

接下来我将分享暑假期间阅读的两篇论文以及我目前所做的一些工作：

我发现两篇论文都有许多相同的特点，在面对工业机器人加工过程中的震颤问题时，都有“信号采集-特征提取-建立模型-验证泛化”等流程，只是中间有些步骤可能采用的方法有所区别。

第一篇论文是发表在《机器人与计算机集成制造》上的，关于开发了一种考虑机器人姿态和进给速度的过程 FRF 预测方法，并用于预测颤振稳定性。

首先介绍一下这篇论文的背景：

低频颤振稳定性预测是基于机器人频率响应函数 (FRF)，在机器人静态下使用实验模型分析 Experimental model analysis (EMA) 方法测量的 FRF。然而，机器人的动态特性受到操作状态和外部负载的影响。因此，与静态 FRF 的预测值相比，过程中 FRF 的预计稳定性极限更接近实验稳定性极限。然而，获得过程中的 FRF 具有挑战性。

为了解决上述问题，本文提出了一种将 GPR 模型预测的 FRF 与 Operational modal analysis (OMA) (工作模态分析) 识别的过程模态参数相结合来预测过程中 FRF 的方法。

然后这篇论文中进行了大量的数学推导，涉及很多机器人学的知识。我只能读懂一些较为浅显的部分。因此我本次汇报不着重讲这一部分。我主要集中于这篇论文使用的方法以及一些算法的学习。

由于这个实验涉及不同的机器人姿态，因此先从不同机器人姿态的实验模态分析中获得静态 FRF，并用这些频响函数来训练 GPR 模型，随后，使用 GPR 预测的静态 FRF 和通过操作模态分析 (OMA) 识别的模态参数来计算机器人在操作状态下的过程中 FRF。然后作出 SLD (稳定性波瓣图)。最后通过机器人时域仿真来验证此方法。

下面是论文中验证模型成果的两个案例。左侧是通过 GPR 来预测静态 FRF 的结果，可以看到实验测得和理论预测的结果相当。右侧是通过实验和预测绘制的稳定性波瓣图，可以看出效果是很好的。

关于这篇论文中我所做的工作，学长为我安排的是进行 GPR 算法的学习和实践。下面是我的一些工作。学习过程中我写了两份 jupyter 文档，算是对机器学习的小小入门。

由于没有实验数据，我找了一组大小 2500 的数据集，每组数据的输入为两项，输出为一项，可以假设理解为锤击点在工件坐标系下的坐标  $(x,y)$ ，输出为一个数。高斯过程是一种随机过程，是一系列符合正态分布的随机变量在一指数集 (index set) 内的集合，可以用一个均值函数和一个协方差函数来描述。

高斯回归过程 (GPR) 的核心是一个核函数，核函数 (Kernel function)。我尝试使用了不同的核函数进行算法学习。主要有点积内核、径向基核函数 (RBF)、Matern 核函数、有理二次核函数 (RQ) 等。

这是使用 Python 的进行 GPR 的一个案例，其中核函数采用 RQ，迭代次数为

20.

下面比较了在这组数据集上不同核函数的性能，选取平均绝对误差和决定系数  $R^2$  进行比较。

另外，我在 MATLAB 上也运行了相关过程。相比 Py，MATLAB 包装更完整，但整体语法相对晦涩，特别在作图方面个人认为不如 Py 好用。具体实验中可结合使用。

第二部分对于我来说是更大的挑战。

这篇论文更加专注于信号的处理和在线的颤振监测研究，使用的深度学习方法更是为我打开了一扇大门。文章提到的之前的很多研究基于传统的机器学习但是面临着三个问题：1.人工的特征提取和过滤 2.普适性特征的选择(特征是否适用于不同的工况?) 3.模型泛化能力

为了解决这一问题，本文提出了一种新的混合深度卷积神经网络方法，将 Inception 模块和挤压和激励 ResNet 块 (SE 块) 相结合，即 ISR-CNN。Inception 模块可以自动提取切削力信号的多尺度特征，丰富特征图。SE 块可以为不同的特征通道分配权重，从而抑制无用的特征图并提高模型精度。

SE 块可以为不同的特征通道分配权重，从而抑制无用的特征图并提高模型精度。同时，SE 块的引入也降低了梯度消失的风险，加快了网络的训练速度。使用不同的切削参数和刀具悬伸长度对楔形工件进行了铣削试验，以验证所提出方法的准确性和通用性。

数据预处理阶段，需要解释单个数据集的构建过程。在铣削实验中，获取三维切削力信号，然后取出一帧数据。每帧 250 的数据大小，这对应于 0.05s 的采样时间。然后 3 个方向上的信号 FFT 加正则化，构成  $1 \times 125 \times 3$  的数据。

下面是在 MATLAB 上尝试 FFT+Z-score 的过程，值得一提的是时间复杂度……

下一步就是模型建立，模型中含有一些基础的层，比如卷积层、池化层、全连接层、批量归一化层等，数学计算。

初始模块，采用如图所示的方式构建，对数据进行升维。Inception model 最先是在这篇论文提出，用于计算机视觉，用于构造更深、更强大的卷积神经网络，实现更多的计算机视觉任务。

在这里 Inception 结构允许在不增加计算工作量的情况下加宽每层的宽度和增加网络的深度，这有利于提高颤振检测的通用性和准确性。其中  $1 \times 1$  的卷积核还可以减少计算复杂度和提高泛化性能和准确性。

在 SE 层，是由一个挤压-激励网络和残差网络混合而成，残差网络的引入是为了避免梯度消失的问题。SE 块可以建立信道之间的依赖关系，允许网络通过使用全局信息来选择性地增强有益的特征信道并抑制无用的信道。这些特性使得特征通道能够被自适应地校准，从而提高模型分类精度。经过这里，数据变成……

最后再经过平均池化层和全连接层，得到  $1 \times 3$  的结果。

在实验中，五个不同的工况做实验，有不同的主轴转速、切深、刀具宽度、悬垂长度。数据被分为训练集和测试集，训练集中又有 30%用于验证。超参数如右图，损失函数采用交叉熵损失，数学表达如下。

以下是训练结果，这是混淆矩阵，ResNet 是震颤监测中的著名模型，WPD-SVM 则是用了小波包分解方法，含有过渡状态的训练结果。

1. 在 validationset 上几个模型表现得都还不错
2. 在 testset 上，对于 stable 的预测较差

下面有两个问题，基于上面的结果。

对于全过程……

ResNet 展现了在空切阶段的波动表现，而 WPD-SVM 在颤振阶段……

总结一下，深度学习凭借其突出的自学习和分类能力可以解决机器学习中的那些问题，展示出其极强的能力。其优点体现在高准确率、聚类不重叠、更快的监测、强大的泛化能力。

下面是我对 CNN 的小小尝试。