基于最大协同熵卡尔曼滤波的短期电网负荷预测算法的研究

摘要

随着科技的高速发展，近十年来各国的电力需求逐步上升，风力发电、核能发电等发电技术也变得十分成熟，但在用电需求与发电功率相匹配的过程中仍存在发电量过剩或者供电不足的问题，造成了一定的经济损失，在这种状况下智能电网的建设显得十分必要。短期电网负荷预测作为智能电网重要的一环，能够预测当前时刻短期内电网需承载负荷，为智能调节电力生产提供有力的依据，并最终达到节约成本的目的。本文将卡尔曼滤波模型将其他方法结合起来，对工作日用电高峰期、低谷期等时间段进行高效的电力负荷预测，并将预测结果与电网官方数据做比较，对模型进行改进后获得了较为理想的结果。

关键词：电网负荷预测；卡尔曼滤波；智能电网

**Research on short-term power grid load forecasting algorithm based on maximum cooperative entropy Kalman filter**

**Abstract**

With the rapid development of science and technology, the power demand of various countries has gradually increased in the past ten years, and power generation technologies such as wind power generation and nuclear power generation have also become very mature. However, there is still excess power generation or power generation in the process of matching power demand and power generation. The problem of insufficient power supply has caused certain economic losses. Under this situation, the construction of smart grids is very necessary. As an important part of the smart grid, short-term power grid load forecasting can predict the load that the grid needs to carry in the short term at the current moment, provide a strong basis for intelligently regulating power production, and ultimately achieve cost savings. In this paper, the Kalman filter model is combined with other methods to perform efficient power load forecasting during peak hours and trough periods of working day, and compare the forecast results with the official data of the power grid. After improving the model, the ideal results are obtained.

**Keywords**：Power grid load forecasting；Kalman filter；Smart power grids

目 录

中文摘要

Abstract

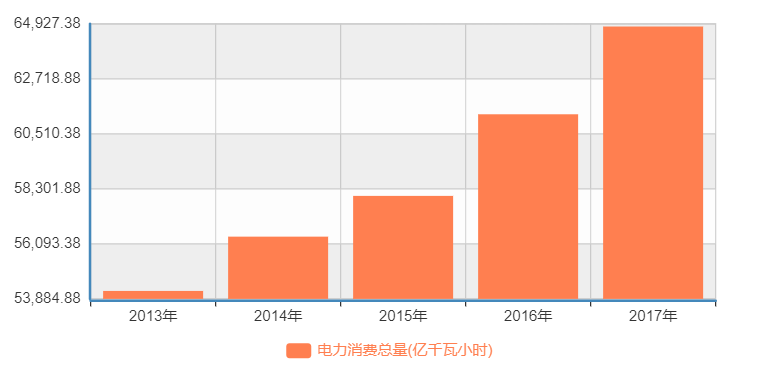
# 研究背景

## 短期电网负荷预测的目的和意义

近些年来随着我国三次产业[[1]](#footnote-1)迅速发展，产业规模变大，居民生活水平提高，全社会的用电量有显著提升。2019年的统计数据显示，全社会的用电量达到了72255亿千瓦时，同比增长了4.5%；将全社会的用电分用途来看，第一产业用电量为780亿千瓦时，同比增长4.5%；第二产业2019年用电量49362亿千瓦时，同比增长3.1%；第三产业用电量11863亿千瓦时，同比增长9.5%；而城乡居民生活用电量为10250亿千瓦时，同比增长5.7%[[2]](#footnote-2)。在庞大的消耗量下，电网负荷预测已经成为建设智能电网的一个必要点，适宜的电网负荷预测方法能够为发电系统的设备调度运行、发电能源采购等工作提供可靠的依据，提高系统的安全、稳定性。

党的十八大以来我国加快用电设备改造和信息化建设，鼓励工业园区构建能源服务体系，在电力需求侧管理做好节能减排，重点推进电力体制改革，实行电能替代非清洁能源的措施，扩大电力消费市场。电能作为一项清洁能源，相比较其他传统能源更有着安全、便捷等优势，因此为缓解我国大量散烧煤、燃油消费造成大气污染的形势，政府出台了许多电能替代政策。一方面将合理配电网建设改造投资纳入相应电网企业有效资产，将合理运营成本计入输配电准许成本，科学识别定位用户类别，增强配电网的智能化；另一方面鼓励电能替代项目单位申请低息贷款等优惠政策，并且扩大峰谷电价价差，合理设置低谷时段，降低各单位在用电低谷时的用电成本。随着国家多项政策的落地实施，近年来的电能替代项目层出不穷，譬如大范围投入使用的电力公交车、年轻人喜爱的共享充电宝，未来国内对于电能的依赖程度将继续提升。

