

# 一种基于 INW-ESN 的故障融合预测方法<sup>\*</sup>

王浩天<sup>1</sup>, 单甘霖<sup>1</sup>, 孙健<sup>2</sup>, 杨文<sup>2</sup>, 杜亚卿<sup>2</sup>

(1. 陆军工程大学石家庄校区电子与光学工程系 石家庄, 050003)

(2. 中国洛阳电子装备试验中心 洛阳, 471003)

**摘要** 针对传统方法对液压泵故障预测效果不佳的问题,提出了一种基于改进的 Newman-Watts 小世界-回声状态网络(improved Newman-Watts-echo state network, 简称 INW-ESN)的故障融合预测方法。首先,对回声状态网络(echo state network,简称 ESN)储备池结构进行优化,建立 INW-ESN 基础预测模型,并重新定义邻接矩阵元素取值,以改善网络预测性能;其次,在此基础上建立故障融合预测模型,利用 Dezert-Smarandache 理论(Dezert-Smarandache theory,简称 DSMT)将 INW-ESN 预测信息与液压泵性能退化模型信息进行融合,以提高预测精度;最后,通过对液压泵性能退化试验的应用分析,验证了该方法的有效性。

**关键词** 故障预测;回声状态网络;Dezert-Smarandache 理论;液压泵

**中图分类号** TH322; TP206<sup>+</sup>.3

## 引言

视情维修(condition-based maintenance, 简称 CBM)作为建立在在对装备实际运行状态评估基础上的一种新维修方式,主要通过对监测信号、指标的分析处理,提取所需的特征信息,判断装备当前所处的工作状态,并对可能出现的故障进行预测和分析,从而制定相应的维修策略,开展有针对性的预防和维修措施,保证装备健康运行<sup>[1]</sup>。CBM 的核心是故障预测技术,对整个系统的安全性和可靠性有最直接的影响<sup>[2]</sup>。作为液压系统的动力源泉,液压泵的运行状态直接关系到液压系统甚至整个装备系统的性能<sup>[3]</sup>。因此,如何准确、有效地对液压泵进行故障预测,是目前亟待解决的主要问题。

目前,常用的智能预测方法主要有 BP 神经网络<sup>[4]</sup>、极限学习机<sup>[5]</sup>(extreme learning machine, 简称 ELM)以及回声状态网络<sup>[6]</sup>等。BP 神经网络具有较强的非线性映射能力,但是其对于非线性、时变序列的预测精度非常有限<sup>[7-8]</sup>。ELM 作为一种单隐层前馈神经网络的快速学习算法,摒弃了梯度下降的迭代调整策略,仅需要设置网络隐层节点个数以及激励函数,具有参数简单、学习速度快和全局搜索能力强的特点。但是,当隐层节点数较大时,其计算

复杂度显著增加,影响了学习效率。此外,ELM 输入权值向量和隐层节点阈值的随机选择一定程度上影响了网络的输出稳定性和预测精度<sup>[9-10]</sup>。ESN 为一种全新的递归型神经网络,以储备池作为内部网络,提高了非线性状态空间的复杂性和多样性,具有非常强的非线性映射能力,且在训练学习过程中,储备池内部连接权值不发生改变,显著减少了运算量,有效避免了传统神经网络易陷入局部极小的现象,恰好能满足液压泵非线性、非平稳振动信号的基本预测需求<sup>[11-12]</sup>。由于 ESN 储备池内部神经元采用的是随机稀疏连接模式,指导性和目的性相对较差。为了提高 ESN 网络的泛化能力,笔者采用小世界网络<sup>[13]</sup>对 ESN 的储备池结构进行改进,利用邻接矩阵表示储备池神经元连接权值,并根据网络节点间距离与随机关系,将邻接矩阵的元素定义在 $[0, 1]$ 之间,以改善网络的预测性能。

基于传感器信息的预测方法主要利用特殊规律信息,缺乏对一般化规律信息的考虑。当预测起始点接近故障失效点时,预测精度相对较高,而随着预测-故障间距的增加,即远距离预测时,预测精度下降非常快,难以满足 CBM 的需求。液压泵性能退化模型是对性能退化过程一般规律信息的描述,因此需要将 ESN 预测信息与模型信息进行融合。作为 Dempster-Shafer 证据理论的延伸,Dezert-Sma-

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(51305454)

收稿日期:2017-04-12;修回日期:2017-05-16

randache 理论<sup>[14]</sup>采用冲突比例重分配规则,在充分保留冲突信息基础上实现各类证据的快速融合,为液压泵各类预测信息的可靠融合提供了合理的理论框架。

笔者提出一种基于改进 ESN 的液压泵故障融合预测方法。首先,引入 Newman-Watts(简称 NW)小世界网络改进 ESN 的储备池结构,建立 INW-ESN 基础预测模型,初步改善网络的泛化能力以及预测性能;其次,在此基础上建立基于 DSMT 的融合预测模型,对 ESN 预测信息以及性能退化模型预测信息进行融合,进一步提高预测精度;最后,通过对液压泵全寿命试验数据的应用分析,对所提出的方法有效性进行验证。

