论文选题的意义：

电力负荷预测是根据电力负荷过去和现在的数值，推测它未来某个时刻的数值。电力负荷预测是电力市场的重要组成部分[1]，这对电力系统的规划，运行和维护至关重要[2]。同时，它是电力系统运营调度的重要考虑因素[3]，电力系统中的运行决策，例如减少旋转备用，经济调度，自动发电控制，可靠性分析，维护调度和能源商业化，都取决于未来时刻的电力负荷值。因此，准确的电力负荷预测有助于电力公司正确地做出这些运营决策。对于发电厂而言，电力负荷预测问题（包括负荷预测和消耗预测）对于工作计划也是至关重要。

根据预测时间，电力负荷预测可分为长期预测，中期预测，短期预测和超短期预测。长期和中期预测主要用于宏观调控，预测时间段分别为1年至10年和1个月至12个月。 短期预测时间段从一天到七天，主要作用于发电机宏观经济控制，电力交换计划和其他一些领域。 预测未来24小时以内的电力负荷被称为超短期预测，用于故障检测，紧急处理和频率控制。

中长期电力负荷预测是电力系统规划与运行的基础，其预测的准确性将对社会经济和人民生活产生重大的影响。例如作为一种中长期电力负荷预测，年电力负荷预测可以为电力系统运营商确定电网进度安排提供参考[7]，也有助于发电机主体的形成 - 暂停调度和运行模式[8]。此外，准确的年度电力负荷预测可以减少由于电力供需不匹配造成的潜在损失[9]。电力需求被视为国家经济的晴雨表[10]，因此准确的年度电力预测也可以帮助经济管理者掌握一个国家或地区未来的经济发展趋势[11]。因此，准确预测年电力负荷非常重要[12]。

但通常来说，预测准确度对于不同的预测时间是不同的。时间越长，预测的准确度越低。基于本文使用的训练数据只有两个月，不适合做中长期预测，所以，本文只对24小时内的超短期预测以及未来1到7天内的短期预测进行建模。

短期电力负荷预测对电力系统的调度、规划和生产均有很大影响。准确的负荷预测有助于保障电力系统的安全稳定运行[1-3]。在智能电网环境下，大量分布式电源和可再生能源接入电网，成为智能电网不可缺少的重要环节。

同时短期负荷预测是公用电力系统最重要的功能之一。由于系统中的能量存储可忽略不计，电力系统的运行成为一项具有挑战性的任务。电力系统中涉及的所有实体都在持续进行负荷预测，以便在当今的放松管制的市场中有效运作。预测准确度的增加和减少都导致不经济的操作。调查显示预测误差可能导致高昂的运营成本。例如，[2]中的Hobbs通过显示10 GW实用程序的预测误差减少1％导致每年节省160万美元，从而量化了预测误差与运营成本之间的关系。

国内外研究现状：

概述：

与材料产品相比，电力作为产品具有非常不同的特性。例如，电能不能存储，因为它应该在需要时立即产生。任何商业电力公司都有几个战略目标。其中一个目标是为最终用户（市场需求）提供安全稳定的电力。因此，电力负荷预测（EPLF）是电力工业规划和电力系统运行的重要过程。准确的预测可以显着节省运营和维护成本，提高电源和交付系统的可靠性，并为未来的发展做出正确的决策。通过定期累计消费来评估电力需求;它几乎被认为是每小时，每日，每周，每月和每年的时段。

EPLF按照计划范围的持续时间进行分类：短期提前1天/周，中期提前1天/ 1周，长期提前1年以上[2， 19]。短期预测用于安排电力的产生和传输。中期预测用于安排燃料购买。长期预测用于开发电力供应和输送系统（发电机组，传输系统和配电系统）。另请参阅Weron [29]和Pedregal和Trapero [19]。

电力负荷具有典型的非线性波动特征，因为它受到气候和社会等各种随机和非随机因素的综合影响。气候因素是指温度，湿度，季节等的变化。社会因素主要涉及人类社会活动，如工作，学习，假期和娱乐。电力负荷的时间序列受到诸如经济，温度等许多因素的影响，因此难以准确预测。而随着电力市场改革的深入，智能电网的快速发展和可再生能源的普及，电力负荷预测需要更高的精度。 研究现状：

对于年度电力负荷预测，传统方法，如时间序列分析[13]和回归方法[14]相对成熟，其预测结果通常表现出良好的性能。即便如此，预测精度仍需提高。而早期关于短期电力负荷预测的研究工作包括ARMA模型，递归模型，卡尔曼滤波器，多元线性回归模型，指数平滑模型，状态估计模型和随机时间序列模型。 ARMA模型没有考虑天气条件等因素（Kura-ta＆Mori，2009）。递归模型可以考虑天气和其他因素，但这种预测模型是线性的，不适用于非线性问题的预测（Kurata＆Mori，2009）。

随着现代人工智能方法的快速发展，模糊集、粗糙集、人工神经网络、群体进化算法等智能化方法被广泛引入到电力负荷预测 技术之中[1-2]。然而单一的优化方法各自存在一些不 足，因此将不同方法组合在一起形成了一些混合预 测方法[3]。 Amjady 和 Keynia 将小波变换(wavelet transform，WT)方法和神经网络进化(neuro- evolutionary)算法运用到短期负荷预测之中[4];卫志 农等提出了动态态估计算法与潮流计算相结合 的母线超短期负荷预测方法[5];乔维德、陆宁、周 建中、李元诚等分别用粒子群(particle swarm optimization，PSO)算法优化误差反向传播(error backpropagation，BP)神经网络[6]、径向基函数 (radical basis function，RBF)神经网络[7]、灰色 Bernoulli 模型[8]和核心向量回归模型[9]的参数; Unsihuay-Vila 等提出了混沌时间序列与进化算法 [10] 相结合的负荷预测方法 ;李瑾等利用模拟退火 (simulated annealing，SA)算法优化支持向量机 (support vector machine，SVM)中长期负荷预测模型 的参数[11]。 另外常见的负荷预测方法还有单耗法、模糊 预测法、趋势外推法、弹性系数法、回归分析法、 时间序列法、灰色模型法、人工神经网络法、专家 系统法等[1-8]。不同的预测方法往往得到不同的结果，各预测方法也有其各自的优缺点。

发展趋势：

随着经济的高速发展.我国对电力的需求不断增长.电力一次网络不断扩大.特别是我国能源经 济分布的不平衡促使跨区域、大规模的电网互联，电力网络已发展成复杂的人工网络之一。传统电力系统的分析研究仅限于电力网络内部[引用电力系统和通信网络交互影响下的连锁故障分析]，很少考虑与通信网络以及其他因素之间的相互影响。

论文研究方案：

研究目标及研究内容：

鉴于目前很少有综合通信网数据和外部数据进行电力负荷预测，所以将研究目标定为综合通信网数据及外部数据如天气，温度等，对电力负荷进行预测。

研究内容包括：

1. 探索通信网络数据与电力负荷数据的空间相关性和时间相关性
2. 探索外部数据与电力负荷数据的相关性
3. 利用深度学习神经网络分别对空间相关性和时间相关性进行建模
4. 综合上述两部分模型对电力负荷进行预测
5. 探索超短期预测与短期预测的模型设计

拟采用的研究方案：

预期达到的目标：

论文工作计划：

主要参考文献：