

齿轮故障的模糊聚类及其 微机辅助诊断

韩 捷

(机械系)

提 要: 本文对齿轮装置故障的计算机诊断方法进行了研究, 文章以 Fuzzy (模糊) 理论为基础, 借助于高分辨率的最大熵谱 (MEM), 准确地实现了故障位置、种类及程度的微机自行诊断。

关键词: 齿轮装置, 模糊聚类, 故障诊断

在齿轮系统中, 各种故障和由于这些故障而产生的各种症状之间的相互关系常常是不确定的, 没有明显的规律可循。故障所引起的许多症状不仅取决于故障的性质, 同时还与系统的物理参数有关。所以, 齿轮装置的故障诊断系统要通过一个解析模型来确定是不现实的。

Fuzzy 诊断方法是建立在隶属函数基础上的, 它以 Fuzzy 的多值逻辑代替了布尔代数的二值逻辑。将各种故障和它们的症状视为两类不同的 Fuzzy 集合, 它们之间的关系可以用一个 Fuzzy 关系矩阵来描述, 而两个子集合的关系可以通过影射来确定, 从而给出符合逻辑的诊断结论。只要确定适用的 Fuzzy 算子, 整个过程可由计算机完成。

1 Fuzzy 诊断的数学模型

1.1 隶属函数

以往的故障诊断方法, 无论是距离或统计分类法, 都是以布尔代数为基础, 即故障的有无只存在两种可能性, 如图 1。这种二值逻辑可以通过特征函数来描述。

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 & (x \in A) \\ 0 & (x \notin A) \end{cases}$$

二值逻辑在一些简单诊断中也许结论是十分明确的, 但对于复杂情况, 尤其是要求对故障量化时, 这种二者必居其一, 而且只居其一的诊断方式似乎太简单了。

Fuzzy 逻辑是 Zadeh 于 1965 年引入的, 它将区间[0, 1]分为许多子区间, 它们分别表示 x_i 隶属于事件 A 的不同程度, 如图 2。

①收到日期: 1989.02.30

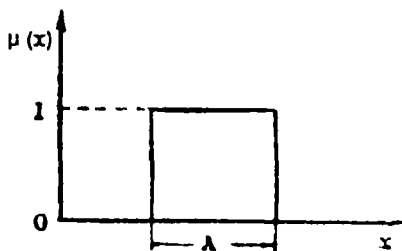


图1 普通集合的特征函数

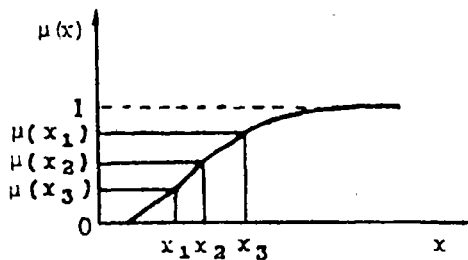


图2 隶属函数的多值逻辑

隶属函数 $\mu(x_i)$ 满足: $0 \leq \mu(x_i) \leq 1$

一个模糊子集 \underline{A} 可以完全地由隶属函数 $\mu(x)$ 所描述, 当 x 有具体的取值时, 隶属函数的取值 $\mu(x_i)$ 称为元素 x_i 的隶属度, 它表明命题为真的程度。

1.2 Fuzzy 数学模型

设某一设备由 n 个元件 C_1, C_2, \dots, C_n 组成, 这些元件是我们要进行诊断的对象。

假如每一部件所可能发生的各种故障有 1 种, 它们可以用一个集合来定义:

$$\underline{Y} = \{ y_1, y_2, \dots, y_l \}$$

$$\text{或 } \underline{Y} = \{ y_i | i=1, 2, \dots, l \}$$

n 个元件的故障可以组成一个矩阵:

$$\underline{Y} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1l} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2l} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \dots & y_{nl} \end{bmatrix}$$

