

提高风电功率预测精度的方法

乔颖, 鲁宗相, 闵勇

(电力系统及发电设备控制和仿真国家重点实验室(清华大学电机系), 北京市海淀区 100084)

Research & Application of Raising Wind Power Prediction Accuracy

QIAO Ying, LU Zongxiang, MIN Yong

(State Key Lab of Control and Simulation of Power Systems and Generation Equipments (Dept. of Electrical Engineering, Tsinghua University), Haidian District, Beijing 100084, China)

ABSTRACT: Wind power prediction is an interdisciplinary application and also a mutual fundamental discipline. Global state-of-art of prediction error is even below 3%, whereas in China more efforts should be made to top out. According to present trend, benefits of accuracy improvement from accumulative data slow down, and incredible breakthrough of numeric weather prediction (NWP) is unexpected. For wind power prediction in near future, it is important to improve prediction skills in every step considering NWP limits, select and combine proper methods to reduce the final 2%-3% in error learning curve. Experiences show that accuracy of bad case could be improved remarkably by making comprehensive efforts, including optimizing NWP modeling parameterization, improving accuracy and self-adaptive capability of wind power output model, applying data from various sources, and nonlinear error correction considering spatial relativity.

KEY WORDS: wind power prediction; numerical weather prediction; physical method; statistical method; accuracy raising

摘要: 风电功率预测技术既是交叉应用学科, 又是众多学科的共性基础性学科。目前国际最先进水平的风电预测误差甚至低于 3%, 我国还处于追赶期。从发展趋势来看, 当前数据积累带来的精度提升效果日渐式微, 数值天气预报短期内出现突破不可预期。风电功率预测在未来一段时间内仍需要有限的天气预报水平下提高各环节的预报技巧, 筛选和组合预测方法, 争取误差学习曲线最末端 2%~3%。若干实践表明, 综合应用多项精细化预测技术, 可显著提高原有水平较差的风场精度。这些技术包括优化数值天气预报参数化方案、提高功率转换环节精度与自适应能力、采用复合数据源的组合法、考虑空间相关性的非线性误差修正等。

关键词: 风电功率预测; 数值天气预报; 物理法; 统计法; 精度提升

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2017.1581

0 引言

风功率预测是目前国内外公认的、提高大规模风电接入电力系统运行水平的关键基础技术。经过 30 多年发展, 风电功率预测已获得了广泛的应用。Zephyr(前身是 Prediktor 和 WPPT), Previento、eWind、WPMS、GH Forecaster、IWES 等著名预测系统已在许多国家得到广泛应用^[1-5], 预测形式包含点预测、概率预测、区间预测等, 与电力生产密切结合, 为系统安全稳定运行提供了基础保障。

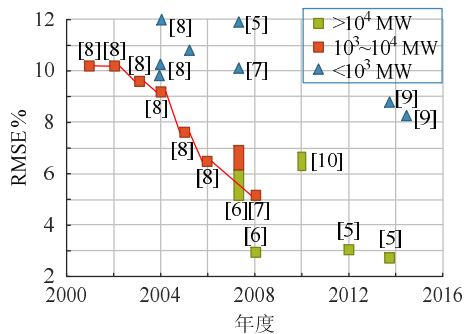
以相对方均根误差计(root mean square error, RMSE), 目前国际上短期(0~24 h)风功率预测误差最小的是德国, 低至 2.5%^[6]; 区域级预测纪录是德国 E.On Netz 电网(4.5%~4.8%)^[7]; 风电场级较好水平在 10%以内^[3,5-7]。实际上, 风功率预测精度受对象地理环境、预测要素、场站条件、评价方法影响, 仅以误差数值大小对比来评价预测系统的好坏并不严谨^[1]。

汇总从国际知名项目、商用系统和工作组发布的 24 h 短期预测的 RMSE 数据^[5-10]如图 1 所示, 大致可以看出风功率预测精度近 20 年发展趋势: 精度稳步提高, 逐渐进入平缓期。图中红线为著名的 E.On Netz 电网预测精度学习曲线^[6-8], 可以看出数据积累在预测初期带来快速的精度提升红利, 随时间推移已经日渐式微, 精度提升主要依靠新的技术突破。2016 年欧洲风能预报工作组启动了最新一轮精度评估^[11], 目前还在进行。

过去 10 年我国的风电功率预测研究与应用实现了从无到有的突破^[12-20]。预测预报系统的覆盖水平达到了发达国家水平, 但各省份、地区精度差异明显。省网级误差在 10%~25%^[18], 风电场误差在 10%~30%之间。2014 年以后部分省份受限因素

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFB0900100); 国家自然科学基金重大项目(51190101)。

National Key Research and Development Program(2016YFB0900100); National Natural Science Foundation of China(51190101)。



图中方括号表示数据来源文献。不同的标签表示不同规模的风电场。由于不同文献来源预测系统的风电规模差异较大, 而风电规模对预测误差大小的影响又很显著, 为放在同一张图上比较, 故采用不同的标签对预测对象的规模进行归类。有些文献给出的预测误差值, 有些给出的是误差范围, 因此较长的色块表示误差的范围。

图1 国际风功率预测误差降低的趋势
Fig. 1 International trend of wind power prediction error decreasing

影响有效统计数据不足, 与国际数据的可比性不足。但从整体上来讲, 精度还是偏低, 与欧洲先进国家相比有很大的追赶空间。

本文面向具有风功率预测领域的一定工作经验的读者, 讨论领域发展中最具影响力的技术贡献及其潜力, 及其中国特殊问题的解决方案。重点梳理提高风功率预测精度的技术体系, 以建议技术方向和方法族类为主, 而不拘泥于推荐具体方法或技巧, 以期有助于研究人员打开思路, 取得进展。

本文结构如下: 第2节以误差为线索, 分析总结了物理方法与统计方法各自的历史经验、面临的问题和发展趋势; 第3节提炼了各预测环节在当前技术水平下较有可能取得突破的问题, 给出可行技术与方法建议, 并结合风场实例展示了实施效果。案例表明, 通过多环节改进、精细化建模可对原有精度水平较差的风场取得显著改进效果。

