

电力系统两阶段紧急切负荷控制智能预决策

胡泽¹, 曾令康¹, 姚伟^{1*}, 石重托¹, 李晟¹, 汤涌², 文劲宇¹

(1. 强电磁技术全国重点实验室(华中科技大学), 湖北省 武汉市 430074;

2. 中国电力科学研究院有限公司, 北京市 海淀区 100192)

Intelligent Pre-decision of Two-stage Emergency Load Shedding Control in Power Systems

HU Ze¹, ZENG Ling kang¹, YAO Wei^{1*}, SHI Zhong tuo¹, LI Sheng¹, TANG Yong², WEN Jinyu¹

(1. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Technology (Huazhong University of Science and Technology),

Wuhan 430074, Hubei Province, China;

2. China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: Power system simulation analysis is an important technology in the field of safety and stability control, which can be used to formulate and verify emergency control measures. The traditional manual analysis of simulation data to decide emergency control measures relies heavily on expert experience, which is time-consuming and labor-intensive when applied to complex large power grids. In this paper, a two-stage emergency load shedding control intelligent pre-decision method is proposed. The first stage decides the load shedding point, and the second stage decides the load shedding amount. Firstly, based on the simulation data, three voltage instability modes are distinguished: pure voltage instability, coupled voltage instability and mixed voltage instability, and different load screening methods are used respectively; Estimate the total amount of load shedding required for the system to restore stability, and allocate it according to the load order. Combined with the temporary stability simulation, the effectiveness of the control measures is verified, and the amount of decision-making is adjusted. Taking my country's Northeast Power Grid as an example, the simulation study verifies the advantages of the proposed two-stage intelligent decision-making method in terms of effectiveness, rapidity and accuracy compared with the fully iterative trial-and-error method when the emergency control measures of the large power grid are formulated.

KEY WORDS: power grid simulation analysis; transient voltage instability; emergency control; load shedding; light gradient boosting machine

摘要: 电力系统仿真分析是安全稳定控制领域重要技术, 可

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1866602)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (U1866602).

以用于制定与校验紧急控制措施。传统的人工分析仿真数据以决策紧急控制措施的工作模式严重依赖专家经验, 在应用于复杂大电网时显得耗时耗力。该文提出一种两阶段紧急切负荷控制智能预决策方法, 第一阶段决策切负荷点, 第二阶段决策切负荷量。首先基于仿真数据, 区分3种电压失稳模式: 纯电压失稳、耦合电压失稳和混合电压失稳, 分别采用不同的负荷筛选方法; 然后基于轻量级梯度提升机算法, 根据仿真数据直接预估系统恢复稳定所需的切负荷总量, 按负荷排序进行分配。结合暂稳仿真校验控制措施的有效性, 调整决策量。以我国东北电网为例进行仿真研究, 验证了在大电网紧急控制措施制定时, 所提两阶段智能决策方法相比完全迭代试凑方法在有效性、快速性和准确性方面的优势。

关键词: 电网仿真分析; 暂态电压失稳; 紧急控制; 切负荷; 轻量级梯度提升机

0 引言

电网仿真分析广泛应用于电网运行、规划、安全稳定防御等领域, 是大电网一项重要的基础性支撑技术^[1-2], 包括仿真计算和仿真数据分析两部分。仿真计算已经较为成熟, 而仿真数据分析相对落后。仿真数据分析中的一个重要内容是基于仿真数据进行大电网电压失稳时的紧急控制。作为我国电力系统安全稳定运行的第二道防线, 紧急控制是在严重故障或扰动发生后, 维持系统暂态安全稳定不可或缺的重要措施^[3-4]。切负荷控制是针对暂态电压失稳最有效和最常用的措施^[5]。目前针对紧急切负荷控制, 普遍采用离线预决策, 实时工况匹配执行的模式^[6]。离线预决策一般由电网运行技术专家执行, 他们结合领域知识和运行经验分析暂态仿真结果, 通过不断试错与调整得到有效的紧急切负荷措

施。然而，由于现代大型互联复杂电力系统的典型运行工况和暂态电压失稳故障太多，人工离线预整定的工作模式已变得非常耗时耗力。

针对上述问题，现有研究中提升工作效率的方法大致可分为3大类。其一，是基于潮流方程的静态分析方法，结合电力系统潮流平衡方程，推导出有功电压灵敏度^[7-8]、负荷阻抗与系统阻抗比值^[9]等，用以指导决策切负荷点和切负荷量。此过程将电压稳定问题视为静态问题，无需系统暂态过程信息，但是得出的决策措施往往较为粗略。其二，是基于启发式算法的自动搜索方法，结合电力系统暂态稳定仿真计算，考虑系统动态过程，利用遗传算法^[10]、粒子群算法^[11]和贪心算法^[12]等搜索有效的暂态电压紧急控制措施。然而，此类方法模型求解困难，且需要大量的暂态仿真计算，在电力系统规模较大时，耗时比较严重。其三，是基于暂态过程控制变量灵敏度的分析方法，利用切负荷量对暂态稳定裕度的灵敏度^[13]、切负荷控制向量的轨迹灵敏度^[14]、节点电压相对于控制变量的轨迹灵敏度^[15]等将难以求解的非线性模型转化为容易求解的其他模型，反复迭代运算。此类方法模型求解简单，精度较高，但是轨迹灵敏度计算需要增加额外的暂态稳定仿真计算，也较为耗时。

近年来，随着计算能力的提升，人工智能得到了长足发展，在电压稳定控制中得到了初步的应用。文献[16]基于深度强化学习，考虑发电机制动和切负荷制定紧急控制方案。文献[17]通过主成分分析提取特征，利用神经网络建立系统状态与电压稳定控制方法之间的联系。文献[18]提出一种分层数据驱动方法，第一层神经网络确定最佳切负荷位置，第二层神经网络确定最佳切负荷量。总的来说，现有文献对于电压失稳的表现形式并未加以区分，一些情况下往往难以得到有效的控制措施。其次，人工智能应用于大电网紧急切负荷控制措施制定时，存在可选负荷多，切负荷量连续，输出变量高维，导致训练困难的问题，很难直接一次性得到有效的控制措施。

微软公司提出的 LightGBM 算法，在传统决策树算法的基础上引入单边梯度采样和互斥特征绑定，具有训练速度快、准确率高等方面的优势^[19]，已应用于配电网故障定位^[20]、电能质量扰动识别^[21]、电力系统暂态稳定评估^[22]等方面。将电网机理分析与人工智能方法有机结合，有望加快大电网

紧急控制措施制定。

为了提高离线紧急控制措施制定的有效性、快速性和精准性，本文提出一种融合人工智能算法的两阶段紧急控制决策方法。第一阶段从仿真数据分析出不同的电压失稳表现，并基于仿真数据分析得到排序后的有效的切负荷点。第二阶段基于 LightGBM 算法从仿真数据中预估出较为精确的切负荷量，并按排序顺序分配到第一阶段决策的敏感负荷点，执行切负荷操作，而后根据切负荷后系统稳定与否进行决策量的微调。在实际东北电网仿真验证了本文方法的有效性。

1 紧急切负荷决策框架

电力系统紧急切负荷控制的基本框架如图1所示，离线预决策阶段可分为以下几个步骤：

1) 预想暂态电压失稳场景生成：设置可能的潮流运行方式，执行暂态仿真计算，校验电力系统在预想故障集下的暂态稳定性。

2) 主导失稳模式判别：当严重故障发生后电力系统暂态失稳时，根据暂态仿真数据判别主导失稳模式^[23]。若判断为暂态电压失稳，则执行两阶段紧急切负荷控制措施智能预决策。

