

DOI: 10.3901/JME.2010.09.093

基于改进证据理论及多神经网络融合的故障分类*

李巍华 张盛刚

(华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510640)

摘要: 证据理论在合成高度冲突的证据时,得到的结果往往有悖常理。几种代表性的改进方法虽然能较好地解决此问题,但收敛速度较慢,并且利用这些改进方法组合一致证据时发散,从而限制证据理论在故障诊断领域的应用。鉴于此,提出一种基于证据可信度的证据合成新方法,并结合神经网络,提出基于改进证据理论的多神经网络融合故障分类方法。以齿轮为研究对象,将齿轮原始特征参数空间划分为多个子空间,建立各子空间对应的神经网络诊断模型,将各子神经网络的输出作为证据体,以所提出的改进证据合成方法对各证据体进行组合实现故障模式的分类识别。将所提方法与传统证据理论方法、其他代表性改进方法以及传统神经网络方法的分类结果进行对比,验证改进证据合成方法融合分类的有效性。

关键词: 证据理论 神经网络 故障诊断 分类 齿轮

中图分类号: TP206.3 TP391

Fault Classification Based on Improved Evidence Theory and Multiple Neural Network Fusion

LI Weihua ZHANG Shenggang

(School of Mechanical & Automotive Engineering,

South China University of Technology, Guangzhou 510640)

Abstract: Combination results of the evidence theory will be out of accord when the evidences highly conflict with the real condition, some improved methods can solve this problem, but the convergence speed is rather slow. Furthermore, the combination of these improved methods will diverge when the evidences are consistent, thus limiting the application of evidence theory in condition monitoring system. In view of this, a novel evidence combination approach based on evidence confidence is proposed, and a multiple neural network fusion model is constructed for fault classification on the basis of this improved evidence combination method. A case of gear fault diagnosis using the proposed model is studied. The fault feature space is divided into several subspaces, and the corresponding sub-neural network classifiers are established. The output of these sub-neural network classifiers are used as the combination evidences. Finally, different faults are classified through combining the obtained evidences by the novel combination method. Comparing with the classification results of traditional evidence theory method, other representative improved methods and traditional neural network method, experiment results indicate the effectiveness of this improved evidence fusion method.

Key words: Evidence theory Neural network Fault diagnosis Classification Gears

0 前言

故障诊断的本质是模式识别,神经网络(Neural network, NN)能有效地解决从特征参数空间到故障

空间的复杂非线性映射问题,从而实现故障诊断^[1]。但当特征参数空间维数较高时,将导致网络结构复杂,训练时间较长,故障分类精度较低。在故障诊断中,若干故障可能表现出一些类似的症状,即在某些症状下各故障都可能有一定的发生概率,融合各种症状信息以求得各故障发生的概率,可将发生概率最大的判定为主要故障,所以证据理论^[2-3]特别

* 国家自然科学基金资助项目(50605021)。20090611 收到初稿, 20091230 收到修改稿

适合处理信息融合的故障诊断问题。OTMAN 等^[4]利用证据理论对多传感器信息进行融合实现对发动机的故障诊断。孔繁森等^[5]将证据理论与模糊推理相结合进行颤振征兆的早期识别, 弥补粗糙集最大隶属度原则的不足。朱永生等^[6]提出一种基于加权思想的证据调整方法, 并与基于证据理论的神经网络相结合, 形成加权证据网络应用到机械设备故障模式识别问题。郭惠勇等^[7]提出了一种基于遗传算法的加权平衡证据调整方法, 将信息融合技术应用用于结构的多损伤定位问题。

在证据理论(Dempster-Shafer, DS)应用于故障诊断的过程中, 须解决的关键问题是如何确定各证据分配给故障识别框架中各命题的基本概率赋值(Basic probability assignment, BPA); 另一方面, 证据理论在合成高度冲突的证据时, 得到的结果往往有悖常理。YAGER^[8]将冲突部分的基本概率赋值分配给识别框架内的未知命题集合, 以产生稳健的组合结果。孙全等^[9-10]将冲突部分的基本概率赋值按照某种比例分配给证据所支持的命题集合, 只是两种方法分配冲突时所取的比例不同。这几种代表性的改进方法能较好地解决此问题, 但其收敛速度较慢; 同时, 这些改进方法在组合一致证据时会发散, 从而限制了证据理论在故障诊断领域的应用。