1 历史启示和发展趋势

风电功率预测包括(或部分包括)数值天气预报、风电功率转换、升尺度、误差修正4个主要步骤和两大类方法: 物理方法和统计方法。一般来讲, 物理方法主要见于数值天气预报中, 统计方法主要见于后3步中, 但二者并不绝对, 相互渗透^[19-20]。本节将误差为线索, 按方法大类总结风电功率预测的历史启示和发展趋势。

1.1 影响风功率预测精度的因素

从风电功率预测短暂的历史来看, 预测精度的提升也是一场“寂静的革命^[21]”, 对每个预测环节进行持续不断的小进步积累起来的。

按照风能传递和转化过程, 各预测环节及其对

误差影响程度^[13-19]如图2所示(图中方括号表示数据的文献来源, 没有方括号标注的为作者工程经验)。天气预报、电站设计对风功率预测误差的贡献依次递减, 也是方法改进的重点。特别地, 我国设备设计制造水平、人为因素对精度影响也占到很大比例, 这一点1.4节还会谈到。

此外, 风功率预测误差总包含一定固有误差分量。固有误差指是在现有基础理论框架下依靠技巧改进和数据积累无法降低消除的误差。降低固有误差需要突破性技术, 这也是我们寻求提升预测精度技术最困难的部分。

1.2 数值天气预报的进步与挑战

数值天气预报(numeric weather prediction, NWP), 特别是中尺度NWP(Mesoscale)^[22-23]是预测精度提高的首要环节^[15]。

1.2.1 NWP固有误差

大气是一个流体动力和热力学系统, 可由运动方程、连续方程、状态方程、热力学方程和水汽方程等来描述^[22]。数值天气预报就是建立并求解这些方程, 对大气运动未来状态做出数值预测的工作。

从数学角度来看, 数值天气预报就是一个求解高维非线性偏微分方程的边值和初值的数值解的问题。已有成熟系统可以使用(知名区域模式: 美国MM5和WRF, 欧洲HIRLAM和我国的GRAPES), 但基本原理都是有限元差分法, 即将整个地球大气划分为立体的网格, 求解每个网格点上的数值。

NWP不是对大气的完美描述。从内因上讲, 天气系统属于不稳定动力系统, 只具备有限可预报性^[24-25]; 从模型上讲流体动力和热力学方程组本身不完备, 使得网格内部的物理过程被近似(参数化); 从求解过程上讲, 有限元差分法以离散的网格逼近物理上连续的大气, 数值求解存在总时空截断误差: 速度较快的大气运动将产生预报时间误差, 空间网格以下峰值过程不可能被捕捉。

1.2.2 提高NWP精度的技术进步

按数学角度理解, 有3类提高NWP精度的方法: 第1类是提高方程描述大气运动的能力(预报模式及参数化), 即提高偏微分方程组建模准确性; 第2类是提高离散网格的致密程度, 即降低积分步长; 第3类提高初值和边值猜场的质量, 以保证仅有极少量观测时(观测点/网格点只有百分之几)估计出的初值和边值场是准确且和谐(即同化)。相关技术专门书籍可参看文献^[22-23]。

风功率预测中的NWP技术有2个里程碑式的技术革新, 主要来自于对第2类和第3类的努力。

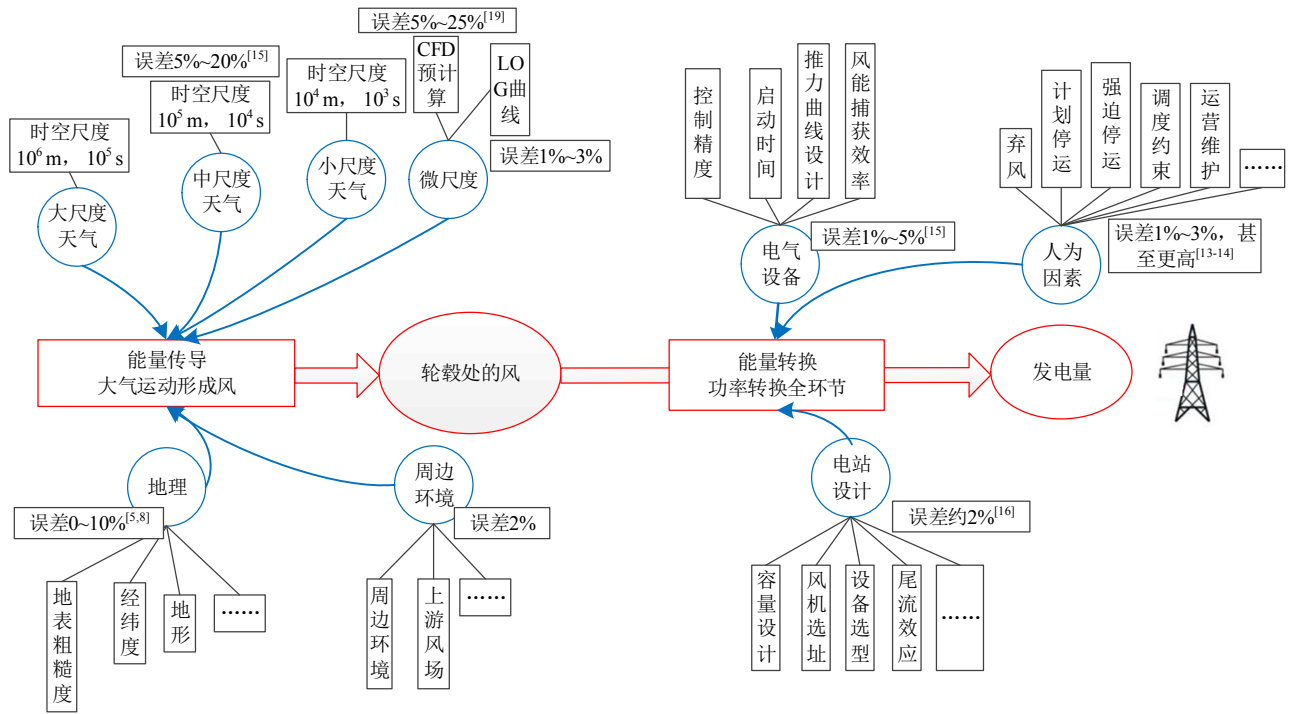


图2 影响预测精度的因素
Fig. 2 Factors impacting prediction accuracy

第1次是20世纪90年代丹麦和英国研究中心引入高解析度天气预报模型(high-resolution limited area model, HIRLAM), 以及此后持续不断对天气预报水平解析度的提高 0.5° 、 0.2° ^[26]、 0.125° ^[5]。该技术使得风电功率预测真正有了实用价值。美国的类似系统为MM5和WRF, 我国有自主研发的GRAPES系统。

