基于小波-神经网络的短期风速预测

刘 欢 张 超 年中华

（华北电力大学控制与计算机工程学院，北京 102206）

【摘 要】采用小波变换和神经网络相结合的方法对风速进行短期预测。利用小波变换将信号分解成不同频段的子序列，各子序列单支重构后，利用神经网络分别建模预测，最后将各子序列的预测结果叠加得到最终的风速预测值。在神经网络学习过程中采用LM算法，有效提高了收敛速度，降低了陷入局部极小值的可能。通过实例分析，验证了该方法可以较为准确地预测风速。

【关键词】风速预测；小波分析；神经网络；LM算法

引言

全球性的化石能源危机以及严重的环境污染和温室效应问题，驱动了新能源在世界范围内的迅速发展。风能以其可再生、洁净无污染、储量大等特性，已成为目前技术成熟，具有规模化开发条件和商业化化发展前景的新能源。风力发电是风能利用的最主要的形式。风电本身所特有的间歇性和不可控性，使得大规模风电并网给电力系统运行调度带来了冲击，风功率预测对电力系统的功率平衡和经济调度具有重要意义。

持续预测法是最简单的预测方法，即把最近一点的风速或功率观测值作为下一点的预测值，该方法的预测误差较大，且预测结果不稳定，改进的方法有自回归滑动平均模型（ARMA）、时间序列法、卡尔曼滤波算法，另外还有一些智能方法，如人工神经网络、支持向量机等。

风速是连续变化的，主要受大气温度、湿度、气压等气象因素以及地貌、地表障碍物等地形因素的影响，因此其变化存在很大的波动性，呈现为非平稳的随机信号；另一方面，在一天中风的强弱在某种程度上又呈现周期性，如地面上，夜间风较弱，白天风较强；除此之外，风还表现出季节性地规律变化。本文结合风速的变化特性，提出了基于小波分析和神经网络的短期风速预测方法。将小波分析作为神经网络的前置手段，即原始风速信号经小波变换，各子序列单支重构后，输入BP神经网络进行预测，最后将各子序列预测结果叠加得到完整的风速预测结果。由于BP神经网络存在易陷入局部极小值、收敛速度慢等缺点，所以本文采用LM（Levenberg-Marquardt）算法提高神经网络的自学习能力[8]。

1. 小波变换

小波分析主要用于分析非线性、非平稳信号的局部特性，将一个已知的基本函数$\psi(t)$经平移和缩放后与被分析的信号作比较（通过积分实现），就可以分析信号在各个时刻、各种局部范围的局部特性。

设$x(t)$是平方可积信号，即$x(t)\in L^2(R)$，则$x(t)$的连续小波变换定义为：

$$WT_x(a,b)=\frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)\psi^*(\frac{t-b}{a})dt=\langle x(t),\psi_{a,b}(t)\rangle$$

式中：$\psi_{a,b}(t)=\frac{1}{\sqrt{a}}\psi(\frac{t-b}{a})$称为基小波，$a$，$b$分别称为尺度参数和位移参数。将$a$和$b$同时离散化，即令$a=a_0^j$，$b=ka_0^jb_0$，得到$x(t)$的离散小波变换：

$$WT_x(j,k)=\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)\psi_{j,k}(t)dt,j,k\in Z$$

该变换既节省了计算量，又克服了连续小波变换产生的信息量冗余[5]。

Mallat和Meyer在信号的多分辨分析基础上，提出了计算离散正交小波变换的快速算法，即Mallat算法。该算法将信号$x(t)$正交投影到空间V_j和W_j，对应得到分辨率j下$x(t)$的离散逼近信号$c_j(t)$和离散细节信号$d_j(t)$。令j由零逐级增大，便可实现对信号的逐级分解，最终得到：

$$x(t)=\sum_{j=1}^{n}d_j(t)+c_n(t)$$

2. 小波-神经网络

由于风速信号具有很强的波动性，所以用于预测的小波函数应具有以下特征：

（1）良好的紧支撑性，即小波函数仅在有限时间间隔内不为零，能凸显出信号的时域特性；

（2）小波函数$\psi(t)$的消失矩M值越大越好（当$\psi(t)$满足条件$\int_R t^m\psi(t)dt=0,m=0,1\cdots,M-1$时，称小波函数具有M阶消失矩）；

