



## 考虑DG及负荷时序性的多目标配电网重构与DG调控综合优化规划

申洪涛 岳凡丁 史轮 刘林青 李梦宇 段子荷 袁欢

### Comprehensive Optimal Planning of Multi-objective Distribution Network Reconfiguration and DG Regulation Considering DG and Load Sequence

SHEN Hongtao, YUE Fanding, SHI Lun, LIU Linqing, LI Mengyu, DUAN Zihe, YUAN Huan

引用本文:

申洪涛, 岳凡丁, 史轮, 等. 考虑DG及负荷时序性的多目标配电网重构与DG调控综合优化规划[J]. 现代电力, 2022, 39(2): 182–192. DOI: 10.19725/j.cnki.1007–2322.2021.0039

SHEN Hongtao, YUE Fanding, SHI Lun, et al. Comprehensive Optimal Planning of Multi-objective Distribution Network Reconfiguration and DG Regulation Considering DG and Load Sequence[J]. Modern Electric Power, 2022, 39(2): 182–192. DOI: 10.19725/j.cnki.1007–2322.2021.0039

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2021.0039>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于改进灰狼算法的含分布式电源配电网重构研究

Research on Distribution Network Reconfiguration with Distributed Generation Based on Improved Grey Wolf Optimizer  
现代电力. 2022, 39(1): 56–63 <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2021.0040>

#### 计及DG与负荷时序特性的直流配电网规划

DC Distribution Network Planning Considering Timing Characteristics of Distributed Generations and Loads  
现代电力. 2018, 35(5): 62–69 <http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2018/I5/62>

#### 考虑载荷与网损均匀性的配电网拓扑多目标规划

Multi Objective Topological Planning of Distribution Network Considering Load and Network Loss Uniformity  
现代电力. 2021, 38(6): 656–663 <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2021.0012>

#### 考虑时序特性的配电网分布式电源优化配置

Optimal Allocation of Distributed Generators in Distribution Network Based on Time–sequence Characteristics  
现代电力. 2019, 36(2): 8–16 <http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2019/I2/8>

#### 计及充放储一体站的主动配电网DG出力优化研究

Research on DG Output Optimization of Active Distribution Network with Charge–discharge–storage Integrated Stations  
现代电力. 2018, 35(2): 49–55 <http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2018/I2/49>

#### 含可再生分布式电源参与调控的配电网动态分区实时无功优化方法

Dynamic Partitioning Real–Time Reactive Power Optimization Method for Distribution Network with Renewable Distributed Generators Participating in Regulation  
现代电力. 2020, 37(1): 42–50 <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2019.0072>

# 考虑 DG 及负荷时序性的多目标配电网重构与 DG 调控综合优化规划

申洪涛<sup>1</sup>, 岳凡丁<sup>2</sup>, 史轮<sup>1</sup>, 刘林青<sup>1</sup>, 李梦宇<sup>1</sup>, 段子荷<sup>1</sup>, 袁欢<sup>2</sup>

(1. 国网河北省电力有限公司营销服务中心, 河北省石家庄市 050081;

2. 西安交通大学电气工程学院, 陕西省西安市 710049)

## Comprehensive Optimal Planning of Multi-objective Distribution Network Reconfiguration and DG Regulation Considering DG and Load Sequence

SHEN Hongtao<sup>1</sup>, YUE Fanding<sup>2</sup>, SHI Lun<sup>1</sup>, LIU Linqing<sup>1</sup>, LI Mengyu<sup>1</sup>, DUAN Zhihe<sup>1</sup>, YUAN Huan<sup>2</sup>

(1. Marketing Service Center of State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050081, Hebei Province, China; 2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, Shaanxi Province, China)

**摘要:** 为解决分布式电源 (distributed generation, DG) 出力及负荷的时变性给实际配电网调度所造成的不利影响, 使配电网的优化规划方案更加切实可行, 提出了一种基于配电网重构和 DG 选址定容结合的多目标粒子群动态优化模型, 该模型以配电网有功损耗、电压偏差及经济成本为优化目标, 考虑负荷及 DG 出力的时变性, 对配电网重构和 DG 调度进行综合优化求解。通过基于随机森林模型 (random forest, RF) 及长短期记忆神经网络 (long short-term memory, LSTM) 模型的混合预测模型对配电网负荷及 DG 出力进行预测。采用经帕累托最优理论改进的粒子群算法得到配电网重构及 DG 调控的帕累托最优解集并利用模糊隶属度函数法来确定帕累托最优解集中的最佳配电网调度方案。基于 IEEE 33 标准测试系统设计多个算例进行仿真分析, 结果表明, 所提考虑负荷及 DG 出力时序性的配电网重构和 DG 调度联合优化模型可显著改善配电网运行的经济性和稳定性。

**关键词:** 配电网重构; 多目标优化; 帕累托最优; 分布式电源 (DG)

**Abstract:** To mitigate the adverse effects due to time-variance property of distributed generation (DG) output and load on the dispatching of practical distribution network and to make the optimal planning scheme of distribution network more feasible, a particle swarm-based multi-objective dynamic optimization model, which was based on distribution network reconfig-

uration and the combination of site selection with capacity determination, was proposed. Taking active loss, voltage deviation and economic cost of distribution network as optimization objectives and considering the time-variance property of loads and DG output, the comprehensive optimization solution of distribution reconfiguration and dispatching of DG were conducted. By means of the hybrid forecasting model based on random forest model and long short-term memory neural network the output of distribution network and its load were predicted. The particle swarm algorithm, which was improved by Pareto optimal theory, was utilized to obtain the Pareto optimal solution set for distribution network reconfiguration and the regulation and control of DG, and by use of fuzzy membership function method the optimal distribution network scheduling scheme within Pareto optimal solution set was determined. Based on IEEE 33 bus standard test system several numerical examples were designed to perform simulation analysis. Simulation results show that using the proposed joint optimization model, in which the time sequence of DG output and the load are considered, both economy and stability of distribution network operation can be evidently improved.

**Keywords:** distribution network reconfiguration; multi-objective optimization; Pareto optimal; distributed generation(DG)

**DOI:** 10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0039

**基金项目:** 国网河北省电力有限公司科技项目 (SGHEDK00DYJS1900303)。

Science and Technology Project of State Grid Hebei Electric Power Company Limited (SGHEDK00DYJS1900303).

## 0 引言

在过去的十几年里, 由于电力需求大幅增加, 化石燃料的枯竭加速, 风力发电、光伏发电等分

布式电源 (distributed generation, DG) 因清洁环保而逐步被研究人员关注和重视<sup>[1]</sup>。合理科学地接入分布式电源能够使整个配电系统的网损降低, 电能质量提高且供电更加灵活<sup>[2]</sup>, 但由于其出力受环境等因素影响具有明显的间断性导致 DG 并网会对电网的稳定运行造成威胁, 有时会出现电压闪变、继电保护失效等问题<sup>[3-4]</sup>。此外, 配电网负荷较强的时序性和非线性使得整个配电网的运行和控制更加复杂。

针对配电网重构和 DG 调度规划的问题国内外学者均进行了大量研究: 文献<sup>[5-7]</sup>分别基于加权聚集的技术、改进的蜜蜂交配优化、二叉群搜索等方法对配电网重构进行研究, 但均未考虑分布式电源接入配电网所造成的影响; 文献<sup>[8]</sup>将 DG 调度与配电网重构进行了综合优化, 但把多目标问题通过加权转换为单目标进行处理, 每个目标的重要性与权重因子相关, 优化过程中无法做到对各目标无歧视优化; 文献<sup>[9]</sup>虽在配网动态重构和 DG 调控中考虑了负荷的时变性却未考虑 DG 出力的时序变化, 文献<sup>[10]</sup>虽通过遗传算法对配电网进行重构并兼顾了 DG 出力时序性但未将负荷时序变化的特征纳入考虑范围。文献<sup>[11]</sup>虽同时兼顾了一天之内 DG 出力及配电网负荷的时序性, 但未意识到二者在一年内各个季节间的差异, 此外还未考虑配电网重构次数的限制和 DG 选址的限制, 对每个小时均进行了 DG 选址和配电网重构的优化, 不符合实际情况。