生物神经科学的研究发现, 生物感知系统对信息的处理都包含信息单元分解和融合的先后两个过程, 生物体正是以这种“先分后合”的处理方式而显示出强大的信息处理能力和智能决策能力^[11]。据此, 对于故障诊断可以采用多故障特征参数融合诊断的思想, 以达到提高诊断精度的目的。设有一 N 类故障的分类问题, 将整个故障特征参数空间按一定的规则划分为 K 个子空间, 对每一个特征子空间确定相应的诊断模型, 实现特征子空间到故障空间的映射。如果通过神经网络来实现, K 个特征子空间就有 K 个子神经网络, 将得到 K 个诊断结果, 这一过程相当于信息单元的分解; 将 K 个子神经网络的诊断结果作为 K 个证据体, 利用证据理论将 K 个证据体进行组合, 即可实现信息单元的融合, 从而得到诊断结果。

因此, 将证据融合理论理论和神经网络进行有机结合并应用于故障诊断, 可有效实现故障识别。本文提出了一种基于证据可信度的证据合成新方法, 通过计算证据间的距离来获得证据的可信度因子, 并据此对原始证据进行修正, 然后采用 DS 合成公式对修正后的证据进行组合。进行齿轮早期剥

落、早期点蚀故障试验, 将故障特征参数空间划分为多个子空间并构造相应的子神经网络分类模型。再利用所提的证据合成方法和 NN 结合实现故障模式的分类识别。

1 基于证据可信度的证据合成新方法

关于 DS 理论的基本概念, 此处不再赘述, 只给出其合成公式。

设识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, N 为命题的个数; 有 n 个证据进行组合, 证据集 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$, 各证据对应的基本概率赋值函数为 m_1, m_2, \dots, m_n , m_i 分配给 Θ 中命题 $A_j (j=1, 2, \dots, N)$ 的 BPA 为 $m_i(A_j)$, 则 DS 合成公式为

$$m(A) = \begin{cases} 0 & A = \phi \\ \frac{1}{1-k} \sum_{A_i \cap A_j \cap \dots \cap A_k = A} m_1(A_i) m_2(A_j) \dots m_n(A_k) & A \neq \phi \end{cases} \quad (1)$$

$$k = \sum_{A_i \cap A_j \cap \dots \cap A_k = \phi} m_1(A_i) m_2(A_j) \dots m_n(A_k) \quad (2)$$

一般情况下, 当某个证据与证据集中的其他证据冲突系数 k 较大时, 说明该证据存在某种程度的奇异, 对最终合成结果的影响较大, 其可信度应该较低; 反之, 该证据对最终合成结果的影响较小, 其可信度应该较高。可以使用可信度因子 ε 衡量证据源的可靠性并对原始证据进行修正或预处理, 通过这种方法降低证据间的冲突, 再用 DS 合成公式对修正后的证据进行组合。

定义证据 E_i 的可信度因子为 ε_i , 则所有可信度因子组成证据集的可信度矢量

$$\varepsilon = (\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \dots \ \varepsilon_n) \quad (3)$$

满足 $\varepsilon_i \in (0, 1]$ 。设 $m_i (i=1, 2, \dots, n)$ 分配给识别框架 Θ 中各命题的 BPA 组成数据矩阵 $B_{n \times N}$, n 为证据个数, N 为识别框架中命题个数, 则 $B_{ij} = m_i(A_j)$ 。设矢量 $p_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为矩阵 B 的第 i 行, 即 $p_i = (m_i(A_1) \ m_i(A_2) \ \dots \ m_i(A_N))$ 。矢量 $p_i - p_j$ 的长度 $|p_i - p_j|$ 称为矢量 p_i 和 p_j 的欧式距离, 表示证据体 E_i 与 E_j 的相似程度, 记为

$$d_{ij} = \|p_i - p_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^N [m_i(A_k) - m_j(A_k)]^2} \quad (4)$$

由此可得到一个距离矩阵 $D_{n \times n}$

$$D = \begin{pmatrix} 0 & d_{12} & d_{13} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & 0 & d_{23} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & d_{n3} & \cdots & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