3) 两阶段紧急切负荷措施：第一阶段筛选切负荷节点，在进一步判别电压失稳模式后，采用对应方法筛选电压敏感的负荷节点，并予以排序备切。第二阶段确定切负荷量，采用 LightGBM 算法预估近似的切负荷总量，将其按照排序分配到敏感负荷点，基于暂态稳定仿真校验措施的有效性以调整控制措施量，最后将控制措施编入操作手册。

至此，紧急切负荷控制方案的离线预决策过程结束。电网实际运行过程中，调度中心根据 SCADA/EMS 系统实时监测当前运行状态。当电力系统遭受严重故障或扰动后，若存在暂态电压失稳风险，在线匹配分析工具根据能立刻提供当前的控制措施，迅速下达相应的切负荷指令，将电力系统恢复至正常运行状态。显然，在线匹配紧急控制措施基于操作手册展开，所触发紧急控制措施的性能取决于实时运行方式与离线整定的潮流运行方式匹配度。因此，“离线预决策-在线匹配”框架下紧急切负荷控制的关键与工作重点在于“离线预决策”。

为了提高“离线预决策”的有效性、快速性和精准性，本文结合经验知识与智能算法，提出一种两阶段的紧急切负荷控制智能决策方法。基于仿真

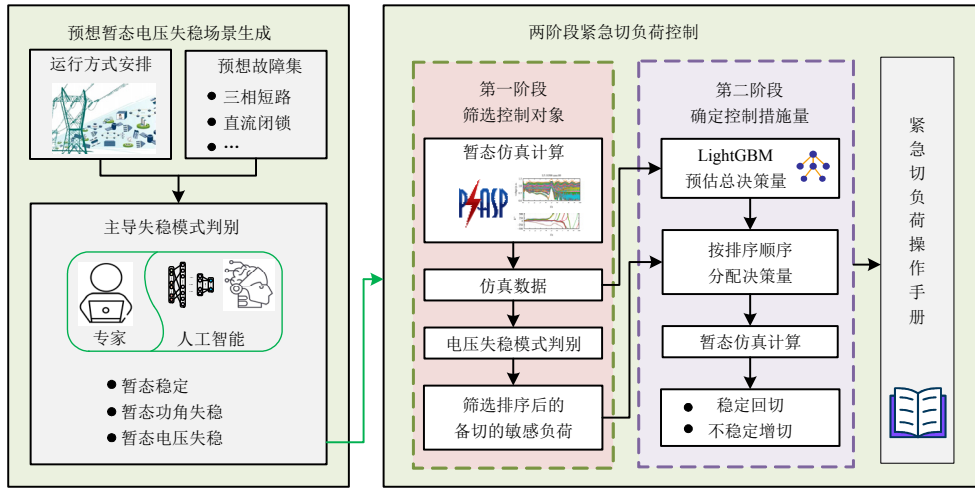


图1 紧急切负荷控制的离线预决策框架

Fig. 1 Offline pre-decision framework for emergency load shedding control

数据分析，第一阶段根据暂态稳定经验知识筛选切负荷点，第二阶段根据智能算法确定切负荷量。

2 第一阶段——筛选控制对象

电力系统暂态失稳一般分为功角失稳，电压失稳和频率失稳^[24]。暂态电压稳定性判别本文采用经验方法，即所有母线电压的最低值在故障切除后一段时间后能恢复到0.8 pu以上：

$$\min_{t \in [t_1 + \Delta t_1, t_1 + \Delta t_2]} V(t) > 0.8 \quad (1)$$

式中： Δt_1 、 Δt_2 为考虑的暂态电压恢复时间； $V(t)$ 为标么值。

实际运行中，由于潮流运行方式和故障位置不同，暂态电压失稳模式存在不同的表现形式，不同形式下有效切负荷点有不同。某些工况下只有电压发生失稳，功角是稳定的；另外一些工况下功角失稳与电压失稳往往相互耦合，呈现出耦合失稳的表现形式；特别地，两种表现形式可能混合交织在一起，表现为前两种失稳模式的混合，表示部分电压持续低落，部分电压振荡，电压低落与电压振荡混合在一起。为此，本文区分了3种暂态电压失稳表现形式——纯电压失稳，耦合电压失稳和混合电压失稳，分别采用不同的备切负荷筛选方法，提高切负荷点筛选的有效性。

2.1 纯电压失稳

2.1.1 纯电压失稳表现形式

纯电压失稳模式下，电压和功角表现形式如图2所示。可以看到，在此种运行工况和故障条件下，故障切除后，部分母线电压持续低落，所有发电机的相对功角稳定。此时不存在电压失稳和功角

失稳的耦合关系，是故障导致的系统某区域电压失稳。此种电压失稳一般在长辐射状链路末端发生严重故障，而故障线路往送端部分方向有足够无功支撑时表现出来。

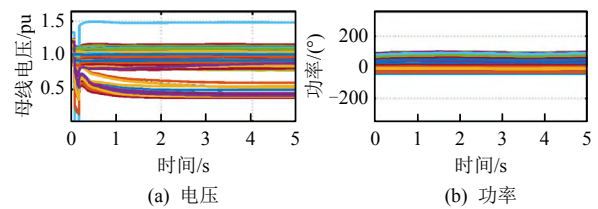


图2 纯电压失稳下电压和功角曲线

Fig. 2 Voltage and power angle curves under pure voltage instability

2.1.2 纯电压失稳下控制对象筛选方法

按照负荷电压由低到高排序，得到负荷序列：

$$\begin{cases} L = [L_s^1, \dots, L_s^i, L_s^{i+1}, \dots, L_s^n] \\ \text{s.t. } V_1 \leq \dots \leq V_i \leq V_{i+1} \leq \dots \leq V_n \end{cases} \quad (2)$$

式中 L_s^n 表示按照母线电压 t_0 时刻由低到高排序后的负荷节点 n 。即可按照低电压筛选方法得到考虑优先级顺序的敏感负荷。

2.2 耦合电压失稳

2.2.1 耦合失稳表现形式

耦合电压失稳模式下，电压和功角表现形式如图3所示。可以看出，在此种运行工况和故障条件下，故障切除后，母线电压持续降低，而后振荡失稳。此时功角失稳与电压失稳耦合，主导失稳模式判别为电压失稳。主导电压失稳下，随着母线电压的降落，部分发电机的功角相对摆开，功角失稳。此种失稳为系统级的电压失稳，一般在网架复杂地区发生严重故障后表现出来。

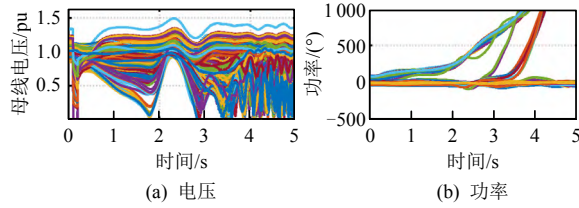


图 3 耦合电压失稳下电压和功角曲线
Fig. 3 Voltage and power angle curves under coupled voltage instability