## 1 INW-ESN 基础预测模型

与传统的神经网络算法不同,ESN 采用储备池运算作为其核心网络,其中包含大量随机生成的具有记忆功能的神经元,呈现稀疏连接状态<sup>[15]</sup>。图 1 为 ESN 拓扑结构。图中: $\mathbf{u}(k)$ 为输入层输入向量; $\mathbf{x}(k)$ 为储备池状态向量; $\mathbf{y}(k)$ 为输出层状态向量。由于 ESN 储备池内部单元采用随机稀疏连接模式,存在指导性和目的性差的问题,一定程度上影响了网络的泛化能力以及预测精度<sup>[16]</sup>。为此,笔者建立改进的 INW-ESN 基础预测模型。

作为一种新型网络结构,小世界网络融合了规则网络和随机网络的优点,是当前应用较为广泛的一类网络结构。小世界网络具有较短的特征路径长度,接近随机网络,又具有较高的聚合系数,贴近规则网络,这种特殊的网络结构使其具有较高的信息传递速度和较好的灵活性<sup>[17]</sup>。由于 NW 模型具有

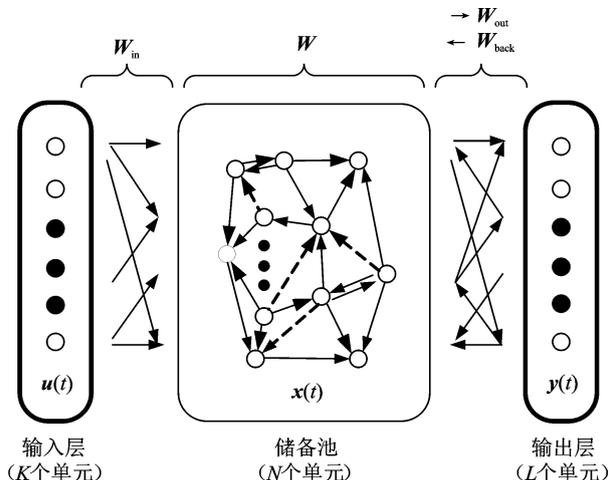


图 1 ESN 的拓扑结构

Fig. 1 The topology structure of ESN

避免孤立节点产生的优势<sup>[18]</sup>,笔者提出的 INW-ESN 模型采用 NW 小世界网络作为储备池的拓扑结构,以改善网络的泛化能力。INW-ESN 模型的状态更新方程为

$$\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{W}_{in}\mathbf{u}(k+1) + \mathbf{W}\mathbf{x}(k) + \mathbf{W}_{back}\mathbf{y}(k)) \quad (1)$$

其中: $f(\cdot)$ 为神经元的激励函数; $\mathbf{x}(k)$ 和 $\mathbf{y}(k)$ 分别为第 $k$ 时刻的状态向量和输出向量; $\mathbf{u}(k+1)$ 为第 $k+1$ 时刻的输入向量; $\mathbf{W}_{in}$ 、 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{W}_{back}$ 分别为输入连接权值矩阵、储备池内部连接权值矩阵和反馈连接权值矩阵。

INW-ESN 的输出方程为

$$\mathbf{y}(k+1) = f(\mathbf{W}_{out}(\mathbf{u}(k+1), \mathbf{x}(k+1), \mathbf{y}(k))) \quad (2)$$

其中: $\mathbf{W}_{out}$ 为输出权值矩阵。

INW-ESN 在训练及预测过程中仅改变 $\mathbf{W}_{out}$ ,其他权值矩阵固定不变,能够大大降低模型的训练量。

为了获得最佳的预测性能,要求储备池网络具备动态修正其自身拓扑结构的能力。但在 NW 小世界网络中,节点间的连接权值只能为 0 或 1,因此邻接矩阵中的元素或为 0 或为 1,属于确定性连接,导致其对自身结构的修正能力无法满足对非线性时变序列的预测需求。为此,笔者在 INW-ESN 模型中定义了 NW 小世界内部节点连接权值 $p$ 。 $p$ 的大小与节点间的距离有紧密联系,但是若单纯依靠该距离来定义 $p$ ,则会导致网络内部节点连接随机性的降低。为了同时融入距离与随机性对加边的影响,INW-ESN 模型中 $p$ 的定义式为

$$p = e^{-\lambda d} + (1 - e^{-\lambda d})\text{rand}(0,1) \quad (3)$$

其中: $p$ 的取值范围为 $0 \sim 1$ ; $d$ 为节点间的欧式距离; $\lambda$ 为调整参数。

通过分析可知, $p$ 主要由距离因子 $e^{-\lambda d}$ 和随机因子 $\text{rand}(0,1)$ 共同决定。当节点间距离越近时, $e^{-\lambda d}$ 越接近于 1, $(1 - e^{-\lambda d})$ 则趋近于 0,此时距离 $d$ 为 $p$ 的主要决定因素。当节点间距离越远时, $e^{-\lambda d}$ 越接近于 0, $(1 - e^{-\lambda d})$ 则趋近于 1,此时距离随机因子 $\text{rand}(0,1)$ 为 $p$ 的主要决定因素。

INW-ESN 内部的连接方式使得储备池能够根据输入序列的特点,动态改变自身拓扑结构,保证了储备池神经元的稀疏性,同时减少了随机连接的盲目性,初步改善了预测效果和网络的泛化能力。

