

面向可靠性提升的关联规则驱动下配电网 投资规划优选模型与方法

柴雁欣, 向月, 刘俊勇

(四川大学 电气工程学院, 四川 成都 610065)

摘要:随着清洁能源的接入、供需交互的加深,当前计及完备潮流方程与网络安全约束的投资规划优化模型在面对大量改造措施决策时,存在计算繁琐、收敛性差的问题。提出了一种基于改造措施与可靠性指标关联规则取代潮流与网络安全约束的配电网投资规划优选模型与方法,该模型中配电网可靠性指标与改造措施间的关联关系通过选择合适的机器学习算法实现。分析了可靠性与改造措施的关联规则,分别以可靠性提升最大和投资费用最少为目标建立基于关联规则驱动的配电网投资规划优选模型,考虑各类改造措施对配电网可靠性指标的提升效益,实现配电网投资规划方案优选。通过实例验证了所提投资规划优选优化模型和求解方法的快速性、可行性与有效性。

关键词:配电网;投资规划;关联规则;机器学习;改造措施;可靠性;优化决策;模型

中图分类号:TM 715

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202002022

0 引言

2015年8月,国家能源局发布《配电网建设改造行动计划(2015—2020年)》,用数字量化了此五年间配电网建设改造的资金投入与技术目标,其中配电网建设改造累计投资不低于20 000亿元,“十三五”期间不低于17 000亿元。面对大量的资金,为了使投资效益最大化,研究改造措施发展及精确投资决策技术至关重要。目前,配电网的投资对象除了传统线路网架、变电站等设备升级改造以外,还包括分布式清洁能源、储能装置、配电自动化等元素,且中长期投资带来的时序不确定性变化使得投资存在难度。如何精确评估测算不同改造措施配置下的投资成效是优先需解决的问题。此外,多类型设备的协同规划、不同时间尺度的运行策略、规划运行之间的高效交互等特征亦需考虑^[1]。如何精细分配每一笔投资资金,精准实现每一项建设目标,适应社会分布式能源接入、国家政策、企业发展等需求,国网公司对投资规划的需求已然由粗转细、由量转质、由追求效果转为追求效益,因此其迫切需要相关技术的有力支撑。

配电网投资规划方法一般分为2类。一类是方

案评估法^[2],该方法一般基于配电网的项目属性构建规划项目指标体系,根据候选方案的指标评估结果进行排序优选。当需要进行多维指标评估时,一般会采用层次分析法等确定指标权重,然后进行候选改造方案的评估优选。而上述方法在配电网建设受到多种投资措施共同影响时,容易忽略措施、区域、目标之间的耦合效应从而导致投资措施的总体实施效果评估并不准确,难以获得最优组合投资方案。另一类投资规划方法是优化建模法,往往通过构建包含非线性潮流方程的配电投资规划优化模型得到最优投资方案^[3]。该类模型中一般以满足用户用电需求为前提,以社会效益最大为目标,对各类改造措施进行分析决策。文献[4]设计了一种基于节点关联矩阵的网络修复算法,综合考虑网络可靠性与经济性的配电网多目标规划模型。由于配电网朝着智能化、互动化方向发展,电动汽车^[5]、分布式储能选址定容^[6]、配电网转供能力^[7]和分布式电源(DG)配置^[8]等均会被考虑到配电网扩展规划的多目标模型中。故在面对候选投资技术路径繁多、多投资需求、需考虑系统复杂运行特征和多重不确定性的超大规模、超高维度动态组合优化问题时,解析模型最优潮流约束会变得异常复杂,求解可能会陷入局部最优甚至无解^[9]。

由上述问题可知,在面对大量改造措施接入时,当前计及完备潮流与网络安全约束的配电网投资规划模型在求解过程中存在问题。故能否考虑规避潮流与网络安全等非线性非凸部分,尝试以改造措施与配电网性能的关联规则驱动建立投资规划模型呢?因此,为了实现配电网投资改造方案选择的合理性与综合效益,本文将考虑以改造措施与配电网

收稿日期:2019-04-17;修回日期:2019-12-24

基金项目:中国电机工程学会青年人才托举项目(CSEE-YESS-2018006);国家自然科学基金资助项目(51807127);四川省科技计划项目(2019YFH0171)

Project supported by the Young Elite Scientists Sponsorship Program of Chinese Society of Electrical Engineering(CSEE-YESS-2018006), the National Natural Science Foundation of China(51807127) and Sichuan Science and Technology Program(2019YFH0171)

可靠性的关联规则取代当前投资规划模型中的潮流与网络安全约束,构建基于关联规则驱动的投资方案评估“快速通道”,进而实现改造路径优选与投资规划。

关联规则分析在发现问题潜在规律和提高计算效率等方面具有较大的优势,常用的算法有回归分析^[10]、支持向量机^[11]和神经网络^[12]等。其中,人工神经网络具有较好的自学习能力和高速的寻优能力,被广泛应用于配电网供电性能指标评估中^[13]。在配电网投资规划方面,文献[14]采用级联相关神经网络分析了可中断负荷成本模型对配电网可靠性的关联性。为了提高神经网络的预测精度,一些文献中也提出了考虑混合学习算法^[15]、自动数据生成算法^[16]等的神经网络。因此,关联挖掘方法可以作为配电网投资规划中改造措施与可靠性指标关联规则分析的新思路。

本文采用改造措施与可靠性的关联规则约束取代潮流与网络安全约束,建立配电网投资规划优选模型。在前期研究的基础上^[17],通过获得大量不同改造措施下的配电网规划运行方案,对配电网进行可靠性评估。使用模拟数据、配电网改造措施及可靠性指标数据构造关联模型的输入/输出向量。基于关联规则挖掘方法,实现配电网改造措施与可靠性指标关联性分析,并将其作为约束条件取代当前投资规划模型中的潮流与网络安全约束,建立基于关联规则驱动的配电网投资规划优选新模型。