2.2.2 耦合失稳下控制对象筛选方法

通过暂稳仿真得到负荷无功功率时序变化情况，筛选出两种待选的负荷序列。

第一种负荷序列考虑故障前与故障后负荷无功功率的突变情况：

$$\Delta Q = Q(t_1) - Q(t_2) \quad (3)$$

式中： t_1 为故障发生时刻； t_2 为切除故障时刻。

相对于低电压排序，由于负荷模型和参数的不同，某些情况下电压低的负荷消耗的无功功率并不大，而暂态电压失稳需要在有效负荷点切除一定量级负荷才能恢复暂态稳定，需要的暂稳仿真次数过多，大电网尤为耗时。因此，考虑负荷功率的排序在按照优先级试切时往往更加快速和有效。按照无功功率变化量由大到小排序，得到备选负荷序列 1：

$$\begin{cases} L_1 = [L_{s1}^{\Delta Q_1}, \dots, L_{s1}^{\Delta Q_n}] \\ \text{s.t. } \Delta Q_1 \geq \dots \geq \Delta Q_i \geq \Delta Q_{i+1} \geq \dots \geq \Delta Q_n \end{cases} \quad (4)$$

式中 $L_{s1}^{\Delta Q_n}$ 表示按照排序方法 1 得到的序列中的负荷节点 n 。

第二种负荷序列考虑故障持续期间 t_2 时刻负荷无功功率的幅值量大小。某些工况下，距离负荷中心的区域发生故障，部分负荷电压无明显下降，此时按照第一种负荷序列试切往往无法得到可行解。考虑到暂态失稳主要由于送受端功率不平衡，此时切除故障中无功功率大的受端负荷更为有效。按照由无功功率幅值量由大到小排序，得到备切负荷序列 2：

$$\begin{cases} L_2 = [L_{s2}^Q, \dots, L_{s2}^Q, L_{s2}^{Q_{n1}}, \dots, L_{s2}^{Q_n}] \\ \text{s.t. } Q_1 \geq \dots \geq Q_i \geq Q_{i+1} \geq \dots \geq Q_n \end{cases} \quad (5)$$

式中 L_{s2}^Q 表示按照排序方法 2 得到的序列中的负荷节点 n 。

定义评价暂态电压稳定程度的指标。暂态电压严重程度指数(transient voltage severity index, TVSI), 已经广泛用于暂态电压稳定分析中^[25]。TVSI 定义为

$$TVSI = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{t=t_c}^T TVDI_{i,t}}{m(T-t_c)} \quad (6)$$

式中： m 是系统的母线总数； T 是暂态稳定仿真时间； t_c 是故障切除时间。其中暂态电压偏离程度指数(transient voltage deviation index, TVDI)定义为

$$TVDI_{i,t} = \begin{cases} \frac{|V_{i,0} - V_{i,t}|}{V_{i,0}}, & \frac{|V_{i,0} - V_{i,t}|}{V_{i,0}} \geq \alpha \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $V_{i,t}$ 为母线 i 时刻 t 的电压幅值； $V_{i,0}$ 为故障前母线电压幅值； α 是电压幅值偏差的安全阈值，一般取 10%^[18]。同时， α 值可根据实际稳定性要求进行调整。TVSI 的含义如图 4 所示，通过时域仿真计算其值。TVSI 是所有母线上的 TVDI 的平均值，表示整个系统的电压性能。其值越小，电压性能越好。

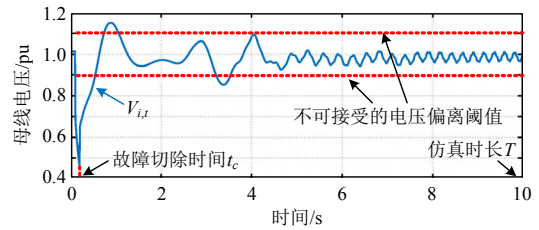


图 4 TVSI 概念示意图

Fig. 4 Schematic diagram of TVSI concept

现考虑两种负荷序列的灵敏度，定义负荷序列灵敏度：

$$s(L_i) = \frac{TVSI(0) - TVSI(L_i)}{TVSI(0)} \quad (8)$$

式中：TVSI(0)表示未切除负荷时的暂态电压稳定程度；TVSI(L_i)表示 L_i 负荷序列切除一部分负荷后的暂态电压稳定程度； $s(L_i)$ 表示第 i 个负荷序列的切负荷灵敏度。

由于故障发生后，无法预先知道哪种负荷序列更为有效。只需首次迭代时分别试切相同的负荷量，选取灵敏度大的负荷序列，即：

$$L = \max[s(L_1), s(L_2)] \quad (9)$$

式中 L 为最终敏感负荷序列。

2.3 混合电压失稳

2.3.1 混合电压失稳表现形式

混合电压失稳模式下，电压和功角表现形式如图 5 所示。可以看出，在此种运行工况和故障条件下，故障切除后，部分母线电压持续降低，而后振荡失稳，部分母线电压持续低落。此时功角失稳与电压失稳耦合，主导失稳模式判别为电压失稳。主

导电压失稳下,随母线电压的降落,发电机功角相对摆开,功角失稳。此时前述两种电压失稳表现形式交杂在一起。此种失稳也为系统级的电压失稳,一般在长辐射状链路末端发生严重故障后,而故障线路往送端部分方向无足够无功支撑时表现出来。

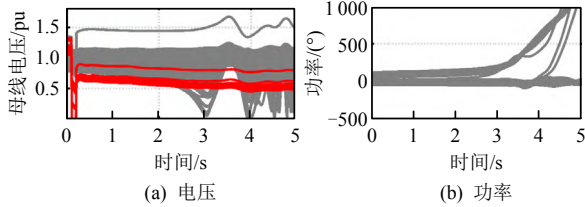


图5 混合电压失稳下电压和功角曲线
Fig. 5 Voltage and power angle curves under mixed voltage instability

2.3.2 混合电压失稳下控制对象筛选方法

首先按照式(9)中处理耦合电压失稳的方法筛选出敏感负荷序列,并按照优先级顺序依次试切负荷,监测电压失稳表现形式的变化。当切负荷达到一定量级后,送端方向无功功率支撑足够,此时电压失稳表现形式会转化为纯电压失稳。然后按照式(2)纯电压失稳的方法筛选出敏感负荷序列,按照优先级顺序依次切负荷,直至暂态电压恢复稳定。

综上,不同电压失稳表现形式下的负荷筛选方法如表1所示。

表1 不同电压失稳表现形式下的负荷筛选方法
Table 1 Load screening method under different forms of voltage instability

电压表现形式	筛选方法
纯电压失稳	电压低落点
耦合电压失稳	无功突变量,无功幅值量其中之一
混合电压失稳	先按耦合电压失稳筛选,后按纯电压失稳筛选

3 第二阶段——确定控制措施量

第一阶段根据暂态仿真数据筛选出考虑切负荷优先级的敏感负荷序列后,第二阶段需要进一步决策出切负荷量。本文采用 LightGBM 从仿真数据中直接预估初始总决策量,避免大量的试凑迭代计算,减少决策耗时。然后,在敏感负荷序列按照优先级顺序进行决策量的分配。考虑到预估决策量与实际决策量的偏差,最后结合暂态稳定仿真对控制措施进行校验,并相应调整决策量。

3.1 LightGBM 简介

LightGBM 是一种使用单边梯度采样和互斥特征绑定算法的分布式梯度提升树框架^[19]。采用逐叶生长策略不断迭代训练以得到最优模型。具有训练

速度快、准确率高、内存占用少、支持并行学习、可处理大规模数据等方面的优势。

给定一个训练集 $\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{y}^{(n)})\}_{n=1}^N$, 定义目标函数 $\mathcal{R}_{\mathcal{D}}(\theta)$:

$$\mathcal{R}_{\mathcal{D}}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathcal{L}[y^{(n)}, f(\mathbf{x}^{(n)}; \theta)] + \Omega(\theta) \quad (10)$$

