

基于正态云神经网络的齿轮泵的故障诊断研究

米晓萍 李雪梅

(山西大学工程学院计算机工程系 太原 030013)

摘 要 为了提高齿轮泵故障诊断的正确率,将正态云神经网络应用于其故障诊断中。将正态云模型和神经网络融合在一起构造了正态云神经网络,构造了云神经网络的结构,并且给出了各层的算法。通过云变换进行了系统的结构辨识,然后通过训练可以获得优化的人工神经网络权值和阈值,最后,将测试数据输入正态云神经网络,根据正态云神经网络的输出向量可以判断出齿轮泵的故障。进行了基于正态云神经网络的齿轮泵的故障仿真实例分析,结果表明,正态云神经网络能够准确地诊断出齿轮泵的故障,并且具有较高的故障诊断效率。

关键词 正态云神经网络,齿轮泵,故障诊断

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Study on Fault Diagnosis of Gear Pump Based on Normal Cloud Neutral Network

MI Xiao-ping LI Xue-mei

(Department of Information Engineering, Engineering College of Shanxi University, Taiyuan 030013, China)

Abstract In order to improve the correctness of fault diagnosis of gear pump, the normal cloud neutral network is applied in it. The normal cloud neutral network was established combining the normal cloud model and neural network, and the structure of normal cloud neutral network was constructed, and the corresponding algorithm of every layer was given. The structural identification was achieved based on cloud transfer, and the weight and threshold value was optimized through training. Finally, the simulation of fault diagnosis of gear pump based on normal cloud neutral network was carried out. The results show that normal cloud neutral network can obtain the fault diagnosis of gear pump correctly, and the efficiency of fault diagnosis is high.

Keywords Cloud neutral network, Gear pump, Fault diagnosis

1 引言

齿轮泵属于一种液压泵,广泛地应用于液压系统中。齿轮的优势非常多,比如,重量轻、体积小、工作稳定好,同时不易受到液压油的污染。所以,液压机械中通常都使用齿轮泵。然而,齿轮泵也存在自身的缺陷,即在长时间运转以后,齿轮泵会产生比较大的振动和噪声,而产生这些现象的原因具有较大的不确定性。一旦齿轮泵发生故障,就会影响整个液压系统的正常工作。齿轮泵产生故障时的振动信号非常复杂,并且具有比较小的信噪比,因此齿轮泵的故障信号的能量比较小,采用有效的手段进行齿轮泵的振动故障信号分析,实现对齿轮泵的故障诊断,是非常关键的^[1]。

目前,对齿轮泵的故障诊断已经提出了许多先进的方法,比如,人工神经网络、智能专家系统、贝叶斯网络等^[2,3],当齿轮泵的故障数据信息比较精确和完整的时候,故障诊断的结果通常情况下比较精确。但是,通常情况下对齿轮泵的故障信息没有充分的了解,故障信息具有不完备和不准确的缺陷^[4]。因此,应该寻求一种有效的故障诊断方法,正态云神经网络是正态云理论和人工神经网络融合的故障诊断技术,在

处理不确定性信息上具有较强的能力,并且具备较好的容错能力^[5],能够提高齿轮泵故障诊断的准确率。

2 正态云模型

云模型属于一种能够实现不确定知识的定性和定量转换的数学模型,经过不断地完善,已经成功地应用于许多领域,例如,智能控制、大系统评估等。

设 U 为一个论域,该论域可以利用精确数值表示, $\bar{A}$ 表示论域 U 上的定性概念, x 表示论域中的任意一个元素,存在一个有稳定趋势的任意数和 x 对应,记为 $y=\mu_{\bar{A}}(x)$,称为 x 对概念 $\bar{A}$ 的确定度, x 在 U 上的分布即为云模型。

云模型的数字特征包括期望、熵以及超熵,期望主要是指在数域空间可以表征 $\bar{A}$ 的点,记为 E_e ;熵用来表征 $\bar{A}$ 的不确定性,记为 E_n ;超熵可以用来度量熵的不确定性,记为 H_e 。为了能够实现定性语言值向定量描述的转换,可以利用正态云发生器算法,即^[6]:

Step1 生成一个正态随机数 E_n' ,其期望为 E_n ,标准差为 H_e ;