利用建立 INW-ESN 基础预测模型,采用文献[19]提出的 Shannon 信息熵定义的离散余弦变换

(discrete cosine transform, 简称 DCT) 高阶奇异熵作为预测特征进行动态多步预测, 即每一步预测完成后, 选取部分输出结果作为该单步预测结果, 并以此对输入向量进行更新进行下一步预测。INW-ESN 基础模型的预测性能虽然得到了一定改善, 但由于信息源单一、缺乏多源信息的融合, 导致预测误差随预测—故障间距的增大而增加, 甚至出现预测失效的情况。为了降低远距离预测的误差, 需要将基础模型信息与性能退化模型信息进行融合, 以进一步提高预测精度。

## 2 基于 DSMT 的融合预测模型

### 2.1 液压泵性能退化模型

由于缺乏与一般规律信息的融合, 智能预测算法的改进效果是有限的, 且仅在预测起始点距离故障失效点较近时, 预测的改进效果才能得以体现。随着二者间距离的增加, 预测误差越来越大, 预测效果也不理想。为此, 引入一般化规律信息, 即液压泵性能退化模型信息, 与智能预测信息进行融合。

故障预测实际与性能退化过程息息相关, 根据液压泵的性能退化原理以及前期相关试验结论<sup>[2,3,19-20]</sup>, 液压泵的性能退化模型主要与性能指标初值、压力和转速有关, 为时间的指数函数。在液压泵性能退化过程中, 最直接的表现是容积效率的下降。因此, 以容积效率为性能参数, 建立液压泵性能退化双应力指数模型

$$\eta = \eta_0 - f_1(v, P) e^{f_2(v, P, v_0, P_0)t} \quad (4)$$

其中:  $\eta_0$  为容积效率初始值;  $f_1(v, P)$  为退化系数, 为转速  $v$  和压力  $P$  的正比例函数;  $f_2(v, P, v_0, P_0)$  为加速系数, 与转速  $v$ 、压力  $P$  以及额定转速  $v_0$  和额定压力  $P_0$  有关。

根据式(4)可以得到不同应力水平下, 容积效率与时间的函数关系, 即融合所需的模型信息。

### 2.2 DSMT 融合理论

设广义识别框架为  $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$  为非空有限集合, 通过对  $\Theta$  中元素的交和并运算, 产生超幂集  $D^\Theta$ , 则存在一组映射  $m: D^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , 满足

$$\begin{cases} \sum_{A \in D^\Theta} m(A) = 1 \\ m(\phi) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $m(A)$  为  $A$  在广义识别框架  $\Theta$  上的信度分配

函数。

设  $m_1, m_2, \dots, m_k$  为  $k$  个不同证据源提供的广义信度分配函数, 则 DSMT 的融合算法<sup>[14]</sup> 为

$$m(U) = \begin{cases} \sum_{A_1, \dots, A_k \in D^\Theta, \text{且 } A_1 \cap \dots \cap A_k = U} \prod_{i=1}^k m_i(A_i) \\ 0, U = \phi \end{cases} \quad (6)$$

式(5)表明, DSMT 能够保留矛盾焦元, 不需要将信度分配函数进行归一化, 使各证据的信度分配更具合理性。

### 2.3 融合预测模型

通过对 INW-ESN 基础预测模型的分析可知, 对每步预测值影响最大的是与之相邻的前几组数据。因此, 可以选取 INW-ESN 每一步预测点的前 3 个数据为参考, 建立融合预测模型。设  $t-3, t-2$  和  $t-1, 3$  个时刻所对应的特征曲线趋势共有  $S_1 = (1, 0, 0), S_2 = (0, 1, 0)$  和  $S_3 = (0, 0, 1)$  3 种趋势类别, 则任意 3 个相邻时刻的曲线趋势必然符合其中一种。定义性能退化模型结果为模型信息证据体, INW-ESN 预测结果为预测信息证据体, 参考信息证据体各自的广义信度分配值, 利用 DSMT 融合后的结果得到当前新的预测值。由于上述 3 种证据体中很可能存在冲突存在的情况, 为此在进行修正预测值时需要依据不同的融合规则。

规则 1: 若 3 个证据体不存在冲突信息时, 判定预测值与实际符合程度较高, 则不需要对当前预测点值进行融合更新。

规则 2: 若预测信息证据体存在冲突信息时, 判定预测值与实际符合程度较低, 则以模型信息为主, 参考信息为辅, 对预测点值进行融合更新。

规则 3: 若模型信息证据体存在冲突信息时, 判定模型值与实际符合程度较低, 则以预测信息为主, 参考信息为辅, 对预测点值进行融合更新。

规则 4: 若参考信息证据体存在冲突信息时, 判定预测值和模型值与实际符合程度均较低, 则以参考信息为主, 模型信息为辅, 对预测点值进行融合更新。

经过上述冲突处理规则, 可以有效地将模型与传感器信息相融合, 使预测曲线更贴近实际情况, 提高预测精度。具体步骤如下。

步骤 1: 初始化, 设定输入向量和输出向量的维数为  $N$ , 训练 INW-ESN 模型, 采用动态多步策略, 预测起点时刻为  $t$ , 每步迭代时间间隔  $\Delta t = 23 \text{ min}$ 。

步骤 2: 将训练好的 INW-ESN 模型, 输入向量向后更新一位, 即更新为训练样本的第  $2 \sim N$  组数

据和测试样本的第 1 组数据,对第 1 个预测点(时刻  $t_{p1}$ )进行预测,得到输出向量,选择第  $N$  个元素作为初始预测值  $x_p$ ,选取出第  $N-3 \sim N-1$  3 个元素作为预测信息证据  $\{x_{pN-3}, x_{pN-2}, x_{pN-1}\}$ 。

