

基于特征选择与软竞争 ART 的轴承故障诊断*

李清蕾^{1,2}, 万小金^{1,2}, 徐增丙³, 王凯^{1,2}, 赵乾坤^{1,2}

(1. 武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室 武汉, 430070)

(2. 武汉理工大学汽车零部件技术湖北省协同创新中心 武汉, 430070)

(3. 武汉科技大学机械自动化学院 武汉, 430070)

摘要 模糊自适应共振理论(fuzzy adaptive resonance theory, 简称 Fuzzy ART)已被广泛应用于机械设备实时监控和故障诊断。Fuzzy ART 采用只允许一个获胜节点学习的硬竞争学习机制, 导致系统极易产生误判。针对此问题, 将 Yu 范数相似度准则、生物侧抑制理论与 Fuzzy ART 相结合, 建立了允许多个获胜节点学习的软竞争 ART (简称 Soft-ART) 算法。为了提高故障诊断精度, 运用 Yu 范数相似度测度改进了基于距离测度的特征参数选择方法。利用轴承故障诊断数据对特征选择算法及 Soft-ART 算法进行了检验, 并与 FCM, BP 及 Fuzzy ART 算法进行了对比。结果表明, 该 Soft-ART 算法具有更高的诊断精度, 同时说明了特征选择算法的有效性。

关键词 故障诊断; 自适应共振理论; 软竞争学习; 特征选择

中图分类号 TH17; TP18

引言

机械故障诊断是一门理论与工程应用相结合的新兴学科, 已广泛应用在航空、汽车、机械以及冶金等行业^[1-2]。传统故障诊断技术多依赖于专家经验, 或者时、频域建模分析技术。这种技术耗费高、可靠性差。基于人工神经网络的智能诊断技术, 特别适合处理条件复杂、影响因素多的故障信息, 如: 多层前馈网络(back propagation, 简称 BP)^[3]、支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)^[4]、模糊 C 均值(fuzzy C-means, 简称 FCM)^[5]、径向基网络(radical basis function, 简称 RBF)^[6]及学习矢量量化网络(learning vector quantization, 简称 LVQ)^[7]等。但这些网络都采用批量学习机制, 面临着新知识学习时对旧知识的退化遗忘^[8]。Fuzzy ART 网络记忆容量可以随样本的增加而自动增加, 避免了学习新知识时对旧知识的遗忘^[9]。该网络已经广泛应用于故障诊断领域^[10-11]。但 Fuzzy ART 采用只允许一个最匹配节点更新学习的硬竞争学习机制, 网络很难在不同类别重叠区域建立非线性边界。当样本矢量落入类别重叠区时系统极易产生误判, 并且网络采用了模糊交理论, 使得网络对样本的输入顺序敏感。

为解决以上问题, 笔者将 Yu 范数相似度准则和侧抑制理论与 Fuzzy ART 相结合, 提出了允许多个节点学习的软竞争 ART 算法, 简称 Soft-ART。为了提高诊断精度, 笔者利用相似度测度改进了基于距离测度的特征选择技术^[12]。最后, 利用该模型对特征参数选择方法进行了检验, 对多种轴承故障进行了诊断, 并与多种网络进行了比较分析。

1 基于相似度测度特征选择技术

输入特征集是影响网络诊断精度的重要因素, 传统的基于距离的特征选择技术对于非线性可分特征集难以取得满意的效果, 笔者利用 Yu 范数相似度测度改进了基于距离测度的特征选择技术, 认为不同类样本间相似度小、同类样本间相似度大的特征具有更好的分类性能。

1.1 Yu 范数相似度测度

T 范数和 S 范数是逻辑学中运算和或运算的数学原型, 是从 $[0, 1] \times [0, 1]$ 到 $[0, 1]$ 的二元映射模型。Yu^[13] 提出的 T 范数和 S 范数被称为 Yu 的范数, 其数学表达式为

$$T(x, y) = \max[0, (1 + \tau)(x + y - 1) - \tau xy] \quad (1)$$

$$S_n(x, y) = \min[1, x + y + \tau xy] \quad (2)$$

* 国家自然科学基金资助项目(51405353, 51575417)

