1 背景介绍

为了解决全球气候变化问题和能源危机问题，逐步减少对化石能源的依赖，开发利用以风能、太阳能为代表的新能源成为一种有效的解决方案。加大对风电、光伏发电等新能源的开发使用力度不仅有利于节能减排，也是我国经济实现可持续发展的战略选择。我国的风电和光伏发电在近年来有了飞速的发展，风电作为应用广和发展快的新能源发电技术，已经从补充能源进入到替代能源的发展阶段。截至2019年6月，全国新增风电装机容量909万千瓦，其中海上风电40万千瓦，累计并网装机容量达到1.93亿千瓦。仅2019年1-6月，全国风电发电量2145亿千瓦时，位居世界第一，新能源装机规模快速持续增长，且全国弃风电量和弃风率持续“双降”。

* 1. 风电发展问题

1.1.1 风电的超常规发展

风电的超常规发展导致电网的建设速度跟不上风电的发展速度，电网物理结构制约了 对风电的消纳水平，导致全国各地区弃风现象持续存在，2019年上半年全国平均风电弃风率达4.7%。大规模新能源电站的并网运行会影响电力系统的安全稳定经济运行。

1.1.2 风电发展的可靠性

风资源的随机性、波动性、不确定性和风电出力的弱可控性给电力系统的安全稳定运行带来了较大的困扰和挑战。

分散式风电和海上风电是未来风电发展的两大重心。分散式风电位于负荷中心附近，其决不允许发生集中式风场的安全事故，要求更加先进的技术和标准。海上风电除要求发电后能及时上网，还要求在最后选址清晰之前做好相关环评。

1.1.3 平价上网

风电的最终调节机制是还给市场，因此竞争电价和平价上网应运而生，政府补贴的取消意味着风电上网电价要和火力发电所形成的电价齐平，这就要求风电生产商有效减少非技术成本和弃风率，并努力寻求新的技术手段来降低生产成本。

1.2 风电场功率预测与数字化、智能化

面对着上述发展约束问题，风电行业亟需数字化技术来推动其持续健康发展，打通数据壁垒共享，将风电与数字化深度融合。具体来说，就是要更好地预测风电站的输出功率，根据预测的结果及时调整常规机组的发电计划；计算风电产品运营成本，做好对风险的把控；将风电场建设中的所有粗放式管理模块用大数据和人工智能的方法精细地替代掉，对风电站运营平台进行数据高效管理和数据库设计来实现风电场全生命周期数字化模块智能管理，实现数字的前运维和数字的后评估。

实现风电数字化、智能化不仅有助于电网调度部门合理安排常规电源和风力发电的协调配合，提高风力发电的平均利用小时数，还对降低风电行业运营成本、提高电网安全水平具有重要的意义。不仅可以最大限度地利用我国丰富的风力资源，而且可以提高电力系统运行的经济性和安全性。

2 国内外研究现状

风电场功率预测方法有不同的分类标准。按照预测原理可分为基于历史数据预测、物理模型预测以及组合预测；按预测时间尺度划分，分为长期预测(以年为预测单位)、中期预测(提前一周)、短期预测(提前4-72小时)和超短期预测(10分钟-4小时)。按预测对象不同，分为对单台风电机组输出功率的预测、对整个风电场输出功率的预测和对含有多个风电场的较⼤区域功率的预测。按照预测是否给出概率信息分，分为点预测和概率预测。基于历史数据的预测(⼀般所讲的统计预测)按照所使用数据的不同可以分为基于历史运行数据的风电场功率预测方法和基于数值天气预报数据的风电场功率预测方法。

目前基于数值天气预报的两种主流风电功率预测算法包括:神经网络算法和核学习方 法。神经网络算法的网络结构多样，如:BP神经网络、径向基核神经网络、动态神经网络、 递归神经网络、极限学习机等。核心学习方法是利⽤核函数进行空间映射的回归算法，如: 支持向量机、相关向量机及高斯过程等。

