硕士论文开题报告

作者：张军凯

指导教师：孙志锋

题目：超短期风电功率预测算法的研究

**题目来源：**

本文在孙志锋导师的指导下，根据课题组研究课题自拟题目。

**一、选题依据及研究目的的意义**

1.1研究背景及意义

随着经济的全球化和科技的不断创新，使得百姓的生活水平不在局限于吃饱穿暖，百姓越来越高的物质需求给国内各行各业都提出了新的发展方向。在我国改革开放以来，经济快速发展建立起的繁荣景象是以对能源的巨大损耗为代价的，能源问题已经成为了社会经济快速发展的制约条件。经济的快速增长随之带来了能源巨大消耗，环境污染等重大问题，因此为了改变消耗现状就必须打破目前消耗一次能源的结构，充分开发利用清洁能源[1-4]。

目前发展较成熟的清洁能源有风能、太阳能、水能、潮汐能等，其中风能因为高效安全且成本低廉成为清洁能源中应用最为广泛的，根据《BP世界能源统计年鉴》2016年统计显示，在2016年全球风能增长了17.4%是可再生能源中最大的来源，占可再生能源的52.2%，由此可见风能越来越受到世界的关注。风力发电是电网中使用风能的典型技术手段，随着对风力发电课题的不断研究和深入，使得国内外对风力发电技术的开发和应用都较为成熟，目前已经形成了大规模的风电并网。

风能的获取是十分方便的，同时它的储存量也是巨大的，世界上的风能巨大无法估算，但是被开发利用的只是其中的一小部分。根据全球风能协会（Global Wind Energy Council，GWEC）2016年报告统计，2016年全球新増风电装机总量达到5400万千瓦，直至2016年底全球总装机量达到48700万千瓦，新增装机前列的国家依然是中国、美国、德国和印度[5]。

在2015年，中国的装机容量首次超越了欧盟成为全球风能装机最大的国家，2016年中国累计装机容量已经达到了16869万千瓦[6]，目前国际装机排行前三名为中国，美国和德国。根据统计报告中的全球风电年新增装机容量可以看出，自2001年至2016年间，仅在2013年和2016年风电装机倒退，其余年份新増装机容量呈现逐年递増的趋势，在2001年装机总容量为6500MW，2016年为54600MW，十五年期间装机容量増加了几十倍，如图1所示。图2可知，全球装机累计总容量也从2001年的23900MW増加到了2016年的486749MW，呈现了逐渐大幅递増的趋势，其中中国在装机和累计总容量中都占有不可或缺的地位。在2016年全球海上累计装机总容量统计中，中国以1035MW在世界排列第三，前两名分别是英国和德国，在累积风电装机总容量中，中国位列第一。

