科技创新

# 计及操作风险的智能变电站二次安措优化模型及应用

石诗义，蒋益强，洪运飞，周 烨，凌蜀戎，万 磊

（国网四川省电力公司宜宾供电公司，宜宾 644000）

**摘要**：智能变电站的二次安措面临隐蔽性强、可视化性差的突出问题，对其改进是实现“削繁降险”的重要途径，但现有方法存在忽视操作风险、操作复杂度评估不全面及求解效率低下等局限。为此，提出一种计及操作风险的智能变电站二次安措优化新模型。该模型引入风险成本来降低操作风险、计入操作复杂度来减少冗余操作，并结合深度神经网络和遗传算法，实现模型高效求解。以220 kV线路保护装置为例，验证模型和算法的有效性，为二次安措制定提供了一种新的优化途径。

**关键词**：智能变电站；二次安措；操作风险；深度神经网络

**中图分类号**：TM77 **文献标志码**：A **文章编号**：1671－1807(2026)03－0016－08

智能变电站是一种集成了先进通信技术、自动化控制和信息技术的现代化变电站，它能够自动完成信息采集、测量、控制、保护、计量和监测等基本功能，并支持电网的实时自动控制和智能调节[1]。随着能源结构的转型和智能化技术的快速发展，推进智能变电站建设项目已成为《“十四五”现代能源体系规划》的一项重要内容[2]。截至目前，中国新建及改造在运智能变电站6 000多座[3]。智能变电站的大规模投运，无疑增加了检修和运维工作的复杂性[4]。不同于常规变电站通过电缆来传递采样数据和控制信号，智能变电站基于“三层两网”的构架，依托高效传递数据的以太网技术，其二次回路已从物理连接的“有形可见”转变为软件逻辑实现的“虚拟数字”[5-7]。智能变电站在实现信息共享的同时，其二次安全隔离措施（以下简称二次安措）具备隐蔽性强、可视化性差的特点，进一步加剧二次检修的工作难度[8]。在检修工作日益复杂的背景下，如何科学设置和优化二次安全措施，是亟须解决的现实问题。

目前，二次安措的实施遵循双重化原则，旨在通过多重手段确保电力系统的安全隔离，即每条链路需至少采用两种独立的方法进行隔离，而在某些关键场合，甚至需采取3种不同的隔离措施。例如，对于待检修的智能电子设备（intelligent electronic device，IED），需同时执行断开其面向通用对象的变电站事件（generic object oriented substation events，GOOSE）发送软压板、运行的IED的GOOSE接收软压板，并投入待检修IED的检修硬压板的操作[9]。这种复杂的操作流程，虽然在理论上增强了安全性，但实际上却增加了二次安措在实施与恢复阶段的复杂度。且由于安措执行人员的专业水平有所差异，操作风险随之上升，进一步削弱了二次安措的实际效果[10]。由于多重化配置导致的复杂性和操作风险，二次安措有望获得精简隔离手段和降低操作风险的优化空间。

当前，针对智能变电站二次安措生成的研究主要可分为3类。第1类研究侧重于安措的事后校核与验证。例如，Du等[11]、Wang等[12]提出了二次安措的自适应验证方法；吕帅等[13]进一步提出安措的校核系统，实现在线验证；刘清泉等[14]根据安措文本提出一种可正误审核的审批方法。这类研究解决了安措执行后的正确性问题，但其根本局限在于

**收稿日期**：2025-08-18

**作者简介**：石诗义(1999—)，男，四川宜宾人，硕士，研究方向为继电保护；通信作者蒋益强(1983—)，男，湖南益阳人，硕士，高级工程师，研究方向为继电保护；洪运飞(1990—)，男，吉林长春人，工程师，研究方向为继电保护；周烨(1988—)，男，四川宜宾人，高级工程师，研究方向为继电保护；凌蜀戎(1992—)，男，四川宜宾人，工程师，研究方向为继电保护；万磊(1994—)，男，四川乐山人，硕士，工程师，研究方向为继电保护。