收稿日期: 2017-02-17; 修回日期: 2018-01-18

其中: $\tau > -1$ 。

Lowen 根据其特有的性质,提出了用来比较两个矢量之间的相似性的关系式^[14]

$$E(x, y) = T(\text{Sn}(\bar{x}, y), \text{Sn}(x, \bar{y})) \quad (3)$$

由式(1)、式(2)和式(3)可得两样本矢量 $\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j$ 的相似性为

$$S[\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j] = \max(0, (1 + \tau)(\text{Sn}(\bar{\mathbf{X}}_i, \bar{\mathbf{W}}_j) + \text{Sn}(\mathbf{X}_i, \bar{\mathbf{W}}_j) - 1 - \tau \text{Sn}(\bar{\mathbf{X}}_i, \bar{\mathbf{W}}_j) \text{Sn}(\mathbf{X}_i, \bar{\mathbf{W}}_j)) \quad (4)$$

其中: $x \in [0, 1]$ 。

1.2 基于相似度测度的特征选择技术

假定一个由 C 个类组成包含 N 个样本的特征集,其中第 c 类有 N_c 个样本,每个样本由 M 个特征参数表示,第 c 类第 n 个样本的第 m 个特征表示为 f_{cnm} ,则特征选择方法如下:

1) 计算每个特征参数在不同类间相似度均值

$$G_{cm} = \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} f_{cm} \quad (5)$$

$$\bar{F}_m = \frac{1}{C(C-1)} \sum_{c=1}^{C-1} \sum_{e=c+1}^C S[G_{cm}, G_{em}] \quad (6)$$

2) 计算每个特征参数在同类间相似度均值

$$\bar{f}_{cm} = \sum_n \sum_{k=n+1}^{N_c} S[f_{cnm}, f_{ckm}] \quad (7)$$

$$\bar{F}_m = \frac{1}{C(C-1)} \sum_{c=1}^C \bar{f}_{cm} \quad (8)$$

3) 计算每个特征参数的敏感系数 ζ_m

$$\begin{cases} \xi_m = \bar{F}_m / \tilde{F}_m \\ \zeta_m = \xi_m / \sum_m \xi_m \end{cases} \quad (9)$$

4) 按降序排列各特征敏感系数

$$\zeta_1 \geq \zeta_2 \geq \dots \geq \zeta_M \quad (10)$$

以相似度测度特征选择技术对特征参数进行敏感度评估,再结合分类算法进行敏感特征参数集的确定;也可设定一阈值 λ ,取值为 $0 \sim 1$ 之间,若 $\zeta_m \geq \lambda$,则其对应特征为敏感特征,否则被剔除。

2 软竞争 ART 模型

为了克服硬竞争 Fuzzy ART 网络在类别重叠区域极易产生误判,以及网络对样本输入顺序敏感的弊端,本节采用 Yu 范数相似度准则替代模糊交理论,并与生物侧抑制理论、Fuzzy ART 相结合,提出了允许多个节点同时学习的软竞争 ART 模型(Soft-ART)。

2.1 Fuzzy ART 模型

Fuzzy ART 网络主要由 4 部分组成:输入层

(F_0)、比较层(F_1)、识别层(F_2)及重置单元,如图 1 所示^[15]。设样本矢量 \mathbf{X} 维数为 M

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_M) \quad x_i \in [0, 1] \quad (11)$$

在 F_0 层,网络对输入矢量作预处理

$$\mathbf{I} = (\mathbf{X}, \bar{\mathbf{X}}) = (x_1, x_2, \dots, x_M, \bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_M) \quad (12)$$

$$\bar{\mathbf{X}} = 1 - \mathbf{X} \quad (13)$$

其中: $\mathbf{W}_j = (W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{j(2M)})$,表示 F_2 层 j 节点的权矢量。