式中: θ 为模型的参数; N 为样本总数; $\mathbf{x}^{(n)}$ 为第 n 个样本的输入向量; $f(\mathbf{x}^{(n)}; \theta)$ 为在参数 θ 下第 n 个样本的估计值; $y^{(n)}$ 为第 n 个样本的标签值; $\Omega(\theta)$ 为参数 θ 下的正则化项,避免模型过拟合。

训练目标是找到一组参数 θ^* 使目标函数最小化,即:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} \mathcal{R}_{\mathcal{D}}(\theta) \quad (11)$$

训练时, LightGBM 每次从当前所有叶子中,找到分裂增益最大的一个叶子,然后分裂,不断循环,如图 6(a)所示。不同于大部分决策树不加区分对待同一层叶子,如图 6(b)所示,在分裂次数相同的情况下, LightGBM 可以降低更多误差,得到更好的精度。

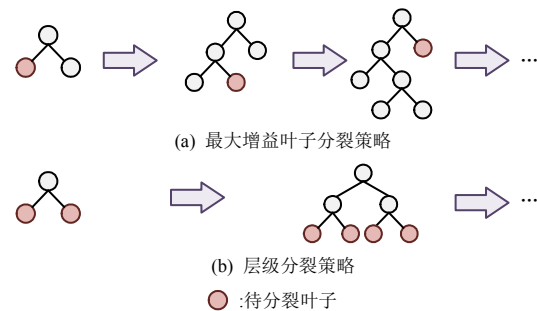


图6 决策树生长的不同策略

Fig. 6 Different strategies for decision tree growth

LightGBM 采用单边梯度抽样算法。每一步迭代首先计算样本梯度,然后基于梯度的绝对值对样本进行排序,取出前 $a\%$ 梯度大的样本和剩下样本的 $b\%$ 。在计算增益时,通过乘上 $(1-a)/b$ 来放大梯度小的样本权重。一方面,梯度大的样本说明训练不足,可以在训练过程中给予更多的关注,另一方面,通过权重的改变防止梯度排序采样对原始数据分布造成过大的影响,避免最终训练效果不佳。通过更小的数据量获得相当准确的信息增益估计,减少了增益计算的复杂度。其次, LightGBM 采用互斥特征绑定采样算法,减少特征维度,提高计算效率。其将特征按照非零值的个数排序,计算不同特征之间的冲突比率,遍历每个特征并尝试合并特征,使冲突比率最小化。

3.2 基于 LightGBM 预估初始决策总量

大电网仿真数据具有海量、高维、稀疏、复杂时空关联等方面的特点。LightGBM 训练速度快、训练精度高、内存占用少等优势，适用于大电网仿真数据的训练。因此，本文采用 LightGBM 实现决策总量的预估。

3.2.1 模型框架

模型框架为通过 LightGBM 建立起从故障后观察窗口内的暂稳仿真时序数据到系统初始切负荷总量的直接映射关系，如图 7 所示。该方法绕开大电网复杂的物理机理，直接建模输入与输出的映射关系，能够更加快速和精确地获得暂态电压失稳后的初始切负荷总量。

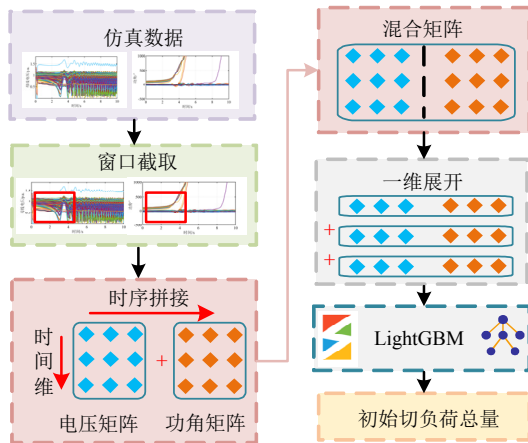


图 7 LightGBM 预估初始决策总量框架

Fig. 7 Framework for LightGBM estimating initial load shedding

由于电压失稳与功角失稳往往相互耦合，功角变量和电压变量都与预估的切负荷总量存在复杂的非线性关系，因此将两者都作为模型的输入。具体来说，从原始仿真数据中提取观察窗口的一部分功角和电压值，按照时序维拼接后，并按电压维和功角维展开成一维向量的形式，以便于 LightGBM 处理：

$$\mathbf{h} = [U_{1,1}, U_{1,2}, \dots, U_{1,B}, \dots, U_{T,1}, U_{T,2}, \dots, U_{T,B}, \delta_{1,1}, \delta_{1,2}, \dots, \delta_{1,M}, \dots, \delta_{T,1}, \delta_{T,2}, \dots, \delta_{T,M}] \quad (12)$$

式中： \mathbf{h} 为输入模型的一维向量； $U_{i,j}(i=1,2,\dots,T,j=1,2,\dots,B)$ 表示 i 时刻 j 号母线的电压； $\delta_{i,k}(i=1,2,\dots,T,k=1,2,\dots,M)$ 表示 i 时刻第 k 台发电机的功角值； T 为观察窗口的采样点数， B 为系统母线总数， M 为系统发电机总数。

3.2.2 样本集生成与标注

机器学习模型需要大量的样本来进行训练，因此，可模拟实际运行情况，设置不同的潮流方式下不

同的故障工况，通过仿真计算，生成一系列样本。具体来说，可以调节发电机出力和负荷功率需求得到一系列合理的潮流运行方式。在每个潮流方式方式下，设置不同的故障线路，故障线路的不同故障位置，故障持续时间和负荷电动机比例进行暂态稳定仿真，并进行主导失稳模式识别^[23]，提取出暂态电压失稳的对应的样本的初始运行状态和故障工况。

结合筛选出的考虑优先级的敏感负荷，依次按照优先级顺序由高到低试切负荷，结合暂态稳定仿真校验控制措施，直至暂态电压恢复稳定。

设 Δl 表示固定的切负荷步长， Δl_h^k 表示第 k 轮迭代编号为 h 负荷的更新步长。基于迭代试凑的暂态电压稳定控制措施制定算法如图 8 所示。

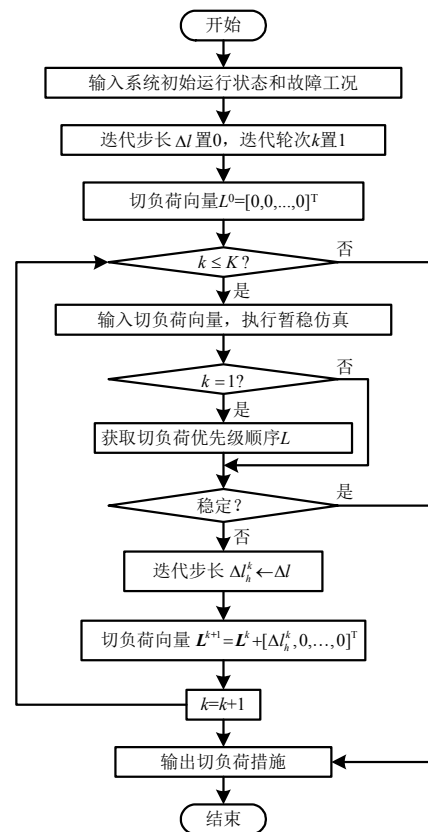


图 8 基于迭代试凑的暂态电压稳定控制措施

Fig. 8 Transient voltage stability control measures based on iterative trial-and-error

3.3 融合智能算法的两阶段切负荷流程图

融合智能算法的电力系统两阶段切负荷流程图如图 9 所示。第一阶段为筛选控制对象。区分 3 种电压失稳模式，分别采用不同的负荷筛选方法；第二阶段为决策控制量，由 LightGBM 直接预估初始的决策总量，相当于给定了迭代的基值，按照负荷排序顺序的迭代方向分配负荷量，先切完排序靠前的负荷，再切除排序靠后的负荷。分配负荷量后，

