# 第十三次周报

## 这两周工作内容

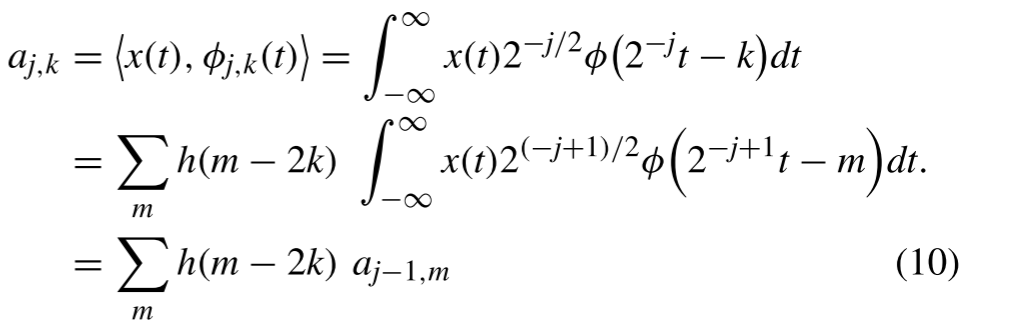
### 阅读的文献

* 《Physically Interpretable Wavelet-Guided Networks With Dynamic Frequency Decomposition for Machine Intelligence Fault Prediction》

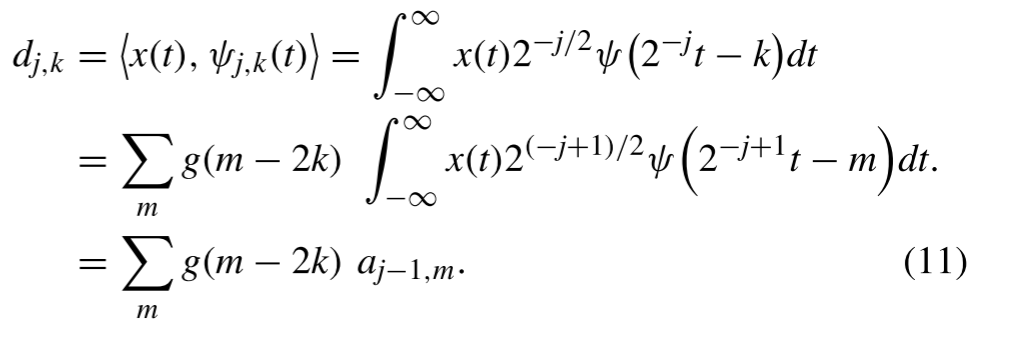
重新仔细阅读了该论文，深入其数学推导中，该模型将多分辨率小波分解集成到CNN中，输入信号经过Mallat算法实现信号的多分辨率分解，将CNN的特征学习能力从时域扩展到频域，提升了模型对复杂信号的特征提取能力和抗噪性能。

**Mallat算法实现多级小波变换**：

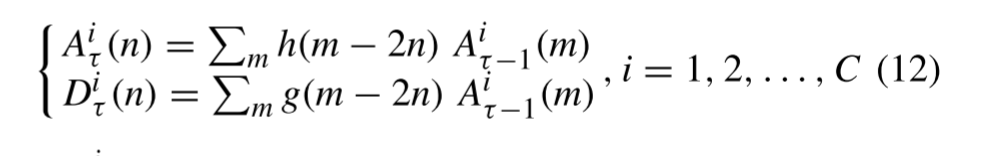
其依据尺度函数φ(t)和小波函数ψ(t)之间的内在关系，确定滤波器组h(n)和g(n)，分别具有低通和高通特性。对信号x(t)，根据公式：