当样本矢量 \mathbf{I} 进入 F_1 层时, F_1 层对 F_2 层各节点分别产生一个输入

$$T_j(\mathbf{I}) = |\mathbf{I} \wedge \mathbf{W}_j| / (\alpha + |\mathbf{W}_j|) \quad (14)$$

其中: T_j 为选择函数; α 为选择参数,为一正实数;算子 \wedge 为模糊集求交运算。

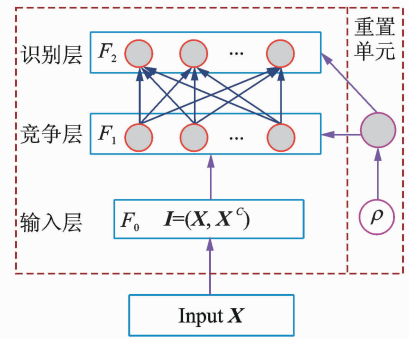


图 1 Fuzzy ART 网络拓扑结构

Fig. 1 The topology structure of Fuzzy ART

F_2 层选择最大的 $T_j(\mathbf{I})$ 所对应的节点 J 并判断输入矢量 \mathbf{I} 所属的类型

$$J = \arg \max(T_j(\mathbf{I})) \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (15)$$

$$|\mathbf{I} \wedge \mathbf{W}_J| / |\mathbf{I}| \geq \rho \quad (16)$$

其中: ρ 为警戒参数,并且 $\rho \in [0, 1]$ 。

如果式(16)成立,则认为把样本 \mathbf{X} 归入第 J 类,由式(17)更新权值矢量 \mathbf{W}_J ;否则发生重置,并在 F_2 层搜索下一个节点;若所有的节点都不满足,则在 F_2 层产生新的节点 K ,由式(18)更新新节点的权值矢量 \mathbf{W}_K

$$\mathbf{W}_J^{\text{new}} = (1 - \beta)\mathbf{W}_J^{\text{old}} + \beta(\mathbf{I} \wedge \mathbf{W}_J^{\text{old}}) \quad (17)$$

$$\mathbf{W}_K = \mathbf{I} \quad (18)$$

其中: β 为学习速率, $\beta \in [0, 1]$ 。

当第 1 个样本矢量输入系统时,网络将会在 F_2 层产生第 1 个节点,且该节点权矢量 $\mathbf{W}_1 = \mathbf{I}_1$ 。样本矢量是以补码的形式输入网络,因此代表每一类别的区域为多维矩形,使得类别之间极易产生重叠,当样本矢量落入重叠区域时,系统极易产生误判。其次,Fuzzy ART 采用 \wedge 算子,使得网络对样本矢量输入顺序敏感。

2.2 侧抑制理论

侧抑制机制来源于生物的视觉系统,经过大量电生理试验及对结果分析,得到了侧抑制网络中各神经元与附近神经元活动水平之间的定量关系。在由 n 个神经元构成的侧抑制网络中,第 i 个神经元发出的脉冲 R_i ^[16] 表示为

$$R_i = T_i - \sum_{j \neq i} K_{ij} (T_j - \text{Thd}) \quad (19)$$

其中: T_i 为第 i 个神经元未受抑制作用时的输出; K_{ij} 为第 j 个神经元对第 i 个神经元的侧抑制系数; Thd 为抑制阈值,当 $T_j \geq \text{Thd}$ 时 j 神经元会对 i 神经元产生抑制作用。

一些学者通过电化学实验测定并分析蜚复眼侧抑制系数的分布规律,得其分布符合高斯函数^[16]

$$K_{ij} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|P_i - P_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (20)$$