矢量 $p_i (i=1,2,\dots,n)$ 中， $0 \leq m_i(A_j) \leq 1$ ， $\sum_{j=1}^N m_i(A_j) = 1$ ，则 d_{ij} 的最大值 $\max(d_{ij}) = \sqrt{2}$ 。对 D 做归一化处理，得正则化距离矩阵 \tilde{D} ， \tilde{D} 中元素 $\tilde{d}_{ij} = d_{ij} / \max(d_{ij}) = d_{ij} / \sqrt{2}$ ，即 $\tilde{D} = D / \sqrt{2}$ ， $\tilde{d}_{ij} \in [0,1]$ 。定义证据 $E_i (i=1,2,\dots,n)$ 到证据集 E 的方均欧式距离为 s_i ，表示证据 E_i 与证据集 E 的一致性

$$s_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \tilde{d}_{ij}^2 = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n d_{ij}^2 \quad (6)$$

式中， $s_i \in [0,1]$ 。

s_i 的大小反映了证据 E_i 同其他证据的差异程度。 s_i 较大，说明证据 E_i 同其他证据存在较大差异，该证据奇异性严重，其可信度因子 ε_i 应较小；反之，说明证据 E_i 同其他证据较一致，其可信度因子 ε_i 应较大。可见， ε_i 的大小和证据的方均欧式距离 s_i 之间存在某种必然的联系。设 $\varepsilon_i = f(s_i)$ ，则 $f(s_i)$ 应满足下列条件。

(1) 证据不能被完全否定，即 $0 < f(s_i) \leq 1$ 。

(2) $f(s_i)$ 应随 s_i 的增大单调递减，同时， s_i 较小时，证据可信度较高， $f(s_i)$ 应衰减缓慢，反之， $f(s_i)$ 应迅速衰减到零。

因此， $f(s_i)$ 应该是一条指数关系曲线，同文献[5]中可信度的定义相似，定义证据可信度因子

$$\varepsilon_i = f(s_i) = (1 - s_i)a^{-s_i} \quad (7)$$

为确定系数 a ，对式(7)求导，得

$$f'(s_i) = (s_i \ln a - \ln a - 1)a^{-s_i} \quad (8)$$

要保证 $f(s_i)$ 在 $s_i \in [0,1]$ 时是减函数，则需要 $f'(s_i) < 0$ 。求解不等式 $(s_i \ln a - \ln a - 1)a^{-s_i} < 0$ 得 $a \geq \exp(-1)$ 。图 1 所示为 a 取不同值时 ε_i 随 s_i 变化的关系曲线。

图 1 中 ε_i 与 s_i 量纲为一。由图 1 可见，只有 $a = \exp(-1)$ 时的关系曲线最符合要求，将 $a = \exp(-1)$ 代入式(7)得

$$\varepsilon_i = (1 - s_i)\exp(s_i) \quad (9)$$

在确定了证据 E_i 的可信度因子 ε_i 后，就可以对原始证据进行修正。设原始证据的分配给各命题的

BPA 为 $m_i(A_j)$ ，修正后的 BPA 为 $m_i''(A_j)$ ，则

$$\begin{cases} m_i''(A_j) = m_i(A_j) \varepsilon_i & A_j \neq \Theta \\ m_i''(\Theta) = 1 - \sum_{j=1}^N m_i(A_j) \varepsilon_i & A_j \neq \Theta \end{cases} \quad (10)$$

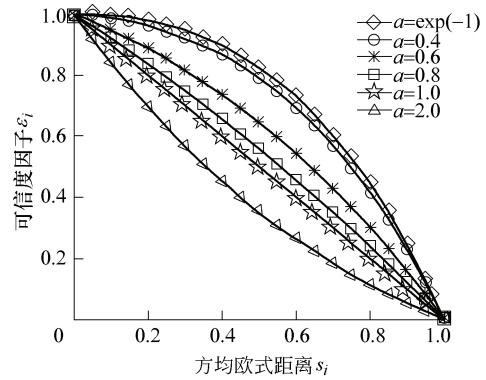


图 1 a 取值不同时，可信度因子与欧式距离的关系曲线

对原始证据进行修正后，用 DS 合成公式进行组合就可以得到满意的结果。改进算法步骤如下。

(1) 根据式(4)计算证据 E_i 与 E_j 对应矢量 p_i 和 p_j 的距离 d_{ij} ，得距离矩阵 D ，对矩阵 D 进行归一化得正则化距离矩阵 \tilde{D} 。

