

## 基于NF直推式学习算法的故障诊断方法

张博<sup>1</sup>, 陆阿坤<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学工程学院, 陕西西安 710038; 2. 空军工程大学训练部, 陕西西安 710051)

**摘要:**在故障特征数据空间中, 搜索输入数据最相邻的训练数据作为子训练数据集, 用最速下降法对模型模糊规则参数进行优化。用Fisher's iri数据集仿真并同自适应神经模糊推理系统(ANFIS)比较, 平均试验误差降低了15%, 运算速度提高了约30%。将一组采自航空发动机实际试车故障特征数据输入到诊断模型中, 模型能准确识别发动机存在的三类故障状态, 说明了此算法对解决一些故障诊断问题的有效性。

**关键词:** NF—神经模糊推理; 直推式学习; 最速下降法; 故障诊断

**中图分类号:** TP277 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2007)02-0018-04

一般的故障诊断系统都是对诊断对象建立一个整体的全局诊断模型, 这样的模型很难实现, 而且难以获取高质量的训练样本, 因此诊断系统的快速性和准确性往往难以满足。类似的模型例如: 多层感知器神经网络(MLP)<sup>[1]</sup>、自适应神经模糊推理系统(ANFIS)<sup>[2]</sup>等。而基于NF直推式学习<sup>[3]</sup>算法的故障诊断方法, 会根据每个输入特征数据在输入空间中的位置, 搜索与其最邻近的训练样本子集, 自适应的创建和优化诊断模型, 使该模型更适合输入数据的诊断输出。

## 1 NF直推式学习算法

在阐述算法之前, 假设故障特征输入数据已做标准化处理(取值在0到1之间)。对一个新的数据向量 $x_q$ , 学习算法步骤如下。

- 1) 在输入空间里搜寻训练数据集, 找到与 $x_q$ 最接近的 $N_q$ 训练样本。 $N_q$ 的值可以通过经验提前定义。
- 2) 计算每个数据样本到 $x_q$ 的相对欧式距离 $d_i, i=1, 2, \dots, N_q$ 。计算权值 $w_i = 1 - (d_i - \min(d)), i=1, 2, \dots, N_q$ ,  $\min(d)$ 是向量 $d = [d_1, d_2, \dots, d_{N_q}]$ 距离的最小值。
- 3) 用减法聚类算法聚类和划分由被选择的训练样本 $N_q$ 组成的输入子空间<sup>[4]</sup>。
- 4) 创建模糊规则并根据减法聚类算法的计算结果设置他们的初始参数值; 对于每个聚类, 聚类的中心被作为高斯模糊隶属度函数的中心, 聚类的半径被作为宽度<sup>[1]</sup>。
- 5) 用最速下降法<sup>[1,5]</sup>优化局部模型 $M_q$ 里模糊规则的参数。
- 6) 在构成局部模型 $M_q$ 的模糊集合规则的范围内应用Takagi-Sugeno型模糊推理<sup>[6]</sup>, 计算输入向量 $x_q$ 的输出值 $y_q$ 。
- 7) 步骤结束。

参数优化过程如下:

考虑到系统通过减法聚类过程后有 $P$ 个输入, 一个输出和 $M$ 个被初始定义的模糊规则, 第 $l$ 个规则有:

$$R_l: \text{If } x_1 \text{ is } F_{l1} \text{ and } x_2 \text{ is } F_{l2} \text{ and } \dots x_p \text{ is } F_{lp} \text{ then } y \text{ is } n_l \quad (1)$$

这里,  $F_{lj}$ 是被下面的高斯隶属度函数定义的模糊集合。

$$\text{GaussianMF} = \alpha \exp(- (x - x^*)^2 / 2\sigma^2) \quad (2) \quad n_l = c_{l0} + c_{l1}x_1 + c_{l2}x_2 + \dots + c_{lp}x_p \quad (3)$$

