

智能振动监测

Ver1.1





Revisions

版本	日期	说明
1.0	2016. 09. 06	创建初始版本
1. 1	2017. 01. 30	修改部分文字



1. 从老司机说起

当一个司机开车的时候,他会听到引擎产生的声音,通常这种声音是一种均匀的近似白噪音的声音。某个瞬间,司机听到了一声不曾听过的特殊噪音,这种特殊噪音,先是偶尔出现,但随后出现的频率逐渐提高,于是司机认为引擎可能出现了故障,把车子开到修理厂进行检查。

值得注意的是,在这个过程中,虽然司机没有事先经过对机械故障进行辨识的专业训练,也没有学习过特定故障的声音,更没有异于常人的敏锐听力,但他还是成功了进行了故障预警。

司机的判断逻辑,存在三个假设:

- 引擎的运动是一个连续的过程,其产生的噪音也应该具备连续性;
- 引擎的初始状态是一个好的状态;
- 引擎的异常状态不具备连续性,即,故障不是一个可持续的状态;

因此,在刚刚开始开车的时候,司机的耳朵采集了大量的被假设认为"正常"的声音样本,头脑中记录了一批"正常样本集"。然后,司机听到了不吻合正常样本的声音特征后,识别出了"未知样本",这种样本被假设是异常的。并且,通过对异常样本出现的时间特征进行统计分析,得出其具备故障随着发展提升频率的假设。

和故障不太相同的是老化,这是一个渐进式的过程,幸好,人脑有记忆能力,可以将当前样本和记忆中以前的样本进行比较,并对差异进行分析。典型的,司机会发现,虽然噪音的基本特征和正常的时候是吻合的,但声音总体加大了,或者声音中特定的成分加大了,因此司机就做出了引擎虽然是"正常"工作,但状态已经变差的推理。当这种劣化到了一定程度,并且结合开车的时间/里程等数据,司机也会做出进行维修的正确选择。



因此,无论是突然出现了异常,还是渐进式的劣化,司机都是基于和正常状态进行对比,寻找变化的成分,并基于改变的程度进行状态评估。即,司机不是去分析"故障",而是分析"不正常"。

2. 机器学习原理

机器学习的原理,是先给人工智能"喂"一套全面的样本数据库,不仅包括正常样本,还包括所有的故障样本,人工智能通过算法发现各种状态的特征,从而获取判断状态的能力。

我们的方法大概是这样的:

- 1) 我们做一个自动化采集系统,对被测设备进行的数据采集。
- 2) 我们把这些数据灌到一个"分类器"算法里面,这种算法会给出一个"区分度"指标。
- 3) 我们用某种统计计算,找出来综合区分度最佳的系统参数,得到一个确定结论(如正常或是某种异常)。

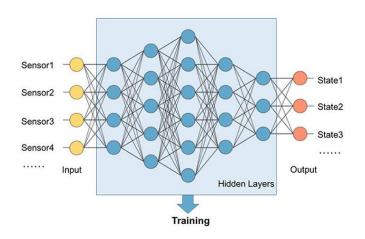


图 1 机器学习

值得注意的是,我们需要采样大量的数据,这个"大"不仅指数据的数量, 更指"维度"。对于机器监测来说,就是在多个位置、全方位地采集振动数据 (Sensor1, Sensor2,..., SensorN)。



比如:

一个设备有 M 个监测点,每个监测点采集三轴上的加速度,构成了一个 M*3 维度的振动向量,可以记做 V。

设备的状态是一个有限的集合,这个集合包含了正常状态和一些已知的故障 状态。对于设备的一个状态,记做 S。

所谓的"样本集合",就是建立一个振动向量 V 和状态 S 的对应关系,形如:

V1 -> S1(正常状态)

V2 -> S1 (正常状态)

V3 -> S1(正常状态)

V4->S2(不对中)

V5 -> S2 (不对中)

V6 -> S3 (轴承磨损)

V7 -> S4 (底座松动)

.....