基于此, 本文提出一种新的配电网重构与 DG 调度综合优化模型, 该模型使用随机森林 (random forest, RF) 模型及长短期记忆神经网络 (long short-term memory, LSTM) 模型的混合预测模型 (RF-LSTM) 对 DG 出力和负荷进行预测, 通过帕累托最优理论对粒子群算法进行改进, 实现对有功损耗、电压偏差及经济成本多个目标的动态无歧视优化, 为电网调度人员提供丰富而有效的优化方案, 在改善配电网稳定性的同时使配电网尽可能经济地运行。

## 1 多目标配电网重构与 DG 调度综合优化模型

配电网重构与 DG 调度综合优化旨在确定配电网的最优径向拓扑以及分布式电源的最佳选址

和出力, 以实现有功功率损耗、电压偏差和经济成本的最小化。该问题是非线性多目标优化问题, 其数学公式<sup>[12]</sup>如下:

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (1)$$

$$\min [F_1(x), F_2(x), \dots, F_{N_{\text{obj}}}(x)] \quad (2)$$

$$\text{s.t. } h_i(x) = 0, \quad i = 1, \dots, p \quad (3)$$

$$g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, q \quad (4)$$

式中:  $x$  为控制变量;  $n$  为优化过程中的控制变量的个数, 本文中一共有 2 组变量类型, 分别是配电网重构方案以及分布式电源的选址和定容;  $F_1(x), F_2(x), \dots, F_{N_{\text{obj}}}(x)$  表示需要最小化的不同目标函数;  $N_{\text{obj}}$  表示目标函数的个数;  $h_i(x)$  和  $g_i(x)$  分别为优化过程中需要满足的等式约束和不等式约束, 而  $p$ 、 $q$  则分别对应二者的个数。

### 1.1 优化目标

本文在考虑负荷及 DG 出力变化的条件下共研究了 3 个指标: 有功功率损耗、电压偏差和经济成本, 具体如下文所述。

#### 1) 有功功率损耗。

对于配电网重构的研究中, 为了给用户提供更好的电能质量, 大多研究都以尽可能降低有功功率损耗为主要寻优目标。具体定义如式 (5) 所示:

$$F_1 = P_{\text{loss}} = \sum_{h=1}^{24} \sum_{i=1}^{N_b} R_b (I_b^2)_h \quad (5)$$

式中:  $I_b$  为线路  $b$  在小时  $h$  中的电流;  $R_b$  为线路  $b$  的电阻;  $N_b$  为配电网的线路数量。

#### 2) 电压偏差。

配电网中各节点的电压值是衡量电能质量及系统是否安全的重要指标, 因此选择电压偏差作为目标函数之一, 具体定义如式 (6) 所示:

$$F_2 = \Delta U_{\text{total}} = \sum_{h=1}^{24} \sum_{i=1}^{N_b} |1 - U_i| \quad (6)$$

式中  $U_i$  为每条线路上的电压。

#### 3) 经济成本。

重构时联络开关动作会导致配电网设备寿命缩短, 因此需要计及重构过程中的切换开关成本。此外, 风力和光伏发电在某时刻的最大出力取决于该时刻的环境、日期时间等多种因素, 而 DG 在实际运行中最优出力并非总与最大出力一致,

还要受到负荷及配电网结构的影响,因此在配电网稳定运行的前提下,还要考虑弃风成本和弃电成本,从而使系统更加经济地运行,具体定义如式(7)所示:

$$F_3 = N_{RC}q_{RC} + \sum_{h=1}^{24} \sum_{i \in \psi_{wind}} C_{wind} (P_{i,h}^{wind,f} - P_{i,h}^{wind}) + \sum_{h=1}^{24} \sum_{i \in \psi_{PV}} C_{PV} (P_{i,h}^{PV,f} - P_{i,h}^{PV}) \quad (7)$$

式中:  $N_{RC}$  为重构操作中动作的开关数;  $q_{RC}$  为对一个开关进行一次操作需要的成本;  $P_{i,h}^{wind,f}$  和  $P_{i,h}^{PV,f}$  分别为节点  $i$  在  $h$  小时内风力发电 WT 和光伏发电 PV 的有功出力;  $P_{i,h}^{wind}$  和  $P_{i,h}^{PV}$  分别为节点  $i$  在  $h$  小时内 WT 和 PV 接入电网的实际功率;  $\psi_{wind}$  和  $\psi_{PV}$  分别为配电网接入的 WT 和 PV 的节点集合;  $C_{wind}$  和  $C_{PV}$  分别为弃风费用和弃光费用的单价。本研究中,  $q_{RC}$ 、 $C_{wind}$  和  $C_{PV}$  的取值分别为 2 元/次、400 元/(MW·h)、400 元/(MW·h)<sup>[13]</sup>。

## 1.2 约束条件

1) 节点电压约束:

$$U_{min} \leq U_i \leq U_{max} \quad (8)$$

式中:  $U_i$  为线路  $i$  上的电压值;  $U_{min}$  和  $U_{max}$  为线路可接受的最小和最大电压。

2) 支路电流约束:

$$|I_b| \leq I_{b,max} \quad (9)$$

式中:  $I_b$ 、 $I_{b,max}$  分别为节点  $i$  与节点  $j$  间的支路电流及支路电流幅值上限。

3) DG 出力约束:

$$\begin{cases} P_i^{min} < P_{DGi} < P_i^{max} \\ Q_i^{min} < Q_{DGi} < Q_i^{max} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $P_i^{min}$  和  $Q_i^{min}$  分别为由  $i$  单元产生的最小有功功率和最小无功功率;  $P_i^{max}$  和  $Q_i^{max}$  分别是由  $i$  单元产生的最大有功功率和最大无功功率。

4) 潮流方程约束:

$$P_i + P_{DGi} = P_{Li} + U_i \sum_j^{N_b} U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (11)$$

$$Q_i + Q_{DGi} = Q_{Li} + U_i \sum_j^{N_b} U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (12)$$

式中:  $P_i$  与  $Q_i$  分别为节点  $i$  注入的有功和无功功率;  $P_{DGi}$  与  $Q_{DGi}$  分别为节点  $i$  上分布式电源的有功和无功出力;  $U_i$  与  $U_j$  分别为节点  $i$  与节点  $j$  间的电压幅值;  $G_{ij}$  与  $B_{ij}$  分别为节点  $i$  与节点  $j$  间网络的电导和电纳;  $\theta_{ij}$  为节点  $i$  与节点  $j$  间的相角差。

## 2 算法设计

### 2.1 LSTM-RF 混合预测模型

针对负荷及 DG 出力的非线性及时序性特点,为了获得更高精度的预测结果,本文采用基于 RF 算法及 LSTM 网络模型的混合预测模型对负荷及分布式电源出力进行预测,混合预测模型流程如图 1 所示,具体步骤如下文所述(以负荷预测为例, DG 出力预测同理)。