用“改进型中心平均”反模糊化方法<sup>[1]</sup>算出输入向量 $x_i = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ 的系统输出值, 计算如下:

$$f(x_i) = \left( \sum_{l=1}^M n_l \prod_{j=1}^P \beta_{lj} \exp(- (x_{ij} - x_{ij}^*)^2 / 2\sigma_{lj}^2) \right) / \left( \sum_{l=1}^M \prod_{j=1}^P \beta_{lj} \exp(- (x_{ij} - x_{ij}^*)^2 / 2\sigma_{lj}^2) \right) \quad (4)$$

假设给NFI一个训练输入输出数据对 $[x_i, f^*(x_i)]$ ,系统将下面的准则函数(加权误差函数)减为最小。

$$J = \frac{1}{2} w_i [f(x_i) - f^*(x_i)]^2 \quad (w_i \text{ 如步骤2中定义}) \quad (5)$$

使用最速下降法得到 Takagi - Sugeno 型 NFI 参数  $c_l, \beta_{lj}, x_{ij}^*, \sigma_{lj}$  优化公式,从而使公式(5)中  $J$  的值最小

$$c_{l0}(k+1) = c_{l0}(k) - \eta_c w_i \psi(x_i) [f^{(k)}(x_i) - f^*(x_i)] \quad (6)$$

$$c_{lj}(k+1) = c_{lj}(k) - \eta_c x_{ij} w_i \psi(x_i) \times [f^{(k)}(x_i) - f^*(x_i)] \quad (7)$$

$$\beta_{lj}(k+1) = \beta_{lj}(k) - \frac{\eta_\beta}{\beta_{lj}(k)} w_i \psi(x_i) \times [f^{(k)}(x_i) - f^*(x_i)] \times [n_l(k) - f^{(k)}(x_i)] \quad (8)$$

$$x_{ij}^*(k+1) = x_{ij}^*(k) - \frac{\eta_x}{\sigma_{lj}^2(k)} w_i \psi(x_i) \times [f^{(k)}(x_i) - f^*(x_i)] \times [n_l(k) - f^{(k)}(x_i)] \times [x_{ij} - x_{ij}^*(k)] \quad (9)$$

$$\sigma_{lj}(k+1) = \sigma_{lj}(k) - \frac{\eta_\sigma}{\sigma_{lj}^3(k)} w_i \psi(x_i) \times [f^{(k)}(x_i) - f^*(x_i)] \times [n_l(k) - f^{(k)}(x_i)] \times [x_{ij} - x_{ij}^*(k)]^2 \quad (10)$$

$$\psi(x_i) = \left( \prod_{j=1}^P \beta_{lj} \exp\left(-\frac{(x_{ij}(k) - x_{ij}^*(k))^2}{2\sigma_{lj}^2(k)}\right) \right) / \left( \sum_{l=1}^M \prod_{j=1}^P \beta_{lj} \exp\left(-\frac{(x_{ij}(k) - x_{ij}^*(k))^2}{2\sigma_{lj}^2(k)}\right) \right) \quad (11)$$

在算法中,训练数据样本: $i = 1, 2, \dots, n$ ;输入变量: $j = 1, 2, \dots, P$ ;模糊规则: $l = 1, 2, \dots, M$ ;训练时间点: $k = 1, 2, \dots, \eta_c, \eta_\beta, \eta_x, \eta_\sigma$ , 分别是更新参数  $c_j, \beta_{lj}, x_{ij}^*, \sigma_{lj}$  的学习率,  $f^{(k)}(x_i), n_l(k)$  分别代表第  $k$  步的  $f(x_i), n_l$  值。

