# 使用 MATLAB 和 Simulink 克服 预测性维护的四个常见障碍



预测性维护可以带来诸多好处,从减少机器停机时间和消除不必要的维护,到利用售后服务增加设备供应商的收入流等等。只要您克服工程和业务挑战的阻碍,便能切切实实享受这些好处。

通过与工程师和工程经理进行 100 多次交谈, 我们确定了影响公司成功实现预测性维护的四种常见障碍。本文接下来将予以讨论。每项难题都是可以解决的; 本文将说明如何解决。

# 1. 我们没有足够的数据来创建预测性维护系统。

许多预测性维护方法依赖机器学习算法,所以必须要有足够的数据才能创建精确的模型。对于预测性维护来说,此数据通常来源于机器上的传感器。如果传感器是新的,或记录读数的方式限制信息采集,那么您需要考虑获取足够的数据来构建模型的最佳方法。

# 仔细看看您的数据源清单

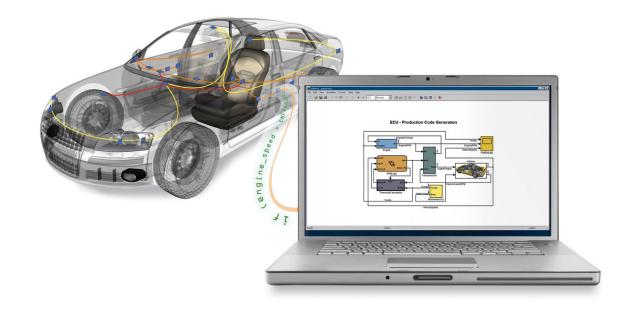
您可能会发现,您的部门收集的数据远远不足以创建一个预测性维护系统。考虑其他部门是否也收集数据。或许控制部门没有收集到足够的数据,但是与服务部门的数据结合起来会怎样呢? 站在整个组织的角度更深远地看待这个问题,可能足以达到您的需要。

根据您公司的规模以及您在供应链中的位置,有必要查看一下您与供应商或客户的协议。共同合作来延长设备组件的寿命和效率,可能使您处于一种双赢的情形,从而得以实现商业实体之间的数据互访。虽然不会总是这样,但这是值得考虑的潜在数据源。

#### 改变数据采集方式

一些系统在"两极分化"的模式下运行,在故障发生前很少收集数据甚至不收集数据。其他系统则只记录事件代码和时间戳:通知工程师发生了某一事件,但却不记录发生故障时的传感器数据。虽然此数据对诊断可能有用,但对于开发能预测故障的模型也许不够。

您可以考虑更改数据日志选项以便记录更多数据,如果生产数据不可用,也许可针对测试数据进行。根据现有嵌入式设备上的负载,也许可以重新配置,以便收集和传输传感器数据,也可能有必要开始采用外部数据记录器。



配置数据日志以收集和传输传感器数据。

# 使用仿真工具合成数据

使用仿真工具生成测试数据,将该数据与传感器数据相结合,构建并验证预测性维护算法。这需要通过创建一个涵盖要监控的机械、电子或其他物理系统的模型来实现。合成样本数据(通过对输出读数建模)并用测得的数据进行验证,确保模型得到妥善校准。首先可在组件级别完成此操作,然后在系统级别对复杂的系统进行合成。

#### 马自达为研制发动机进行数据仿真

马自达需要为其 SKYACTIV-D 发动机制定测试计划、开发统计模型并生成最优校准。他们为 SKYACTIV-G 开发了统计模型并执行了发动机控制逻辑的硬件在环 (HIL) 仿真。

- "使用传统方法,在校准新发动机时获取数据需要大量的测试……我们重用了现有数据并对响应进行仿真,从而最大限度地减少了获得测试数据的工作量和测试室使用率。"
- Shingo Harada, 马自达
- » 阅读用户案例

#### 注意事项

在考虑用于预测性维护系统的数据时,尽早开始分析数据,可以了解哪些特征重要,哪些可能是多余的。根据您的数据存储位置,保存过多不会使用的数据可能代价高昂。一旦您了解哪些数据特征最重要,便可以明智地决定哪些数据需要保留,哪些数据不需要保留。*MATLAB*\*工具的一个好处就是它与存储系统是脱离的;如果您从本地存储转移到云存储,只需通过最少的更改仍然可以运行您的分析算法。

