

[变电站]

基于改进遗传算法的电力工程 变电站负荷预测优化

文/孙继磊 秦佳浩 刘欣波
山东天弘化学有限公司

随着电力需求的不断增加，电力工程变电站负荷预测的准确性对电力系统的运行和优化至关重要。遗传算法作为一种常用的优化技术，已广泛应用于负荷预测领域。首先介绍改进遗传算法的基本原理，并在此基础上构建负荷预测优化模型，最后进行技术应用测试，证明了改进遗传算法在实际电力工程中的有效性和可行性。

随着全球电力需求的持续增长和能源结构的复杂化，电力系统的稳定运行和供电质量成为能源管理的关键。变电站作为电力传输与分配的核心节点，其负荷预测直接关系到电力系统的安全性与经济性。准确的负荷预测能够为变电站的负荷调度、设备维护、容量规划以及紧急应对措施提供有力支持，进而提升电力系统的运行效率与可靠性。

改进遗传算法的基本原理

传统的遗传算法包括选择、交叉、变异和适应度评估四个主要操作，其中选择操作用于根据适应度函数筛选优秀个体，交叉操作通过遗传信息交换产生新的解，变异操作则在一定概率下对个体基因进行随机调整，从而增强算法的多样性和全局搜索能力。然而，传统遗传算法存在局部最优、收敛速度慢以及过度依赖初始种群等问题，难以应对电力负荷预测中的非线性、多变量和动态性等特征。为了提高算法的全局搜索能力和收敛速度，改进遗传算法对其基础操作进行了优化。例如，在选择操作中引入了精英保留策略，确保优秀个体能够直接进入下一代，避免了精英个体的丧失；在交叉操作中采用了自适应交叉概率，使得交叉操作能够根据个体的适应度进行调整，避免了过早收敛的情况；在

变异操作中，结合局部搜索机制，有效提高了算法在复杂解空间中的探索能力。此外，通过优化适应度函数，能够更准确地反映负荷预测问题中的目标与约束，进一步提升负荷预测准确度和算法效率。如图1所示为改进遗传算法的基本原理。

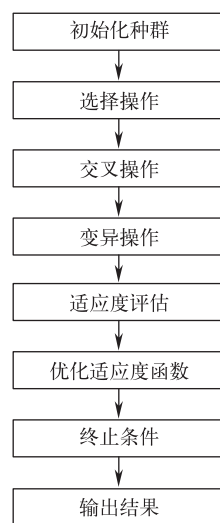


图1 改进遗传算法的基本原理

基于改进遗传算法的负荷预测优化模型

1. 负荷预测模型构建

负荷预测模型的构建是电力工程变电站负荷预

测优化技术的核心环节，其主要目的是通过对历史负荷数据的深度挖掘与分析，建立一个能够准确反映负荷变化规律的预测模型。该模型需综合考虑多种影响因素，包括季节变化、气候条件、经济活动周期、历史负荷数据及节假日等因素。在负荷预测模型的构建过程中，首先需要对输入数据进行预处理，通过数据清洗、去噪和标准化等手段提高数据质量。然后，采用适应性强的改进遗传算法对历史负荷数据进行训练，通过优化适应度函数，使模型能够自动识别并捕捉到负荷变化中的非线性规律。负荷预测模型的构建包含多个步骤，其中关键步骤包括输入特征选择、特征工程设计、数据归一化处理及优化算法的应用。在特征选择过程中，选取对负荷预测具有较大影响的变量，如历史负荷值、时间因子（小时、日、月等）、气温和湿度等；特征工程则通过对这些原始数据进行转换与组合，生成新的、更具预测能力的特征。数据归一化处理用于消除不同数据尺度之间的差异，确保各特征在同一尺度下对模型的训练起到均等作用。通过改进遗传算法进行全局优化，在选择、交叉和变异过程中不断调整模型参数，优化负荷预测准确度。该过程的目标是通过全局搜索找到最佳的预测参数，确保预测模型具有较高的泛化能力。最终，负荷预测模型的输出为未来某一时段内的负荷预测值，这一值为电力系统调度与优化提供了关键依据。表1展示了在负荷预测模型构建中使用的部分数据。

