

基于神经网络的球轴承剩余寿命预测*

奚立峰¹ 黄润青¹ 李兴林² 刘中鸿³ 李杰⁴

(1. 上海交通大学机械与动力工程学院 上海 200030;

2. 杭州轴承试验研究中心 杭州 310022;

3. 普度大学工业工程学院 西拉菲亚特 47907 美国;

4. 辛辛纳提大学工学院 辛辛纳提 45221 美国)

摘要: 针对球轴承的剩余寿命预测问题, 基于自组织映射(Self organizing map, SOM)和反向传播 (Back propagation, BP)两种神经网络, 提出一套新的预测球轴承剩余寿命的方法体系。深入对比分析几种不同轴承衰退指标的优缺点, 利用三套时间域衰退指标和三套频率域衰退指标, 包括一套新设计的指标, 训练自组织映射神经网络。将源自于 SOM 的最小量化误差(Minimum quantization error, MQE)作为新的衰退指标, 建立一套轴承性能数据库。针对球轴承衰退期, 训练一套 BP 神经网络, 根据权值计算失效时间技术, 成功开发一套剩余寿命预测模型。结果表明, 该方案远优于业界常用的 L10 寿命估计。

关键词: 自组织映射 神经网络 球轴承 预测模型 剩余寿命

中图分类号: TH 133.1

0 前言

轴承在机械领域中应用非常广泛, 尤其是对于旋转机械^[1]。尽早发现轴承的缺陷, 可阻止不可预知的轴承失效, 从而避免设备损坏, 降低生产损失和人员伤亡。为合理安排轴承的性能检查和替换维护, 也需要有效预测轴承的剩余寿命。

长期以来, 轴承的振动信号分析都是轴承状态监测技术中最有效的方法^[2]。过去的研究主要从故障诊断的观点出发, 包括利用模糊逻辑方法对轴承状态和故障模式进行分类, 利用神经网络技术或小波方法去探测故障, 利用统计参数(例如方均根值(Root mean square, RMS)、峭度系数或者峰度因子等)的变化趋势对轴承的缺陷进行建模等。

为降低成本和优化维修安排, 预测性维护日渐成为现代工业中一个有效维护战略^[1]。其重点研究设备性能衰退监测和评估, 基于此, 进一步实现设备故障的提前预测并阻止设备失效^[3]。为此, 需要三个关键步骤: ① 及时探测到设备的早期缺陷。② 准确评估并连续追踪设备或系统的性能。③ 有效预测设备或系统的剩余有用寿命和可能的失效模式^[1]。其中, 估计剩余寿命最重要, 因为剩余寿命将直接用作维护策略的决策变量。

为有效预测球轴承的剩余寿命, 亟待解决以下

两个关键问题。

(1) 如何建立合适的性能衰退指标? 文献[4]选用振动信号时域上的 RMS 和峭度系数, 文献[2]则选用了缺陷频率和其前六个谐波的均值作为推力球轴承的衰退指标。但是, 进一步研究发现: 这些指标要么对轴承早期缺陷敏感度不够, 要么不适合高度强化试验条件下的深沟球轴承。实际上, 即使选用不同振动特征, 每个特征通常也只在某个阶段对某种缺陷有效。而有效的性能衰退评估应该能够充分利用多种信息特征^[1], 其不但能捕捉轴承在其运行期间不同阶段经历的内在性能变化, 而且还要在实际应用中易于获取^[2]。

(2) 如何建立更有效的寿命预测模型? 文献[2]开发了几种神经网络模型, 包括“权值计算失效时间法”(Weight application to failure times, WAFT)等。这些模型可以在推力球轴承服务期的任意时刻预测轴承失效时间, 而且预测效果理想。然而, 文献[2]将预测界定在轴承的全寿命周期, 考虑本文试验选用的是高度强化试验下的深沟球轴承, 试验中的轴承寿命离散度非常大, 例如, 试验中的 14 个轴承, 最长的轴承寿命大约是最短寿命的 593 倍, 这种状况下, 对整个寿命进行建模预测, 既不现实, 意义也不大。

作者开发了一套研究球轴承寿命的集成方案, 该方案针对强化试验下轴承从试验开始到最终失效的整个过程(图 1), 将最小量化误差(Minimum quantization error, MQE)指标^[1]作为轴承性能衰退指标。针对轴承的衰退期, 基于神经网络和 WAFT 预

