第 52 卷 第 6 期：2828-2839 高电压技术 Vol.52, No.6: 2828-2839
2026 年 6 月 30 日 High Voltage Engineering June 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20251529

基于迭代反馈机制的变电站主设备非完美检修与更换策略协同优化方法

刘敬萧，周　南，罗林根，盛戈暟，江秀臣
（上海交通大学电气工程学院，上海 200240）

摘　要：科学高效的检修更换策略是保证电力设备安全稳定运行的关键。为解决现有以可靠性为中心的维护策略在电力设备运维中缺乏动态风险调控能力，导致检修时机分布不均与故障风险波动大的问题，提出一种基于迭代反馈机制的设备非完美检修与更换策略协同优化方法。首先，构建了融合设备重要性与经济性的威布尔分布故障概率模型，并引入非完美检修机制；其次，建立了分段反馈优化模型，利用拉格朗日松弛与混合整数线性规划进行多时段协同决策；最后，设计迭代反馈机制，将前期风险偏差反馈至后续决策中，实现全局风险平滑变化和策略自适应调整。案例研究表明：与传统定期维护和状态维护相比，所提方法的运维成本效率提升 8.3%；与以可靠性为中心的维护方法相比，显著降低了 18%的设备故障风险波动性，维护资源的时机分布均衡性提升了 17%。敏感性分析进一步验证了该方法对关键参数及计算规模具有良好的鲁棒性。该研究为电力系统实现经济、可靠且平稳的长期运维规划提供了系统的理论框架与可行的解决方案。

关键词：运维决策；非完美检修模型；拉格朗日松弛；混合整数线性规划；迭代反馈机制

Coordinated Optimization Method for Imperfect Maintenance and Replacement Strategies of Primary Substation Equipment Based on Iterative Feedback Mechanism

LIU Jingxiao, ZHOU Nan, LUO Lingen, SHENG Gehao, JIANG Xiuchen
(School of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: An efficient strategy of maintenance and replacement ensures safe and stable operation of power equipment. Existing reliability-centered maintenance (RCM) strategies lack dynamic risk regulation, leading to unevenly distributed inspection timing and significant risk fluctuations. To address this issue, this paper proposes a collaborative optimization method for imperfect maintenance and replacement based on iterative feedback. Firstly, a Weibull-based failure probability model is built that incorporates equipment importance and economic factors and an imperfect maintenance mechanism. Then, a segmented feedback optimization model is established and solved via Lagrange relaxation and mixed-integer linear programming for multi-period decisions. An iterative feedback mechanism integrates prior risk deviations into subsequent decisions, enabling smoother risk profiles and adaptive adjustments. Case studies show that, compared to traditional time-based and condition-based maintenance, the method can be used to improve the cost-efficiency by 8.3%. Against RCM methods, it reduces equipment failure risk volatility by 18% and enhances maintenance timing balance by 17%. Sensitivity analysis confirms method robustness to key parameters and scale. This study offers a systematic theoretical framework and practical solution for achieving economic, reliable, and stable long-term O&M planning in power systems.

Key words: maintenance decision-making; imperfect maintenance; Lagrangian relaxation; mixed-integer linear programming; iterative feedback mechanism

0　引言

电力设备的安全可靠运行直接关系到电力系统的可靠性与安全性[1]。随设备役龄增长，电力设备老化与故障风险上升，系统停运风险不断提升。检修与更换是抑制设备老化、避免设备故障的核心手段，然而设备检修资源往往有限，如何在有限资源约束下科学制定维护与更换策略，以在可靠性提升与经济性优化之间实现平衡[2]，已成为电力设备运维管理的核心问题。

目前，主流的设备维护策略包括定期维护(time

基金资助项目：国家自然科学基金(52507184)；上海市白玉兰人才计划浦江项目(25PJA083)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52507184), Shanghai Magnolia Talent Plan Pujiang Project(25PJA083).

based maintenance，TBM)、状态维护(condition based maintenance，CBM)和以可靠性为中心的维护(reliability centred maintenance，RCM)[3]。TBM 策略以固定周期安排检修，虽实施简便，可操作性强，但未充分考虑设备实际状态，易造成“过维修”或“欠维修”[4]的情况。CBM 策略依据状态监测数据触发维修活动[5]，文献[6]构建了基于组合赋权法和模糊综合评价的电力设备状态数据质量评估方法，建立了完整的评估体系。文献[7]构建了基于长短期记忆网络的变压器健康指数预测方法，该方法以变压器在线溶解气体分析(dissolved gas analysis，DGA)、离线测试及故障统计等数据为基础，其预测结果可作为变压器维护更换的参考依据，虽提升了维修的针对性，但很依赖对变压器运行状态的监测数据，且缺乏系统层面的协同与长期规划能力。RCM 以最小的维护成本，保障设备核心功能的可靠运行，解决了传统维护模式“盲目性”和高成本的问题[8]，实现维护计划的优化。文献[9]在小样本条件下实现对风电机组可靠性建模，完善了风电机组部件的机会维修(opportunistic maintenance，OM)策略，将 RCM 与 OM 相结合形成了适用于海上风电机组的综合维修框架，降低了总维修成本和电能损失。文献[10]在基于威布尔分布的故障模型上，创新性地提出使用数学优化方法混合整数线性规划(mixed-integer linear programming，MILP)求解最优运维策略。文献[11]在文献[10]的工作上补充完善了优化模型，并在较大的 BUS2 网络中验证了该方法的适用性，显著提升了成本效率。与此同时，伴随数字化、量子计算及人工智能技术的快速发展，学者正积极探索其在电力设备运维领域的应用路径[12-13]。

然而上述以 MILP 为代表的运维策略在追求理论上的运维效率最优时，往往未考虑资源分配的均衡性与跨期故障风险的可控性，导致在长期尺度上容易出现显著的风险波动，表现为风险的极值波动；运维资源也易向少数设备/时段过度集中，导致维护时机分布不均衡。此外，在实际运维工作中，非完美检修[14-15]以较低成本换取有限幅度的状态改善或退化延缓，而设备更换则是以显著成本获得彻底更新与风险快速降低[11]，二者在单位效果与成本支出上的显著差异导致需要在长期尺度上保证设备故障风险与检修资源利用的动态平衡[16-17]。

针对上述问题，本文提出了一种基于迭代反馈机制的变电站主设备非完美检修与更换策略协同优化方法，实现了对跨期故障风险的有效调控与检修资源在时间尺度下的均衡分配。文章的主要贡献包括：1）提出一种基于乘子更新的迭代反馈机制，通过分时段规划将前期风险偏差反馈至后续决策，提升运维时序的均衡性；2）在威布尔故障模型中引入以实际服役年龄退化表征的非完美检修机制，更真实地反映设备检修的实际效果；3）建立综合考虑设备差异、以经济性与风险综合最优为目标的混合整数线性规划模型，结合上述反馈机制，实现风险波动可控的运维策略优化。

通过 3 种典型母线结构变电站案例验证了方法的有效性，并在更大规模 BUS6 网络中证明了其适用性。结果表明，相较于传统定期维护和状态维护，所提方法提升了成本效率；与以可靠性为中心的维护相比，在成本效率仅降低 5.6%的情况下，设备整体风险波动系数降低 18%，资源均衡性系数提高 17%。进一步的敏感性分析表明，该方法对关键参数及计算规模具有良好鲁棒性，验证了其在实际应用中的稳定性和可靠性。

1　模型构建

1.1　老化电力设备的故障模型

故障模型反映的是设备故障频率或故障趋势，而威布尔分布因其多参数带来的极大灵活性，很适用于无记忆特性的电力设备连续故障概率分布[18]。其概率密度函数表示为 $f(t)$，表达式为：

$$f(t)=\frac{\beta}{\eta}\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1}\mathrm{e}^{-(t/\eta)^{\beta}} \tag{1}$$

式中：β 为形状参数；η 为尺度参数；t 为电力设备投入使用的时间。

威布尔分布的累积分布函数记为 $F(t)$，表示为：

$$F(t)=1-\mathrm{e}^{-(t/\eta)^{\beta}} \tag{2}$$

随后可计算出电力设备故障率 $\lambda(t)$ 的计算式为：

$$\lambda(t)=\frac{f(t)}{1-F(t)}=\frac{\beta}{\eta}\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \tag{3}$$

