

# 华中科技大学

## 本科毕业设计（论文）开题报告

题目：基于多任务学习的多用户负荷联合预测研究

院系 人工智能与自动化学院

专业班级 物流（自）201901 班

姓名 吴优

学号 U201914669

指导教师 肖江文

2023 年 2 月 15 日

---

## 一、课题背景与意义

电力负荷预测是电力系统运行与管理中非常重要的一个环节，预测的准确性直接影响到电力系统的经济性、可靠性、安全性等方面。因此，电力负荷预测一直是电力领域的热门研究方向。

近年来，随着智能电网和智慧城市建设不断推进，对多用户负荷预测精度的要求越来越高。然而，传统的单一负荷预测模型只能针对单一用户或单一区域的电力负荷进行预测，难以适应复杂的多用户、多区域的电力负荷预测任务。同时，由于不同用户或区域的负荷变化规律各异，传统的单一预测模型通常需要针对不同用户或区域进行不同的模型训练，使得模型训练和预测任务变得繁琐和低效。

在此背景下，基于多任务学习的多用户负荷联合预测成为了当前研究的热点之一。多任务学习是指在一个模型中学习多个相关的任务，以提高模型的泛化能力和预测精度。在多用户负荷预测中，每个用户的负荷都是相关的，因此可以将多个用户的负荷预测任务视为相关的多任务，利用多任务学习提高预测精度。此外，多任务学习还可以在在一定程度上解决数据不平衡的问题，提高预测的稳定性。

本课题旨在探究基于多任务学习的多用户负荷联合预测的实现方法和技术，实现对多个用户负荷的联合预测，提高预测精度，为智能电网和智慧城市的建设提供技术支持。

## 二、国内外研究现状

现阶段的电力负荷预测，按预测周期的区间进行划分，可分为长、中、短和超短期预测。其所预测的时间长短分别为一年以上、一星期到一年、一小时到一星期和几分钟到一小时。短期预测对电力负荷预测研究具有很重要的意义，因为它可以指导竞争市场参与者制定短期竞价合理的方案，使其在竞争激烈的市场中获得利益。它同时也可以指导电力生产调度者进行电力调度，使其可以保障电力系统的稳定运行，同时给新能源的并网提供良好的环境。

在早期的电力负荷预测领域，研究人员使用数学、统计学等方法来预测电力负荷。例如，Moghaddas-Tafreshi<sup>[1]</sup>等人使用线性回归方法，Zheng<sup>[2]</sup>等人使用卡

---

尔曼滤波算法, Souza<sup>[3]</sup>使用自回归综合移动平均算法。然而, 这些模型在处理线性预测问题时是有效的, 但在处理复杂的非线性时间序列, 如负荷和电价数据时是无效的。随着硬件的发展和处理大数据能力的提高, 许多研究人员转向机器学习来预测电力负荷。

Bhatia<sup>[4]</sup>等人提出了一种混合自适应增压和极值梯度增压的 XGBoost 模型, 并采用滚动预测方法进行负荷预测。最后作者验证了该模型在德国电力市场的良好精度; Yang<sup>[5]</sup>等人为选取最优输入特征, 结合自相关函数 (Auto-Correlation Function, ACF) 和最小二乘支持向量机, 建立了电力负荷预测的混合模型 AS-GCLSSVM。作者首先使用 ACF 进行输入变量的选择, 最小二乘支持向量机被用于预测电力负荷, 文中还使用了灰狼优化算法和交叉验证来优化最小二乘支持向量机中的参数。作者所提出的实验模型的目的是用于预测未来一周和半小时的电力负荷。最后作者将所提出的模型应用于三个地区, 并与其他 9 个对比模型进行比较, 发现 AS-GCLSSVM 显著提高了短期电力负荷预测的准确性。然而该模型也存在一些缺点, 如耗时高、算法复杂等; Ahmad<sup>[6]</sup>等人提出了一种基于机器学习和元启发式算法的短期电力负荷预测模型。他们使用 XGBoost 模型和决策树进行特征选择。作者将他们的模型应用于新英格兰独立电力系统的实时电力数据集 (2017 年 1 月至 2019 年 12 月 之间), 发现使用遗传算法优化的改进极限学习机模型的分类精度达到了 96.42% 左右。由于分类概率不能直观地表示连续时间序列中不同时刻之间的相关性, Toubreau<sup>[7]</sup>等人基于相关策略对预测的多元分布进行抽样, 改善了时间序列在分类概率预测中的依赖性; Agrawal<sup>[8]</sup>等人提出了一个模型, 该模型通过关联向量机和极端梯度提升来获得英国电力市场未来一小时的电价预测。预测结果表明, 该模型具有较高的预测精度和计算速度。