需要调用暂态稳定仿真检验控制措施的有效性。如果稳定，回切一部分负荷直到系统暂态电压失稳，取最后一次稳定的控制措施作为最终控制措施；如果不稳定，增切一部分负荷直至稳定。标志符 g 为 1 时指示回切，回切至不稳定时程序结束；标志符 g 为 0 时指示增切，增切至稳定时程序结束。切负荷次数 n 为 0 指示初次迭代时分配决策量， n 不为 0 指示混合电压失稳转为纯电压失稳后不需分配，限制最大增切回切次数为 10 次。

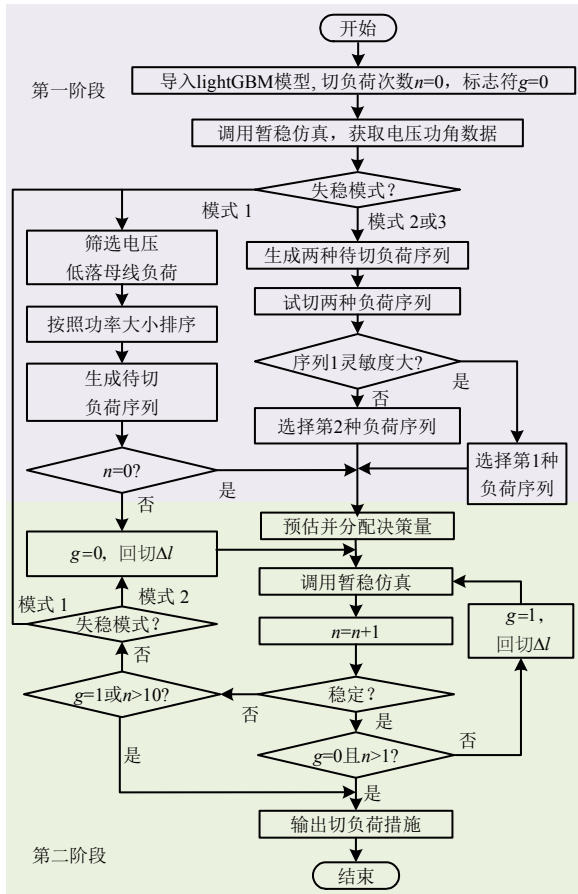


图9 融合智能算法的两阶段切负荷流程图

Fig. 9 Two-stage load shedding flow chart with integrated intelligent algorithm

4 算例研究

本文所提的知识经验与智能算法相结合的针对暂态电压失稳的两阶段切负荷方法用于大电网暂态电压失稳仿真数据分析，以实现离线紧急电压控制措施智能预决策。选用我国东北电网模型进行算例研究，验证所提方法在有效性，快速性和准确性方面的优势。该模型与实际仿真分析中所用电网模型基本一致。常用运行方式下，全网共 2 179 条母线，500 kV 及以上母线 315 条；交流线路通常开启 2 300 条，直流线路通常开启 5 条；负荷通常开

启 700 个；发电机组通常开启 200 个。东北电网实际拓扑如图 10 所示。

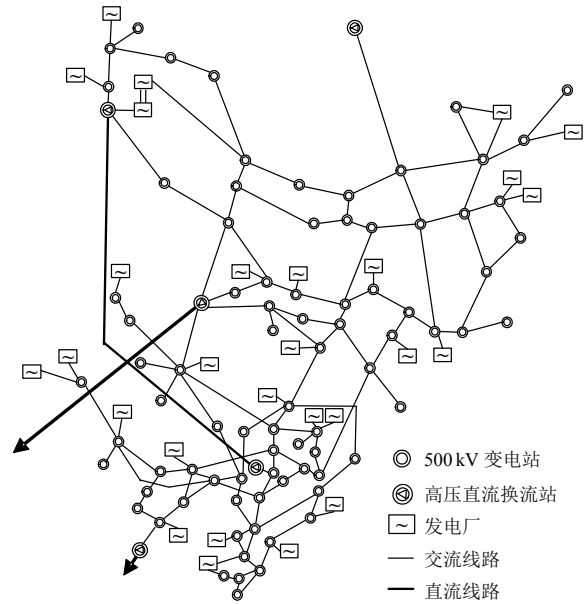


图10 东北电网拓扑图

Fig. 10 Northeast china power grid topology

仿真条件设置为 t_1 秒等于 0.1 时 500 kV 线路发生三相短路故障， t_2 等于 0.2 s 切除故障^[6]， t_3 秒等于 0.3 s 切负荷^[6]，单步迭代步长 Δt 取 30%。

两阶段紧急切负荷控制智能预决策算法研究及验证的硬件平台为 CPU Intel® Core(TM)i9-10 900 K@3.70 GHz，RAM 64 GB，GPU Nvidia Geforce RTX 2080 Super，暂态仿真采用 PSASP，LightGBM 模型训练采用 Pytorch。

4.1 切负荷地点筛选有效性验证

本文区分电压失稳表现形式的综合筛选方法与两种方法进行了对比。第 1 种是传统的基于故障后经 t_4 等于 0.5 s 后电压幅值大小由低到高筛选负荷^[26]。第 2 种是文献[26]提出的基于故障前后负荷导纳的变化由高到低筛选负荷的方法。

对比设置 1：设置不同的潮流和故障工况如表 2 所示，生成电压失稳样本，进行整体比较。

表2 东北电网样本生成方案

Table 2 Sample Generation scheme for northeast power grid

算法	具体设置	种类数
潮流水平	潮流样本选 4 种	4
负荷电动机成分比例	60%	1
故障线路	所有 500kV 线路	313
故障位置	2%，50%	2
故障持续时间	0.1s	1
故障类型	三相金属性短路并切线	1

具体来说，通过同时修改发电机出力和负荷水平得到 4 种典型的潮流运行方式；负荷采用恒阻抗并联感应电动机模型，其中负荷电动机成分比例占比设置为 60%；故障线路遍历所有 500 kV 交流线路；故障位置为每一条线路全长的 2%和 50%；故障持续时间为 0.1 s，生成了 1 808 个电压失稳样本。

定义切负荷有效率(effective rate, ER):

$$ER = q/Q \tag{13}$$

式中： q 表示能得到有效的切负荷措施的算例个数； Q 表示总算例个数。

采用算法 1 循环迭代方法，不同筛选方法的在所有电压失稳样本的整体对比情况如图 11 所示。从图中可以看出，本文方法筛选的整体有效率更高，为 97.5%；平均迭代次数更少，为 10.33 次；平均耗时也更少，为 299.95 s；平均切负荷量较少，为 1 003.93 MW，说明筛选的负荷点更为有效和灵敏。无解的工况可能是主导失稳模式判别出错，离线决策过程中可以尝试切除发电机。

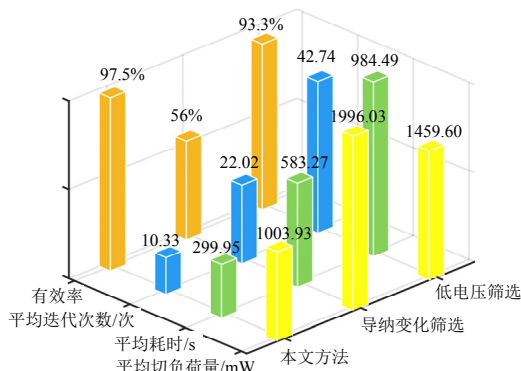


图 11 不同负荷筛选方法对比

Fig. 11 Comparison of different load screening methods

对比设置 2: 按照负荷灵敏度顺序依次切负荷，直到系统稳定，其中试切量为 3 000MW，迭代步长为 50%。如果切负荷量超过 3 500MW，认为无可行解。不同故障工况下对比结果如表 3 所示，其中斜杠表示该方法无解。可以看出，低电压筛选方法和导纳变化筛选方法各存在彼此不能得到可行解的工况(工况 1、2、3)，此些工况下本文方法能得到

