[风电]

利用集合经验模态分解法优化风电场短期功率模型及评价分析

文/水电水利规划设计总院（CREEI）李少彦

根据风电场装机容量、额定功率和气象数据等基本情况，利用集合经验模态分解法（EEMD）对风速进行模态分解，得到频域特性相对稳定的分量，再采用最小二乘支持向量机（LSSVM）方法进行预测，并以果蝇优化算法（FOA）优化误差，得出预测值。基于实际数据，对预测的结果进行分析评估。

随着风电场等新能源的不断建设及近年气候对风资源的影响，技术可开发量不断提高，我国风电行业已进入规模化快速发展的阶段。风电场功率受气象影响大，其中主要因素就是风速，会因地理、时间等因素大幅波动。本文主要考虑风速因素对风电场功率的影响，进行短期功率预测模型优化，以提高系统可靠性。

风电场功率预测模型的优化

风电场功率数据相对传统电厂来说波动范围大，因为这样的平稳性问题而导致风机功率准确预测难度大。以最小二乘支持向量机（LSSVM）方法建立基础预测模型是比较常见的。这里采用集合经验模态分解法（EEMD）分解输入序列，再对序列样本进行相空间重构，从而得到优化风速预测。其中优化的关键就是EEMD。利用EEMD，可将风速分解为不同尺度的本征模态函数，来优化波动大的问题。预测风速的输入为数据采集与监视控制（SCADA）系统采集的风向角的正弦值和大气压，输出为风速。之后，根据该预测风速，通过功率计算得出风电功率预测值。本文以一周7日为预测周期，前6日为样本历史数据，第7日为预测数据。该优化模型的流程框图如图1所示。

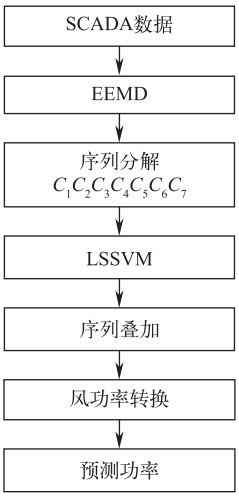

图1　EEMD优化的风电短期功率预测流程框图

EEMD参数的选取

EEMD的优化特色在于其正态分布的白噪声序列能有效抑制模式混淆，从而对非线性分解平稳序列进行优化。其中的两个关键参数就是白噪声系数a和总体次数m。分解误差越小，那么序列准确性就越高。根据误差计算式$e=a/\sqrt{m}$，对于序列信号的总体分解误差为

$$e=a/\sqrt{m}=\sum_{l}^{m}\left[\left(\sum_{i}^{6}C_i^l(t)+r^l(t)\right)-x(t)\right]\Big/\sqrt{m} \qquad (1)$$

由于白噪声序列的a过大会导致模态分解的误差较大，甚至覆盖原始序列的幅频特性导致分解失败，但也不能过小。较小的a虽然可提高分解准确度，但会改变原始信号序列的极值点，不能优化时间跨度而获得高表征的原始信号信息。所以，a的数值要选取适中，不能过大或者过小。次数m值同样也需要考虑数值的选取，过高的m值会导致过大的计算量，带来负担。

为了实现序列重构稳定，分解误差相对较好，期望$e\leqslant 0.01$。基于此目的优化下白噪声的幅值在[0.1,0.3]，次数高于100，选取a=0.17，m=200。

应用EEMD分解对风速序列

如前所述，选取一周7日的采样范围，采样间隔为5 min，共2 016个采样样本，前6日的为历史数据，第7日的为预测数据。前6日的1 728个样本为训练数据，第7日的288个样本为预测数据。将采录自SCADA系统的风速样本数据用EEMD进行处理，从而获得$C_1\sim C_6$及R_7。分解后的分量与原始风速数据相比，波动相对平稳也保留了其频谱特征。

序列重构

对于模态分解后的相对平稳序列，采用延迟坐标状态空间重构法进行相空间重构。首先要确定延迟时间τ和计算维度n，它们直接影响功率预测的准确度。如果τ过小，会导致数据点计算过密集，无法得到较好的分辨率；而过大可能造成分量过度分离。n过低，可能导致序列处理的数据重合；而过高会提高计算成本。选取要考虑各方面的优化。由于风速的采样间隔为5 min，这里以5 min为延迟时间的最小单位。计算维度根据序列的不同，结合LSSVM模型选取。两个参数的选取见表1。