2.1 国外研究现状

国外对于风电功率概率预测的研究开始于2005年，现阶段研究比国内更为深入。在应用方面，风电功率预测系统在丹麦、德国、西班牙、美国等新能源发达国家得到了广泛应用，并成为了风电、光伏优化调度的重要支持系统。目前风电功率预测系统在预测时间尺度上主要分为0-4小时的超短期功率预测和0-48小时的短期（日前）功率预测。随着研究和应用的不断深入多模型组合预测、多数值天气预报组合预测等不断出现，预测精度不断提高。

2.1.1 丹麦风电预测

丹麦是世界上风电装机和风电发电量占总电力装机和发电量比例最高的国家，也是最早进行风电预测研究和系统开发的国家之一。

目前丹麦所有系统运营商都在使用Risø实验室和IMM联合开发的新一代短期风功率预测系统——Zephry系统，该系统可进行超短期预测（0-4小时）和日前预测（未来36-48小时），时间分辨率为15分钟。Zephry系统中使用了在线实测数据和先进统计方法，使得它能够给出很好的短期预测。另外，Zephry系统中还加入了丹麦气象研究所所提供的高精度有限区域模型（HIRLAM）等气象模型，使得系统的长期预测精度有了较大提高。

2.1.2美国风电预测

美国风电总装机容量位居世界第二，某些风电、太阳能资源比较丰富的州对风电、光伏采取相对完全的电力市场上网定价机制，或由系统运营商负责整个系统的风电功率预测，⻛电场、光伏电站向系统运营商支付预测费用。

美国AWS Truewind公司开发的风电功率预测系统eWind将高分辨率的中尺度模型与统计学模型相结合，主要包括一组高精度的三维大气物理数学模型、适应性统计模型、风电场输出模型和预测分发系统四个部分。eWind使用ForeWind数值天气预报数据作为中尺度模型。为了得到高分辨率的数值天气预报数据，该系统使用多个模型进行初始化，然后利用统计方法预测测风塔处的气象数据，最后使用“统计风电场输出模型”得到风电功率。预测时间尺度是48小时，时间分辨率为1小时。目前该系统为加州的两个大型风电场提供预测服务。

3TIER公司与华盛顿大学联合开发的风电功率预测系统PowerSigh包含日前和周前预测系统及小时前预测系统2个模块。日前模块提供时间尺度为8⼩时、时间分辨率为1小时、更新频率为5分钟/10分钟/15分钟的超短期预测。除了使用风电场的SCADA数据外，还使用日前预测数据和其它场址的气象数据。周前模块提供时间尺度为168小时（7天）和 84⼩时的预测，时间分辨率为1小时。系统摈弃了传统的、无法获得精确模拟数据的MCP方法（测量-校正-预报），首先使用数值天气预报模式（NWP）下的气候研究和预测模式（WRF），输入过去50年的全球天气数据、高分辨率的地形、土壤和植被数据，以及现场实测数据，每天预测4次，空间分辨率为5km；然后通过模式输出统计修正数值天气预报预测误差；最后根据功率曲线预测输出功率，同时估计预测的不确定性。目前，该系统在美国覆盖的风电及光伏电站装机容量超过6000MW。未来主要研究的领域包括：日前爬坡预测、小时内预测和⼩时前爬坡预测。

Precise Wind公司开发的Precise Stream系统是适用于复杂地形风电场预测的风电功率预测系统，该系统采用物理方法，提供单台风机、单个风电场和风电场群的功率预测。系统的预测方法基于中-小尺度大气模型。这⼀方法的主要特点是能捕捉垂直方向17km、⽔平方向数百公里的气象信息。模型使用不同水平分辨率的三重网格定义场址周边的较⼤区域，内部的分辨率为1公里。但该方法计算量巨大，需要使用大规模刀片集群计算机系统。Precise Stream预测系统根据风速的测量值或风电场实测功率进⾏后处理以修正系统误差。不过与⼀些统计模型需要至少1年的测量数据不同，该系统只需要3个月的数据。Precise Stream系统可提供多个时间尺度的预测：日前预测（48-72小时）、次日预测（24小时）、时前预测（4-6小时）、提前1⼩时预测和时内预测。

