t) \quad (1)$$

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

式中, $i=1,2,\dots,m;d=1,2,\dots,D;r_1$ 和 r_2 是服从 $U(0,1)$ 分布的随机函数;学习因子 c_1 和 c_2 为非负常数,通常取 $c_1 = c_2 = 2$ 。 $v_{id} \in [-v_{max}, v_{max}]$, v_{id} 是由用户设定的常数。迭代终止条件为预设的最大迭代次数或(和)预定的最小适应度阈值。

粒子在找到上述 p_{id} , p_{gd} 两个极值后,就根据式(1)、式(2)来更新自己的速度与位置。每个粒子使用下列信息改变自己的当前位置:(1)当前位置 x_{id} ;(2)当前速度 v_{id} ;(3)当前位置与自己最好位置之间的距离($p_{id} - x_{id}$);(4)当前位置与群体最好位置之间的距离($p_{gd} - x_{id}$)。优化搜索正是在由这样一群随机初始化形成的粒子而组成的一个种群中以迭代方式进行的。

2 扩展 T-S 模糊模型

PSO 算法根据全体粒子和自身粒子的搜索经验向着最优解的方向发展,却容易陷入局部最优,使其搜索停滞。针对原始 PSO 的缺点的改进方法已经相当多,这些建模方法各有所长,但模糊逻辑建模方法更是以将语言信息和数据信息结合起来的突出优点而成功地应用于非线性系统建模和模式识别等诸多领域。模糊系统具有良好的逼近能力,能以任意精度逼近有界闭集上的连续函数^[2]。不仅如此,模糊模型还具有很强的可解释性、鲁棒性和抗干扰性等优良特性,尤其是 T-S(Takagi-Sugeno)模糊模型^[3],它是非线性系统的局部线性化的一种模糊刻画。

一个典型的具有 m 个输入、单个输出的 MISO 非线性系统模型,可以由 n 条模糊规则组成的集合来表示,其中第一条模糊规则的形式为

$$R^i: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i \text{ and } \dots x_j \text{ is } A_j^i \text{ then } y^i = p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \dots + p_j^i x_j \quad i=1, \dots, n \quad (3)$$

式中, R^i 表示第 i 条模糊规则; A_j^i 为一个模糊子集,其隶属函数中的参数称为前件参数; y^i 为第 i 条模糊规则的输出; p_j^i 为后件参数。称式(3)为 T-S 模糊模型。

给定一个扩展输入向量 $(x_{10}, x_{20}, \dots, x_{m0})$,则模型输出 y 可由各模糊规则输出 y^i 加权平均:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^n \beta_i y^i}{\sum_{i=1}^n \beta_i} \quad (4)$$

$$\beta_i = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_{j0}) \quad (5)$$

式中, n 为模糊规则数; β_i 为第 i 个模糊规则的输出隶属度, Π 表示模糊运算符,本文采用乘积算子。

定义 1 如果 μ_x 具有如下表达式,则称其为一类扩展高斯隶属函数:

$$\mu_x = \exp\left[-\left|\frac{x-b}{a}\right|^c\right] \quad (6)$$

式中, $a>0, b \in R, c \geq 0$ 。

图 1 所示为 $a=1, b=0$ 时的隶属函数的曲线族。从图中可以看出,选择合适的 c 值,扩展隶属函数就可以近似为三角形、梯形、高斯形等隶属函数。如果进一步改变参数 a, b 的值,还可以对扩展隶属函数进行平移、压扩操作,更能逼近三角形、梯形、高斯形或其他隶属函数。因此,扩展高斯隶属函数具有很强的自适应性。

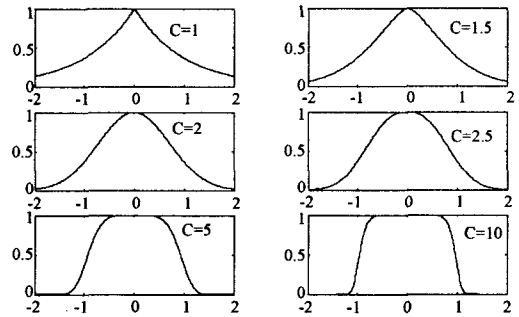


图 1 不同 c 值的扩展高斯隶属函数图

定义 2 如果 T-S 系统中的隶属函数均采用扩展高斯隶属函数形式,则称此模糊逻辑系统为扩展 T-S 模糊逻辑系统(简称扩展 T-S 系统)。根据定义可以得到具有 m 输入单输出,模糊规则数为 n 的扩展 T-S 系统为:

$$\beta_i = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_{j0}) = \prod_{j=1}^m \exp\left[-\left|\frac{x^j - b_j^i}{a_j^i}\right|^{c_j^i}\right](x_{j0}) \quad (7)$$