1 基于仿真样本的配电网改造措施与可靠性指标关联规则分析

1.1 配电网改造措施集

配电网改造规划的目标在于提升电网的性能,本文以可靠性为配电网改造方案性能指标的代表开展研究。在电网公司实际进行配电网投资规划的过程中,配电网可靠性提升的改造措施主要分为如表1所示的3类^[9]。以表1中的项目作为配电网改造措施库,进行选择投资。

部分改造措施可以通过公式直接计算得到改造措施对可靠性指标参数的影响^[9],而部分改造措施与可靠性指标为隐性关系,需要通过关联规则挖掘方法得到改造措施对可靠性指标的影响。

1.2 配电网改造措施的可靠性评估

可靠性是对电力系统按可接受的质量标准和所需数量不间断地向电力用户供应电力和电能能力的度量。为了反映一定改造措施下配电网的供电可靠性水平,本文采用用户一年内的平均停电时间(SAIDI)、系统期望缺供电量(EENS)和供电可靠率(RS-3)等指标的统计值来衡量配电网改造措施的可靠性^[9,18]。

表1 配电网的改造措施

Table 1 Reconstruction measurements of distribution network

改造措施	措施内容
基础设施 建设改造	X_1 残旧设备更换
	X_2 架空裸导线绝缘化改造
	X_3 架空线路增设分段开关
	X_4 加强设备抵御自然灾害措施
	X_5 增设联络转供线路
现代化设施 建设改造	X_6 增设二遥终端
	X_7 增设三遥终端
	X_8 电缆线路闭环运行改造
	X_9 接入分布式备电源
提升技术与 管理水平	X_{10} 加强日常巡视,预防外力破坏
	X_{11} 加强故障定位技术水平
	X_{12} 按标准时间隔离、修复
	X_{13} 强带电接火作业技术水平
	X_{14} 加强施工停电项目整合管理

根据停电时间的差异,停电后用户可以被分为故障区域上游区段用户、故障区域下游区段且能通过备供通道转供的用户及故障区域下游区段且不能通过备供通道转供的用户3类,其停电时间分别为 $T_1—T_3$ ^[9]。则可靠性指标的估算公式如式(1)—(3)所示。

$$I_D = \lambda_F (\beta_1 T_1 + \beta_2 T_2 + \beta_3 T_3) \quad (1)$$

$$I_E = I_D P_L \quad (2)$$

$$I_R = \frac{8760 - I_D}{8760} \times 100\% \quad (3)$$

其中, I_D 、 I_E 、 I_R 分别为馈线的SAIDI、EENS、RS-3指标值; λ_F 为馈线的故障率; P_L 为馈线负荷总量; $\beta_1—\beta_3$ 为3类停电用户的分布系数,表示在馈线任意设备发生故障时3类用户的平均分布比例。

1.3 改造措施-可靠性指标关联规则分析

当前的配电网投资规划模型涉及潮流平衡、节点电压与元件出力上下限等网络安全约束;此外,如式(1)—(3)所示,改造措施与可靠性指标间的关系不能通过直接的公式得到,可靠性指标的计算需要通过外嵌的可靠性评估程序迭代实现。因此,常规基于潮流与网络安全约束的配电网投资规划模型是一种非线性/非凸模型,在利用智能优化算法进行求解的过程中会存在求解效率较低、局部收敛甚至不收敛的风险。因此,本文通过改造措施与可靠性指标的关联规则分析得到较为准确的可靠性指标估计值,将关联规则作为约束条件取代传统配电网投资模型中非线性/非凸约束,并将可靠性迭代程序嵌入投资规划模型中,能够有效地缓解当前模型在求解过程中的困难,从而更好地提高模型的求解效率。考虑到“改造措施-性能指标”存在的强弱耦合关系,可以采用不同的关联规则挖掘方法进行分析,当二者的耦合性较强时,可以采用多元回归分析得

到显性关联表达式;而当二者的耦合性较弱时,则可以选择神经网络、支持向量机等机器学习方法。

实现改造措施与可靠性指标的关联规则分析,需要大量的配电网数据支撑。故在含有DG、储能和柔性负荷等多元主体的配电网中集成配电线路、配电自动化设备、技术管理等各种改造措施,采用时序模拟方法对不同改造措施下的各个主体出力变化进行全年8760 h时序模拟,得到尽可能多的配电网加入各类改造措施后的仿真模拟数据,将上述仿真模拟样本和改造措施作为关联规则分析模型的输入样本,在未来配电网规划中实现不同投资方案下的供电可靠性指标预测。具体的模拟过程可参考文献[17,19]。

以神经网络为例对改造措施与可靠性指标进行关联分析,具体见附录A。基于误差反向传播的多层前馈神经网络具有良好的非线性映射能力,可以以任何精度逼近任何非线性连续函数,特别适用于求解内部机制复杂的问题。将配电网的改造措施、节点负荷量和DG等多元主体的出力情况等作为神经网络的多维输入向量,将可靠性指标值作为单维输出向量,采用下降梯度法实现网络权值及阈值更新,进行关联规则分析^[20]。具体的神经网络参数见第3节。关联规则挖掘方法不仅限于神经网络,根据性能指标与改造措施关联性的定性分析,可以采用其他合适的机器学习算法实现。

2 基于关联规则驱动的配电网投资规划优选模型

2.1 传统配电网投资规划模型

在传统的配电网投资规划模型中,投资者在有限的资金约束下,从众多可选的投资项目中选择最优的项目组合,实现投资效益的最大化。其模型以配电网的投资效益最大为目标函数,如式(4)所示;以改造措施项目库约束、配电网投资总额约束、潮流约束和安全约束为约束条件,分别见式(5)~(8)。

$$\max F(X_i) \quad (4)$$

$$\{X_1, X_2, \dots, X_n\} \in \psi(X_i) \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n C(X_i) \leq C_{\max} \quad (6)$$