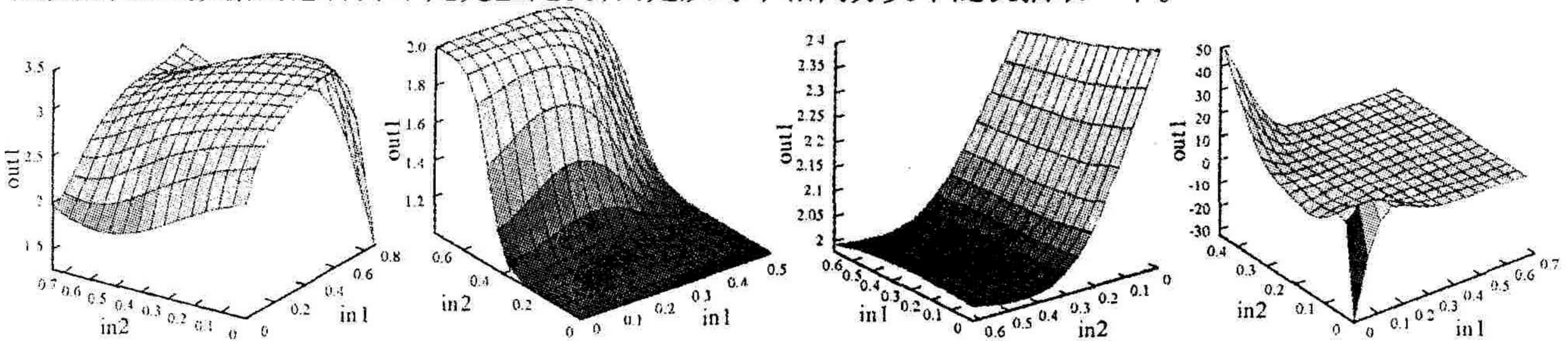
## 2 仿真算例及分析

故障诊断问题从模式识别角度可以归结为模式的分类问题。我们采用著名的 Fisher's iris 数据集对 NFI 直推式学习算法在处理分类问题上的性能进行验证。Fisher's iris 数据集是 1920 年前后,植物学家收集了 3 种虹膜(鸢尾属植物),每种 50 个,共计 150 个样本的数据,包括萼片长度、萼片宽度、花瓣长度、花瓣宽度。其中第一类 Iris Setosa(样本输出标签定为 1),第二类 Iris Versicolor(样本输出标签定为 2),第三类 Iris Virginica(样本输出标签定为 3),第一类与后两类线性可分,后两类则无法线性分开。数据的分类结果是已知和公认的,有助于和其他方法进行比较,增加问题的说服力。

### 2.1 仿真试验

#### 2.1.1 数据测试仿真

图 1 给出了为全体 Fisher's iris 数据集创建的 ANFIS 模型训练后的输出曲面,以及为每一类随机选取的一个数据建立的 NFI 模型的输出曲面。表 1 是 ANFIS 与 NFI 分别对这 3 个随机的数据进行辨识测试的结果。这里为了比较,ANFIS 与 NFI 的模型设置完全相同,3 个数据的 NFI 模型搜索训练样本数均设定为 60 个,需要说明的是,这样的设置对于 NFI 的分类并不是最优的,因为 NFI 的数据规模要比 ANFIS 小,数据规模和数据的空间分布不同需要在测试前设置合适聚类参数,聚类参数的合适与否,对初始模糊规则的建立影响很大,这里按照 ANFIS 的设置来设置参数完全是为了增加结果的可对比性。为了说明 NFI 对全局数据的有效性,测试数据的选择并不是完全随机,而是从每个相同分类中随机抽取一个。



(a) ANFIS 输出曲面 (b) 17 号数据 NFI 输出曲面 (c) 58 号数据 NFI 输出曲面 (d) 118 号数据 NFI 输出曲面

图 1 2 种模型的输出曲面

表1 2种模型对3个随机抽取数据的测试

模型	第17号数据	第58号数据	第118号数据
ANFIS	0.993 435 6	1.954 818	2.994 199 5
NFI	1.004 710 1	2.001 638 7	3.015 635