完整的扩展系统是由式(4)和式(7)组成的。式中, $a_j^i, b_j^i, c_j^i (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ 为需要辨识的前提参数。

从定义 2 可以得出常规 T-S 模糊系统是扩展 T-S 系统的特例。如果将扩展 T-S 系统的隶属函数的参数设为常数,就可以得到常规的 T-S 系统。这也是将其称为扩展 T-S 模糊系统的原因。

基于 T-S 模型可以借助于线性系统的分析方法实现对非线性复杂系统的分析。然而,由于 T-S 模型中的隶属函数不具有自适应性,T-S 模型在实际建模中难以与实际模型进行最佳匹配。扩展 T-S 模型算法简单,易于工程化,隶属函数可以通过 c 值进行自动的调整。而扩展 T-S 模糊模型和 PSO 算法的结合,可以较好地自适应地去最佳匹配 T-S 模糊模型,并具有任意精度的有效逼近性和较低的模型复杂度。通过调整 p_{id}, p_{gd} 以及高斯函数来保证隶属函数的自适应性和寻找最优结果。

3 基于扩展 T-S 模糊模型的 PSO 算法描述

PSO 算法很容易早熟收敛,对相对复杂的问题难以实现全局优化。而本文采用改进的自适应模糊算法,有效地克服了早熟现象,同时考虑到算法一旦处于早熟时,可以通过扩展的 T-S 模糊类型的隶属度函数进行扰动,使其跳出停滞状态。采用扩展的 T-S 模糊模型,也可以解决 PSO 非线性搜索的特征。

其算法的基本思想是通过设计一个模糊系统进行微粒群寻优的实时规划与控制,使其能够在对当前寻优效果进行模糊评价的基础上,利用局部最优和全局最优的信息进行模糊匹配的情况下,得出 c_1 和 c_2 的值,进而利用文献[8]中的公式

得到 ω 的值,再通过解模糊化来达到寻优的目的。

在具体的微粒群模糊自适应规划实施中,以全局信息和局部信息的模糊动态规划为例,采用图 2 所示的两输入、单输出模糊控制结构,设计一种具有两输入—维结构的微粒群模糊规划引导器。

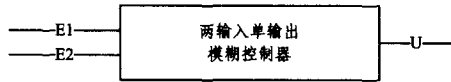


图 2 两输入单输出模糊控制结构

图 2 中 E_1, E_2 分别指式(3)中当前位置与自己最好位置之间的距离($p_{id} - x_{id}$)和当前位置与群体最好位置之间的距离($p_{gd} - x_{id}$)。

在二元最优信息的模糊引导模式下,得到的输出变量为:二元最优信息引导因子之间的比值变化模糊量 $\Delta c_1/c_2$,该模糊系统的输入变量为 E_1 和 E_2 的模糊值。在对输入和输出变量的模糊化过程中,对输入变量 E_1 和 E_2 以及输出变量 $\Delta c_1/c_2$,选择相同的常用模糊词集:负大(NB)、负中(NM)、负小(NS)、零(O)、正小(PS)、正中(PM)和正大(PB),用集合表示为:(NB, NM, NS, O, PS, PM, PB)。ETSD_PSO 算法最初采用三角形隶属函数来对 PSO 算法进行模糊化。当处于停滞时,更改式(7)的 c 值来自适应地调整隶属函数。

扩展 T-S 模糊模型的 PSO 算法具体步骤如下:

S1:对区域和微粒群进行初始化;

S2:对每个微粒计算目标函数值,并以此来评价每个微粒的适应度;

S3:计算每个微粒的 p_{id} 和 p_{gd} ;

S4:检测微粒的 E_1 和 E_2 ,并将 E_1 和 E_2 作为模糊规划引导器的输入,进行模糊推理。通过解模糊化输出二元最优信息引导因子之间的比值变化模糊量 $\Delta c_1/c_2$,得到此时的 c_1/c_2 ,进而得到 ω 值;

S5:判断微粒是否进入最优邻域内,并根据相应的规则调整微粒的速度和位置。若没有进入最优邻域,根据式(3)和式(2)调整微粒的速度和位置;

S6:检查终止条件(通常为达到最大迭代次数或者足够好的适应值)或者最优解停滞不再变化。若上述条件满足,终止迭代;若没有找到最优解就处于停滞状态,返回 S2,同时执行 S4 时,调整式(7)中 c 的值,以改变模糊推理的隶属度函数。若上述条件均不满足,则返回 S2,在原来的隶属度函数条件上继续寻找,最终通过解模糊化来求得最优解。

