

基于信息熵与 Lempel-Ziv 的拧紧设备性能评估方法^{*}

范国良, 李爱平, 刘雪梅, 顾佳巍, 徐立云

(同济大学机械与能源工程学院 上海, 201804)

摘要 拧紧设备在工作过程中随性能退化会出现拧紧质量随机波动和性能状态无序性增加等现象, 定量刻画拧紧设备性能的随机波动性和状态无序性是评估拧紧设备性能的关键。应用信息熵和 Lempel-Ziv 算法对表征二者的性能指标进行复杂性测度分析, 以性能复杂度评估拧紧设备的性能退化水平。首先, 选取拧紧设备性能指标进行状态划分, 并应用信息熵理论建立拧紧性能的复杂性测度模型, 以量化拧紧设备性能的随机波动程度; 其次, 基于 Lempel-Ziv 算法对拧紧设备性能进行复杂性测度分析, 给出衡量性能指标无序程度的描述方法; 最后, 应用实例对扭矩和角度指标分别进行测算和对比分析, 验证所提方法的有效性。结果表明, 扭矩和角度指标的评估结果一致表现出相似的设备退化趋势。基于信息熵和 Lempel-Ziv 算法的评估结果反映出不同的特点, 分别从随机波动性和状态无序性两个维度衡量了拧紧设备的性能退化状况。

关键词 信息熵; Lempel-Ziv; 复杂性; 拧紧设备; 性能评估

中图分类号 TH165⁺.3; TP206

引 言

对于制造企业而言, 机械设备的性能不稳定性、故障突发性及随机性是研究的重点和难点, 不仅关系到生产成本与产品质量, 更会对工作人员造成安全威胁^[1]。机械设备性能退化过程具有的不均匀性、差异性、多样性和随机性等特点, 以及日益加深的复杂化、柔性化和智能化都给设备性能评估提出了更高的挑战。

随着生产系统化的加强, 关键设备的状态监测与性能评估能够保障生产过程的稳定有序进行。周丰旭等^[2]针对可修制造系统在维修过程中呈现出的性能多态性, 提出了基于性能衰退过程的多状态可靠性建模方法, 探讨了系统因老化导致性能衰退过程的可靠度分析方法。Li 等^[3]考虑工作条件对可靠性的影响, 基于 Cox 比例风险模型提出数控机床可靠性评估模型, 用以描述工作条件协变量和数控机床可靠性水平之间的数学关系。Lad 等^[4]基于生命周期成本、设备可用度和设备整体有效度建立数控磨床可靠性评价模型, 为机床最佳配置选择和设备维护提供理论指导。Sadok 等^[5]考虑设备性能退化研究再制造系统, 采用模拟随机流体模型研究系

统的性能评估, 优化机器退化成本和最优库存成本。旋转轴类系统作为多数设备的关键工作子系统, 黄海凤等^[6]对数控机床主轴系统进行性能退化程度分析, 采用动态模糊神经网络方法, 融合振动信号、电流信号和声发射信号训练评估模型。针对摩擦提升机的主轴系统, 董磊等^[7]提出一种基于复杂网络聚类的故障诊断方法, 解决主轴系统故障耦合、特征微弱等问题。

以可靠性为代表的设备性能评估方法以故障率为评价指标, 一定程度上能够反映设备故障对整机性能的影响程度, 而设备在正常工作状态下表现出的性能退化也会造成产品质量的波动。以正常工作状态下生产质量数据对机械设备性能进行评估, 能够对设备状态进行预判, 为预知性维护策略制定提供依据, 保证设备高性能稳定生产。

复杂性理论是刻画随机性和不确定性的有效手段, 为机械设备性能评估提供了新的思路。用以定量表达复杂性的数学方法主要有信息熵、柯尔莫哥洛夫熵、李雅普诺夫指数和 Lempel-Ziv 算法等^[8]。Efthymiou 等^[9]应用 Lempel-Ziv 算法测度制造系统的不可预测性, 并以此研究了制造性能指标的波动情况。董新峰等^[10]针对磨削加工中的颤振现象, 提出一种基于经验模式分解复杂度与鉴别信息的颤

^{*} 国家科技重大专项基金资助项目(2013ZX04012-071); 上海市科委(上海市科技成果转化和产业化)项目(15111105500)
收稿日期: 2017-03-13; 修回日期: 2017-05-16