Step2 生成一个正态随机数 x ,其表示论域空间内的一

到稿日期:2012-11-20 返修日期:2013-03-11 本文受山西省自然科学基金项目(2011011014-3)资助。

米晓萍(1976—),女,硕士,讲师,主要研究方向为数据库与数据挖掘、物联网,E-mail:mixiaoping@163.com;李雪梅(1962—),女,教授,CCF高级会员,主要研究方向为数据库与数据挖掘。

个云滴,期望为 E_x ,绝对值的标准差为 E_n' ;

Step3 计算 x 属于 $\bar{A}$ 的确定度 y ,相应的数学表达式如下所示:

$$y = e^{-\frac{(x-E_x)^2}{2(E_n')^2}} \quad (1)$$

Step4 循环执行 Step1—Step3,生成 N 个云滴时停止循环计算。

通过以上算法可以生成随机云滴 x 、确定度 y 以及云滴和确定度的联合分布 (x, y) ,其分别对应正态云 (X) 、正态云 (Y) 、正态云 (X, Y) 。

正态云 (X) 的概率密度函数为^[7]:

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2\pi H_e |y|} e^{-\left[\frac{(x-E_x)^2}{2y^2} + \frac{(x-E_n)^2}{2H_e^2}\right]} dy \quad (2)$$

正态云 (Y) 的概率密度为:

$$f_Y(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{-\pi \ln y}}, & 0 < y < 1 \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

正态云 (X, Y) 的联合概率密度为:

$$f_{X,Y}(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi H_e \ln y} e^{-\frac{(x-E_x - \sqrt{-2 \ln y} E_n)^2}{4 H_e^2 \ln y}}, & 0 < y \leq 1, E_x \leq x < +\infty \\ \frac{1}{2\pi H_e \ln y} e^{-\frac{(x-E_x + \sqrt{-2 \ln y} E_n)^2}{4 H_e^2 \ln y}}, & 0 < y \leq 1, -\infty \leq x < E_x \end{cases} \quad (4)$$

3 云神经网络的基本结构

云神经网络是将云模型和人工神经网络融合起来的故障诊断技术,云神经网络的结构如图1所示^[8]。

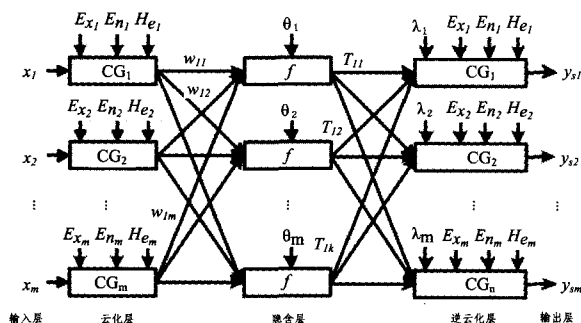


图1 云神经网络的基本结构

从图1可以看出,云神经网络主要包括5层,分别为输入层、云化层、隐含层、逆云化层以及输出层。设 X 为云神经网络的输入向量, $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$; Y 为云神经网络的输出向量, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$; 隐含层的节点数为 k , 传递函数设为 f 。

已知输入为 $x_i (i=1, 2, \dots, m)$, 云化层的输入可以表示为如下的形式^[8]:

$$u_i = G(E_{x_i}, E_{n_i}, H_{e_i}, x_i), i=1, 2, \dots, m \quad (5)$$

隐含层的输出可以表示为如下形式:

$$w_i = f\left(\sum_{j=1}^m \omega_{ij} u_j - \theta_i\right), i=1, 2, \dots, k \quad (6)$$

逆云化层的输出可以表示为如下形式:

$$v_i = \sum_{j=1}^k T_{ij} w_j - \lambda_i, i=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$y_i = G(E_{x_i}, E_{n_i}, H_{e_i}, v_i), i=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

云神经网络的性能函数可以表示为如下形式:

$$E = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (y_i - y_i')^2 \quad (9)$$

4 基于正态云神经网络的齿轮泵的故障诊断算法

云神经网络在齿轮泵的故障诊断中应用比较少,将 X 正态云发生器应用于云化层,可以依据云神经网络的输入参数输出云特征;将 Y 正态云发生器应用于逆云化层,则能够把云特征转换为实际的输出数据。权值、中心以及节点的数量可以针对齿轮泵的实际情况而定。云神经网络具有更好的记忆水平,从而能够提高齿轮泵的故障诊断精度。利用正态云神经网络对齿轮泵进行故障诊断,相应的算法如下:

Step1 对连续的数据样本进行离散化,利用云变换对数据进行定性和定量的不确定转换,确定正态云神经网络的输入、输出以及各层的神经元,进行系统的结构辨识;

Step2 利用逆向云发生器计算出输入和输出属性的特征值,相应的表达式如下所示:

$$[E_x(i), E_n(i), H_e(i)] = \text{back_cloud}(X_i) \quad (10)$$

式中, back_cloud 表示逆云发生器函数, X_i 表示第 i 个属性的样本向量。

Step3 利用 X 正态云发生器和 Step2 计算出特征值,任意形成输入和输出的确定度,相应的公式为:

$$\mu(j, i) = X_cloud(E_x(i), E_n(i), H_e(i), x_i) \quad (11)$$

式中, $\mu(j, i)$ 表示第 j 个样本的第 i 个属性的确定度。

Step4 将求出的输入样本的确定度输入神经网络,对神经网络的权值和阈值进行优化训练,以获得网络的参数;

Step5 经过训练可以获得特征值,从而求出测试样本的确定度。

Step6 将 Step5 计算得到的确定度输入神经网络,进行相应的仿真分析。

Step7 将 Step6 的输出数据输入到 Y 云发生器,通过逆云化运算,最终获得模神经网络的输出。

云神经网络不仅具备人工神经网络的优点,而且将云模型引入到神经网络之中,实现对齿轮泵的故障诊断,能够获得较好的故障诊断效果。

5 基于正态云神经网络的齿轮泵故障诊断实例

通过现场测试获得齿轮泵在不同状态下的性能参数,从而为正态云神经网络的故障诊断提供相应的数据样本,样本可以分为两种,一种为训练样本,另外一种为测试样本。

首先,对齿轮泵的性能数据进行云变换,齿轮泵的排量定义为 x_1 , 齿轮泵的转速定义为 x_2 , 齿轮泵的人口压力定义为 x_3 , 齿轮泵的出口压力定义为 x_4 , 各参数云变换的结果见表1。

表1 输入参数的云变换结果

参数	E_x	E_n	H_e
x_1	[0.00, 0.31, 0.56, 0.82, 0.97]	[0.04, 0.06, 0.04, 0.05, 0.03]	[0.004, 0.007, 0.001, 0.005, 0.001]
x_2	[0.25, 0.53, 0.96]	[0.01, 0.13, 0.02]	[0.002, 0.018, 0.001]
x_3	[0.03, 0.27, 0.49, 0.74, 0.98]	[0.02, 0.05, 0.03, 0.04, 0.03]	[0.001, 0.007, 0.003, 0.009, 0.003]
x_4	[0.03, 0.35, 0.59, 0.85, 0.96]	[0.02, 0.05, 0.01, 0.02, 0.02]	[0.001, 0.012, 0.002, 0.007, 0.001]

通过现场测试获得齿轮泵在正常工作、齿轮磨损、侧板磨 (下转第281页)

参考文献

- [1] Sinopoli B, Schenato L, Franceschetti L M, et al. Kalman filtering with intermittent observations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9): 1453-1464
- [2] 许志刚, 盛安冬, 郭治. 基于不完全量测下离散线性滤波的修正 Riccati 方程 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26(6): 673-677
- [3] 许志刚, 盛安冬. 不完全量测下航迹辨识系统中滤波方差的期望收敛性问题 [J]. 兵工学报, 2010, 31(2): 261-267
- [4] Craig S S, Seiler P. Estimation with lossy measurements: jump estimators for jump systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(12): 2163-2171
- [5] Boers Y, Driessen H. Results on the modified Riccati equation: target tracking applications [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 379-384

- [6] 王国宏, 钟晓军. 雷达跟踪目标中的非线性滤波技术 [J]. 海军航空工程学院学报, 2004, 19(5): 541-545
- [7] Gao Hui-jun, Zhao Yan, Lam J, et al. H_{∞} fuzzy filtering of nonlinear systems with intermittent measurements [J]. IEEE transactions on Fuzzy System, 2009, 17(2): 291-300
- [8] Yan L P, Shi H, Du M S, et al. Asynchronous Multirate Multi-sensor State Fusion Estimation with Incomplete Measurements [C]//Proceeding of Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, WICOM'08, Dalian: IEEE, Oct. 2008: 1-4
- [9] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991
- [10] 秦永元, 章洪钺, 汪舒华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998
- [11] 陈黎, 许志刚, 盛安冬. 不完全量测下一类非线性光电跟踪系统滤波器设计 [J]. 航空学报, 2009, 30(9): 1745-1753