表 3 不同工况决策切负荷量大小对比

Table 3 Comparison of load shedding amount in decision-making under different working conditions

工况	失稳模式	切负荷量/MW		
		低电压筛选	导纳变化筛选	本文方法
1	耦合失稳	—	730.5	819.2
2	耦合失稳	1923.2	—	1821.1
3	混合失稳	778.0	—	405.4

可行解；其次，工况 2 和 3 下本文方法切负荷量更少。纯电压失稳模式下，3 种方法的决策相同，此处未列出。

进一步，比较相同切负荷量下暂态电压恢复情况。将本文不同工况下最终的切负荷量分配到按照其他筛选方法得到的负荷序列进行对比，结果如图 12 所示，其中电压振荡表示无可行解。可以看出，相同切负荷量，分配到不同切负荷位置下，本文方法均能得到可行解的情况下，基于低电压筛选方法和导纳变化筛选方法仅能解决部分工况。

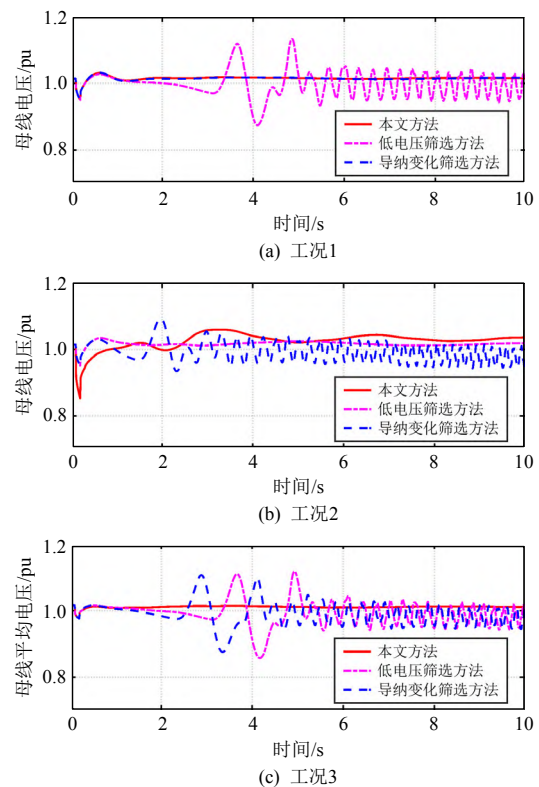


图 12 不同筛选方法不同故障工况下对比图

Fig. 12 Different screening methods different fault conditions comparison chart

但是可以看出，迭代试凑的方法总体耗时仍然较长。因此，考虑分两阶段决策，第一阶段利用上述方法筛选决策点，第二阶段利用 LightGBM 预估总决策量，给定迭代的大致基值，并加以微调，以提高决策的快速性和有效性。

4.2 LightGBM 预估决策量有效性验证

样本为上述有可行解的 1762 个样本，随机抽取 70%的样本用于训练，30%的样本用于测试。提取观察窗口内的功角和电压数据，每一个样本的输入数据维度为功角 $\delta \in \mathbf{R}^{290 \times 223}$ ，电压 $U \in \mathbf{R}^{290 \times 322}$ 。

在训练集进行模型的训练后，在测试集进行测试。由于切负荷量的偏差对于后续的微调影响比较

大, 定义绝对偏差(absolute beviation, AB):

$$AB = y_i^{real} - y_i^{predicted} \quad (14)$$

式中: y_i^{real} 为样本切负荷量的实际值; $y_i^{predicted}$ 为 LightGBM 的预估值。

切负荷量的绝对偏差可视化如图 13 所示。从图中可以看出, 大部分预估偏差值都在 0 附近, 若以每一步切 30% 负荷的步长, 预估误差可以在 2~3 步内更正。

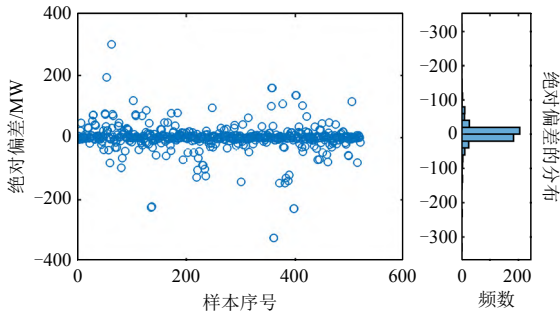


图 13 决策量偏差分布图

Fig. 12 Deviation distribution map of decision quantity

同时, 比较 LightGBM 的预估方法与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和随机森林(random forest, RF)的预估效果。定义所有样本的平均绝对偏差(mean absolute deviation, MAD)和平均相对偏差(mean relative deviation, MRD):

$$MAD = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} |y_i^{real} - y_i^{predicted}| \quad (15)$$

$$MRD = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} |y_i^{real} - y_i^{predicted}| / y_i^{real} \quad (16)$$

对比结果如图 14 所示, 可以看到, 相比 CNN 和 RF, LightGBM 预测精度更高, MAD 为 21.75 MW, MRD 为 3.19%, 预测速度更快, 训练耗时 611.80 s。

4.3 两阶段切负荷方法有效性验证

基于仿真数据筛选出有效的切负荷点, 基于 LightGBM 决策出较为精准的切负荷量后, 将决策的切负荷量按照切负荷优先级分配到待切负荷点, 结合暂态稳定仿真微调最终的切负荷量。在 3 种不同的测试集进行遍历仿真, 与循环迭代试凑对比, 结果如表 4 所示。

从表 4 中可以看出, 由于预估决策量给定了迭代的基值, 所需平均迭代次数和平均耗时都可观的减少, 决策耗时减少, 决策快速性增加; 在预估决策量的基础上进行微调, 避免了不必要的过切负荷, 决策结果更加精细。

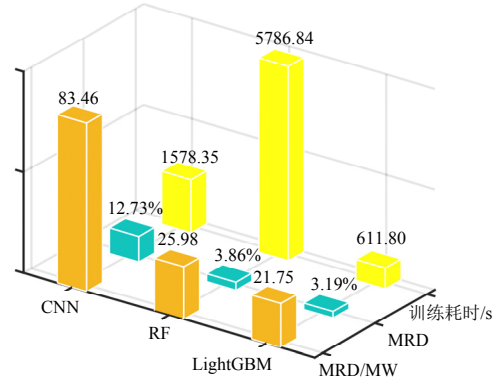


图 14 不同切负荷总量预估方法比较

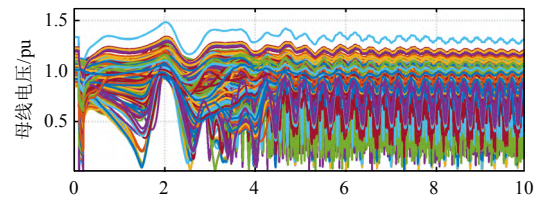
Fig. 14 Comparison of the total amount of different load shedding method