安措仍需人工制定,未能优化安措生成过程本身,且依然高度依赖人员经验。第2类研究致力于基于规则库自动生成安措[15]。例如,严亚兵等[16]、俞伊丽等[17]、赵武智等[18-20]分别利用改进支持向量机、知识图谱、图论配置安措数据库,再基于检修设备的二次匹配规则生成安措。纪鹏等[21]通过模糊学习推理生成安措,实现了安措一键生成。这类方法实现了安措的自动生成,但其存在规则库构建维护成本高、易产生冗余操作、难以动态权衡安措复杂度与风险的局限性。第3类研究着眼于构建模型以优化安措,如张海洋等[22]、张惠山和张兵海[23]建立了安措的可靠性分析模型。这类研究提供了理论优化框架,但仍存在明显不足:①大多仅以可靠性间接反映风险,未能显式地量化操作误动与操作失效这两类关键风险;②对操作复杂度的评估多局限于步骤数量,忽视了操作频率这一重要维度;③模型求解算法效率低下。

综上所述,现有研究未能同时显式考量操作风险与操作复杂度,且缺乏高效的求解方法。为此,本文以智能变电站的二次安措为对象,面向"削繁降险"(简化流程降低风险)目标,研究二次安措的优化方法。在现有研究基础上,进一步考虑安措操作的风险,提出计及操作风险的智能变电站最优二次安措模型;为实现模型的高效求解,利用深度神经网络(deep neural network,DNN)的学习能力,对链路矩阵元素进行预测,并结合遗传算法,提出优化模型的DNN辅助算法。以220 kV线路第一套保护装置为例,验证所提优化模型和算法的有效性。

## 1 二次安措操作风险与复杂度

### 1.1 二次安措链路矩阵

二次安措旨在实现检修设备与运行设备间通信链路的彻底隔离,涵盖逻辑和电气两个层面。每条链路均有一种或多种断开方式。目前,智能变电站中可通过软硬件方式实现的基本二次安措包括退出GOOSE接收软压板、退出GOOSE发送软压板、退出采样值(sampled value, SV)软压板、退出智能终端出口硬压板、投入检修压板、断开光纤通道,见表1。各安措的具体功能参考文献[24]。

链路矩阵旨在详细描绘二次安措所关联的链路及其可能的断开方式。在一个$m\times n$链路矩阵中,每一行对应一种特定的隔离措施,每一列代表一个链路,每个元素表示特定链路的特定隔离措施。

基于上述基本安措方式,研究的链路矩阵是一个$6\times n$矩阵,结构如式(1)所示。

**表1 基本安措的优缺点**

| 隔离措施 | 优点 | 缺点 |
|---|---|---|
| 投入检修压板 | 可明确将设备置于检修状态 | 无法可靠隔离信号,上级设备操作时下级可能无法确认 |
| 退出GOOSE发送软压板 | 可避免装置错误地发送信号 | 无法可靠隔离信号,软件异常时可靠性低。 |
| 退出GOOSE接收软压板 | 能够可靠隔离信号 | 可能会导致装置无法接收到重要的操作信号。 |
| 退出SV软压板 | 能够可靠隔离信号 | 可能会导致装置无法使用SV数据,影响装置正常功能 |
| 断开光纤通道 | 具有明显的通信断点 | 会出现报警信号,易损坏光口和纤头 |
| 退出智能终端出口硬压板 | 具有明显的电气断点 | 导致间隔内及跨间隔保护无法出口跳闸 |

$$L=\begin{bmatrix} l_{11} & \cdots & l_{1m} & \cdots & l_{1n} \\ l_{21} & \cdots & l_{2m} & \cdots & l_{2n} \\ l_{31} & \cdots & l_{3m} & \cdots & l_{3n} \\ l_{41} & \cdots & l_{4m} & \cdots & l_{4n} \\ l_{51} & \cdots & l_{5m} & \cdots & l_{5n} \\ l_{61} & \cdots & l_{6m} & \cdots & l_{6n} \end{bmatrix}=[\boldsymbol{L}_1\cdots\boldsymbol{L}_m\cdots\boldsymbol{L}_n] \quad (1)$$

