



基于膜聚类的改进极限学习 机在短期负荷预测中的应用

汇报人：

汇报时间：2024-01-24

目录



- 引言
- 膜聚类算法原理及改进
- 极限学习机原理及改进
- 基于膜聚类的改进极限学习机在短期负荷预测中的应用
- 实验结果与分析
- 结论与展望



01

引言





研究背景和意义

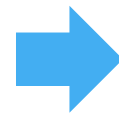
01

短期负荷预测在电力系统运行和规划中具有重要意义，能够提高电力系统的经济性和安全性。



02

传统的短期负荷预测方法通常基于统计学和时间序列分析，但难以处理非线性和不确定性问题。



03

基于膜聚类的改进极限学习机方法能够更好地处理非线性和不确定性问题，提高短期负荷预测的精度和稳定性。



国内外研究现状及发展趋势



国内外在短期负荷预测方面已经开展了大量研究，包括基于统计学、时间序列分析、神经网络等方法。

随着人工智能和机器学习技术的发展，基于深度学习和强化学习的方法在短期负荷预测中逐渐得到应用。



未来发展趋势将更加注重多源数据融合、模型可解释性、在线学习和自适应调整等方面的研究。



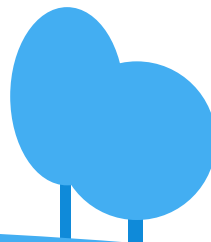
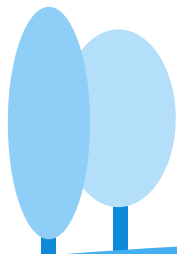
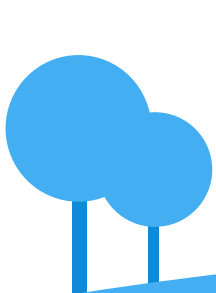
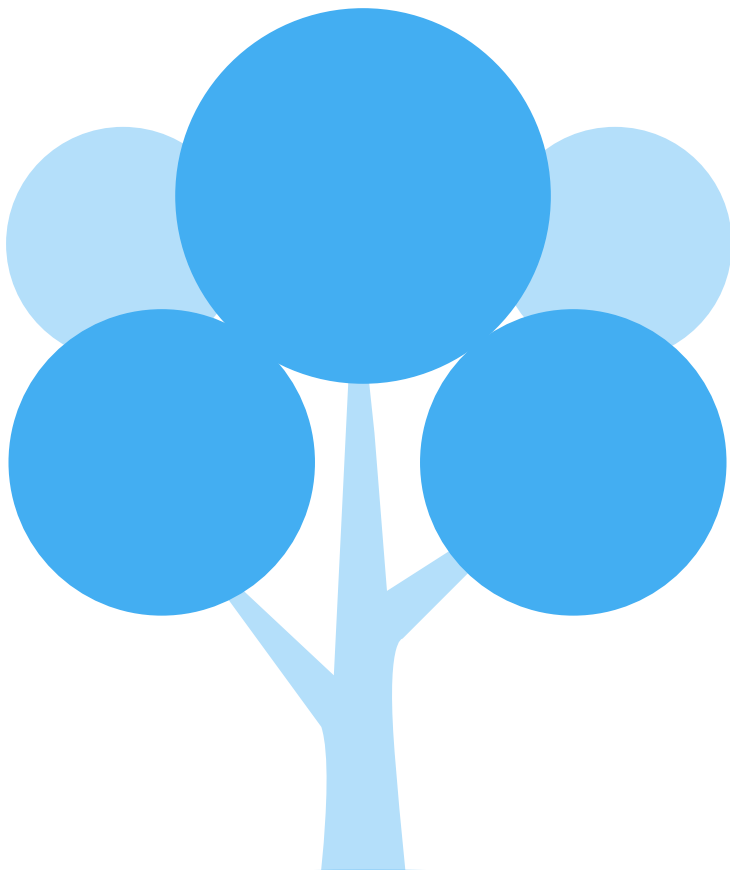
本文研究内容和创新点