由于各种故障所引起的症状, 或其它物理条件也可以定义为一个集合, 设共有 k 种, 则:

$$\underline{X} = \{ x_1, x_2, \dots, x_k \}$$

$$\text{或 } \underline{X} = \{ x_j | j=1, 2, \dots, k \}$$

n 个元件的特征向量组成一个矩阵:

$$\underline{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix}$$

根据 Fuzzy 理论, 以上两个矩阵有下列关系:

$$\underline{X} \circ \underline{R} = \underline{Y}$$

此式子称为 Fuzzy 变换, \underline{R} 起着 Fuzzy 变换器的作用, 称为关系阵, 它的元素 r_{ij} 表示某一信息对某一故障的评价。一般, 任一信息 x_i 对于多种故障的评价称为单因素评价:

$$r'_{ij} = (r'_{i1}, r'_{i2}, \dots, r'_{il})$$

多种因素的评价组成了Fuzzy关系矩阵 \tilde{R}' 。

$$\tilde{R}' = \begin{bmatrix} r'_{11} & r'_{12} & \cdots & r'_{1n} \\ r'_{21} & r'_{22} & \cdots & r'_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r'_{k1} & r'_{k2} & \cdots & r'_{kn} \end{bmatrix}$$

它反映了人们的经验,是一种知识的凝聚,由于它的元素在评价过程中起到了权系数的作用,所以常需归一化。

$$\tilde{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \cdots & r_{kn} \end{bmatrix}$$

1.3 Fuzzy算子的确定

在Fuzzy变换中,算子“o”起着重要作用,它决定着Fuzzy变换的运算关系,正确选择算子,有利于对故障的准确判断。本文选择概率算子“o”、“ \hat{o} ”。它的优点在于能够突出主因素,同时又照顾到其它因素。

2 聚类诊断方法

齿轮装置的监测和诊断分两步进行,第一步为监测,其研究结果另文发表。聚类诊断的目的是判断出故障发生的位置、种类及程度。

对于象齿轮系统这种复杂的诊断,若直接利用初始模型,由于需要考虑的元件故障信息很多,权重难以分配,即使作了权重,一些小的权值在经过Fuzzy运算过程中会“湮没”了所有单因素的评价,而使结果毫无意义。为此,本文采取逐步聚类,逐步分析的方法。

2.1 第一层次“聚类分析”

这一层次分析的目的在于找出故障的发生位置及大致归类。或者说是大周期故障还是小周期故障。即:

$$\tilde{Y}^{(n)} = \begin{bmatrix} y_{11}^{(n)} & y_{12}^{(n)} \\ y_{21}^{(n)} & y_{22}^{(n)} \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{大周期} \\ \text{小周期} \end{matrix}$$

而信息集合是利用信号处理的结果。

$$\tilde{X}^{(n)} = \begin{bmatrix} x_{11}^{(n)} & x_{12}^{(n)} & \cdots & x_{15}^{(n)} \\ x_{21}^{(n)} & x_{22}^{(n)} & \cdots & x_{25}^{(n)} \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{大齿轮} \\ \text{小齿轮} \end{matrix}$$

信息的特征是建立在最大熵谱分析基础之上。

其中, 最大熵谱(MEM):

$$s(f) = \sigma_a^2 \cdot dt / (1 + \sum_{j=1}^n \varphi_j e^{i(-2\pi f j dt)})$$

熵倒谱,

$$C(\tau) = \text{FFT}\{\log[\text{MEM}(x_i)]\}$$

有关它们的讨论和计算等见[3].

以下是本文规定的信息量.

①啮合总能量与啮合频率能量之比:

$$X_{IK_1} = \frac{\sum_{i=1}^3 S(if_g)}{S(f_g)} \quad (k=1,2)$$

$$f_g - \text{啮合频率}, \quad f_g = \frac{Z_i \cdot N_i}{60}$$

$$Z_i - \text{齿轮齿数}, \quad N_i - \text{转子转速}(i=1,2)$$

②边带总能量与其中中心频率能量之比之和:

$$X_{IK_2} = \frac{\sum_{i=1}^3 S(if_g - jf_k) + \sum_{i=1}^3 S(if_g + jf_k)}{S(if_g)}$$

$$f_k - \text{回转频率}, \quad (k=1,2)$$

③回转频率总能量与啮合频率能量之比:

$$X_{IK_3} = \frac{\sum_{i=1}^2 S(if_k)}{S(f_g)} \quad (k=1,2)$$

④啮合倒频率总能量:

$$X_{IK_4} = \sum_{i=1}^2 C(\tau_g / i)$$

$$\tau_g = 1 / f_g / d\tau; \quad d\tau = 1 / L / df$$

L — 最大熵谱线数;

df — 最大熵谱分辨率.

