一种改进的风电功率短期组合预测

文/国网山西省电力公司检修分公司　冯俊杰　范学强　张志飞　闫鹏达　郭　兴
河北省电力电子节能与传动控制重点实验室　张晓辉

为了提高风功率预测模型的精度及其适应能力，提出了一种改进的风电功率短期组合预测模型。同时与BP神经网络、支持向量机和极限学习机预测模型进行对比，并就仿真结果误差情况进行分析。仿真结果表明所提方法具有较好的预测精度及适应能力。

风力发电具有波动性和间歇性两大特征，而这对风力发电的稳定运行带来了挑战。尤其是当风电大规模接入电网时，风电输出功率的不稳定性将给系统的稳定运行带来巨大的隐患。当风电输出功率预测精度达到一定值时，可以减少系统在运行过程中的待机时间，从而降低风电系统的运行成本，同时提升系统消纳风能源的能力。

大量的研究表明，目前尚没有一种预测模型，可以适用于任何场景。大多数的研究模型都是基于一定的先决条件，而当条件发生改变时，其相对应的模型将不再适用。AdaBoost.RT算法在增强学习系统的泛化能力和高效数据挖掘方面更加突出，作为一种改进的集成学习算法，可以提高弱学习算法的性能。

极限学习机（Extreme Learning Machine，ELM）算法是一种神经网络算法，它是一种新型的快速学习算法，该算法具有运算速度快、精度高的特点。考虑到ELM难以准确判断隐含层节点数量和过拟合问题，进而影响对风电预测的稳定性。黄广斌等学者将核函数的概念引入到ELM中，并提出了基于核函数的极限学习机算法（Kernel Extreme Learning Machine，KELM），不仅克服了ELM的缺点，而且提高了算法的准确性。

本文提出了一种改进的风电功率短期组合预测模型，并将仿真结果与BP神经网络、SVM和ELM预测方法进行了比较，仿真结果表明，BP神经网络、SVM和ELM预测模型的误差大小随实际情况的变化而变化，并且误差没有太大差异。本文建立的模型能够保持其优越的性能，表明所建立的模型具有较好的预测精度和泛化能力。

改进AdaBoost.RT算法

AdaBoost.RT算法的计算结果与阈值ϕ的取值密切相关，当ϕ值过大时将导致预测精度低；当ϕ值太小时则将增加预测的困难，ϕ取值是否合适将直接影响预测结果的精度。另外，预测精度较低的样本在第二轮迭代过程中具有相同的权重，难以与其他样本进行区分。鉴于此，本文对AdaBoost.RT算法进行了相应的改进：第一，将ϕ改进为自适应变化量，根据每次迭代结果的均方根误差及时做出调整；第二，对预测精度较差的样本增加其权重，使样本向更精确的方向发展。详细的改进方法如下：

计算迭代结果的均方根误差为

$$e_{\mathrm{RMES}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{\mathrm{t}}(x_{\mathrm{i}})-y_{\mathrm{i}})^{2}} \qquad (1)$$

基金项目：国家自然科学基金资助项目(61374098)；
河北省高等学校科学技术研究重点项目(ZD2016049)。

对φ进行自适应度改进为

$$\phi_{t+1}=\begin{cases}\phi_t(1-\lambda), e^t_{RMSE}<e^{t-1}_{RMSE}\\ \phi_t(1+\lambda), e^t_{RMSE}\geqslant e^{t-1}_{RMSE}\end{cases} \quad (2)$$

λ由式（2）进行计算

$$\lambda=\frac{1}{2}\left|\left(e^t_{RMSE}-e^{t-1}_{RMSE}\right)/e^t_{RMSE}\right| \quad (3)$$

为了增强训练过程中精度较差的样本的权重，进行如下修改

$$D_{t+1}(i)=\frac{D_t(i)}{Z_t}\times\begin{cases}\beta_t, E_t(i)\leqslant\phi\\ 1/\beta_t, E_t(i)>\phi\end{cases} \quad (4)$$

改进的ELM算法

极限学习机（Extreme Learning Machine，ELM）算法作为一种新型的优异的单隐层前馈神经网络算法，已经被广泛应用于解决回归拟合及分类等问题中。但是，ELM也有一些自身的缺陷，例如难以对隐含层节点个数进行精确判断，存在拟合过度的情况等等。将核函数与ELM结合，提出了核极端学习机KELM，克服了KEM的缺陷，提高了其稳定和适应性。模型如下：