(2) 根据式(6)计算证据 $E_i (i=1,2,\dots,n)$ 与证据集 E 的方均欧式距离 s_i 。

(3) 根据式(9)计算证据 $E_i (i=1,2,\dots,n)$ 的可信度因子 ε_i 。

(4) 根据式(10)对原始证据分配给各命题的 BPA 值 $m_i(A_j)$ 进行修正，修正后的 BPA 值为 $m_i''(A_j)$ 。

(5) 用 DS 合成公式(1)对修正后的证据进行组合。

2 基于改进证据理论的多神经网络融合故障分类模型

2.1 模型的构建

将整个故障特征参数空间划分成若干个子参数空间，然后针对每一个特征参数子空间设计一个神经网络模型，如同人脑中不同的区域处理不同的信息一样，各子网络分别完成各自的特征参数子空间到故障空间的映射，这样就将高维空间的映射关系分解成为较低维的映射关系，从而使神经网络结构简化，提高故障分类速度；另一方面，由这些诊断子网络构成初步诊断层，各个子网络分别得到各自的诊断结果，可将每个子网络的诊断结果看作一个证据体。同时，考虑到证据与证据之间的一致性

变化问题，利用改进的证据理论将它们进行融合，得到各子网络协同作用下的诊断结果，从而提高故障分类识别精度。

可见，将改进的 DS 理论和 NN 相结合，能够发挥各自的优势，达到提高故障分类速度和精度的目的。本文提出的基于改进 DS 理论的多神经网络(DS-NN)融合故障分类模型如图 2 所示。该模型中，整个诊断过程分为两层：① 基于子神经网络的初步诊断层；② 基于改进证据理论的融合决策诊断层。

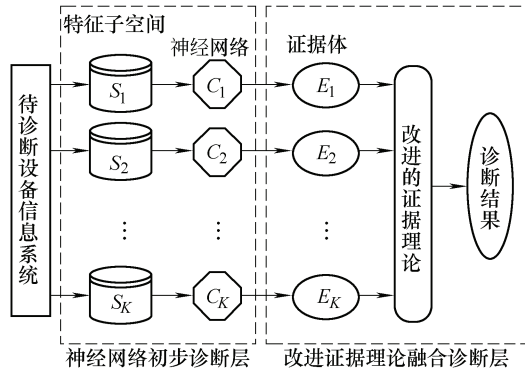


图 2 基于改进证据理论的多神经网络融合故障分类模型

2.2 基于子神经网络的初步诊断层

首先，把待诊断设备的故障特征参数空间 S 划分为 K 个子参数空间 S_i ，根据各子参数空间的定义，计算获取相应子神经网络的学习样本；然后，构造多个独立的诊断子网络 C_i ，并对各子网络进行训练，使其具有学习能力；最后，利用相应的测试样本集，对各训练好的子网络进行测试，确定各子网络的性能(包括训练速度、识别率、误判率和拒绝率)，为以后的融合决策诊断奠定基础。

2.3 基于改进证据理论的融合决策诊断层

在融合决策诊断层中，利用初步诊断层中各子网络的输出结果构造证据体 E_i ，采用改进的证据合成方法对各证据进行融合，得出最终诊断结论，实现故障模式识别。具体步骤如下所述。

- (1) 建立识别框架。根据专家经验和以往历史记录，建立系统识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_M\}$ ，识别框架中的命题即对应于故障模式类。
- (2) 构造证据。将每个子神经网络的输出作为一个证据体。
- (3) 确定 Θ 中各命题的 BPA。DS 证据理论中并没有给出基本概率赋值函数的一般求法，对于神经网络诊断模型，神经网络的输出相当于特征参数空间和故障模式空间的相关系数，因此，可以直接根据各子神经网络的输出确定各命题的 BPA，具体做