随着人工神经网络的发展, 一部分研究人员发现神经网络具有很强的非线性拟合能力, 因此许多研究人员将神经网络视为预测电力负荷和电价的不错选择。Keles<sup>[9]</sup>等人使用人工神经网络来获得对第二天电价的预测值。文中作者对电价等数据进行了分析, 利用  $k$  近邻算法选择最可靠的数据, 形成一个输入子集。当人工神经网络训练完成后, 作者还对电价进行扩展预测; Zahedi<sup>[10]</sup>等人使用自适应模糊神经网络对加拿大安大略省的电力需求进行建模, 并使用皮尔逊相关等统计

---

方法对输入进行过滤。Zahedi 认为其缺点是使用模糊神经网络建立模型通常需要花费大量时间。对于一些非线性系统，模糊神经网络也需要与傅里叶和其他回归模型进行组合。

目前使用最广泛的方法是深度学习。Chang<sup>[11]</sup>等人将 Adam 优化后的长短记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM) 应用于电价预测。Adam 优化器的目标是寻找一组权值 $w$ ，使预测结果的均方根误差最小，从而提高预测结果的准确性。实验结果表明，Adam 优化后的 LSTM 模型优于未优化的 LSTM、BP (Back Propagation, BP) 等模型；

Luo<sup>[12]</sup>等人将卷积神经网络与支持向量机进行了结合，实验发现所提出的 RCNN-SVR 模型在冷、热、电负荷的预测中均具有良好的性能；Chen<sup>[13]</sup>等人将卷积神经网络与门控循环单元 (Gated Recurrent Unit, GRU)进行混合用于电力负荷的预测，实验发现作者提出的模型预测性能远优于传统的 BP, LSTM 等网络；Park<sup>[14]</sup>使用了强化学习模型来进行相似日的选择，并提出了基于相似日的反向传播神经网络来进行负荷预测。实验结果表明，作者所提出的相似日选择模型确定相似负荷日的精度可达 97.19%，同时也大幅度提升了负荷预测的精准度。

Atef<sup>[15]</sup>等人使用了深层单向 LSTM 网络和双向 LSTM 网络来预测电力负荷消耗的影响。他们使用两种叠加方法比较了不同深度的 LSTMs，并使用优化算法对每个模型进行优化。实验结果表明，深层的 LSTM 模型消耗的时间几乎是单层模型的两倍；Kumar<sup>[16]</sup>等人提出了一种基于 LSTM 和 GRU 的模型来解决电力负荷数据预测中的非线性和季节性問題。

### 三、发展趋势

多用户负荷预测是电力系统中的重要研究方向，随着电力系统的快速发展和能源需求的不断增长，多用户负荷预测技术也在不断发展。以下是多用户负荷预测的发展趋势：

- 1.多模型集成：为了进一步提高负荷预测的准确性和鲁棒性，多模型集成成为了一个热门的研究方向。将多个不同的模型组合在一起，利用它们各自的优势来进行预测，可以提高预测精度，减小误差。

- 2.深度学习：深度学习技术在负荷预测中的应用也成为了研究热点。深度学习技术具有良好的特征提取和模式识别能力，能够对海量的负荷数据进行高效的

---

建模和预测。目前，基于深度学习的负荷预测模型已经成为了主流。

3.基于多任务学习的负荷预测：多任务学习技术可以同时学习多个相关任务，可以用于多用户负荷预测。通过多任务学习，可以利用不同用户之间的相互关联性，从而提高预测精度。

4.数据集的不断更新：负荷预测需要大量的历史数据来进行建模和预测，因此数据集的质量对预测精度有很大的影响。随着电力系统的发展，负荷数据也在不断增长，同时数据集的质量也在不断提高，这将进一步提高负荷预测的准确性。