故障率表征电力设备在单位时间内发生故障的频次。为更直观地评估设备在特定时刻的故障可能性，本文采用故障概率(probability of failure，PoF)进行描述，其定义为设备在时间 t 处发生故障的概率 $P_{\mathrm{f}}(t)$，表达式为：

$$P_{\mathrm{f}}(t)=1-R(t)=1-\exp\left(-\int_0^t\lambda(\tau)\mathrm{d}\tau\right) \tag{4}$$

式中：$R(t)$ 为设备的可靠性；$\lambda(\tau)$ 为式(3)计算所得

的故障率；τ 为时间积分变量。可见 P_f 取值区间为(0，1)，数值越小表示电力设备的状态良好，越不容易故障。

本文研究的对象为变电站中的主设备。关于威布尔分布的参数取值，在文献[19]中介绍了一种用最小二乘法估值的方法，本文不再赘述。此处以配电级变压器为例，根据统计计算，可取 $\beta=1.7$、$\eta=351.74$。图 1 给出所建立的失效模型图像。

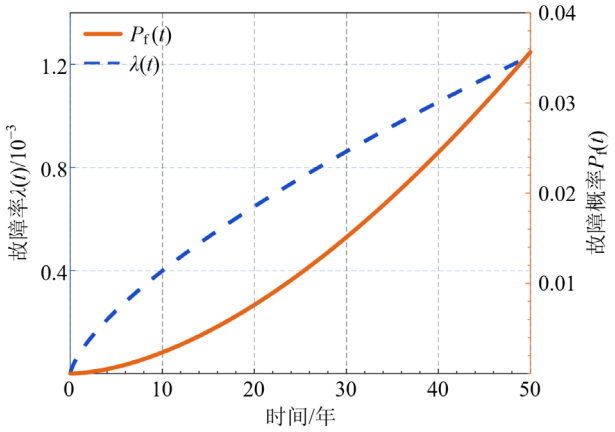


图 1 基于威布尔分布的电力变压器失效模型图

Fig.1 Failure model diagram of power transformers based on Weibull distribution

1.2 非完美检修模型

在变电站中服役的电力设备在退役之前都会经历多次维修，所以故障概率必须考虑维修活动的影响[20]。本文采用“等效役龄”的非完美的维修模型，即维修只能使得电力设备恢复到维修前的某一个时刻，实际上等效于降低设备有效服役年龄。图 2 中展示了变电站中的设备在经历多次维护后的故障概率变化情况。

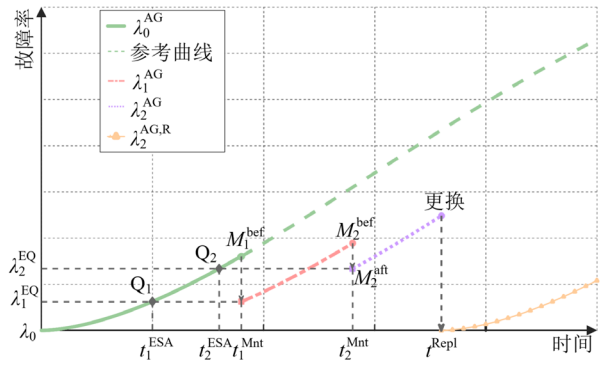


图 2 多次维修更换后设备故障概率变化图

Fig.2 Graph of equipment failure probability change after multiple repairs and replacements

图 2 中 M_n^{bef} 为第 n 次维修前的状态点，M_n^{aft} 为第 n 次维修后的状态点，Q_n 为第 n 个计量点。λ_i^{AG} 为 i^{th} 次维修后的设备故障率曲线，$\lambda_2^{AG,R}$ 为经过 2 次维修和 1 次更换后的设备故障率曲线。而最上面的虚线则是自然增长情况下的原始故障模型，是作为对比的参考曲线。

以第 1 次维修点为例，在 t_1^{Mnt} 处执行第 1 次维修动作，维护前的设备状态为 M_1^{bef}，维护后设备状态转变为 M_1^{aft}，假设此时其风险值为 λ_1^{EQ}，在参考曲线上找到风险值为 λ_1^{EQ} 的点 Q_1，其横坐标为 t_1^{ESA}，那么就称经过第 1 次维修后该设备的有效使用年龄为 t_1^{ESA}。将该过程转换为一个数学模型，表示为：

$$\begin{cases} t_0^{ESA}=\eta\exp(\dfrac{1}{\beta-1}\ln(\dfrac{\eta}{\beta}\lambda_0)) \\ t_1^{ESA}=t_0^{ESA}+(1-\theta)(t_1-t_0^{ESA}) \\ \vdots \\ t_n^{ESA}=t_{n-1}^{ESA}+(1-\theta)(t_n-t_{n-1}^{ESA}) \end{cases} \tag{5}$$

式中：θ 为维护因子，并且 $\theta\in(0,1)$，θ 值越大表明维修效果越好，具体估值方法在文献[21-22]中有详细介绍；$t_1,t_2,\cdots,t_n$ 为维修动作的时间戳；t_0^{ESA} 记为上次维修后的有效使用年限；t_1^{ESA}、t_2^{ESA}、…、t_n^{ESA} 分别为第 1、2、…、n 次维修后的设备有效使用年龄；λ_0 为时间戳 t_0 时设备的故障率。

本文涉及的“维修”特指重大维修操作，涉及系统性检修与关键部件更换，例如修复变压器油箱或绝缘子裂痕、检修绕组与铁芯以及更换绝缘子等，不考虑日常修复工作。

由于维护频率持续增加，设备的故障率最终将上升至较高水平，此时继续采取维修措施难以显著改善其运行状态。在此情况下，根本解决途径在于实施设备更换，相应的数学模型可表示为：

$$\lambda_n^{AG,R}(t)=\begin{cases} \lambda^{AG}(t), & t\in[t_0,t_1^{Repl}) \\ \lambda^{AG}(t-t_1^{Repl}), & t\in[t_1^{Repl},t_2^{Repl}) \\ \vdots & \\ \lambda^{AG}(t-t_n^{Repl}), & t\in[t_n^{Repl},t_{n+1}^{Repl}) \end{cases} \tag{6}$$

式中：$\lambda^{AG}(t)$ 为仅考虑设备维护时的故障概率；t_n^{Repl} 为第 n 次更换的时间；$\lambda_n^{AG,R}(t)$ 为第 n 次更换后的设备故障模型。

因此，如果同时考虑第 1 类设备维修和更换，则第 $n-1$ 次维护和第 n 次更换后的设备故障率 $P_n^{AG,R}(t)$ 为：

$$P_n^{\mathrm{AG,R}}(t)=1-\exp\left(-\int_{t_{n-1}^{\mathrm{ESA}}}^{t_{n-1}^{\mathrm{ESA}}+\Delta t}\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(s)\mathrm{d}s\right) \tag{7}$$

式中：Δt 为第 $n-1$ 次维护结束时刻 t_{n-1}^{ESA} 开始经过的时间长度。

在此基础上，为了能反映不同电力设备的重要性，需要在变压器的故障模型上加上重要性系数 C_{Imp}，其定义为：

$$C_{\mathrm{Imp}}=pC_{\mathrm{Prf}}+(1-p)C_{\mathrm{Infl}} \tag{8}$$

式中：C_{Prf} 为利润系数，反映电力设备的负载和供电电价；C_{Infl} 为影响力系数，反映电力设备故障后造成的影响；p 为归一化系数，其取值区间为[0，1]，通过改变该系数可以使得模型适用于各种场合。

考虑到重要性因素的故障概率 P_{fImp} 可表示为：

$$P_{\mathrm{fImp}}(t)=C_{\mathrm{Imp}}P_{f_n}^{\mathrm{AG,R}}(t) \tag{9}$$

值得一提的是，因与基于实时监测的单设备状态检修在时间尺度和决策目标上有所不同，本文重点在于中长期运维时序优化，即在资源约束下对未来周期内所有设备的检修时序进行全局安排，故对本体故障概率机理的论述较为简化。其次，本文核心创新在于提出迭代反馈机制以控制风险波动，在其他研究中，已有如何将设备的本体特征纳入故障概率模型中的研究，如文献[10]，通过分位数映射将本体特征融入故障概率模型，这将会纳入后续的研究之中。