其中: P_i, P_j 为两个不同的节点; $\|\cdot\|$ 为距离范数; σ 为各节点分布的方差。

侧抑制系数是神经元之间的距离函数,距离越小,侧抑制系数越大;距离越大,侧抑制系数越小。

在 Soft-ART 中,激励 T_j 为输入矢量与节点的匹配度

$$T_j = S[\mathbf{X}_i, \mathbf{W}_j] \quad (21)$$

如果 $T_j \geq \text{Thd}$,则 j 神经元获胜。假设在网络竞争层,两神经元节点分别为 \mathbf{W}_i 和 \mathbf{W}_j ,则两神经元节点之间的侧抑制系数为

$$K_{ij} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{W}_i - \mathbf{W}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (22)$$

其中:方差 σ 为各模式节点之间的离散程度。

$$\sigma = \left(\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mathbf{W}_j - \mathbf{W}_k\right)^T (\mathbf{W}_j - \mathbf{W}_k)^{1/2} \quad (23)$$

其中: M 为总的节点个数; \mathbf{W}_k 为与样本矢量最匹配节点的权矢量。

2.3 Soft-ART 模型

Soft-ART 网络拓扑结构(见图 2)与 Fuzzy ART 相似,但在选择与样本最匹配的节点时运用了 Yu 范数相似度准则

$$J = \text{argmax}(S[\mathbf{X}_i, \mathbf{W}_j]) \quad (24)$$

侧抑制层(F_3)与竞争层(F_1)之间的信息传递是双向的,如图 3 所示。 F_3 层节点 i 既接受来自 F_1 层对应节点 i 的全部兴奋激励,又接受来自其他节点 j 的抑制,抑制程度由侧抑制系数 K_{ij} 决定,两神经元节点间距离越近抑制程度越强。 F_3 层节点 i 的实际兴奋值为

$$R_i = S[\mathbf{X}, \mathbf{W}_i] - \sum_{i \neq j} K_{ij} (S[\mathbf{X}, \mathbf{W}_j] - \text{Thd}) \quad (25)$$

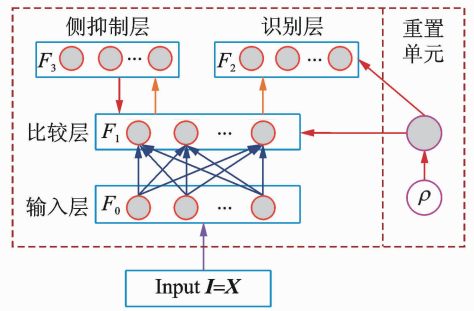


图 2 Soft-ART 网络拓扑结构

Fig. 2 The topology structure of Soft-ART

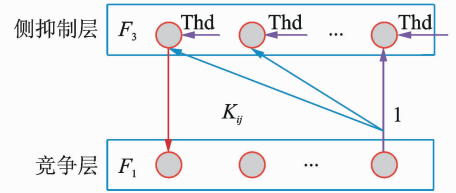


图 3 侧抑制层与竞争层拓扑结构

Fig. 3 The topology structure between inhibition layer and competitive layer

式(25)中侧抑制系数可由式(22)和式(23)求得。侧抑制层根据竞争层各节点的实际兴奋值分配其学习系数,并将此信号直接反馈到竞争层

$$h_i = R_i / \sum_{i=1}^m R_i \quad (26)$$

其中: m 为获胜神经元数目; $h_i \in [0, 1]$; $\sum_{i=1}^m h_i = 1$ 。

当网络进入共振阶段时,竞争层各神经元节点根据来自侧抑制层的反馈信号进行学习更新

$$\mathbf{W}_i^{\text{new}} = (\mathbf{W}_i^{\text{old}} n + h_i \mathbf{X}_i) / (n + h_i) \quad (27)$$

