



低纬度高海拔复杂地形 风电功率预测预报技术

高志伟 王永平 杨根铨◎著

 气象出版社
China Meteorological Press

低纬度高海拔复杂地形 风电功率预测预报技术

高志伟 王永平 杨根铨 著

内容简介

本书以云南大理山区风电场为研究对象,对低纬度高海拔复杂地形风电功率预测预报技术进行了深入研究。作者根据研究区域风电场风机观测数据和局地天气背景对历史数据进行时空分布类型分析,掌握复杂地形下风能发电时空分布特征及其与气象要素的关系;根据计算能力、观测数据条件、风电场位置、风电功率预报对风场的要求等进行综合考虑,搭建风能数值预报模型;根据动力方法及统计方法的优缺点,短期功率预报采用先预报各台风机风速、风向、气温、湿度、气压等气象要素,再结合历史同期风机发电数据进行统计,缩小预报误差;超短期预报采用统计方法,先统计整体发电功率与前期发电功率的动态相关关系,确定预报因子,再进行外推预报。

图书在版编目(CIP)数据

低纬度高海拔复杂地形风电功率预测预报技术 / 高志伟, 王永平, 杨根铨著. — 北京: 气象出版社, 2018.4

ISBN 978-7-5029-6770-3

I. ①低… II. ①高… ②王… ③杨… III. ①风力发电—功率—预测—研究 IV. ①TM614

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 088175 号

Di Weidu Gao Haiba Fuza Dixing Fengdian Gonglǔ Yuce Yubao Jishu

低纬度高海拔复杂地形风电功率预测预报技术

高志伟 王永平 杨根铨 著

出版发行: 气象出版社

地 址: 北京市海淀区中关村南大街 46 号

电 话: 010-68407112(总编室) 010-68408042(发行部)

网 址: <http://www.qxcbs.com>

责任编辑: 郭健华

责任校对: 王丽梅

封面设计: 八度

印 刷: 北京中石油彩色印刷有限责任公司

开 本: 710 mm×1000 mm 1/16

字 数: 102 千字

版 次: 2018 年 4 月第 1 版

定 价: 35.00 元

邮政编码: 100081

E-mail: qxcbs@cma.gov.cn

终 审: 张 斌

责任技编: 赵相宁

印 张: 5

彩 插: 1

印 次: 2018 年 4 月第 1 次印刷

本书如存在文字不清、漏印以及缺页、倒页、脱页等,请与本社发行部联系调换。

前 言

风能是一种清洁、安全、可再生的绿色新能源,转化效率高、产业化基础好、经济优势明显、环境影响小,具有很大的开发潜力,且取之不尽、用之不竭,具备大规模开发的条件。风能的开发利用已成为我国最重要的可再生能源发展方向。风力发电是风能利用的主要形式,是国家新时期优化能源结构,构建清洁、低碳、安全、高效的现代能源体系的重要组成部分,对保障我国能源和社会经济的可持续发展,促进产业结构升级,推动经济平稳较快发展有着十分重要的意义。但风力发电具有随机性大、间歇性强和不可控性的特点,运行极不稳定,特别是我国目前发展的具有区域集中性的大型风电场大规模接入电网后对电力平衡带来很大的影响。因此,为有效缓解电力系统调峰、调频压力,提高风电接纳能力,解决风电间歇性、波动性对电网稳定性影响,对风电场的输出功率进行准确预报有着迫切的需求。近年来,风电功率预报工作在我国日益受到重视,已经运行的风电场逐步开展风电功率预报试验,风电功率预报已成为国家对新建风电场接入电网的必备条件。