法是：设 $C_i(A_j)$ 表示第 i 个子神经网络第 j 个节点的输出，则证据 E_i 分配给命题 A_j 的 BPA 可表示为

$$m_i(A_j) = \frac{C_i(A_j)}{\sum_{j=1}^M C_i(A_j)} \quad (11)$$

式中， M 为故障的种类数。

(4) 证据的合成。利用本文提出的证据合成方法，计算出各证据联合作用下的可信度函数和不确定性描述 $m(\Theta)$ 。

(5) 决策诊断。由以下规则确定出诊断结论 A_c 。

规则 1

$$Bel(A_c) = \max\{Bel(A_j)\} \quad Bel(A_c) > \varepsilon$$

$$\varepsilon \in \mathbf{R} \quad \varepsilon > 0$$

规则 2

$$Bel(A_c) - Bel(A_j) > \varphi \quad Bel(A_c) - m(\Theta) > \varphi$$

$$\varphi \in \mathbf{R} \quad \varphi > 0$$

规则 3

$$m(\Theta) < \gamma \quad \gamma \in \mathbf{R} \quad \gamma > 0$$

规则 1、2 中， Bel 表示结论的可信度。规则 1 表明诊断结论是具有最大可信度的命题，且大于某个正数 ε (诊断可信度)；规则 2 表明诊断结论的可信度必须比其他各命题的可信度以及证据不确定性都要大，其差值大于某个正数 φ ；规则 3 表明证据的不确定性必须小于某个正数 γ (不确定性因子)。其中， ε 、 φ 和 γ 根据实际情况确定。

3 试验分析

齿轮故障数据采集自某齿轮厂生产的东风 SG135-2 汽车变速器，其传动简图如图 3 所示。试验用的是输出轴前进第五挡齿轮，传动路线如图 3 中虚线所示。

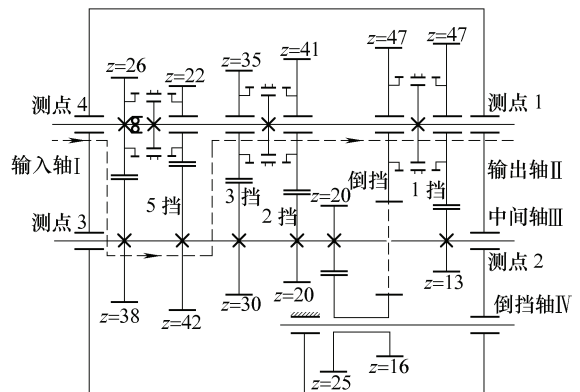


图 3 变速器传动简图及测点布置

试验设计变速器分别在正常、齿轮早期剥落和齿轮早期点蚀三种状态下运行，共三种模式。试验

设计变速器分别在正常、齿轮早期剥落和齿轮早期点蚀三种状态下运行，变速器挡位设置为五挡，输入转矩为 85.8 N·m，输入功率 12.6 kW，输入轴 I 转速为 1 403 r/min。据齿轮箱结构参数及输入条件可分别计算得出输入轴转频 23.4 Hz，中间轴转频为 16.0 Hz，输出轴转频为 30.5 Hz，四挡常啮合齿轮啮合频率为 608 Hz，被测第五挡齿轮副啮合频率为 672 Hz。

3.1 齿轮振动信号特征分析

试验采集了图 3 中测点 1 三个方向的振动加速度与速度信号，采样频率为 5 000 Hz，抗混滤波频率为 3 000 Hz。由于三个方向振动信号基本类似，而加速度信号由于采样频率较高导致频率分辨率较低。因此，以 x 方向振动速度信号为分析对象。

图 4 是齿轮三种运行状态下振动速度信号时域波形。可以看出，正常信号的幅值和点蚀故障信号幅值相当，比剥落信号的幅值略小，三种状态下速度信号时域上均呈现明显的周期性，区别不明显。

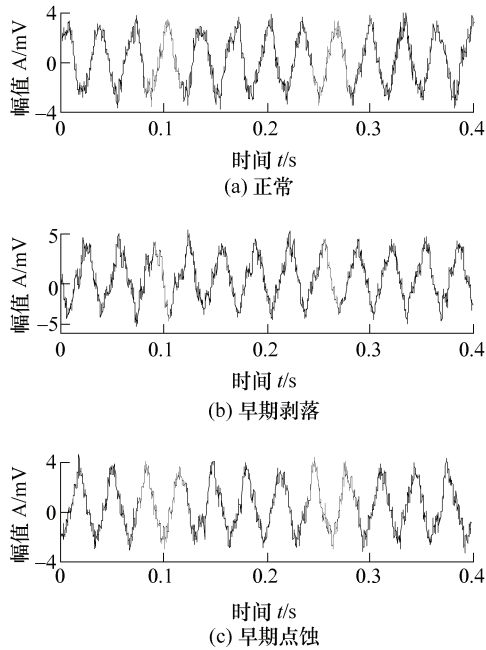


图 4 齿轮不同运行状态下速度信号时域图

图 5 是齿轮在三种运行状态下振动速度信号的频谱，三种状态下的振动都是以输出轴转频成分为主，早期剥落信号的输出轴转频成分幅值略大，啮合频率处振动较小，两种早期故障信号的频谱区别不大且频率分布也非常相似，三种模式难以区分。