步骤 3:根据  $\{x_{pN-3}, x_{pN-2}, x_{pN-1}\}$  3 个元素时刻  $t_1, t_2, t_3$  相应的容积效率数值  $\eta_1, \eta_2, \eta_3$ ,利用双应力指数退化模型得到 3 个容积效率数值所对应的预测时刻  $t_1', t_2', t_3'$ ,估算第 1 个预测点对应的时刻  $t'_{p1} = t_3' + (t_3' - t_1')/2$ ,若  $t_{p1}' > t_{p1}$ ,表明该时刻模型信息与实际误差远高于初始预测值  $x_p$ ,则可在该预测点可忽略模型信息的影响,跳至步骤 6;否则,判定该预测点需要融合模型信息。

步骤 4:选取时刻  $t_1', t_2', t_3'$  所对应的样本数据  $\{x_{m1}, x_{m2}, x_{m3}\}$  作为模型信息证据,选取  $t_1, t_2, t_3$  时刻所对应的样本数据  $\{x_{r1}, x_{r2}, x_{r3}\}$  作为参考信息证据,分别对  $\{x_{pN-3}, x_{pN-2}, x_{pN-1}\}, \{x_{m1}, x_{m2}, x_{m3}\}$  和  $\{x_{r1}, x_{r2}, x_{r3}\}$  进行归一化处理,得到模型信息证据体、预测信息证据体、参考信息证据体的广义信度分配值,根据 DS<sub>m</sub>T 融合规则进行融合,得到融合结果  $\{p_1, p_2, p_3\}$ 。

步骤 5:假设  $\{p_1, p_2, p_3\}$  中最大元素为  $p_{\max}$ (对应的位置为  $n_{p\max}$ ),中间元素作为  $p_{\text{mid}}$ (对应的位置为  $n_{p\text{mid}}$ ),最小元素作为  $p_{\min}$ (对应的位置为  $n_{p\min}$ )。根据融合规则,将预测值  $x_p$  与  $t_1, t_2, t_3$  时刻的模型信息、预测信息以及实际信息进行融合,得到新的预测值  $x_{fp}$ 。

1) 若满足规则 1,则

$$x_{fp} = x_p \quad (7)$$

2) 若满足规则 2,则

$$x_{fp} = (1 - p_r - p_m - p_p)x_p + p_{\max}x_{m-n_m} + p_{\text{mid}}x_{r-n_r} + p_{\min}x_{p-n_p} \quad (8)$$

3) 若满足规则 3,则

$$x_{fp} = (1 - p_r - p_m - p_p)x_p + p_{\max}x_{p-n_p} + p_{\text{mid}}x_{r-n_r} + p_{\min}x_{m-n_m} \quad (9)$$

4) 若满足规则 4,则

$$x_{fp} = (1 - p_r - p_m - p_p)x_p + p_{\max}x_{r-n_r} + p_{\text{mid}}x_{m-n_m} + p_{\min}x_{p-n_p} \quad (10)$$

步骤 6:将  $x_{fp}$  作为第 1 点预测值,判定是否满足失效阈值条件,若不满足,则更新输入向量以及样本向量,并将  $x_{fp}$  作为  $t_{p1}$  时刻的输出值和参考值,跳至步骤 1;若满足条件,则根据运行步数输出终止时所对应的时刻  $t + \Delta tN_{\text{step}}$ ,即剩余使用寿命(remaining useful life, 简称 RUL)为  $\Delta tN_{\text{step}}$ 。

### 3 试验数据验证

#### 3.1 液压泵试验数据的采集

为了获取真实可靠的数据,笔者在液压泵寿命试验台进行液压泵退化试验。考虑液压泵退化周期过长,为了提高试验效率,设定在压力为 28.3MPa,转速为 2780 r/min 的条件下,对一台崭新的 L10VSO28DFR 型液压泵进行退化试验。如图 2 所示,分别在泵端盖  $x, y, z$  3 个方向安装型号为 603C01 的振动加速度传感器采集并存储振动信号。采样频率为 5.2kHz,采样时间为 10s,采样间隔为 23min,试验过程中的操作界面如图 3 所示。