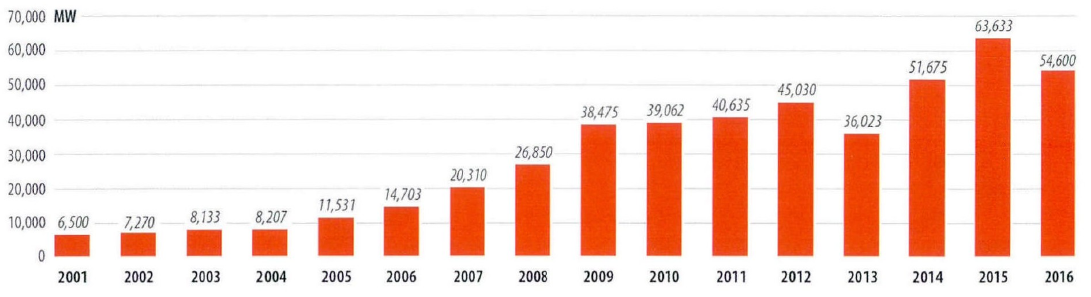


图1 2001-2016全国历年新增风电装机容量（MW）

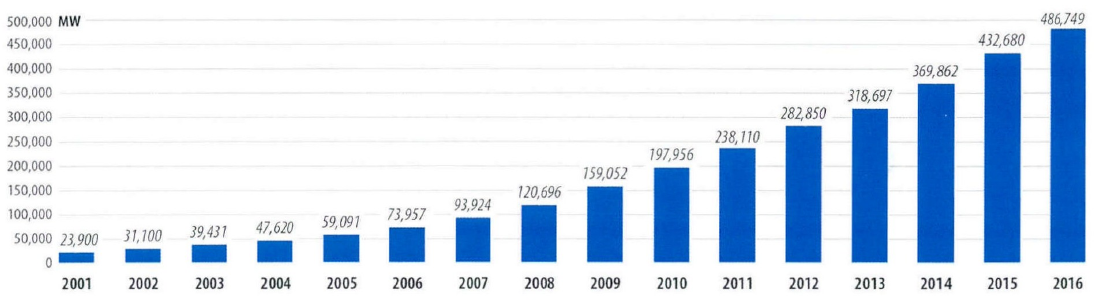


图2 2001-2016全球历年累计风电装机容量（MW）

我国国土面积大地貌特征完整并且处于季风性气候区，其中风能丰富区就达到国土面积的10%左右，估算我国的风能储量大概有3200GW，但目前己经利用开发的只是其中的一小部分，主要分布在我国沿海、内蒙古、东北三省和西北部分。全国累计装机容量达到168690MW[7]。

风能是不可控的，所以利用风能进行发电就使得风电具有很强的随机性和波动性，要想充分的利用风电就要将风力发电并入大电网中供给人民使用，但是由于风电的随机性和波动性，大规模的并网使电网的安全运行和调控都承受着巨大的挑战[8-9]。当风电并网后首先要考虑的就是风电穿透功率极限（wind power penetration），穿透功率就是指电网能承受的最大风电容量与系统最大容量的比值。为了降低风电并网后对电网的影响，对风电功率进行准确的超短期预测十分重要。准确的预测可Ｗ降低运营成本和旋转备用容量，提高能源利用率，为相关部口进行电网调度及制定运行方案提供科学可靠的支持。

1.2国内外研究现状

1.2.1国内外风功率预测研究现状

随着对风能的重视，世界的各个国家都将风力发电作为重点项目进行研究探索，最早开发研究风功率预测的国家是丹麦，在1990年LANDBER就开发出了风功率预测系统，它使用的方法是推理方法与欧风图册原理极为相似，随后丹麦国家实验室又开发出来另一套较为成熟的风功率预测系统，将其命名为PREDIKTOR，该系统的原理是将气候条件输入建立物理模型进行预测，直到近期由丹麦科技大学开发出来最新的预测系统ZEPHRY，这个系统将PREDIKTOR与风功率预测功率相结合使用，大大提高了预测的精确度，在丹麦的电力系统内一直使用推广。德国是风力发电的大国，其关于开发利用风能的历史也较为悠久，在德国的奥尔登堡大学也开发出了一套风功率预测系统，它可以提供两天内的短期预测数据，德国奥尔登堡大学将其命名为PREVIENTO。随后德国太阳能研究所（ISET）也开发出了一套高级风电功率预测工具，简称为AWPPT，与其相配合的风功率管理系统（WPMS）包含了在线监测和短期预测功能，该模型的原理就是使用风速作为相关值，利用人工神经网络进行计算，然后推导出风功率数据。欧盟资助扶持了23家科研机构研发出了ANEMOS系统，该系统可以对陆地和海上的风电功率进行预测跟踪。国际上比较有名的还有西班牙马德里卡洛斯三世大学研发的SIPRELICO系统，美国AWS Truewind公司研发的EWIND系统，美国国家实验室研发的SANDIA，英国研发的OWERN等等。

与国外相比较我国对风能的研发较晚，以对风功率预测起步也较晚，最早的研究是在2008年中国电科院和吉林电为公司合作研究，目前对于风功率预测系统的研究基本依靠国内的各大高校。目前较为成熟的预测系统为ZLNN，它的原理就是利用风机集中数据的终端与电机无缝读取信息，从而达到有效的调度的结果。虽然中国在风力发电方面起步较晚，但是根据统计中国已经成为世界风电新装机和累计装机最大的国家，随着政策的鼓舞以及对国外预测系统的研巧，相信不久的将来，在预测系统方面我国也会登上国际舞台。