其中: n 为已被归类到 i 神经元所代表类别的样本总数。

可知,与样本矢量越接近,神经元节点越兴奋,其学习系数越大,趋向于样本矢量的速度越快。

3 案例分析

该数据来自美国西储大学轴承数据库,该实验应用电火花技术对轴承内圈、外圈和滚动体分别生成直径 0.178~1.015 mm 不等的故障类型,故障直径越大表示故障程度越深;连接负载电机功率为 0~2 238 W,转速为 1 720~1 797 r/min 不等;外圈负荷区相对位置分别为 3 点钟、6 点钟和 12 点钟方向;采样频率分别为 12 kHz 及 48 kHz^[17]。

笔者选取负载电机功率为 746 W,外圈负荷区 12 点钟方向,转速为 1 772 r/min,采样频率为 48 kHz,

故障直径分别为 0.178 mm(轻度故障)、0.533 mm(重度故障),该状态下测得的轴承内圈、外圈和滚动体故障数据集作为检测数据,具体信息见表 1。

表 1 样本数据信息

Tab. 1 Sample data information

故障位置	半径/mm	载荷/W	转速/(r·min ⁻¹)	样本数量	样本序列
正常	0	746	1 772	100	1~100
内圈	0.178	746	1 772	100	101~200
	0.533	746	1 772	100	201~300
外圈	0.178	746	1 772	100	301~400
	0.533	746	1 772	100	401~500
滚动体	0.178	746	1 772	100	501~600
	0.533	746	1 772	100	601~700

3.1 特征参数选择

从故障数据集中选取正常轴承和不同程度内圈、外圈和滚动体故障作为检测对象,将每组数据中的每 4 096 个数据点作为 1 个样本,从而每一类故障可获得 100 个样本。将所有的样本组成容量为 700 的样本集作为检测样本集,样本故障数据信息如表 1 所示。

当机械设备出现故障时,振动信号时域波形会发生变化,该案例故障轴承与正常轴承的振动信号时域波形如图 4 所示。

图 4 显示,正常轴承的振动信号十分均匀,两种外圈故障信号非常相似,不易区分。为进一步分析故障机理,对振动信号进行 6 层单一尺度离散小波

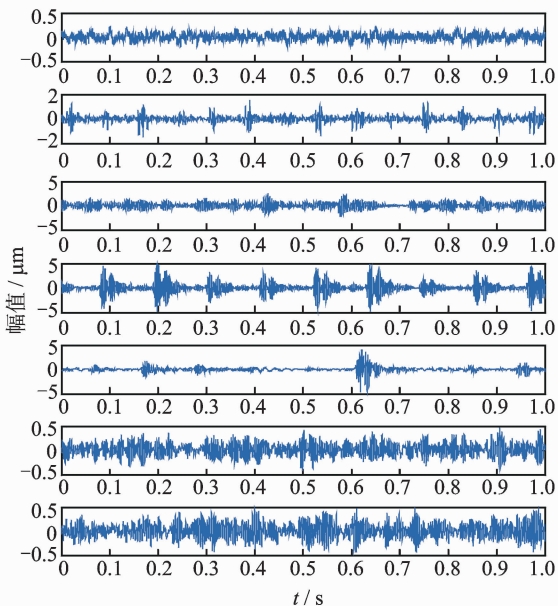


图 4 正常轴承与故障轴承时域波形

Fig. 4 The time domain waveform of normal bearing and fault bearing

变换,得到 6 组高频系数和 1 组低频系数。依次提取变换后各组小波系数的 3 个数字特征

$$\begin{cases} P_1 = \sum_{k=1}^N S^2(x_k)/N \\ P_2 = \max(|S(x_k)|)/\sqrt{P_1} \\ P_3 = N\sqrt{P_1}/\sum_{k=1}^N |S(x_k)| \end{cases} \quad (28)$$

其中: x_k 为时域加速度信号; $S(x_k)$ 为经小波变换后的小波系数; N 为小波系数的长度。

P_1 反映了信号振动幅值和能量的大小; P_2 和 P_3 对于大幅脉冲较少的早期故障敏感,反映了故障程度的变化情况。

从低频系数获得的 3 个特征依次标签为 1, 2, 3, 以此类推,共获得 21 个数字特征,利用两种特征选择技术对各特征参数进行敏感度评估,其敏感系数如图 5 所示,纵坐标为敏感系数大小。