2　运维策略的优化模型

在变压器风险模型的基础上，本文建立的基于迭代反馈机制的运维策略最优化模型如图 3 所示。

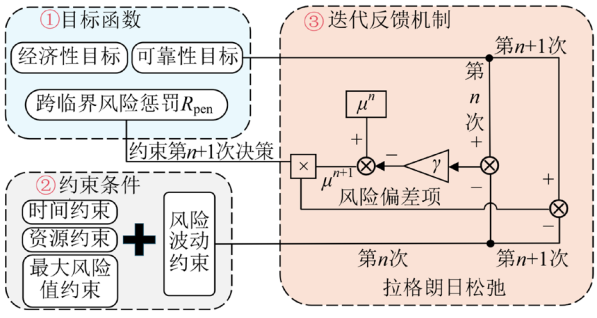


图 3　基于迭代反馈机制的运维策略优化模型

Fig.3　Iterative feedback-based model for maintenance strategy optimization

该模型由目标函数、约束条件与迭代反馈机制 3 部分构成，旨在协同优化经济性与可靠性目标，并对系统风险实现动态调控。通过引入跨临界风险惩罚项与多重约束限定决策空间，并采用拉格朗日松弛方法处理复杂约束。在此基础上，构建闭环反馈机制，依据第 n 次决策的风险偏差动态调整第 n+1 次策略，从而增强风险控制能力，在风险约束下实现持续的系统性能优化。

2.1　决策变量与目标函数

模型中决策变量为运维时序安排，即在整个调度周期内确定何时对设备进行维修或更换操作，针对这 2 种状态分别使用布尔变量 y 和 z 表示，并定义布尔变量 x 为运行变量，各个变量的具体含义如表 1 所示。

表 1　决策变量定义

Table 1　Definitions of decision variables

变量	定义	
	取值 0	取值 1
$x_i(t)$	设备 i 在第 t 年被安排运维操作	设备 i 在第 t 年全年运行
$y_i(t)$	设备 i 在第 t 年无检修计划	设备 i 在第 t 年安排检修计划
$z_i(t)$	设备 i 在第 t 年无更换计划	设备 i 在第 t 年安排更换计划

本文以电力设备的检修成本效益为目标函数，其不但包括设备运行状态的可靠性目标，还有表征实际用于运维的经济性目标，则目标函数 F 为：

$$F=R_{\mathrm{ev}}-R_{\mathrm{EENS}}-R_{\mathrm{MC}}-R_{\mathrm{CM}}-R_{\mathrm{pen}} \tag{10}$$

其中：

$$R_{\mathrm{ev}}=\sum_{\tau=0}^{t}\left((1-\delta+\delta x_i(\tau))C_{\mathrm{h}}(\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{TF}}}\pi_i\cdot\sigma_i)\right) \tag{11}$$

$$R_{\mathrm{EENS}}=pC_{\mathrm{h}}(\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{TF}}}P_{\mathrm{fIpm}_i}(t)\sigma_i) \tag{12}$$

$$R_{\mathrm{MC}}=\sum_{\tau=0}^{t}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{TF}}}(C_{\mathrm{ma}}y_i(\tau)+C_{\mathrm{rp}}z_i(\tau)) \tag{13}$$

式中：R_{ev} 为整条线路运行时的总收益；R_{EENS} 为电力设备未预期供能的成本；R_{MC} 为电力设备维修更换成本；R_{CM} 为维护电力设备的人工成本、状态检测等成本；R_{pen} 为跨临界风险惩罚，会在 2.3 节具体介绍；δ 为运维时经济损失占运行收入的比值；C_{h} 为故障模型的时间尺度，例如，故障率若为故障次数/年，则 C_{h} 对应的时间即为 8 760 h；N_{TF} 为线路中变压器的总数；π_i 为第 i 个变压器运行单位时间所产生的利润；σ_i 为第 i 个变压器所连接的总负载；p 为平均故障成本，美元/kWh；$P_{\mathrm{fIpm}_i}(t)$ 为由式(9)计算所得的失效概率；C_{ma} 和 C_{m} 分别为变压器进行维修和更换的成本；R_{CM} 由具体线路和所检测设备联合确定。

本文模型并非片面追求节约运维成本，而是通过结构化地整合多维度指标，实现了“安全性-经济性-可持续性”的协同优化。它定量地表明，最佳的运维决策源于对设备可靠性、时间与资源成本及直接经济成本的综合权衡。

2.2 约束条件

电力设备维护更换的调度需要满足一定的约束条件，包括时间限制、资源限制以及最高风险限制。下面进一步对约束进一步展开。

1）时间限制

对某些电力设备来说，在某个时间上有重大的供电任务导致不能维修或更换，其运维时间应遵循一定的约束。在此规定：

$$\begin{cases} y_i(t)=0,\ t<t_{\text{start}}^{\text{Ma}} \text{ 或 } t>t_{\text{end}}^{\text{Ma}} \\ y_i(t)=\{0,1\},\ t_{\text{start}}^{\text{Ma}}\le t\le t_{\text{end}}^{\text{Ma}} \end{cases} \tag{14}$$

同样的，设备更换也有时间约束，其形式为：

$$\begin{cases} z_i(t)=0,\ t<t_{\text{start}}^{\text{Rp}} \text{ 或 } t>t_{\text{end}}^{\text{Rp}} \\ z_i(t)=\{0,1\},\ t_{\text{start}}^{\text{Rp}}\le t\le t_{\text{end}}^{\text{Rp}} \end{cases} \tag{15}$$

式中：$t_{\text{start}}^{\text{Ma}}$ 和 $t_{\text{end}}^{\text{Ma}}$ 分别是允许开始维修和允许结束维修的时间；$t_{\text{start}}^{\text{Rp}}$ 和 $t_{\text{end}}^{\text{Rp}}$ 分别是允许开始替换和允许结束替换的时间。

并且对于同一个电力设备来说，一定处于运行、维护和替换这 3 个状态之一，于是规定：

$$x_i(t)+y_i(t)+z_i(t)=1 \tag{16}$$

2）资源限制

在电力设备运维的过程中，还需要考虑到资源的限制。其次由于技术人员等限制，能在同一时刻进行维修和更换的电力设备数量有限，于是规定：

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{N_{\text{TF}}} y_i(t)+\sum_{i=1}^{N_{\text{TF}}} z_i(t)\le N_{\max}(t) \\ \sum_{i=1}^{N_{\text{TF}}}(C_{\text{ma}}y_i(t))\le C_{\text{ma}}^{\text{all}} \\ \sum_{i=1}^{N_{\text{TF}}}(C_{\text{rp}}z_i(t))\le C_{\text{Rp}}^{\text{all}} \end{cases} \tag{17}$$

式中：$N_{\max}(t)$ 为时刻 t 可同时维护或更换电力设备的数目；$C_{\text{ma}}^{\text{all}}$ 和 $C_{\text{Rp}}^{\text{all}}$ 则分别为维修和替换的总预算。

3）最高风险限制

在制定运维策略时可以限定某一时刻电力设备的风险值界限，即：

$$P_{\text{flpm}_i}(t)\le P_{\text{fMAX}_i} \tag{18}$$

式中：P_{fMAX_i} 为能接受的电力设备最大风险值。

2.3 迭代反馈机制

本文提出的迭代反馈机制的核心在于：前一时段的“历史经验”以乘子更新的形式反馈至后续决策中，引导优化过程自动权衡短期经济性与长期可靠性，最终使得设备风险在整个生命周期内平稳过渡，避免出现风险尖峰，从而实现全局风险平滑变化和策略自适应调整。

具体而言，若上一时段内设备整体风险水平超出预期容忍上限，则表明当前运维强度不足，须在后续优化中增强对可靠性的要求；反之，若实际风险持续低于目标值，则可在一定程度上放宽约束，释放经济性优化空间。该过程通过引入拉格朗日松弛，将风险约束的违反程度以惩罚项形式嵌入目标函数，实现跨时段耦合优化。通过此种方式，优化模型不再局限于单一时段内的静态最优，而是能够在时间维度上实现动态均衡。