1.2.2风功率预测的分类

根据不同的要求，风力发电功率预测的分类方式也各不相同，根据输入数据的不同，风力发电功率预测分为两种：一种是依靠风速等气候数据找到相关性进行下一步预测，另一种则不需要气候数据，直接根据风功率数据的趋势进行预测。根据预测的量不同可以分为两类：一种是直接预测，就是仅依靠风功率数据，另一种为间接预测，就是先依靠风速的预测然后根据曲线预测风电功率。还有就是根据预测的时间长短来进行分类，根据时间长短可以分为三类：一类为超短期预测，二类为短期预测，最后一类为中长期预测。根据2011年国家电网发布的《风电功率预测功能规范》规定，超短期期预测的时间尺度为未来的四小时以内，时间分辨频率为十五分钟，其预测误差不得超过15%。短期为次日零时起三天内的预测为短期预测，并且日预测提供的误差不能超过25％，全天预测的均方根误差应在20%以内。中长期没有固定的时间尺度，但是随着预测时间尺度的增加，预测的准确性就会大大降低。如果能提高短期和超短期预测的精确度，在电力系统调度、电力市场交易等方面会有很大的帮助，若能更好的研究中长期预测，在电力维修检测方面会有很大帮助

1.2.3国内外研究方法

至今国内外研究风力发电功率预测的方法有很多，例如持续法，物理法，时间序列模型[10]，数据挖掘（Data Mining）模型[11]，人工神经网络（ANN）模型[12-15]、灰色预测（GP）模型[16]、支持向量机（SVM）[17]和卡尔曼滤波法[18-19]等。其中最简单的方法就是持续法，持续法的原理是依靠上一个数据作为观测值对下一个数据进行预测，该方法预测误差较大，因为其过于依赖上一个数据，若上一个数据的误差较大则下一个预测数据的误差将会越来越大。物理法的原理就是依赖于气候数据的采集例如风速，气压，空气湿度等，根据这些物理数据与风力发电功率的相关性进而得到预测结果，但是该方法对气候条件的预测精度要求较高，若依赖的气候数据误差大则预测出的风电功率数据也会有很大的误差。卡尔曼滤波法主要依据的中屯、算法是卡尔曼滤波，它的原理就是将风功率数据作为状态变量建立状太空间模型，但是使用该方法必须建立正确的状态方程和确定准确的噪声统计特性，而这两点事最不容易掌握的，对操作人员的准确性有很大的要求。时间序列法是根据序列的历史发展趋势建立合适的预测模型，模型的建立需要大量的数据并且预测时间尺度过长的话会影响预测的精确度。人工智能算法是在风功率预测进程中应用最早最为广泛的一种方法，这种算法有很强的自适应性对非平稳的数据有很强的处理能力，但是随着应用的广泛也发现了该方法的缺点，训练速度慢，容易陷入局部最优的情况等等。小波分析法在处理非平稳序列中有很强的适应性，但是它没有很强的适应性需要人工设定基函数，不能很好的表现风电功率变化的趋势。组合预测法是目前风功率预测方法中应用最广的手段，它将不同的预测方法结合起来，使每一种预测方法相互补充最终根据加权得出最后的预测结果。

**二、主要研究目标、研究内容与解决的关键技术**

2.1研究目标

以华东某风电场的风电功率为研究对象，首先对风电场的数据进行预处理，包括坏数据剔除、缺失数据处理以及数据的归一化和去趋势化；其次，利用灰色-马尔可夫链算法、PSO-LSSVM算法对风场的风电功率进行超短期预测，对比两种预测算法的预测精度；再次，针对两种算法的缺点，分别对两种算法进行优化改进。最后，通过分析两种预测算法的优缺点，组合出一种新的预测算法。

科学的预测方法是保证预测结果准确可靠的根本保证，但是每种预测方法都有其优劣及预测的适用范围，应该在综合考虑预测对象的特点及所处的背景后选择合适的预测方法。对风电功率预测误差进行综合评价是风电功率预测理论研究的一项主要内容。其中，预测精度是评价预测方法优劣、预测系统好坏的一个重要指标。目前，对预测误差的评价指标大都采用常规统计学的指标，结合预测图像的对比来评价预测方法的优劣。已有研究中常用的误差评价指标有：