Vn -> Sn

意思就是,这一组振动向量 V1 对应正常状态 S1,那一组振动向量 Vn 对应某个故障状态 Sn,等等。

设备监测的目标,就是从一个未知的V中,找到它对应的S。

我们定义一个振动向量的差异判断函数,即对于 Va, Vb, 它们之间的差距有多大。比如,最简单的可以用距离 | A-B | 来描述两个向量是否相互接近。

有了这些基础,对于某个未知的 V,通过和样本集合中的 V ——进行距离计算,找到相似度最大的前 N 组,其中最多的那个状态,就是匹配状态,得出当前状态是正常、或是异常的判断。



3. 特征提取和识别

从人类对声音的理解来说,人类把声音分为乐音和噪音两种,其中对于乐音的描述,主要包括三个特征:

- 强度
- 音调
- 音色

其中,强度代表声音的能量,音调代表最主要的频率成分的频率,音色代表高次谐波相对于主频的比例:

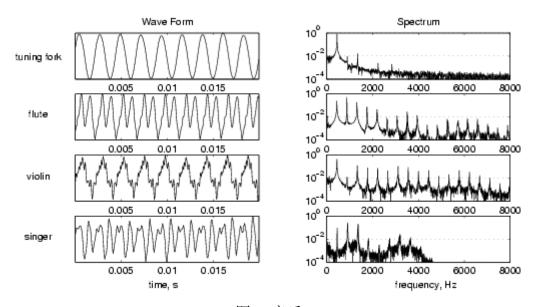


图 2 音乐 (上到下: 音叉/长笛/小提琴/歌手)

频谱上可以看到,每种乐器的谐波能量分布具有显著的区别,噪音则是没有简单的频谱特征的部分,即在频谱上弥散在一个大范围内的能量成分。

振动和声音一样是一种机械振动,因此可以用类似的方式进行分析。对于振动分析,可以提取出如下的特征:



• 强度: 总能量

• 基波频率: 频谱上频率最低的峰

• 谐波比例: 基波的倍数频率的能量相对于基波的比值

• 噪音成分: 非基波/谐波部分的能量(主要指高频非谐波)

这一组值可以构成一个"特征空间",在正常状态采集足够多的样本后,就可以统计每个特征值的分布(中心及方差),然后即可对于一个新的振动,判断是否处于正常状态的分布内。

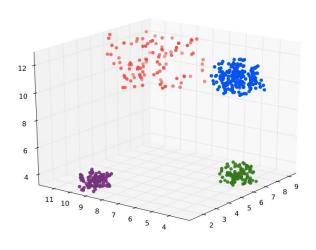


图 3 样本分类

4. 动态学习特征

虽然一般意义上说,不可能做到事先枚举所有故障的可能,但却可以在每次确定一个故障后,将其特征值加入已知状态的数据库,从而在再次遇到此故障时事先识别。

类似于当司机第一次见到某故障的时候,只知道声音是"陌生声音",但第 二次遇到即可根据经验进行判断。

古人说,见多识广。何为"见多识广"?其实就是大数据,理论上,只要传感器类型够多,采样到的数据够全面,把所有故障的数据全部记录下来,然后新来的数据一个一个的比较过去,就可以分析得出结论。



5. 智能监测的优势

机器振动监测的方式大体经历了如下时期:

- 1) 人工巡检:人工采集数据 + 人工决策
- 2) 传统在线监测: 自动采集数据 + 人工决策
- 3) 智能监测: 自动采集数据 + AI 辅助决策 + 人工决策

设备监测由采集数据(测)和决策(监)两部分组成,从人工巡检到智能检测,是一个自动化成分越来越大的过程。

AI(人工智能)辅助决策,可以过滤掉全部的正常情况,并对于异常情况的可能原因,基于 AI 专家系统已知的信息进行提示,并可以动态自主学习新的规则,人只需做最终的决策。

因此,人的工作量大幅度下降,工作效率极大提升。

6. 联系方式

姓名: 李先生

电话: (86)188 0181 9086

邮箱: liangfeng@wiihey.com

地址: 上海浦东张江博云路 111 号爱酷空间