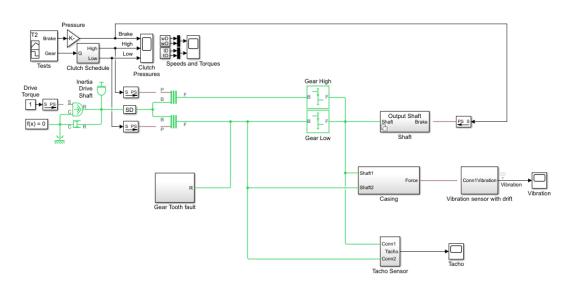
# 2. 我们缺少获得准确结果所必需的故障数据。

故障数据是用于识别警告信号并触发及时维护的预测算法的关键组成部分。如果经常进行维护而从来未发生故障,或者系统处于安全关键性级别而不允许有故障发生,则可能不存在故障数据。为防止这成为致命障碍,您和您的团队可以进行故障数据仿真,从可用的运行数据中了解如何识别警告信号。

## 生成样本故障数据

对物理组件工作原理具有深厚系统知识的工程师能够利用合适的工具生成样本故障数据。 使用 Simulink® 仿真工具,工程师能够构建或使用机器或设备的物理模型。故障模式效应分析 (FMEA) 等工具为确定要仿真哪些故障提供了有用的起点。拥有充足领域知识的工程师能够在各种情形下将这些行为整合到模型中,通过调节温度、流速、振动或添加突发故障来对故障进行仿真。然后可以仿真这些情形,标记和存储所产生的故障数据,以供进一步分析。

Predictive Maintenance Toolbox™等产品可简化故障数据生成的任务,并提供了数据集合来管理和组织多个数据集。



使用 Simulink 生成故障数据。

## 空中客车公司对 A380 商用飞机的多个组件故障进行建模

空中客车公司需要安全地处理 A380 复杂的燃油管理系统中的故障。该团队对故障进行仿真,以便调优模型。在成功的飞行试验后,他们评估测量数据与预测结果之间的差异,进一步调节模型。

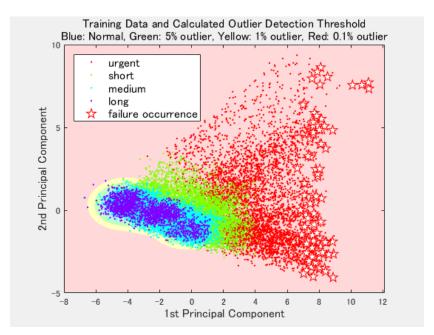
"基于模型的设计让我们对系统的功能设计具有先见之明。我们还比以前更早地 完成了需求验证,而且对多个并发组件故障进行仿真,所以我们知道会发生什 么,对于控制逻辑能够妥善应对抱有信心。"

- Chris Slack, 空中客车公司
- » 阅读用户案例

## 了解可用的数据

故障数据可能尚不存在,但运行数据可能会显示机器性能随着时间的推移而衰退的趋势。

查看具有几十或几百个传感器的组件、系统或机器的原始传感器数据可能令人望而生畏。主成分分析 (PCA) 等统计技术可帮助减少此类数据集的维度,对于设备在一段时间内如何运行提供有价值的见解。PCA 是众多无监督学习技术之一。无监督学习是机器学习的一个分支,试图在未标记的数据中发现规律和趋势。根据可用的传感器,某些类型的故障可能需要同时查看多个传感器才能识别不良行为。无监督学习技术将原始传感器数据转换成较低维度的表现形式,可以比高维度的原始数据更加容易可视化和分析。



使用主成分分析对设备发生故障前的变化趋势进行可视化。

#### 注意事项

尽量使变量的数目降低到精确模型的最低需求。包含每个测量的组件以确保万无一失,这种做法可能很有吸引力,但这会导致生成过度复杂的黑盒模型。PCA之类技术可以避免这种情况,是实现此类简化的定量严格的方法。

# 3. 我们了解故障,但无法预测故障。

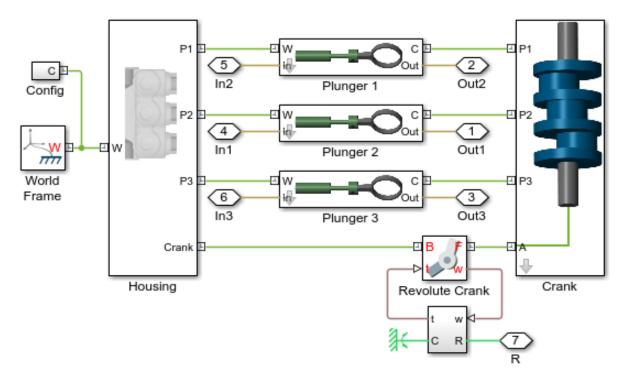
了解故障原因对于您的业务十分重要,但是确定什么地方出错和知道如何预测之间有着很大不同。根本原因分析是领域知识不可分割的一部分,与预测性维护算法结合使用,才能构建有效的预测性维护计划。如果算法这一部分对您而言是一项全新的、令人望而生畏的任务,您可以采取以下步骤降低学习曲线。