* 国家自然科学基金资助项目(50128504, 50405016)。20061020 收到初稿, 20070518 收到修改稿

测技术,成功开发了一套球轴承剩余寿命预测模型。

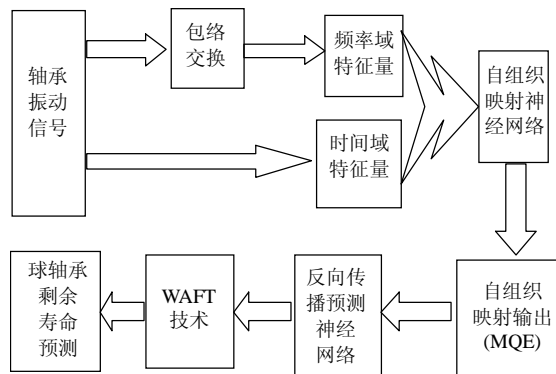


图1 研究方案整体流程图

1 基于自组织映射的性能衰退评估

1.1 选择合适的衰退指标

在对寿命预测建模之前,设计一个合适的能真实反映轴承衰退演化的衰退指标至关重要,如图2所示。

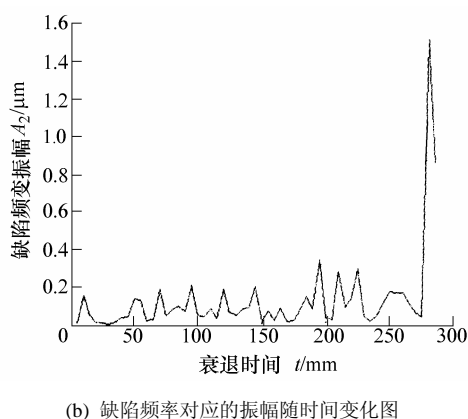
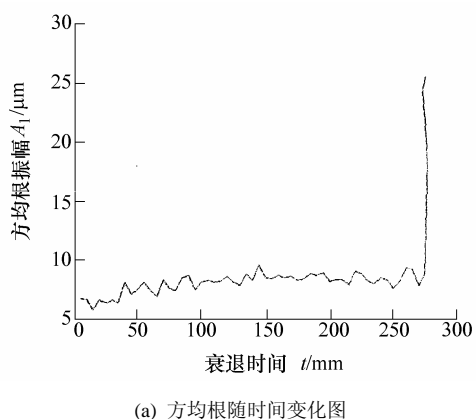


图2 轴承内圈缺陷后期两种不同衰退特征变化曲线

第一个考虑的衰退指标是时间域上的方均根信号。然而,对于球轴承,方均根在探测轴承早期缺陷时,敏感性很低^[1]。如图2a所示。

第二个衰退信号主要考虑缺陷频率和其前6个

谐波的均值^[2]。然而,对于试验环境为高度强化试验的深沟球轴承,有以下特殊之处。

(1) 轴承缺陷比文献[2]所用的推力球轴承更复杂。在强化试验条件下,由于深沟球轴承间隙,频率调制现象非常突出。图3为不同缺陷对应的包络信号频谱图(轴承失效前15 min)。对于文中试验选定的6308型轴承,外圈缺陷频率大约是205 Hz,球缺陷频率274 Hz,内圈缺陷频率328 Hz,轴的旋转频率为4 000 r/min = 66.7 Hz。从图3可以观察到外圈缺陷具有较明显的频率分布,而球缺陷或内圈缺陷时,明显观察到球或内圈缺陷频率被轴的旋转频率严重调制。这直接造成缺陷频率的难以区分。