式中:$\boldsymbol{L}$为链路矩阵;$\boldsymbol{L}_m$为第$m$条链路;0-1变量$l_{im}$代表第$m$条链路的第$i$种隔离措施(0代表该链路未采用相应隔离措施)。研究的链路矩阵的每一行分别代表投入检修压板、退出GOOSE发送软压板、退出GOOSE接收软压板、退出SV软压板、断开光纤通道和退出智能终端出口硬压板,因此,若第$m$条链路采用了断开光纤通道的方式,则

$$\boldsymbol{L}_m=[0\quad 0\quad 0\quad 0\quad 1\quad 0]^{\mathrm{T}} \quad (2)$$

特别地,当投入某IED的检修压板后,其发送的GOOSE报文TEST位或者SV报文数据品质TEST位会在接收报文的IED处与自身检修压板状态做"异或"逻辑判断,只有状态一致时所接收的信号才会被处理。投入检修压板相当于同时断开与此IED相关联的所有链路[9],因此有

$$l_{1a}=l_{1b} \quad (3)$$

式中:1$a$、1$b$分别为投入或退出检修压板时进行逻辑判断的两条链路。

断开光纤会使关联的两个IED具有明显的通信断点,类似地有:

$$l_{4c}=l_{4d} \quad (4)$$

式中:4$c$、4$d$分别为通过光纤通道连接的两条链路。每条链路应该至少有1种安措方式,否则该链路将失效,即

$$\sum_{i=1}^{6} l_{im}\geqslant 1 \quad (5)$$

此外，无法通过退出软压板和投入检修压板可靠隔离或相关二次设备处于非正常工作的紧急状态时才采取断开光纤的隔离方式[9]，故需添加如下安措优先级约束：

$$l_{5m}=\begin{cases}0, & l_{1m}+l_{2m}+l_{3m}+l_{4m}\neq 0\\ 1, & l_{1m}+l_{2m}+l_{3m}+l_{4m}=0\end{cases} \tag{6}$$

链路矩阵可通过解析 SCD 文件自动获得[25]，不再进行详细说明。

### 1.2　操作复杂度

二次安措操作复杂度可通过改进的 Halstead 方法计算[26]，其原理是统计程序中操作符和操作数出现次数。结合二次安措的操作方式和操作对象，二次安措的操作复杂度可由下式计算[27]：

$$C_{\mathrm{op}}=(N_1+N_2)\log_2(n_1+n_2) \tag{7}$$

式中：$C_{\mathrm{op}}$为二次安措的操作复杂度；$n_1$ 和 $N_1$ 分别为二次安措中不同操作方式总数和所有操作方式总数；$n_2$ 和 $N_2$ 分别为二次安措中不同操作对象总数和所有操作对象总数。

在检修完成后，需要对二次安措进行恢复，因此二次安措的操作方式分为“投入(连接)”和“退出(断开)”。对于本文所研究的基本二次安措，操作对象可分为软压板、硬压板、光纤通道 3 类，分别对应于链路矩阵的第 2～4 行、第 1 和 6 行、第 5 行，所对应不同的操作方式参考文献[22]。

需要说明的是，不同操作对象对复杂度的贡献有所不同，需要对操作对象总数的计数进行修正。

$$N_2=\sum_{i=1}^{3}w_i o_i \tag{8}$$

式中：$w_i$($i=1,2,3$)分别为软压板、硬压板、光纤通道的操作权重系数；$o_i$($i=1,2,3$)为对应的操作次数。

权重系数与操作执行的频率和步骤相关，执行频率越高的操作，其复杂度权重应该越低，执行步骤越多的操作，其复杂度权重应该越高，因此，采用式(9)描述权重系数。

$$w_i=\frac{D_i}{F_i^{\beta}} \tag{9}$$

式中：$w_i$为不同的操作权重系数；$D_i$为操作步骤；$F_i$为历史操作频率；$\beta$为一个调整参数，用于平衡难度和频率对权重的影响，$\beta$可以根据实际情况调整，若频率对复杂度的影响较小，可选择较小$\beta$值。