### 2.1.2 仿真结果综合对比

为了便于比较分析,分别使用 ANFIS<sup>[2]</sup>(自适应神经模糊推理系统)和 NFI 直推式学习算法对 Fisher's iris 数据集各做 10 次仿真。每种方法 10 次仿真都在同样模型和参数的条件下进行,并将结果进行平均。在每个试验中,随机选出 50% 的数据当作训练数据,其余 50% 作为测试数据。图 2 给出了对某一随机选取数据 NFI 直推式学习模型训练误差和 ANFIS 全局化模型训练误差的比较,2 种方法所得结果在表 2 中列出,其中平均试验误差是 10 次仿真试验错分数据个数的平均。须说明的是表 2 中给出的平均试验误差,是全部仿真试验中误判数据的个数平均。

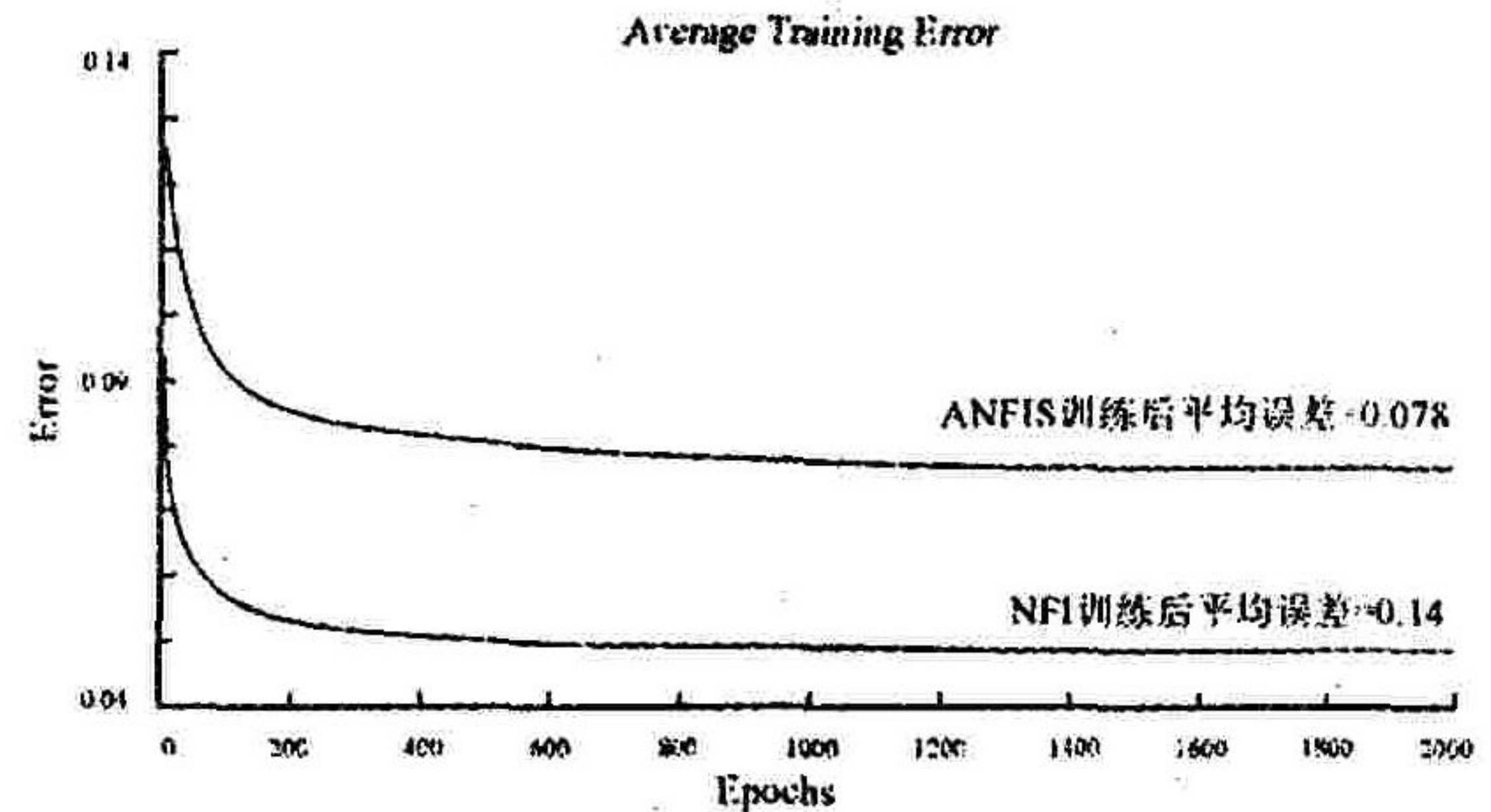


图2 两种模型训练后平均误差比较

表2 仿真结果

模型	训练样本数	训练更新次数	平均训练时间/s	平均模糊规则数	平均误差
ANFIS	150	1 500	238.4	9	4.1
NFI	60	1 000	136.6	6.3	3.5

### 2.2 结果分析

图 1 所示的两种模型的输出曲面,可以看到 NFI 模型比 ANFIS 模型的输出曲面的规则平面的效果要好,表 1 的测试结果也说明了这一点。值得注意的是,第 118 号数据的 NFI 模型输出曲面在两个角出现了严重偏离,输出误差很大。这可能和建立初始模糊规则的聚类参数设置不适当有关,但是并不是说这个模型就没有研究价值,我们可以看到虽然模型出现了误差很大的区域,但是表 1 中 118 号数据的 NFI 模型依然在我们可以接受的误差范围内给出了这个数据的正确辨识结果。