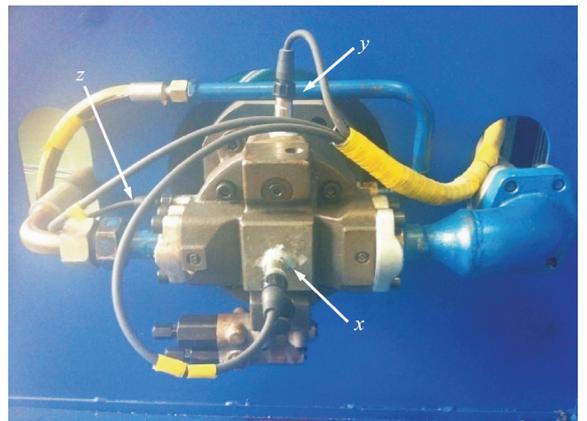


图 2 3 个方向振动传感器的安装

Fig. 2 Installation of three-dimensional sensors

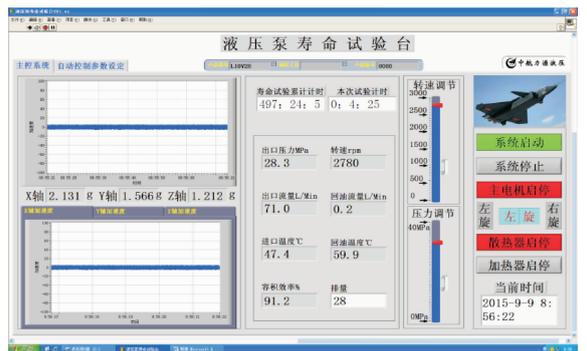


图 3 试验操作界面视图

Fig. 3 Operation interface

试验设备操控系统以容积效率  $\eta \leq 80\%$  作为系统自动停机的判定条件。在实际加速退化试验中,进行到 37 214 min 时,  $\eta = 80\%$ ,系统判定泵失效,自动停机。经拆解发现其发生了严重的单松靴故障,如图 4 所示。



图 4 松靴故障

Fig. 4 Failure of loose slipper

### 3.2 试验结果与分析

对采集的液压泵全寿命数据进行整理,得到 1 619 组样本,利用文献[19]的方法分别提取每组样本所对应的 DCT 高阶奇异熵 (high-order singular spectrum entropy, 简称 HSSE), 对其进行归一化处理。如图 5 所示, 根据故障机理, 可将 HSSE 的整个变化过程划分为不同阶段, HSSE 为无量纲单位。1 个时间点为 23 min。

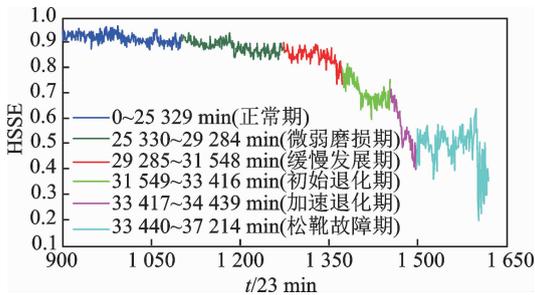


图 5 退化过程各阶段所对应的 HSSE

Fig. 5 HSSE of various degradation stages

通过分析可知, 在 0~25 329 min, 即第 1 101 组样本之前, 为正常阶段, 容积效率大于 95%, 此时 HSSE 变化非常微弱, 且相对稳定。在 25 330~29 284 min, 即 1 102~1 273 组样本之间为微弱磨损期 ( $F_1$ ), 容积效率介于 93%~95%, 在这个阶段中, 液压泵内摩擦副在加速应力条件下长时间摩擦, 已经开始出现轻微的磨损征兆, 因此 HSSE 呈现微弱的下降趋势。在 29 285~31 548 min, 即 1 274~1 372 组样本之间为缓慢发展期 ( $F_2$ ), 容积效率介于 91%~93%, 在这个阶段随着试验时间的累积, 摩擦副间的磨损不断加重, HSSE 的下降速度开始提高。在 31 549~33 416 min, 即 1 373~1 453 组样本之间

为初始退化期 ( $F_3$ ), 容积效率介于 88%~91%, 随着磨损的加重, 关键摩擦副间已经开始出现了故障模式的征兆, HSSE 呈现明显的加速变化, 然后趋于相对平稳的变化。在 33 417~34 439 min, 即 1 454~1 497 组样本之间为加速退化期 ( $F_4$ ), 容积效率介于 86%~88%, 随着摩擦副元件间的力矩系数增大, 油膜变薄, 配合间隙变大, 造成液压油的外泄, 性能参数变化加剧, HSSE 再次出现加速下降的趋势并伴随一定程度的震荡, 逐渐达到失效状态。在 34 440~37 214 min, 即 1 498~1 619 组样本之间为松靴故障期 ( $F_5$ ), 此时容积效率已经低于 86%, 泵处于完全失效状态, 在工程应用中达到报废标准。在这个阶段, 液压油中的金属颗粒会进入滑靴靴帽和柱塞球头的配合间隙中, 急剧加快滑靴靴帽和柱塞球头间的磨损, 导致二者配合间隙不断增大, 此时泵已无法正常工作, 达到报废标准, HSSE 呈现剧烈的震荡, 并随着松靴程度的加剧而出现短时间大范围变化的情况。因此, 提取的 HSSE 特征能较客观地反映液压泵全寿命阶段性能退化情况。笔者以 HSSE 作为预测序列, 对所提预测方法进行验证。

#### 3.2.1 基于 INW-ESN 基础模型的预测

如图 6 所示, 选取  $F_3$  阶段对 INW-ESN 基础模型进行训练, 利用果蝇优化算法<sup>[21]</sup> (fruit fly optimization algorithm, 简称 FOA) 得到优化后的参数为储备池规模  $EN=30$ , 内部连接矩阵谱半径  $ER=0.5$ 。预测区间设定为  $F_4$  阶段, 即预测起始点为第 1 454 组样本, 以第 1 497 组样本所对应的 HSSE = 0.395 4 作为判定故障的阈值, 采用动态多步预测策略共进行 42 步预测后满足阈值条件, 即预测的  $RUL=41 \times 23 \text{ min}$ 。预测结果如图 7 所示。

从图 7 可以看出, 笔者提出 INW-ESN 预测结果能够相对较好地贴近真实曲线的变化情况, 误差相对较小, 且在第 1 495 样本处满足阈值条件, 判定为故障发生, 误差仅为 2 个时间点, 即 46 min。为了更好地对比分析笔者所提方法的优势, 采用相同