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_i = V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (7)$$

$$L_{\min}(y) \leq L(y) \leq L_{\max}(y) \quad (8)$$

其中, F 为配电网的投资效益; X_i 为第*i*类改造措施; n 为改造措施的数量; $C(X_i)$ 为电网投入改造措施 X_i 的费用; $C_{\max}$ 为最大投资总额; ψ 为改造措施项目库; P_i 、 Q_i 分别为加入改造措施后配电网节点*i*的有功、

无功潮流; $V_i(V_j)$ 、 G_{ij} 、 θ_{ij} 、 B_{ij} 分别为 V 、 G 、 θ 、 B 的元素, V 、 G 、 θ 、 B 分别为节点电压、线路电导、功角、电纳矩阵;式(8)为投资模型的安全约束,表示网络中的各个参数如电压、线路功率、相角等均应满足上下限要求, $L(y)$ 为网络潮流与网架结构等参数集合, $L_{\max}(y)$ 、 $L_{\min}(y)$ 分别为 $L(y)$ 的上、下限值。

改造措施决策变量约束如下:

$$X_i^{\min} \leq X_i \leq X_i^{\max} \quad (9)$$

其中, $X_i^{\min}$ 、 $X_i^{\max}$ 分别为 X_i 的下限、上限。根据改造措施的性质可知,模型中的决策变量 X_i 的下限均为0,上限可根据不同的改造措施设定。对于部分改造措施,其决策变量 X_i 为0-1决策变量,上限为0或1。部分改造措施的 X_i 可以为整数或小数,例如:

$$\begin{cases} 0 \leq X_6 \leq N_{De}^{\max} \\ 0 \leq X_7 \leq N_{Ds}^{\max} \\ 0 \leq X_9 \leq S_{DG}^{\max} \\ 0 \leq X_4 \leq N_s^{\max} - N_s^{\text{in}} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $N_{De}^{\max}$ 、 $N_{Ds}^{\max}$ 、 $S_{DG}^{\max}$ 分别为二遥、三遥装置的安装数量上限和DG容量上限; $N_s^{\max}$ 、 N_s^{in} 分别为配电网规划导则中规定的分段数上限、馈线初始分段数。

2.2 基于关联规则驱动的配电网投资规划优选模型

由于求解式(7)所示潮流约束、式(8)所示网络安全约束较为困难,且可靠性指标的计算需要外嵌程序迭代,故构建的投资规划优选模型重点基于改造措施与可靠性指标的关联规则取代潮流与网络安全约束条件,本文采用基于神经网络的关联规则分析模型,如式(11)所示。

$$\Phi_i(I_i, X_i, w, t, w', t') = 0 \quad (11)$$

其中, Φ_i 为基于神经网络的关联规则隐函数,其输入为配电网各节点负荷量、改造措施和DG等多元主体出力情况,输出为该出力场景下的配电网可靠性指标估计值; w 、 t 和 w' 、 t' 分别为神经网络输入层到隐含层和隐含层到输出层的权重值、阈值。利用两者的关联规则与传统投资规划模型中的潮流与网络安全约束条件近似,进一步进行优化求解时,通过神经网络实现可靠性指标的快速估计,避免了传统模型中的复杂潮流、网络约束及可靠性指标的迭代计算,从而提高模型求解的可行性,并加快模型求解的速度,其思路框架如图1所示。

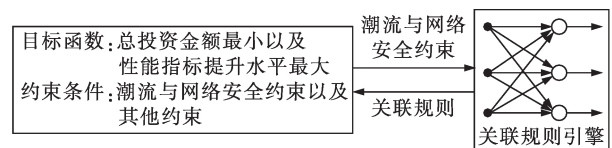


图1 基于关联规则驱动的投资规划优选框架

Fig.1 Investment planning optimization framework based on correlation rule-driven

因此,基于关联规则驱动的配电网投资规划优选模型可表达为如下形式:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max F(X_i) \\ \text{s.t. } \{X_1, X_2, \dots, X_n\} \in \psi(X_i) \\ \sum_{i=1}^n C(X_i) \leq C_{\max} \\ \Phi_i(I_i, X_i, w, t, w', t') = 0 \\ X_i^{\min} \leq X_i \leq X_i^{\max} \\ 0 \leq X_6 \leq N_{\text{De}}^{\max}, 0 \leq X_7 \leq N_{\text{Ds}}^{\max} \\ 0 \leq X_9 \leq S_{\text{DG}}^{\max}, 0 \leq X_4 \leq N_{\text{S}}^{\max} - N_{\text{S}}^{\text{in}} \end{array} \right. \quad (12)$$

根据目标函数的差异将投资决策问题分为2类:一类是在一定的可靠性要求下如何将投资费用降低到最小;另一类是在一定的投资费用约束下将可靠性提升到最大。上述约束条件式(5)、(9)~(11)在2类投资决策模型中相同。

2.2.1 一定的可靠性要求下以降低投资费用为目标

同时考虑供电侧的经济性约束与用电侧的电能质量需求,本着用电的净社会效益最大的原则设计电网建设方案,并设计寻求一种最优的可靠性水平,使得社会总费用支出为最小。其中电力总成本包括两部分:①电力部分用于电力建设、生产和供应的投资成本(包括运行成本);②电力供给不足引起的断电、缺电所造成的经济损失及用户和供电企业的停电损失。则目标函数为:

$$\min C(X_i) = C_{\text{invest}} + C_{\text{EENS}} \quad (13)$$

其中, C_{invest} 、 C_{EENS} 分别为折算到年的投资成本、停电损失费用,计算公式分别如式(14)和式(15)所示。

$$C_{\text{invest}} = \sum_{i=1}^9 (R_i C_i^{\text{In}} + C_i^{\text{Op}}) + \sum_{i=10}^{14} C_i^{\text{In}} \quad (14)$$

$$C_{\text{EENS}} = I_{\text{E}} C^{\text{EU}} \quad (15)$$

其中,对于基础设施和现代化设施建设改造措施, C_i^{In} 为改造措施 X_i ($i=1, 2, \dots, 9$) 的初始投资成本,对于提升技术与管理水平措施, C_i^{In} 为改造措施 X_i ($i=10, 11, \dots, 14$) 的年平均投资成本; $R_i = r(1+r)^{m_i}/[(1+r)^{m_i}-1]$ 为改造措施 X_i 的等年值折现系数, r 为投资回收率, m_i 为改造措施 X_i 的经济适用年限; C_i^{Op} 为改造措施 X_i 的运行维护成本; C^{EU} 为馈线的单位停电损失,由负荷类型确定。