设第 n 时段内，设备集群的整体风险总和为 R^n，该时段设定的风险容忍上限为 R_{total}^n。定义风险偏差为 $e^n=R^n-R_{\text{total}}^n$。基于此偏差，采用如下乘子更新规则，动态调整下一时段的惩罚强度，即：

$$\mu^{n+1}=\max(0,\mu^n+\gamma e^n) \tag{19}$$

式中：γ 为反馈增益系数，用于控制调节的灵敏度。随之，下一时段优化问题的目标函数修正为：

$$o_{n+1}=o_n-\mu^{n+1}e^{n+1} \tag{20}$$

通过分析在李雅普诺夫意义下的稳定性与收敛性得到反馈增益系数 γ 需要满足如下条件[23]：

$$\begin{cases} 0<\gamma<\dfrac{2\alpha}{L^2} \\ 0<\gamma<-\dfrac{2}{K} \end{cases} \tag{21}$$

式中：α 为反馈强度系数；K 记为 $\dfrac{\partial R}{\partial \mu_n}$，$R$ 为决策到总风险的映射。

本文将采取次梯度法，即选取步长序列满足 $\sum\gamma^n=\infty,\sum(\gamma^n)^2<\infty$，保证在包含整数决策导致映射不连续情况下该机制的收敛性和稳定性。

2.4 求解方法

基于迭代反馈的运维策略优化模型本质上属于大规模混合整数线性规划问题，采用 GUROBI 商业求解器进行高效求解。然而，由于威布尔分布故障概率模型具有非线性特征，直接求解面临计算复杂度高和收敛性差等问题，因此对模型进行精确线性化是保证求解效率与可行性的关键。

本文采用基于一次函数拟合与大 M 法(big-M method)结合的线性化策略。首先，利用拉格朗日中值定理，将故障概率 $P_{\text{f}}(t)$ 计算式中的积分项近似表示为：

$$P_{\mathrm{f}}(t)=t\lambda(\frac{1}{2}t) \tag{22}$$

鉴于函数 $\lambda(t)$ 在设备有效寿命期内变化相对平缓，该近似具有合理的精度。对前文提到的 20 kV 变压器前 30 年的故障率一次拟合得到 a=2.713×10^{-5}、b=1.694×10^{-4}，其置信度 R^2=0.983 8。在仿真运行的离散域中，可表示为：

$$\lambda(s)=\lambda(s-1)+a \tag{23}$$

$$P_{\mathrm{f}}(s)=\frac{\lambda(\frac{s}{2})}{\lambda(\frac{s-1}{2})}\cdot P_{\mathrm{f}}(s-1)+\lambda(\frac{s}{2}) \tag{24}$$

式中：$\lambda(0)=b$；$P_{\mathrm{f}}(0)=0$。

式(24)表明在模型运行过程中，只需计算有效使用年龄以及对应的故障率就可以算出故障概率 $P_{\mathrm{f}}(t)$，考虑到电力设备维修、替换等运维手段的影响。那么电力设备的 $\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(t)$ 和 t_n^{ESA} 为：

$$\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(t)=(\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(t-1)+a)(1-z_i(t))+(a+b)z_i(t) \tag{25}$$

$$\begin{aligned}t_n^{\mathrm{ESA}}=&((t_{n-1}^{\mathrm{ESA}}+\Delta t)(1-y(t))+((1-\theta)\cdot\\&(t_{n+1}-t_n^{\mathrm{ESA}})+t_n)\cdot y(t))(1-z(t))+t_0z(t)\end{aligned} \tag{26}$$

式中：Δt 为第 n−1 次维护结束时刻 t_{n-1}^{ESA} 开始经过的时间长度。

对于式(25)和式(26)来说，这种多项式等式约束被称为 Signomial 等式约束，包含该约束的问题是非凸问题，于是此处使用大 M 法将多项式等效为如下的单项式方程组，即：

$$\begin{cases}\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(t-1)+a-M_1y(t)\le\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(t)\le\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(t-1)+a+M_1y(t)\\a+b-M_1(1-y(t))\le\lambda_n^{\mathrm{AG,R}}(t)\le a+b+M_1(1-y(t))\end{cases} \tag{27}$$

$$\begin{cases}t_{n-1}^{\mathrm{ESA}}+\Delta t-M_2y_i(t)-M_2z_i(t)\le t_n^{\mathrm{ESA}}\le\\t_{n-1}^{\mathrm{ESA}}+\Delta t+M_2y_i(t)+M_2z_i(t)\\(1-\theta)(t_{n+1}-t_n^{\mathrm{ESA}})+t_n-M_2(1-y(t))\le t_n^{\mathrm{ESA}}\le\\(1-\theta)(t_{n+1}-t_n^{\mathrm{ESA}})+t_n+M_2(1-y(t))\\t_0-M_2(1-z(t))\le t_n^{\mathrm{ESA}}\le t_0+M_2(1-z(t))\end{cases} \tag{28}$$

式中：M_1、M_2 是足够大的正数。

通过上述线性化技巧，成功将原始复杂的混合整数非线性规划问题转化为等效的 MILP 模型。

3　案例研究

3.1　有效性验证

为了验证所提出方法的有效性，使用图 4 假设的 3 种典型电路结构验证方法的有效性。

参数设定中，设置拉格朗日松弛惩罚项中 $\mu_0=0.8$，$\gamma=7\times10^{-4}$，取 $\theta=0.3$，$\delta=0.7$，并设定每年的总风险阈值为 500 美元。变电站主设备 $\mathrm{TF_1}$、$\mathrm{TF_2}$、$\mathrm{SWG_1}$、$\mathrm{SWG_2}$ 投入使用的初始故障概率分别为 0.288%、0.145%、0.11%、0.054%，变压器不同的维修操作需要花费 1~8 万元，更换费用为 30 万元，开关柜维检修成本 1.5 万元，更换成本为 8 万元，电压等级均为配网级。需要注意的是，上述关于设备检修与更换的成本价格受到设备类别、地区差异、采购价格等多因素影响，本文中采用数据仅为验证算法可行性，保证了检修、更换费用的相对比例，实际运维策略中应替换为真实数据。

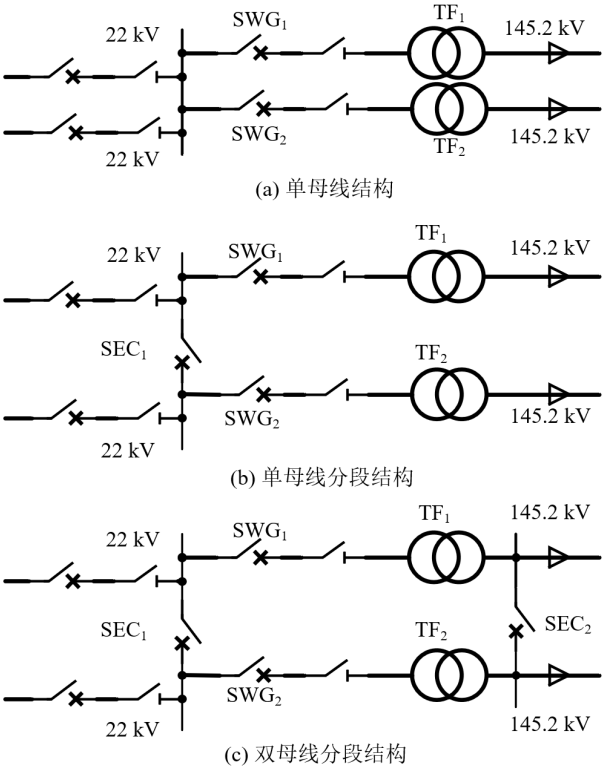


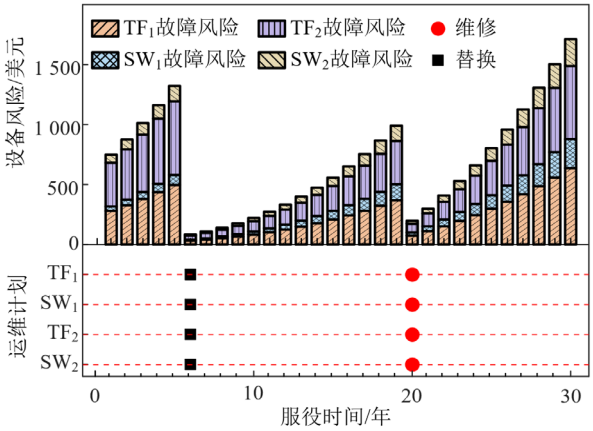
图 4　不同变电站结构示意图

Fig.4　Schematic diagrams of different substation structural types

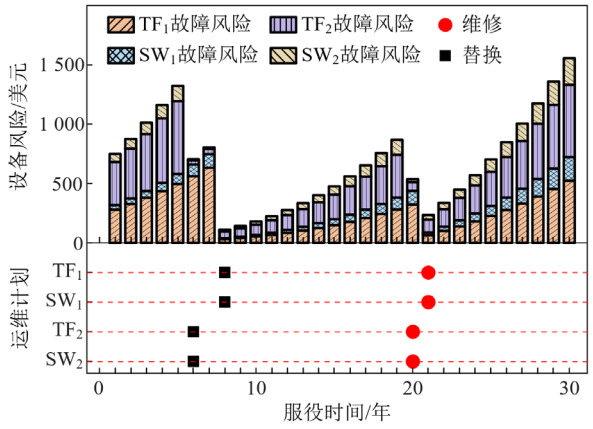
优化模型的目的是制定未来 30 年线路中 2 个开关柜和变压器的运维计划。在最优化模型中，将 30 年的策略制定分成 6 段，即每次制定 5 年的运维计划，并循环计算 6 次。分别得到 3 个电路 30 年的检修策略如图 5 所示。