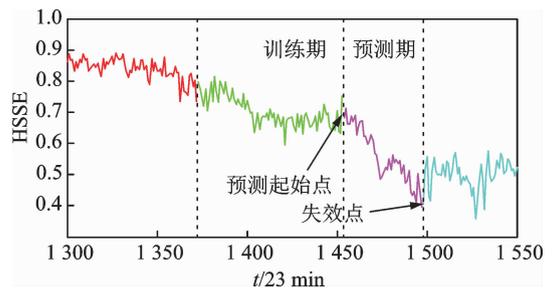


图 6 分析区间的选取

Fig. 6 Selection of the analyzing range

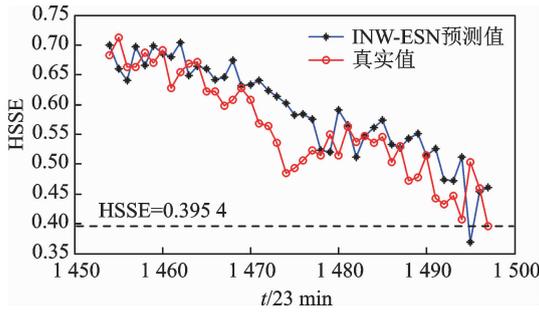


图 7 INW-ESN 基础预测模型结果

Fig. 7 Result of INW-ESN fundamental predicting model

的训练与预测区间,分别利用 INW-ESN 静态预测、传统 ESN 动态预测以及 ELM 动态预测,结果如图 8~10 所示。

通过分析可知,图 8 采用的是静态 INW-ESN 预测,即每次预测后并不对输入向量进行动态更新。因此,预测结果与实际值偏差较大,预测效果远远不

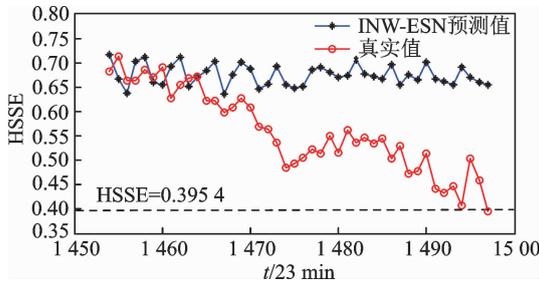


图 8 静态 INW-ESN 预测结果

Fig. 8 Result of INW-ESN static predicting

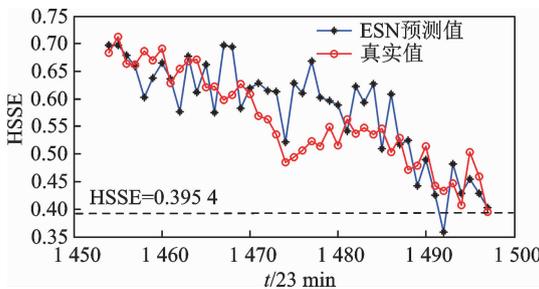


图 9 传统 ESN 动态预测结果

Fig. 9 Result of traditional ESN dynamic predicting

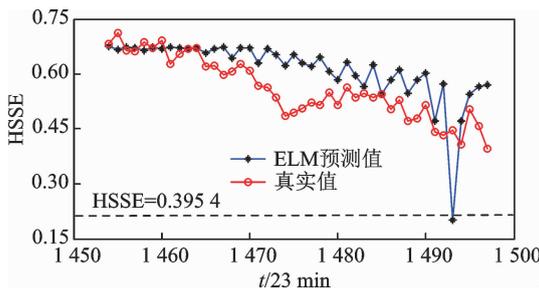


图 10 ELM 动态预测结果

Fig. 10 Result of ELM dynamic predicting

如动态预测算法,利用现有数据无法判定故障时间。图 9 为传统 ESN 的预测结果。由于受到储备池内部稀疏连接方式的影响,预测结果与实际值仍存在一定的偏差,且在第 1 492 组样本处满足阈值条件,误差为 5 个时间点,即 115 min。图 10 为 ELM 的预测结果。由于摒弃了梯度下降的迭代调整策略,学习速度快、全局搜索能力强,但是由于 ELM 输入权值向量和隐层节点阈值的随机选择,导致在第 1 493 组样本即满足了阈值条件,误差为 4 个时间点,即 92 min。

通过分析可知,针对当前的分析区间,即预测点距离失效点间隔为  $43 \times 23$  min 时,笔者构建的 INW-ESN 基础预测模型能够较好地实现对 RUL 的预测,且预测精度优于传统 ESN 与 ELM 算法。但是,由于智能算法固有的缺陷,INW-ESN 进行预测的依据为振动信号提取的特征,根源即为传感器信息,这种预测最大的弊端就是随着预测点与失效点间隔的增加,误差显著增大,甚至会出现方法失效的情况。为了对上述问题进行具体说明,重新选取分析区间,在图 8 选取的预测区间基础上,分别将预测起始点提前 20,40 和 80 个数据点,并对训练区间作相应的调整,仍采用 INW-ESN 进行动态多步预测,结果如图 11~13 所示。

图 11 为预测起始点提前 20 个数据点的情况,即预测区间为 1 434~1 497 样本,INW-ESN 基本能反映真实曲线的大致走势,在第 1 496 组样本处,预测值比较接近失效阈值。图 12 为预测起始点提

