EMD原理：

实际工程测量中由于测量系统受外界环境影响经常在测量信号中产生趋势项，EMD 进行趋势项提取可不考虑趋势项类型，具有自适应性

好处：对于一段未知信号，不需要做预先分析与研究，就可以直接开始分解，EMD会自动按照一些固定模式按层次分好，不需要人为设置和干预

时间序列的平稳性：时间序列的均值和方差为与时间无关的常数，平稳性就是要求经由样本时间序列所得到的拟合曲线在未来的一段时间内仍能顺着现有的形态“惯性”地延续下去

EMD过程实质上是对非平稳信号进行平稳化处理的一种手段，其结果是将信号中不同尺度的波动和趋势进行逐级分解，产生一系列具有不同特征尺度的数据序列，每一个序列称为一个固有模态函数IMF(intrinsic mode functions)。

每个IMF必须满足两个条件：

1. 在整个时程内极值点个数与过零点个数相等或最多相差1；
2. 在任意时刻，由局部极大值点形成的上包络线和由局部极小值点形成的下包络线的平均值为零，即上、下包络线相对于时间轴局部对称

EMD方法中假设：

1. 任何信号都可以分解为若干IMF分量
2. 各个IMF分量可以是线性或非线性的，满足其两个条件
3. 一个信号可以包含若干个IMF分量

将原始信号不断筛分，得到若干个IMF及剩余的分解余量，分解余量为单调函数，周期大于信号的记录长度，因此将分解余量作为趋势项

1.测试信号必须能够完全分解（A1f1<2A2f2），否则会导致模态混叠

2.端点效应会波及到分解余量中，导致趋势项提取不够精确

EEMD原理：

本质：叠加高斯白噪声的多次经验模式分解，利用了高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性，通过每次加入同等幅值的不同白噪声来改变信号的极值点特性，之后对多次EMD得到的相应IMF进行总体平均来抵消加入的白噪声，从而有效抑制模态混叠的产生。

X(t)=m=1∑M−1​IMFm​(t)+rM​(t)

算法分解的效果取决于集成次数N和添加的白噪声的幅度A

1. 分解过程会存在残余的白噪声
2. 选取有效的IMF完全依靠经验来确定

通过EEMD处理风电功率原始信号，将其分解为分别体现风机随机性与波动性的不同频段的IMF，且这些IMF都在时序上具有一定的规律性，从而降低了风电功率原始信号的复杂度，也简化了了神经网络的预测

RNN：

循环神经网络，根据“人的认知是基于过往的经验和记忆”提出的，不仅考虑了前一时刻的输入，而且赋予了网络对前面的内容的一种记忆功能

绿色的钟表

中度可信度描述已自动生成

单层网络：输入x，经过变换Wx+b和激活函数f，得到输出y

隐状态：隐状态h可以对序列形的数据提取特征，再转化为输出

（每个步骤的参数都是共享，计算h2时将公式中的h0替换为h1，以此类推，由h输出y）

作用：h在每个时间步都会更新，会保留之前时间步的信息，使RNN能够捕捉序列数据中的长期依赖关系；会逐渐捕捉到序列中的重要特征，将其编码为一个固定长度的向量表示

局限：长期依赖问题：相关信息和当前预测位置之间的间隔不断增大，RNN会丧失学习到连接如此远的信息的能力——RNN会受到短时记忆的影响

短时记忆：RNN可能从一开始就会遗漏重要信息，在反向传播期间会面临梯度消失的问题，获得小梯度更新的层会停止学习；梯度爆炸是因为计算的难度越来越复杂导致

LSTM可以一定程度上解决梯度消失和梯度爆炸

LSTM：

LSTM是RNN特殊的种类，它们用了不同的函数来计算隐状态，设计来避免长期依赖问题

“记忆”被称为“细胞”，“细胞”会决定哪些之前的信息和状态需要保留

标准的RNN中，重复的模块只有一个非常简单的激活函数tanh，帮助调节流经网络的值

图示

描述已自动生成LSTM中重复的模块包含四个交互的层，三个sigmoid和一个tanh，有助于更新和忘记信息

LSTM的关键就是细胞状态（右图最上面的水平黑线和红圈）

通过“门”的结构来去除或者增加信息到细胞状态的能力

门是一种让信息选择式通过的方法，包含一个sigmoid和一个pointwise乘法

图示

描述已自动生成图示

低可信度描述已自动生成忘记门：决定我们从细胞状态中丢弃什么信息，读取上一个输出的ht-1和当前输入的xt做一个sigmoid的非线性映射然后输出ft（1表示完全保留，0表示完全舍弃），最后与细胞状态Ct-1相乘