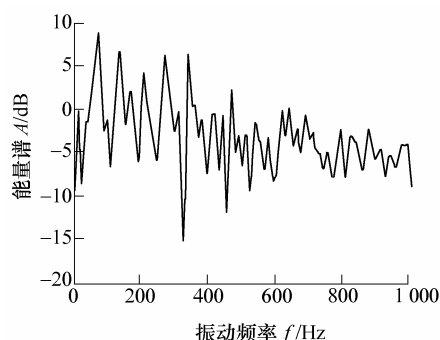
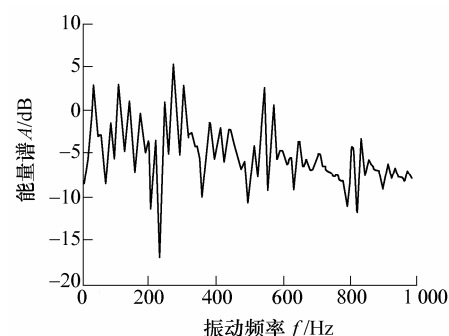
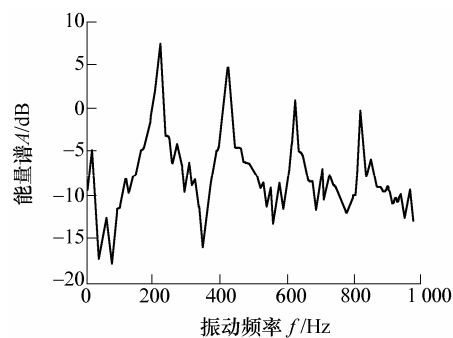


图3 不同缺陷对应的包络信号频谱图(轴承失效前15 min)

需说明的是:由于轴承保持架缺陷不常见,比如本文的试验中就没有观察到保持架缺陷,杭州轴承试验研究中心的长期试验历史数据也证实了这一

点, 因此, 文中没有考虑轴承保持架缺陷。

(2) 确定合理的失效临界点非常困难。参照图 2b, 图中曲线右端临近失效时突然显著下降。实际试验中, 由于轴承滚动体滚动, 新生成裂纹缺陷的边沿会渐渐被磨得圆滑; 因此, 缺陷和滚动体之间的振动强度会很快降低^[5]。其带来的一个直接后果就是缺陷频率的振幅强度会在轴承彻底失效前的一段时间内显著下降, 这种趋势可以从图 2b 明显观察到。此时定义一个合理的失效临界点无疑很困难。

(3) 不同缺陷的振动信号变化趋势一致性很差, 这可以通过图 3a 和图 3c 间接反映。图 3a 中在最终失效前 15 min 时的外圈缺陷频率的振幅波峰大约为 7.5 dB, 而图 3c 中在最终失效前 15 min 时的内圈缺陷频率的振幅波峰大约为 -0.25 dB, 相差非常悬殊。而寿命预测模型选取的指标最好能在任何缺陷下, 都能具有较一致的表现。

鉴于此, 本文没有按照文献[2]选用缺陷频率和其前 6 个谐波的均值作为衰退性能指标。

研究还证实: 通常每一个特征指标只对特定阶段特定缺陷有效。然而一个好的性能评估方法应能充分利用多重特征信息。为此, 有必要开发一种新的性能指标。根据文献[1], 源自于自组织映射(Self organizing map, SOM)的 MQE 指标可很好地处理轴承状态评估。

1.2 自组织映射理论

KOHONEN^[6]最早提出了自组织映射神经网络概念。自组织映射的学习过程有别于(Back propagation, BP)网络, 其不需要提前给定任何目标输出, 可以不必知道输入矢量的类型关系^[7]。当输入矢量输入到网络后, 网络利用随机选取的权值进行计算, 并找到获胜神经元, 然后调整权值, 用收缩领域和学习因子(随时间而收缩)的办法, 最终使权值形成一组能映射输入的数据, 当网络自组织形成时训练就结束。

SOM 的图元, 或者说神经元, 通常会形成一个二维规则单元格。SOM 的每个图元 i 由一 n 维矢量 $\mathbf{m}_i=(m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{in})^T$ 表达, 其中 n 是输入矢量的维数。邻近的图元根据某种邻居关系相连, 这种邻居关系指示着神经图的拓扑关系, 或者结构关系。一般选用矩形或者六边形拓扑关系。

将输入数据正规化后, 反复训练 SOM。每训练一步, 随机选择输入矢量中的一个样本 X , 然后计算该样本 X 和所有 SOM 的权值矢量间的距离。最相配的单元(Best matching unit, BMU)就是权值矢量与 X 最接近的单元。在 BMU 被确定后, BMU 的权值矢量以及它的拓扑关系邻居将及时更新。学习规

则如下

$$\mathbf{m}_i(t+1)=\mathbf{m}_i(t)+a(t)h(\mathbf{n}_{\text{BMU}}, n_i, t)[X-\mathbf{m}_i(t)] \quad (1)$$