振预测方法,对磨削加工颤振进行预测。另外,以磨床主轴为分析对象,采用 Lempel-Ziv 指标对磨床主轴状态进行劣化水平判断^[11]。Pan 等^[12]通过相关维数和近似熵对滚动轴承的退化程度进行复杂性分析,以评估其退化水平。Fan 等^[13]基于柯尔莫哥洛夫熵建立拧紧机性能评估模型,以测度其性能退化趋势。

以复杂性分析为手段,对系统、设备及关键部件,尤其对主轴等旋转轴类子系统进行的状态分析和性能评估是近年比较新颖和有效的尝试,能够量化系统运行过程中状态的不确定性和随机性,但多以单一复杂度指标进行性能判定,对于退化过程中性能指标表现出的复杂性特征差异尚不能区分。性能指标不同维度的复杂性特征差异恰恰为更准确评估和反映设备的退化状况提供了有效的研究思路。

笔者以自动化装配线中的自动拧紧设备为对象,从实时运行状态出发,结合信息熵和 Lempel-Ziv 算法,提出设备性能复杂性随机波动程度和状态无序程度两个维度的复杂性测度方法。以设备正常运行阶段的过程质量数据测算设备运行的性能复杂度,实现拧紧设备性能的综合评估。区分并应用过程质量数据表现出的不同维度的设备退化特征,与单一指标的复杂性测度方法相比,能够更准确评估其退化水平。另外,在正常工作状态下进行的性能评估与从故障角度进行研究相比,能够在故障发生前对设备进行合理预判。

1 拧紧设备性能复杂性测度方法

衡量拧紧设备性能的关键指标是拧紧扭矩和拧紧角度,其直接关系到产品的装配质量。在工作过程中,随使用时间和拧紧次数增加,设备性能会出现退化,表现为扭矩和角度值出现波动,且波动的范围逐渐扩大,精确度下降等,直接导致装配质量的不稳定。基于复杂性测度的拧紧设备性能评估问题可以描述为:拧紧设备的性能由一系列性能指标所表征,已知拧紧设备监测到的一段时间序列数据,建立性能复杂性测度模型来评估拧紧设备的性能随时间变化的规律。

1.1 基于信息熵的拧紧设备复杂性测度

复杂性是指系统难以被理解、描述、预测和控制的状态^[14-15]。复杂度是对系统复杂性更精确的定义以致量化的刻画。从信息论的角度,基于信息熵的复杂性测度是与状态和概率紧密联系的,用以描

述系统所预期可能的状态所需要的信息量。

1.1.1 拧紧设备性能指标状态划分

针对拧紧设备,可以根据设备的运行状态指标,如加工质量及装配精度来定义设备状态。选取一定时间段的拧紧数据作为样本进行相关状态的特征分组和标定。选取的样本区间均为有效合格数据,一旦出现故障数据则认定设备故障,无需进行测度,最终选取扭矩和角度作为性能指标。区别于使用故障率等指标衡量设备性能状况时只能从设备是否正常运行角度判定的局限,以合格过程数据的波动程度和无序程度来衡量设备性能状况更能准确把握设备性能退化对拧紧质量的影响程度。

设拧紧设备设定的扭矩输出值为 F_s , 扭矩输出的上限和下限分别为 F_u 和 F_b , 可以选取合适的跨度值 b 限定状态范围,并且可以根据扭矩输出上下限 F_u 和 F_b , 结合扭矩输出标定值 F_s 的大小得出设备在动态运行中的状态 S_m , 状态数为 m , 当某一个扭矩测量值为 F_i 时,可以按照以下规则对其进行标定。

$$\left\{ \begin{array}{l} S_1: F_s - b \leq F_i \leq F_s + b \\ S_2: F_s - 2b \leq F_i \leq F_s - b, F_s + b \leq F_i \leq F_s + 2b \\ S_3: F_s - 3b \leq F_i \leq F_s - 2b, F_s + 2b \leq F_i \leq F_s + 3b \\ \vdots \\ S_m: F_s - mb \leq F_i \leq F_s - (m-1)b, \\ F_s + (m-1)b \leq F_i \leq F_s + mb \end{array} \right. \quad (1)$$