式中，$h(x)$表示激活函数；H表示隐含层输出矩阵；T表示期望输出；K表示核函数，定义Ω_{ELM}表示核矩阵，$\Omega_{ELM}=HH^T$。具体公式如式（5）所示。

$$f(x)=h(x)H^T(I/C+HH^T)^{-1}T=\begin{bmatrix}K(x,x_1)\\ \cdots\\ K(x,x_N)\end{bmatrix}(I/C+\Omega_{ELM})^{-1}T \quad (5)$$

式中，C表示惩罚系数；μ，v表示输入值；σ表示核参数。

$$K(\mu,v)=\exp\left[-(\mu-v^2/\sigma)\right] \quad (6)$$

风电预测模型

1. 数据选择及处理

基于本文所提出的短期风电功率组合预测模型，重点进行了相应的短期预测仿真试验。根据风电场历史数据以及天气预告数据来进行短期预测。

短期预测，其输入数据为当地风速、风向以及环境温度；其输出数据为风电场实际输出功率。测试样本以天气预报所预测的局部风速、风向以及环境温度作为测试样本集的输入值，输出数据作为风电场输出功率的预测值。

由于不健康数据会对预测模型的预测结果造成不良干扰，同时为提高预测模型的运算速度，首先对数据进行了相应的标准化处理。

2. 预测模型流程

模型详细流程图如图1所示。

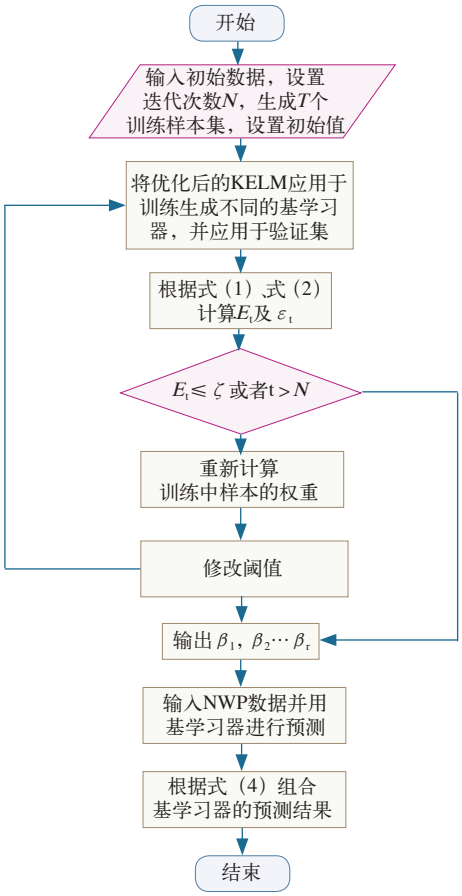

图1　风功率预测模型流程图

仿真分析

1. 仿真参数设置

本文选取某一地区风电场采集的风电场实测数据和当时的气象条件作为仿真数据。在进行风电预测时段，对1个月风电场正常运行时的风速、风向、温度以及功率数据进行了选取，前3周相关数据用作训练样本，第4周数据用作测试样本。风电场抽样周期为15 min，4个星期共抽取了2 688个训练样本。

为了验证本文提出的算法的有效性，首先建立了基于ELM和KELM的风电功率预测模型。利用AdaBoost.RT算法对模型进行优化，并用BP神经网络和SVM预测模型仿真结果对优化结果进行仿真。对比分析。

2. 仿真结果

本文将天气预报提供的风电场风速、风向以及环境温度作为输入数据。

为了验证本文所提Ada－KELM模型的有效性，首先对ELM、KELM以及Ada－KELM模型进

行仿真对比，其仿真对比结果如图2所示。为了便于观察，仅将部分输出结果进行了展示。

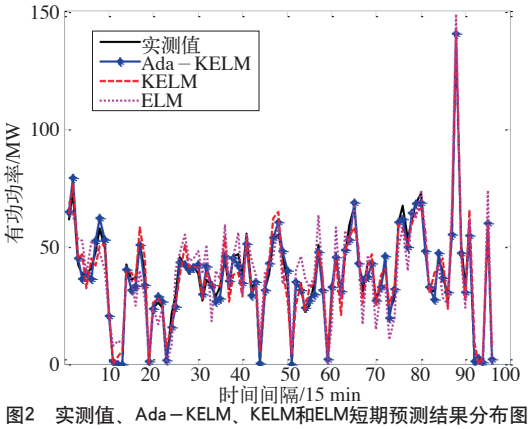

图2　实测值、Ada－KELM、KELM和ELM短期预测结果分布图

从图2可以看出，3种预测模型在一定程度上均能反映风电功率的实际值，但Ada－KELM模型的预测精度要高于其他2种模型，特别是在极端情况下由于风力的突然波动导致风功率出现振荡等情况下，Ada－KELM预测模型更优。