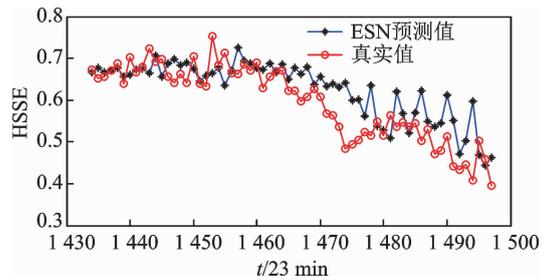


图 11 预测起始点提前 20 个数据点

Fig. 11 Result of the start point ahead of 20 points

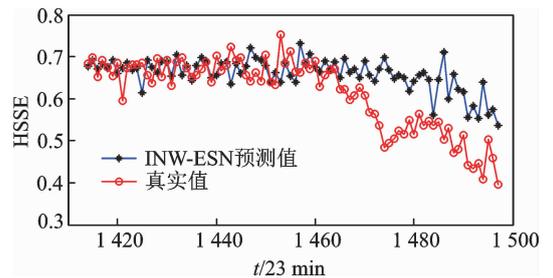


图 12 预测起始点提前 40 个数据点

Fig. 12 Result of the start point ahead of 40 points

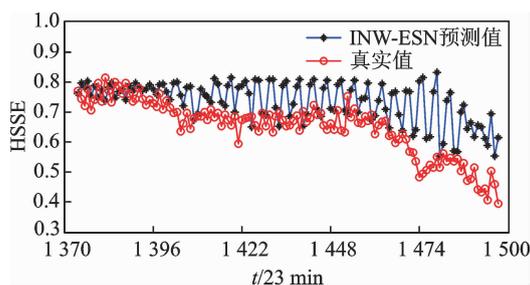


图13 预测起始点提前80个数据点

Fig. 13 Result of the start point ahead of 80 points

前40个数据点的情况,即预测区间为1414~1497样本,INW-ESN预测曲线与真实曲线的走势已经出现了明显偏差,在现有区间内不能达到失效阈值,无法估算出RUL的值,且误差与图7相比有了明显增加。图13为预测起始点提前80个数据点的情况,即预测区间为1374~1497样本,INW-ESN预测曲线与真实曲线偏离程度非常大,尤其是在预测的后半段已无法反映真实的退化情况。通过上述分析可知,随着预测点与失效点间距的加大,INW-ESN基础模型的预测性能明显下降,误差明显增大,甚至出现预测失效,因此需要融合性能退化模型信息,以改善预测精度。

### 3.2.2 基于DSmT融合模型的预测

仍采用将预测起始点提前20,40和80个数据点的数据,利用前面的融合预测步骤对INW-ESN基础模型预测信息以及液压泵性能退化模型信息进行融合,结果如图14~16所示。

图14~16分别为采用DSmT融合预测模型对预测起始点提前20,40和80个数据点的预测效果。与图11~13相比,由于采用DSmT对性能退化模型信息以及INW-ESN的预测信息进行了有效融合,预测效果得到了明显改善,且3种情况下均能达到失效阈值条件,RUL预测误差分别为23,46和115min,较基础模型而言进一步改善了预测性能,降低了远距离预测的误差,有效提高了预测精度。

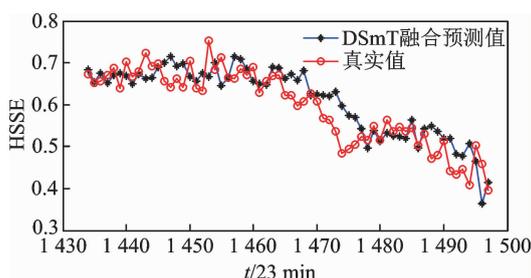


图14 预测起始点提前20个数据点

Fig. 14 Result of the start point ahead of 20 points

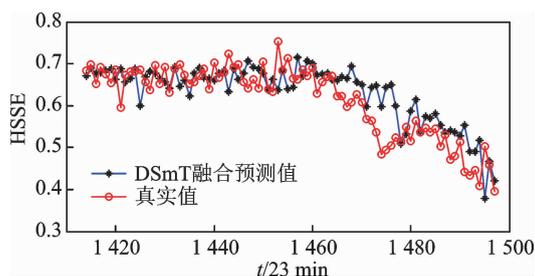


图15 预测起始点提前40个数据点

Fig. 15 Result of the start point ahead of 40 points

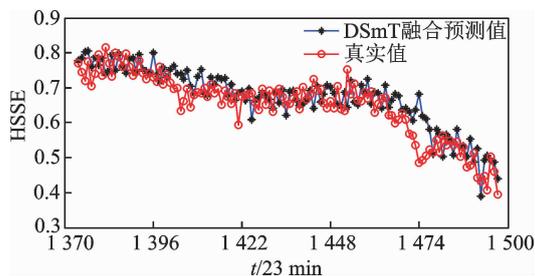


图16 预测起始点提前80个数据点

Fig. 16 Result of the start point ahead of 80 points

## 4 结论

1) 建立的INW-ESN基础预测模型解决了因稀疏随机连接带来的指导性和目的性差的问题,初步改善了网络泛化能力与预测性能。

2) 建立的基于DSmT的融合预测模型实现了对模型与传感器信息的有效融合,进一步改善了预测效果,降低了远距离预测的误差,提高了预测精度。

3) 通过对液压泵全寿命试验数据的应用分析表明,提出的方法能够有效实现液压泵故障预测且具有较高的预测精度,能够较好地满足视情维修的需要。

## 参 考 文 献

- [1] Ahmad R, Kamaruddin S. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application[J]. Computers & Industrial Engineering, 2012, 63(1): 135-149.
- [2] 邵延君, 潘宏侠, 马春茂, 等. 基于新陈代谢组合模型的装备故障预测[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(2): 359-362.  
Shao Yanjun, Pan Hongxia, Ma Chunmao, et al. Analysis of equipment fault prediction based on the metabolism combined model[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(2): 359-362. (in Chinese)