云南省位于低纬高原,地域范围广,地形复杂,气候类型多样,多数山区风能分布广泛,风能分布受地形影响强烈,地形效应显著,部分山区风能已接近或达到我国最大风能区的水平,开发山区风能资源大有可为。但由于高海拔与复杂的下垫面特性,使得风的变化更加难以捉摸。而就低纬度、高海拔、复杂地形下的风电功率预测,无论是国外还是国内,都是当前相关研究人员的研究热点和难点。如何突破地形的影响,研发出较精准的风电功率预测预报系统,是当前云南乃至国内和国际上风电功率预测预报的一个极大的难题。大理州地处云贵高原与横断山脉南端结合部,全州地形地貌复杂,海拔高低悬殊,气候的垂直差异显著,立体气候明显,且受季风环流和复杂地势的影响,风力资源丰富但多变而不稳定。因此,针对大理风能特性,就低纬度高海拔复杂地形风电功率预测预报技术进行

的深入探讨与研究结果具有代表性,对于云南省开展风能预报研究能够起到积极的推动作用。

2013年,中国水利水电第十四工程局有限公司与大理州气象局联合攻关高海拔复杂地形风电场建设过程中的技术难题,获得了云南省科学技术厅《高原复杂地形 99 MW 风电场关键技术研发及示范工程建设》立项(任务书编号 2013ZB003),属新能源重大科技专项。大理州气象局承担了该项目的子项目《低纬度高海拔复杂地形风电场功率预测研究》,通过对已建成投产的 99 MW 风电场(大理巨龙山 49.5 MW 风电场和大理晴云山 49.5 MW 风电场)及周边地区的局地风场预报性能进行评估和研究,进行了超短期风电功率预测、数值天气预报方法的研究,并开发出以数值天气预报为基础,将动力降尺度技术应用于 WRF 模拟结果,形成精细化的相关气象要素预报产品后,再结合动力统计预测方法,根据风电场历史发电功率与同期历史数值预报数据所建立的训练模型,能较精准地进行短期风电功率预测预报,年平均预测合格率为 80.02%,预报准确率达到了国内较先进的水平。项目在 2016 年 10 月通过现场验收,为风电项目开发提供了“低纬度高海拔复杂地形风电功率预测”服务,并在 2018 年 2 月完成科学技术成果评价,研究成果的应用和推广前景广阔。

本书通过对项目开展情况进行总结,从项目背景、意义、数据来源、技术路线、研究方法、模型建立、数值预报、结果验证、项目成果等各个方面进行了详细的介绍和总结。在项目开展过程中,有幸得到了中国气象科学研究院程兴宏高级工程师的大力帮助和支持,特此表示衷心感谢。

书中错漏之处,诚望读者批评指正。

高志伟

2018 年 2 月

目 录

前 言

第 1 章 概 述	(1)
1.1 风电功率预测预报的意义和必要性	(1)
1.2 相关技术领域国内外发展现状和趋势	(2)
1.3 研究思路及重点	(7)
1.4 检验方法	(10)
第 2 章 风电功率时空分布特征	(12)
2.1 研究风电场介绍	(12)
2.2 风电场资料	(14)
2.3 时间变化规律	(14)
2.4 空间分布特征	(15)
2.5 日变化特征	(16)
2.6 测风塔	(17)
2.7 气温与发电功率关系	(20)
2.8 小结	(22)
第 3 章 超短期功率预报	(23)
3.1 资料	(25)
3.2 统计方法	(25)
3.3 预报因子筛选	(28)
3.4 预报模型建立	(30)
3.5 功率预报	(31)
3.6 结果检验	(34)

3.7 小结	(40)
第4章 数值天气预报	(42)
4.1 资料	(43)
4.2 方法	(43)
4.3 结果检验	(49)
4.4 小结	(55)
第5章 短期功率预测	(57)
5.1 资料	(57)
5.2 方法	(57)
5.3 功率预测	(58)
5.4 结果检验	(60)
5.5 小结	(66)
第6章 结论及展望	(68)
6.1 风电功率变化规律	(68)
6.2 超短期功率预报	(69)
6.3 数值天气预报	(69)
6.4 短期功率预测	(70)
6.5 讨论	(71)
参考文献	(72)