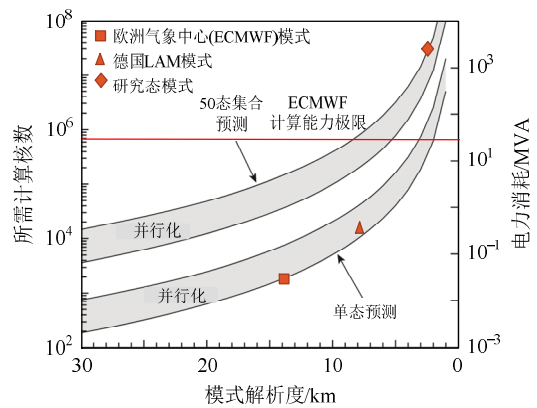
第2次是本世纪初兴起的集合预测(ensemble prediction^[1]), 主要是解决Poincare提出的非线性系统预报对初值摄动的混沌问题^[21]。采用多个天气预报模式(modeling)、多个初值^[6]分别进行预测, 降低了模型参数和初值的不确定性对最终结果的影响, 大幅降低了极端误差出现的概率。

1.2.3 新的挑战

首先, 提高NWP水平解析度的努力将持续, 但潜力受限。最新解析度水平为 5×5 km。然而, 提高解析度是否能够持续提升NWP精度是存在争议的。因为与提高网格密度相比, 其他依赖条件的提高(例如地形参数、观测数据、次网格物理过程描述水平)要难得多。越小尺度的大气越不稳定, 模式方程的描述能力越差。

其次, 集合预测将作为主要手段快速发展, 但受计算能力限制。新的集合预测在NWP各个环节都引入摄动。集合预测的约束条件是计算开销, 集合预测对计算成本增长需求似乎超过摩尔定律^[20]。作为日常商业化运营的风电功率预测系统, 必须控

制计算开销。以目前处于研究态的NWP参数配置(水平解析率 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 、50态集合预测), 这一模式是目前正使用的NWP生产开销的 $10^3 \sim 10^4$ 倍, 预测已经超过欧洲气象中心的计算能力极限, 如图3所示(在文献[21]原图上修改)。



欧洲中期天气预报中心 (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)模式参数来自文献[21], 德国气象服务中心模式(local area model, LAM)参数来自文献[6]。

图3 NWP的计算开销增长
Fig. 3 NWP computation cost increasing

此外, 提升NWP模式本身水平需要充分重视, 即对应第1类改进。NWP模式优化主要是在全球模式基础上, 对预测区域的主要气象指标提供一套具有针对性的网格加密和参数化方案。不同区域的气候和气象特点、甚至观测点布局都影响模式优化结果, 目前仍主要依赖人工经验。提出模式优化的一般方法论, 是非常具有潜力的研究方向。

综上, NWP 的进步仍将伴随基础科学的积累和计算能力的提升而持续, 但短期内出现突破是不可预期的。风功率预测在未来一段时间内, 仍将面临有限的 NWP 水平下提升精度水平。

1.3 统计方法的进步与挑战

被引入风电功率预测的统计学预测方法种类繁多, 这方面总结可参看文献[12,17,27]。本文从统计学方法的共性特征出发, 总结经验和发展态势。

1.3.1 统计方法固有误差

虽然数学形式各异, 统计学方法但都是对风资源/风电功率外在变化规律的统计推断过程。与动力学方法从内部物理规律刻画天气系统演变不同, 统计学方法基于对研究对象的量测信息——样本, 来分析和估计研究对象的外在变化规律(统计特性), 推断其未来发展。统计学方法的研究主体不再是物理过程, 而是物理过程中某变量 x 的时序抽样, 即随机过程 $\{x_i\}, i=1, \dots, N$, 历史量测样本作为一个时间序列, 则是 $\{x_i\}$ 的一个实现。

不加条件限制, 历史样本可能对应的随机过程有无数种, 而选定一类建模方法就相当于对潜在对应随机过程所蕴含的规律进行限制。之后的模型估计则是在限定规律条件下, 得到该类模型(规律)的一个具体实现。统计推断方法的最终目的是识别样本所对应的随机过程, 并且该随机过程能够合理反映支配样本的物理过程。

风速时间序列不满足弱平稳性假设, 由于天气样本的稀疏性, 目前尚无法验证天气系统是否满足预测必须的连续性(注: 连续性是指预测对象的发展变化规律可以从过去延续到未来, 掌握历史数据的统计规律, 就可以在在一定程度上把握未来的情况。)

1.3.2 统计学技术进步

统计学方法是最早风功率预测方法, 以平稳时间序列预测原理为核心的线性、非线性时间序列建模方法。以 ARMA^[28]和 Kalman^[29]滤波方法为代表。只具备对 6 h 以下尺度预测比持续时间法有优势, 在更长尺度的预测领域已不作为主要方法^[1]。

由于优秀的构建多输入多输出的非线性关系能力, 各类智能学习算法成为现阶段统计方法主流。从应用来讲, 软件采用的算法不像研究中那么丰富。很多场合要求数据少、质量低情况仍然能够给出精度尚可的结果。神经网络^[30-31]、核函数法(含支持向量机)、回归方法等因为非线性描述能力、容错能力、算法稳定性等方面的优势, 得到广泛应用。

随着近年来大数据理论^[32-33]的发展, 以关联性识别为目标的数据挖掘方法也越来越受重视。基于

多时空全部历史数据^[34], 有助于发现关键的风过程场景参数, 提高时间序列分类外推的可信度。

1.3.3 新的挑战

统计学方法的首要挑战在于, 提升统计学建模和随机过程的内在物理因果关系相匹配性。大数据理论从宏观概念层面可以完成对全时空尺度样本全集的全部有价值关联性的提取, 从而替代物理因果关系的分析。但宏观概念到实际预测效果仍有一段距离, 不但全时空尺度样本全集实际中无法获取, 而且数据挖掘算法也存在过拟合、适应性差等问题。因此, 在采用统计学方法预测建模时, 仍须将统计关系和风资源波动物理因果关系结合起来提升预测精度。