图 5(a)中，变电站主设备的维护/更换活动通常同时进行，会选择在整体风险较高的情况下进行。以减少因单设备停运导致的整个变电站供电中断。

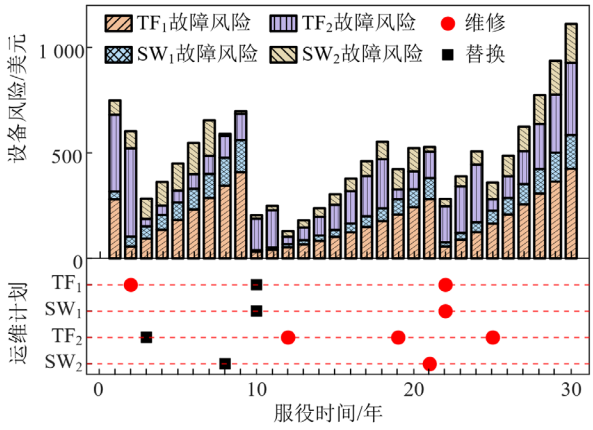
图 5(b)中，维护与更换策略更具差异性。由于设备老化程度不同，维修安排时间有所差异。同一



(a) 单母线结构



(b) 单母线分段结构



(c) 双母线分段结构

图 5 不同母线方案下的优化结果

Fig.5 Optimization results for various busbar configurations

线路上的变压器与开关设备通常同时进行维护或更换，以减少对该线路供电的影响，分段器的存在保证了另一半系统的连续供电。

图 5(c)中，变电站设备总风险显著降低，得益于其双母线分段接线带来的可靠性提升。不同设备的维护活动可独立安排，最大限度地保证供电连续性。该结构在配电系统中较为少见，因此本结果主要用于方法验证与结构性对比。

综上所述，不同母线结构显著影响设备的维护与更换策略及其风险收益表现，验证了该方法的有效性。

3.2 适用性验证

为了进一步验证所提方法的适用性，在可靠性测试系统总线 BUS6[24]更大规模的配电网中进行了仿真。它一共包含 23 台变压器，每台变压器都通过开关柜与电网相连，线路中总共有 5 条馈线以及 5 个分路开关，因此若某条馈线的变压器出现故障，其他线路可以正常工作。为了体现出优化方案对于不同重要程度和使用年限对设备运维方案的影响，划分了 5 个部分，分别是住宅、工业、医疗、商业以及农业用电。其具体情况如图 6 所示。

从图中看出，5 个部分的不同点体现在服役年龄、负载高低以及停电后的影响力这 3 个方面上，并分成低、中、高 3 个层次。对于后 2 个方面来说，通过规定式(8)中对应的系数来体现其差异，其具体数值规定如表 2 所示。

综合考虑变压器使用年限、利润、影响力等因素后制作雷达图如图 7 所示，用于直观显示各变压器的重要性区别。

式(9)中的归一化因子 $p=0.3$，将具体变压器和开关柜的数据填入图中，设定拉格朗日松弛惩罚项中 $\mu_0=3$，$\gamma=2\times10^{-5}$，取 $\theta=0.3$、$\delta=0.7$，并设定每年的理想总风险值为 5 000 美元，对所有设备进行为期 20 年的运维决策规划，将总体规划分为 4 段，每 4 段仅进行 5 年的决策。并得到所有设备的运维情况如图 8 所示，图 8 中上半部分显示所有设备的总故障风险变化，而下半部分则是设备的维护和更换决策。

从图 8 中分析可以得到以下信息：

1）由于变压器故障风险增长速率显著高于开关柜，其运维策略以“多次检修、少量更换”为主，而开关柜在规划期内运维频次较低；同时，受线路拓扑耦合约束影响，开关柜通常与所属变压器同步检修或更换，以避免同一线路的重复停电。

2）总开关柜的检修时点集中于多设备同时存在运维需求的阶段，并与其并联系统中的相关设备协同实施，从而减少检修引起的支路停运次数，提高供电连续性。

3）结合设备重要性雷达图与运维结果可见，检修计划并不是简单按照设备重要性等级进行机械

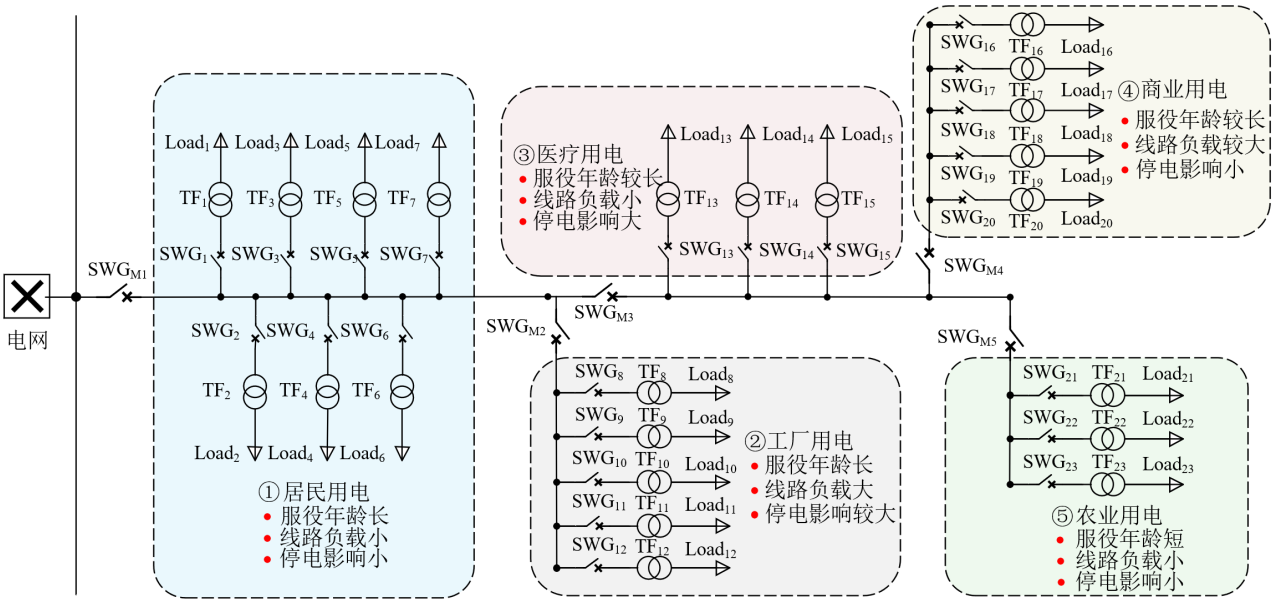


图 6　用于适用性分析测试的 BUS6 系统结构图

Fig.6　Structure diagram of the BUS6 system employed in applicability analysis testing

表 2　不同供电类型差异化系数表

Table 2　Differentiation coefficients table for various power supply types

供电类型	使用年限/年	负载系数 C_{Load}	影响力系数 C_{Imp}
居民用电	7~10	0~0.5	0~0.5
工厂用电	7~10	0.8~1	0.5~0.8
医疗用电	5~7	0~0.5	0.8~1
商业用电	5~7	0.5~0.8	0~0.5
农业用电	1~5	0~0.5	0~0.5