由式(9)可知，不同操作的权重可能在不同的数量级上，为了使权重可比，需要对权重进行归一化处理，修正后的计数为

$$N_2=\sum_{i=1}^{3}w_i' o_i=\sum_{i=1}^{3}\frac{w_i}{\sum_{i=1}^{3}w_i}o_i \tag{10}$$

式中：$w_i'$为归一化处理后的权重系数。

由于对检修压板和光纤通道进行操作时，与之相关联的链路均会断开，链路矩阵的第 1 行和第 5 行中会存在较多置 1 的元素。因此，对链路矩阵第 1 行和第 5 行的元素进行直接求和，是无法准确获得检修压板和光纤通道的操作次数，可能会存在重复计数。两种操作采用以下方式计数：

$$\begin{cases}o_1=o_{1,0}-\sum_{j}^{n}(N_j-1)l_{ij}\\ o_2=o_{2,0}-\sum_{j}^{n}(N_j-1)l_{ij}\end{cases} \tag{11}$$

式中：$N_j$为相关联的链路数；$o_{1,0}$和 $o_{2,0}$为对第 1 行和第 5 行的元素进行求和所得计数。

### 1.3　操作风险

目前，尚未见报道针对二次安措操作风险的研究，且传统的风险评估方法已不足以满足二次安措风险管理的需求。鉴于此，采用风险元传递理论对操作风险进行量化分析。风险元定义为在特定环境内，对实际结果产生影响的不确定性因素[28]。风险元的传递是指某些风险域的变化引起其他风险域的变化，即某些研究对象的风险变化触发目标对象的风险变化。在此框架下，操作风险被定义为操作不确定性因素对变电站稳定运行的影响。

定义操作风险为：由于各操作的误动和操作失效导致变电站失负荷而产生的额外成本。以下给出两种风险成本的具体计算式。

因操作误动导致的失负荷成本由式(12)计算：

$$C_{\mathrm{w}}=\sum_{i=1}^{6}\sum_{j=1}^{n}c_{\mathrm{e}}P_{\mathrm{e},ij}P_{\mathrm{w},ij}l_{ij} \tag{12}$$

式中：$C_{\mathrm{w}}$为操作误动风险成本；$c_{\mathrm{e}}$为电价系数；$P_{\mathrm{e},ij}$为第 $j$ 条链路中的第 $i$ 种操作误动产生的失负荷；$P_{w,ij}$为第 $j$ 条链路中的第 $i$ 种操作的误动率。

由于一条链路可采用多种操作，单一的操作失效不会导致链路失效，只有所有操作失效才会导致变电站失负荷，故操作失效风险成本由式(13)计算：

$$C_{\mathrm{s}}=c_{\mathrm{e}}\sum_{j=1}^{n}P_{\mathrm{ab},j}\prod_{i}^{6}(1-P_{\mathrm{s},ij}l_{ij}) \tag{13}$$

式中：$C_{\mathrm{s}}$为操作失效风险成本；$P_{\mathrm{ab},j}$为第 $j$ 条链路失效产生的失负荷；$P_{\mathrm{s},ij}$为第 $j$ 条链路中的第 $i$ 种操作的失效率。