表 4 两阶段决策方法与循环迭代方法对比

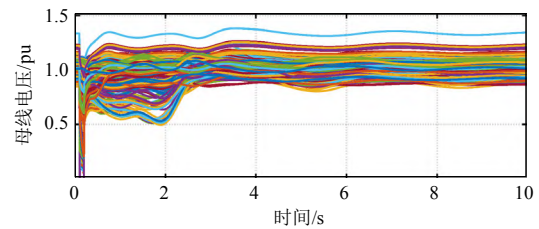
Table 5 Comparison of two-stage and cyclic iteration

测试集	算法	平均迭代次数	平均耗时/s	平均切负荷量/MW
1	循环迭代	9.43	278.34	909.69
	两阶段决策	4.58	189.03	863.83
2	循环迭代	9.45	277.85	915.20
	两阶段决策	4.55	185.48	880.65
3	循环迭代	9.15	271.51	876.58
	两阶段决策	4.57	185.13	842.82

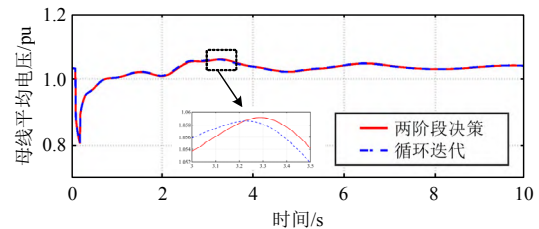
给定某工况下的两阶段切负荷决策过程如图 15(a)、(b)所示。未切负荷时系统暂态电压失稳; 根据暂稳仿真数据筛选出灵敏切负荷点, 预估决策量 734.3 MW, 按照优先级顺序分配到切负荷点并



(a) 未切负荷



(b) 两阶段切负荷



(c) 决策对比

图 15 两阶段切负荷决策过程

Fig. 15 Two-stage load shedding decision-making process

切除后, 系统暂态电压稳定。循环迭代方法最终切除 739.1 MW。两者对比如图 15(c)所示, 本文方法与循环迭代方法最终决策效果基本相同。

5 结论

本文针对故障引起的电力系统暂态电压失稳问题, 提出了一种融合智能算法的两阶段紧急切负荷控制决策方法, 应用于离线紧急控制决策制定, 形成操作表后, 在线匹配执行。第一阶段基于仿真数据分析, 筛选有效的切负荷点。第二阶段基于数据驱动方法预估总决策量, 在有效的负荷节点分配, 并结合暂态稳定仿真微调决策量。

为提高敏感负荷点筛选的有效性, 第一阶段区分了 3 种电压失稳表现形式, 即纯电压失稳、耦合电压失稳和混合电压失稳, 并分别采用了不同的筛选方法。在东北电网上对比了经典低电压筛选方法和基于负荷等效导纳变化的筛选方法, 结果表明, 本文有效率更高, 达到 97.5%。

为提高决策的快速性, 第二阶段将 LightGBM 应用于预估决策总量, 相比于 CNN 和 RF, 预估速度更快, 精度更高。最后分配决策量并基于暂稳仿真微调决策量, 提高决策精准性。东北电网测试结果表明, 本文平均耗时为 189.03 s, 相比完全循环迭代方法, 减少了 32%。

参考文献

- [1] 田芳, 黄彦浩, 史东宇, 等. 电力系统仿真分析技术的发展趋势[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(13): 2151-2163.
TIAN Fang, HUANG Yanhao, SHI Dongyu, et al. Developing trend of power system simulation and analysis technology[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(13): 2151-2163(in Chinese).
- [2] 中国南方电网公司. 交直流电力系统仿真技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007.
China Southern Power Grid Corporation. AC/DC power system simulation technology[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2007(in Chinese).
- [3] 顾卓远, 汤涌, 孙华东, 等. 基于响应的电力系统安全稳定综合防御技术[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(4): 943-953.
GU Zhuoyuan, TANG Yong, SUN Huadong, et al. Study on framework of comprehensive defense architecture for power system security and stability[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(4): 943-953(in Chinese).
- [4] 汤涌. 电力系统安全稳定综合防御体系框架[J]. 电网技术, 2012, 36(8): 1-5.
TONG Yong. Framework of comprehensive defense architecture for power system security and stability[J]. Power System Technology, 2012, 36(8): 1-5(in Chinese).
- [5] 王彪, 方万良, 罗煦之. 紧急控制下最优切机切负荷方案的快速算法[J]. 电网技术, 2011, 35(6): 82-87.
WANG Biao, FANG Wanliang, LUO Xuzhi. A fast algorithm of optimal generator and load-shedding for emergency control[J]. Power System Technology, 2011, 35(6): 82-87(in Chinese).
- [6] 顾卓远, 汤涌. 基于响应信息的电压与功角稳定实时紧急控制方案[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(28): 4876-4885.
GU Zhuoyuan, TANG Yong. Response-information based real-time power system voltage stability and angle stability emergency control scheme[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(28): 4876-4885(in Chinese).
- [7] 魏炜, 张忠华, 贾宏杰, 等. 一种利用潮流追踪的电压稳定紧急控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(1): 1-5.
WEI Wei, ZHANG Zhonghua, JIA Hongjie, et al. A voltage stability control method based on power flow tracing[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(1): 1-5(in Chinese).
- [8] 黄斌, 赵良, 马世英, 等. 基于 PV 曲线的低压减载配置方法[J]. 电网技术, 2008, 32(23): 29-34.
HUANG Bin, ZHAO Liang, MA Shiyong, et al. Undervoltage load shedding configuration based on PV curve[J]. Power System Technology, 2008, 32(23): 29-34(in Chinese).
- [9] 李鹏, 郝治国, 张保会, 等. 一种防止电压失稳的切负荷控制方法[J]. 电网技术, 2011, 35(3): 32-37.
LI Peng, HAO Zhiguo, ZHANG Baohui, et al. A voltage instability-avoidable control method for load shedding[J]. Power System Technology, 2011, 35(3): 32-37(in Chinese).
- [10] 王彤, 刘九良, 朱劭璇, 等. 基于随机森林的电力系统暂态稳定评估与紧急控制策略[J]. 电网技术, 2020, 44(12): 4694-4701.