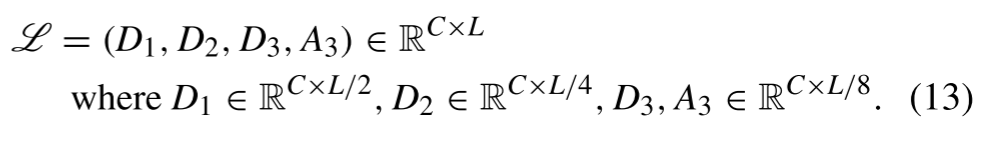
和



可得到尺度系数和小波系数。在实际应用中，假设特征图Z的第i个特征信号为Zi(n)，则算法初始为A₀i(n)=Zi(n)，通过递归公式实现多级分解：



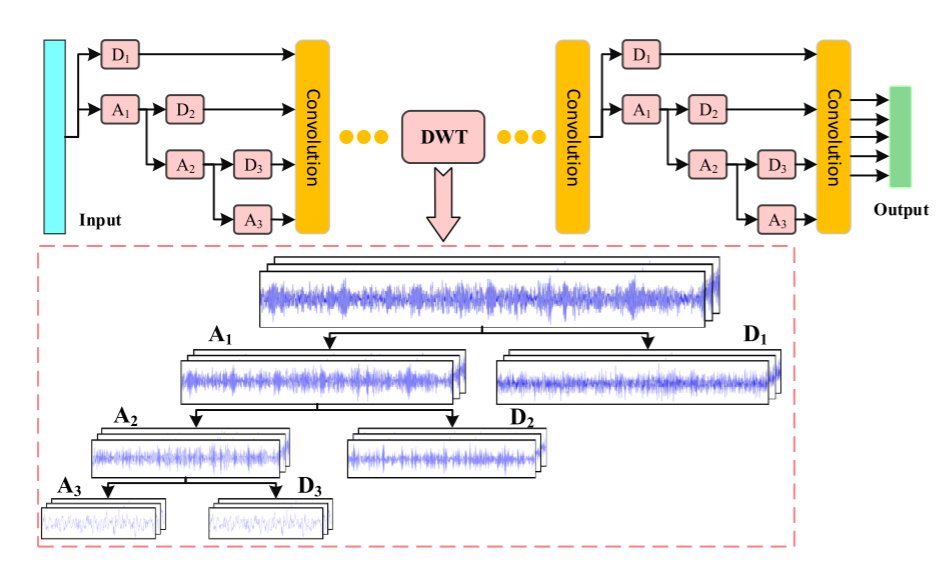
最终得到不同频率成分的特征图D1, D2, D3和A3（多级分解三层），并拼接成新的混合频率特征图L。