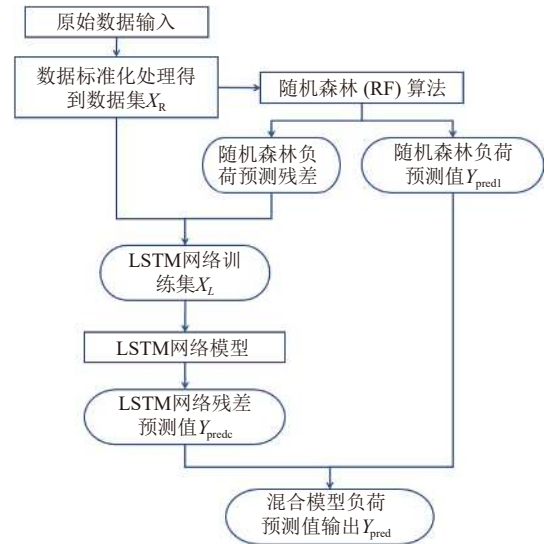


图 1 RF-LSTM 混合模型预测流程

Fig. 1 Flow of RF-LSTM hybrid model prediction

1) 采集负荷数据及可能影响负荷的相关环境因素和日期因素数据,如温度、湿度、空气质量、月份、日期、节假日等特征因素<sup>[14]</sup>构建数据集如附表 A1 所示。对原始数据按照式(13)进行归一化处理以消除各特征因素间量纲不同的影响从而使模型尽快收敛。

$$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (13)$$

式中:  $x^*$  为归一化后的值;  $x_{max}$  为样本数据的最大值;  $x_{min}$  为样本数据的最小值。

2) 构建 RF 模型。RF 算法在数据回归、分析方面应用广泛,能够较好地拟合具有非线性关系的数据,其本质上是包含多分类回归树的组合



分类器，具体算法流程如附图 A1 所示，将数据集  $X_R \{x_1, x_2, \dots, x_{11}, x_{12}\}$  按照 90% : 10% 划分为训练集和测试集，通过建立 RF 负荷预测模型对负荷进行回归预测得到预测结果  $Y_{pred1}$  以及残差序列。

3) 构建 LSTM 网络模型。由于 RF 算法未能充分考虑负荷的时序性，而 LSTM 能够很好地掌握时间序列所依赖的信息，因此通过 LSTM 网络模型对预测模型进行补充和完善。由附图 A2 所示的 LSTM 模型可知，一个 LSTM 单元由输出门、输入门、遗忘门和记忆单元组成，以记忆单元为核心。将步骤 2) 中得到的 RF 预测结果残差序列与相关特征因素合并构成 LSTM 模型训练集  $X_L \{x_1, x_2, \dots, x_{11}, x_{12}, y\}$ ，其中： $x_1-x_{12}$  为影响电力负荷的 12 个特征量； $y$  为 RF 算法预测负荷得到的残差值。模型参数经过初始化以及 Adam 算法的优化后得到 LSTM 残差预测模型并对残差进行预测得到残差预测序列  $Y_{predc}$ 。

4) 负荷预测。将步骤 2) 中通过 RF 算法得到的负荷预测值  $Y_{pred1}$  以及 LSTM 模型的残差预测值  $Y_{predc}$  相叠加得到混合模型的负荷预测结果  $Y_{pred} = Y_{pred1} + Y_{predc}$ 。

为验证本预测模型的预测效果及预测精度，本文根据国家电网公司评价负荷预测结果的相关指标设置均方根误差  $M_{APE}$ 、平均绝对百分比误差  $R_{MSE}$  以及预测精度  $F_A$  这 3 项指标，具体计算公式如式 (14)–(16) 所示。

$$M_{APE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_{act}(i) - Y_{pred}(i)}{Y_{act}(i)} \right| \quad (14)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [Y_{act}(i) - Y_{pred}(i)]^2}{n}} \quad (15)$$

$$F_A = \left( 1 - \frac{|Y_{act}(i) - Y_{pred}(i)|}{Y_{act}(i)} \right) \times 100\% \quad (16)$$

式中： $n$  为总预测次数； $Y_{act}(i)$  和  $Y_{pred}(i)$  分别为负荷真实值和负荷预测值。

## 2.2 改进的多目标粒子群算法

### 2.2.1 帕累托最优理论

帕累托最优解的概念来源于博弈论，指解对应的某个目标函数值在得到改善的同时必须以牺牲其他目标函数值为代价，因此各目标函数被无歧视的优化<sup>[15]</sup>。

假设  $x_1^*$ 、 $x_2^*$  分别为 2 个解向量，如果下面 2

个条件成立，则称  $x_1^*$  支配  $x_2^*$ 。

$$\textcircled{1} F_i(x_1^*) \leq F_i(x_2^*), i = 1, \dots, N_{obj};$$

$$\textcircled{2} \text{至少有一个目标函数 } j \text{ 满足: } F_j(x_1^*) < F_j(x_2^*).$$

对于解集  $\Omega = \{x_i^*, i = 1, \dots, n_s\}$  而言，当  $x^* \in \Omega$  且该解集中没有其他任何解向量  $x_j^* \in \Omega$  支配  $x^*$ ，则  $x^*$  为解集  $\Omega$  的一个非支配解<sup>[16]</sup>。

在本文的研究案例中，每个解向量  $x^*$  对应一个网络配置和 DG 调度优化规划方案，函数  $F$  表示其对应目标函数，即有功功率损耗、电压偏差及经济成本。

假设集合  $P^*$  包含所有非支配解  $x^*$ ，则  $P_F = \{[F_1(x^*), F_2(x^*), \dots, F_{N_{obj}}(x^*)], x^* \in P^*\}$  即为解集  $\Omega$  的帕累托前沿。

### 2.2.2 模糊隶属度函数法

通过帕累托算法的进化后，得到的帕累托最优解集对应配电网重构与 DG 调度综合优化规划问题的一组最优解决方案，电网调度员可根据实际情况选择最终的解决方案，此外还通过模糊隶属度函数法<sup>[17]</sup> 从帕累托最优解集中提取能最大程度满足各目标函数的最佳折衷方案给工作人员作为参考。模糊隶属函数<sup>[18]</sup> 具体表示为

$$\mu_i^j = \begin{cases} 1, & F_i \leq F_i^{\min} \\ \frac{F_i^{\max} - F_i^j}{F_i^{\max} - F_i^{\min}}, & F_i \leq F_i^{\min} \\ 0, & F_i \geq F_i^{\max} \end{cases} \quad (17)$$

式中： $\mu_i^j$  为第  $i$  个目标函数  $F_i^j$  的第  $j$  个解的隶属函数； $F_i^{\max}$  和  $F_i^{\min}$  分别表示所有非支配解中第  $i$  个目标函数的最大值和最小值。使用模糊隶属度函数法从帕累托最优解中提取最佳折衷解  $x^{j*}$ ，使得：

$$\mu^{j*} = \max_{j=1, \dots, M} \left\{ \frac{\sum_{i=1}^{N_{obj}} \mu_i^j}{\sum_{j=h}^M \sum_{i=1}^{N_{obj}} \mu_i^h} \right\} \quad (18)$$

式中  $M$  为非支配解的数量。

### 2.2.3 改进的粒子群算法

由 1.1 节可知，本文所提配电网重构与 DG 调度综合规划是多目标协同优化的问题，而粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 作为一种元启发式算法就被广泛应用于解决多目标优化问题中<sup>[19-20]</sup>，其主要思想是通过粒子间的相互合作和竞争实现目标寻优，每个粒子对应一个优

化方案,通过计算粒子的目标函数值判断其适应度。在进化过程中粒子的飞行方向和位置由速度 $v$ 决定,粒子们跟随当前最优粒子在解空间中进行搜索并通过个体极值和全局极值更新自己,其中个体极值指对于粒子本身所能找到的最优解,全局极值指在整个种群中目前可以找到的最优解。粒子通过式(19)完成在一次迭代过程中对自己的速度和位置的更新。

$$\begin{cases} v_{i,j}^{k+1} = \omega v_{i,j}^k + c_1 r_1 (p_{i,j}^k - x_{i,j}^k) + \\ \quad c_2 r_2 (g_{i,j}^k - x_{i,j}^k) \\ x_{i,j}^{k+1} = x_{i,j}^k + v_{i,j}^{k+1} \end{cases}, j = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

式中: $c_1$ 、 $c_2$ 为学习因子,均为非负常数; $r_1$ 、 $r_2$ 为 $[0,1]$ 内随机数; $v \in [-v_{\max}, v_{\max}]$ ,其中 $v_{\max}$ 用于限制速度大小,为一正常数; $\omega$ 为惯性权重,用于平衡粒子之间的局部寻优和全局寻优能力,计算公式如式(20)所示。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{K} k \quad (20)$$

式中: $K$ 为最大迭代次数; $k$ 为当前迭代次数; $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别为惯性权重最大值和最小值。