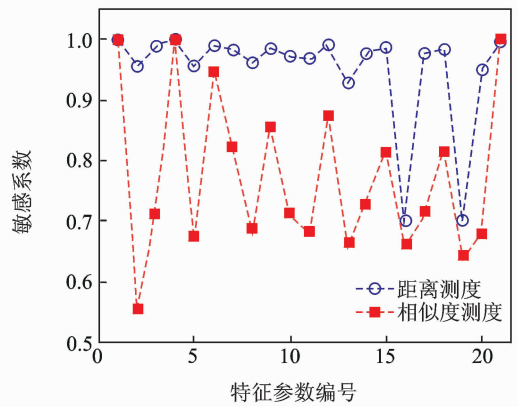


图 5 不同测度下特征参数敏感度评估

Fig. 5 Sensitivity evaluation of characteristic parameters under different measures

结合 Soft-ART 分类算法对两种测度下选择的输入特征集进行评估,结果如图 6 所示。其横坐标为特征集所包含的敏感特征个数,纵坐标为故障诊断精度。可以看出,选择相似度测度下选择的特征集作为输入,分类算法可以获得更高的聚类精度,且当特征参数集包含的特征参数大于 12 时,诊断精度趋于稳定。

3.2 故障诊断与比较

3.2.1 故障诊断

根据故障数据特征设置网络参数,由于各类轴承故障数据间的耦合度较大,需要设置较大的警戒参数。设 $\tau=0.4$, $\text{Thd}=0.48$, $\rho=0.8395$ 。当第 1 个轴承样本 I_1 输入到网络时,网络将在识别层产生第 1 个节点,且 $W_1=I_1$ 。当有新的样本 I_x 输入时,网络根据 Yu 范数相似度准则评估样本与已有节点

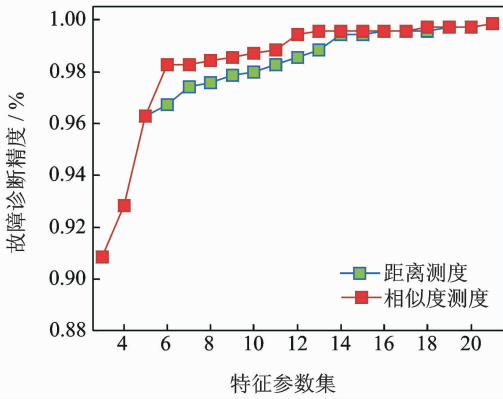


图 6 两种特征参数选择方法比较

Fig. 6 Comparison of two feature selection methods

中心邻近度,如果 $J \geq \rho$,则样本 $I_x \in J$,同时网络根据侧抑制理论更新各节点中心 W_i ;如果 $J < \rho$,则网络产生新的节点 I_{new} ,且 $W_{new} = I_{new}$ 。Soft-ART 和 Fuzzy ART 故障诊断结果如图 7 所示,图中横坐标为样本序列,纵坐标为诊断结果,每一个类别标签代表一种故障。由于故障类型较多,故障机理复杂,故障之间相似度较高,因此有些故障需要多个类别标签表示。

由图 4 已经知道,两种轴承外圈故障之间的振动信号非常相似,肉眼难以区分。图 7(a)显示,两种外圈故障之间存在大量重叠,Fuzzy ART 对两种外圈故障的识别率极低。图 7(b)显示,由于 Soft-ART 采用了软竞争学习机制,提高了各神经元节点的学习效率,因此 Soft-ART 能够有效识别两种外圈故障,大大减少了重叠区故障误判数。