表1 负荷预测模型构建中使用的部分数据

时间点	历史负荷 / MW	气温 / (°C)	湿度 (%)	星期	节假日	预测负荷 / MW
08:00	250	15	80	周日	否	255
09:00	260	16	82	周日	否	262
10:00	270	18	85	周日	否	272
11:00	280	20	83	周日	否	285
12:00	290	22	79	周日	否	295

将这些数据作为输入，通过改进遗传算法优化模型参数，能够提高负荷预测的准确性，为电力变电站的负荷调度提供科学依据。

2. 适应度函数优化

在基于改进遗传算法的电力工程变电站负荷预测优化技术中，适应度函数优化是至关重要的环节，直接决定了算法的搜索效率与预测准确度。适应度函数的设计旨在量化模型预测性能并为遗传算法提供有

效的优化方向。在负荷预测优化问题中，适应度函数通常考虑预测误差、计算复杂度以及模型稳定性等多个因素。因此，如何合理构建适应度函数，既能准确反映负荷预测误差，又能避免过拟合与过度优化，成为该领域研究的关键。为了提升模型准确度和提高优化效率，引入基于均方根误差（RMSE）和预测准确度权重的适应度函数优化方法。

假设电力负荷预测模型的实际输出值为 y_t ，而预测值为 $\hat{y}_t$ ，那么在时间点 t 的误差可以表示为

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \quad (1)$$

为了有效评估预测准确度，采用均方根误差（RMSE）作为基本评价指标，计算公式为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (2)$$

式中， N 是负荷预测的时间段数量。

RMSE作为一种误差度量，能够反映负荷预测结果与实际值之间的偏差大小，值越小表示预测准确度越高。然而，单纯依赖RMSE往往无法满足电力负荷预测中多目标优化的需求，因而需要引入权重系数来平衡误差与模型复杂度。在引入权重系数后，适应度函数的优化形式可以表示为

$$F(x) = w_1 \cdot \text{RMSE} + w_2 \cdot C(x) \quad (3)$$

式中， w_1 和 w_2 分别是误差与模型复杂度的权重系数； $C(x)$ 是模型复杂度函数，反映了预测模型的复杂度。

为了避免模型的过度复杂化，采用复杂度函数定义为

$$C(x) = \sum_{i=1}^M w_i \quad (4)$$

式中， M 是模型参数的个数； w_i 是每个参数的权重。

通过控制权重系数 w_1 和 w_2 ，可以在优化过程中同时考虑预测误差与模型的复杂度，从而实现负荷预测的准确度与效率的平衡。

该适应度函数不仅能优化预测准确度，还能有效避免过拟合问题，提升模型的泛化能力。具体而言，在遗传算法的迭代过程中，适应度函数通过评估每一代个体的预测准确度与复杂度，指引算法向最优解靠近。

3. 性能比较分析

在基于改进遗传算法的电力工程变电站负荷预测优化技术中，性能比较分析是评估模型优劣的关键步骤，通过与传统预测方法以及其他优化算法进

行对比，衡量改进遗传算法在负荷预测准确度、计算效率和鲁棒性等方面的优势。为了进行有效的性能比较，首先需要选择合适的基准方法，如支持向量机（SVM）、人工神经网络（ANN）以及经典遗传算法（GA），并在相同的负荷数据集上进行测试。对于每种方法，评估指标包括预测误差，如均方误差（MSE）、均方根误差（RMSE），模型复杂度以及算法收敛速度等。通过比较这些指标，可以清晰地展现出改进遗传算法相较于其他方法在解决电力变电站负荷预测问题时的表现。在具体实现中，负荷预测模型通过历史负荷数据进行训练，并通过交叉验证方法对各个模型进行评估。假设对于某一负荷数据集，使用改进遗传算法、SVM、ANN以及传统GA进行训练，结果见表2。