其次, 多方法的引进给组合预测带来了更多候选, 也使得“拌沙拉”式简单组合的效果无法保证。分析每种方法的误差特性, 引入信息熵^[35]等方法筛选能够差异互补的方法, 降低不确定性对预测结果的影响。

综上, 随着数据的积累、新方法的引进, 统计类方法在风功率预测精度学习曲线^[6]的最初阶段效果最为显著, 但没有哪种方法适应所有的样本。如何筛选和组合预测方法, 争取误差学习曲线末端 1%~2% 的降低是当前研究的关键。

1.4 中国特殊问题

自然地理条件和人为因素也使我国的风电功率预测面临一些独特的挑战。

1) 地理条件复杂、气候与地理特征与欧洲有显著差异。我国幅员辽阔, 主要风区呈温带寒温带季风性气候主导, 即使对于已经高度发达的欧美气象服务机构而言, 中国的天气预报难度也较大。一个世界银行资助项目对内蒙古若干风电场预测结果评估表明^[35], 对于某些案例, 来自欧洲中期天气预报中心、中国气象局以及国内的其他气象机构的预测水平并没有显著差异。

2) 统计模型的筛选必须考虑小样本、低数据质量、高噪声等不利情况^[13,36]。图 4 给出了丹麦某风场和中国某风场的功率曲线对比。装备制造和运维水平有限、限电弃风比例高造成我国风电场的实际采集数据质量不佳、样本分散性强、内在规律性经常被破坏, 给建模带来了难度。

2 持续提高精度的方法

本节以风功率预测各环节的关键技术问题为主线, 总结推荐对提高精度具有潜力的方法。首先是继续提高各环节精度, 见 2.1—2.3 节; 然后误差

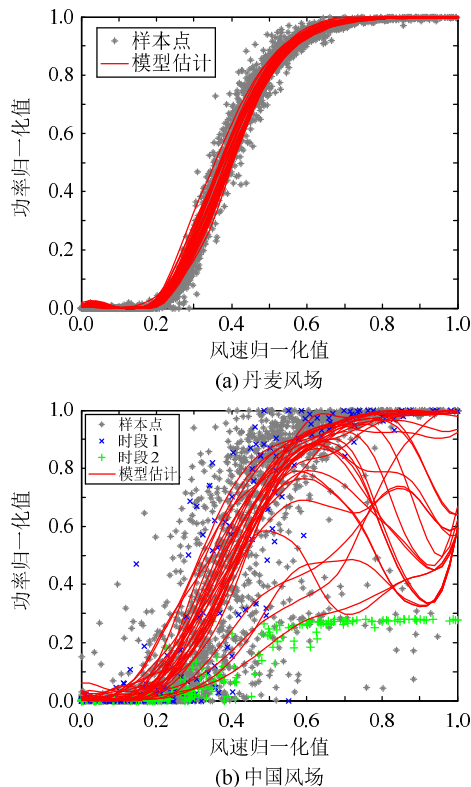


图4 中丹实际风力机组推力曲线

Fig. 4 Power curve of wind turbines in China and Denmark

修正,将预测过程视为黑盒子,从分析预测误差的规律性入手,见2.4节;最后2.5节通过一个实例给出了上述各项分类技术对某风场精度改进效果的对比。

2.1 大气模式次网格物理过程参数化调优技术

大气模式次网格物理过程参数化方案捕捉不能被数值模式显式解析的物理过程,是10~100 km尺度的中短期预报技巧提升的关键,也是按照预测对象特点“定制”数值天气预报模式的关键。一般性的参数优化问题可表示为

$$\chi = \operatorname{argmin}_{\theta} X_{\theta}(U, T, Q, \dots)$$

式中: X_{θ} 为调优函数,一般是模式格点输出数据与观测数据(或再分析资料数据)误差的平方和; θ 是寻优的参数集合,且每个参数均有特定的取值范围; χ 代表调优的目标函数。该目标函数可以将模式输出的各个二维或三维的预报和诊断变量,如风场(U)、温度(T)、降水(Q)、湿度和辐射变量等,整合为一个综合的调优指标。目标是降低模式模拟结果和观测结果的差距,指标越小,效果越突出。对于风功率预测而言,指标可选取气压场、湿度等关键参数指标。

参数化寻优的最大难题是维数灾。某个特定物理过程的参数化方案可选择数目少则7、8个,多有近30个,WRF模型可选方案组合数高达数百万,

还没有文献指导筛选参数化方案组合^[37],仅有依赖专家经验的个例研究^[38]。通过计算机优化算法自动调优则受迭代次数严格限制。大气模式运行一次的计算开销巨大,必须在有限的迭代中取得较好的优化解。不利的是,参数扰动和模拟结果之间具有多峰、强非光滑性(参看附录图A1),使得在参数优化过程中,需要高迭代全局优化算法,如遗传算法、粒子群算法、高效全局优化(efficient global optimization, EGO)算法几乎都不可用。

引入统计回归和深度学习模型,可以建立和优化大气模式的近似代理模型^[39]。代理模型在计算上非常廉价^[40-41],同时与真实的模式有相似的复杂度,包含相似的气候系统特征。同时,通过参数敏感性分析可以剔除掉对优化估计目标敏感性较弱的参数^[42],降低参数空间维度,提高优化估计效率。模式综合模拟性能相比默认的人工选取参数提高了7.5%^[44]。

2.2 提高功率转换环节精度与自适应能力

风电场功率转换环节可抽象为拟合模型:

$$y_i = \theta(x_i) + \varepsilon_i$$

式中: θ 为待拟合关系; y_i 是 i 时刻的历史功率量测值; x_i 是对应的气象预报或实测变量所组成的向量,例如风速、风向等。

提高这一环节精度首先可以采用非线性模型来描述功率曲线的高度非线性关系^[43-44],方法适用于数据积累较多、质量较高的场合;或者利用在线监测数据不断更新模型^[45-46]排除异常点干扰,建立风电场正常状态下相对比较“稳定”的模型。