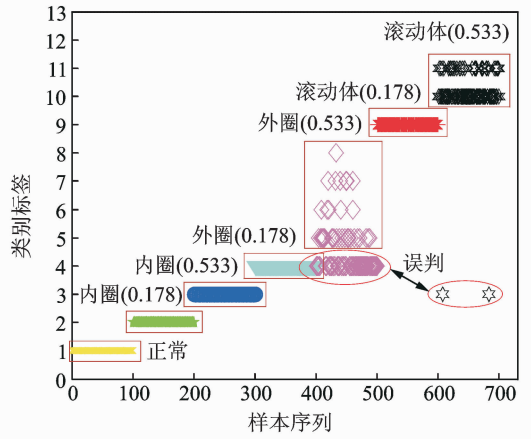
3.2.2 对比分析

定义网络的诊断精度 f 为

$$f = \frac{n - G - E_r}{n - G} \times 100\% \quad (29)$$

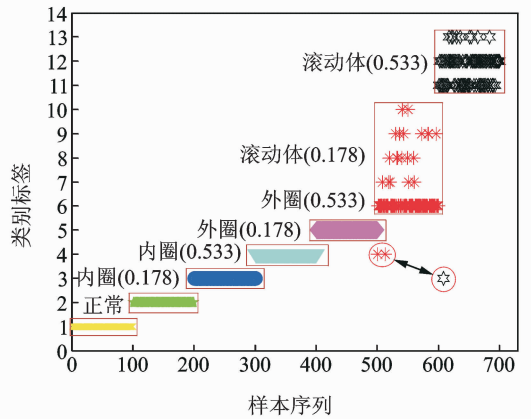
其中: n 为样本总数; E_r 为误判数; G 为生成节点数,代表了训练网络用的样本数; $n - G$ 为测试样本数。

为了进一步说明该 Soft-ART 网络模型的有效性及其正确性,笔者选择传统的 FCM, BP, Fuzzy ART 网络诊断结果与 Soft-ART 网络进行对比分析,诊断结果如表 2 所示。FCM 和 BP 网络在模型建立时需要对各节点进行随机初始化,因此网络对轴承故障诊断结果具有波动性。经过多次实验,两种模型的最高诊断精度分别为 94.2% 和 88.66%; Fuzzy ART 采用硬竞争学习机制,很难对耦合性较强的外圈故障进行区分,故障识别率只有 88.37%; Soft-ART 采用软竞争学习机制,对重叠区故障识别效果明显,能够有效区分两种外圈故障,诊断精度可达 99.56%。



(a) Fuzzy ART故障诊断结果

(a) Fault diagnosis results of Fuzzy ART



(b) Soft-ART故障诊断结果

(b) Fault diagnosis results of Soft-ART

图 7 轴承故障诊断结果

Fig. 7 The diagnosis results of fault bearing

表 2 故障诊断结果

Tab. 2 The diagnosis results of fault bearing

网络模型	节点总数	误判总数	诊断精度 / %
FCM	14	41	≤ 94.2
BP	12	78	≤ 88.66
Fuzzy ART	11	17	88.37
Soft-ART	13	6	99.56

4 结束语

将 Yu 范数相似度准则和侧抑制理论与 Fuzzy ART 相结合,建立了允许多个神经元节点学习更新的软竞争 ART 网络。Yu 范数相似度准则作为衡量矢量间临近度的标准,在竞争阶段,运用生物侧抑制理论选择获胜节点并分配其学习系数,建立了允许多个节点更新学习软竞争机制。为了提高分类器的诊断精度,运用 Yu 范数相似度测度改进了基于距离测

度的特征选择方法,并利用该方法选择敏感度较高的特征参数组成样本输入集。应用 Soft-ART 对提出特征参数选择方法进行了检测,结果表明该方法能够有效地评估特征参数敏感度。利用轴承故障诊断数据对 Soft-ART 算法进行了检验,并与 FCM, BP 及 Fuzzy ART 算法进行了对比,结果表明,与 FCM, BP 和 Fuzzy ART 相比,Soft-ART 具有更高的故障诊断能力,其轴承故障诊断精度可达 99.56%。