这说明这个模型对于这个数据的分类辨识是有效的,因为 NFI 模型是为每个输入数据量身打造的,这个模型的意义仅仅在于对这个特定输入数据进行一次辨识,辨识出结果后这个模型就失去了存在意义。因此对这个“失败”模型来说,它依然是一个有效的模型。为什么一个有很大误差区域的模型会输出一个可以接受的正确结果呢?这是因为经过子样本集的建立后,输入数据处于子样本集的中心位置,这样它在模型建立后,一般也会处于 NFI 进行判断的最优位置,因为只要模型在这个最优位置可以输出正确辨识结果,那么这个数据就会被正确的分类辨识。这就是 NFI 和 ANFIS 的最大区别,NFI 只在其输出曲面上最优的那一点有意义,而 ANFIS 是在整个输出曲面上都有意义。

仿真结果综合对比中,我们以模型的精确度以及所需时间的多少来比较 NFI 直推式学习方法和其它的建模方法。图 2,表 2 所示,这种方法建立的个性化模型平均比普通模型分类能更精确对输入数据进行分类。另外,NFI 直推式学习算法在建造单个输入向量  $x$  的模型上需要的时间可能比这个向量调用全局模型 ANFIS 时间要长些,但为 Fisher's iris 数据集建造个性化模型的时间和用整个空间样本数据建造的全局模型时间相比要所需时间要少的多。因此,一般来说在数据集不是很小,或不是很庞大的情况下,使用 NFI 直推式学习分类器所需时间相比全局建模方法较少,但是要说明的是所需时间的多少还与搜索算法以及确定搜索的邻近样本的范围有关。另外从表中看出使用 NFI 直推式学习算法的平均规则数明显小于其它建模方法,这就决定了其计算机仿真运算时间也小于其它方法,表中列出的每个数据的模型训练平均 CUP(1.6GHz 奔腾 4 处理器)运算时间也说明了这一点。