- WANG Tong, LIU Jiuliang, ZHU Shaoxuan, et al. Transient stability assessment and emergency control strategy based on random forest in power system[J]. Power System Technology, 2020, 44(12): 4694-4701(in Chinese).
- [11] 刘萌, 徐陶阳, 李常刚, 等. 基于粒子群算法的受端电网紧急切负荷优化[J]. 山东大学学报: 工学版, 2019, 49(1): 120-128.
- LIU Meng, XU Taoyang, LI Changgang, et al. Optimization of emergency load shedding of receiving-end power grid based on particle swarm optimization[J]. Journal of Shandong University: Engineering Edition, 2019, 49(1): 120-128(in Chinese).
- [12] 陈学通, 凌超, 薛峰, 等. 一种基于贪心算法的紧急控制策略优化搜索方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(23): 74-81.
- CHEN Xuetong, LING Chao, XUE Feng, et al. A fast method of searching optimal emergency control strategy based on greedy algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(23): 74-81(in Chinese).
- [13] 孙大雁, 周海强, 熊浩清, 等. 基于灵敏度分析的直流受端系统紧急切负荷控制优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(24): 7267-7275, 7453.
- SUN Dayan, ZHOU Haiqiang, XIONG Haoqing, et al. A sensitivities analysis based emergency load shedding optimization method for the HVDC receiving end system [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7267-7275, 7453(in Chinese).
- [14] 续昕, 张恒旭, 李常刚, 等. 基于轨迹灵敏度的紧急切负荷优化算法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(18): 143-148.
- XU Xin, ZHANG Hengxu, LI Changgang, et al. Emergency load shedding optimization algorithm based on trajectory sensitivity[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(18): 143-148(in Chinese).
- [15] 刘水平, 刘明波, 谢敏. 基于轨迹灵敏度的电力系统模型预测切负荷控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(34): 28-35.
- LIU Shuiping, LIU Mingbo, XIE Min. Model predictive control method for load shedding of power systems based on trajectory sensitivities[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(34): 28-35(in Chinese).
- [16] HUANG Qiuhua, HUANG Renke, HAO Weituo, et al. Adaptive power system emergency control using deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1171-1182.
- [17] CAI Huaxiang, MA Haomin, HILL D J. A data-based learning and control method for long-term voltage stability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 3203-3212.
- [18] LI Qiaoqiao, XU Yan, REN Chao. A hierarchical data-driven method for event-based load shedding against fault-induced delayed voltage recovery in power systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(1): 699-709.
- [19] KE Guolin, MENG Qi, FINLEY T, et al. LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree[C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach: ACM, 2017.
- [20] 郑一斌, 王慧芳, 张磊, 等. 基于 LightGBM 算法的配电网单相接地故障区段定位方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(12): 54-61.
- ZHENG Yibin, WANG Huifang, ZHANG Lei, et al. Single-phase grounding fault section location in distribution network based on LightGBM algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(12): 54-61(in Chinese).
- [21] 黄南天, 赵文广, 蔡国伟, 等. 计及物联网数据传输速率约束的 LightGBM 电能质量扰动高效识别[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(15): 5189-5200.
- HUANG Nantian, ZHAO Wenguang, CAI Guowei, et al. Efficient recognition of power quality disturbance of LightGBM considering data transmission rate constraints of IoT[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(15): 5189-5200(in Chinese).
- [22] 周挺, 杨军, 周强明, 等. 基于改进 LightGBM 的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1931-1940.
- ZHOU Ting, YANG Jun, ZHOU Qiangming, et al. Power system transient stability assessment method based on modified LightGBM[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1931-1940(in Chinese).
- [23] 石重托, 姚伟, 黄彦浩, 等. 基于 SE-CNN 和仿真数据的电力系统主导失稳模式智能识别[J/OL]. 中国电机

- 工程学报, 2022: 1-13[2022-11-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20211105.1639.046.html>.
- SHI Zhongtuo, YAO Wei, HUANG Yanhao, et al. Power system dominant instability mode identification based on convolutional neural networks with squeeze and excitation block and simulation data[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2022: 1-13[2022-11-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20211105.1639.046.html>(in Chinese).
- [24] 谢小荣, 贺静波, 毛航银, 等. “双高”电力系统稳定性的新问题及分类探讨[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 461-474.
- XIE Xiaorong, HE Jingbo, MAO Hangyin, et al. New issues and classification of power system stability with high shares of renewables and power electronics[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 461-474(in Chinese).
- [25] XU Yan, DONG Zhaoyang, MENG Ke, et al. Multi-Objective dynamic VAR planning against short-term voltage instability using a decomposition-based evolutionary algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(6): 2813-2822.
- [26] 李晔, 张保会. 基于负荷无功电压响应的切负荷控制决策优化[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(6): 106-111.
- LI Ye, ZHANG Baohui. Load shedding scheme optimization based on load voltage and reactive power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(6): 106-111(in Chinese).



胡泽

在线出版日期: 2022-11-02。

收稿日期: 2022-06-09。

作者简介:

胡泽(2000), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统暂态电压失稳紧急切负荷控制, huze@hust.edu.cn;

*通信作者: 姚伟(1983), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统的稳定分析与控制等, w.yao@hust.edu.cn。

(责任编辑 李泽荣)

Intelligent Pre-decision of Two-stage Emergency Load Shedding Control in Power Systems

HU Ze¹, ZENG Lingkang¹, YAO Wei^{1*}, SHI Zhongtuo¹, LI Sheng¹, TANG Yong², WEN Jinyu¹

(1. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Technology (Huazhong University of Science and Technology); 2. China Electric Power Research Institute)

KEY WORDS: power grid simulation analysis; transient voltage instability; emergency control; load shedding; light gradient boosting machine

Power grid simulation analysis is widely used in power grids. It is an important basic support technology for large power grids, including simulation calculation and simulation data analysis. An important part of the simulation data analysis is the emergency control of the large grid voltage instability based on the simulation data. As the second line of defense for the secure and stable operation of power systems, emergency control is an indispensable and important measure to maintain the transient security and stability of the system after a serious fault or disturbance occurs. Load shedding control is the most effective and commonly used measure for transient voltage instability.

This paper proposes a two-stage emergency control decision-making method integrating artificial intelligence algorithms to improve the effectiveness, rapidity, and accuracy of offline emergency control measures. In the first stage, different voltage instability behaviors are analyzed from the simulation data, and the

effective load shedding locations are sorted based on the analysis of the simulation data. In the second stage, a more accurate load shedding amount is estimated from the simulation data based on the LightGBM algorithm, and is allocated to the sensitive load points decided in the first stage according to the sorting order. Fine-tuning of decision volume.

The framework of emergency load shedding control of power systems is shown in Fig. 1, which includes two stages: offline pre-decision and real-time condition matching. Among them, the offline pre-decision stage is divided into the generation of the expected transient voltage instability scene, the judgment of the dominant instability mode, and the two-stage emergency load shedding measures. At this point, the offline pre-decision process of the emergency load shedding control scheme is completed, and the operation manual is formed, which is matched and applied online.

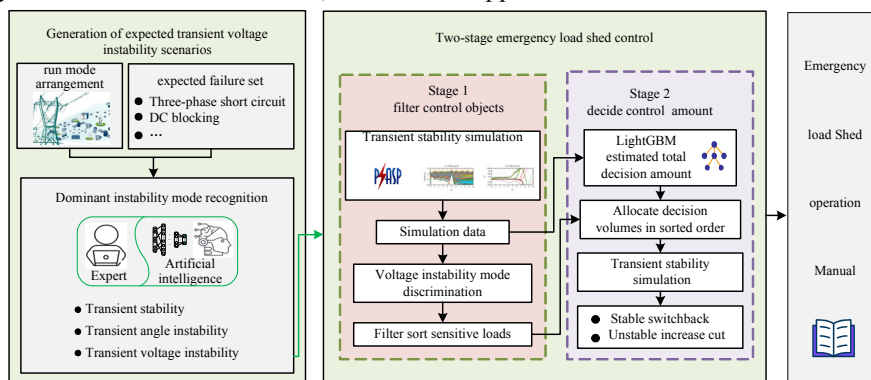


Fig. 1 Offline pre-decision framework for emergency load shedding control

The method’s effectiveness has been verified in the Northeast Power Grid. Given three test sets, contrast with loop iteration method, the results are shown in Table 1.

This paper integrates the two-stage emergency load shedding control decision-making method of the intelligent algorithm. The first stage is based on the simulation data analysis, and the effective load shedding points are screened. The second stage estimates the total decision volume based on a data-driven approach, distributes it at effective load nodes and fine-tunes the decision volume combined with transient stability

Table 1 Comparison between two-stage decision-making method and loop iteration method

Test set	Algorithm	Iterations	Time/s	Load shedding/MW
One	Loop iteration	9.43	278.34	909.69
	Two-stage	4.58	189.03	863.83
Two	Loop iteration	9.45	277.85	915.20
	Two-stage	4.55	185.48	880.65
There	Loop iteration	9.15	271.51	876.58
	Two-stage	4.57	185.13	842.82

simulations. The simulation of the Northeast Power Grid verifies the effectiveness of this method.