其中: S_m 以涵盖上下限值或涵盖样本数据的最大最小值为准。

1.1.2 拧紧设备性能复杂度模型

已知离散信息源可用一维离散型随机变量来描述,记为 X , 取值于符号集 $\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$, 其中 n 为正整数,若信息源 X 输出 x_i 的概率服从概率分布 $p(x_i)$, 则信息熵 $H(X)$ 定义^[16]为

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i) \quad (2)$$

其中: $p(x_i) \geq 0$; $\sum_{i=1}^n p(x_i) = 1$ 。

如果 X 表示一个系统, x_i 和 $p(x_i)$, ($i=1, 2, \dots, n$) 为该系统 n 个可能的状态及各状态发生的概率,则 $H(X)$ 为系统的信息熵,即描述系统 X 时所需要的信息量。 $H(X)$ 表示系统 X 的不确定性大小,信息熵越大,系统不确定性越大^[15]。

将设备的可能状态进行标定后,对所测得数据进行下一步复杂性测度。首先,将样本时间按照一

定间隔划分为单位时间,对单位时间的复杂性进行测度计算;然后,测算出整个样本时间 T 内单位时间 Δt 间隔下复杂度的变化趋势。

第 k 个单位时间内,可以得到该时间段测量数据总数量为 N_k ,并对其进行状态标定,分别归属于 S_m 的各个区间,统计各个区间内的频次,可以得到各个状态在单位时间内的概率分布,即

$$p_j = n_j / N_k \quad (3)$$

其中: p_j 为设备处于状态 j 的概率; n_j 为设备在该单位时间内处于状态 j 的统计频次; N_k 为设备在第 k 个单位时间内的测量数据总频次。

设某制造设备在实际运行中拥有的状态数为 m ,且各个状态之间相互独立,分别为 $\{S_1, S_2, \dots, S_n, \dots, S_m\}$ 。第 k 个单位时间内设备的动态复杂度可根据下式计算

$$C_k = - \sum_{j=1}^m p_j \log_2 p_j \quad (4)$$

其中: p_j 为设备处于状态 j 的概率, $p_j > 0$; $1 \leq j \leq m$ 为有可能不出现所有预设的状态;对于概率为 0 的状态,即没有出现的状态不予计算; k 为采样时间段内的单位时间序列编号。

从信息论的角度看,性能复杂度模型是通过描述拧紧设备的状态变化的复杂度来刻画其在运行过程中性能状态的退化程度。基于状态概率分布计算得到的性能复杂度模型,反映了设备状态可能分布的复杂状况,测算了设备状态的离散程度。对于状态之间变化的速率,即设备状态的无序程度,则依靠 Lempel-Ziv 算法来反映设备性能复杂度的另一个维度特性。

1.2 基于 Lempel-Ziv 算法的拧紧设备复杂性测度

Lempel-Ziv 算法用符号序列表示动力系统(或测量得到的时间序列),以便对动力系统进行算法复杂度的计算。信息熵从统计意义出发,难于表达系统的内在结构本质。Lempel-Ziv 算法则不同,强调系统的复杂程度与该系统行为的最小描述量有关。

1.2.1 性能指标粗粒化

设拧紧设备的拧紧性能指标数据为时间序列 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_M\}$, M 为单位时间内样本数量,粗粒化就是将其重构为 $[0, 1]$ 序列 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m, \dots, s_M\}$,以便计算相应的复杂度。

序列 F 的平均值为

$$\bar{F} = \frac{F_1 + F_2 + \dots + F_M}{M} \quad (5)$$

令当 $F_m > \bar{F}$ 时, $s_m = 1$, m 为序列内元素编号;

当 $F_m < \bar{F}$ 时, $s_m = 0$, s_m 为粗粒化后的元素;得到粗粒化编码后的新序列 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 。粗粒化过程忽略了拧紧设备扭矩变化上的细节,便于从宏观上研究复杂程度,也反映了拧紧性能的稳定保持能力。

1.2.2 拧紧设备复杂性测度

基于 Lempel-Ziv 算法计算序列 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_M\}$ 的复杂度,具体流程如图 1 所示,步骤如下:

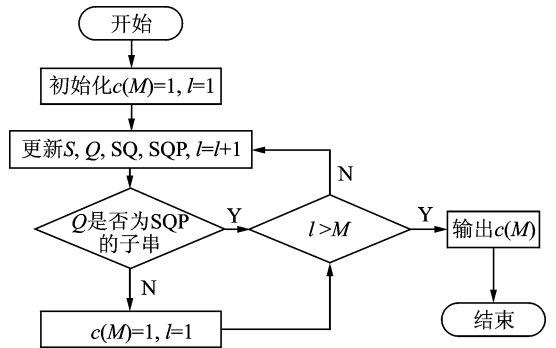


图 1 Lempel-Ziv 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowchart of Lempel-Ziv

1) 初始化 $c(M) = 1$, 构造 S, Q 序列, S 和 Q 代表序列 F 的两个子序列;

2) 构造 SQ, SQP 序列, SQ 为 Q 排在 S 后面由 S 和 Q 组成的序列, SQP 为 SQ 去掉最后一个元素后的序列, 设 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_l\}$, $Q = \{s_{l+1}\}$, $SQP = \{s_1, s_2, \dots, s_l\}$;

3) 判断 Q 是否为 SQP 的子串, 若是, 则 S 不变, 更新 $Q = \{s_{l+1}, s_{l+2}\}$, $SQP = \{s_1, s_2, \dots, s_{l+1}\}$; 若否, 则 $S = SQ$, $Q = \{s_{l+3}\}$, 且 $c(M) = c(M) + 1$;

4) 重复步骤 3 循环至 S 的最后一位为止, 输出 $c(M)$ 为设备 Lempel-Ziv 复杂度。

1.2.3 复杂度标准化

为使设备 Lempel-Ziv 复杂度具有可比性, 对 Lempel-Ziv 复杂度进行标准化处理。Lempel 等证明了对属于 $[0, 1]$ 的序列几乎所有的 $c(M)$ 都会趋向于定值。序列 S 的长度为 M , 序列中不同元素的种类为 α , 则

$$c(M) < \frac{M}{(1 - \epsilon_M) \log_\alpha(M)} \quad (6)$$

其中: $M \rightarrow \infty$; $\epsilon_M \rightarrow 0$; $c(M)$ 取上限。

$$\lim_{M \rightarrow \infty} \lim_{\epsilon_M \rightarrow 0} c(M) = b(M) = \frac{M}{\log_\alpha(M)} \quad (7)$$

计算标准化 Lempel-Ziv 复杂度

$$c_{LZ}(M) = \frac{c(M)}{b(M)} \quad (8)$$

其中: $c_{LZ}(M)$ 为反映设备复杂程度的标准化度量。

单一加工质量结果的设备复杂度应该为 0,加工质量结果随机的设备复杂度最大,定义为 1。

Lempel-Ziv 算法侧重设备运行数据在均值附近上下波动变化的复杂程度,可以表征一个时间序列内新模式或者新变化出现的速率。通过对粗粒化序列变化的测算来衡量设备运行状态变化的复杂性。设备性能平稳或者稳定退化的情况下,Lempel-Ziv 复杂度越小。反之,Lempel-Ziv 复杂度增长时,设备性能趋向随机和混沌,即反映出设备性能的无序程度增加,稳定保持能力下降。

1.3 基于信息熵与 Lempel-Ziv 算法的拧紧设备性能复合复杂度

综合上述两个复杂性测度模型,基于状态概率分布所构建的信息熵性能复杂度模型,反映了设备状态可能分布的复杂状况,测度了设备性能的随机波动程度。Lempel-Ziv 算法则侧重设备运行状态的无序程度,可以反馈设备在当前性能状态下稳定保持的能力。综合两个测度模型可以建立如下的复合复杂性测度模型 $C_o(M)$, 即

$$C_o(M) = [C_k, c_{LZ}(M)] \quad (9)$$

$$|C_o(M)| = \sqrt{\left[-\sum_{j=1}^m p_j \log_2 p_j\right]^2 + \left[\frac{c(M)}{b(M)}\right]^2} \quad (10)$$

将基于信息熵与 Lempel-Ziv 算法的复杂性测度值统一在一个向量矩阵内,两个矩阵元素分别测度了随机波动程度及状态无序程度,而复合复杂度 $|C_o(M)|$ 则可以表征设备性能的综合指标,以评价拧紧设备的综合性能。