对三种状态下振动速度信号四挡常啮合频率 (608 Hz)和五挡啮合频率(672 Hz)附近频带(570~780 Hz)作细化谱，如图 6 所示，可以发现，三种状态下在四挡常啮合频率(608 Hz)附近均无调制

现象，且均出现了以五挡啮合频率(672 Hz)为载波频率，以输出轴转频(30.5 Hz)为调制频率的调制现象(641.5 Hz、702.5 Hz 出现的峰值)。正常状态下调制现象的出现是由于变速器轴系的轻微不对中导致的。

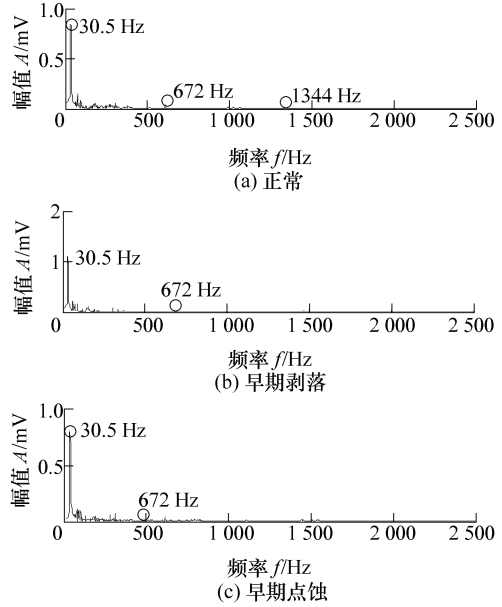


图 5 齿轮不同运行状态下速度信号频域图

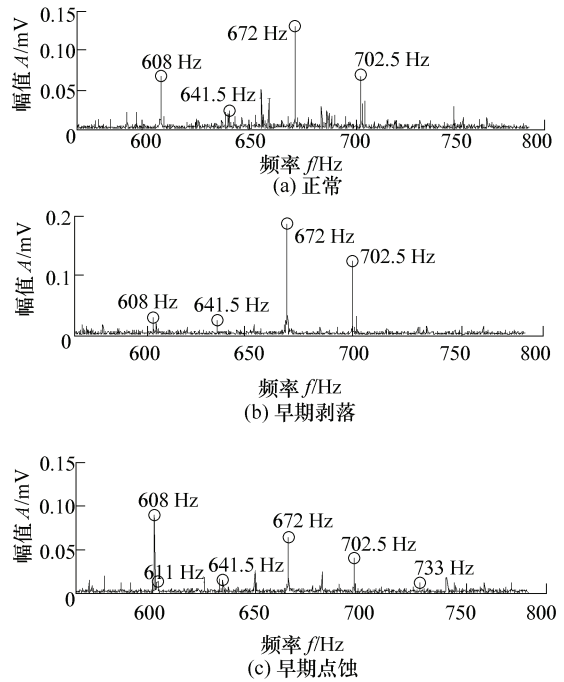


图 6 齿轮不同运行状态下速度信号四、五挡齿轮啮合频率频带细化谱(细化倍数为 20)

从以上分析可见，当齿轮发生早期剥落、早期点蚀故障时，故障信号的时域、频域特征和正常信号非常相似，很难通过波形和频谱图进行区分。这主要是由于早期故障特征不明显，且振动信号受到噪声影响

造成的。因此,运用常规信号处理方法对于齿轮早期故障难以进行有效的诊断识别。

3.2 基于神经网络的初步诊断

选择 13 个常用的统计特征参数构成齿轮状态原始特征集 S ,用于描述齿轮故障模式,它们分别是振动信号时域特征参数:均值、方差、偏斜度、峰值、方均根值;量纲一特征参数:峭度、波形指标、峰值指标、脉冲指标、裕度指标;频域特征参数:低频部分(0~140 Hz)幅值和、四挡和五挡齿轮啮合频率附近调制频带(500~780 Hz)幅值和、中高频(800~1 500 Hz)部分幅值和。这些特征参数由时域特征、频域特征构成,包含了较完备的故障信息。