2.1.3 德国风电预测

德国的风电装机容量居世界第三，包括风电在内的可再生能源可以无条件就近上网，电网运行商有义务提供技术上的保证。为了确保风电上网，日前和超短期风电功率预测成为了电网调度部门必不可少的支持系统。

德国四个输电系统运营商与德国太阳能研究所（ISET）联合开发了一套风电管理系统 WPMS。该系统包括在线监测、日前风电功率预测和超短期预测（15分钟-8小时）三部分，系统使用德国气象服务机构（DWD）的Lokalmodell模式作为数值天气预报数据源，采用人工神经元网络（ANN）计算典型风电场的功率输出，然后利用在线外推模型计算某区域注入到电网的总风电功率。其中，日前预测的时间分辨率为15分钟或1小时，预测未来0-48小时的输出功率，每天更新2次。超短期预测的时间分辨率为15分钟，预测未来0-8小时的输出功率，每小时更新1次。德国的四个输电系统运营商以及澳大利亚和意大利的系统运营商都在使用该系统。

Previento是德国OldenBurg大学开发的一个风电预测系统，目前由能源和气象系统公司（EMSYS）负责运营，主要对一个较大的区域的风电输出功率进行预测，并估计预测的不确定性。系统同样使用德国气象服务机构（DWD）的Lokalmodell作为数值天气预报数据源，预测的时间尺度为48小时。



2.1.4预测精确度

在德国意昂（E.ON）公司控制区域内整体的日前预测均方根误差（RMSE）可以降低至4.7％，这一结果代表国际领水平，西班牙Casandra 风电功率预测系统在西班牙的2个风电场进行了测试，预测的均方根误差均小于10%。在风电场级别的日前功率预测中，均方根误差约可降低至10％-15％。

2.2 国内研究现状

根据《国家能源局关于印发风电场功率预测预报管理暂行办法的通知》的第九条，风电场功率预测系统提供的日预测曲线最大误差不超过25%；实时预测误差不超过15%。全天预测结果的均方根误差应小于20%。

中国电力科学研究院新能源研究所与德国太阳能研究所（ISET）、丹麦里索（Risø）国家实验室、挪威WindSim公司合作开发了风电功率预测系统WPFS。该系统基于物理统计模式的能力预测和基于人工智能的实际预测2种模式，针对不同风电场采用不同模型，对于新建风电场可实现预测模型与风电场同步投运。

国内分散式风电领跑企业北京东润环能科技股份有限公司目前可实现多种不同时间尺度的预测：超短期预测：0-4 小时滚动预测，时间分辨率15分钟；中期预测：0-168小时预测，时间分辨率15分钟；短期预测：0-24小时，0-48小时，0-72小时，时间分辨率15分钟；单个新能源电场短期预测精度大于80%；单个新能源电场超短期预测精度大于85%。

2.3 存在问题

2.3.1 概率预测研究少

中国大量的风电功率预测研究工作聚焦于点预测，其预测内容是未来风电功率的期望值。但概率预测扩充了风电功率预测的内涵，在一些含风电电力系统的问题中，它提供的信息比传统的点预测更多。

2.3.2 与深度学习结合弱

深度学习在近十年来得到重大突破，尤其是使用卷积神经网络（CNNs）和递归神经网络（RNNs）处理时序预测问题在图像、语音识别领域已得到较为广泛的应用，但在风电功率预测中运用这些先进的机器学习方法的研究还处于起步阶段。

2.3.3 对历史数据的梳理难

风电系统产生的大量历史数据需要梳理和贯通，但由于缺乏知识提取技术，尤其是对于半结构化和非结构化数据知识提取存在盲区，丢失了很多有价值数据，缺乏覆盖电网全业务的知识图谱。因此亟需心构建业务数据知识图谱，引入数据化决策模型和监控体系，建立企业信息全息画像，实现业务数据的跨业务贯通，并提供网格化的高速检索和深度挖掘功能，提升企业管理的规范化、标准化、精益化水平。