利用BP神经网络、SVM、Ada－ELM和Ada－KELM预测模型预测风电场的输出功率，预测结果如图3所示。为便于观察，仅显示了部分输出结果。

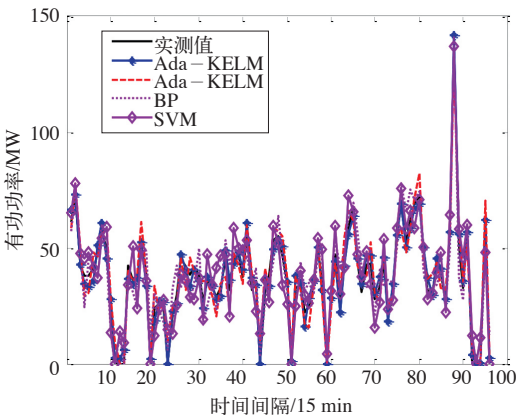

图3　实测值、Ada－ELM、Ada－KELM、BP和SVM短期预测结果分布图

由图3可见，风电场的预测功率曲线并不是平缓过渡的，有尖锐的波峰和波谷，这是风电出力的随机性以及波动性的特点。4种不同的风电预测模型其预测值与风电场的实际功率基本趋于一致，说明一般情况下，4种风电预测模型均能有效地对风电出力进行预测；当风电出力突然出现波动性时，显然基于Ada－KELM的风电预测结果与风电实际出力更加接近，为了验证不同模型下风电场出力预测值的精度，本文对4种风电预测模型进行了误差分析。

从图3可以看出，风电场的预测功率曲线不是一个平滑的过渡曲线，具有尖锐的峰谷特性，这是风电出力的随机性和波动性所导致的。四种不同风电功率预测模型的预测值与风电场实际功率基本一致，说明在正常情况下，四种风电功率预测模型都能有效预测风电出力；当风电出力突然波动时，显然，基于Ada－KELM的风电预测结果更接近实际的风电出力。为了验证不同模型下风电场输出的准确性，分析了四种风电功率预测模型的误差情况。

3．误差分析

误差分析是检验模型是否有效的重要工具。在本文中，采用标准均方根误差（Normalized Root Mean Square Error，NRMSE）来表示样本离散度。

$$e_{\mathrm{NRMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(A_i-P_i)^2}\times\frac{100}{M} \qquad (7)$$

式中，表示预测点 的实际值；表示预测点 的预测值；表示预测点的数量；表示风电场容量。

我国对风电场的误差标准有着严格的控制。提前4 h以内的误差结果不应超过风电场装机容量的10%，5～24 h之间的预测误差不应超过风电场装机容量的20%。

本文对连续6个月的数据进行仿真分析。表中详细地记录了6个月预测功率的NRMSE。由表中可知，4种预测模型的平均误差范围在8%～15%之间，都在20%以内，符合我国有关风电预测误差的相关标准。相比之下，BP和SVM预测模型之间的误差非常小，这是因为这两种算法与随机性密切相关，Ada－ELM模型误差较小，Ada－KELM模型误差最小，最大误差和最小误差分别为12.095%和7.682%，表明其预测效果优于其他3种预测模型。

表　短期预测结果的NRMSE

月份	NRMSE（%）			
	BP	SVM	Ada－ELM	Ada－KELM
3	9.545	8.656	8.416	7.846
4	13.783	14.162	13.598	10.382
5	17.298	18.188	16.519	12.095
6	12.684	12.346	12.278	11.703
7	11.102	12.146	11.499	9.698
8	9.725	9.049	8.415	7.682

结束语

本文在深入研究了AdaBoost.RT算法，并在其基础上对算法进行改进，提出了一种改进的风电功率短期组合预测。通过仿真结果比较可知，本文所建风电预测模型预测准结果更接近于实际值，误差更小，精度更高，更接近于实际情况，对风电预测模型的发展具有一定的指导意义。EA