5.智能化技术的应用：随着人工智能、物联网等智能化技术的快速发展，多用户负荷预测也将得到进一步的改善和提高。智能化技术可以通过对负荷数据的深入分析和挖掘，提高预测的准确性和鲁棒性，从而更好地服务于电力系统的发展和能源供应的保障。

## 四、预期目标

利用 AMPds 数据集，对数据集进行相关预处理，通过 Pearson 相关系数和 Spearman 秩相关系数等其他相关性分析方法对数据进行相关性分析，选取出相关度较高的用户数据构建多任务。通过共享表示学习、迁移学习或者元学习的多任务学习方法构建多任务学习框架。使用 LSTM、BiLSTM 或者 GRU 等预测方法实现对多用户未来一段时期负荷的预测，并达到较高准确率。

## 五、关键理论和技术

### 1. 相关性分析方法

相关性分析是一种常用的统计分析方法，用于研究两个或多个变量之间的相关性。在多任务学习中，相关性分析可以帮助我们确定不同任务之间的关系，从而设计更有效的多任务学习模型。

常见的分析方法有：

皮尔逊相关系数：衡量两个变量之间的线性相关性。它的取值范围在-1 到 1 之间，其中 1 表示正相关，-1 表示负相关，0 表示不相关。皮尔逊相关系数需要满足数据满足正态分布的假设。

斯皮尔曼相关系数：衡量两个变量之间的单调相关性，不要求数据满足正态分布。它的取值范围也在-1 到 1 之间，其中 1 表示完全单调递增相关，-1 表示完全单调递减相关，0 表示没有单调相关。

---

判定系数：也称为 R 平方，用于衡量回归模型的拟合程度。它的取值范围在 0 到 1 之间，其中 1 表示模型完全拟合数据，0 表示模型没有拟合数据。

互信息：衡量两个变量之间的非线性相关性。它的取值范围在 0 到正无穷之间，其中 0 表示没有相关性，正无穷表示两个变量完全相关。

点双序相关系数：衡量两个变量之间的二元关系，常用于分析分类变量之间的相关性。它的取值范围在 -1 到 1 之间，其中 1 表示两个分类变量完全相关，-1 表示两个分类变量完全不相关。

## 2. 多任务学习

多任务学习（Multi-task learning, MTL）是一种机器学习方法，旨在让一个模型同时学习多个相关的任务，以提高学习效率和泛化性能。与单任务学习不同，多任务学习可以在一个模型中同时处理多个任务，从而利用任务之间的相互关系，从而提高模型的准确性和鲁棒性。

在多任务学习中，一个模型同时学习多个任务，其中每个任务对应着一个不同的目标函数。这些目标函数可以是不同的但相关的任务，也可以是相同的任务但是使用不同的数据集。多任务学习的核心在于共享表示（shared representation）学习，即多个任务可以共享模型的某些部分，这些共享的部分可以提取数据的通用特征，从而降低模型的复杂度，减少过拟合的风险，提高模型的泛化性能。

多任务学习有许多应用，例如自然语言处理中的命名实体识别、语义分析和问答系统；计算机视觉中的图像分类、目标检测和语义分割；医疗领域中的疾病诊断和药物研发等。在电力系统中，多任务学习也被广泛应用于多用户负荷预测等问题上。通过利用多用户之间的相互关系和共同特征，可以提高负荷预测的准确性和鲁棒性，为电力系统的安全稳定运行提供有力支撑。

## 3. 深度学习预测算法

LSTM 是一种常见的循环神经网络（RNN）结构，由 Hochreiter 和 Schmidhuber 在 1997 年首次提出。LSTM 可以有效地解决传统 RNN 存在的长期依赖问题，是一种广泛应用于自然语言处理、语音识别、视频分析、时序数据处理等领域的深度学习模型。

LSTM 的核心思想是引入了门结构，通过门的开关控制信息的传输和遗忘，从而实现对长序列信息的处理。一个 LSTM 单元包括输入门、遗忘门、输出门

---

和细胞状态四个部分。输入门控制输入信息的加入，遗忘门控制前一时刻细胞状态的遗忘，输出门控制输出的信息，而细胞状态则负责存储长序列信息。在实现中，这四个部分是通过一系列的数学操作实现的，具体来说，是通过一系列的门控操作和矩阵乘法操作将上一时刻的隐状态和当前的输入进行融合，生成当前时刻的隐状态和细胞状态。