但正如图4所示,某些风电场的数据质量不佳,图中给出了风速-功率曲线建模样例来说明高噪声特性对建模的影响^[14,47],不同的红线表示采用最近样本拟合的功率曲线。图4(b)中绿色点则对应风电场不完全开机的状态,这些状态不可事先预知,但对建模影响很大。采用自适应模型^[48],可以应对风电功率样本非线性、非平稳、高噪声混杂的特点, RMSE 误差可以降低1%~1.5%。

2.3 采用复合数据源的组合法

除了NWP应用集合预测,风电功率预测也直接将多个NWP结果或多个功率预测结果组合,以获得更高的精度,可参看文献^[49]的方法。

有效的组合方法大多秉承一个基本原则^[47,50-51]:不同样本所蕴含的信息价值密度不同,组合法提升预测精度的根源在于降低不确定性、最大化样本信息。因此,普通组合法无法避免家族性缺陷。“家族性缺陷”有2层含义:1)同源NWP预

测误差形态相似(即使是 NWP 集合预报产品),正负偏差不能相互抵消;2)同一族类统计法(例如 BP 和 RF 神经网络)容易出现过拟合^[51]。

引入多源异构数据,差异越大越好,数值天气预报可以克服第一类缺陷。研究表明,即使原始 NWP 精度相当,但不同模式(例如 MM5 和 WRF)组合后误差降低 1%~3%,尤其改善极端误差。

引入随机森林法等^[52-53]具有高抗拟合能力的训练模型,可以克服第 2 类缺陷。以多套随机抽样训练样本、多模型的集成训练和预报过程替代单一模型,可以促使随机噪声各自抵消,缓解过拟合。

2.4 误差修正技术

误差修正是一种通用性较强的风电功率预测精度提升方法^[54-56],不局限于具体的预测过程。短期功率预测误差具有显著的非平稳性,这是误差修正的内在依据。

一般地,误差修正问题可以抽象为回归问题: $f(\cdot)$ 的因变量 y_i 是时刻 i 的预测误差。采用最小二乘法估计模型 \hat{f} ,目标是使样本拟合残差最小:

$$J = \sum_{i=1}^l [y_i - \hat{f}(x_i)]^2 \quad (1)$$

式中: $x_i = [x_i^1, \dots, x_i^k, \dots, x_i^D]^T$ 为相关回归变量,可以是自回归变量 $y_{i-\tau}, y_{i-\tau-1}, \dots, y_{i-\tau-p}$ 或者混合回归变量(例如考虑空间相关性^[56])时,引入周边其他风电场预测误差)。其中 τ 为模型修正时间尺度。多次迭代式(1),可对预测结果多次累计修正^[54-55]。迭代次数为修正阶数,误差具有非线性,往往需要高阶修正。

不同类型误差修正方法的有效作用范围略有差异^[54]:线性修正效果随时间尺度上升下降很快,考虑空间相关性^[13,56]的非线性模型具有持续的修正效果。总体来讲,误差修正对爬坡预测有显著提升。

2.5 精度提升技术的分项效果

本文以某风场为例,展示按 2.1—2.4 节中的关键技术进行精度提升的效果。算例为甘肃河西某风场,预报时间尺度为 24 h。NWP 数据来自欧洲中期天气预报中心和国内一家预测机构,预报高度为地表上方 10~100 m。无法获得检修计划、风机运行状态、风电场特殊功率控制等信息。预测时间为 2013 年 10 月 1 日—2014 年 9 月 30 日,前半年作为训练样本,后半年作为测试样本。

改进 1 为将 NWP 环节改进,采用文献[42]和文献[14]方法;改进 2 为在功率输出模型环节,采用文献[47]的方法,改进 3 为误差修正环节,采用文

献[54]的方法。误差均值(mean error, ME)、RMSE、相关系数(correlation coefficient, CC)、爬坡预报正确率(forecast correct ratio, Fr)如表 1 所示。以 RMSE 计,最终改进效果为 8.33%。某个日对比曲线如图 5 所示,图中还给出了一阶($f_{M,A}^1$)和二阶($f_{M,A}^2$)误差修正的效果对比。

可以看出图 5 中各环节误差与表 1 中的改进效果是相对应的。原始误差较大的环节提升精度的空间也比较大。采用更加准确的 NWP 输入源对精度提升的贡献最大,符合 NWP 误差是功率预测误差主要来源的一般性规律;功率输出环节的精细化建模接近 15%的 RMSE 误差;误差修正则在相关系数及峰值预报准确度 Fr 上的改进更大。表 2 给出了对 15min 波动超过 0.1pu 装机容量快速爬坡预测的对比,可以看出误差修正对爬坡预测的显著作用。

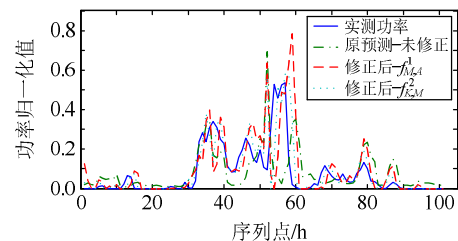


图 5 某个典型日预测对比曲线

Fig. 5 Comparison of real and predicted data one day

表 1 各环节改进对误差评价指标的改善

Tab. 1 Error evaluation after all improvements

项目	ME/%	RMSE/%	CC	Fr/%
原始误差	-2.302 1	23.221 2	0.612 2	47.80
改进 1	-1.934 2	17.217 3	0.789 3	64.63
改进 1、2	-0.843 3	16.050 1	0.800 2	66.37
改进 1、2、3	0.245 4	14.890 2	0.832 4	70.82

表 2 爬坡预测指标对比(>0.1 pu/15 min)

Tab. 2 Ramping prediction indices comparison (>0.1 pu/15 min)

方法	正确预报	误报	漏报
原始预测	132	135	142
基值修正	192	139	82
NL+NS	242	61	32

更为详细的各分项技术效果展示参见附录图 A2—A5。

3 结论

风功率预测技术是气象学、电气工程,统计学和计算科学的交叉应用学科。虽然各分支学科都有更前沿的技术,但成熟度还达不到支持风功率预测日常生产的程度,持续提高预测精度仍然需要在基础科学、技术、成本的可行性共同约束下决策。