参 考 文 献

- [1] 桂勇, 韩勤轲, 李峥, 等. 风机行星齿轮系统齿轮裂纹故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016(1):169-175.
Gui Yong, Han Qinkai, Li Zheng, et al. Fault diagnosis of gear crack in fan planetary gear system [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016(1):169-175. (in Chinese)
- [2] 郑近德, 程军圣, 胡思宇. 多尺度熵在转子故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2013,33(2):294-297.
Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Hu Siyu. The application of multi scale entropy in rotor fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013,33(2):294-297. (in Chinese)
- [3] 陈树越, 余红英, 刘广璞. BP 网络算法及其在故障诊断中的应用述评[J]. 振动、测试与诊断, 2001,21(2):100-107.
Chen Shuyue, Yu Hongying, Liu Guangpu. The application review of BP network algorithm in fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2001,21(2):100-107. (in Chinese)
- [4] 沈长青, 朱忠奎, 黄伟国, 等. 基于支持向量回归方法的齿轮箱故障诊断研究[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(5):775-781.
Shen Changqing, Zhu Zhongkui, Huang Weiguo, et al. Study on fault diagnosis of gearbox based on support vector regression [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013,33(5):775-781. (in Chinese)
- [5] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015,35(13):3358-3365.
Liu Changliang, Wu Yingjie, Zhen Chenggang. Fault diagnosis of rolling bearing based on variational mode decomposition and fuzzy C mean clustering [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13):3358-3365. (in Chinese)
- [6] 毕天姝, 倪以信, 吴复立, 等. 基于径向基函数神经网络和模糊控制系统的电网故障诊断新方法[J]. 中国电机工程学报, 2005,25(14):12-18.
Bi Tianshu, Ni Yixin, Wu Fuli, et al. Hybrid fault section estimation system with radial basis function neural network and fuzzy system [J]. Proceedings of

the CSEE, 2005,25(14):12-18. (in Chinese)

- [7] 蒋宇, 李志雄, 唐茗. LVQ 神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用研究[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(3):408-411.
Jiang Yu, Li Zhixiong, Tang Ming. A learning vector quantization neural network for faults diagnosis of rolling bearing and its application [J]. Mechanical Science and Technology, 2011,30(3):408-411. (in Chinese)
- [8] Fuangkhan P, Tanprasert T. An incremental learning algorithm for supervised neural network with contour preserving classification [C] // International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence. [S. l.]: Springer-Verlag, 2009:389-398.
- [9] Grossberg S. Adaptive pattern classification and universal recoding i: parallel development and coding of neural feature detectors [M] // Studies of Mind and Brain. Netherlands: Springer, 1982:121-134.
- [10] Xu Zengbing, Xuan Jianping, Shi Tielin, et al. A novel fault diagnosis method using PCA and ART-similarity classifier based on Yu's norm [J]. Key Engineering Materials, 2009, 413/414:569-574.
- [11] Xu Zengbing, Xuan Jianping, Shi Tielin. Fault diagnosis of bearing based on selective ensemble of multiple fuzzy ARTMAP neural networks [J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 423/426:2480-2485.
- [12] Liang Jianning, Su Yang, Winstanley A. Invariant optimal feature selection: a distance discriminant and feature ranking based solution [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5):1429-1439.
- [13] Yu Yandong. Triangular norms and TNF-sigma-algebras [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1985, 16(3): 251-264.
- [14] Lowen R. Fuzzy set theory: basic concepts, techniques and bibliography [M]. [S. l.]: Springer Science & Business Media, 2012:85-101.
- [15] Carpenter G A, Grossberg S, Rosen D B. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system [J]. Neural Networks, 1991,4(6):759-771.
- [16] Kelsey J H. Studies on excitation and inhibition in the retina [J]. British Journal of Ophthalmology, 1976, 60(4):154-155.
- [17] Website. [2017-01-15]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.



第一作者简介:李清蕾,男,1989年3月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail:lql8903@163.com