式中 $h(\cdot)$ ——邻居函数

$a(t)$ ——学习率, 在(0,1)区间内递减

学习过程结束, 权值矢量按照它们在输入空间中的距离进行分类。

SOM 可以用于探测物理现象的内在属性, 借助于合适的可视化技术^[8], SOM 是一种将状态空间结构可视化再现的强有力工具, 其逐渐成为可视化再现系统行为的高效工具以及状态监测、系统性能衰退探测的有效工具。关于 SOM 进一步的阅读可参阅有关文献, 本文不再赘述。

1.3 量化误差法

大多数情况, 失效模式数据非常难以准确采集, 而正常状态数据往往可以方便且准确地获取, 所以缺陷探测可以基于偏离正常特征空间的量化误差。首先, 用正常状态的数据训练 SOM, 然后将特征矢量与所有图元中的权值矢量作比较, 若最小误差超过了预设临界点, 则表示可能已是缺陷状态。借助于当前状态偏离正常运行状态的距离, 可以设计新的量化衰退指标。

通过将新获取的测量数据输入到正常数据训练过的 SOM 神经网络, 计算其最小量化误差, 该误差就可以作为一种新的量化衰退评估指标。BMU 和输入数据之间的距离实际上表明了输入数据偏离正常状态的距离。因此, 定义最小量化误差 MQE

$$M_{\text{MQE}}=\|D-\mathbf{m}_{\text{BMU}}\| \quad (2)$$

式中 M_{MQE} ——MQE 值

D ——输入矢量

\mathbf{m}_{BMU} ——BMU 的权值矢量

通过追踪 MQE 值, 可以定量描述设备的性能衰退。

2 神经网络衰退模型

2.1 构建衰退数据库

本研究共测试了 14 个球轴承。试验轴承编号依次为 1~5, 11~15, 和 21~24。所有试验信息集成到轴承试验信息数据库中。

处理数据之前, 必须明确定义衰退起始点和失效临界点、缺陷和失效、正常期和衰退期等概念。

一般来说, 试验轴承刚开始采集的信号数据非常不稳定, 过一段时间后, 信号就进入了一段较长的平稳期, 对应轴承的正常生命期。考虑到这种情况, 定义 10 个检验轴承在试验开始 10 min 后的最大 MQE 振幅为衰退起始点; 类似, 试验轴承在试

验最后阶段,采集的振动信号数据也非常不稳定。为此,定义 10 个检验轴承在试验结束 10 min 前的最小 MQE 振幅为失效临界点。

对于本文试验,衰退起始点为 0.5 MQE 振幅单位,失效临界点为 6.0 MQE 振幅单位。

在衰退起始点出现后,即认为轴承有缺陷了,此时一般对应轴承某个部位出现剥落、裂纹等;达到失效临界点,即认为轴承失效,一般对应轴承某个部位严重缺陷,轴承不能发挥原本设计时的功能。

衰退起始点出现之前,为正常期;介于衰退起始点和失效临界点之间的部分为衰退期。例如,时间段 t_7 被划分为 t_7' 和 t_7'' 两部分,前者表示最大 MQE 振幅小于 0.5 单位,属于正常期;后者表示最大振幅介于 0.5 和 6.0 振幅单位之间,为衰退期。

2.2 神经网络建模

神经网络是由一组被称为神经元的彼此相关单元共同组成的数据处理系统。训练时,网络权值按照学习过程类型不断调整。神经网络又分为有监督过程和无监督过程。无监督类型常用到轴承缺陷分类上^[7,9]。SOM 神经网络就是一种无监督学习过程。在寿命预测建模中,本文选用前馈后向传播神经网络来确定轴承状态,其属于有监督学习神经网络。

寿命预测中,一般而言,研究剩余寿命比研究已经消耗的使用寿命更有价值。因此,时间段 t_1'', t_2'' 等是本文寿命预测中重点研究区域。

衰退数据库划分为两部分,训练部分 T 和验证部分 V 。前 10 个轴承振动数据用作训练,后 4 个轴承则用于验证。为便于介绍,下面预测模型中的轴承按失效顺序重新编号,第一个失效的轴承编号 B_1 ,依此类推。