将改造措施对可靠性指标提升程度的下限作为约束条件,如式(16)所示。

$$\bar{I} - I \geq \Delta I_{\text{set}} \quad (16)$$

其中, I 、 $\bar{I}$ 分别为实施改造措施前、后配电网的可靠性指标值; ΔI_{set} 为需要满足的配电网性能指标提升程度最小值。

2.2.2 一定的投资费用要求下以提升可靠性为目标

当以可靠性提升水平作为目标,配电网投资总额则作为约束条件,考虑如何在投资限额内将可靠性指标提升到最优,目标函数与投资总额约束分别如式(17)和式(18)所示。

$$\max \{\bar{I} - I\} \quad (17)$$

$$\sum_{i=1}^n (C_{\text{invest}} + C_{\text{EENS}}) \leq C_{\max} \quad (18)$$

综上所述,本文所提基于改造措施与可靠性关联规则驱动下的配电网投资规划优选模型与传统投资规划模型的对比如图2所示。

2.3 最优投资规划方案确定流程

传统的配电网投资优化模型一般基于智能算法或线性化后采用数值法进行求解,得到最优投资方案。本文所提投资规划优选模型是基于关联规则分析方法得到改造措施与可靠性指标的关联性,结合改造方案的可行解空间,确定最优改造方案。当两者的关联关系较为明显时,可以采用回归分析方法拟合得到改造措施与指标的显性表达,将其嵌入投资规划模型中作为约束条件,进行优化求解。如果关联关系较弱,则通过神经网络等算法得到关联规则,将基于效益成本比的改造措施排序作为投资规划模型的优化初值,采用试凑方法得到最优的投资规划方案,具体流程如图3所示。将可靠性指标提升的效益成本比 γ_{BCR} 定义为停电损失成本变化值 ΔC_{EENS} 与投资成本变化值 ΔC_{invest} 的比值,用来量化各类改造措施投资对配电网可靠性指标提升的效益,对改造措施进行效益排序,并将其作为优化的初值,如式(19)所示。

$$\gamma_{\text{BCR}} = \Delta C_{\text{EENS}} / \Delta C_{\text{invest}} \quad (19)$$

以一定的投资金额约束下最大化可靠性指标提升为例,利用时序模拟产生的样本和指标进行关联规则分析,以神经网络为例分析改造措施与可靠性指标的关联规则,实现改造措施实施后的可靠性估

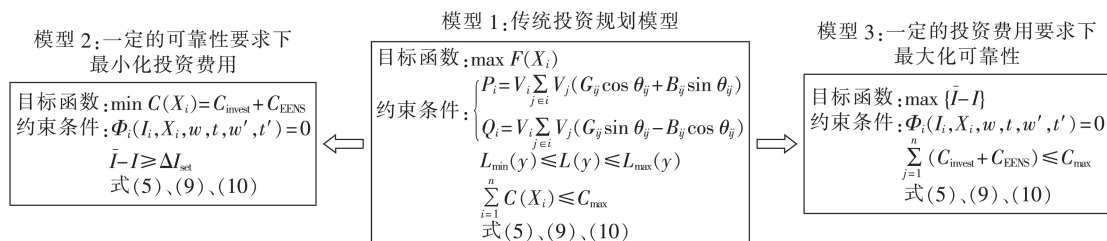


图2 传统投资规划模型与基于关联规则的投资规划模型的对比

Fig.2 Comparison between traditional investment planning model and correlation rule-based investment planning model

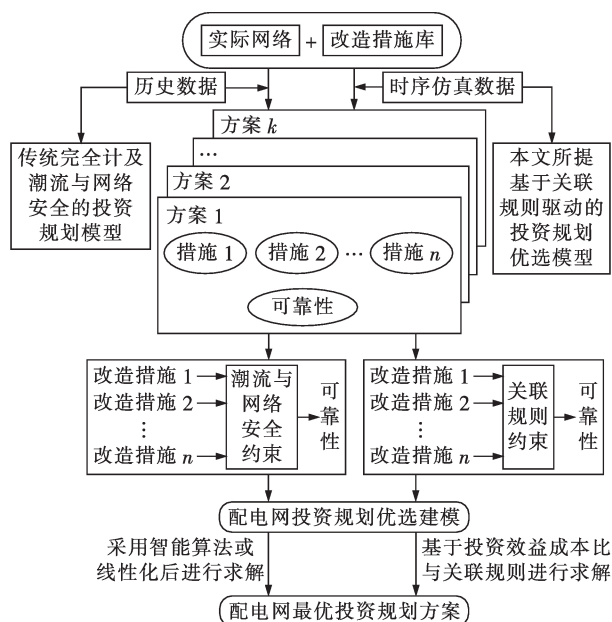


图3 最优投资规划方案的确定流程

Fig.3 Determination process of optimal investment planning scheme

计,并以可靠性提升效益成本比对改造措施进行排序,作为投资优化的初始投资方案,结合关联规则试凑调整快速优选投资方案。

3 算例分析

采用33节点配电网作为测试系统,初始系统包含DG、储能和柔性负荷等。其中,节点7、15、28分别安装了容量为0.2、1.5、0.3 MW的DG,节点4—10、16、17、21、24、26、29、31、32的负荷为柔性负荷,节点1、2、4、7、11、14、21、30处增加开关,节点7加装三遥设备。配电网系统的结构如图4所示,将其分为4个片区,记为 L_1 — L_4 。工业、商业与居民用户的 C^{EU} 分别为7.3、6.4、5.2元/(kW·h)。投资回收率 $r=10\%$ 。各类改造措施成本参数见附录B中表B1。