在实践中，LSTM 通常被用于时序预测问题，例如预测股票价格、气温、语音信号等。LSTM 模型的训练通常采用反向传播算法和梯度下降优化算法，可以使用各种深度学习框架进行实现。

BiLSTM 是一种基于 LSTM 的循环神经网络模型，它增加了一个反向的 LSTM 来捕捉时序数据中的前后关系。与传统的 LSTM 只考虑了过去信息不同，BiLSTM 将过去和未来的信息都考虑进去，从而可以更好地捕捉时序数据中的关系。具体地，BiLSTM 在计算时向前传递输入序列，同时也向后传递反转后的输入序列，每个时间步的输出由前向和后向 LSTM 的输出拼接而成。

GRU (Gated Recurrent Unit) 是一种递归神经网络，与 LSTM (Long Short-Term Memory) 相似，但具有更简单的结构。相比 LSTM，GRU 中的门控机制更少，包括“更新门”和“重置门”，这使得 GRU 的训练速度更快，但在处理更复杂的序列数据时可能不如 LSTM 表现好。

## 六、主要研究内容

### 1. 相关性分析

利用多种相关性分析方法，编写相关 Python 程序，并应用于数据集中，分析数据集中各个用户负荷曲线的相关度，应用多种相关性度量进行分析，比较结果相关性，选择结果相关关系明显的相关性分析方法，相关用户负荷曲线用于后续多任务构建。

### 2. 多任务构建

通过查找资料阅读文献学习多种多任务学习方法，掌握其原理和模型实现。阅读官网文档学习 pytorch 深度学习框架，根据相关性选择合适的用户负荷曲线数据构建多任务数据集。根据不同多任务学习方法构建多种基于 pytorch 的多任务学习模型框架用于后续时序预测任务。

### 3. 时序预测

查找和阅读相关资料，学习 LSTM，BiLSTM，GRU 等深度学习算法原理及具体使用。学习基于三种算法的 pytorch 代码框架构建。使用构建完成的多任务多用户负荷曲线数据集进行时序预测任务。不断调整网络训练参数达到较好的预测效果。

#### 4. 性能比较

选择不同的相关度分析方法构建的多任务训练集与不同的时序预测算法进行搭配，不断的调整训练参数得出最优的训练结果进行预测，比较不同组合的预测准确率，选择效果最优的实验结果与现存的多任务负荷预测算法性能进行比较。

### 七、工作进度安排

学期	周次	工作任务
2022-2023 第二学期	第一周	参考文献翻译
	第二周	撰写开题报告
	第三周——第五周	进行数据预处理，完成用户数据相关度分析
	第六周——第十二周	构建多任务模型，完成预测代码编写，进行实验
	第十二周——第十四周	撰写论文，准备答辩

### 八、参考文献

- [1] Moghaddas-Tafreshi S M, Farhadi M. A linear regression-based study for temperature sensitivity analysis of iran electrical load[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology[C]. 2008.
- [2] Zheng Z, Chen H, Luo X. A Kalman filter-based bottom-up approach for household short-term load forecast[J]. Applied Energy, Elsevier, 2019, 250(May): 882–894.
- [3] Hippert H S, Pedreira C E, Souza R C. Combining neural networks and ARIMA models for hourly temperature forecast[A]. Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN 2000. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium[C]. IEEE, 2000, 1(2):