表1　序列重构系数

序列	延迟时间数τ	计算维度n
C_1	2	6
C_2	1	10
C_3	2	7
C_4	1	9
C_5	1	10
C_6	2	7
R_7	2	7

LSSVM优化计算风电功率

LSSVM模型可以认为是用线性最小二乘系统处理不等式约束，可以有效提高计算时间，减少计算量，是比较常用一种优化算法。

线性方程有

$$\begin{pmatrix}0 & y^{\mathrm{T}}\\ y & \Omega+1/\gamma\end{pmatrix}\begin{pmatrix}\beta\\ \alpha\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}0\\ y\end{pmatrix} \tag{2}$$

得到

$$y(x)=\operatorname{sign}\left[\sum_{k=1}^{N}\alpha_k y_k K(x,x_k)+\beta\right] \tag{3}$$

采用改进FOA对模型进行优化，通过4次迭代，即可实现手链。经过优化后序列搜索范围更大，收敛步骤少，避免了局部最优而其他部分过分劣化的问题，不必消耗过多计算时间。

根据得到的风速预测结果，进一步进行风速转换。风机功率的转换公式为

$$P=\frac{1}{2}\rho A C_{\mathrm{wind}}v^3 \tag{4}$$

式中，P为风机功率；ρ为空气密度；A为风机有效面积；C_{wind}为风机利用系数，最大为0.6；v为风速。

对于一般的风机产品来说，A的数值是给出的。另外，在实际应用中，风机在低风速阶段输出为零，在中风速阶段为一个变化过程，在额定风速上为额定功率输出，风速过大切断工作输出为零，即

$$P=\begin{cases}0 & 0\leqslant v\leqslant v_{\mathrm{low}}\\ p(v) & v_{\mathrm{low}}\leqslant v\leqslant v_{\mathrm{N}}\\ P_{\mathrm{N}} & v_{\mathrm{N}}\leqslant v\leqslant v_{\mathrm{off}}\\ 0 & v_{\mathrm{off}}\leqslant v\end{cases} \tag{5}$$

采用EEMD进行风电功率预测的评估分析

风速预测序列叠加后，再利用LSSVM处理，并利用上述功率转换得出风电功率预测。下面就是否采用EEMD进行预测，并进行对比来评估其优越性。

1. 风速短期预测的评估分析

根据原始风速模态分解序列和LSSVM预测得出的序列，引入某1.5 MW风机SCADA数据，C_1、C_2的频率特性波动加大，$C_3\sim C_6$及R_7比较平缓，基本实现较为准确的风速序列预测。通过是否采用EEMD来验证前后数据的准确性，比对方法的有效

性。利用平均百分比误差（MAPE）和方均根误差（RMSE）来量化上述比较，具体评价见表2。

表2　采用EEMD与否的风速误差评价　（%）

预测方法	MAPE	RMSE
采用EEMD	9.13	0.71
不采用EEMD	21.79	1.80

根据表2，可以看出采用EEMD对风速时间序列进行模态分解，其预测准确度高于不采用EEMD的结果，对于具有不平稳、波动性大的风速，采用模态分解可以有效改善序列波形，提高预测的准确度。也可以发现，采用EEMD可以有效避免模态混淆对序列的干扰，具有相对更好的稳定性。

2. 风电功率短期预测的评估分析

基于表2引用的风速预测，以及前文论述的风机功率计算公式，风电功率短期预测的误差见表3。

表3　采用EEMD与否的风电功率误差评价　（%）

预测方法	MAPE	RMSE
采用EEMD	18.13	28.70
不采用EEMD	51.79	115.89

根据表3，可以看出采用EEMD进行风电功率短期预测，相对不采用EEMD可以改善预测的准确度，对波动大的问题也具有更好的稳定性。

结束语

首先，本文基于SCADA系统的历史数据，对于常用的LSSVM采用EEMD进行模态分解，把风速序列以时间尺度进行优化，再引入LSSVM之中，从而提高风速短期预测的准确度，进一步提高风电功率预测的准确度。对比结果表明，该方法具有更好的准确性，也有益于可靠性的提高。

针对是否采用EEMD方法，就风速和风电预测的误差进行了评估分析，进一步表明采用EEMD进行模态分解有助于改善风电功率的预测准确度，对于风电场运行可靠可控具有一定的意义。**EA**

（收稿日期：2022-01-20）