2 实例验证

对基于信息熵和 Lempel-Ziv 算法的拧紧设备性能评估方法进行合理验证,选取发动机装配线上的拧紧设备进行半年的监测。上汽 SGE 装配线上存在多台拧紧设备,设备实物如图 2 所示。

该类拧紧设备负责完成生产过程中多处拧紧作业,所有拧紧设备都带有扭矩和角度实时监测功能,能够测量所有工件的拧紧作业数据并上传到数据中心以供监测。现选取第 12 工位的拧紧设备的一根拧紧轴作为评估对象,因所有拧紧轴都属同一型号,所以完全可以推广到其他拧紧轴和设备。

2.1 扭矩指标复杂性测度

扭矩设定值为 $58 \text{ N} \cdot \text{m} \pm 5 \text{ N} \cdot \text{m}$, 样本时间总长为 115 d,每周间隔采集数据,共 17 d。统计数

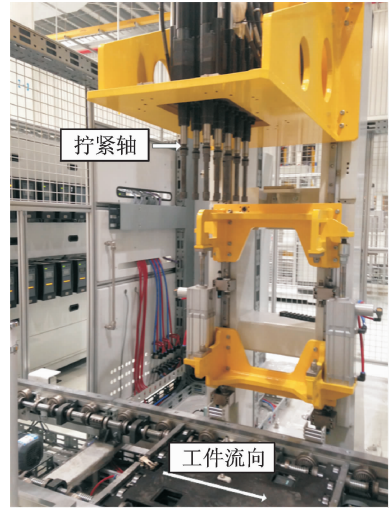


图 2 拧紧设备实物图

Fig. 2 Schematic diagram of tightening equipment

据可知,所有的扭矩跨度区间为 $58 \sim 58.8 \text{ N} \cdot \text{m}$, 可以将扭矩数据划分为 4 个状态区间: $S_1: 58.0 \sim 58.2 \text{ N} \cdot \text{m}$; $S_2: 58.2 \sim 58.4 \text{ N} \cdot \text{m}$; $S_3: 58.4 \sim 58.6 \text{ N} \cdot \text{m}$; $S_4: 58.6 \sim 58.8 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。将所有统计所得数据根据单位时间进行状态标定,得到测量数据的状态概率分布如表 1 所示。

表 1 样本数据扭矩状态概率分布表

Tab. 1 Probability distribution table of torque data

序号	状态			
	S_1	S_2	S_3	S_4
1	0.923 810	0.076 171	0.000 019	0.000 000
8	0.927 638	0.030 151	0.042 211	0.000 000
15	0.863 529	0.117 647	0.018 824	0.000 000
22	0.833 333	0.148 333	0.011 890	0.006 444
29	0.841 468	0.125 651	0.025 335	0.007 546
36	0.866 885	0.116 065	0.013 804	0.003 246
43	0.869 756	0.108 048	0.014 652	0.007 544
50	0.833 442	0.128 762	0.024 375	0.013 421
57	0.788 329	0.139 244	0.051 441	0.020 986
64	0.778 688	0.147 377	0.051 344	0.022 591
71	0.782 926	0.167 579	0.035 947	0.013 548
78	0.699 085	0.202 742	0.075 401	0.022 772
85	0.708 571	0.238 571	0.037 142	0.015 716
92	0.647 008	0.251 709	0.071 282	0.030 001
99	0.620 476	0.273 333	0.090 824	0.015 367
106	0.643 956	0.269 340	0.066 703	0.020 001
113	0.600 000	0.276 190	0.095 238	0.028 571

根据性能复合复杂度模型计算拧紧设备在样本区间内各天的信息熵值、基于 Lempel-Ziv 算法的设备复杂度值及复合复杂度值。表 2 为设备扭矩性能复杂度计算结果。标准化过程假设序列长度为无限大,实际采集的序列不可能是无限大,有限序列的复

杂度会被严重高估,甚至出现大于 1 的情况^[17]。笔者采用的 Lempel-Ziv 标准化过程是对性能指标进行趋势判断,所以计算结果不作为绝对复杂度来评价,而作为相对复杂度来判断设备性能的退化趋势是正确可靠的,其中,计算的复杂度值为无量纲单位。