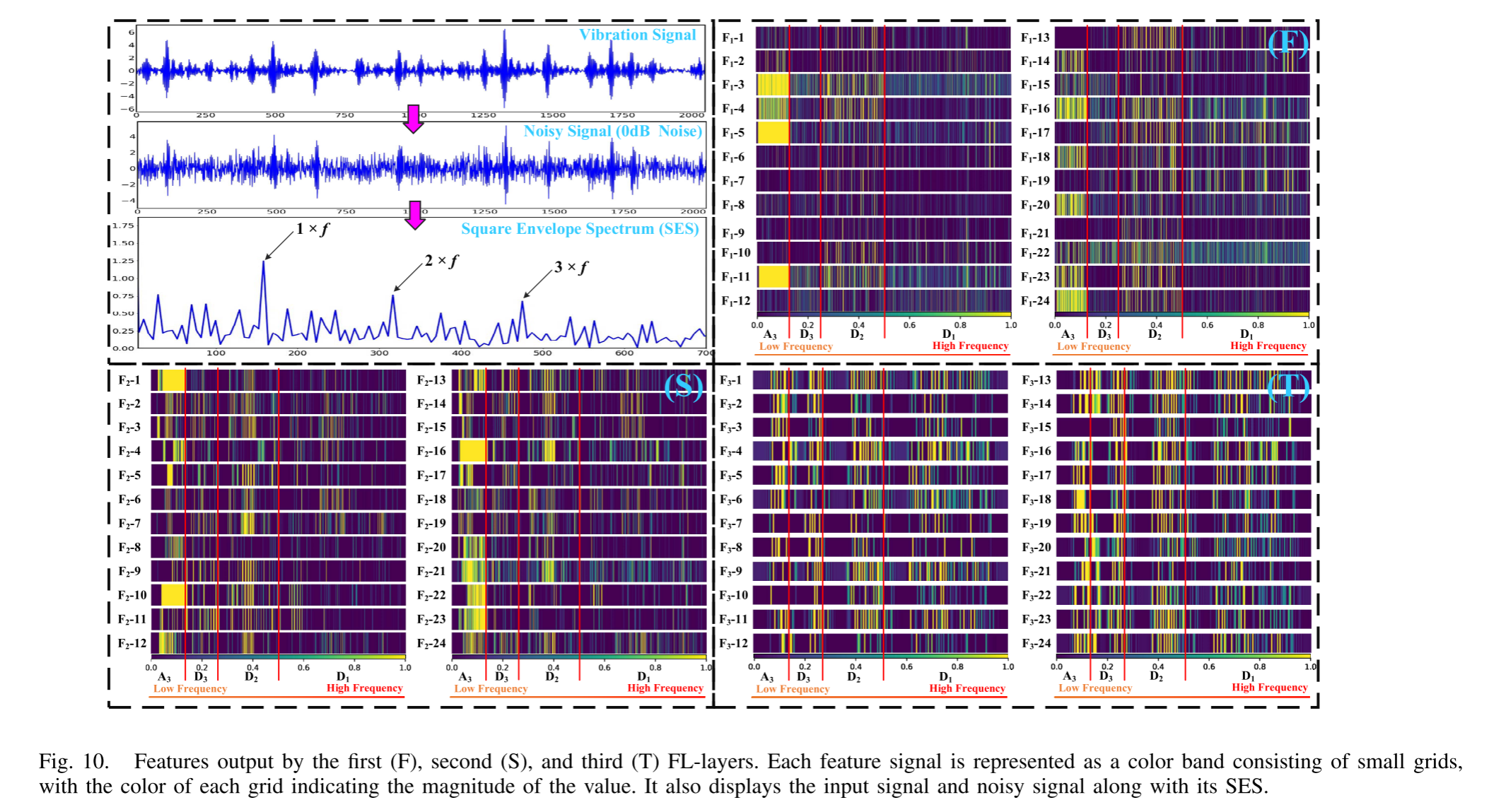
**DWT驱动的反向传播**：

FL-Layer可集成到深度学习模型中进行反向传播和参数优化。假设传递到L的误差为，根据L是由D1, D2, D3, A3按通道拼接得到，可分别截取对应的误差δD1, δD2, δD3, δA3。以第三级DWT产生的D3和A3为例，由于它们由下采样因子为2的卷积操作得到，反向传播时需先对δA3和δD3进行上采样恢复原始长度，再通过与低通或高通滤波器进行卷积并拼接得到新的误差图，依次类推完成各级DWT的反向传播，最终得到DWT驱动FL-Layer输入的误差δZ。

经过**Mallat算法多级**分解后将拼接起来的特征图输入1DCNN提取特征，如下图：



通过平方包络谱（SES）可视化每级输出，验证网络学习特定频率分量过程的可解释性：



可以看出每经过一个分解模块，提取的对应频率分量越集中，并且集中在故障特征频率f部分。

### 上周投的论文审稿意见如下：



审稿2：

(1) The thesis is carefully formatted according to the given template, such as the table examples.

(2) Some parts (such as the mathematical derivation of QCNN and the description of multi-scale design) are too lengthy and not concise enough. Please simplify them.

(3) Although the conclusion section summarizes the research results, the discussion on the future research direction is rather general and lacks specificity.

审稿3：

1、Figure font is too small, poor clarity, poor readability.

2、The data precision of Table 3 is inconsistent, and it is suggested to be unified as 0.01%.

3、Figure format and reference format are carefully modified according to the template file.

In conclusion, the overall quality of the paper is high, and the method is innovative and practical application value. It is recommended that the authors accept the paper after minor revision.

## 遇到的问题

### 2.1 虽然能够使用Mallat算法进行信号分解，但对于其具体的数学推导过程不够熟悉，尤其在理解小波基函数的选择和多级分解的数学原理方面还不够清晰。主要是尺度函数φ(t)和小波函数ψ(t)的结构不够清晰。

## 收获与启发

### 3.1 将深度学习与传统信号处理技术（如小波分解）相结合存在巨大潜力。这种融合不仅能够提升模型对复杂信号的特征提取能力，还能增强模型的物理可解释性，使其更适用于实际工程中的故障预测任务。

### 3.2 在将D1, D2, D3, A3按通道拼接部分可以采用交叉注意力特征融合替换简单的直接拼接，使网络学习与故障特征更相关的频率分量。

## 下两周计划

### 4.1 继续阅读轴承故障预测物理可解释性相关文献。

### 4.2 尝试将小波分解等信号处理技术融合进深度学习模型，为深度学习模型提供物理支撑。