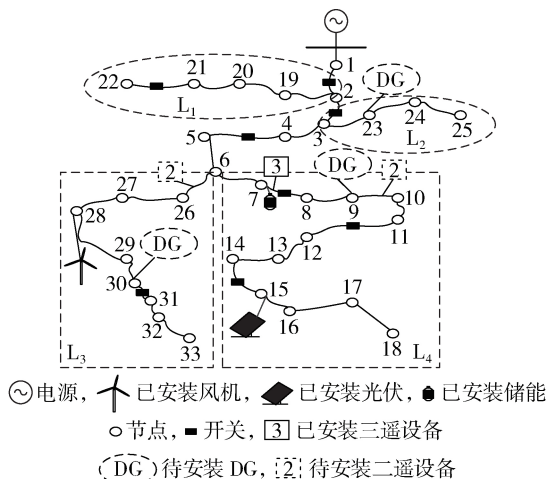


图4 初始系统结构

Fig.4 Structure of initial system

3.1 基于神经网络的关联规则与模型求解分析

本文主要考虑表1所示的各类改造措施对配电网可靠性中EENS指标的影响。将一年中33节点系统的负荷量、改造措施实施情况等作为输入样本,输入EENS指标预测神经网络中,得到两者的关联规则。初始配电网节点7、15、28的DG出力分别为0、0.4952、0.1385 MW。

本文神经网络的输入量 x 为一个多维变量,包含33个节点的负荷量 x_1 — x_{33} 、节点15的DG出力 x_{34} 、改造措施实施情况 x_{35} — x_n (n 根据实际加入的改造措施种类确定);输出量 y 为一个单维变量,即EENS指标 y 。神经网络的隐含层数为1,隐含层节点数为100。总样本数量为6400条,利用其中的4800条样本通过下降梯度法训练EENS神经网络,并采用剩余的1600条样本进行测试。利用训练的EENS神经网络可预测该年的EENS,与实际潮流计算得到的EENS进行比较,通过神经网络预测的拟合精度为99.73%,拟合方差小于0.001,可知本文所提基于神经网络的关联规则分析方法具有较好的精确度。

此外,传统投资规划模型为混合整数非线性规划模型,求解方法主要为传统数值方法和智能算法(如Bonmin优化包和遗传算法等)。而本文所提基于关联规则驱动的投资规划优选模型利用关联规则取代潮流与网络约束,模型的复杂程度得到降低,可采用CPLEX工具包直接进行求解。对于传统模型而言,采用遗传算法求解的时间大于1 h,采用Bonmin优化包时不能得到最优解;而对于本文模型而言,采用CPLEX工具包直接求解的时间小于1 min。由此可见,在改造措施大量接入的配电网投资规划中,本文所提基于关联规则驱动的投资规划优选模型可以更高效地得到最优的投资方案可行解。

3.2 配电网部分改造措施投资规划优选

由于表1所示部分改造措施的选址和数量会对配电网的可靠性造成较大的影响,如DG和配电自动化设备安装的不同位置、数量或容量,故以DG与二遥设备实施为例,考虑在节点9、23、30处安装DG及在节点9、26处安装二遥设备对EENS指标的影响,候选措施如图4所示。通过应用上述改造措施与EENS指标的神经网络,可以计算得到实施某些改造措施后的EENS值,如附录C中图C1—C3所示。当DG的安装容量增大及二遥设备安装数量增多时,EENS值呈下降趋势。这是因为这类措施有利于缓解负荷较重的节点的供电压力及提升故障区域的负荷转供能力。根据式(19),基于施行改造措施前、后的EENS指标数据,可以得到各类措施对降低配电网EENS指标的效益成本比如表2所示。

由表2可知,在节点增加二遥装置对EENS指标的改善作用最为明显。这是因为增加二遥等设备的

表2 各类改造措施的效益成本比

Table 2 Cost-effectiveness ratios of different reconstruction measurements

改造措施	γ_{BCR}	改造措施	γ_{BCR}
节点9安装二遥设备	0.9186	节点30安装DG	0.0197
节点26安装二遥设备	0.8359	节点9安装DG	0.0172
节点23安装DG	0.0206		

投资费用低廉,但却能够使线路发生故障时及时被隔离,转供的用户比例显著增加,从而减少配电网的EENS。相较而言,投资DG对降低EENS的效益成本比较低,这说明现阶段的配电网结构还不够完善,造成后续的DG投资在现阶段还不能对配电网可靠性带来更大的提升。此外,考虑到DG的不同选址对配电网EENS指标的影响,节点23安装DG对EENS值的降低效益最显著,节点30和节点9安装DG对EENS值的降低效益依次降低。这是因为DG在配电网中起到重要的转供作用,故靠近配电网上游区域的DG能够实现更多下游区段的故障负荷转供,故对配电网的EENS降低效益更为显著。

根据上述由神经网络预测得到的各类改造措施实施下的配电网EENS值,基于2.1与2.2节的投资模型,分别以配电网投资缺供电量指标降低最大和投资总费用最小作为目标,得到配电网的最优投资决策方案,如表3所示(表中 ΔI_E 、 $\Delta I_{E_{\max}}$ 分别为EENS降低量及其最大值)。