表2 使用改进遗传算法、SVM、ANN以及传统GA进行训练

算法	均方根误差 (RMSE)	均方误差 (MSE)	计算时间 /s	模型复杂度 (参数数量)	收敛次数
改进遗传算法	10.2	104.1	3.4	50	30
支持向量机	12.5	156.3	4.2	60	40
人工神经网络	11.0	121.0	5.0	70	45
经典遗传算法	13.0	169.0	6.0	55	50

从表2可以看出，改进遗传算法在RMSE和MSE方面优于其他方法，说明其在负荷预测准确度上具有较强的优势。此外，改进遗传算法的计算时间（3.4 s）也明显低于人工神经网络和传统遗传算法，体现了其高效性。尽管支持向量机的预测误差稍高，但其模型复杂度和收敛次数相对较高，表明其在训练过程中需要更多的计算资源。相比之下，改进遗传算法在收敛次数和模型复杂度方面也表现出较好的平衡，在实际应用中更具优势。

技术应用测试

在本次实验中，数据的使用方式主要分为两部分：训练和测试。测试过程进行了三轮，分别用于验证模型在不同条件下的表现。每一轮测试都根据实验设计的需求，对数据进行一次完整的模型训练和测试，确保结果的稳定性和可靠性。由于模型的多次调优，测试过程中数据并未进行分组。原因是数据集本身在采集时已经涵盖了多种季节、天气和负荷波动情况，因此认为分组可能导致数据分布的

偏差，影响整体测试结果的泛化能力。每次测试都使用了训练集的60%数据进行训练，剩余的40%数据作为测试集进行评估。这种方式可以确保测试的全面性和结果的代表性。

测试指标包括多个关键的评估标准，分别用于评估模型的预测精度和泛化能力。具体的测试指标有MAE、MSE、RMSE、相对误差（RE）和决定系数（ R^2 ）。每个指标具有不同的功能和意义。MAE用于衡量预测值与实际值之间的平均绝对偏差，能够体现预测精度的直观表现。MSE则通过平方差的方式强调较大误差的重要性，能反映模型对大误差的敏感程度。RMSE是MSE的平方根，能够提供对误差分布的更直观理解。RE用于评估预测结果相对于实际值的相对偏差，反映了模型的相对准确度。最后， R^2 表示回归模型对数据变化的解释程度，值越接近1表示模型的拟合程度越好。表3是基于不同轮次测试的结果，严格对应上述测试指标，展示了每轮测试的性能。

表3 测试结果

测试轮次	MAE	MSE	RMSE	RE	R^2
第1轮	3.85	19.42	4.41	0.019	0.92
第2轮	4.02	20.35	4.51	0.021	0.91
第3轮	3.68	18.72	4.32	0.018	0.93

从表3结果可以看出，随着实验轮次的进行，模型在测试集上的表现相对稳定。MAE和RMSE在不同轮次之间波动较小，表明模型在负荷预测中能够保持较为一致的精度。而MSE的变化较为平稳，说明模型对大误差的容忍度没有发生显著变化。 R^2 值在三个测试轮次中均接近0.92，表明模型能够较好地拟合测试数据，且对于负荷预测任务具有较强的解释能力。

结束语

综上所述，改进后的遗传算法能够适应电力系统负荷的时变性与突发性，克服传统方法在处理非线性、大数据集与多目标问题时的局限性。该技术不仅能够提高负荷预测的准确性，减少预测误差，还能在多变的电力市场环境中有效支持变电站的调度决策与系统规划。其应用前景不仅限于单一变电站的负荷预测，也可以扩展到整个电力系统的负荷优化管理中，帮助电力公司进行精确的负荷预测、负荷均衡调度与电力资源的高效配置。**EA**

（收稿日期：2025-03-10）