#### 定义目标

如何知道某个预测性维护算法优于以前的做事方法?预先定义好您的目标(例如更早识别故障、更长的周期、停机时间减少)是十分重要的。然后,您应当考虑预测性维护算法将如何影响这些目标。构建一个能测试算法并且评估它相对于目标的性能的框架,从而实现更快的设计迭代。这不再是要探讨新算法是否比以前的情况好,而是根据既定的目标明确新算法是否更好。

#### 从简单开始

如果您和您的团队已经知道故障背后的原因,那么就有了领域知识。使用深入了解的系统选择一个项目进行实践。确保您了解影响系统性能的特征和因素,并构建一个预测性维护算法。作为最简单的起点,你可以考虑某一特征的阈值是否为重要的维护指标(通常通过控制图来完成)。您的团队拥有的领域知识有助于主成分识别以及设定阈值,比如永远不能超过的安全值。除此之外,您可以尝试能快速拟合且易于解释的简单模型,比如线性或逻辑回归。一旦您和您的团队能够针对简单的问题轻松地构建算法,便可将该知识运用到更复杂的系统。



对三个类型的故障建模: 缸体泄露、入口阻塞和轴承摩擦增大。

# 获得置信度

当预测性维护算法开始展示出预期的结果时,使用当前和历史数据测试并验证模型,然后再投入生产。运用您的团队掌握的领域知识进行模型调优,以根据结果的成本/严重性来预测不同的结果。为进一步验证模型,添加与已知历史条件相似的已生成故障数据并测试该系统。此验证步骤将会提高置信度,无论是通过指出仿真不符合真实情况并需要进一步改进的地方,还是通过印证模型的准确性,都说明这个过程是有效的。

# 注意事项

与任何新任务一样,重要的是不要试图一蹴而就,否则在觉得项目太复杂时只会感到气馁。定义明确的目标,从简单着手,用数据进行验证,不断迭代,直到您对结果有信心。重复这一过程,逐步建立起更复杂的系统。

# 4. 我们不知道如何进行预测性维护。

每一项新技术的投资都需要证明合理性。理想情况下,实现投资价值所需的时间应尽可能短。在不确定您和您的团队能够多快熟练掌握这些新技能的情况下,很难对您在多长时间内能得到投资回报进行量化。如果最近才引入机器学习,那么有可能把它的某一高级应用视为一种风险,这再自然不过了。然而,您可以采取具体步骤将该风险降至最低,并通过一个有效的预测性维护模型尽快上线运行。

#### 使用您的工程师已经熟知的工具

与其尝试引入新技术和方法,不如利用已部署软件中的新功能并关注新技巧。工程师们已经在使用 MATLAB 的一些其它工具箱,那么 MATLAB 的预测性维护工具箱可以这让工程师能够继续在他们熟知的环境下工作。这个工具箱还提供了参考样例和算法,帮助不熟悉预测性维护的人尽快上手运行,另外还有技术支持、培训和咨询团队。通过这些额外的指导可获得基本要素,使您和您的团队对以最佳方式处理问题抱有信心。

# 了解预测性维护工作流程



预测性维护工作流程的基本要素。

开始建立一个有效模型的第一步是了解工作流程并识别可能延缓进度的因素。要构建和部署预测性维护算法,有五个阶段:

## 1. 访问传感器数据

数据可能从多个来源收集而来,比如数据库、电子表格或 web 存档。确保数据采用正确的格式,包括日期和时间戳。大数据集可能无法装入内存,需要超出内存处理技术或集群。痛点通常围绕如何组织数据以供分析。如果没有足够的数据,您可以从机器的物理模型生成数据来补充正常使用、各种参数值、不同的系统动态或信号故障。

# 2. 预处理数据

现实中的数据很少是完美的;有需要剔除的异常值和噪声,以便得到正常行为的现实情况。如果数据来自不同的来源,还需要进行组合。如果您剔除异常情况,则考虑是否要用近似值取而代之,或使用较小的数据集。可能的痛点包括调整噪声过滤或异常值设置,或比较不同过滤方法对算法总体性能的影响。