用第 i 个轴承, $B_i \in T, i=1, \dots, M$ (这里 $M=10$), 分别训练 BP 神经网络,每一个神经网络称之为 F_i (10 个训练轴承,每个轴承对应一个神经网络)。

由于轴承衰退时间各不相同,考虑到输入统一性,需要对衰退期数据插值。首先,对每一个轴承定义 100 个插值点,然后将新生成的 100 个插值数据点作为 F_i 的输入,该网络的输出为 100 个元素组成的矢量,即 B_i 在相应采样点 $(T_1, T_2, \dots, T_{100})$ 由 F_i 计算出的运行时间,然后每一个 F_i 和 B_i 的衰退时间 t_i'' 关联,从而这 10 个 F_i 和一个矢量关联,该矢量包含 10 个训练轴承的实际衰退时间 $(t_1'', t_2'', \dots, t_i'', \dots, t_{10}'')$ 。

考虑验证轴承,假设轴承 $B_k \in V$ 现场运行, $k=M+1, \dots, N$ ($N=14$)。假定该轴承运转时间已知,并且 MQE 大小总可以监测。若某时 MQE 值没有

超过 0.5 单位,则意味着轴承状态正常,不需要在此时做任何寿命预测;一旦 MQE 超过 0.5 单位,则意味着轴承性能开始衰退,此时轴承的失效时间可以预测;如果 MQE 值超过 6.0 单位振幅,则意味着轴承已经完全失效。

为计算该轴承在其衰退期任意时刻的失效时间,例如某个时间点 n ,输入此时的 MQE 振幅 A_k^n 到每个训练好的 F_i ,可以输出一个预测衰退时间 t_i^n ,对应 B_k 的输入序列,可得 $(t_1^n, t_2^n, \dots, t_i^n, \dots, t_{10}^n)$ 一系列值。下一步将利用这套输出数据推导一套权值。

2.3 权值计算失效时间法

文献[2]开发了一套轴承寿命预测方案,称为 WAFT。WAFT 技术既容易实现,预测效果也非常突出。其结构如 WAFT 技术示意图(图 4)所示。

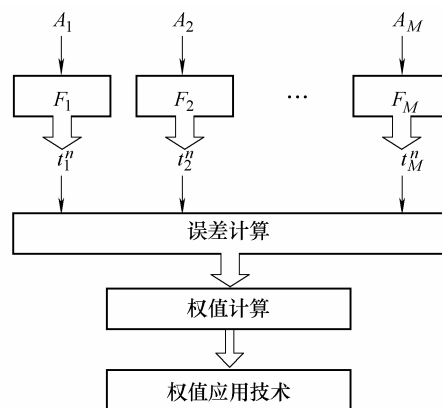


图 4 WAFT 技术示意图

图 4 中, F_M 表示第 M 个 BP 神经网络, A_M 为该网络输入值,文中对应 MQE 幅值, t_M^n 为该网络输出,对应 n 时刻。其余类推。

基于 F_i 的轴承衰退预测时间和真实轴承衰退时间之间的差值,可以方便地计算权值大小。假定监测的 MQE 值超过了 0.5,设 B_k 从开始衰退到预测时刻 n 的真实衰退时间为 p_k^n ,而 F_{N_i} 网络的输出为 t_i^n 。与 B_k 有关的 F_{N_i} 的预测方差 $e_{ik}^n = (t_i^n - p_k^n)^2$ 。因此,在预测位置第 n 个时刻,可以求出与 10 个神经网络有关的误差矢量 $(e_{1k}^n, e_{2k}^n, \dots, e_{10k}^n)$ 。为进一步计算权值,在 B_k 的第 n 个采样时刻与 F_i 有关的权值记为 W_i^n

$$W_i^n = \frac{\left(\sum_{i=1}^{10} e_{ik}^n \right)}{e_{ik}^n} \bigg/ \sum_{i=1}^{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^{10} e_{ik}^n}{e_{ik}^n} \right) \quad (3)$$

因此得到权值矢量 $(W_1^n, W_2^n, \dots, W_j^n, \dots, W_{10}^n)$,该矢量将小误差和大权值关联起来。权值和等于 1。

