# Predicting Defective Engines using Convolutional Neural Networks on Temporal Vibration Signals

# 摘要

这篇文章首次解决了使用大量不平衡的结构性噪声的信号数据预测与发动机内部激活有关的损坏问题。提出在我们的时间输入信号上使用卷积神经网络，随后结合额外的静态特征。 在训练期间我们考虑了数据的不平衡使用信息量小的批次。 实验结果表明，在我们的大型实际用例中，检测少数类别的性能很好。

**关键词：预测，保持预测性，不平衡数据，深度学习**

# 简介

燃烧发动机变得越来越复杂，以满足各种标准。 为了保证顺利的装配过程和功能性发动机，每条生产线的末端都要进行高效的低成本低温试验。 在冷测试期间，发动机被电动机无源地驱动。 在这样做的过程中，为了确定发动机材料的特性（Cremer and Heckl，2013），测量了几种测量结果，包括结构载荷 - 在50 Hz或100 Hz的较低频率下的机械振动。 基于这些结构测量，我们工作的目标是预测测试发动机的耐久性运行结果：发动机是否功能完好或有缺陷？

然而，收集到的测量结果带来了各种挑战，使得预测任务非常困难：（1）从不同工艺步骤收集到的可用信号指的是不同的视图。在冷测试期间收集结构测量结果的同时，还会考虑其他视图，例如一般的发动机信息或环境特征。这种“多视角”数据具有不同的类型，其次是不同的统计分布和不同类型的不确定性（Sun，2013）。 （2）此外，收集到的信号的高维度构成了巨大的挑战：每个信号本身都代表一个时间序列。值得指出的是，这些时间序列的长度在信号之间不同。因此，它不能简单地被视为一个多元时间序列。 （3）最重要的是，数据遭受了高度不平衡的类别标签分布。也就是说，与缺陷类别相比，缺陷类别引擎的代表性很低，这使得学习相当困难。

近年来，由于深度学习技术的有效性，我们研究这项工作 - 使用来自真实世界用例的数据 - 这样的架构是否也能够从收集的**不平衡数据中预测有缺陷的引擎**。

# 相关工作

**深度学习在图像或视频识别领域的许多任务（Schmidhuber，2015; Karpathy等，2014）以及自然语言处理（Mikolov等，2013）中都取得了极高的性能。 同样，研究人员已经研究了深度神经网络架构和算法，以评估它们在时间序列任务中的表现 - 特别是以多元时间序列分类为重点的实际应用变得越来越重要，例如在医疗保健，人类活动识别或可再生能源 （Doucoure等，2016; Yang等，2015; Zheng等，2014; Borovykh等，2017）。**

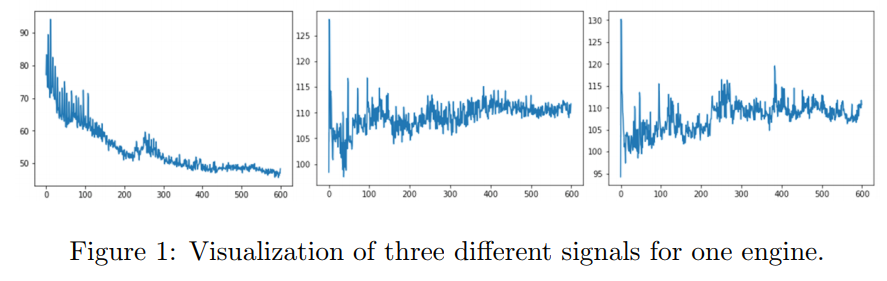
**由于神经网络能够从数据中提取非线性信息，因此它们很自然地适合时间序列，而这些时间序列很少只代表线性效应。 尽管第一眼看来，像RNNs / LSTMs这样的时序/序列神经网络模型似乎是时态数据分类的自然选择，但Kim（2014）的早期工作表明，简单的卷积神经网络（CNNs）是平等的或甚至是 更适合这样的任务。 考虑到这个想法，（Cui et al。，2016; Borovykh et al。，2017）已经表明，CNN不仅在经典的用例如人脸验证和音频分类方面表现出色，而且在诸如时间序列分类等任务中表现卓着。**

在这种情况下CNN成功的主要原因是由于它能够从局部信息中学习，并通过沿时间轴滑动卷积滤波器与更多特征相关联。 将卷积表示为该模型的主要优点，本文中我们将重点放在以下问题上：（a）具有高维度的现实世界多视图数据集，是一种CNN架构，能够预测受高故障影响的引擎 曲线下面积（AUC）？ （b）即使数据严重不平衡，CNNs能否表现良好？

**为了回答这些问题，我们调查CNN深度学习体系结构（第4节），以使用来自实际用例的数据预测有缺陷的引擎（第3节）。 我们研究了CNN的不同结构，包括不同的层数，在我们的实验研究中使用不同的池化函数和激活函数 - 以及数据的不同属性及其对结果的影响（第5节）**

# 数据描述

为了收集每个引擎的结构噪声，使用振动计来测量时域中不同的机械表面振动。 此外，测量发动机振动对气压的影响。 使用傅立叶变换，测量的信号在连续的频率域中被转换。 图1显示了一个引擎的3个测量信号的片段。 尽管x轴示出不同的频谱序列，但y轴呈现指向例如 振动信号或曲轴运动等。



形式上，结果数据是一组矩阵Si∈R N×Li，其中每个i∈M表示对所有实例测量的一个信号。 这里，N表示实例/引擎的数量，并且Li表示关于信号i的频谱的长度。 相应地，Si的第j行表示关于信号i收集用于引擎j∈N的频谱。 为了简单起见，我们用Xij表示这些行向量。 再次注意，对于每个信号，这些向量Li的长度可能不同。