⑤回转倒频率总能量:

$$X_{LK_5} = \sum_{i=1}^3 C(\tau_k / j) \quad (k=1,2)$$

$$\tau_k = 1 / f_k / d\tau$$

为求这组信息的隶属函数, 特制定如下的“升半岭形分布”函数:

$$\mu(x_k) = \begin{cases} 0 & (0 \leq x \leq a) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{b-a} (x - \frac{a+b}{2}) & (a < x \leq b) \\ 1 & (b < x) \end{cases}$$

其常数 a 、 b 的制定是以实验为基础的。见表 1。

表 1、实验确定的 a 、 b 值

	X_{L11}	X_{L12}	X_{L13}	X_{L14}	X_{L15}	X_{L21}	X_{L22}	X_{L23}	X_{L24}	X_{L25}
a	1	0	IE-3	1	0.1	1	0	1.5 E-3	1	0.1
b	195	1	0.06	4.3	1.1	210	1.2	0.08	4.5	1.3

这一层次的 Fuzzy 关系如表 2。

表 2、第一层次的 Fuzzy 关系阵

		故障类别	
		$Y_1(1)$	$Y_2(1)$
故障特征	$X_1(1)$	0.05	0.3
	$X_2(1)$	0.3	0.3
	$X_3(1)$	0.35	0
	$X_4(1)$	0.05	0.2
	$X_5(1)$	0.25	0.2

矩阵中的各元素反映了某一信息对某一故障的可能性程度。

2. 2 第二层次“聚类分析”

理论及实践证明，同类故障的频率特征并无太大差别，然而，在它们产生的物理条件上则大不一样，比如胶合常和载荷变化有关，而偏心则与精度关系密切。我们可以利用这些外部信息进行辅助识别。

对于大、小周期故障，可分别设：

$$Y_a^{(2)} = \{ y_{a1}^{(2)}(\text{裂纹}), y_{a2}^{(2)}(\text{断齿}), y_{a3}^{(2)}(\text{偏心}) \}$$

$$Y_b^{(2)} = \{ y_{b1}^{(2)}(\text{胶合}), y_{b2}^{(2)}(\text{点蚀}), y_{b3}^{(2)}(\text{磨损}) \}$$

信息特征向量利用系统的物理参数，即集合：

$$X_L^{(2)} = \{ X_{L1}^{(2)}(\text{齿面载荷}), X_{L2}^{(2)}(\text{回转速数}), X_{L3}^{(2)}(\text{齿轮精度}) \}$$

其隶属函数采用下列的“升半哥西分布”函数：

$$\mu(x_L) = \begin{cases} 0 & (0 \leq x \leq c) \\ \frac{k(x-c)^2}{1+k(x-c)^2} & (c < x < \infty) \end{cases}$$

实验制定的 k 、 c 如表 3。

表 3、实验确定的 c 、 k 值

	$X_1^{(2)}$	$X_2^{(2)}$	$X_3^{(2)}$
c	8.6	7250	5
k	0.0037	3E-11	0.2

这一层次的 Fuzzy 关系矩阵按大、小周期分别制定为表 4、表 5。

表 4、小周期故障的 Fuzzy 关系阵

		故 障 类 别		
		$Y_{b1}^{(2)}$	$Y_{b2}^{(2)}$	$Y_{b3}^{(2)}$
物理条件	$X_1^{(2)}$	0.6	0.3	0.3
	$X_2^{(2)}$	0.3	0.6	0.4
	$X_3^{(2)}$	0.1	0.1	0.3

表 5、大周期故障的 Fuzzy 关系阵

		故 障 类 别		
		$Y_{a1}^{(2)}$	$Y_{a2}^{(2)}$	$Y_{a3}^{(2)}$
物理条件	$X_1^{(2)}$	0.2	0.7	0.1
	$X_2^{(2)}$	0.7	0.2	0.1
	$X_3^{(2)}$	0.1	0.1	0.8