# 3. 提取特征

不是将传感器数据直接馈送给机器学习模型,更普遍的做法是从传感器数据中提取特征。这些特征会捕捉传感器数据中更高层次的信息,例如移动平均数或频谱。很少有工程师在统计学、信号处理和系统建模方面有很强的背景,因此使用熟悉的工具进行特征提取可简化这一步骤。在这里采用迭代方法(添加特征,训练新模型,然后比较它们的性能)很有效,可以确定不同特征对结果的影响。

# Baker Hughes 通过特征提取来训练油气开采设备的模型

Baker Hughes 团队使用 MATLAB 分析从油气开采设备中导入的数据,确定数据中的哪些信号对设备磨损具有最大的影响。 这个步骤包括执行傅里叶变换和频谱分析,以及滤除机车、泵和流体的大幅移动,以更好地检测阀门和阀座的较小振动。

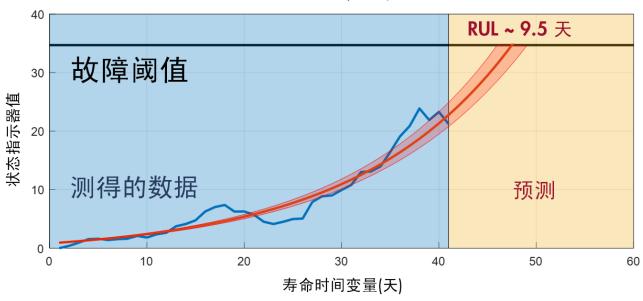
"MATLAB 让我们能够将以前不可读的数据转换为可用的格式,自动对多个机车和区域执行过滤、频谱分析和变换步骤,最后,实时运用机器学习技术预测执行维护的理想时间。"

- Gulshan Singh, Baker Hughes
- » 阅读用户案例

#### 4. 训练模型

在这个步骤中,您将数据分类为正常/有误,设置正常/警告/故障状态的阈值,然后估计组件的剩余使用寿命 (RUL)。您需要创建全面的故障情形列表,以便预测、选择分类方法并对模型进行仿真。应用程序提供运用机器学习的图形界面,从而很容易入门和比较训练很多不同类型模型的结果。

# 剩余使用寿命 (RUL) 预测



训练能预估剩余使用寿命并提供与预测相关联置信区间的预测模型。

#### 5. 部署模型

生成代码并将模型部署为硬件上的应用程序。可通过将模型转换为 C 等低级语言而将其部署到嵌入式设备上,也可以将模型与 IT 环境中的其他应用程序集成。这里的痛点通常是不熟悉代码生成和 IT 集成。有一些工具可自动对模型进行打包以便在生产环境中运行,如 *MATLAB Compiler* 和 *MATLAB Production Server* 。当试图将这些应用程序集成到 IT 系统时,咨询服务可能特别有用。

#### Mondi 开发预测性维护系统

Mondi Gronau 的塑料加工厂每周 7 天、每天 24 小时不间断运转。在 MathWorks Consulting 咨询服务的帮助下,他们创建了运行状况监视和预测性维护应用程序,使工厂的工人们能够采取纠正措施,防止严重问题。他们在六个月内便完成了该项目,估计每年可节约 200,000 欧元。

"MathWorks Consulting 提供的支持是我见过的最好的服务,咨询师知识特别 渊博,而且响应很快。我们已经从成本节约中得到投资回报,现在我们有更 多的预算和时间来完成更多机器学习项目,这将会带来相似的好处。"

- Michael Kohlert 博士, Mondi
- » 阅读用户案例

#### 注意事项

一些公司需要每天报告他们的机器运行情况,而其他公司需要实时处理。思考您的公司需要什么级别的监督。还要牢记您要收集的数据类型,是信号、图像,还是文本数据?对预测故障有帮助吗?您需要一定的计算能力来适应大量的数据。最后,考虑您需要如何呈现结果,对于如何确定警告需要多大的洞察力,谁需要接收这些通知。

# 结束语

只要有适当的工具和指导以及正确的推动方向,预测性维护便是一项可实现的目标。寻找对您的业务有效的 特征、模型和方法,然后进行迭代,直到您获取正确的结果,而且记住,您不一定要独自去做。

# 了解更多

- 使用 MATLAB 进行预测性维护: 利用传感器数据分析来避免代价高昂的设备故障 电子书
- 使用 MATLAB 进行机器学习 电子书
- MathWorks 预测性维护咨询服务 服务概述

© 2018 The MathWorks, Inc. MATLAB 和 Simulink 为 The MathWorks, Inc. 的注册商标。其他商标列表,详见 mathworks.com/trademarks。 其他产品或品牌名称可能是其各自所有者的商标或注册商标。