传统粒子群算法在处理多目标优化时需将多目标问题转化为单目标问题,对各目标进行重要性衡量并确定权重,无法实现对各目标的同等优化。为解决该问题本文在标准粒子群算法基础上加入了帕累托算法。改进后的算法不但可以对各目标进行无歧视的优化,得到的优化方案也不再唯一而是一组最优解决方案,具体操作如下文所述。

1) 初始化相关参数、种群及帕累托最优解集。包括确定最大迭代次数,初始化种群的速度和位置并对初始化的种群结果进行约束检查处理,同时将初始化粒子对应的目标函数值作为粒子的初始个体最优解,搜索当前种群的支配解作为帕累托最优解集并通过模糊隶属度函数法确定初始全局最优粒子。

2) 迭代次数加1,调整惯性权重、粒子速度及位置并进行约束检查。

3) 计算目标函数值,获得各粒子的适应度值并更新个体最优解,即分别计算每个重构调度方案的有功网损、电压偏差及经济成本。

4) 确定非支配解,将其存入帕累托最优解集中。

5) 更新帕累托最优解集并使用模糊隶属度函数法计算帕累托最优解集中各最优解的满意度,

将满意度最高的粒子作为全局最优粒子。

6) 判断是否达到最大迭代次数,若是则输出帕累托最优解集,若未达到则跳转至步骤2)。

7) 使用模糊隶属度函数法计算所得帕累托最优解集中各最优解的满意度,将满意度最高的最优解作为得到的综合配电网重构方法。

此外,本文的控制变量共有2组变量类型,分别是配电网重构方案 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 以及分布式电源的选址 $L = \{L_1, L_2, \dots, L_s\}$ 和定容 $\{P, Q\}$ 。其中 $S$ 表示配电网的开关状态(不同的电网拓扑结构通由不同的开关状态表示), $L$ 为分布式电源加入配电网的具体节点,因此 $S$ 及 $L$ 中的变量均为整数离散变量,在利用粒子群算法进行优化规划过程中需要对这些变量进行离散化处理,即在步骤2)中调整粒子的位置和速度后要先对控制变量中的 $S$ 和 $L$ 进行取整,然后再进行步骤3)的目标函数值计算。

### 3 仿真分析

本文提出的算法及模型均应用于改进的IEEE 33节点系统,如附图A3所示。IEEE 33节点系统是一个基准电压为12.66 kV,基准功率为10 MW,有功负荷与无功负荷分别为3715 kW和2300 kV·A的配电网,包含5个联络开关:s33, s34, s35, s36和s37,相应的线路阻抗等各节点的详细参数可参考文献[19]。

#### 3.1 配电网重构与DG调度综合优化

为了对比配电网重构及DG调度各自对配电网运行造成的影响,本文对配电网中不同优化规划操作进行了比较研究和仿真,在实验中以有功功率损耗为唯一目标函数,设分布式发电的渗透率为总配电网负荷的10%~60%,具体算例设置如表1所示。

表2为各算例经粒子群算法寻优后得到的结

表1 算例设计

Table 1 Design of computing example

算例	优化规划操作
算例1	配电网重构(无DG调度)
算例2	先配电网重构,后DG调度(DG功率因数恒为0.85)
算例3	先DG调度,后配电网重构(DG功率因数恒为0.85)
算例4	配电网重构与DG调度联合优化(DG功率因数恒为0.85)
算例5	配电网重构与DG调度联合优化(DG功率因数不定)

表 2 不同算例的优化结果比较  
Table 2 Comparison of optimization results of different computing examples

算例	有功网损/kW	电压偏差	最优开关组合	DG安装节点	DG出力	
					有功出力/kW	无功出力/(kvar)
初始	202.52	1.7003	—	—	—	—
算例1	139.95	1.0759	s7,s9,s14,s28,s32	—	—	—
算例2	59.86	0.5085	s7,s9,s14,s28,s32	26,9,24	1.0054, 0.6899, 0.8573	—
算例3	88.39	0.6746	s6,s10,s12,s33,s37	14,30,24	0.7550, 1.0691, 1.1032	—
算例4	53.63	0.4590	s11,s14,s28,s30,s33	7,18,25	0.7070, 1.1032, 0.9674	—
算例5	15.47	0.1080	s7,s11,s12,s25,s33	15,25,31	1.0965, 0.9095, 0.8107	0.8107, 0.7769, 0.8068

表 3 不同算法优化结果比较  
Table 3 Comparison of optimization results of different algorithms

算法	有功网损/ kW	有功损耗降低 百分比/%	最优开关组合	DG安装节点	DG出力
本文改进PSO (算例4)	53.63	73.52	s11,s14,s28,s30,s33	7,18,25	0.7070, 1.1032, 0.9674
和声搜索算法	63.95	68.42	s7,s14,s10,s32,s28	32,31,33	0.5258, 0.5586, 0.5840
烟花算法	67.11	66.86	s7,s14,s11,s32,s28	32,29,18	0.5367, 0.6158, 0.5315

果, 表 3 为本文采用的改进 PSO 算法与文献 [21] 和文献 [22] 中采用的和声搜索算法及烟花算法的优化结果对比情况。由表 3 可知, 改进后的 PSO 算法与其他算法相比有功损耗降幅更大, 因此本文提出的改进 PSO 算法更适合作为配电网重构及 DG 调控的优化规划算法。对比表 2 的数据和图 2 所示的有功损耗可以发现, 算例 2 中在配电网重构后再加入 DG 调度相对于只进行配电网重构操作可以更好地降低网络损耗, 而与算例 2 和算例 3 分别降低 70.44% 和 56.35% 网损相比, 算例 4 中有功功率损耗降低了 73.52%, 优化效果更加明显。图 2 中不同算例对应的各节点电压分布表明算例 1—算例 3 均对电压分布有一定的改善, 而算例 4 的联合优化操作将配电网最低电压从 1.7003 pu 提升至 0.9901 pu, 改善效果更好, 因此可以得出结论: 配电网重构和 DG 调度进行联合优化比将二者分开进行具有更好的效果。

此外, 本文还在算例 4 的基础上研究了 DG 功率因数不定情况下的优化效果, 即对分布式电源 DG 的有功出力和无功出力分别寻优, 分析结果可知, 算例 5 中配电网的有功损耗和电压偏差分别降低了 92.36% 和 93.65%, 相比算例 4 还要分别多出 18.84% 和 20.65%, 因此, 在配电网重构和 DG 调度联合优化过程中若对 DG 的有功和无功出力分别优化可得到相较于 DG 功率因数恒定而言更好的优化效果。

## 3.2 考虑负荷和 DG 出力时变性的配电网重构及 DG 调度综合优化

### 3.2.1 算例设计

根据前文仿真分析可知, 对配电网重构与 DG 调度进行综合优化规划可以更好地提高配电网的稳定性和经济性且同时对 DG 有功出力和无功出力进行寻优的效果更佳。但实际应用中, 配电网负荷和 DG 的出力都具有明显的时序变化, 大大提高了配网运行控制的复杂度, 因此在优化规划过程中要兼顾二者时序性从而保证安全稳定运行。本文的研究中在 IEEE 33 节点配电网系统基础上加入 3 个出力可变的 DG, 分别是功率因数均为 0.85 的风力发电和光伏发电以及一个功率因数不定、有功出力和无功出力均可控的 DG, 其中风力发电和光伏发电的单位额定有功出力分别为 100 kW 和 100 W。

为使仿真更加贴合实际情况, 负荷及 DG 具体出力情况由 RF-LSTM 混合预测模型预测得到。由于分布式电源受地理位置等影响, 设置其选址寻优不随时间变化, 而分布式电源的出力寻优可每小时进行一次, 从而充分发挥 DG 调度的灵活性。此外, 由于配电网动态重构次数过多会对配电网设备造成不良影响, 因此重构次数应受到限制, 实验中将一天分为 24 个时间段即 24 个小时, 限制重构次数为 4, 重构时间点分别为 06:00, 12:00, 20:00, 24:00。