3 诊断实例

某一齿轮信号如图 3，对其进行诊断。

径熵谱、倒熵谱计算分析后，所抽取的信息特征量如表 6。

将表 6 中各量求其隶属函数，可得 $X^{(1)}$ 阵。

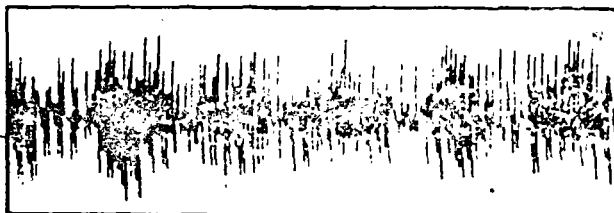


图 3 某一故障齿轮振动信号

表 6、从熵谱及倒熵谱提取的症状值

大轮	$X_{L11}^{(1)}$	$X_{L12}^{(1)}$	$X_{L13}^{(1)}$	$X_{L14}^{(1)}$	$X_{L15}^{(1)}$
	156.72	0.129	207E-3	3.4	0.348
小轮	$X_{L21}^{(1)}$	$X_{L22}^{(1)}$	$X_{L23}^{(1)}$	$X_{L24}^{(1)}$	$X_{L25}^{(1)}$
	156.72	0.9	3.4E-3	3.4	0.899

$$\underline{X}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.04 & 0 & 0.827 & 0.14 \\ 0.85 & 0.8 & 0.001 & 0.775 & 0.75 \end{bmatrix}$$

依式:

$$\underline{Y}^{(1)} = \underline{X}^{(1)} \circ \underline{R}^{(1)}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.9 & 0.04 & 0 & 0.827 & 0.14 \\ 0.85 & 0.8 & 0.001 & 0.775 & 0.75 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} 0 & 0.3 \\ 0.35 & 0.3 \\ 0.35 & 0 \\ 0.05 & 0.2 \\ 0.25 & 0.2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.088 & 0.415 \\ 0.438 & 0.593 \end{bmatrix}$$

结论中, 代表小齿轮小周期故障的因素所占比重最大, 故第一层次的诊断结论: 小齿轮发生了小周期故障。

为进一步查明原因, 进行下一步的诊断, 系统的物理参数见表 7。

表 7、系统的物理参数

特征量	轮齿载荷	回转周数	齿轮精度
数 值	42.78Kg/mm	87000 转	6 级

$$\text{即: } X_L^{(2)} = (42.78, 87000, 6)$$

计算其隶属度, 可得 $\tilde{X}^{(2)}$

$$\tilde{X}^{(2)} = (0.81, 0.16, 0.17)$$

$$\tilde{Y}^{(2)} = \tilde{X}^{(2)} \circ \tilde{R}^{(2)}$$

$$= [0.81, 0.16, 0.17] \circ \begin{bmatrix} 0.6 & 0.3 & 0.3 \\ 0.3 & 0.6 & 0.4 \\ 0.1 & 0.1 & 0.3 \end{bmatrix}$$

$$= (0.528, 0.348, 0.328)$$

结论中, 代表胶合故障的元素所占比重较大, 故整体诊断结论为: 小齿轮发生了胶合故障, 程度为轻微。

开机检查、诊断结论正确。

以上的分析、计算编有辅助推理程序 FDATE, 全部功能可由计算机自动完成。

4 结 语

- 4.1 以 Fuzzy 数学为桥梁, 对复杂装置进行计算机辅助诊断是可行的。其诊断结果令人满意。
- 4.2 最大熵谱及熵倒谱应用于齿轮故障诊断效果很好, 尤其对边带识别, 显示了其优越性。
- 4.3 按大周期和小周期区分齿轮的故障是符合实际情况的, 有利于其诊断步骤的确立。
- 4.4 系统的振动信号和物理条件是用于齿轮故障诊断的良好特征, 关键在于采取合理的分析处理方式。

参 考 文 献

- 【1】 Zadeh, L.A.. Fuzzy Sets. Information and control. 1965. PP338-353
- 【2】 Haykin, S. Nonlinear method of Spectral Analysis. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, New York, 1979
- 【3】 Ying Huai-Qiao. New Cepstrum Analysis by Maximum Entropy method. ASME, 85-DET-153
- 【4】 汪培庄. 模糊集合论及其应用. 上海科学出版社. 1983

Fuzzy Classification and Computer Aided

Diagnosis of Gear Faults

Han Jie

(Department of Mechanical Engineering)

Abstract: The computer diagnosis method of the gear units be studied in this paper. The paper based on the Fuzzy theory and succeedly realict the computer diagnosis in the kinds, position and degree of gear faults by means of the high resolution of the maximum entropy method.

Keywords: gear unit, Fuzzy classification, fault diagnosis