综合式(12)、式(13)可见，所有操作均有误动和失效风险。操作误动风险是对误动风险“串联”，

操作失效风险是失效风险“并联”。当不采用某种操作时,虽然能够减少误动风险,但会上升失效风险。

## 2 计及操作风险的二次安措优化模型

### 2.1 目标函数

模型的决策变量为链路矩阵中的所有元素,代表每条链路的不同安措执行与否。综合考虑二次安措的操作复杂度和操作风险成本,以此来协调二次安措的“削繁降险”目标:

$$\min C_{\mathrm{op}}=(N_1+N_2)\log_2(n_1+n_2)=f(l_{ij}) \tag{14}$$

$$\min C_{\mathrm{w}}=g(l_{ij}) \tag{15}$$

$$\min C_{\mathrm{s}}=z(l_{ij}) \tag{16}$$

式中:$f(l_{ij})$、$g(l_{ij})$和$z(l_{ij})$为关于链路矩阵元素$l_{ij}$的不同形式函数。

基于线性加权法将多目标优化问题转化为单目标优化:

$$\min \zeta_1 C_{\mathrm{w}}+\zeta_2 C_{\mathrm{s}}+\zeta_3 C_{\mathrm{op}} \tag{17}$$

式中:$\zeta_1$、$\zeta_2$、$\zeta_3$分别为操作误动风险和操作失效风险以及复杂度的权重系数,为消除不同目标数量级的影响,可先归一化后确定所有权数。

### 2.2 二次安措优化模型

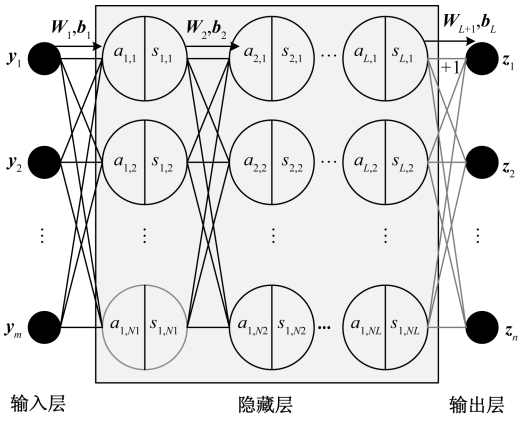
综合前述目标函数和约束条件,二次安措优化模型归结为如下优化问题:

$$\min \zeta_1 C_{\mathrm{w}}+\zeta_2 C_{\mathrm{s}}+\zeta_3 C_{\mathrm{op}},\quad \text{s.t.}\begin{cases}\text{链路矩阵约束:式(1)}\sim\text{式(6)}\\ \text{复杂度模型:式(8)}\sim\text{式(10)}\\ \text{风险成本模型:式(12)}\sim\text{式(13)}\end{cases} \tag{18}$$

显然,上述模型是一个混合整数非线性规划问题,直接求解的难度较大,虽然可采用遗传算法求解,但仍需解决如何获取高质量的初值点的问题。

## 3 二次安措优化模型求解

借助DNN对高维非线性方程的卓越拟合能力[29],辅助获取高质量的遗传算法的初值点。所采用的深度学习架构为多层感知器(multilayer perceptron,MLP)。这是一种前馈型神经网络,它在输入层与输出层之间嵌入了若干隐藏层。MLP通过这些隐藏层的层叠,实现对输入数据的深度抽象和特征提取。在MLP架构中,每个隐藏层都应用激活函数对前一层的输出执行非线性映射,逐步深化数据的抽象特征。这种MLP能够捕捉复杂的数据模式和特征间的相互作用,从而对多样化的复杂问题进行有效的建模和预测。DNN的结构如图1所示。神经元与网络参数的关系可以概括为:每个神经元均与一个由权重和偏差定义的线性映射相关联;每个神经元均配备一个非线性激活函数。非线性激活函数赋予了神经网络模拟非线性函数关系能力。




$a_{i,j}$和$s_{i,j}$分别为第$i$层第$j$个神经元的线性映射和激活函数的输出;$\boldsymbol{y}$和$\boldsymbol{z}$为输入向量;$\boldsymbol{a}_k$和$\boldsymbol{s}_k$分别为第$k$层隐藏层的线性映射和激活函数的输出向量;$\boldsymbol{b}_k$和$\boldsymbol{W}_k$分别为第$k$层隐藏层的偏差和权重向量