输入门：确定什么样的新信息被存放在细胞状态中

Sigmoid层成“输入门层”决定什么值将更新

一个tanh层创建一个新的候选向量C会被加入到状态中

图片包含 白板

描述已自动生成文本, 信件

描述已自动生成

手机屏幕的截图

描述已自动生成

图片包含 游戏机, 物体, 钟表

描述已自动生成

更新旧细胞状态：旧状态与f相乘确定丢弃值，加上i\*C，就是新的候选值

输出门：确定输出什么值，这个输出将会基于细胞状态，是一个过滤后的版本

Sigmoid层确定细胞状态的哪个部分输出出去

把细胞状态通过tanh进行处理并将它和sigmoid门的输出相乘，输出确定的部分

卡通人物

中度可信度描述已自动生成

文本

描述已自动生成

BiLSTM：

特殊的RNN，能够处理序列数据并保持长期记忆，同时考虑了过去和未来的信息，是模型能够更好地捕捉序列数据中的上下文关系

BiLSTM通过将LSTM层沿着时间轴前向和后向运行来计算双向隐藏状态

将两个隐状态连接在一起形成最终的双向隐状态

TPA机制：

注意力机制：将注意力放在需要关注的信息上，对于其他无关的外部信息进行过滤，通常结合神经网络模型用于序列预测，使得模型更加关注历史信息与当前输入信息的相关部分

给定query，查找相关的key，根据query和key的相关性找到最合适的value，实现对value的注意力权重分配

时序模式注意力机制(temporal pattern attention mechanism) 通过使用CNN滤波器提取输入信息中的定长时序模式，使用评分函数确定各时序模式的权值，根据权值的大小得到最后的输出信息

区域内的多风机组难以单独选取某个时间步作为注意重点，TPA则由多个一维CNN滤波器从BiLSTM隐状态向量抽取特征，使模型能够从不同时间步学习多变量之间的互相依赖关系

CNN：

卷积神经网络：有更好的处理图像和序列数据的能力，它能够自动学习图像中的特征，并提取出最有用的信息

卷积操作：在图像上进行滑动窗口的计算，通过滤波器（又称卷积核）和池化层（max pooling）来提取图像的特征；可以有效的减少权重数量，降低计算量，同时也能够保留图像的空间结构信息

e.g.图像识别XO

经典神经网络：读取整幅图像作为神经网络模型的输入（全连接），尺寸越大，连接的参数越多，计算量非常大

卷积神经网络：每个神经元对局部进行感知，在更高层综合局部信息得到全局信息（局部连接），降低参数数目

卷积核：图像处理时，给定输入图像，输入图像中一个小区域中像素加权平均后成为输出图像中的每个对应像素，其中权值由一个函数定义

1. 原始图像通过与卷积核的数学运算，可以提取出图像的某些指定特征
2. 不同卷积核提取的特征不同
3. 提取的特征一样，不同的卷积核效果也不一样

图片包含 游戏机, 钟表

描述已自动生成

数学定义：两个函数在反转和移位后的乘积的积分

一般函数g称为过滤器，函数f指的是信号/图像

通过卷积核提取图像的局部特征，生成一个个神经元，在经过深层的连接，就构建出了卷积神经网络

在神经网络中如果使用了多个不同的卷积核，那么每个卷积核的局部感受野大小相同，但是不同卷积核的权重是不同的，这样可以使得每个卷积核学习到不同特征

卷积核的工作原理是将它与图像的像素进行卷积操作，从而提取图像的特征

对原始时间序列用BiLSTM处理得到的隐状态向量，用不同的一维卷积核沿着H的m个特征卷积，提取可变信号模型的时间模式矩阵

多风机组超短期功率预测：

先利用EEMD进行特征提取，BiLSTM网络通过双向细腻能够很好的处理时间序列问题，同事间距较好的鲁棒性，利用TPA机制可以提取多台风机之间的复杂内部联系，对不同的特征选择相关变量加权

1. 输入层数据位不同分段风机的历史功率数据，并进行标准化处理
2. 数据经过EEMD后得到个风机的第j个IMF被送入神经网络BiLSTM层
3. BiLSTM层将所有IMF分别送入不同的BiLSTM网络，将双向信息流进行拼接后得到的隐状态行向量，送入TPA层
4. TPA层通过隐状态向量获得注意力向量v，与隐状态行向量分别进行线性映射相加后得到各风机模态的预测值
5. 输出层将预测值作为神经网络的输出，与个风机模态的实际值比较得到模态损失