（3）良好的正则性，小波函数的正则性主要影响小波系数重构的稳定性。

结合以上特征要求，本文选择Daubechies4（db4）作为分析原始序列的小波函数。

本文将原始序列进行小波分解后，利用神经网络对各重构后的子序列进行预测，最后把各序列预测结果叠加得到风速的预测值。

本文选用单隐含层BP神经网络对时间序列进行预测，隐含层传递函数选用正切函数tansig，输出层传递函数选用线性函数purelin。BP网络采用的梯度下降法存在收敛速度慢，易陷入局部极小值等缺陷。本文采用LM算法对BP网络进行优化，提高算法的收敛速度和精度。

3. 算例分析

本文以内蒙古东山风电场实测风速为原始值进行算法验证。

首先对数据进行归一化处理，避免因不同数据基准导致学习过程不收敛现象，使模型失效。对数据进行最小-最大规范化计算：

$$\tilde{x}_i=\frac{x_i-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}},i=1,2,\cdots$$

对预测得到的数据进行标准化数据还原：

$$x_i=\tilde{x}_i(x_{\max}-x_{\min})+x_{\min}$$

选用紧支集双正交小波db4作为母小波，对原始风速时间序列进行五层尺度分解。利用神经网络对这6个信号分量分别建模进行预测，然后叠加得到最终的预测结果。分别用小波-神经网络方法和单独的BP神经网络方法对未来1h、3h、6h的风速进行预测。取1月27日到2月9日的数据进行验证。为了清晰，本文只显示了前60个点。

为了定量评价预测效果，以国际上普遍采用的归一化绝对平均误差e_{NMAE}和归一化均方根误差e_{NRMSE}为依据，其定义如下：

$$e_{NMAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{|x'(i)-x(i)|}{x(i)}$$

$$e_{NRMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\frac{x'(i)-x(i)}{x(i)})^2}$$

式中：$x(i)$为实际值；$x'(i)$为预测值；N为预测样本个数。表1分别列出了上述两种预测方法的绝对平均误差和均方根误差。

表1 两种预测方法的误差比较（以提前3h为例）

Tab. 1 Error comparison of two prediction methods

预测方法	绝对平均误差	均方根误差
小波-神经网络方法	7.97	13.56
BP神经网络	14.82	22.32

按照不同的预测时间尺度（分别提前1h、3h、6h）进行预测，得到的误差如表2所示：

表2 误差分析

Tab. 2 Error analysis

时间尺度N/h	小波-神经网络方法	BP神经网络方法
	风速e_{NMAE}/%	风速e_{NMAE}/%
N=1	6.42	11.58
N=3	7.97	14.82
N=6	13.16	19.34

由表1和表2可以看出，在不同的时间尺度下，采用小波-神经网络方法来预测风速较传统的BP神经网络方法更为准确。

结论

本文将小波分析与神经网络结合起来，对风速进行预测。该方法将小波变换作为神经网络的前置手段，充分利用了小波对非平稳信号良好的时频分析能力和神经网络的非线性映射能力。带入实际数据后，得到较好地预测效果，证明了该方法的可行性。

参考文献：

[1]范高锋,王伟胜,刘纯,戴慧珠.基于人工神经网络的风电功率预测[J].中国电机工程学报,2008,12.5.

[2]杨琦,张建华,王向峰,李卫国.基于小波——神经网络的风速及风力发电量预测[J].电网技术,2009.09.

[3]韩爽.风电场功率短期预测方法研究[D].华北电力大学工学博士学位论文,2008.6.

作者简介：刘欢（1988－），男，华北电力大学控制理论与控制工程专业硕士研究生。