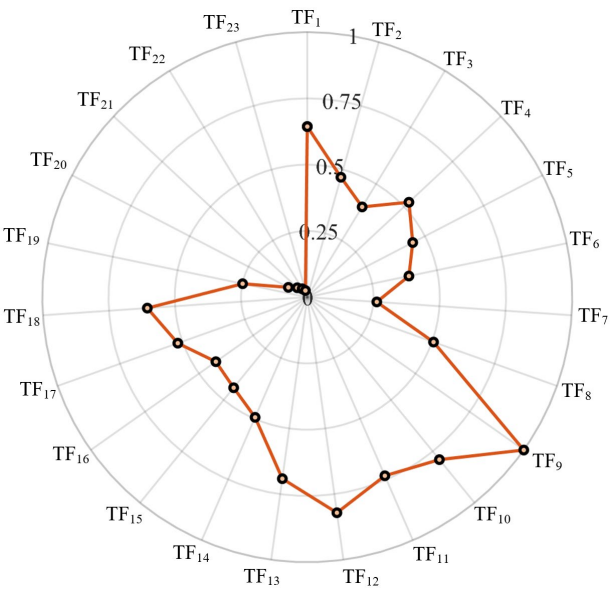


图 7　变压器重要性雷达图

Fig.7　Radar chart for transformer importance evaluation

分配，而是在综合约束条件下呈现出与设备重要性相协调的趋势，重要性等级较高的设备通常被安排更密集的检修与更换计划，而重要性较低的设备则相应减少运维频次。

4）系统年度总体风险始终围绕设定的目标阈值 5 000 美元小幅波动，表明迭代反馈机制能够在风险偏高时强化约束、提升运维强度，在风险偏低时适度放松约束，从而实现风险控制与经济性的动态平衡。

仿真结果表明，所提出的方法在大规模网络结构 BUS6 中仍能保持良好的优化性能与适用性。所生成的运维策略能够有效反映网络拓扑特征及设备间的关联关系，具备较强的工程合理性与实际应用可行性。

3.3　对比分析

本文中设置 3 个案例作为对照组，分别是基于时间的运维、基于状态的运维和以可靠性为中心的运维。具体情况如下所述。

案例 1：定期维护(TBM)具体安排如表 3 所示，值得注意的是，表格中的时间是指变压器投入使用的时间，而不是模拟开始的时间。

案例 2：状态维护(CBM)，指设备的故障率超过阈值就进行维修的方案，对于变压器而言，年故障率阈值为 6×10^{-3}，对于开关柜而言，年故障率阈值为 5×10^{-4}，而总开关的年故障率阈值为 8×10^{-4}，更换设备的时间与 TBM 一致，可在表 3 中查找。

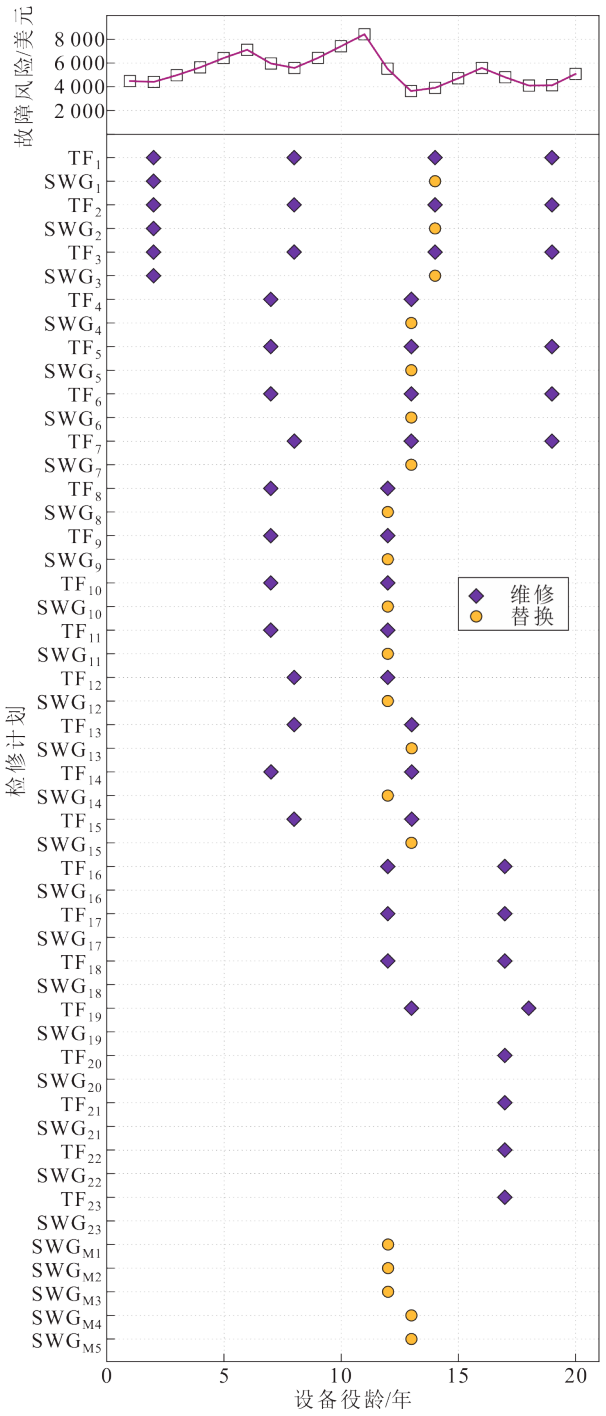


图 8 BUS6 中电力设备运维安排图

Fig.8 BUS6 power equipment maintenance schedule

案例 3：以可靠性为中心的运维策略(RCM)旨在最小化与设备相关的整体风险的维修方案。本文建立全局最优化模型，制定使得目标函数取得最大值的维修方案。

实验中动态反馈模型的参数 $\mu_0=3$，$\gamma=2\times10^{-5}$，其余参数不变。得到对照组以及实验组的结果如表 4 所示。

表 4 中的成本效率=100%−(故障风险+运维费用)/运行收益)×100%，风险波动系数(coefficient of variation，CV，设为 V_C)是指设备风险的相对波动幅度，$V_C=(\sigma/\mu_1)\times100\%$，$\sigma$ 是整个系统中设备故障概率的标准差，而 μ_1 是整个系统中设备故障概率的平均值。在 TBM 方法中，电力设备的检修按照固定时间间隔进行，因此可将其视为资源均衡性分析的基准方案。首先，针对每类设备，分别计算其实施维护时间点与 TBM 计划维护时间点之间的平均绝对误差 e，表示为：

$$e=\frac{1}{|A|+|B|}\left(\sum_{p\in A}\min_{q\in B}|p-q|+\sum_{q\in B}\min_{p\in A}|p-q|\right) \tag{29}$$

式中：A 为实际维护时间点集合；B 为 TBM 计划维护时间点集合；p、q 分别为集合 A、B 中的元素。

分别对变压器、开关柜和总开关 3 类设备计算上述误差后，通过加权求和得到系统整体平均误差 $\bar{e}$。资源均衡性系数=1−整体的平均误差/规划期长度。并分别得到在 20 年时间尺度下设备整体的风险变化情况，如图 9 所示。