本文提出了一种基于膜聚类的改进极限学习机方法，用于短期负荷预测。

然后利用改进极限学习机算法进行训练和预测，提高了模型的泛化能力和预测精度。

该方法通过膜聚类算法对输入数据进行预处理，提取出与负荷相关的特征，降低数据维度和复杂性。

本文的创新点在于将膜聚类和改进极限学习机相结合，构建了一个高效、稳定的短期负荷预测模型。





02

● 膜聚类算法原理及改进 ●





膜聚类算法基本原理

01

膜计算模型

膜计算是一种生物启发的计算模型，模拟细胞内外物质交换和信息处理过程。膜聚类算法借鉴了膜计算模型中的膜结构和物质交换机制。

02

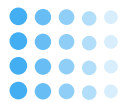
数据对象与膜结构

在膜聚类算法中，数据对象被视为膜内的物质，不同的膜代表不同的聚类簇。通过膜内外物质交换和膜内反应，实现数据对象的聚类。

03

物质交换与聚类过程

膜聚类算法通过定义物质交换规则和膜内反应规则，模拟数据对象在膜结构中的流动和聚集过程，从而实现数据对象的自动聚类。



膜聚类算法存在的问题及改进思路

问题一

传统膜聚类算法在处理大规模数据集时，存在计算复杂度高、收敛速度慢的问题。改进思路：引入分布式计算框架，将数据划分为多个子集，在每个子集上并行执行膜聚类算法，降低计算复杂度并提高收敛速度。

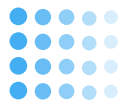
问题二

传统膜聚类算法在处理高维数据时，容易受到维度灾难的影响，导致聚类效果下降。改进思路：引入特征选择或降维技术，去除冗余特征或降低数据维度，提高膜聚类算法在高维数据上的性能。

问题三

传统膜聚类算法在处理噪声和异常值时，容易受到干扰，导致聚类结果不稳定。改进思路：引入鲁棒性更强的距离度量方式或异常值处理机制，提高膜聚类算法的抗干扰能力。





改进后的膜聚类算法流程与实现



数据预处理

对数据进行清洗、去噪和标准化等预处理操作，为后续聚类提供良好基础。



物质交换与反应规则定义

定义物质交换规则和膜内反应规则，模拟数据对象在膜结构中的流动和聚集过程。



特征选择或降维处理

根据数据集特点选择合适的特征选择或降维技术，去除冗余特征或降低数据维度。



初始化膜结构

根据数据集规模和特征维度，初始化适当数量和大小膜结构，为数据对象提供聚类空间。



分布式并行计算

将数据划分为多个子集，在每个子集上并行执行膜聚类算法，降低计算复杂度并提高收敛速度。



迭代优化与结果输出

不断迭代优化膜结构和物质交换规则，直到满足终止条件为止。输出最终的聚类结果并进行评估和分析。



03

● 极限学习机原理及改进 ●





极限学习机基本原理

01

单隐层前馈神经网络

极限学习机 (Extreme Learning Machine , ELM) 是一种单隐层前馈神经网络 (SLFNs) , 通过随机初始化输入权重和偏置 , 直接计算输出权重 , 实现快速学习。

02

广义逆矩阵求解

ELM通过求解广义逆矩阵 (如Moore-Penrose广义逆) 来确定输出层权重 , 避免了传统神经网络中迭代调整权重的过程 , 提高了学习效率。

03

激活函数选择

ELM可以选择不同的激活函数 (如Sigmoid、ReLU等) , 以适应不同的数据分布和预测任务。



极限学习机存在的问题及改进思路

稳定性问题

由于ELM随机初始化输入权重和偏置，可能导致模型稳定性不足。改进思路包括引入正则化项、使用集成学习等方法提高模型稳定性。

过拟合问题

ELM在处理小样本数据时，容易出现过拟合现象。改进思路包括增加样本数量、采用交叉验证等方法缓解过拟合问题。

参数选择问题

ELM的性能受激活函数、隐藏层节点数等参数影响较大。改进思路包括自适应选择参数、使用启发式算法优化参数等方法提高模型性能。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：
<https://d.book118.com/807120055145006121>