3 研究展望

风电领域需要加强对知识图谱的研究，通过改进和应用现代高级算法，优化风电功率预测系统，精确快速地进行运行监控、故障判断、故障分析，减少调度所需时间，实现电网优化目的。

二、开题报告

1 问题提出的背景

* 1. 背景介绍

为了解决全球气候变化问题和能源危机问题，逐步减少对化石能源的依赖，开发利用以风能、太阳能为代表的新能源成为一种有效的解决方案。加大对风电、光伏发电的开发使用力度不仅有利于节能减排，也是我国经济实现可持续发展的战略选择。我国的风电在近年来有了飞速的发展，风电作为应用广和发展快的新能源发电技术，已经从补充能源进入到替代能源的发展阶段。截至2019年6月，全国新增风电装机容量909万千瓦，其中海上风电40万千瓦，累计并网装机容量达到1.93亿千瓦。仅2019年1-6月，全国风电发电量2145亿千瓦时，位居世界第一，新能源装机规模快速持续增长，且全国弃风电量和弃风率持续“双降”。

* + 1. 风电功率预测与风电数字化、智能化

面对着风电超常规发展、稳定性可控性偏弱、平价上网压力等发展，风电行业亟需数字化技术来推动其持续健康发展，打通数据壁垒共享，将风电与数字化深度融合。具体来说，就是要更好地预测风电站的输出功率，根据预测的结果及时调整常规机组的发电计划；计算风电产品运营成本，做好对风险的把控；将风电场建设中的所有粗放式管理模块用大数据和人工智能的方法精细地替代掉，对风电站运营平台进行数据高效管理和数据库设计来实现风电场全生命周期数字化模块智能管理，实现智慧前运维和智慧后评估。

实现风电数字化、智能化不仅有助于电网调度部门合理安排常规电源和风力发电的协调配合，提高风力发电的平均利用小时数，还对降低风电行业运营成本、提高电网安全水平具有重要的意义。不仅可以最大限度地利用我国丰富的风力资源，而且可以提高电力系统运行的经济性和安全性。

* + 1. 风电预测瓶颈与解决手段

深度学习在近十年来得到重大突破，尤其是使用卷积神经网络（CNNs）和递归神经网络（RNNs）处理时序预测问题在图像、语音识别领域已得到较为广泛的应用，但在风电功率预测中运用这些先进的机器学习方法的研究还处于起步阶段。

风电系统产生的大量历史数据需要梳理和贯通，但由于缺乏知识提取技术，尤其是对于半结构化和非结构化数据知识提取存在盲区，丢失了很多有价值数据，缺乏覆盖电网全业务的知识图谱。

因此亟需心构建业务数据知识图谱，引入数据化决策模型和监控体系，建立企业信息全息画像，实现业务数据的跨业务贯通，并提供网格化的高速检索和深度挖掘功能，提升企业管理的规范化、标准化、精益化水平。

1.2 本研究的意义和目的

本设计通过改进风电功率预测算法，完善和提升现有风电功率预测系统的功能，有效解决风电功率预测快速全覆盖、预测精度、模型优化在线智能学习、综合全面预测误差评价的系列技术难题，为新时期风电功率预测提供全面、有力的技术手段，有效降低弃风电量、提高风力发电的平均利用小时数，降低风电行业运营成本，为提高风力发电接纳水平和电网安全奠定坚实的基础。

2 论文的主要内容和技术路线

2.1 主要研究内容

2.1.1研究风电功率预测的深度学习技术

基于深度学习框架，研究数据并行技术：

1. 设计能同时减少通信代价及保证算法收敛性的分布式随机梯度下降算法；
2. 解决集群中不同节点间的通信瓶颈问题。

2.2.2研究风电系统建模、优化

风电功率不仅与实时气象因素有关，与地理位置也有极大的关联。研究如何将地理信息与图神经网络结合，纳入模型先验信息，使模型能更精准的反映实际情形。考虑通过引入互信息指标判定点间关联性，引入注意力机制实现关键数据的权重加强，从而增强图神经网络的在实际数据中的泛化能力。