分别采集齿轮三种运行状态下各 40 组振动速度信号,共构成 120 个故障样本,计算各组信号的特征参数值,建立齿轮故障诊断样本集,用符号 FT 表示。

将齿轮故障特征参数空间 S 划分成三个子空间 $S_i(i=1, 2, 3)$,即, S_1 由振动信号时域特征参数构成, S_2 由量纲一特征参数构成, S_3 由频域特征参数构成。根据各特征子空间的定义,从故障样本集 FT 中选择对应的特征参数值,构成各特征子空间对应的故障样本集 $T_i(i=1, 2, 3)$, T_i 中样本数量均为 120。针对各特征子空间 S_i ,利用 BP 神经网络,构造对应的子神经网络分类器 $C_i(i=1, 2, 3)$,各分类器结构参数如表 1 所示。表 1 中,输入层节点对应样本集 C_i 的各特征参数,输出层节点对应故障模式类,隐含层节点数取值为输入层节点数的两倍加 1。

表 1 各子神经网络故障分类器结构参数

分类器	输入节点数	隐层节点数	输出节点数	训练目标
C_1	5	11	3	0.01
C_2	5	11	3	0.01
C_3	3	7	3	0.01

设置齿轮无故障、早期剥落、早期点蚀三种状态下理想的网络节点输出值分别为(1, 0, 0)、(0, 1, 0)、(0, 0, 1);网络训练次数为 1 000,训练目标为 0.01,学习速率为 0.1。将故障样本集 $T_i(i=1, 2, 3)$ 归一化并将其中样本随机分为两组,70%作为训练集,剩下的 30%作为测试集。利用训练集对相应的分类器 $C_i(i=1, 2, 3)$ 进行训练,将测试集输入到训练好的分类器进行初步诊断。按照这种方法,共进行了 10 次分类试验,将 10 次试验的输出结果记录储存,用于决策层的融合诊断。

3.3 齿轮故障融合分类

建立故障识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3\}$, $A_i(i=$

1, 2, 3) 依次对应齿轮无故障、早期剥落和早期点蚀三种故障模式。以各分类器 $C_i(i=1, 2, 3)$ 的输出结果作为证据体,根据式(11)获得各证据分配给各命题 A_i 的基本概率赋值。分别以 DS 合成方法、Yager 合成方法^[4]、孙权合成方法^[5]、李弼程合成方法^[6]及本文提出的方法对各证据进行融合实现齿轮故障分类识别。根据 10 次试验各分类器 $C_i(i=1, 2, 3)$ 的输出结果,几种证据合成方法融合诊断的综合分类性能如表 2 所示。

表 2 各种证据合成方法融合诊断的综合分类性能

诊断阈值	合成方法	分类时间 t/s	分类精度 $\eta/\%$
$\varepsilon = 0.9$ $\gamma = 0.05$	DS 方法	4.799 6	79.72
	Yager 方法	4.800 8	7.50
	孙权方法	4.809 6	60.56
	李弼程方法	4.801 6	71.39
	本文方法	4.817 5	98.33
$\varepsilon = 0.8$ $\gamma = 0.1$	DS 方法	4.799 6	80.00
	Yager 方法	4.800 8	26.39
	孙权方法	4.809 6	63.89
	李弼程方法	4.801 6	72.50
	本文方法	4.817 5	99.72
$\varepsilon = 0.7$ $\gamma = 0.2$	DS 方法	4.799 6	80.00
	Yager 方法	4.800 8	54.44
	孙权方法	4.809 6	71.67
	李弼程方法	4.801 6	76.39
	本文方法	4.817 5	100.00

此外,为了与直接采用神经网络方法的分类结果进行比较,将传统神经网络方法应用于齿轮故障分类。把故障样本集 FT 随机分成两组,70%作为训练集,剩下的 30%作为测试集,同样进行了 10 次试验,各项分类性能 10 次试验的平均值如表 3 所示。

表 3 传统神经网络方法分类性能

诊断阈值	分类时间 t/s	分类精度 $\eta/\%$
$\varepsilon = 0.9$		70.00
$\varepsilon = 0.8$	11.067 8	82.78
$\varepsilon = 0.7$		86.11

文章中涉及到的计算均采用 Matlab R2006b 实现,计算机的基本配置:CPU 为 AMD Athlon(tm) 处理器(主频 1.20 GHz),内存 512 MB。