数据显示,近五年来我国能源消费总量年平均增速为2.2%，其中煤炭消费比重下降了8.4%，非化石能源消费比重提升到14.3%，电力占终端能源的消费比重达到25.5%。预计2020年的电力消费将延续增长态势，维持4%-5%的增长率。用电需求的提升给电网系统带来了一定压力，就2019年来看，全国水、核、火和风等方式的产电量在75034亿千瓦时左右，而全社会的用电量约为72300亿千瓦时，仅2019一年就有接近2800亿千瓦时的富余，占到全年产电量的3.6%，这还是对电网系统加以整改的效果。电网负荷预测的研究只要能够帮助减少一点点误差，就可以让发电单位少付出许多代价，也将使我国的电力系统变得更加信息化、智能化。



但是电网负荷预测面临不少的问题。影响电力负荷水平的变量多种多样，包括：经济政策、市场状况、燃料供应链、地区人口、温度与气候等。其中最主要的两个变量：气温和经济，在温度适宜的季节用电需求不会有较大增长，但在炎热的夏季使用空调，在冬天使用各种各样的取暖电器都会使得电力需求在一段时间内增加，单日天气的转变影响电网负荷体现在中午相比较一天的其他时间段温度高时，用电需求在此时达到顶峰。另一方面，经济因素对用电需求也有很大影响。经济发展水平不同的地区每年的用电量有差距，经济发达的地区对电力的需求要大于经济相对落后的地区；经济平稳时用户对电价不太敏感，一般不会过于节省，但一旦经济发展受阻，人均收入有大幅下降，人们会给予物价较强的关注，尽力减小电费负担。电网系统需要面对并解决包括以上的各种情况，这对于电网负荷预测来说是巨大的挑战。

因此，进行电网负荷预测研究是一项十分必要的课题。合适的电网负荷预测方法能够使得电力系统的运行更加经济、高效、安全和智能，有助于我国的智能电网建设。更精准的负荷预测结果为发电计划提供可靠的依据，减少浪费和损失，有效地降低发电成本，减少资源和设备的积压，提高经济收益。但各地电力数据采样不一致，单个预测模型不能普遍适用，智能电网的发展进度有所不均，如今电力负荷预测的准确性已经成为衡量电力企业现代化的一个主要标志。

## 电网负荷预测研究现状

根据预测时间跨度的长短，常把电网负荷预测分为以下几类：长期负荷预测(Long-term Load Forecasting)，一般指时间跨度一年以上的预测，主要为发电单位规模建设、电力调度、资金运转提供依据；中期负荷预测(Medium-term Load Forecasting)，预测周期为两周以上一年以下；短期负荷预测(Short-term Load Forecasting)，一天到一周的预测期，主要用于电力的分配和发电机组的调度组合；超短期负荷预测(Very Short-term Load Forecasting)，预测期一般在几小时以内，用于对电力系统的实时控制，及时调整发电量，降低发电成本。本文研究的短期电网负荷预测现阶段的实现有传统预测方法和现代负荷预测方法两大分支。

### 传统预测方法

#### 时间序列法

时间序列法在短期电网负荷预测算法中比较成熟。电网的历史负荷数据是一个按规定时间间隔记录的有序集合，能够建立负荷与时间相关的数学模型，然后根据模型推导出负荷预测的数学表达式。时间序列方法一般有自回归(Autoregressive，AR)、自回归滑动平均(Autoregressive Moving Average，ARMA)、自回归移动平均(Autoregressive Integrated Moving Average，ARIMA)三种模型。He等人[1]设计了一种基于ARIMA的高频短期需求预测模型，适用于中国整体发展快速的电力需求。Yang等[2]将ARIMA与PPR(Projection Pursuit Regression)进行组合，使得模型能够捕获线性和非线性模式，预测结果优于单一模型。Shenoy等[3]提出的回归模型解决了采购过程中电力负荷和价格的时间序列预测的随机误差。时间序列预测方法具有所需数据少、计算速度快、工具量小等优点，能够反应近期电网负荷变化的连续性。但该类方法建模过程复杂，优秀的模型要求具有高深的理论知识，并且大多数情况下只适用于比较平稳的时间序列采样，加入不确定因素时，该类模型会变得不稳定，出现较大的预测误差。

#### 回归分析法

回归分析法也是常用的预测建模方法。核心思想是根据历史负荷数据和影响因子寻找能够拟合自变量和因变量的回归方程，在调整并确定方程参数后输入自变量计算预测值。该类方法原理和模型结构相对于其他方法比较简单，计算速度快，能够对历史负荷数据进行一定程度上的外推，对未曾出现的情况有一定的预测能力。Abuella[4]等建立了一个多元线性回归模型用于短期太阳能发电预测，在晴朗天气时预测性能表现良好。Hossain等人用高斯混合回归(Gaussian Mixture Regression，GMR)模型预测短期内风能发电的风速，从均方根误差、均值绝对百分比误差和均值绝对误差三方面检验该模型，获得了非常准确的结果。Wei等提出了分位数回归法对架空输电线路载流量进行预测的模型，很好地结合了实时载流量和天气参数。回归分析法对历史数据要求较高，若是建立的回归方程结构过于简单，存在预测准确度较低的问题，另一方面，模型参数初始化难度很大。