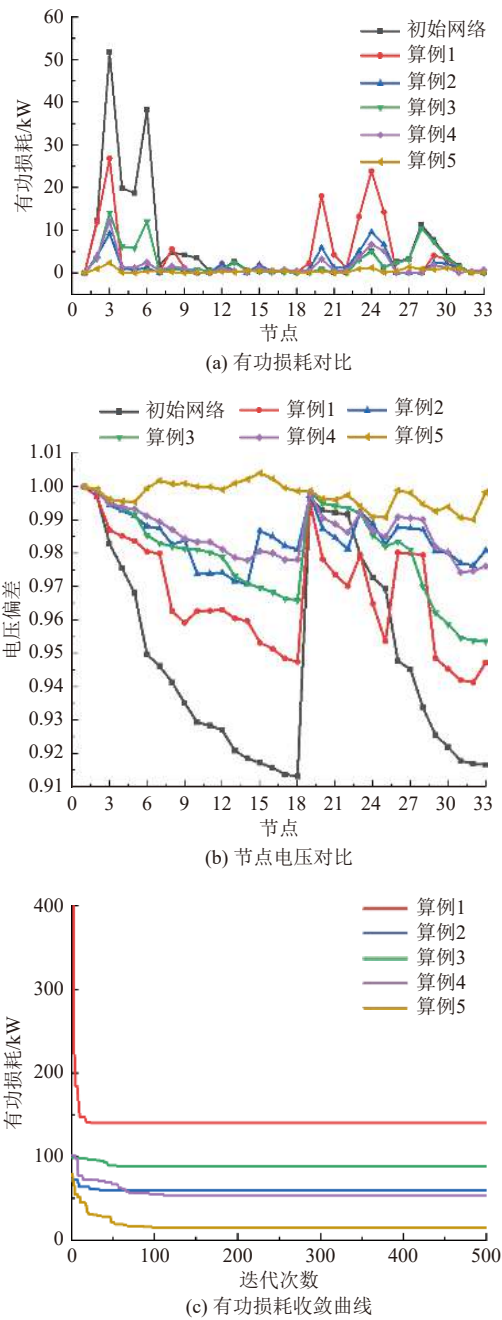


图2 不同算例结果对比

Fig. 2 Comparison of the results of different computing examples

### 3.2.2 负荷及DG出力预测

针对本文提出的RF-LSTM混合预测模型的仿真分析以负荷预测为例,风力发电及光伏发电出力预测同理。使用河北省电网某台区电力负荷数据及某风力发电、光伏发电出力数据对所提出的RF-LSTM混合预测模型进行验证。根据附表A1构建预测特征集并按照90%:10%的比例将数据集划分为训练集和测试集,将数据标准化后根

据穷举搜索法分别对RF模型和LSTM网络模型进行参数寻优以获得尽可能高的预测精度,最终确定混合预测模型参数见附表A2。

LSTM网络和RF模型的参数确定后,对RF-LSTM模型进行训练及负荷的预测工作,计算模型的均方根误差 $R_{MSE}$ 、平均绝对百分比误差 $M_{APE}$ 以及预测精度 $F_A$ 这3项评价指标并将预测结果分别与LSTM网络模型、RF算法、BP神经网络模型进行对比,如表4所示。对比结果数据可知RF-LSTM混合模型的预测结果明显更优。相比较于传统单一的LSTM算法、RF网络以及BP神经网络,RF-LSTM混合模型预测结果的平均绝对百分比误差分别减少了16.89%、预测精度提高了0.63%、1.05%、2.02%。不同模型的负荷预测曲线对比图及RF-LSTM混合预测模型对风力发电、光伏发电出力情况的预测结果如附图A4所示,分析对比结果可知,本文所使用的RF-LSTM混合预测模型的预测误差小,预测精度高,能够较好地完成负荷及DG出力的预测任务。

表4 不同模型预测结果比较

Table 4 Comparison of prediction results by different models

预测模型	$R_{MSE}$	$M_{APE}$	$F_A$
LSTM模型	0.2131	0.0433	95.64
RF模型	0.2116	0.0451	95.22
BP神经网络模型	0.2539	0.0580	94.25
RF-LSTM模型	0.1771	0.0373	96.27

### 3.2.3 两目标优化规划

为研究3个优化目标之间的关系,本文设置仿真实验进行双目标优化分析,即分别将3个优化目标两两结合进行寻优。根据附图A4所示的负荷及风力发电和光伏发电的预测结果,在考虑负荷及分布式发电的时变性的前提下对配电网重构和DG调度进行综合优化。不同目标函数组合通过经帕累托最优理论改进的粒子群算法所得帕累托最优解的分布关系如图3所示。分析结果可知,优化规划过程中若对单一目标函数进行寻优往往以牺牲系统其他性能为代价,例如若仅对电压偏差进行优化而不考虑经济成本和有功网损容易导致电压偏差很小但有功网损和经济成本很高,系统依然有较大的改进空间,因此对多目标进行同时优化具有充分的必要性。而图3中所显示的帕累托前沿是一组对2个目标函数同时无歧视优



化得到的解集，说明在配电网重构及 DG 调控优化过程中对多目标的无歧视优化是切实可行的。

### 3.2.4 三目标优化规划

根据附图 A4 预测结果，考虑负荷及 DG 出

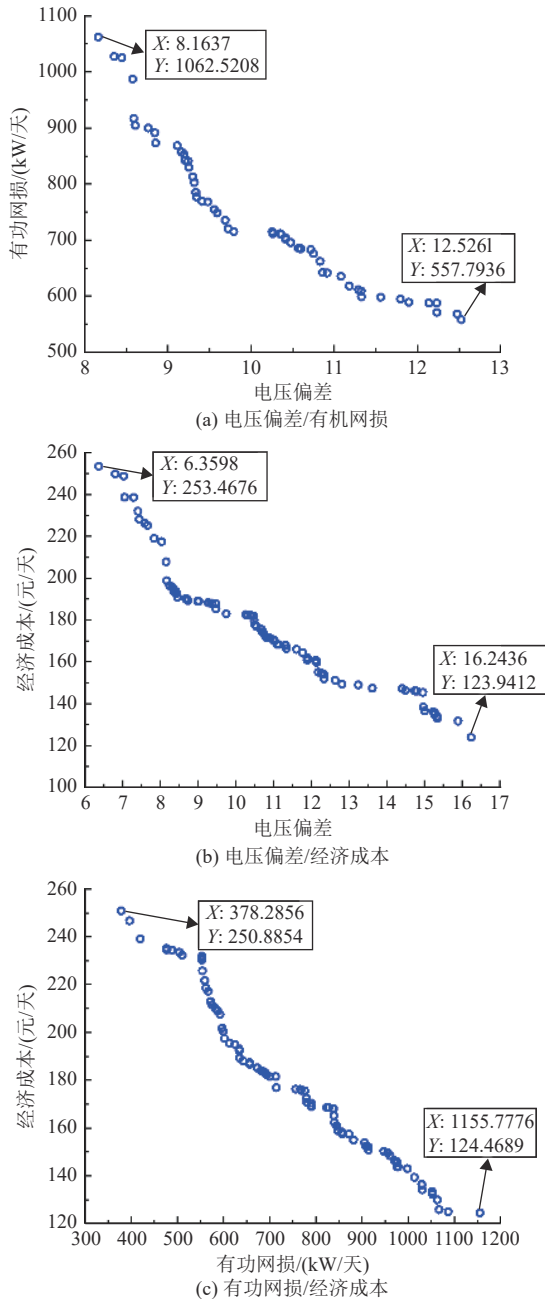


图 3 双目标函数的帕累托前沿

Fig. 3 Pareto front of biobjective function

力时变性，对所提多目标问题进行协同优化。表 5 给出了三目标协同寻优结果，每小时的最佳规划方案详见附表 A3，表中包括网络重构结果以及分布式电源的选址及每小时出力情况。附表 A3 中，风力发电机组/光伏发电机组在个别时间段内未提供优化方案，原因是该时间段的风力/光照强度未达到发电条件；08:00—18:00 期间配电网负荷需求最大，此时配电网中 3 个 DG 的出力之和也相对较高。表 5 中三目标协同优化结果显示，本文所提优化规划模型不仅显著降低了配电网的有功功率损耗（降低 91.88%）及电压偏差（降低 82.36%），还尽可能提高了配电网的经济性。