随后将这些权值按 WAFT 方案用于寿命预测。

最终的衰退预测寿命等于与 10 个神经网络有关的失效时间加权和

$$t_k^n = \sum_{i=1}^{10} W_i^n t_i^n \quad (4)$$

从而，轴承 B_k 在预测时刻位置 n 到最终失效时刻的剩余有效寿命 t_k^{RUL} 为

$$t_k^{RUL} = t_k^n - p_k^n = \sum_{i=1}^{10} W_i^n t_i^n - p_k^n \quad (5)$$

3 应用结果与比较

3.1 自组织映射的应用

用 2 号轴承数据训练 SOM，该轴承为外圈缺陷。由 6 个时域和频域的参数指标构成输入模式空间，包括三个时间域 RMS、峭度因子和峰值因子，以及频率域包络信号 RMS 和峰值因子，此外，不同于文献[1]，本文定义了一个新的来自于包络信号的特征量，称为最大缺陷频率和均值的能量比(Power ratio of maximal defective frequency to mean, PMM)，有如下公式

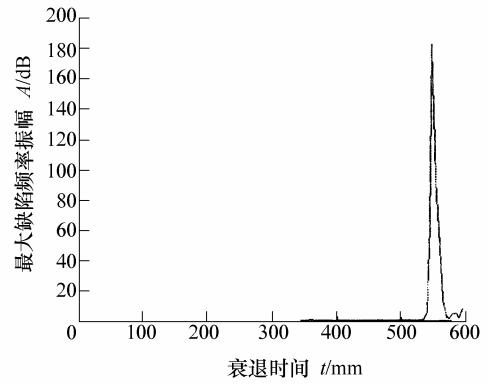
$$P_{PMM} = \max(\bar{p}(f_1), \bar{p}(f_2), \bar{p}(f_3)) / m(p) \quad (6)$$

式中 P_{PMM} ——最大缺陷频率和均值的能量比值
 f_1, f_2, f_3 ——轴承外圈、内圈和球的缺陷频率
 p ——功率谱
 $\bar{p}(\bullet)$ ——平均功率
 $m(p)$ ——功率谱均值

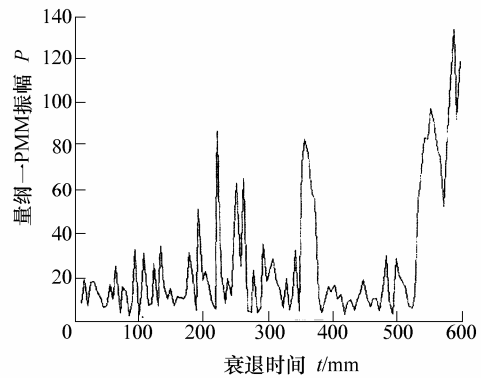
之所以取 $\bar{p}(f_1)$ 、 $\bar{p}(f_2)$ 和 $\bar{p}(f_3)$ 的最大值，这是为了将三种不同的轴承缺陷统一为一个指标表达。研究表明：在轴承缺陷模式明显化之后，总会出现某一种与实际缺陷模式相对应的缺陷频率大大超过其余两种缺陷模式对应的缺陷频率。取最大值保证了本文设计的衰退指标可以始终与真实的缺陷模式相对应。

由于 PMM 指标引入了与振动能量息息相关的振幅均值，所指示的内容比较丰富，而且在缺陷早期就能显示出较强振幅(图 5b)，这与试验中观察到的早期缺陷出现时刻相一致。图 5 对比显示了其与 RMS 指标随时间的不同变化情况。

通常，轴承寿命正常期分布的区域一般都很长、平坦，振幅很低，如图 6，而且各轴承正常期长度很不一致；与此相比，衰退期通常分布相对较短、一般是内含上升趋势的显著波动区域。这些发现和文献[2,4]一致。因此，在正常期做较准确的寿命预测难度很大；而若在衰退期，则相对方便有效许多。