3.4 结果分析

对比表 2 和表 3,可以得到如下结果:① 诊断阈值取值不同时,各种证据合成方法中,本文提出的合成方法对齿轮故障进行融合分类的精度最高,所需分类时间略有增加,在诊断可信度取值 0.9,不确定性因子取值 0.05 时,分类识别精度可以达到 98.33%,如果可信度要求降低为 0.8 时,分类精度

达到 99.72%; ② 相对于 NN 分类方法, 本文提出的改进 DS-NN 方法能明显地提高分类识别精度和速度, 采用其他证据合成融合神经网络方法能提高分类识别速度, 但精度却较低。

产生以上结果的原因有: ① 通过将齿轮原始故障特征参数空间 S 划分为多个子空间, 降低了各子神经网络输入矢量的维数, 使得各子网络的训练速度加快, 从而提高了 DS-NN 方法的分类速度; ② 将各子神经网络的输出结果作为证据体时, 各证据体有的冲突, 有的一致, 本文提出的证据合成方法能对这些证据进行有效地融合; ③ 传统的 NN 方法由于特征参数空间维数较高(13 维), 有些特征之间甚至相互干扰, 使得 NN 方法分类速度和精度较低。

4 结论

(1) 早期故障由于故障特征不明显, 故障信号容易受到强噪声的影响, 其振动信号的时域、频域特征非常相似, 使得传统基于信号分析的方法难以有效诊断早期故障。

(2) 将齿轮原始特征参数空间划分为多个子空间并建立相应的子神经网络, 以基于证据可信度的合成方法对各子神经网络的输出结果进行合成, 可实现齿轮早期故障分类识别。研究发现, 所提出的证据合成方法能对各种证据进行有效组合, 相对于传统的 NN 方法和其他证据合成方法, 能明显地提高分类识别精度和速度。

(3) 试验表明, 所提出的 DS-NN 诊断系统能有效地避免噪声和神经网络自身误差的影响, 具有较强的鲁棒性和抗干扰性。

参 考 文 献

- [1] 虞和济, 陈长征, 张省, 等. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.
YU Heji, CHEN Changzheng, ZHANG Sheng, et al. Neural network-based intelligent diagnosis[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2000.
- [2] DEMPSTER A P. Upper and low probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(6): 325-339.
- [3] SHAFER G A. *Mathematical theory of evidence*[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [4] OTMAN B, YUAN X H. Engine fault diagnosis based

on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(4): 379-386.

- [5] 孔繁森, 王宇, 于骏一. 颤振征兆早期识别的模糊信息融合法[J]. *机械工程学报*, 2004, 40(2): 108-111.
KONG Fansen, WANG Yu, YU Junyi. Fuzzy information combination method of chatter symptom early recognition [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2004, 40(2): 108-111.
- [6] 朱永生, 王成栋, 张伏云. 基于证据加权调整方法的神经网络及其在故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2002, 38(6): 66-71.
ZHU Yongsheng, WANG Chengdong, ZHANG Youyun. Study of neural network based on method of weighted balance of evidence and its application to fault diagnosis[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2002, 38(6): 66-71.
- [7] 郭惠勇, 张陵. 基于遗传算法和加权 D-S 信息融合的结构多损伤位置识别[J]. *机械工程学报*, 2004, 40(9): 148-153.
GUO Huiyong, ZHANG Ling. Identification of structural multiple damaged locations based on genetic algorithms and Dempster-Shafer fusion theory[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2004, 40(9): 148-153.
- [8] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93-138.
- [9] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. *电子学报*, 2000, 28(8): 117-119.
SUN Quan, YE Xiuqing, GU Weikang. A new combination rules of evidence theory[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(8): 117-119.
- [10] 李弼程, 王波, 魏俊, 等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. *数据采集与处理*, 2002, 17(1): 33-36.
LI Bicheng, WANG Bo, WEI Jun, et al. An efficient combination rule of evidence theory[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2002, 17(1): 33-36.
- [11] FRADA B, CLYDE W H. *Handbook on decision support systems*[M]. Heidelberg, Berlin: Springer, 2008.

作者简介: 李巍华(通信作者), 男, 1973 年出生, 副教授, 硕士研究生导师, 中国机械工程学会高级会员, 中国振动工程学会故障诊断专业委员会理事。主要研究方向为智能故障诊断、信号处理、汽车 NVH 测试分析。

E-mail: whlee@scut.edu.cn