图 4 为考虑负荷及 DG 出力时变性的配电网重构及 DG 调度综合优化规划得到的三目标帕累托前沿，整个帕累托曲面所对应的帕累托最优解数据库为电网调度员提供了丰富的规划方案，电网调度员可根据实际情况决定从帕累托最优解集中选择最符合其偏好的规划方案，也可使用表 5 中所提供的最佳折衷方案。

此外，由于在不同季节中 DG 出力具有明显的不同，本文在针对一天内每个小时的优化规划基础上做了进一步研究，在一年中春夏秋冬 4 个季节内分别对负荷、风力及光伏发电进行预测，提出针对不同季节的每日最佳优化规划方案，即多目标的协同优化周期为日而非小时。通过 RF-LSTM 混合预测算法对每个季节的负荷、风力及光伏发电出力进行预测，结果如图 5 所示。

在 IEEE 33 节点系统上利用改进的粒子群算法对每日有功功率损耗、电压成本及经济成本进行优化规划仿真得到如图 6 所示的三目标协同优化最优解构成的三维帕累托曲面，分别从各季节的最优解集中提取最佳折衷解构成如表 6 所示的各季节最佳折衷解决方案，电网调度员可从中选择最终解决方案。由表 6 中数据可知，春季、夏季和冬季的 4 个优化规划方案中，其风力发电及光伏发电的选址方案相同，因此在分布式电源建设时可以参考该方案而舍弃秋季的规划方案。此外，若电网调度员在进行方案决策时着重考虑降

表 5 三目标组合优化结果

Table 5 Combinatorial optimization results of three objectives

目标函数	DG 安装节点	有功损耗/ (kW/天)	有功损耗降低 百分比/%	电压偏差	电压偏差降低 百分比/%	经济成本/ (元/天)
有功网损/经济成本/ 电压偏差	21,19,30	394.6584	91.88	7.2002	82.36	215.1547

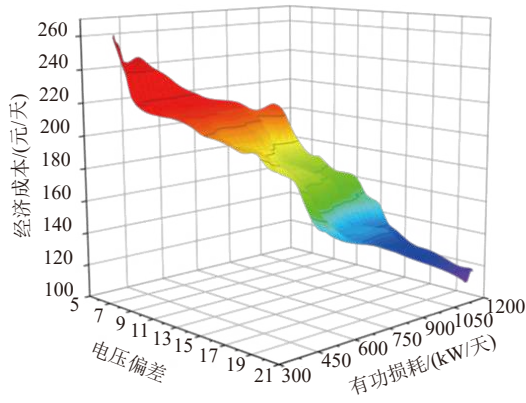
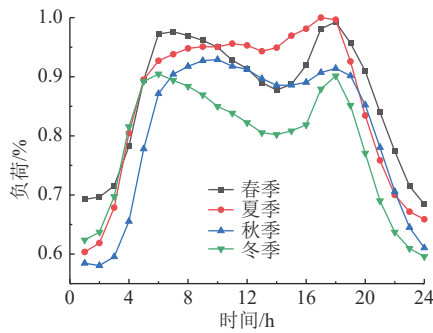
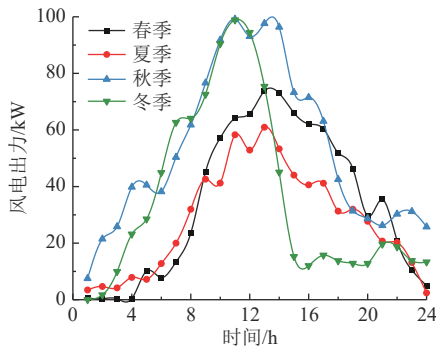


图4 最优解的帕累托曲面

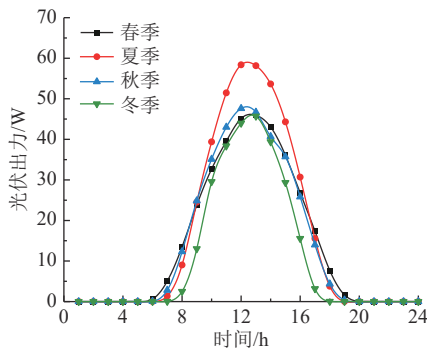
Fig. 4 Pareto curved surface of optimal solutions



(a) 四季负荷预测结果



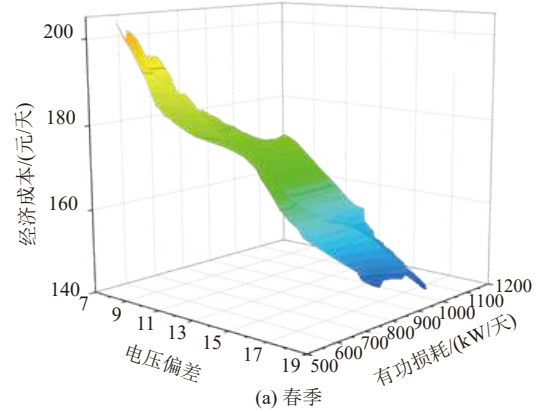
(b) 四季风力发电出力预测结果



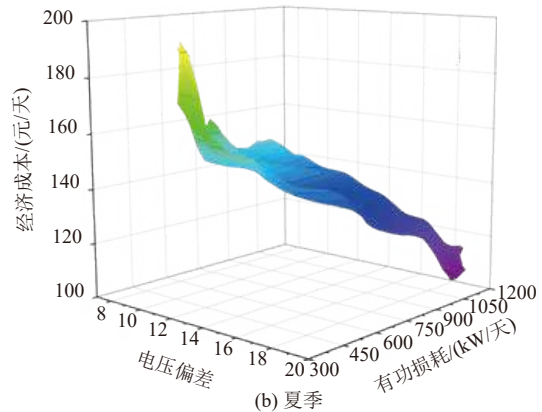
(c) 四季光伏发电出力预测结果

图5 不同季节的负荷、DG出力预测结果

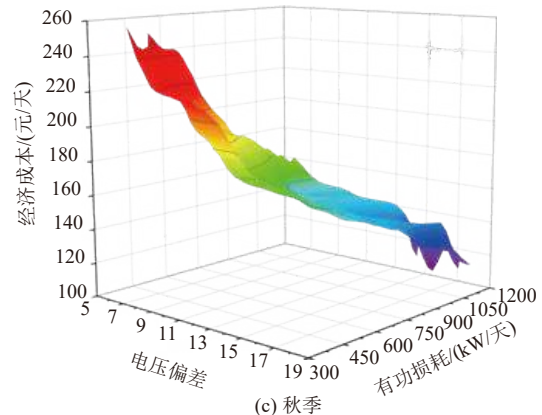
Fig. 5 Forecast results of load and DG output in different seasons



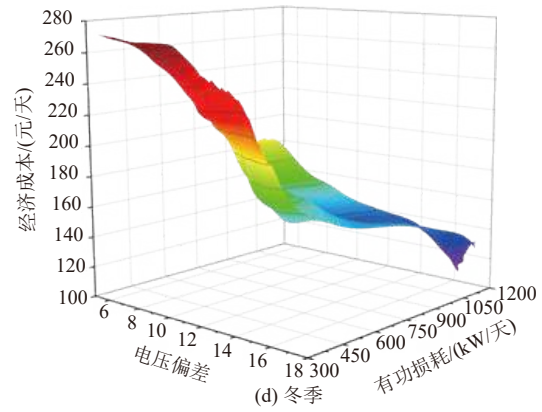
(a) 春季



(b) 夏季



(c) 秋季



(d) 冬季

图6 各季节最优解的帕累托曲面

Fig. 6 Pareto curved surface of optimal solution of each season

表 6 各季节最佳折衷解决方案  
Table 6 The best compromise solution of each season

季节	DG 安装节点	有功损耗/(kW/天)	有功损耗降低百分比/%	电压偏差	电压偏差降低百分比/%	经济成本/(元/天)
春	25, 31, 23	452.5832	90.69	6.5632	83.92	196.1058
夏	25, 31, 22	503.6184	89.64	10.6858	73.81	139.2379
秋	16, 23, 30	519.5064	89.311	10.0906	75.27	162.5018
冬	25, 31, 23	437.8872	90.99	9.0618	77.79	182.0558