算法结束。

4 扩展 T-S 模型的 PSO 神经网络算法

在传统神经网络中,一般选用的网络训练方法是 BP 算法即梯度下降法。这是一种局部搜索算法,容易使网络陷入局部最小值,使得网络训练出来的结果较差。

扩展 T-S 模糊模型的粒子群优化神经网络就是在网络反向传播过程通过各个粒子在其搜索空间内搜索各层间的连接权值、阈值。由于各个粒子搜索时迭代公式简单,计算速度比梯度下降法快得多,而且通过调整自适应扩展 T-S 模糊模型的 PSO 算法能很好地跳出局部极小值。定义粒子群的位置向量 x 的元素为神经网络各层间的连接权值。适应值函数为神经网络的均方误差函数 $E(N)$,公式如下:

$$E(N) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (D_i - Y_i)^2 \quad (8)$$

式中, N 是训练样本数; D_i 是第 i 个输出节点的理想输出值; Y_i 是第 i 个输出节点的实际输出值。

扩展 T-S 模糊模型的粒子群优化神经网络训练算法流程如下:

1) 设置神经网络各参数的初始权值,初始值设为(0,1)间的随机数^[9];

2) 初始化粒子群的各个参数:设定粒子数 m ,适应值阈值 ϵ ;设定最大允许迭代步数 MaxIter 和加速因子 c_1, c_2 ;设定 ω 的最大最小值 $\omega_{max}, \omega_{min}$;各粒子位置 x ,速度 v 初始化为(0,1)间的随机数;

3) 利用粒子群算法式(1)、式(2)对每个粒子的位置向量 x 和速度 v 进行叠代更新,记录每个粒子的历史最优位置 p_{id} 和全部粒子中的全局最优位置向量 p_{gd} 。利用式(8)计算适应度值,记录对应于 p_{id} 和 p_{gd} 的适应度值 P_{id} 和 P_{gd} ;

4) 通过扩展 T-S 模糊模型的 PSO 算法判断适应度值是否达到设定值,以及迭代次数是否达到最大迭代步数。若适应度值 P_{gd} 小于等于设定值或迭代步数达到最大迭代步数,则训练结束,否则转到 3);

5) 将 P_{gd} 的值带入神经网络中的各个权值,计算网络输出。

5 故障诊断实例

本实验以某型齿轮箱作为研究对象,实验系统由某型三相异步电动机驱动,电机输出轴经由联轴器与齿轮箱的输入轴相连,再经过齿轮箱传动,传递动力于负载轮,最后经由抱闸卡住。实验时在齿轮箱上选取 6 个测点,因而相应应有 6 路振动加速度信号。由于多测点诊断的目的只在于比较结果,为了方便起见,在此选择一个测点上的几组数据对齿轮箱进行故障诊断,其他测点的诊断方法雷同。

除正常工况外,还需对齿轮箱人为地设置其他几种典型的故障工况,这些故障包括滚动轴承内、外圈出现划伤,轴承保持架断裂和齿轮齿面磨损等。将齿轮箱在各种工况下进行测试,对所测得的信号进行采样,采样频率为 4000Hz。选取对故障敏感的两组数据进行相应变换后提取故障特征参数,在此选取的特征参数是改进后的能量谱。方法如下:将 0~4000Hz 频率域划分为 8 个频带(单位:Hz),分别为 0~500, 500~1000, 1000~1500, 1500~2000, 2000~2500, 2500~3000, 3000~3500, 3500~4000,计算各频带能量,然后对所有能量值进行归一化,归化公式如下:

$$x_{ig} = \frac{x_{imax} - x_i}{x_{imax} - x_{imin}} \quad (9)$$

式中, x_{ig} 表示归一化的特征值; x_i 表示各频带的能量值; x_{imax}, x_{imin} 表示 x_{ig} 中的最大最小值。

经过多次试验比较后选择网络结构为 8-15-4。粒子群的粒子个数为 40,加速因子 $c_1 = c_2 = 2.18$,惯性权重 ω 的最大最小值 $\omega_{max} = 1.5, \omega_{min} = 0.1$,适应度阈值 $\epsilon = 0.0001$,最大迭代步数 MaxIter=3000。训练样本数据见文献[9],经过训练得到样本的实际输出结果,如表 1 所列。

(下转第 245 页)

[4] Schölkopf B, Platt J C, Shawe-Taylor J, et al. Estimating the Support of a High-Dimensional Distribution[J]. Neural Computation, 2001, 13:1443-1471

[5] Tax D M J, Duin R P W. Support Vector Data Description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1):45-66

[6] Campbell C, Bennett P. A Linear Programming Approach to Novelty Detection[M]. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2001

[7] Wang L, Jia H D, Li J. Training Robust Support Vector Machine with Smooth Ramp Loss in the Primal[J]. Neurocomputing, 2008, 71:3020-3025

[8] Lin C-F, Wang S-D. Fuzzy Support Vector Machine[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2):464-471

[9] Pawlak Z. Rough Sets [J]. International Journal of Computer and Information Sciences, 1982, 11:341-356