第1章 概述

1.1 风电功率预测预报的意义和必要性

风能是一种清洁的可再生能源,由于其资源丰富、转化效率高、产业化基础好、经济优势明显、环境影响小等优点,具备大规模开发的条件。就目前发展形势,风能的开发利用已成为我国最为重要的可再生能源发展方向,我国已向国际社会明确承诺 2020 年非化石能源消耗达到 15%,以及单位 GDP 碳排放比 2005 年降低 40%~45% 的目标。加快风电等可再生能源的发展已成为我国实现国际社会庄严承诺的重要举措。同时,随着我国社会经济稳步快速发展,能源资源瓶颈日益突出,环境制约日益加剧,优化能源结构、保障能源供给、保护生态环境已成为我国重要的战略性任务。加快风电等可再生能源产业发展,可优化能源结构、减少化石资源的消耗、促进节能减排、保护生态环境,保障我国能源和社会经济的可持续发展,同时对培育新的经济增长点、促进产业结构升级、转变经济发展方式、推动经济平稳较快发展有着十分重要的意义。

风能作为一种有很大潜力的新能源,取之不尽、用之不竭,风力发电前景光明。越来越多的国家重视利用风力发电,开发新能源,像丹麦、瑞典、美国等国,越来越多的风力发电装置投入运行。风力发电的优越性可归纳为三点:第一,建造风力发电场的费用低廉,比水力发电厂、火力发电厂或核电站的建造费用低得多;第二,不需火力发电所需的煤、油等燃料或核电站所需的核材料即可产生电力,除常规保养外,没有其他任何消耗;第三,风能是一种洁净的自然能源,没有煤电、油电与核电所伴生的环境污染问题。

中国风能资源丰富,可开发利用的风能资源总量约为 2.53 亿 $\text{kW} \cdot \text{h}$,但由于风电等可再生能源发电具有间歇性强、随机性大、可调度性弱等特点,大规模接

入电网后对电网运行会产生较为明显的影响。目前,我国正在发展的大容量风电场通常表现出显著的区域集中性,大型风电场对电网产生的影响必然显著不同于国外分布式风电发展模式。同时,我国风资源丰富且适宜建设大型风电场的地区存在局部电网建设相对薄弱的情况。为保障电网运行的安全稳定,有时须采取限制风电场发电的措施。

风电与常规电源不同,具有很大的随机性、间歇性和不可控性,运行极不稳定,风电功率的准确预报对风能的合理调配利用、电网稳定、商业运营、决策服务等方面有着非常重要的作用。风电场发电功率预测预报是目前解决风电间歇性对电网影响最经济、最有效的手段,通过风电场发电功率预测预报系统的开发和应用,提高电网公司风电消纳能力和运行管理效率,促进节能减排的同时,必将产生巨大的经济和社会效益。

目前风电对全网的电力平衡已经带来很大的影响,对风电场输出功率进行预测预报是缓解电力系统调峰、调频压力,提高风电接纳能力的有效手段之一。同时,风电功率预测预报还可以指导风电场的检修计划,提高风能利用率,提高风电场的经济效益。近年来,风电功率预报工作在我国日益受到重视,一些内、外资企业和高校纷纷开展风电功率预报技术研发工作,已经运行的风电场逐步开展风电功率预报试验,风电功率预报已作为国家对新建风电场准许接入电网的必备条件。

1.2 相关技术领域国内外发展现状和趋势

1.2.1 风电功率预测预报相关技术

对风速及风电功率的预测精确度,需要我们用科学的理论依据作为依托,结合实际建立合理的符合本地地理位置环境特征和天气气候特点的预测预报模型。为了实现数值模式的精细化预报和达到较高的准确度,大量的国内外研究人员不断进行各种理论和实际的研究探索,并相继提出了多种风电功率预测预报方法。一般说来,按照不同的建模机理,风速预报及风电功率预测预报方法主要有以下几种:物理模型、统计模型、空间相关性模型、人工智能模型等。