低配电网的有功损耗, 则冬季方案最佳, 该方案可降低几乎 91% 的有功损耗; 若电网调度员需要使电网尽可能稳定运行则可考虑春季方案, 该方案相较于未优化的原始网络将电压偏差值降低了 83.92%; 若电网调度员要实现电网尽可能经济地运行则可以考虑夏季方案, 该方案的经济成本在各季节方案中最低, 仅为 139.239/天。

## 4 结语

1) 将配电网重构与 DG 调度进行综合优化可以更好地降低配电网损耗和各节点电压偏差, 更好地提高配电网稳定性。此外, 在优化过程中对 DG 有功出力和无功出力分别寻优效果更佳。

2) 考虑负荷及 DG 出力时序性, 通过 RF-LSTM 混合预测模型对负荷及 DG 出力进行高精度预测使模型更加实用。此外, 在以小时为优化周期的优化规划基础上还考虑了气候等因素造成的负荷和 DG 出力变化, 构建了针对不同季节的每日最佳优化规划方案。

3) 通过帕累托算法对多目标进行无歧视寻优, 所得的一组帕累托最优解提供了多个优化解决方案, 通过模糊隶属度函数法提供了最佳折衷优化方案从而方便工作人员根据实际情况进行选择。配电网经过优化规划后, 经济性及稳定性均得到明显改善。

(本刊附录请见网络版, 印刷版略)

## 参考文献

- [1] 瞿合祚, 李晓明, 杨玲君, 等. 考虑负荷和分布式电源时变性的配电网多目标动态重构和 DG 调度[J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 873-881.  
QU Hezuo, LI Xiaoming, YANG Lingjun, *et al.* Multi-objective distribution network dynamic reconfiguration and DG control considering time variation of load and DG[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 873-881 (in Chinese).
- [2] 程杉, 倪凯旋, 苏高参, 等. 基于 DAPSO 算法的含分布式电源的配电网重构[J]. 高压电器, 2019, 55(7): 195-202.  
CHENG Shan, NI Kaixuan, SU Gaocan, *et al.* Reconfiguration of distribution network with distributed generations based on DAPSO algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(7): 195-202 (in Chinese).
- [3] 廖剑波, 陈清鹤, 监浩军, 等. 主动配电网的日前-日内两阶段优化调度[J]. 现代电力, 2020, 37(1): 27-34.  
LIAO Jianbo, CHEN Qinghe, JIAN Haojun, *et al.* Day-ahead and intraday two-stage optimal dispatch of active distribution network[J]. Modern Electric Power, 2020, 37(1): 27-34 (in Chinese).
- [4] 汪文达, 崔雪, 马兴, 等. 考虑多个风电机组接入配电网的多目标无功优化[J]. 电网技术, 2015, 39(7): 1860-1865.  
WANG Wenda, CUI Xue, MA Xing, *et al.* Multi-objective optimal reactive power flow of distribution network with multiple wind turbines[J]. Power System Technology, 2015, 39(7): 1860-1865 (in Chinese).
- [5] ABDELAZIZ M. Distribution network reconfiguration using a genetic algorithm with varying population size[J]. *Electric Power Systems Research*, 2017, 142: 9-11.
- [6] NIKNAM T, FARD A K, SEIFI A. Distribution feeder reconfiguration considering fuel cell/wind/photovoltaic power plants[J]. *Renewable Energy*, 2012, 37(1): 213-225.
- [7] TEIMOURZADEH S, ZARE K. Application of binary group search optimization to distribution network reconfiguration[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 62: 461-468.
- [8] 栗然, 马慧卓, 祝晋尧, 等. 分布式电源接入配电网多目标优化规划[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(1): 6-13.  
LI Ran, MA Huizhuo, ZHU Jinyao, *et al.* Multi-objective optimization for DG integration into distribution system[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2014, 34(1): 6-13 (in Chinese).
- [9] 周慧芝, 唐飞, 刘涤尘, 等. 考虑负荷时变性的主动配电网动态重构和 DG 动态调控策略[J]. 电网技术, 2016, 40(8): 2423-2429.  
ZHOU Huizhi, TANG Fei, LIU Dichen, *et al.* Active distribution network dynamic reconfiguration and DG dynamic control strategy considering time-variant load[J]. Power

- System Technology, 2016, 40(8): 2423-2429( in Chinese).
- [10] 易海川, 张彼德, 王海颖, 等. 提高DG接纳能力的配电网动态重构方法[J]. 电网技术, 2016, 40(5): 1431-1436.  
YI Haichuan, ZHANG Bide, WANG Haiying, *et al.* Distribution network dynamic reconfiguration method for improving distribution network's ability of accepting DG[J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1431-1436( in Chinese).
- [11] BEN HAMIDA I, SALAH S B, MSAHLI F, *et al.* Optimal network reconfiguration and renewable DG integration considering time sequence variation in load and DGs[J]. *Renewable Energy*, 2018, 121: 66-80.
- [12] OHYA Y, KARASUDANI T. A shrouded wind turbine generating high output power with wind-lens technology[J]. *Energies*, 2010, 3(4): 634-649.
- [13] 章博, 刘晟源, 林振智, 等. 高比例新能源下考虑需求侧响应和智能软开关的配电网重构[J]. 电力系统自动化, 45(8): 86-94.  
ZHANG Bo, LIU Shengyuan, LIN Zhenzhi, *et al.* Reconfiguration of distribution network with high proportion of renewable energy considering demand response and soft open point[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 45(8): 86-94.
- [14] 朱江行, 邹晓松, 熊炜, 等. 基于Prophet与XGBoost混合模型的短期负荷预测[J]. 现代电力, 2021, 38(3): 325-331.  
ZHU Jiangxing, ZOU Xiaosong, XIONG Wei, *et al.* Short-term power load forecasting based on prophet and xgboost mixed model[J]. *Modern Electric Power*, 2021, 38(3): 325-331( in Chinese).
- [15] 石长安, 刘一民, 王希勤, 等. 基于帕累托最优的雷达-通信共享孔径研究[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(9): 2351-2357.  
SHI Changan, LIU Yimin, WANG Xiqin, *et al.* Optimal allocation of shared aperture in radar-communication integrated system based on Pareto[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(9): 2351-2357( in Chinese).
- [16] 王德志, 张孝顺, 余涛, 等. 基于帕累托纳什均衡博弈的电网/多元家庭用户互动多目标优化算法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(5): 114-121, 128.  
WANG Dezhi, ZHANG Xiaoshun, YU Tao, *et al.* Multi-objective optimization algorithm based on Pareto curve and Nash equilibrium game for interaction between grid and multi-home user[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(5): 114-121, 128( in Chinese).
- [17] 张今, 耿光超, 江全元, 等. 含柔性多状态开关的配电网多目标随机运行优化方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(10): 3140-3148.  
ZHANG Jin, GENG Guangchao, JIANG Quanyuan, *et al.* Multi-objective stochastic operation optimization for distribution network with flexible multi-state switches[J]. *High Voltage Engineering*, 2019, 45(10): 3140-3148( in Chinese).
- [18] BEN HAMIDA I, BRINI SALAH S, MSAHLI F, *et al.* A new short-term planning strategy for multi-objective distribution network reconfiguration and optimal DG insertion[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2018, 44(8): 6813-6826.
- [19] 翁理国, 纪壮壮, 夏旻, 等. 基于改进多目标粒子群算法的机器人路径规划[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(12): 2892-2898.  
WENG Ligu, JI Zhuangzhuang, XIA Min, *et al.* Robot path planning based on improved multi-objective particle swarm[J]. *Journal of System Simulation*, 2014, 26(12): 2892-2898( in Chinese).
- [20] 徐渊. 改进粒子群算法在含分布式电源配电网优化重构中的应用[J]. 电测与仪表, 2021, 58(3): 98-104.  
XU Yuan. Application of improved particle swarm optimization in distribution network reconfiguration with distributed generation[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2021, 58(3): 98-104.
- [21] RAO R S, RAVINDRA K, SATISH K, *et al.* Power loss minimization in distribution system using network reconfiguration in the presence of distributed generation[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(1): 317-325.
- [22] MOHAMED IMRAN A, KOWSALYA M, KOTHARI D P. A novel integration technique for optimal network reconfiguration and distributed generation placement in power distribution networks[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 63: 461-472.