- [3] Sun Jian, Li Hongru, Xu Baohua. The morphological undecimated wavelet decomposition-discrete cosine transform composite spectrum fusion algorithm and its application on hydraulic pumps [J]. *Measurement*, 2016, 94: 794-805.
- [4] Lü Shuran, Lü Shujin. Applying BP neural network model to forecast peak velocity of blasting ground vibration[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 26: 257-263.
- [5] Yang Liming, Zhang Siyun. A sparse extreme learning machine framework by continuous optimization algorithms and its application in pattern recognition[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 53: 176-189.
- [6] Scardapane S, Wang D, Panella M. A decentralized training algorithm for echo state networks in distributed big data applications[J]. *Neural Networks*, 2016, 78: 65-74.
- [7] 彭基伟, 吕文华, 行鸿彦, 等. 基于改进 GA-BP 神经网络的湿度传感器的温度补偿[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(1): 153-160.  
Peng Jiwei, Lü Wenhua, Xing Hongyan, et al. Temperature compensation for humidity sensor based on improved GA-BP neural network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(1): 153-160. (in Chinese)
- [8] Ren Chao, An Ning, Wang Jianzhou, et al. Optimal parameters selection for BP neural network based on particle swarm optimization: a case study of wind speed forecasting [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2014, 56: 226-239.
- [9] 严峰, 陈晓, 王新民, 等. 改进的离散小波-优化极限学习机在倾转旋翼机故障诊断中的应用[J]. *兵工学报*, 2014, 35(11): 1914-1921.  
Yan Feng, Chen Xiao, Wang Xinmin, et al. Fault diagnosis of tiltrotor aircraft via improved discrete wavelet-OMELM[J]. *Acta Armamentarii*, 2014, 35(11): 1914-1921. (in Chinese)
- [10] Wang Xinying, Han Min. Online sequential extreme learning machine with kernels for nonstationary time series prediction[J]. *Neurocomputing*, 2014, 145: 90-97.
- [11] 李丁园, 刘富, 乔俊飞. 一种基于脑网络的分层模块化回声状态网络[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(22): 128-134.  
Li Dingyuan, Liu Fu, Qiao Junfei. A hierarchical modular echo state network based on brain networks [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(22): 128-134. (in Chinese)
- [12] 彭宇, 王建民, 彭喜元. 基于回声状态网络的时间序列预测方法研究[J]. *电子学报*, 2010, 38(2A): 148-154.  
Peng Yu, Wang Jianmin, Peng Xiuyan. Research on time series prediction with echo state networks[J]. *ACTA Electronica Sinica*, 2010, 38(2A): 148-154. (in Chinese)
- [13] Noah E F. Spine segments in small world networks [J]. *Social Networks*, 2011, 33(1): 88-97.
- [14] Smarandache F, Dezert J. Advances and applications of DSMT for information fusion[M]. New Mexico: American Research Press, 2004: 116-119.
- [15] Danil K, Johannes L, Martin V B. Balanced echo state networks[J]. *Neural Networks*, 2012, 36: 35-45.
- [16] Jaeger H, Hass H. Harnessing nonlinearity: predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication[J]. *Science*, 2004, 304(5667): 78-80.
- [17] Zhou Guangye, Li Chengren, Li Tingting, et al. Outer synchronization investigation between WS and NW small-world networks with difference node numbers [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2016, 457: 506-513.
- [18] Quan Hongjun, Zhu Changyong. Behaviors of imitated agents in an evolutionary minority game on NW small world networks[J]. *Physics Procedia*, 2010, 13(5): 1741-1745.
- [19] 孙健, 李洪儒, 王卫国, 等. 基于形态非抽样融合与 DCT 高阶奇异熵的液压泵退化特征提取[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(22): 54-61.  
Sun Jian, Li Hongru, Wang Weiguo, et al. Degradation feature extraction of hydraulic pump based on morphological undecimated decomposition fusion and DCT high order singular entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(22): 54-61. (in Chinese)
- [20] Sun Jian, Li Hongru, Xu Baohua. Degradation feature extraction of the hydraulic pump based on high-frequency harmonic local characteristic-scale decomposition sub-signal separation and discrete cosine transform high-order singular entropy[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2016, 8(7): 1-12.
- [21] Pan W. A new fruit fly optimization algorithm: tackling the financial distress model as an example[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2012, 26: 69-74.



**第一作者简介:** 王浩天,男,1989年2月生,博士生。主要研究方向为人工智能算法、装备故障诊断与预测。曾发表《基于遗传 BP 网络的模拟电路故障诊断》(《机械科学与技术》2014年第33卷第12期)等论文。

E-mail: oec\_wht@126.com