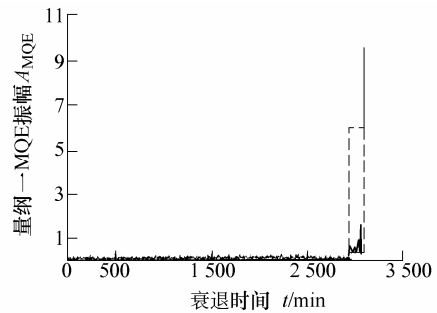


(a) 最大缺陷频率随时间变化

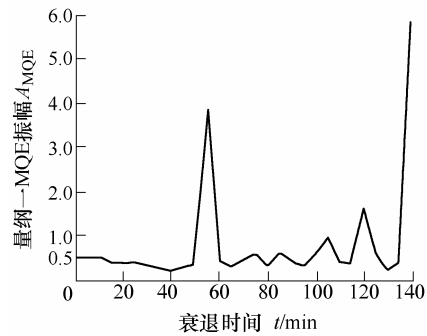


(b) PMM 随时间变化

图 5 2 号轴承外圈缺陷时两个不同指标随时间变化图



(a) 未裁减的衰退过程



(b) 图 6a 数据裁减后的局部放大

图 6 从数据未裁减到裁减的 MQE 衰退过程

为检验 MQE 的性能衰退探测能力，先用 1 个轴承的正常数据训练 SOM，然后将前 10 个轴承数

据分别输入训练 SOM, 分别计算相应的 MQE。

绘制 MQE 随时间变化图, 部分轴承的衰退过程如图 6 所示。图 6 中, 为保证 MQE 振幅介于 0.5 和 6.0 单位之间(图 6a 虚框内部分), 须进行必要的数据裁减。图 6b 即为图 6a 虚框内部分。

表现一致的轴承性能曲线对于准确预测轴承的剩余寿命至关重要。这种剪裁后的 MQE 变化纪录大大方便了后续的轴承寿命预测。尽管轴承寿命和失效模式各不相同, 剪裁后的 MQE 图却能相对一致地描述轴承性能衰退行为。

进而, 若 MQE 指标实时状况下也可随时计算监测, 则早期缺陷探测就可以顺利进行。基于上述结果, 下面将选用神经网络技术预测轴承剩余寿命。

3.2 神经网络寿命预测

根据第 2 节神经网络建模理论, 最终可以得到图 7。其中, 每一个检验轴承的实际寿命等于相应的轴承衰退寿命和正常寿命之和。

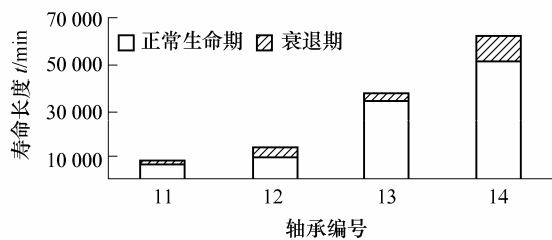


图 7 检验轴承衰退期和正常生命期

为检验模型有效性, 沿着检验轴承衰退期, 计算不同时刻的预测寿命和实际寿命之间的误差。如上所述, 只考虑衰退期。为便于对比, 时间按照百分比划分, 依次选用衰退期开始后 20%、40%、60%、80%和 90%的位置。然后计算这些时刻的实际寿命和预测寿命之间的误差。4 个检验轴承, 共计 20 个误差值。

预测寿命和实际寿命间的误差由式(7)给出

$$E = \left| \frac{T_p - T_a}{T_a} \times 100\% \right| \quad (7)$$

式中 T_p ——预测寿命

T_a ——实际寿命

这些误差值被分成三类: 第一类表示误差小于 10%; 第二类表示误差大于 10%但不大于 20%; 第三类表示误差大于 20%。为了对比, 计算了 L10 轴承寿命, L10 寿命是工业界常用的轴承预测寿命。对于本试验中的 6308 轴承, 查表计算, L10 约等于 10 280 min^[10]。下表为本文设计的预测模型和 L10 模型的预测结果对比, 其给出了具体预测中每一类误差所占百分比。结果表明, 本文模型中大约 85%

的预测与实际轴承寿命存在 20%的误差, 而其中 55%的预测误差小于 10%; L10 模型中大约 25%的预测与实际轴承寿命存在 20%的误差, 而其中只有 15%的预测误差小于 10%。可见本文设计的模型远优于工业界常用的 L10 预测寿命。

表 本文模型和 L10 模型预测结果比较 %

对比模型	预测结果在误差段中所占的比例 w		
	$E \leq 10\%$	$10\% < E \leq 20\%$	$E > 20\%$
本文模型	55	30	15
L10 模型	15	10	75