表 2 设备扭矩性能复杂度计算结果

Tab. 2 The result of toque's performance complexity

采样点/d	信息熵	Lempel-Ziv	复合复杂度
1	0.388 9	0.635 7	0.745 2
8	0.445 6	0.683 8	0.816 2
15	0.653 9	0.757 8	1.000 9
22	0.750 5	0.687 5	1.017 8
29	0.773 1	0.757 8	1.082 6
36	0.651 4	0.794 8	1.027 6
43	0.664 4	0.761 5	1.010 6
50	0.813 9	0.809 6	1.148 0
57	1.003 8	0.787 4	1.275 7
64	1.031 6	0.831 8	1.325 2
71	0.964 8	0.854 0	1.288 5
78	1.233 3	0.961 3	1.563 7
85	1.116 0	0.994 6	1.494 9
92	1.330 7	0.939 1	1.628 7
99	1.345 6	0.987 2	1.668 9
106	1.292 0	1.068 6	1.676 7
113	1.424 5	1.087 1	1.791 9

2.2 角度指标复杂性测度

角度的区间为 $40^\circ \sim 70^\circ$, 将所有的角度数据划分为 4 个状态区间: $X_1: 40^\circ \sim 47.5^\circ$; $X_2: 47.5^\circ \sim 55^\circ$; $X_3: 55^\circ \sim 62.5^\circ$; $X_4: 62.5^\circ \sim 70^\circ$, 如表 3 所示。计算信息熵值、Lempel-Ziv 复杂度及复合复杂度如表 4 所示。

表 3 样本数据角度状态概率分布表

Tab. 3 Probability distribution table of angle data

序号	X_1	X_2	X_3	X_4
1	0.941 401	0.037 060	0.021 540	0.000 000
8	0.920 312	0.036 372	0.028 326	0.014 991
15	0.896 080	0.058 240	0.025 425	0.020 256
22	0.893 536	0.058 156	0.032 016	0.016 292
29	0.932 033	0.030 175	0.020 236	0.017 556
36	0.896 624	0.081 155	0.012 132	0.010 089
43	0.791 224	0.110 333	0.064 456	0.033 987
50	0.843 152	0.081 543	0.062 032	0.013 273
57	0.798 887	0.120 763	0.060 254	0.020 096
64	0.847 641	0.081 625	0.032 156	0.038 578
71	0.738 041	0.124 512	0.085 216	0.052 231
78	0.662 708	0.187 479	0.103 752	0.046 061
85	0.687 418	0.139 582	0.102 396	0.070 604
92	0.711 479	0.141 202	0.081 602	0.065 716
99	0.660 854	0.165 211	0.124 072	0.049 862
106	0.639 252	0.169 730	0.121 320	0.069 698
113	0.627 158	0.182 320	0.104 260	0.086 262

表 4 设备角度性能复杂度计算结果

Tab. 4 The result of angle's performance complexity

采样点/d	信息熵	Lempel-Ziv	复合复杂度
1	0.377 5	0.602 1	0.710 6
8	0.520 6	0.642 0	0.826 6
15	0.629 4	0.618 9	0.882 7
22	0.639 5	0.674 8	0.929 7
29	0.463 3	0.691 6	0.832 4
36	0.579 3	0.856 6	1.034 1
43	1.039 0	0.785 1	1.302 2
50	0.834 0	0.856 1	1.195 2
57	0.984 6	0.749 6	1.237 5
64	0.837 8	0.859 2	1.200 1
71	1.222 9	0.918 2	1.529 2
78	1.389 8	1.059 2	1.747 5
85	1.374 9	0.984 7	1.691 1
92	1.301 3	1.036 2	1.663 5
99	1.413 3	0.950 7	1.703 3
106	1.484 0	1.083 0	1.837 1
113	1.514 8	0.984 8	1.806 8

3 结果分析与讨论

3.1 扭矩指标结果分析

扭矩指标的信息熵值与标准化 Lempel-Ziv 复杂度值分别表征了设备性能的随机波动程度及状态无序程度,复合复杂度表征了拧紧机性能的整体水平,其具体变化趋势如图 3 所示。