开发适应在线建模与优化的短期功率预测模块、超短期功率预测模块，实现系统短期/超短期功率预测。开发短期功率预测在线建模及优化模块，实现系统短期预测在线建模及实时优化。通过图形界面以表格、曲线、柱状图、玫瑰图等多种图元形式实现数据展示。

2.2 技术路线

2.2.1 分布式随机梯度下降算法与JavaScript语言

在面向风电功率预测的分布式集群环境中，很多不确定的因素都会导致算法的性能下

降，而延迟度高的参数值对全局参数的影响是导致算法效率下降的主要原因。针对这个问

题，提出了能够分布式延迟感知随机梯度下降算法。

首先需要对延迟度进行定义，实现对延迟大小的量化，让每一个工作节点的更新值拥有自己的延迟度，这样在参数服务器中，可以通过延迟度判断出该值是否能够用于全局参数的更新；再设计基于延迟度的参数更新机制。主要技术方案即对延迟度很高的更新值做一个衰减，以减小这个延迟的更新值对全局参数的影响。

工作节点通过访问Web页面可以查看到当前系统中的所有项目，当选择成为一个项目的训练节点后，就开始参与到了训练过程中。工作节点首先会下载训练过程的代码，这个过程与传统的训练方式完全不同，在工作节点上只需要安装有浏览器即可，训练时使用的代码都是使用JavaScript语言实现，通过下载训练代码和函数库代码，就可以在浏览器中进行模型的训练。

2.2.2 Redis数据库与可视化技术

风电功率预测在线建模与优化系统开发与示范应用，包括研究风力发电场站，风力发电单元等大数据分析及深度学习的功率预测建模框架；研究预测特征优选、输入数据及优化技术；研究数据挖掘快速建模技术及在线优化技术，提供用户自我优化预测结果后的后处理功能；研究基于D5000平台、基于深度学习的，包含短期/超短期的风电功率预测的模块。

通过Redis高性能实时数据库进行数据的读取/存储研究，实现历史数据的快速存取，通过对Redis实时库的数据结构进行调整，实现准实时数据的快速访问。采用短期超短期功率预测算法，采用快速建模方法、迁移学习模型及在线优化技术，实现基于深度学习的短期/超短期功率预测。最后依据多元可视化技术，开发各类通用图元，如柱状图、表格、曲线等，同时研究和开发新能源专用图元，如GIS图、玫瑰图等，最终形成多元可视化图形控件库并通过图形库将预测结果以多种形式展示出来。

2.3 可行性分析

本设计利用人工智能、大数据挖掘、深度学习等智能技术对风电系统的实时数据和历史数据进行分析研究，实现基于大数据分析的风电数据的异常数据识别与修正技术，并将清洗后的数据应用于风电场短期预测在线建模中，实现对预测模型高效、高性能建模。具体可能涉及数据并行建模加速技术、特征提取—特征选择及训练样本的选取、自动编码器、注意力机制、图神经网络、聚类分析、迁移学习、Redis等核心原理。

3 研究计划进度安排及预期目标

3.1 进度安排

2020年1月-2月：学习JavaScripts算法知识、深度学习算法知识、风电功率预测知识、数据库技术

2020年3月：研究、优化分布式随机梯度下降算法

2020年4月：基于Redis数据库改进短期/超短期功率预测算法

2020年5月：结果整合与展示、形成论文成果

3.2 预期目标

优化风电预测算法、研发风电功率预测在线建模与优化系统，该系统基于高效计算框架，可以实现多类型/多层级的风电关联数据管理及快速读取/存储、大数据挖掘分析、预测特征优选与构建、深度学习预测模型的高效快速建模基于此发表一篇论文。