(1) 物理模型

数值天气预报(Numerical Weather Prediction, NWP)是典型的模拟风速进

行风速预报的物理方法,该方法依据大气实际情况,如不同高度上的风向、风速、温度、气压、湿度等气象要素值,在一定的初值和边界条件下,通过大型计算机做数值计算,求解描写天气演变过程的流体力学和热力学方程组,最后逐步计算出大气未来的气象要素分布状况,从而制作出天气预报。由于其每日更新频率较低,故该方法比较适合中期(大于6 h)风速预报。在短期(6 h以内)风速预报中,它也可作为统计模型的辅助输入量来使用。

(2) 统计模型

统计模型也称为随机时间序列模型,基于历史数据、模式识别、参数估计和模型校验来建立数学模型从而解决问题,其一般形式为:

$$X_t = F(X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, \mu_t)$$

最简单的统计模型是持续(persistence)模型,将最近一个点的测量值作为下一点的预测值,比较适合3~6 h的短期预测。

有文献指出随机时间序列模型具体包括以下几种:自回归模型(AR)、移动平均模型(MA)、自回归移动平均模型(ARMA)、累积式自回归移动平均模型(ARIMA)等。

(3) 空间相关性模型

空间相关性模型需要考虑风电场及与之相邻的数个地点的风速时间序列,应用不同地点风速之间的空间相关性进行预测。为了获得全面的风速数据,需要在本地风电场周围设置几个专门的远程测速站,本地风电场和远程测速站测得的实时风速数据经中心计算机处理,结合风电场同各个测速站风速之间的空间相关性进行预测。由于预测过程中考虑的测速站点较多,故该方法预测结果较好,但实时风速的原始数据收集工作量也随之增大。

比较相关性相交曲线法和空间相关性预测器在空间相关性模型中的应用效果,发现空间相关性预测器预测效果更好,尤其当预测尺度为1~4 h时。对风电场群和单个风电场预测误差进行比较分析后发现,由于空间平滑效应的存在,风电场群空间相关性模型比单个风电场的预测误差更小,同时误差具体降低的程度主要由风电场群的区域大小和其中风电场个数的多少决定。

(4) 人工智能模型

人工智能被认为是21世纪三大尖端技术之一,自20世纪70年代以来得到了迅速的发展。目前,在风速预测领域得到应用的人工智能技术主要包括人工神

神经网络(ANN)、模糊逻辑、支持向量机等。

ANN 依据历史数据,通过训练过程学习、抽取和逼近隐含的输入输出之间的非线性关系。它一般由数层网络构成,包括输入层、输出层以及一层或多层隐含层,每层均有一定数量的神经元,本层的神经元之间相互独立,相邻层的神经元可以相互连接。不同的连接权值不同。通过训练过程可以获取各个连接的权值和神经元的阈值,典型的三层误差反向传播网络(BP 神经网络)见图 1.1,其学习算法流程见图 1.2。