### 人工智能技术

#### 人工神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Networks)有着强大的分布式并行信息处理能力，被广泛应用于模式识别和信息分类等领域。神经网络由数据驱动，启动后能够进行自我学习，多次迭代后逐渐逼近期望的精度，非常适合用作预测模型。还有模糊逻辑系统[7]，支持向量回归[8]等，Zhang等[9]提出了一个反向传播神经网络对电网负荷数据进行仿真训练。Gao[10]等提出了一种基于长短期记忆网络(Long Short-Term Memory，LSTM)的门控循环单元(Gated Recurrent Unit，GRU)网络，预测效果显著。Fentis等[11]分别用最小二乘支持向量回归(LS-SVR)和前反馈神经网络(FFNN)对同一批数据做处理，结论显示LS-SVR算法较好，均方误差仅为0.0043。实验证明神经网络很适合处理非结构性、非精确性规律，其具有的自主学习能力和强大的计算能力是其他方法难以比拟的。构建神经网络模型并解决其学习速度缓慢和局部最优的问题，短期电网负荷预测的准确性会有大幅提升。

#### 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine，SVM)是建立于VC维理论和整体结构风险最小化原理之上的，具有结构简单、学习速度快、全局最优等特点。能够很好地解决小样本、高维和局部最小的问题。Li等[12]提出了一种基于支持向量机的变电站负荷比例预测的新方法，解决了变电站复合预测模型参数随时间变化的问题。Dhillon等[13]设计了一个在线支持向量机回归(SVR)算法，用于预测SMART电网系统的峰值用电负荷。Vinagre等[14]用支持向量机为智能电网的实时处理算法和需求响应程序做优化，使其在生产和消费管理中达到了更准确的预测。但电力系统存在大量训练样本时，难以实施支持向量机算法，因为SVM基于二次规划求解支持向量，矩阵阶数与样本数量相等，过多样本意味着矩阵的存储和计算将耗费大量的空间和时间。

# 研究内容

## 卡尔曼滤波方法

电网系统中的总负荷表示所有单位用电量和邻近系统交换的净负荷。现代电力系统的承载着成千上万的用户，构成总负荷量。而净总负荷量有一个随机分量和一个由多项输入（温度、经济等）决定的分量。例如，每天一个人用电时长为一个数值加上或减去随机量的时间，这可以用一个简单的数学模型来描述：

其中：

表示系统负荷；

表示负荷中确定的分量；

表示负荷中随机不确定的分量；

上述函数中所有的分量都基于时间t，确定性分量主要是一类依赖于可测量输入的结果，比如时间、温度等。随机分量主要由用户和相关系统驱动，比如用户某一时刻用电量骤减。这些概念构成了卡尔曼滤波模型的部分基础。

滤波从本质上来看是一个信号处理与变换的过程，目的是除去或者减弱不想要的成分，增强所需的成分，可以在通过编写软件实现，也可以在硬件上实现[13]。卡尔曼滤波是一种软件实现的滤波方法，做一个通俗易懂的解释：假如两个传感器同时测量同一个信号，为了使数据更可靠可以取平均值，更精确的做法是取加权平均，以最小均方误差为最佳估计准则,利用误差正态分布的方差获得最优权重。实际生产中卡尔曼滤波模型对电网负荷预测的预测值当作一个传感器读数，实际电网负荷数据是一个传感器读数，然后将两个数据做加权平均得到此时的最佳估计值。而模型要能够根据x(k)求得下一单位时间的x(k+1)，卡尔曼滤波正是把上一步得到最佳估计值当作x(k)用以迭代计算。Khazraj等[14]比较了扩展卡尔曼滤波器和无迹卡尔曼滤波器在电力系统动态状态估计的性能。这些卡尔曼滤波模型在高斯白噪声下预测效果良好，但受到非高斯噪声的影响时，稳定性会大大削弱。

## 改进的卡尔曼滤波方法

为了处理电网负荷预测中的非高斯噪声，引入了最大相关熵准则(Maximum Correntropy Criterion，MCC)。根据MCC推导出的卡尔曼滤波模型既保留了传统卡尔曼滤波模型的协方差递归估计特性，还大大提高了模型的鲁棒性，更好地应对电网负荷动态变化的情境。