平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE），

平均相对误差（Mean Relative Error，MRE），

均方根误差（Root Mean Squared Eoor，RMSE），

相关系数（Correlation Coefficient，CC），

式中，为预测功率，为实际功率，为所有实际功率的平均值，为所有预测功率的平均值，为风电场的开机总容量，为所有样本个数。

其中*MAE*，*RMSE*，*MRE*是现行企业标准和推荐的行业标准。最终，使预测精度能够达到中华人民共和国能源行业标准的风电功率预测系统功预测规范。

2.2研究内容

（1）风电功率数据质量参差不齐，通信、测量环节的问题都可能导致坏数据的产生及数据缺失；不同类别的数据具有不同的量纲和数值范围，因此，对风电功率数据进行预处理操作是高精度预测的必要环节。

（2）灰色-马尔可夫链算法的改进优化

（3）PSO-LSSVM算法的改进优化

（4）对两种算法进行组合预测

2.3拟解决的关键问题

本文对风电场的风电功率进行预测，将针对不同算法的特点，对算法进行优化改进，拟解决的关键问题包括：

（1）风场直接采集的数据存在着各种异常点及坏点，本文将对采集到的风电功率数据预处理，为后续预测算法的研究提供可靠的数据基础。

（2）目前国内外风电功率预测算法的预测精度较低，各种传统预测算法都有各自的缺点，本课题拟对传统的灰色-马尔可夫链预测算法及小波分析-支持向量机预测算法进行优化，针对两种算法的各自的优缺点，提出一种组合预测方法，提高预测精度。

**三、研究方案和技术路线**

3.1技术路线



3.2研究方法

**3.2.1数据预处理**

对风电功率数据进行预处理是提高预测精度的必要环节。主要有以下几个方面：

（1）坏数据剔除：通常依据物理规律或数据采集质量控制要求剔除坏数据。

（2）缺失数据处理：当要求数据具有连续性或者数据样本较小时，剔除缺失数据会给预测精度带来较大的影响，因而重构缺失数据是必不可少的。插值法是最简单的数据重构方法之一，如采用插值法提高风电功率数据的时空分辨率。通过对已有的数据建立特征空间，利用SVM分类模型，也可以实现对历史缺失数据的恢复。

（3）数据归一化和去趋势化：对风电功率实行归一化操作是为了避免不同数据的量纲和大小范围导致的预测结果不准确的问题。而且，风电功率序列具有较明显的季节、时间变化趋势，而一些统计方法不能适应具有趋势的数据，需要对风电功率进行去趋势化处理。

**3.2.2风电数据序列分解与重构**

小波分析技术是近年发展起来的一种时频分析方法，在降噪领域得到很好的应用。通过小波变换将风电功率时间序列过滤成平滑的趋势时间序列，利用非线性的预测方法构造趋势时间序列预测模型。为了减少原始变形时间序列中的信息丢失，针对过滤出的噪声序列即随机时间序列也建立相应的预测模型，最后将趋势时间序列和随机时间序列的预测值求和最为最终的预测结果。

小波变换原理如下：设函数为一平方可积函数，若其傅里叶变换满足如下的容许条件：



则函数簇可以按按不同的尺度和不同的平移产生函数簇：



上式中，为尺度因子；为平移因子。小波变换的实质就是将一原始时间序列表示为函数簇的加权和，即



由于小波变换后得到的时间序列比分解前的时间序列点数少，点数的减少对预测是不利的。所以，采用重构算法对小波变换后的时间序列进行重构以增加点数，其重构算法为



**3.2.3 灰色-马尔可夫链预测算法**

通过小波变换可以得到趋势与随机两个时间子序列，采用灰色-马尔可夫链预测算法对随机时间子序列进行预测。灰色预测模型*GM(1，1)*不需要考虑数据分布规律，而且算法采用累加的方法能够弱化时间序列的随机性，所以该方法对随机时间序列的预测具有较高的精度。