4 结论

(1) 结合 MQE 和 WAFI 神经网络预测技术, 轴承的剩余寿命可以有效预测。

(2) 本文的模型预测结果远优于工业界常用的 L10 轴承预测寿命。

(3) 更重要的是本文给出了一套新的集成方案, 该方案有效研究了强化试验条件下球轴承从开始到最终失效这一完整生命周期内的性能状况和寿命。

下一步, 作者计划扩大试验, 从而得到更多的现场数据和更实际的模型; 然后将本文提出的方案用到更多的设备组件, 比如齿轮、轴等, 来评估本预测方案的一般性。

参 考 文 献

- [1] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2003, 17 (3-4): 127-140.
- [2] GEBRAEEL N, LAWLEY M, LIU R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: A neural network approach[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2004, 51 (3): 694-700.
- [3] NSF I/UCRC Center for Intelligent Maintenance Systems. Full IMS vision and mission[EB/OL]. (2006-01-10) [2006-01-15]. <http://www.imscenter.net>.
- [4] SHAO Y, NEZU K. Prognosis of remaining bearing life using neural networks[J]. *Journal of Systems and Control Engineering*, 2000, 214 (13): 217-230.
- [5] RUBINI R, MENEGHETTI U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001, 15 (2): 287-302.
- [6] KOHONEN T. *Self-organizing maps*[M]. Berlin: Springer,

- 1995.
- [7] ALHONIEMI E, HOLLMEN J, SIMULA O, et al. Process monitoring and modeling using the self-organizing map[J]. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 1999, 6(1): 3-14.
- [8] ULTSCH A, SIEMON H. Kohonen's self-organizing feature maps for exploratory data analysis[C]//*Proceedings of the International Neural Network Conference (INNC'90)*, 1990, Dordrecht, Netherlands, 1990: 305-308.
- [9] ALGUINDIGUE I E, LOSKIEWICZ-BUCZAK A, UHRIG R E. Monitoring and diagnosis of rolling element bearings using artificial neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1993, 40(2): 209-217.
- [10] 洛阳轴承研究所. 最新滚动轴承标准应用手册(上册)[S]. 洛阳: 全国滚动轴承标准化技术委员会出版, 2004.

RESIDUAL LIFE PREDICTIONS FOR BALL BEARING BASED ON NEURAL NETWORKS

*XI Lifeng¹ HUANG Runqing¹ LI Xinglin²
LIU C Richard³ LEE Jay⁴*

- (1. *School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030;*
2. *Hangzhou Bearing Test & Research Center, Hangzhou 310022;*
3. *School of Industrial Engineering, Purdue University, West Lafayette 47907, USA;*
4. *School of Engineering, University of Cincinnati, Cincinnati 45221, USA*)

Abstract: A new scheme for prediction of ball bearing's remaining useful life is dealt with based on self-organizing map and back propagation neural networks. One of the key issues in bearing life prediction is to set up an appropriate degradation indicator from its incipient defect stage to final failure. Different from degradation features ever used, it uses the minimum quantization error (MQE) indicator deriving from SOM, which is trained by six vibrations features including a new designed degradation index for performance degradation assessment. Then using this indicator, back propagation neural networks focusing on the degradation periods are trained. Based on weight application to failure times (WAFIT) technology, a remaining useful life prediction model of ball bearing is developed successfully. The validation results show that the proposed methods are greatly superior to the currently used L10 bearing life prediction.

Key words: Self-organizing map Neural network

Ball bearing Prediction model Residual life

作者简介: 奚立峰, 男, 1966年出生, 博士, 教授。主要研究方向为质量管理, 维护系统和应用, 现代制造系统等。

E-mail: lfxi@sju.edu.cn

黄润青, 男, 1974年出生, 博士。主要研究方向为物流管理、库存优化、维护系统和信号处理等。

E-mail: fegg@sju.org

李兴林, 男, 博士, 教授, 杭州轴承试验研究中心所长。主要从事轴承摩擦学及轴承相关领域的研究工作。

E-mail: dr.lixinglin@vip.163.com

刘中鸿, 男, 教授。主要研究方向为表面完整性和系统可靠性, 基于传感器的在线建模、预测和规划等。

E-mail: liuch@purdue.edu

李杰, 男, 教授, 美国国家自然科学基金产学研合作智能维护中心主任。主要研究方向为智能维护系统, 设备和系统预测等。

E-mail: jay.lee@uc.edu