风电功率预测发展已有近 30 年历史,新的方法还在不断被引入,但新方法的有效性、可靠性和

普适性都需要大量的实践去检验。大数据、能源互联网、高性能计算等理论和技术的发展将为风电功率预测动力学和统计学建模方法提供更加广泛的数据基础及更加强大的计算工具。这些新理论、新技术与互补耦合预测方法的融合,及其对精细化预测的支撑和指导是未来工作重点。

附录见本刊网络版(<http://www.dwjs.com.cn/CN/volumn/Current.shtml>)。

参考文献

- [1] Costa A, Crespo A, Navarr J, et al. A review on the young history of the wind power short-term prediction[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2008, 12(6): 1725-1744.
- [2] Giebel G, Kariniotakis G. *Wind power forecasting—a review of the state of the art*[C]//*Renewable Energy Forecasting: From Models to Applications*, Kariniotakis G (ed): Woodhead Publishing, 1st ed, 2017: 59-109.
- [3] Giebel G, Brownsword R, Kariniotakis G, et al. The state-of-the-art in short-term prediction of wind power: a literature overview[R]. ANEMOS. plus Project Report 2011.
- [4] Sideratos G, Hatzigiorgiouris N D. An advanced statistical method for wind power forecasting[J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 2007, 22(1): 258-265.
- [5] Alessandrini S, Sperati S. Characterization of forecast errors and benchmarking of renewable energy forecast[C]//*Renewable Energy Forecasting: From Models to Applications*. Kariniotakis G(ed): Woodhead Publishing, 1st ed, 2017: 235-255.
- [6] Ernst B, Oakleaf B, Ahlstrom M L, et al. Predicting the wind[J]. *IEEE Power and Energy Magazine*, 2007, 5(6): 78-89.
- [7] Lange M, Focken U. New developments in wind energy forecasting [C]//*IEEE Power and Energy Society General Meeting*, Pittsburgh, PA, USA, 2008: 1-8.
- [8] Cabezón D, Rubín S, Lainez I. Benchmarking of forecasting models: Reviewing and improving the state of the art[C]//*Wind Power Forecasting 2015 Meeting*, Leuven Belgium, 2015: 1-6.
- [9] Madsen H, Pinson P, Peder B. State-of-art in forecasting of wind and solar power generation[C]//*Wind and Solar Power Forecasting, Energy System Integration 101 Course*, Denver, USA, 2014.
- [10] Giebel G, Cline J, Frank H, et al. Wind power forecasting: IEA wind task 36 & future research issues[C]//*The Science of Making Torque from Wind*, Journal of Physics: Conference Series, Munich, Germany, 2016, 753: 1-10.
- [11] 薛禹胜, 郁琛, 赵俊华, 等. 关于短期及超短期风电功率预测的评述[J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(6): 141-151.
Xue Yusheng, Yu Chen, Zhao Junhua, et al. A review on short-term and ultra-short-term wind power prediction[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(6): 141-151(in Chinese).
- [12] Paiva L T, Veiga Rodrigues C, Palma J M L M. Determining wind turbine power curves based on operating conditions[J]. *Wind Energy*, 2014, 17(10): 1563-1575.
- [13] 徐曼. 动力学和统计学方法综合协调的风电功率精细化预测研究[D]. 北京: 清华大学, 2016.
- [14] 徐曼, 乔颖, 鲁宗相. 短期风电功率预测误差综合评价方法[J]. *电力系统自动化*, 2011, 35(12): 20-26.
Xu Man, Qiao Ying, Lu Zongxiang. A comprehensive error evaluation method for short-term wind power prediction[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2011, 35(12): 20-26(in Chinese).
- [15] 陈树勇, 戴慧珠, 白晓明, 等. 尾流效应对风电场输出功率的影响[J]. *中国电力*, 1998, 31(11): 28-31.
Chen Shuyong, Dai Huizhu, Bai Xiaoming, et al. Impact of wind turbine wake on wind power output[J]. *Electric Power*, 1998, 31(11): 28-31(in Chinese).
- [16] 谷兴凯, 范高峰, 王晓蓉, 等. 风电功率预测技术综述[J]. *电网技术*, 2007, 31(2): 335-338.
Gu Xingkai, Fan Gaofeng, Wang Xiaorong, et al. Summarization of wind power prediction technology[J]. *Power System Technology*, 2007, 31(2): 335-338(in Chinese).
- [17] 范高峰, 裴哲义, 辛耀中. 风电功率预测的发展现状与展望[J]. *中国电力*, 2011, 44(6): 38-41.
Fan Gaofeng, Pei Zheyi, Xin Yaozhong. Wind power prediction achievement and prospect[J]. *Electric Power*, 2011, 44(6): 38-41(in Chinese).
- [18] 李莉, 刘永前, 杨勇平, 等. 基于CFD流场预计算的短期风速预测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(7): 27-32.
Li Li, Liu Yongqian, Yang Yongping, et al. Short-term wind speed forecasting based on CFD pre-calculated flow fields[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(7): 27-32(in Chinese).
- [19] 冯双磊, 王伟胜, 刘纯, 等. 风电场功率预测物理方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2010, 30(2): 1-6.
Feng Shuanglei, Wang Weisheng, Liu Chun, et al. Study on the physical approach to wind power prediction[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2010, 30(2): 1-6(in Chinese).
- [20] Bauer P, Thorpe A, Brunet G. The quiet revolution of numerical weather prediction[J]. *Nature*, 2015(525): 47-55.
- [21] 寿绍文. 中尺度大气动力学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2009.
- [22] Kalnay E. *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [23] Lorenz E N. The predictability of a flow which possesses many scales of motion[J]. *Tellus*, 1969, 21(3): 289-307.
- [24] Dalcher A, Kalnay E. Error growth and predictability in operational ECMWF forecasts[J]. *Tellus A*, 1987, 39(5): 474-491.
- [25] Giebel G, Landberg L, Nielsen T, et al. The Zephyr-Project—the next generation prediction system[C]//*Proceedings of European Wind Energy Conference*, Copenhagen, 2001: 1-8.
- [26] Foley A M, Leahy P G, Marvuglia A, et al. Current methods and advances in forecasting of wind power generation[J]. *Renewable Energy*, 2012, 37(1): 1-8.
- [27] Brown B G, Katz R W, Murphy A H. Time series models to simulate and forecast wind speed and wind power[J]. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 1984, 23(8): 1184-1195.
- [28] Louka P, Galanis G, Siebert N, et al. Improvements in wind speed forecasts for wind power prediction purposes using Kalman filtering [J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2008, 96(12): 2348-2362.
- [29] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于神经网络的风电功率预测[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(34): 118-123.
Fan Gaofeng, Wang Weisheng, Liu Chun, et al. Wind power prediction based on artificial neural network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(34): 118-123(in Chinese).
- [30] Kariniotakis G N, Stavrakakis G S, Nogaret E F. Wind power forecasting using advanced neural networks models[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 1996, 11(4): 762-767.
- [31] McKinsey Global Institute. *Big data: the next frontier for innovation, competition, and productivity*[R]. San Francisco: McKinsey Global Institute, 2011.
- [32] Colak I, Sagiroglu S, Yesilbudak M. Data mining and wind power prediction: A literature review[J]. *Renewable Energy*, 2012(46):