从表 4 中的数据和图 9 中可以发现：

1）案例 1 未考虑线路拓扑结构，检修与更换频繁，导致运维成本上升、运行收益下降，虽能有效抑制故障风险并保持较低波动水平，但整体成本效率最低。

2）案例 2 基于故障概率阈值触发运维，属于被动式保护策略，未引入拓扑协同与前瞻性决策，整体优化效果仍有限。

表 3 TBM 的运维安排仿真时间表

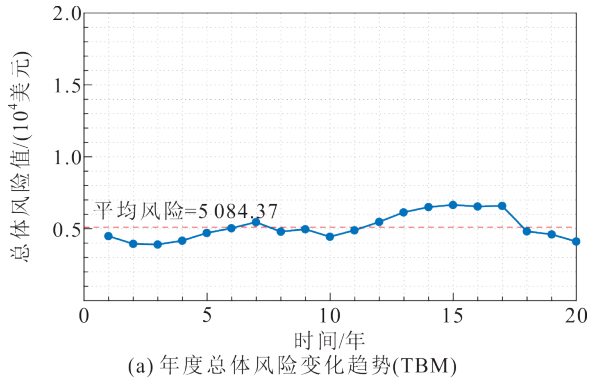
Table 3 Time based maintenance schedule

设备类型	检修间隔/(年·次$^{-1}$)	更换间隔/(年·次$^{-1}$)
变压器	6	35
开关柜	8	40
总开关	10	45

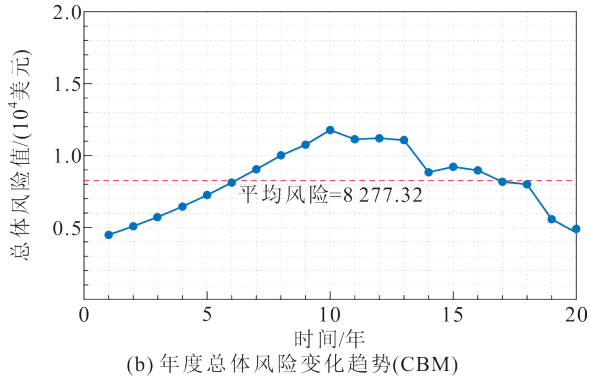
表 4 对比分析结果

Table 4 Comparative analysis results

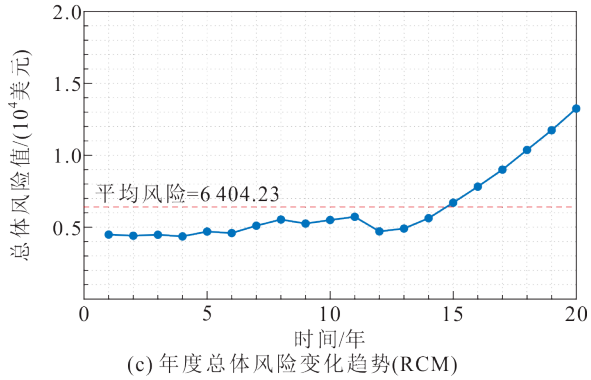
方法名称	故障风险/(10^5 美元)	运维费用/(10^5 美元)	运行收益/(10^5 美元)	成本效率/%	风险波动系数/%	资源均衡性系数
TBM	1.017	2.288	8.243	59.9	18.1	1.00
CBM	1.655	1.838	8.588	59.9	28.0	0.68
RCM	1.381	0.983	9.011	73.8	41.3	0.62
本文方法	1.089	1.74	8.885	68.2	23.3	0.79



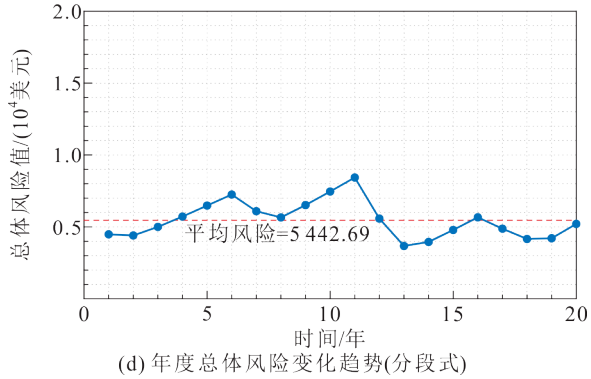
(a) 年度总体风险变化趋势(TBM)



(b) 年度总体风险变化趋势(CBM)



(c) 年度总体风险变化趋势(RCM)



(d) 年度总体风险变化趋势(分段式)

图 9　年度总体风险变化图

Fig.9　Chart of annual overall risk variation

3）案例 3 以最小化系统总体风险为目标，在考虑拓扑结构的条件下显著提升了运行收益，并在 4 种方法中取得最高的成本效率。

4）在此基础上，本文提出的引入迭代反馈机制的分段优化模型，在成本效率仅较案例 3 下降 5.6%的情况下，将系统故障风险波动系数降低了 18%，并取得较高的资源均衡性指标，表明该方法能够在经济性与风险稳定性之间实现更优权衡。

综上，所提方法的核心优势在于其对跨期风险的平稳调控能力，通过适度牺牲经济效率有效抑制风险剧烈波动，使运维策略在长期尺度上更具稳健性与工程可行性。

3.4　敏感性分析

为进一步评估所提出的基于迭代反馈的协同优化框架在不同参数设定下的鲁棒性与适用性，本节针对关键模型参数、风险偏好及计算规模进行了全面的敏感性分析。具体研究了威布尔分布参数、年度目标风险水平以及问题规模对系统风险、运维成本、运行收益及结构性绩效指标的影响，得到如图 10 所示的结果。

为评估所提基于迭代反馈的协同优化框架的鲁棒性，本节整合了对其关键参数的敏感性分析。结果表明，在不同威布尔分布参数、年度目标风险水平及计算规模下，该方法均表现出稳定的性能。分析显示：

1）随着威布尔形状参数 β 增加，系统故障风险显著降低，而运维成本与运行收益保持稳定，成本效率提升且风险波动下降。

2）尺度参数 n 增大时，故障风险降低且运行收益增加，运维成本变化平缓，成本效率与风险波动保持稳定。

3）在不同计算规模下，虽然故障风险、成本及收益的绝对值随设备数量增加而上升，但成本效率持续保持高位，风险波动可控，证明了框架良好的可扩展性。

4）年度目标风险水平提高会导向更积极的维护策略，表现为故障风险上升、运维成本下降，成本效率提高；但过高的目标值会导致风险波动加剧与资源均衡性恶化，故须合理设定以平衡风险控制与经济性。

综上所述，敏感性分析验证了该优化框架对关键参数及规模变化具有鲁棒性，能够在各种情景下有效权衡风险、成本与收益，适用于实际电力设备的维护规划。

4　结论

针对电力设备长期运维中经济性优化与故障风险平稳控制难以兼顾的问题，本文提出了一种基

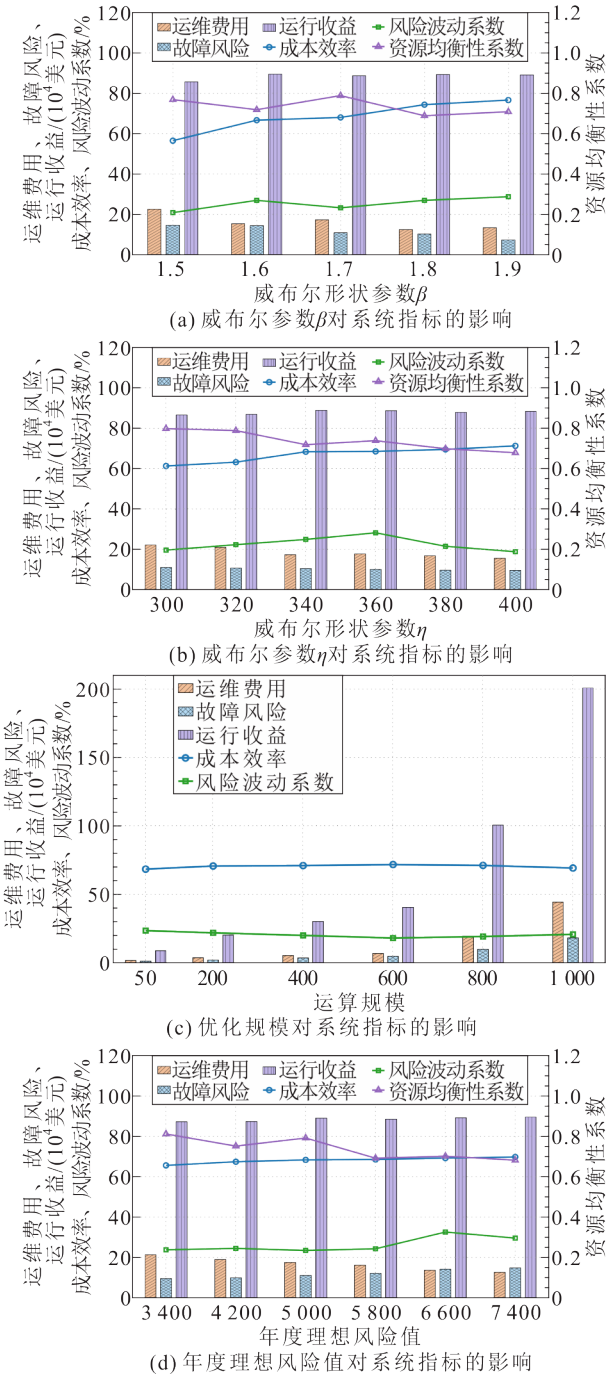


图 10 关键参数的敏感性分析

Fig.10 Sensitivity analysis of key parameters

于迭代反馈机制的非完美检修与更换策略协同优化方法，并通过多种算例验证了其有效性与鲁棒性。主要结论如下所述。

1）通过在分段式规划中引入迭代反馈机制，实现了运维策略在时间尺度上的自适应调节。该机制能够根据上一周期的风险偏差自动调整后续权重，显著提升了系统运行的平稳性。

2）结合威布尔故障模型与等效役龄退化思想，构建了考虑非完美检修效果与设备重要性的状态演化模型，为长期风险评估与运维决策提供了统一建模框架。

3）构建了融合经济收益、风险约束与维护成本的 MILP 优化框架，并通过 BUS6 系统验证了其在大规模网络中的适用性。与传统 TBM、CBM 策略相比，该方法在成本效率提升约 8.3%，与 RCM 相比，波动系数下降了 17%，资源均衡性系数提升了 18%，有效抑制风险剧烈波动，实现了经济性与可靠性的协同最优。