3.3 配电网各区域差异化投资规划优选

根据本文所提基于关联规则驱动的投资规划优选模型,算例中将按照配电系统中 L_1 — L_4 这4个不同片区的差异化可靠性建设要求,利用表1中的措施进行改造。 L_1 和 L_4 的供电可靠性要求较高, L_2 和 L_3 的供电可靠性要求相对较低,4个片区的供电可靠性指标建设目标分别为99.995%、99.95%、99.97%、99.993%。4个片区的配电网最优投资方案如表4所示。改造前、后的可靠性指标结果如表5所示。

由表4和表5可知,对于可靠性建设要求相对较低的 L_2 和 L_3 片区而言,通过一些基础设施建设改造和部分成本较低的配电自动化装置改造就可以达到供电可靠率的要求,如架空裸导线绝缘化改造、架空线增设分段开关、增设二遥与三遥装置等;而对于可靠性要求较高的 L_1 和 L_4 片区而言,则需要在基础设

表4 4个片区的配电网最优投资方案

Table 4 Optimal investment schemes of four areas in distribution network

改造措施	改造投资金额/万元			
	L_1	L_2	L_3	L_4
X_1	19.46	0	17.52	16.98
X_2	35.60	33.23	30.86	29.67
X_3	0.40	0.40	0.40	0.40
X_4	15.64	17.59	19.55	15.64
X_5	18.42	0	24.56	22.10
X_6	0.31	0.31	0.63	0.63
X_7	0.55	0.55	1.10	1.10
X_8	19.68	0	15.75	17.71
X_9	94.48	0	0	0
X_{10}	26.00	0	0	0
X_{11}	37.00	0	0	0
X_{12}	28.00	0	0	0
X_{13}	40.00	0	0	28.00
X_{14}	22.00	22.00	22.00	22.00
总计	357.54	74.08	132.37	154.23

表5 改造前、后的可靠性指标结果

Table 5 Reliability index results before and after reconstruction

片区	SAIDI / ($\text{h} \cdot \text{a}^{-1}$)		RS-3 / %	
	改造前	改造后	改造前	改造后
L_1	3.7894	0.5094	99.9567	99.9957
L_2	5.7549	2.9585	99.9343	99.9662
L_3	4.9837	2.1246	99.9431	99.9757
L_4	2.9789	0.5805	99.9660	99.9934

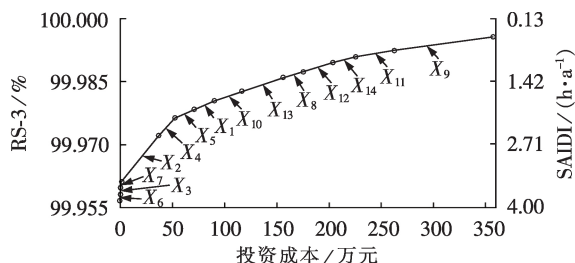
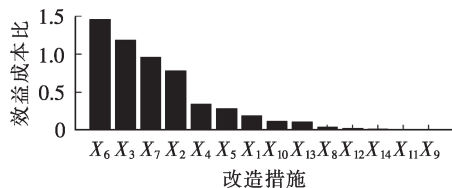
施建设改造较为成熟的基础上再增添分布式备电源及电缆线路闭环改造等措施,并且需要技术与管理水平提升。

上述投资决策以配电区域供电可靠率提升为目标,最优的改造流程也由片区中各类改造措施的效益成本比决定。以 L_1 片区为例,其最优改造过程中的RS-3、SAIDI指标值如图5所示,各类改造措施的效益成本比如图6所示。由于增加分段开关和二遥、三遥等配电自动化装置的投资费用低廉,同时能够使线路发生故障时及时被隔离、转供的用户比例显著增加,从而减少配电网的缺供电量,提升供电可靠率,故此类措施的效益成本比较高,优先施行。此外,由于配电片区 L_1 本身的设备故障率不低且转供率不高,故提升设备的性能及增加转供线路等基础设施亦能达到较好的效果。

表3 不同目标与约束下的配电网最优投资方案

Table 3 Optimal investment schemes of distribution network under different objectives and constraints

改造目标		约束条件	改造措施
EENS降低最大	$\Delta I_{E_{\max}} = 14.6\%$	$C_{\text{total}} \leq 15$ 万元	节点9、26加装二遥设备,节点9、23分别安装0.02、0.2 MW的DG
	$\Delta I_{E_{\max}} = 31.8\%$	$C_{\text{total}} \leq 31$ 万元	节点9、26加装二遥设备,节点9、23分别安装0.04、0.43 MW的DG
	$\Delta I_{E_{\max}} = 38.1\%$	$C_{\text{total}} \leq 38$ 万元	节点9、26加装二遥设备,节点9、23、30分别安装0.05、0.53、0.01 MW的DG
投资费用最小	$C_{\text{max}} = 6.93$ 万元	$\Delta I_E \geq 10\%$	节点9、26加装二遥设备,节点9、23分别安装0.01、0.09 MW的DG
	$C_{\text{max}} = 19.53$ 万元	$\Delta I_E \geq 20\%$	节点9、26加装二遥设备,节点23加装0.3 MW的DG
	$C_{\text{max}} = 66.14$ 万元	$\Delta I_E \geq 50\%$	节点9、26加装二遥设备,节点9、23、30分别安装0.03、1、0.01 MW的DG

图5 L_1 片区最优改造过程中的RS-3和SAIDI指标值Fig.5 RS-3 and SAIDI values in optimal reconstruction process of area L_1 图6 L_1 片区的各类改造措施的效益成本比Fig.6 Cost-effectiveness ratios of different reconstruction measurements in area L_1

4 结论

针对传统的计及完备潮流与网络安全约束的配电网投资规划模型在面对大量改造措施决策时存在求解速度慢及收敛性较差的问题,本文提出了一种基于改造措施与性能指标关联规则驱动的配电网投资规划优选模型与方法,构建了配电网投资决策的“快速通道”,并以可靠性指标为例,进行配电网优化投资规划优选,所得结论如下。