灰色预测得到的初步预测结果，可以采用马尔可夫链对数据预测误差进行修正，从而得到更加精确的结果。

**3.2.4 PSO-LSSVM预测算法**

**四、现有研究条件及研究进度安排**

4.1可行性分析

本人深入研究了风场风电功率的国内外研究现状、所存在的问题及所各种预测方法，对课题的进行制定了完整的计划表。同时课题组收集了华东某风电场的风电功率、风速以及天气情况等数据，为后续预测算法的研究提供数据基础。本人熟练掌握本课题实验工具Matlab的编程及使用，能够对算法的有效性进行验证。本人已经对灰色-马尔可夫链算法进行一定的研究，算法精度较高，目前正对该算法进行优化。以上工作为课题的顺利开展奠定了理论和方法基础

4.2研究进度安排

（1）对风电场的风电功率数据进行预处理（2018.1-2018.3）

（2）使用灰色-马尔可夫链预测算法对风电功率进行预测，分析结果（2018.3-2018.5）

（3）使用PSO-LSSVM算法对风电功率进行预测，分析结果（2018.5-2018.7）

（4）对两种算法进行优化改进，进行组合预测并证明优化效果（2018.7-2018.12）

（6）论文撰写（2018.12-2019.2）

**五、预测研究成果、本文创新之处**

5.1主要创新之处

传统的风电功率时间序列包含了趋势时间序列和随机时间序列，因此，一些传统的预测方法的精度很难得到提高。本课题拟用小波变换将风电功率原始时间序列分解成趋势时间序列和随机事件序列，采用灰色-马尔可夫链和PSO-LSSVM算法分别对两个子序列进行预测，将预测的结果进行求和，从而得到最终的预测结果。这种方法可以充分发挥两种算法的优点，能够减小误差，提高精度。

5.2预期研究成果

（1）通过对风电功率算法的研究及改进，提高预测精度

（2）在国内或国外期刊上发表一篇论文

**六、参考文献**

1. 张军, 李小春. 国际能源战略与新能源技术发展[M]. 北京:科学出版社, 2007. 2-3.
2. 尹忠东, 朱永强. 可再生能源发电技术[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2010. 78-80.
3. Bailey, B, Brower, MC, Zack, J. Short-term wind forecasting[C]. European Wind Energy Conference, Nice France, 1999. 1062-1065.
4. 孙元章, 吴俊, 李国杰, 等. 基于风速预测和随机规划的含风电场电力系统动态经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(4): 41-47.
5. 2016年全球风电装机统计[J]. 风能,2017,(02):52-57.
6. 徐涛. 2016中国风电装机容量统计[A]. .风能产业（2017年第2期 总第91期）[C]. 2017:9.
7. 申彦波. 我国风能资源评估及分布情况[J]. 动力与电气工程师, 2011(01): 23-26.
8. 蔡凯. 风电场对电力系统稳定性的影响.[D]. 江苏: 江苏大学, 2008. 1-23
9. 雍正. 功率预测: 风电并网的重要保证[N]. 中国电力报.
10. Taylor, McShary P E, Buizza R. Wind power density forecasting using ensemble predictions and time series models[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2009, 24:775-782.
11. Kusiak, Haiyang Z, Zhe S. Short-term prediction of wind farm power: a data mining approach[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2009, 24: 125-136.
12. 武小梅, 白银明, 文福拴. 基于RBF神经网络的风电功率短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 80-83.
13. 师洪涛, 杨静玲, 丁茂生, 等. 基于小波-BP神经网络的短期风电功率预测方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(16): 44-48.
14. 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 基于主成分分析与人工神经网络的风电功率预测[J]. 电网技术, 2011, 35(9): 128-132.
15. 张明理, 杨晓亮, 滕云, 等. 基于主成分分析与前向反馈传播神经网络的风电场输出功率预测[J]. 电网技术, 2011, 35(3): 183-187.
16. 李俊芳, 张步涵, 谢光龙, 等. 基于灰色模型的风速-风电功率预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(19): 151-159.
17. 叶林, 刘鹏. 基于经验模态分解和支持向量机的短期风电功率组合预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(31): 102-108.
18. 陈辰. 基于卡尔曼滤波算法的短期风电功率预测[D].新疆大学,2015.
19. 杨茂,黄宾阳. 基于灰色缓冲算子-卡尔曼滤波双修正的风电功率实时预测研究[J]. 可再生能源,2017,35(01):101-109.