4）敏感性分析结果表明，该方法对关键模型参数、目标风险水平及计算规模变化具有良好的鲁棒性，系统风险水平与经济性指标在不同情形下均保持稳定。

综上，所提出的方法能够在可接受的经济性损失范围内显著提升系统风险的长期平稳性，为复杂配电网络中电力设备的稳健运维规划提供了一种具有工程可行性的优化思路。

参考文献 References

[1] 谈昱含. 变电系统运维中的优化策略分析[J]. 电子技术，2025，54(6)：212-213.
TAN Yuhan. Analysis of optimization strategy in substation system operation and maintenance[J]. Electronic Technology, 2025, 54(6): 212-213.

[2] MOSAYEBI OMSHI E, GRALL A. Replacement and imperfect repair of deteriorating system: study of a CBM policy and impact of repair efficiency[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 215: 107905.

[3] ZHOU N, XU Y, CHO S, et al. A systematic review for switchgear asset management in power grids: condition monitoring, health assessment, and maintenance strategy[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(5): 3296-3311.

[4] 戴志辉，刘兵成，刘媛，等. 状态检修背景下继电保护设备检修时间决策方法[J]. 电力系统及其自动化学报，2020，32(6)：94-100.
DAI Zhihui, LIU Bingcheng, LIU Yuan, et al. Decision-making method for maintenance time of protective devices under background of condition-based maintenance[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(6): 94-100.

[5] 房安翔，赵雨昕，柏亮. 电力数据网络设备运行优化[J]. 电力信息与通信技术，2024，22(3)：82-87.
FANG Anxiang, ZHAO Yuxin, BAI Liang. Optimization of power data network equipment operation[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(3): 82-87..

[6] 计蓉，侯慧娟，盛戈皞，等. 基于组合赋权法和模糊综合评价的电力设备状态数据质量评估[J]. 高电压技术，2024，50(1)：274-281.
JI Rong, HOU Huijuan, SHENG Gehao, et al. Data quality assessment for power equipment condition based on combination weighing method and fuzzy synthetic evaluation[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 274-281.

[7] 林苑，赵晋斌，孙明琦，等. 新型电力系统下基于物理信息 LSTM

网络的电力变压器状态评估方法[J]. 电力系统保护与控制，2025，53(14)：133-141.
LIN Yuan, ZHAO Jinbin, SUN Mingqi, et al. Power transformer condition assessment method based on physics-informed LSTM network in the context of new power systems[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(14): 133-141.

[8] 王洋. 基于 RCM 的变压器状态检修与故障诊断研究[D]. 北京：华北电力大学，2023.
WANG Yang. Research on transformer condition based maintenance and fault diagnosis based on RCM[D]. Beijing, China: North China Electric Power University, 2023.

[9] 王达梦. 以可靠性为中心的风电机组机会维修策略研究[D]. 北京：华北电力大学，2020.
WANG Dameng. Research on the reliability centered opportunistic maintenance for wind turbines[D]. Beijing, China: North China Electric Power University, 2020.

[10] ZHOU N, MA G M, LUO L G. The optimal scheduling of maintenance and replacement of power transformers: a risk based method[C]//Proceedings of 2024 9th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE). Shanghai, China: IEEE, 2024: 1143-1147.

[11] ZHOU N, LUO L G, SHENG G H, et al. Scheduling the imperfect maintenance and replacement of power substation equipment: a risk-based optimization model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2025, 40(4): 2154-2166.

[12] 臧奕茗，李卓潇，张少春，等. AI 与量子技术在未来电网中的融合模式与应用展望[J]. 高电压技术，2025，51(4)：1708-1726.
ZANG Yiming, LI Zhuoxiao, ZHANG Shaochun, et al. Integration mode and application prospects of AI and quantum technology in future power systems[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(4): 1708-1726.

[13] 江俊杰，胡军，马国明，等. 数字化电力装备专用传感应用需求与发展趋势[J]. 高电压技术，2024，50(8)：3271-3302.
JIANG Junjie, HU Jun, MA Guoming, et al. Application requirements and development trend of special sensors in digital electrical equipment[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3271-3302.

[14] ABIRI-JAHROMI A, PARVANIA M, BOUFFARD F, et al. A two-stage framework for power transformer asset maintenance management-part I: models and formulations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2): 1395-1403.

[15] ALIZADEH A, FEREIDUNIAN A, MOGHIMI M, et al. Reliability-centered maintenance scheduling considering failure rates uncertainty: a two-stage robust model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(3): 1941-1951.

[16] 李亮玉，郭婉琳，邢琳，等. 智能变电站母线合并单元改造方案优化[J]. 电力与能源，2023，44(1)：80-84.
LI Liangyu, GUO Wanlin, XING Lin, et al. Optimization of transformation scheme of bus merging unit in smart substations[J]. Power & Energy, 2023, 44(1): 80-84.

[17] 李涛，韩燕飞，牛硕丰，等. 基于关联分析的变电站附属设备差异化运维[J]. 电工技术，2021(12)：125-127.
LI Tao, HAN Yanfei, NIU Shuofeng, et al. Differential operation and maintenance of substation auxiliary equipment based on correlation analysis[J]. Electric Engineering, 2021(12): 125-127.

[18] 朱俊，谢荣斌. 基于油色谱状态边界值的变压器状态评估模型[J]. 设备管理与维修，2018(7)：30-33.
ZHU Jun, XIE Rongbin. Transformer state evaluation model based on oil chromatographic state boundary value[J]. Plant Maintenance Engineering, 2018(7): 30-33.

[19] TANG Z Y, ZHOU W J, ZHAO J K, et al. Comparison of the Weibull and the crow-AMSAA model in prediction of early cable joint failures[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(6): 2410-2418.

[20] 黄威，胡博，谢开贵，等. 计及老化失效与系统可靠性的电力变压器群体预防性检修/退役计划协同优化方法[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(23)：135-149.
HUANG Wei, HU Bo, XIE Kaigui, et al. A collaborative optimization method for preventive overhaul/retirement planning of power transformer fleets considering aging failure and system reliability[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(23): 135-149.

[21] JIANG P Y. Life restoration degree following minimal repair and its application for maintenance decision optimization[J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2013, 19(4): 413-428.

[22] DAS T K, GOYAL N K, GAUTAM A. Prediction of restoration factor for various maintenance types of railway systems using analytical hierarchy process[J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2019, 26(3): 399-430.

[23] CERONE V, FOSSON S M, PIRRERA S, et al. A new framework for constrained optimization via feedback control of Lagrange multipliers[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2025, 70(11): 7141-7156.

[24] BIE Z H, ZHANG P, LI G F, et al. Reliability evaluation of active distribution systems including microgrids[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(4): 2342-2350.



刘敬萧
2002—，男，硕士生
主要从事电力设备数字化与智能化技术以及电力设备智能运维的研究
E-mail: liujingxiao@sjtu.edu.cn

LIU Jingxiao



周　南(通信作者)
1993—，男，博士，副教授
从事电力设备健康管理与预测性维护的研究
Email: zhounan@sjtu.edu.cn

ZHOU Nan
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期　2025-10-24　在线出版日期　2026-04-02　　编辑　曾文君