- [4] Bhatia K, Mittal R, Nisha, et al. A Multi-Phase Ensemble Model for Long Term Hourly Load Forecasting[J]. 2020 IEEE 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications, ICIEA 2020, 2020: 592–598.
- [5] Yang A, Li W, Yang X. Short-term electricity load forecasting based on feature selection and Least Squares Support Vector Machines[J]. Knowledge-Based Systems, Elsevier B.V., 2019, 163: 159–173.
- [6] Ahmad W, Ayub N, Ali T, et al. Towards short term electricity load forecasting using improved support vector machine and extreme learning machine[J]. Energies, 2020, 13(11): 1–17.
- [7] Toubreau J F, Bottieau J, Vallee F, et al. Deep Learning-Based Multivariate Probabilistic Forecasting for Short-Term Scheduling in Power Markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(2): 1203– 1215.
- [8] Agrawal R K, Muchahary F, Tripathi M M. Ensemble of relevance vector machines and boosted trees for electricity price forecasting[J]. Applied Energy, Elsevier Ltd, 2019, 250: 540–548
- [9] Zahedi G, Azizi S, Bahadori A, et al. Electricity demand estimation using an adaptive neuro-fuzzy network: A case study from the Ontario province - Canada[J]. Energy, Elsevier Ltd, 2013, 49(1): 323– 328.
- [10] Chang Z, Zhang Y, Chen W. Effective Adam-Optimized LSTM Neural Network for Electricity Price Forecasting[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Software Engineering and Service Sciences, ICSESS[C]. IEEE Computer Society, 2019, 2018-Novem: 245–248.
- [11] Kuo P H, Huang C J. An electricity price forecasting model by hybrid structured deep neural networks[J]. Sustainability (Switzerland), MDPI AG, 2018, 10(4).
- [12] Luo F, Zhang X, Yang X, et al. Load Analysis and Prediction of Integrated Energy Distribution System Based on Deep Learning[J]. Gaodianya Jishu/High Voltage Engineering, 2021, 47(1): 23–32.
- [13] 陈国涛, 滕欢. 基于混合神经网络深度学习的短期负荷预测[J]. 水电能源科

---

学, 2020, 38(4).

[14] Park R J, Song K Bin, Kwon B S. Short-term load forecasting algorithm using a similar day selection method based on reinforcement learning[J]. *Energies*, 2020, 13(10).

[15] Atef S, Eltawil A B. Assessment of stacked unidirectional and bidirectional long short-term memory networks for electricity load forecasting[J]. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, 2020, 187(April): 106489.

[16] Kumar S, Hussain L, Banarjee S, et al. Energy Load Forecasting using Deep Learning Approach-LSTM and GRU in Spark Cluster[J]. *Proceedings of 5th International Conference on Emerging Applications of Information Technology, EAIT 2018*, IEEE, 2018: 2–5.

[17] 王玉峰,肖灿彬,陈焱,金群.一种利用多任务学习的短期住宅负荷预测方案[J].*北京邮电大学学报*,2021,44(03):47-52.DOI:10.13190/j.jbupt.2020-187.


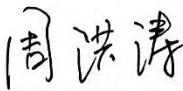
[18] Guo Y, Li Y, Qiao X, et al. BiLSTM Multi-Task Learning Based Combined Load Forecasting Considering the Loads Coupling Relationship for Multi-Energy System[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2022.

[19] Zhang K, Liu Z, Zheng L. Short-term prediction of passenger demand in multi-zone level: Temporal convolutional neural network with multi-task learning[J]. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 2019, 21(4): 1480-1490.

[20] Qin J, Zhang Y, Fan S, et al. Multi-task short-term reactive and active load forecasting method based on attention-LSTM model[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 135: 107517.

[21] 岳伟民,刘青荣,阮应君,钱凡悦,孟华.基于 MTL-GRU-Attention 的综合能源系统多元负荷预测[J/OL].*电力系统及其自动化学报*:1-8[2022-10-21].DOI:10.19635/j.cnki.csu-epsa.001121.

## 华中科技大学本科毕业设计（论文）开题报告评审表

姓名	吴优	学号	U201914669	指导教师	肖江文
院（系）专业		人工智能与自动化学院物流管理专业			
指导教师评语					
<p>1. 学生前期表现情况。</p> <p>2. 是否具备开始毕业设计（论文）条件？是否同意开始毕业设计（论文）？</p> <p>3. 不足及建议。</p>					
<p>吴优同学结合课题需求，在广泛阅读相关文献的基础上，从多用户负荷联合预测、相关性分析方法等方面的研究着手，对国内外研究现状进行了总结和梳理，并选定基于多任务学习的多用户负荷联合预测为研究重点。</p> <p>开题报告中，该同学明确了课题目的和任务要求，拟定了课题开展的技术方案，制定了研究进度，同意开题。</p> <div style="text-align: right; margin-top: 50px;">             指导教师（签名）：               2023年 3 月 20 日         </div>					
教研室（系、所）或开题报告答辩小组审核意见					
<p>同意，请按照时间进度安排开展研究。</p> <div style="text-align: right; margin-top: 50px;">             教研室（系、所）或开题报告答辩小组负责人（签名）：               2023年 3 月 20 日         </div>					