(1) 基于改造措施接入下的模拟输入样本,结合遗传算法选参的神经网络学习模型,可有效地挖掘各类改造措施与配电网可靠性指标的关联规则,快速得到可靠性指标结果。

(2) 利用基于神经网络的改造措施与可靠性指标关联规则代替传统投资规划模型中的潮流与网络安全约束,避免了传统方法繁琐的物理建模解析过程,实现基于关联规则分析的投资改造措施快速评估,有效地提升了投资规划优选模型的求解效率。结合优化算法进行求解,可以实现配电网的投资规划方案优选。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 李阳,刘友波,黄媛,等. 配电网中长期动态规划投资的标尺激励评价方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(6):95-102.
LI Yang, LIU Youbo, HUANG Yuan, et al. Yardstick motivation evaluation method for mid- and long-term dynamic planning investment of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(6): 95-102.
[2] 李文,崔文婷,冯建华,等. 考虑项目属性的中压配电网投资决策方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2018,30(5):50-55,62.
LI Wen, CUI Wenting, FENG Jianhua, et al. Decision-making

method for investment on medium-voltage distribution network considering project attributes[J]. Proceedings of the CSU-EPAS, 2018, 30(5): 50-55, 62.

- [3] XIANG Y, LIU J Y, LI F R, et al. Optimal active distribution network planning: a review[J]. Electric Power Components and Systems, 2016, 44(10): 1075-1094.
[4] 盛四清,范林涛,李兴,等. 基于帕累托最优的配电网多目标规划[J]. 电力系统自动化,2014,38(15):51-57.
SHENG Siqing, FAN Lintao, LI Xing, et al. Multi-objective planning of distribution network based on Pareto optimality[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(15): 51-57.
[5] XIANG Y, LIU J Y, LIU Y. Optimal active distribution system management considering aggregated plug-in electric vehicles [J]. Electric Power Systems Research, 2016, 131: 105-115.
[6] SAMPER M E, VARGAS A. Investment decisions in distribution networks under uncertainty with distributed generation: part I: model formulation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2331-2340.
[7] 张曦,刘友波,吕林,等. 计及高压配电网负荷转供的城市220 kV 片区电网供电能力分析[J]. 电网技术, 2017, 41(5): 1612-1618.
ZHANG Xi, LIU Youbo, LÜ Lin, et al. Total supply capability analysis of urban 220 kV area power system considering load transfer capability of HV distribution network[J]. Power System Technology, 2017, 41(5): 1612-1618.
[8] 向月,刘俊勇,魏震波,等. 考虑可再生能源出力不确定性的微电网能量优化鲁棒模型[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(19): 3063-3072.
XIANG Yue, LIU Junyong, WEI Zhenbo, et al. Robust model of microgrid energy optimization with uncertain renewable energy sources[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(19): 3063-3072.
[9] 苏韵掣,刘俊勇,刘友波,等. 大规模中压配电网可靠性建设改造措施优选模型及求解方法[J]. 电网技术, 2017, 41(1): 207-216.
SU Yunche, LIU Junyong, LIU Youbo, et al. Optimization model of selecting power supply reliability reconstruction measures in large-scale MV distribution network and its solution method[J]. Power System Technology, 2017, 41(1): 207-216.
[10] CHEN P W, TAO S, XIAO X N, et al. Uncertainty level of voltage in distribution network: an analysis model with elastic net and application in storage configuration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4): 2563-2573.
[11] 戴远航,陈磊,张玮灵,等. 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(5): 1173-1180.
DAI Yuanhang, CHEN Lei, ZHANG Weiling, et al. Power system transient stability assessment based on multi-support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(5): 1173-1180.
[12] POURAHMADI-NAKHLI M, SAFAVI A A. Path characteristic frequency-based fault locating in radial distribution systems using wavelets and neural networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(2): 772-781.
[13] PADRON S, HERNANDEZ M, FALCON A. Reducing under-frequency load shedding in isolated power systems using neural networks. Gran Canaria: a case study[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(1): 63-71.
[14] HEIDARI A, AGELIDIS V G, POU J, et al. Reliability worth analysis of distribution systems using cascade correlation neural networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 412-420.
[15] LI S, WANG P, GOEL L. A novel wavelet-based ensemble

- method for short-term load forecasting with hybrid neural networks and feature selection[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(3):1788-1798.
- [16] AL-MASRI A N, AB KADIR M Z A, HIZAM H, et al. A novel implementation for generator rotor angle stability prediction using an adaptive artificial neural network application for dynamic security assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3):2516-2525.
- [17] 左坤雨, 刘友波, 向月, 等. 基于信息互动的分布式可再生能源多代理交易竞价模型[J]. 电网技术, 2017, 41(8):2477-2484. ZUO Kunyu, LIU Youbo, XIANG Yue, et al. Multi-agent transaction bidding model for distributed renewable energy based on information interaction[J]. Power System Technology, 2017, 41(8):2477-2484.
- [18] XIANG Y, ZHOU L L, SU Y C, et al. Coordinated DG-tie planning in distribution networks based on temporal scenarios[J]. Energy, 2018, 159:774-785.
- [19] 刘洁颖, 刘俊勇, 黄媛, 等. 基于面板数据有序聚类的主动配电网规划场景降维技术[J]. 电网技术, 2017, 41(4):1132-1138. LIU Jieying, LIU Junyong, HUANG Yuan, et al. Scene dimensionality reduction technology in active power distribution network planning based on orderly clustering of panel data[J]. Power System Technology, 2017, 41(4):1132-1138.
- [20] 徐海东. 基于神经网络的电力系统短期负荷预测方法研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2011. XU Haidong. Research on power system short-term load forecasting method based on neural network[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2011.