收稿日期: 2021-02-19

作者简介:

申洪涛(1969), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 从事电力系统及电力计量技术工作, E-mail: 1718241359@qq.com;

岳凡丁(1997), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统运行规划与可靠性分析, E-mail: yuefanding@stu.xjtu.edu.cn;

史轮(1972), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 研究方向为电力计量及用电信息采集技术研究;

刘林青(1986), 男, 工程师, 主要研究方向为电力大数据, E-mail: h2890167@163.com;

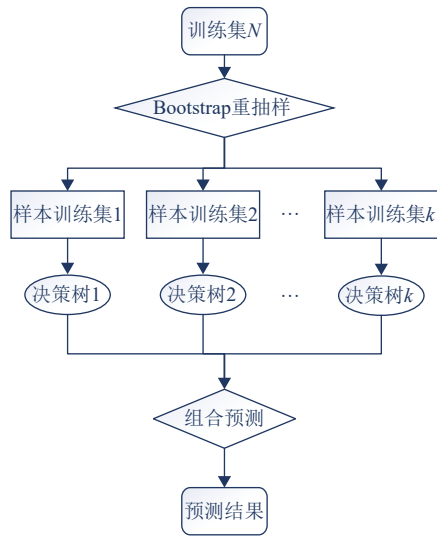
李梦宇(1988), 男, 工程师, 主要研究方向为电力大数据, E-mail: limengyu\_hebut@126.com;

段子荷(1990), 女, 工程师, 工学学士, 从事电力数据分析技术研究工作, E-mail: 1245346714@qq.com;

袁欢(1992), 男, 助理教授, 主要研究方向为电力系统运行规划与可靠性分析, E-mail: huanyuan@xjtu.edu.cn。

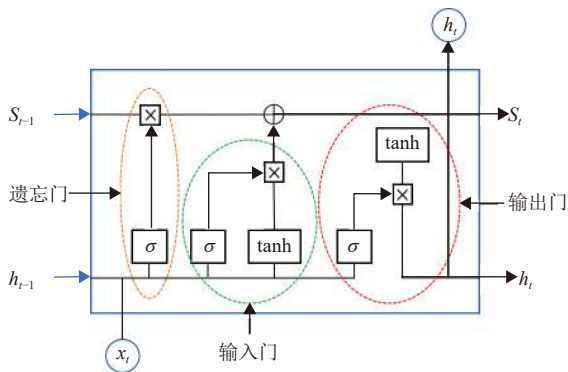


附录 A



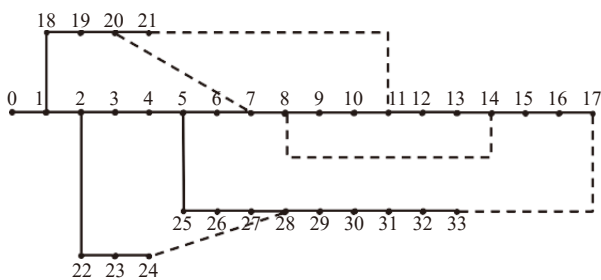
附图 A1 RF 预测模型流程

Fig. A1 Flow of random forest prediction model



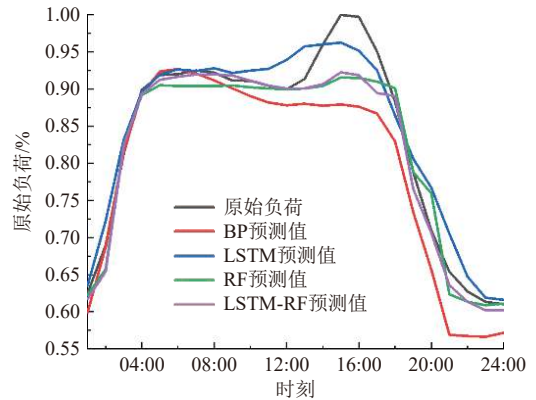
附图 A2 LSTM 模型

Fig. A2 LSTM model

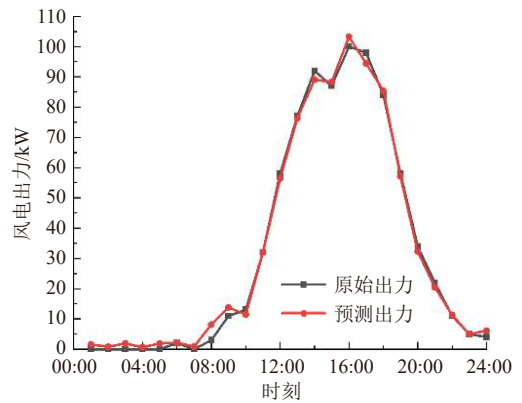


附图 A3 IEEE 33 节点系统

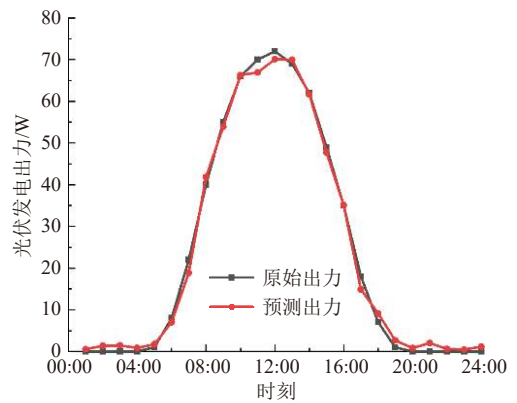
Fig. A3 IEEE 33 node system



(a) 模型预测对比结果



(b) 风力发电预测结果



(c) 光伏发电预测结果

附图 A4 RF-LSTM 混合预测模型预测结果

Fig. A4 Prediction results of RF-LSTM hybrid prediction model

附表 A1 预测特征集

Table A1 Feature set of prediction data

影响因素	特征类型	特征描述
时间日期因素	月	1—12表示1月至12月
	日	1—31代表1号至31号
	周日期	1—7代表周一至周日
	工作日	0代表工作日, 1代表双休日
	节假日	0代表非节假日, 1代表节假日
	当日小时	1—24表示1点至24点
气候因素	最高温度	当日温度的最高值, °C
	最低温度	当日温度的最低值, °C
	湿度	当日湿度, %
	天气类型	1、2、3 分别代表优(晴天、多云)、良好(小雨、小雪)、差(大雨、大雪、暴雨)
	空气质量	空气质量指数(AQI)
	风力	1—5表示1级至5级

附表 A2 RF-LSTM 混合预测模型关键参数表

Table A2 List of key parameters of RF-LSTM hybrid prediction model

	相关参数	数值
RF模型	RF模型决策树数目 (ntree)	300
	RF模型分裂特征数 (mtry)	2
	网络隐藏层/层	2
	LSTM各层单元数/个	40, 50
LSTM网络模型	MaxEpochs	300
	InitialLearnRate	0.02
	LearnRateDropPeriod	120
	LearnRateDropFactor	0.8
	优化器	Adam