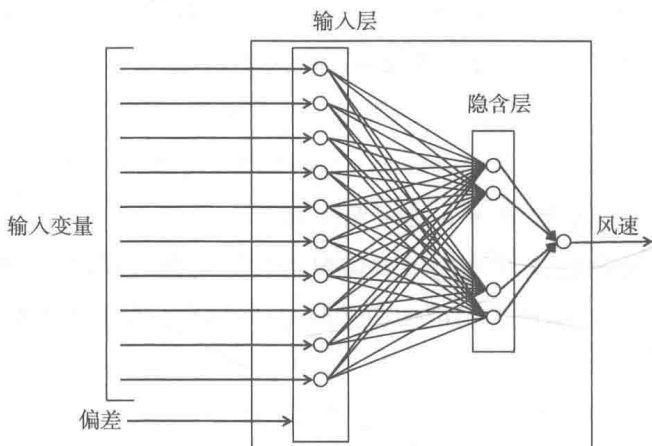


图 1.1 三层 BP 神经网络

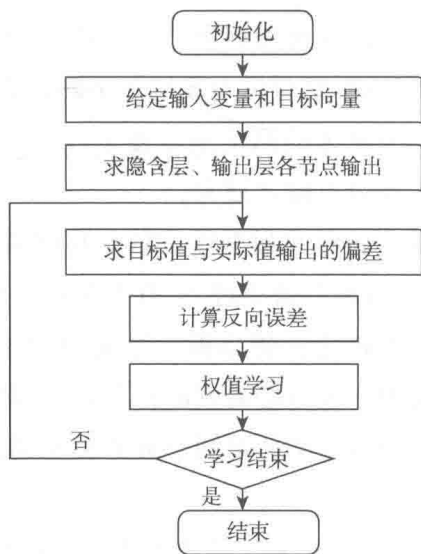


图 1.2 BP 神经网络的学习算法流程

为提高神经网络的学习效率,需要对输入数据进行归一化处理,其中风速的归一化最为关键,通常采用多年统计极限风速对其进行归一化为:

$$v_g = \frac{v_i}{v_{\max}}$$

式中: v_g 为归一化后的风速值, v_i 为数值天气预报系统预测的风速值, $v_{\max}$ 为气象观测的历史最大风速。

由于风速具有高度的非线性,而对于抽取和逼近非线性函数,神经网络是比较合适的方法。但 BP 神经网络也具有易陷入局部最小和收敛速度较慢的缺点。

模糊逻辑模型也被用来进行风速预测。它利用区间 $[0,1]$ 的值和长、中、短模糊变量来解释数值间的关系。应用模糊逻辑和预报人员的专业知识将数据和语言形成模糊规则库,然后选用 1 个线性模型逼近非线性动态变化的风速。单纯的模糊逻辑方法对于风速预测效果往往不佳,因为模糊学习能力较弱,模糊系统的辨识还未形成完善的理论,通常将模糊逻辑与其他方法结合进行组合预测。

基于统计学习理论的支持向量机(SVM)作为一种新的机器学习方法,基于结构风险最小化,克服了传统方法如神经网络的过拟合和陷入局部最小的问题,具有很强的泛化能力;采用核函数方法向高维空间映射并不增加计算的复杂性,同时有效地克服了维数灾难问题。研究表明基于 SVM 的风速预测效果比时间序列法性能更好。

基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的风电场短期预测方法,以历史风速数据、气压、温度作为输入,对风速和环境条件进行训练,建立预测模型,并且运用网格搜索法确定模型参数。

(5) 组合预测模型

由于各种预测方法在理论上均存在某些固有的局限性,为了优化预测流程和提高预测精度,组合预测逐渐成为目前比较流行的研究思路。基于 ANN 和空间相关性的模型,目标观测站的风速预测依据参考观测站平均风速进行预测,其优势在于不需要任何详细地形和气象数据便能实现较好的预测效果。

基于 ANN 和时间序列分析的模型,首先将每 10 min 的数据进行多尺度预测,然后将 1 h 内的平均值用来表征每小时的预测值。相比传统的时间序列分析方法,其预测精度更高。

基于模糊理论和空间相关性的模型,其训练方式采用基于遗传算法的学习计

划,训练内容源于邻近风电场(30 km 以内)风机群的风速和风向数据。算例结果表明,在 0.5~2 h 的预报尺度内,其预测效果比持续法的预测精度更优。

1.2.2 国内外发展现状和趋势

20 世纪 90 年代初期,欧洲国家就已经开始研发风能预测预报系统并应用于预报服务。预报技术多采用中期天气预报模式嵌套高分辨率有限区域模式(或嵌套更高分辨率的局部区域模式)和发电功率模式对风电场发电功率进行预报,如丹麦 Risoe 试验室开发的 Prediktor 预报系统已应用于丹麦、西班牙、爱尔兰和德国的短期风能预报业务,同时丹麦技术大学开发的 WPPT(wind power prediction tool)也用于欧洲地区的风能预报。90 年代中期以后,美国 True Wind Solution 公司研发的风能预报软件 eWind 是由高分辨率的中尺度气象数值模型和统计模型构成的预测预报系统,eWind 和 Prediktor 已用于美国加州大型风电场的预报。加拿大风能资源数值评估预报软件 West 用于将中尺度气象模式 MC2(mesoscale compressible community)和 WAsP(wind atlas analysis and application program)相结合的分辨率为 100~200 m 的风能图谱并进行预报。目前用于风能预报业务的系统还有德国的 Previento 和 WPMS(wind power management system)等。