作者简介:



柴雁欣

柴雁欣(1995—),女,陕西宝鸡人,硕士研究生,主要研究方向为配电网投资规划(E-mail: ziqi_chai@163.com);

向月(1987—),男,重庆人,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为配电网规划(E-mail: xiang@scu.edu.cn);

刘俊勇(1963—),男,四川成都人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为配电网规划、电力市场、大数据(E-mail: liujy@scu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Optimization model and method of distribution network investment planning driven by correlation rules for reliability improvement

CHAI Yanxin, XIANG Yue, LIU Junyong

(College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: With the access of clean energy and the deepening of the interaction between supply and demand, the current investment planning optimization models with complete power flow equations and network security constraints have the problems of cumbersome calculation and poor convergence in the face of a large number of reconstruction measurements. An optimization model and method for distribution network investment planning is proposed based on the correlation rules between reconstruction measurements and reliability index instead of power flow and network security constraints. In this model, the correlation rules between the reliability index of distribution network and reconstruction measurements is realized by choosing appropriate machine learning algorithm. Based on the analysis of correlation rules between reliability and reconstruction measurements, the optimization model of distribution network investment planning driven by correlation rules is established with the objective of the maximum reliability improvement and the minimum investment cost respectively, and the improvement benefit of various reconstruction measurements to the reliability index of distribution network is considered to realize the optimized decision of distribution network investment planning scheme. An example is given to verify the feasibility and effectiveness of the proposed optimization model and solution method.

Key words: distribution network; investment planning; correlation rules; machine learning; reconstruction measurements; reliability; optimized decision; models

附录 A 基于神经网络的关联规则分析示例

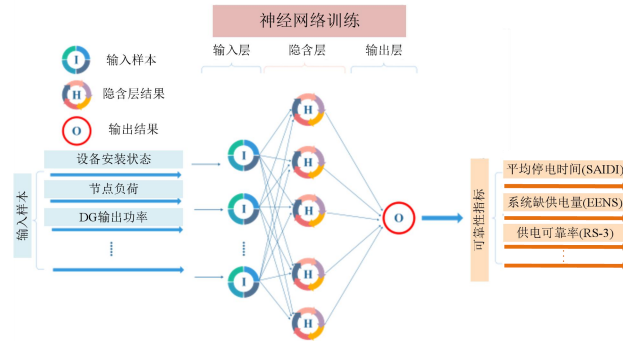


图 A1 基于神经网络的关联规则分析示例

Fig.A1 Correlation rule analysis sample based on neural network

附录 B 配电系统与改造措施投资成本参数

表 B1 改造措施投资成本参数

Table B1 Cost data of renovation schemes

改造措施	C^{ln}	C^{Op} 占 C^{ln} 比例/%	m/a	改造措施	C^{ln}	C^{Op} 占 C^{ln} 比例/%	m/a
X_1	13.2 万元/km	3	20	X_8	25 万元/km	4	20
X_2	14.7 万元/km	3	15	X_9	400 万元/MW	4	20
X_3	2.5 万元/个	3	15	X_{10}	26 万元	—	—
X_4	11.4 万元/km	4	15	X_{11}	37 万元	—	—
X_5	15.6 万元/km	4	20	X_{12}	28 万元	—	—
X_6	2 万元/个	4	20	X_{13}	40 万元	—	—
X_7	3.5 万元/个	4	20	X_{14}	22 万元	—	—

附录 C DG 与二遥装置对系统缺供电量的影响

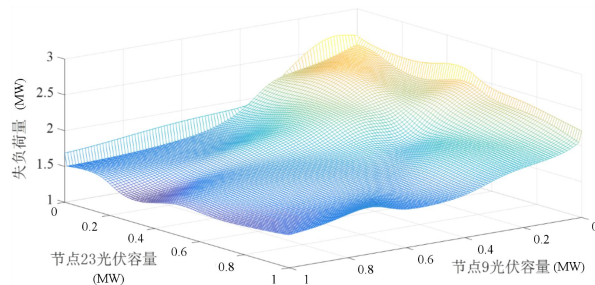


图 C1 节点 9 与 23 安装 DG 时的缺供电量（节点 9 与 26 均未安装二遥）

Fig.C1 Energy not supplied with DG at bus 9 and 23(no remote terminal at bus 9 and 26)

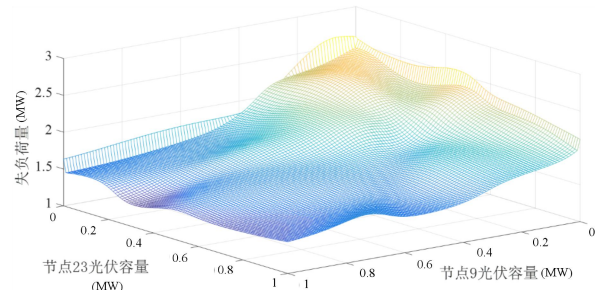


图 C2 节点 9 与 23 安装 DG 时的缺供电量（节点 9 与 26 均安装二遥）

Fig.C2 Energy not supplied with DG at bus 9 and 23 (both remote terminals at bus 9 and 26)

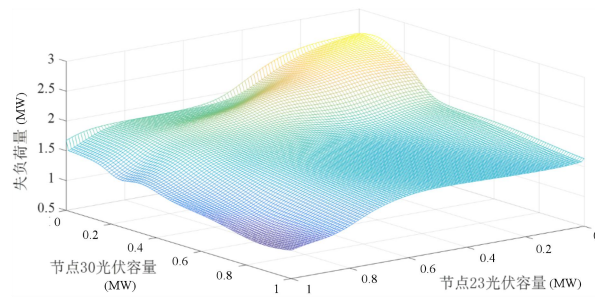


图 C3 节点 23 与 30 安装 DG 时的缺供电量（节点 9 与 26 均安装二遥）

Fig.C3 Energy not supplied with DG at bus 23 and 30(both remote terminals at bus 9 and 26)