- 241-247.
- [33] 鲁宗相, 徐曼, 乔颖, 等. 风电功率预测的新型互联网运营模式设计[J]. 电网技术, 2016, 40(1): 125-131.
Lu Zongxiang, Xu Man, Qiao Ying, et al. New internet based operation pattern design of wind power forecasting system[J]. Power System Technology, 2016, 40(1): 125-131(in Chinese).
- [34] 史坤鹏, 乔颖, 赵伟, 等. 计及历史数据熵关联信息挖掘的短期风电功率预测[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(3): 13-18.
Shi Kumpeng, Qiao Ying, Zhao Wei, et al. Short-term wind power prediction based on entropy association information mining of historical data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(3): 13-18(in Chinese).
- [35] China Renewable Energy Scale-up Program. Project report as a part of capability building and studies on wind power electrical engineering[R]. Beijing: Center of Renewable Energy Development, 2009.
- [36] Pinson P. Wind energy: forecasting challenges for its operational management[J]. Statistical Science, 2013, 28(4): 564-585.
- [37] 段青云. 基于 WRF 物理参数化方案扰动的集合预报与 WRF 模型参数优化的研究与实例[C]//第 33 届中国气象学会年会 S10 城市、降水与雾霾——第五届城市气象论坛, 西安, 2016: 1-6.
- [38] 孙逸涵, 程兴宏, 柳艳香, 等. 不同参数化方案对风预报效果影响个例研究[J]. 气象科技, 2013, 41(5): 870-877.
Sun Yinhan, Cheng Xinghong, Liu Yanxiang, et al. Impacts of different parameterization combination schemes on wind forecast[J]. Meteorological Science and Technology, 2013, 41(5): 870-877(in Chinese).
- [39] Zhang T, Li L, Lin Y, et al. An automatic and effective parameter optimization method for model tuning[J]. Geoscientific Model Development, 2015, 8(5): 3791-3822.
- [40] Zou Y, Xue W, Liu S S. A case study of large-scale parallel I/O analysis optimization for numerical weather prediction system[J]. Future Generation Computer Systems, 2014(37): 378-389.
- [41] Xue W, Yang C, Fu H, et al. Ultra-scalable CPU-MIC acceleration of mesoscale atmospheric modeling on Tianhe-2[J]. IEEE Transactions on Computers, 2015, 64(8): 2382-2393.
- [42] 张涛, 谢丰, 薛巍, 等. 格点大气环流模式 GAMIL 2 参数不确定性的量化分析与优化[J]. 地球物理学报, 2016, 59(2): 465-475.
Zhang Tao, Xie Feng, Xue Wei, et al. Quantification and optimization of parameter uncertainty in the grid-point atmospheric model GAMIL 2[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2016, 59(2): 465-475(in Chinese).
- [43] Lydia M, Kumar S S, Selvakumar A I, et al. A comprehensive review on wind turbine power curve modeling techniques[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014(30): 452-460.
- [44] Carrillo C, Obando Montaña A F, Cidrás J, et al. Review of power curve modelling for wind turbines[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013(21): 572-581.
- [45] Marvuglia A, Messineo A. Monitoring of wind farms' power curves using machine learning techniques[J]. Applied Energy, 2012(98): 574-583.
- [46] Yampikulsakul N, Byon E, Huang S, et al. Condition monitoring of wind power system with nonparametric regression analysis[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2014, 29(2): 288-299.
- [47] Tetko I V, Livingstone D J, Luik A I. Neural network studies 1: Comparison of overfitting and overtraining[J]. Journal of Chemical Information and Computer Sciences, 1995, 35(5): 826-833.
- [48] Xu M, Pinson P, Lu Z X, et al. Adaptive robust polynomial regression for power curve modeling with application to wind power forecasting[J]. Wind Energy, 2016, 19(12): 2321-2336.
- [49] Tascikaraoglu A, Uzunoglu M. A review of combined approaches for prediction of short-term wind speed and power[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2014(34): 243-254.
- [50] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014(15): 1929-1958.
- [51] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [52] 杨红英, 冯双磊, 王勃, 等. 基于线性回归的风电功率预测误差修正方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2013, 24(4): 14-17.
Yang Hongying, Feng Shuanglei, Wang Bo, et al. Study of the MOS method based on linear regression for wind power prediction[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2013, 24(4): 14-17(in Chinese).
- [53] Xu Man, Lu Zongxiang, Qiao Ying, et al. Wind power forecasting error modelling based on kernel recursive least-squares[EB/OL]. [2017-01-05]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, , published online.
- [54] 茆美琴, 曹雨, 周松林. 基于误差叠加修正的改进短期风电功率预测方法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(23): 34-38.
Mao Meiqin, Cao Yu, Zhou Songlin. Improved short-term wind power forecasting method based on accumulative error correction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(23): 34-38(in Chinese).
- [55] 吴昊, 李霄, 王昕, 等. 基于改进最小二乘支持向量机和预测误差校正的短期风电负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(11): 63-69.
Wu Hao, Li Xiao, Wang Xin, et al. Short-term wind load forecasting based on improved LSSVM and error forecasting correction[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(11): 63-69(in Chinese).
- [56] 叶林, 赵永宁. 基于空间相关性的风电功率预测研究综述[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(14): 126-135.
Ye Lin, Zhao Yongning. A review on wind power prediction based on spatial correlation approach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 126-135(in Chinese).