## 3 故障诊断实例

针对某型飞机发动机转子的故障类型:F1 转子裂纹(输出标签为 1)、F2 转子碰摩(输出标签为 0)、F3 转子偏心(输出标签为 -1)三类。三类故障状态由六个基于统计特性的最能反映故障本质的无量纲指标特征变量  $\{\alpha_v, \beta_v, C_f, I_f, C_{if}, S_f\}$  确定,以此构成转子状态的原始特征集。其中,  $\alpha_v$  为歪度指标;  $\beta_v$  为峭度指标;

$C_f$  为峰值指标;  $I_f$  为脉冲指标;  $C_r$  为裕度指标;  $S_f$  为波形指标。实验共获得 60 组故障数据样本(其中 1 - 21 组确定故障状态为转子裂纹、22 - 39 组确定故障状态为转子碰摩、40 - 60 组确定故障状态为转子偏心)。在具体分析前已经进行数据预处理,包括零均值处理和异常点剔除。

我们随机地选取第 17、31、43 组故障数据样本为例,利用 NFI 直推式学习算法来为每个输入向量创建个性化的模型<sup>[7]</sup>,对其故障模式进行分类,结果见表 3。表 3 结果表明使用 NFI 方法能准确辨识发动机转子故障类型。

表 3 故障模式分类结果

编号	特征变量						类别	辨识
17	1.22100193502610	2.35027312950969	2.77354601276971	3.32213863817762	2.49448935705841	0.0151722682498306	1	0.9827
31	1.1562993599915	1.40984896376917	1.61789045161322	1.77789658870926	2.22825003769105	-0.731445883641353	0	0.0148
43	1.10802700225891	1.65808751150097	1.87268112953817	2.05944827011759	1.5975705990624	-0.00946034425280591	-1	-0.9907

## 4 结束语

本文提出了一种基于 NFI 直推式学习算法的故障诊断方法,并用最速下降法对模型参数进行优化,使得模型的适应性加强,所需训练样本集规模缩小。仿真试验证明,这种方法对数据集不是很小,或不是很庞大的情况下,特征空间维数较低故障模式进行识别和分类,相比其它同类方法较有优越性。

### 参考文献:

- [1] 胡昌华,许化龙. 控制系统故障诊断与容错控制的分析和设计[M]. 北京:国防工业出版社,2000.
- [2] 蔡开龙,杨秉政,谢寿生. 基于模糊神经网络的航空发动机故障诊断研究[J]. 机械科学与技术,2004,23(1):96-98.
- [3] 陈毅松,汪国平,董士海. 基于支持向量机的渐进直推式分类学习算法[J]. 软件学报,2003,14(3):451-460.
- [4] Kasabov N, Song Q. DENFIS: Dynamic, Evolving Neural - Fuzzy Inference Systems and its Application for Time - Series Prediction[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst,2002,10(2):144-154.
- [5] 李波,王友成,蔡宣平. 用最陡下降法修正 RBF 隐层参数[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2004,5(4):67-69.
- [6] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control[J]. IEEE Trans Syst. Man, Cybern,1985,SMC-15(1):116-132.
- [7] 蔡开龙,傅敏,谢寿生. 自适应模糊逻辑系统在飞机航程计算中的应用[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2004,5(1):14-17.

(编辑:姚树峰)

Fault Detection Based on Transductive Reasoning Method of Neural - fuzzy Inference

ZHANG Bol, LU A-kun2

(1. The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Training Department, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: This paper searches the nearest training data set as the training data sub-set in fault characteristics data space, and applies the steepest descent method (back-propagation) to optimizing the parameters of the fuzzy rules in the local model. Then through simulation on Fisher's iris data set and comparison with adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) the average test error is reduced by 15% and the operation speed is increased by about 30%. After a fault characteristics data set from actual aeronautic engine test is put in this fault detection model system, the model system can accurately identify the three kinds of fault states existing in the engine, and the result shows that the fault diagnostic strategy is efficient and available for some fault diagnosis problems.

Key words: neural-fuzzy inference (NFI); transductive reasoning; the steepest descent method; fault diagnosis