成熟的卡尔曼预测模型假定信号由两个分量的叠加构成，并用状态方程和测量方程两组公式处理数据。

其中

是 阶的状态向量；

*A*是 的状态转移矩阵；

*H*是 的测量矩阵；

是过程噪声；

是测量噪声；

是观察到的输出；

*k*代表第*k*次取样

过程噪声和测量噪声是独立不相互影响，两个噪声向量符合均值为零的正态分布，的协方差设为Q，的协方差设为R。方程中k为整数，通过观察模型参数H、A、Q、R和测量输出z，使用卡尔曼滤波器获得递推解，形成对z未来值的最优估计。

递归方程组如下：

其中：

T表示将矩阵转置；

K(k)表示在样本k处的增益向量；

表示给定样本k，x(k + 1)的最优估计；

P(k)是一个 阶的正交对称矩阵，表示在样本k处状态估计的误差协方差；

表示给定样本k，z(k + 1)的最优估计；

参考文献：

1. H. He, T. Liu, R. Chen, Y. Xiao and J. Yang, "High frequency short-term demand forecasting model for distribution power grid based on ARIMA," 2012 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering (CSAE), Zhangjiajie, 2012, pp. 293-297.
2. L. Yang and H. Yang, "A Combined ARIMA-PPR Model for Short-Term Load Forecasting," 2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia), Chengdu, China, 2019, pp. 3363-3367.
3. S. Shenoy and D. Gorinevsky, "Stochastic optimization of power market forecast using non-parametric regression models," 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting, Denver, CO, 2015, pp. 1-5.
4. M. Abuella and B. Chowdhury, "Solar power probabilistic forecasting by using multiple linear regression analysis," SoutheastCon 2015, Fort Lauderdale, FL, 2015, pp. 1-5.
5. M. E. Hossain, "Application of Gaussian mixture regression model for short-term wind speed forecasting," 2017 North American Power Symposium (NAPS), Morgantown, WV, 2017, pp. 1-6.
6. Zhiqing Wei, Mengxia Wang, Xueshan Han, Haicheng Zhang and Qiang Zhang, "Probabilistic forecasting for the ampacity of overhead transmission lines using quantile regression method," 2016 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), Xi'an, 2016, pp. 1632-1635.
7. Arqub O.A., Al-Smadi M., Momani S., Hayat T.Application of reproducing kernel algorithm for solving second-order, two-point fuzzy boundary value problems Soft Comput., 21 (23) (2017), pp. 7191-7206.
8. J. Dhillon, S. A. Rahman, S. U. Ahmad and M. J. Hossain, "Peak electricity load forecasting using online support vector regression," 2016 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE), Vancouver, BC, 2016, pp. 1-4.
9. H. Zhang, F. Xu and L. Zhou, "Artificial neural network for load forecasting in smart grid," 2010 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Qingdao, 2010, pp. 3200-3205.
10. G. Xiuyun, W. Ying, G. Yang, S. Chengzhi, X. Wen and Y. Yimiao, "Short-term Load Forecasting Model of GRU Network Based on Deep Learning Framework," 2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2), Beijing, 2018, pp. 1-4.
11. A. Fentis, L. Bahatti, M. Mestari and B. Chouri, "Short-term solar power forecasting using Support Vector Regression and feed-forward NN," 2017 15th IEEE International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS), Strasbourg, 2017, pp. 405-408.
12. Chunguang He, Xinran Li, Zhenhua Xu, Weijian Liu, JinmingGuo and Hui Ouyang, "Industry load composition proportion forecasting of substation based on SVM," IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, Tianjin, 2012, pp. 1-5.
13. J. Dhillon, S. A. Rahman, S. U. Ahmad and M. J. Hossain, "Peak electricity load forecasting using online support vector regression," 2016 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE), Vancouver, BC, 2016, pp. 1-4.
14. E. Vinagre, T. Pinto, S. Ramos, Z. Vale and J. M. Corchado, "Electrical Energy Consumption Forecast Using Support Vector Machines," 2016 27th International Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA), Porto, 2016, pp. 171-175.
15. 彭丁聪.卡尔曼滤波的基本原理及应用[J].软件导刊,2009,8(11):32-34.
16. H. Khazraj, F. Faria da Silva and C. L. Bak, "A performance comparison between extended Kalman Filter and unscented Kalman Filter in power system dynamic state estimation," 2016 51st International Universities Power Engineering Conference (UPEC), Coimbra, 2016, pp. 1-6.

1. 第一产业：农、林、牧、渔业（不含相关服务业）； 第二产业：指采矿业（不含开采辅助活动），制造业（不含金属制品、机械和设备修理业），电力、热力、燃气及水生产和供应业，建筑业； 第三产业：即服务业，是指除第一产业、第二产业以外的其他行业。 [↑](#footnote-ref-1)
2. 数据来源于国家能源局 [↑](#footnote-ref-2)