[10] <http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.html>

(上接第 226 页)

表 1 训练输出

序号	故障模式	样本输出				
		Y5	Y4	y3	Y2	y1
1	正常	8.487351e-007	4.14521e-008	5.221232-e007	0.0022568923	0.99985628
2	2 测点轴承外圈	4.427036e-006	0.00036523	0.112956823	0.9912356	0.00452356
3	保持架断裂	0.009320653	8.214523e-007	0.997653	0.0053568923	0.000568926
4	齿面磨损	0.001425621	0.989526325	0.006532561	0.00752658	2.562356e-005
5	5 测点轴承外圈	0.9902356	0.004003562	0.001720345	0.000387452	0.99562358
6	正常	0.002002365	0.001203502	0.001725622	0.000425623	0.00865239
7	2 测点轴承外圈	0.002325	2.366526e-005	0.00124512	0.9942563	5.36528e-005
8	保持架断裂	1.23052e-006	0.002100223	0.9912965	0.00359862	0.28501e-005
9	齿面磨损	0.0085623	0.9990001	0.001525124	0.00979025	0.35623e-006
10	5 测点轴承外圈	0.9967121	0.005856923	0.00986592	3.15489e-005	0.12032591

同时利用有限元软件 ANSYS 产生 900 组样本,并分为训练样本、测试样本和验证样本。其神经网络结构和本文的结构一致,通过计算得到均方误差,如表 2 中列出的 ANSYS。

表 2 本文与文献[2]方法比较

网络名称	结构形式各层神经元	均方误差/%
本文	8-15-4	0.0170
文献[2]	8-17-5	0.2153
ANSYS	8-15-4	0.2858

从本文与文献[2]比较结果来看,本文的算法优化得到的齿轮箱体积比原方案(文献[2])结构减轻了 29.41%,取得了比较好的优化效果。同时与文献[3]计算结果相当接近,证明神经网络具有较高的精度,均方误差比文献[2]提高了 0.1983%,比 ANSYS 提高了 0.2688%,整个优化过程产生样本需要约 2.5h,训练神经网络约 35min,最终粒子群优化不到 5min,整个过程只需要近 150min(计算机性能 Intel P4, CPU: 2.66GHz, 内存: 1G)。虽然计算时间稍长,但获得了较好的优化结果。此外,在优化过程中,基本不需要人为干涉,对使用人员的建模水平要求不高,优化结果客观可信,且处理较复杂的优化问题不会需要更长的时间。

结束语 本文基于对粒子群算法和神经网络各自特性的研究,提出了一种新的优化算法。它不依赖具体结构形状,仅需要一定的样本就可以自适应地进行优化问题的处理,具有广泛的适用性。采用自适应 T-S 模糊模型与 PSO 相结合的算法来优化 BP 神经网络结构,既使得现有的 BP 算法优势得到进一步发挥,又使得神经网络的结构能适合具体的工程研究对象,提高了算法的普适性。扩展模糊模型的 PSO 神经网络算法在对齿轮箱这种形状不规则的问题应用中显示出良好的效果,较之传统优化方法具有更好的智能性。对于复杂工程结构优化问题,由于高度的非线性、多变量和多约束,往往存在优化过程建模困难、计算量大、迭代缓慢等问题,本文所

提出的方法对有效解决此类复杂工程优化问题提供了新途径。

参考文献

[1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proc. of the IEEE Conf. on Neural Networks. IV. Perth: IEEE Press, 1995: 1942-1948. <http://www.engr.iupui.edu/~shi/Conference/psopap4.html>

[2] Lin C J, Hong S J. The design of neuro-fuzzy networks using particle swarm optimization and recursive singular value decomposition[J]. Neurocomputing, 2007, 71(1-3):297-310

[3] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control [J]. IEEE Trans System Man and Cyb, 1985, 15(1):116 - 132

[4] Mao Hong-wei, Pan Hong-xia, Lin Wen-li. Mavelet neural network based on particle swarm optimization algorithm and its application in fault diagnos of gear-box[J]. Journal of Vibration and Shock, 2007, 26(5):133-137

[5] Lu Z S, Hou Z R. Particle swarm optimization with adaptive mutation. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3):416-420

[6] Mukherjee V, Ghoshal S P. Intelligent particle swarm optimized fuzzy PID controller for AVR system [J]. Electric Power Systems Reasearch, 2007, 77(12):1689-1698

[7] 郭海丁,路志峰. 基于 BP 神经网络和遗传算法的结构优化设计[J]. 航空动力学报, 2003, 18(2):216-220

[8] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear Inertia Weight Variation for Dynamic Adaptation in Particle Swarm Optimization[J]. Computers and Operations Research, 2006, 33(3):859-871

[9] 赵学智,邹春华,等. 小波神经网络的参数初始化研究[J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2003, 31(2):77-84