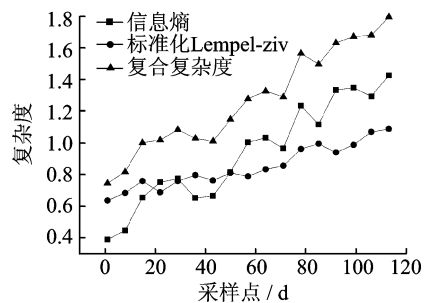


图 3 扭矩数据的复杂度趋势

Fig. 3 Complexity tendency of torque data

两个维度的复杂度均反映出拧紧设备在长期运作后性能退化导致的复杂度上升,但任一个单一的复杂度值都不能综合地反馈性能的退化特点。例如在样本初期,信息熵值和 Lempel-Ziv 熵值都处于较低水平,说明设备性能的波动程度和性能状态无序程度比较低,性能稳定性较高。在设备运行到第 40 d 左右,虽然 Lempel-Ziv 熵值没有明显的上升,但信息熵值却存在较高的增长,说明设备性能随机

波动范围增大,而设备性能仍然处于一个相对稳定或稳定下降的阶段,不会出现突发故障现象。然而在样本后期,两个熵值都上升到较高水平,说明设备性能的随机波动程度和稳定性都退化到较低水平,需要及时维护。

3.2 角度指标结果分析

角度指标的信息熵值、标准化 Lempel-Ziv 熵值和复合复杂度值的变化趋势如图 4 所示。

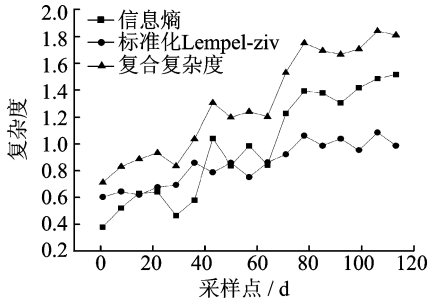


图 4 角度数据的复杂度趋势

Fig. 4 Complexity tendency of angle data

信息熵值和 Lempel-Ziv 熵值均呈现随设备运行时间增加,出现性能退化和复杂度逐步升高的结果,在复杂性的两个维度上都与扭矩指标表现出相近的评估结果,验证了扭矩指标反映出的设备性能退化趋势。

3.3 复合复杂度对比分析

复合复杂度用以刻画拧紧设备性能的整体水平,将扭矩和角度的复合复杂度结果对比如图 5 所示。

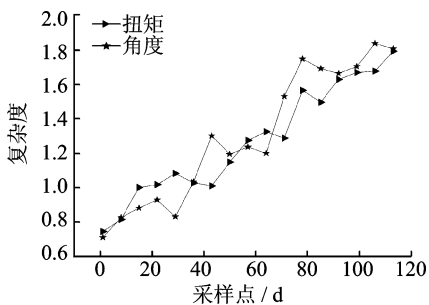


图 5 复合复杂度对比

Fig. 5 Comparison of compound complexity

相同样本时间内的角度与扭矩数据都反映出一致的拧紧设备退化趋势,拧紧设备随使用过程性能逐渐退化,输出扭矩和角度指标随性能的退化而出现一定程度的波动和紊乱,交互验证了拧紧设备的性能退化水平。基于信息熵和 Lempel-Ziv 算法的

拧紧设备性能评估方法是相得益彰的评估方法,能够从随机波动性和状态无序性两个维度反映拧紧设备的退化趋势,复合复杂度可以评估其整体性能水平。与以往通过设备的故障状况来反映设备性能相比,在正常运行状态下评估拧紧设备的性能水平更具实际意义。

4 结 论

1) 应用信息熵建立的拧紧性能复杂度模型,能够量化设备性能的随机波动程度;基于 Lempel-Ziv 算法的复杂性测度,衡量了设备状态的无序程度;复合复杂度能够综合评价设备的整体性能水平。比传统单一指标的评估方法更能准确反映拧紧设备的性能退化趋势。

2) 实例验证结果表明,扭矩和角度指标的评估结果均呈现一致的设备退化趋势。信息熵和 Lempel-Ziv 算法的测度结果具有一定的差异,从两个维度反映了设备性能状况。该方法建立在设备正常运行数据的基础之上,不同于以故障数据进行的评估,使其可以进一步为设备预知性维护提供定量参考。