(上接第 267 页)

损以及气穴故障条件下的性能测试数据, 并将其作为云神经网络的输入, 利用正态云神经网络进行故障诊断; 为了能够验证正态云神经网络的有效性, 同时也利用 BP 神经网络和 RBF 神经网络对齿轮泵进行故障诊断, 相应的故障诊断仿真曲线如图 2 所示。

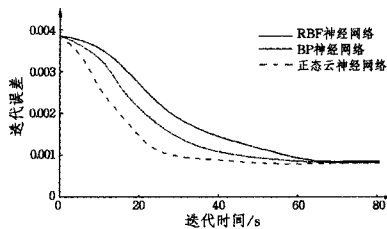


图 2 故障诊断的迭代仿真曲线

将不同状态下齿轮泵的状态参数作为正态云神经网络的输出, 对云神经网络的故障诊断性能进行判别。为了能够验证正态云神经网络在故障诊断精度上的优势, 同时也利用 BP 神经网络以及 RBF 神经网络对齿轮泵进行故障诊断, 各种类型的神经网络可以采用相同的输入和输出, 利用不同故障诊断技术对齿轮泵故障诊断的结果见表 2。

表 2 齿轮泵的故障诊断结果

齿轮泵状态 测试样本	齿轮泵 的状态	故障诊断正确数		
		BP 神 经网络	RBF 神 经网络	正态云 神经网络
1—5	正常工作	3	4	5
6—10	齿轮磨损	4	4	5
11—15	侧板磨损	3	4	5
16—20	气穴故障	4	4	5

从表 2 可以看出, 利用正态云神经网络获得的齿轮泵故障诊断正确率最高, 没有发生漏判和误判, 其次是 RBF 神经网络, 故障诊断正确数最少的是 BP 神经网络, 从而表明了正态云神经网络在齿轮泵诊断中的有效性。

为了能够验证该正态云神经网络的故障诊断效率, 针对相同的故障测试样本采用不同类型的神经网络进行仿真时间的对比。分别利用 BP 神经网络、RBF 神经网络对该齿轮泵

进行故障诊断, 比较了各种方法在诊断时间方面的性能表现, 故障诊断的性能比较见表 3。

表 3 不同故障诊断方法的性能对比

故障诊断算法	故障诊断时间/s		
	齿轮磨损	侧板磨损	气穴故障
BP 神经网络	1.38	0.74	0.62
RBF 神经网络	1.40	0.70	0.94
正态云神经网络	1.35	0.21	0.31

从表 3 可以看出, 正态云神经网络在获得正确诊断结果的同时还缩减了实际诊断时间, 从而表明该方法具有较高的故障诊断效率。

结束语 针对齿轮泵故障时振动信号的不确定性, 利用正态云神经网络对齿轮泵进行故障诊断, 构造了正态云神经网络的基本结构, 并且确定了网络的算法。通过故障诊断的仿真研究可以看出, 正态云神经网络能够得到较为准确的故障诊断精度, 在齿轮泵故障诊断中具有较为广阔的发展前景。

参考文献

- [1] 施俊侠, 杨兆建, 张日红. 小波包分析方法在齿轮泵故障诊断中的应用 [J]. 机床与液压, 2010, 38(17): 126-129
- [2] 贾文钢, 周瑞祥, 张忠, 等. 基于 Elman 神经网络的齿轮故障诊断研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(2): 1173-1175
- [3] 徐宗本, 樊忠泽. 基于云神经网络的空间推进系统故障检测与诊断 [J]. 兵工学报, 2009, 30(6): 727-732
- [4] 黄强, 吴建军. 基于云-神经网络的液体火箭发动机故障检测方法 [J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(1): 11-15
- [5] 秦映, 卢强, 黄土坦. 基于云理论和信息融合理论的系统性能评估方法研究 [J]. 计算机工程与科学, 2012, 34(2): 181-185
- [6] 张晔, 马彦恒, 李刚. 基于云理论在雷达发射机 BIT 测试性能评价 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(10): 2742-2745
- [7] 石晓伟, 张会清, 邓贵华. 基于 BP 神经网络的距离损耗模型室内定位算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(7): 1944-1947
- [8] 蓝集明, 熊刚, 张海燕. 基于 RBF 神经网络的润滑油自动识别系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(2): 484-487