乔颖

收稿日期: 2017-07-03。

作者简介:

乔颖(1981), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为风电/太阳能发电预测、并网分析与控制, E-mail: qiaoying@tsinghua.edu.cn;

鲁宗相(1974), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统可靠性、风电/太阳能发电并网分析与控制、分布式电源及微电网、能源与电力宏观规划, E-mail: luzongxiang98@tsinghua.edu.cn;

闵勇(1964), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统稳定性、风电/太阳能发电并网分析与控制, E-mail: mingyong@tsinghua.edu.cn。

(责任编辑 马晓华)

附录 A

图 A1 展现了格点大气环流模式(GAMIL2)的参数: KE-流降水蒸发率和 C_0 -深对流中的云水雨水自动转换率进行扰动实验中模式输出变量的目标函数的变化。

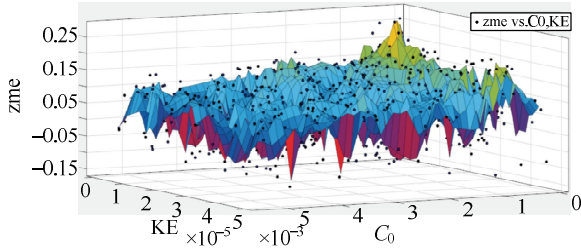


图 A1 物理参数和模拟评分的强非线性关系
Fig. A1 Strong nonlinear relationship between physical parameters and evaluation index

图 A2 展示了对典型大气模式 GAMIL 2 的 16 个输出变量的回归中, 超过 80%变量的代理模型得到了优化。

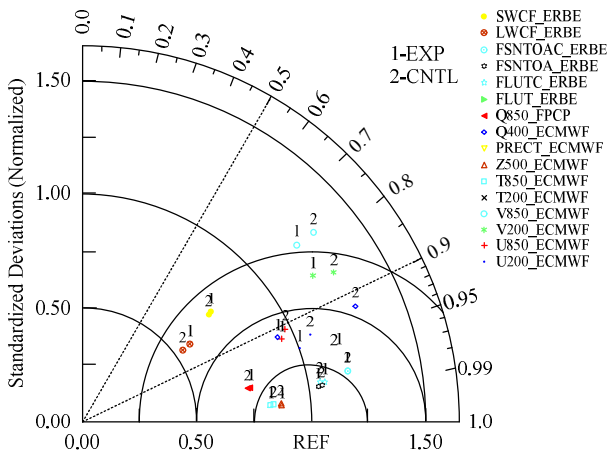


图 A2 大气模式自动调优效果
Fig. A2 Automatic optimization of atmosphere modeling

图 A3 展示了采用递推最小二乘-局部多元回归法对误差的改进情况。

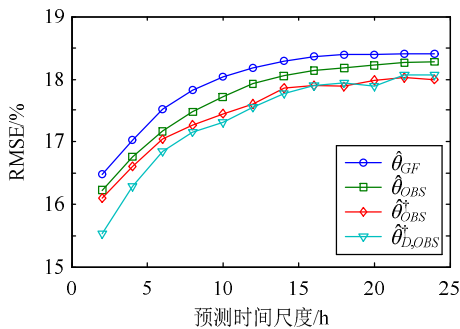


图 A3 自适应模型的改进效果
Fig. A3 Performance improvement from adaptive modeling

图 A4 给出了多源天气预报组合预测结果。多源组合预报在所有月份的 RMSE 都是最小的。

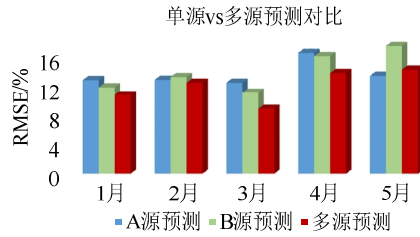


图 A4 多源天气预报的改进效果
Fig. A4 Performance improvement from combined NWP

图 A5 给出了利用随机森林法抗过拟合效果。可见拟合误差和推理误差在不同回归尺度及样本总量下, 基本具有相同的变化趋势, 预测误差随回归尺度增加而降低, 随预测尺度增加而升高, 具有较强抗过拟合能力。

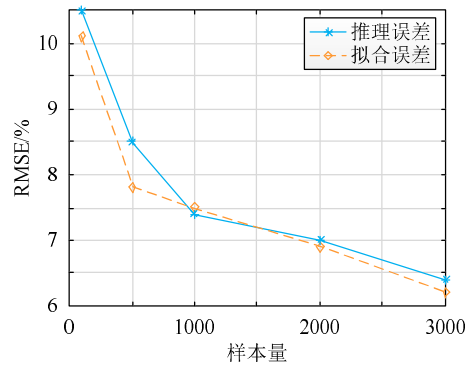


图 A5 抗过拟合的效果
Fig. A5 Performance improvement from anti-overfitting

图 A6 给出了不同时间尺度下, 采用不同模型修正预测误差的 RMSE 累计改进效果。图中基值、NL+NS、TC、IT 分别对应自回归线性模型、非线性回归模型(核函数递推最小二乘法)、增加考虑空间相关性的模型、再增加高阶修正的模型。

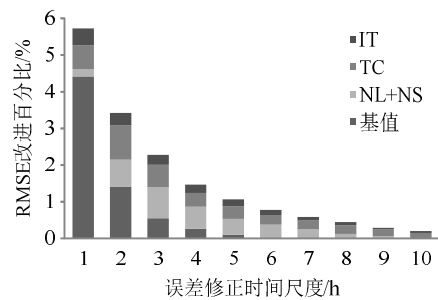


图 A6 误差修正的效果
Fig. A6 Performance improvement from error correction