参 考 文 献

- [1] ElMaraghy W, ElMaraghy H, Tomiyama T, et al. Complexity in engineering design and manufacturing [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2012, 61(2):793-814.
- [2] 周丰旭, 李爱平, 李益, 等. 基于状态熵的多态制造系统可靠性分析[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(4):1070-1078.
Zhou Fengxu, Li Aiping, Li Yi, et al. Reliability analysis of multi-state manufacturing systems based on state entropy[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(4):1070-1078. (in Chinese)
- [3] Li Hongzhou, Yang Zhaojun, Xu Binbin, et al. Reliability evaluation of NC machine tools considering working conditions[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 2016(21):1-11.
- [4] Lad B K, Kulkarni M S. Reliability and maintenance based design of machine tools[J]. International Journal of Performance Engineering, 2013, 9(3):321-332.
- [5] Sadok T, Zied H, Nidhal R. Performance evaluation of a hybrid manufacturing remanufacturing system

- taking into account the machine degradation[J]. International Federation of Automatic Control-Papers on Line, 2015, 48(3):2153-2157.
- [6] 黄海凤, 高宏力, 许明恒, 等. 数控机床主轴系统性能退化评估方法[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(4): 646-652.
Huang Haifeng, Gao Hongli, Xu Minheng, et al. Evaluation method of performance degradation for NC machine tool spindle system[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(4):646-652. (in Chinese)
- [7] 董磊, 石瑞敏, 曾志强. 基于复杂网络聚类的提升机主轴系统故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4):688-693.
Dong Lei, Shi Ruimin, Zeng Zhiqiang. Fault diagnosis for spindle system of hoist based on complex network clustering [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(4):688-693. (in Chinese)
- [8] Efthymiou K, Mourtzis D, Pagoropoulos A, et al. Manufacturing systems complexity analysis methods review[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2016, 29(9):1025-1044.
- [9] Efthymiou K, Pagoropoulos A, Papakostas N, et al. Manufacturing systems complexity: an assessment of manufacturing performance indicators unpredictability [J]. CIRP Journal of Manufacturing Science & Technology, 2014, 7(4):324-334.
- [10] 董新峰, 张为民, 姜源. 基于 EMD 复杂度与鉴别信息的磨削颤振预测[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4):602-607.
Dong Xinfeng, Zhang Weimin, Jiang Yuan. Method of grinding chatter predicting based on complexity of EMD and discrimination information[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 602-607. (in Chinese)
- [11] 董新峰, 张为民, 邓松. 基于 Lempel-Ziv 指标的主轴系统退化[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(1):17-23.
Dong Xinfeng, Zhang Weimin, Deng Song. The research for the degradation of the spindle of machine tool based on Lempel-ziv index [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(1):17-23. (in Chinese)
- [12] Pan Yuna, Chen Jin. The changes of complexity in the performance degradation process of rolling element bearing[J]. Journal of Vibration & Control, 2014, 22(2):344-357.
- [13] Fan Guoliang, Li Aiping, Liu Xuemei, et al. Performance complexity measurement of tightening equipment based on kolmogorov entropy[J]. International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial, Mechatronic and Manufacturing Engineering, 2017, 11(3): 647-652.
- [14] Efthymiou K, Pagoropoulos A, Papakostas N, et al. Manufacturing systems complexity review: challenges and outlook[J]. Procedia CIRP, 2012, 3(1):644-649.
- [15] 饶运清, Efsthathiou J. 基于信息熵的制造系统复杂性测度及其在调度中的应用[J]. 机械工程学报, 2006, 42(7):8-13.
Rao Yunqing, Efsthathiou J. Entropy-based measurement of manufacturing system complexity and its application in scheduling[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(7):8-13. (in Chinese)
- [16] Cover T M, Thomas J A. Elements of information theory[M]. 2nd ed. [S. l.]:John Wiley, 2003.
- [17] 刘峰涛, 贺国光. 基于 L-Z 方法的宏观交通运输系统复杂性测度[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2008, 40(12):2058-2061.
Liu Fengtao, He Guoguang. Complexity measure for macroscopical transportation system using Lempel-Ziv algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2008, 40(12):2058-2061. (in Chinese)



第一作者简介:范国良,男,1986年10月生,博士生。主要研究方向为设备故障诊断及制造系统复杂性。曾发表《基于 NSGA-II 的生产线缓存与设备布局协同优化》《《同济大学学报:自然科学版》2016年第44卷第12期》等论文。
E-mail:2014fanguoliang@tongji.edu.cn