风电功率预测预报的发展历程可总结为几个阶段。1990 年之前为理论研究阶段,该阶段主要是进行理论研究,实际运行案例很少,研究内容包括 MOS、卡尔曼滤波、自回归滑动平均(auto regressive moving average, ARMA)模型等。1990—2000 年为实用模型阶段,该阶段研究内容包括物理降尺度、MOS、条件参数模型、神经网络模型等,实际运行案例主要位于丹麦,欧盟则在这个时间段内开始组织研发项目。2000 年至今为应用阶段,该阶段研发内容集中在中尺度数值天气预报(numerical weather prediction, NWP)、概率预测、联合预测、气象集合预测、多模型集合预测等课题上,仅欧盟的研发项目就有 Anemos、Honeymoon、POW-WOW(prediction of waves, wakes and offshore wind)、Anemos. plus、SafeWind 等多项,此外,美国、澳大利亚等国家也纷纷开始本国的风电功率预测预报研发项目,预测预报系统应用的案例则从丹麦扩展到西班牙、德国、美国等众多风电强国。

总体来讲,目前国外风电发达国家普遍采用基于数值天气预报的风能源预报技术,并与风电场发电功率数据分析相结合,实现对每台风机、单个风电场发电功

率,乃至整个区域电网内接入的风电量的预报。

中国的风电功率预测预报尚处于探索和研究阶段,以往的研究多局限于统计方法和传统风速预测等利用时间序列法和神经网络法、自回归滑动平均模型给出的风速预测模型等统计方法,其预测时效较短,不能满足电力系统的运行调度需求。目前,国内比较有代表性的预测方法为数值预测与统计预测相结合的方法和基于神经网络的预测方法等。这些方法以中尺度数值模式或 NWP 所提供的风速预测为基础,再结合功率预测模型给出风电功率预测,其预测时效较长,精度较高,有较好的预期效果。由于国内本身风力发电就发展较晚,相应的风电功率预测方面的研究刚刚从理论到实践,预测精度与国际水平相比还有较大差距。

无论采用何种模型,同一个预测系统软件,在应用到不同的风电场时,由于其输入数据、预测尺度等的不同,风电功率的预测误差也不同。因此,结合风电场的风能特性,有针对性地修正预测模型,并编制预测软件,才能达到良好的预测精度。就低纬度、高海拔、复杂地形下的风电功率预测,无论是国外还是国内,都是当前相关研究人员的研究热点和难点。风速及风电功率预测的难度主要在于风速的随机性,由于高海拔、低密度的特性,风的变化更无规律,再配合复杂的下垫面,使得风速变化更加难以琢磨。风电场并网压力迫切需要风电功率的预测预报,如何突破地形的影响,研究出较精准的风电功率预测预报系统,成为当前山地复杂地形风电功率预测预报迫在眉睫的难题。

1.3 研究思路及重点

大理白族自治州位于云南省西部东经 $98^{\circ}52' \sim 101^{\circ}03'$ 、北纬 $24^{\circ}41' \sim 26^{\circ}42'$,地处云贵高原与横断山脉南端结合部。全州总面积 29459 km^2 ,东西最大横距 320 多公里,南北最大纵距 270 多公里,其中山地面积约占 92%,盆坝面积约占 8%。境内怒山和云岭两大山系纵贯南北,地势西北高、东南低,其中,自北向南以老君山、罗坪山、点苍山、南无山为界把全州分成东西两大不同地貌环境:东部属高原湖盆及中低山原复合地形,其间盆坝、湖泊交错分布,四周山峦起伏;西部属横断山区,以高山峡谷、山间小盆地为主,其高山耸立、河谷深切,地形地貌复杂。境内最高点为剑川县西部的雪邦山主峰,海拔 4295.3 m;最低点为云龙县怒江边红旗坝,海拔 730 m,最高与最低之间海拔悬殊达 3565.3 m。全州由于地形地貌

复杂,海拔高低悬殊,气候的垂直差异显著,气温随海拔高度增高而降低,雨量随海拔增高而增多,河谷热,坝区暖,山区凉,高山寒,立体气候明显。受季风环流和复杂地势的影响,大理的风力资源丰富但多变且不稳定。以云南省大理境内的风电站作为研究对象,较符合低纬度高海拔复杂地形风电功率预测预报技术的研究。

研究思路如下:

(1)根据研究区域风电场风机观测数据和局地天气背景对历史数据进行时空分布类型分析,研究风机功率与气象要素的相关关系,掌握复杂地形下风能发电时空分布特征及与气象要素的关系,确定风电功率预测预报思路。

(2)根据计算能力、观测数据条件、风电场位置、风电功率预报对风场的要求等进行综合考虑,确定研究区域及预报范围和分辨率设置,搭建本区域的数值预报模型。

(3)根据动力方法及统计方法的优缺点,短期功率预报采用先预测各台风机风速、风向、气温、湿度、气压等气象要素,再结合历史同期风机发电功率数据进行统计,进一步缩小预测误差的方法;超短期预报采用统计方法,先统计整体发电功率与前期发电功率的动态相关关系,根据动态相关关系确定预报因子,再进行外推预报。

研究方法如下:

(1)未来3天的短期功率预测,主要以美国国家环境预报中心的全球预报系统GFS(global forecast system)模式的预报数据作为中尺度动力模式WRF(weather research and forecasting)模拟的猜测场,对研究区域做环境场模拟。WRF模拟结果作为环境初始场驱动诊断模式CALMET(california meteorological model),应用动力降尺度技术,模拟风场,将模式产品水平分辨率提高到0.1 km,时间分辨率降至15 min,形成精细化的风速、风向、温度、湿度、气压等相关气象要素预报产品,预报出每台风机3天逐15 min的5个气象要素预报产品。

通过自适应最小二乘法对风电场各台风机气象要素预报与风机的实际发电功率建立预测模型,从而预测出各台风机未来3天逐15 min的发电功率。

该方法既发挥物理方法预报时效长、物理意义清晰的特点,同时又缩小物理方法产生的预报误差,通过一定时间的学习,可提高预测精度。

(2)对于4 h的超短期预报,首先对总功率的时间序列进行动态相关性统计,

针对全天每 15 min 96 个点未来 4 h 分别选择最优影响因子,再通过自适应最小二乘法建立预报模型,分别进行预报。

研究技术路线如图 1.3 所示。

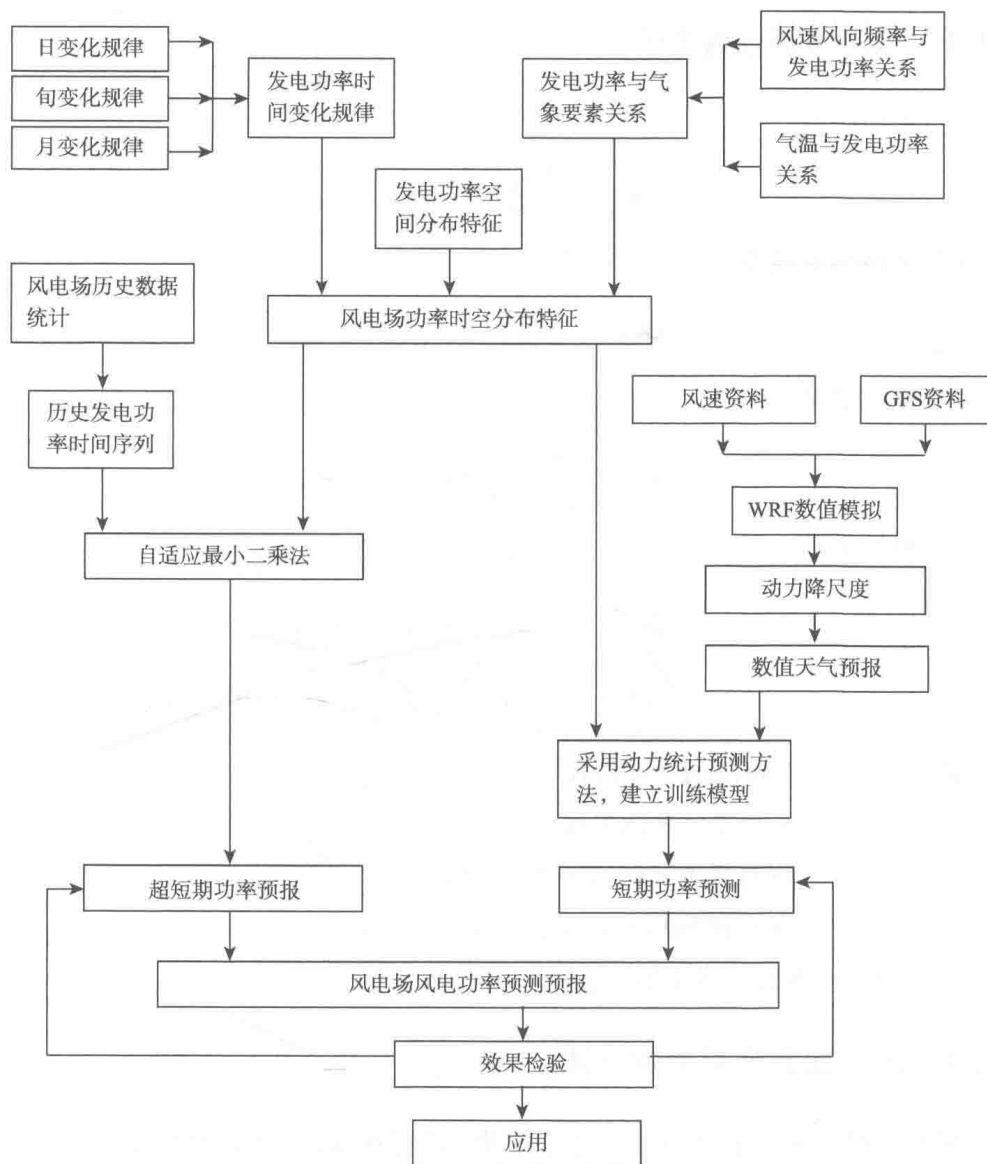


图 1.3 风电场功率预测预报技术路线

1.4 检验方法

1.4.1 风速预测检验方法

(1) 平均误差

$$e_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (V_{fi} - V_{oi})$$

(2) 平均相对误差

$$e_{MRE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|V_{fi} - V_{oi}|}{V_{oi}}$$

(3) 均方根误差

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (V_{fi} - V_{oi})^2}$$

(4) 相关系数

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n [(V_{fi} - \bar{V}_f) \cdot (V_{oi} - \bar{V}_o)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [(V_{fi} - \bar{V}_f)^2 \cdot (V_{oi} - \bar{V}_o)^2]}}$$

式中: V_{oi} —— i 时段的实际风速;

V_{fi} —— i 时段的预测风速;

$\bar{V}_o$ ——所有样本实际风速的平均值;

$\bar{V}_f$ ——所有预测风速样本的平均值;

n ——所有样本个数。

1.4.2 风电功率预测检验方法

预测预报准确率采用中华人民共和国能源行业标准《风电功率预测系统功能规范》(NB/T 31046—2013)中的方法进行检验。

(1) 预报产品

每日预报出研究风电场各台风机未来 3 天逐 15 min 风速、风向、温度、湿度、气压等气象要素。每日预报一次未来 3 天 288 个点风电场风电功率预测数据,预