**图1 神经网络的结构**

DNN的前向传播过程由以下方程进行表述:

$$\boldsymbol{s}_0=\boldsymbol{y} \tag{19}$$

$$\boldsymbol{a}_k=\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{s}_{k-1}+\boldsymbol{b}_k,\ \forall k\in\{1,2,\cdots,L\} \tag{20}$$

$$\boldsymbol{s}_k=\max(\boldsymbol{a}_k,0) \tag{21}$$

$$\boldsymbol{z}=\boldsymbol{W}_{L+1}\boldsymbol{s}_L+\boldsymbol{b}_{L+1} \tag{22}$$

式(19)定义了神经网络的输入层,式(20)描述了神经元之间的线性映射关系,式(21)定义了本文中采用的ReLu非线性激活函数,其具有加速网络训练和防止梯度消失的优势,式(22)则定义了神经网络的输出层。

对于本文中涉及的最优二次安措模型,初始点的获取可通过以下映射关系来表述:

$$\boldsymbol{y}\rightarrow\boldsymbol{z} \tag{23}$$

式中:$\boldsymbol{y}=[y_1,y_2,\cdots,y_m]$为一个$m$维的输入向量,包括历史操作频率、操作误动和失效产生的失负荷;$\boldsymbol{z}=[z_1,z_2,\cdots,z_n]$为含链路矩阵元素的$n$维输出向量。

(1)数据采集。随机选取12 000组特定历史操作频率$F_i$、操作误动和失效产生的失负荷$P_{\mathrm{e},ij}$和$P_{\mathrm{ab},ij}$,并通过非线性求解器SCIP求解这些数据下的最优二次安措模型获取链路矩阵元素,将其中的10 000组作为训练集,剩余2 000组作为测试集。

(2)数据预处理。使用$z$-score方法[30]对生成的输入和输出数据进行预处理。

(3)激活函数选择。为解决梯度消失问题并保证训练效率,选择ReLU激活函数。

(4)损失函数定义。采用均方误差(mean

squared error，MSE)衡量 MLP 性能的指标。MSE 能清晰且直观地量化了模型预测值与实际值之间的平均平方差异，从而引导优化过程朝着减少预测误差的目标前进。

(5)学习算法和速率调整。反向传播算法通过调整神经网络中的权重和偏置参数以减少训练集上的 MSE。均方根传递(root mean square prop，RMSprop)算法融合了自适应学习率调整机制与指数加权的二阶矩估计，有效避免了学习率的急剧下降，并促进了模型向最优解的快速收敛[31]。因此采用 RMSprop 算法优化 DNN 神经网络的权重，将学习率初始化为 0.001，并引入了学习率衰减策略：当损失函数的下降幅度在连续 5 个训练周期内低于预设的阈值时，学习率将减半，以实现在收敛阶段的精细调整。这种策略有助于在训练的后期阶段进行细致的参数优化，以期达到更佳的性能。

(6)提前停止机制。为避免训练过程中出现过拟合现象[32]，导致 DNN 在训练样本集内的表现优异，而在验证样本集内的性能不佳。将损失函数作为神经网络的训练过程中提前停止训练的标准，设置了提前终止训练策略以缓解训练过程中的过拟合，当连续 20 次迭代训练中损失函数下降值低于设定阈值时，则退出迭代。

在 DNN 训练完毕后，神经网络的权重和偏差将优化到能精确预测输出，当给定输入后即可立即生成输出预测解。

结合上述分析，DNN 辅助的求解策略如图 2 所示，具体如下：①模拟采样获取频率/失负荷样本数据；②对所得样本数据进行预处理；③利用 MLP 获取链路矩阵元素的预测值；④以预测值为初值点，通过遗传算法求解。其中初始化(二进制码串)、选择(轮盘赌)、交叉(位交换)、变异(位变异)等操作同文献[33]。详细的求解流程如图 3 所示。

经过上述求解策略，非线性问题可通过遗传算法快速求解，从而通过 DNN 辅助提升了原问题的可解性。

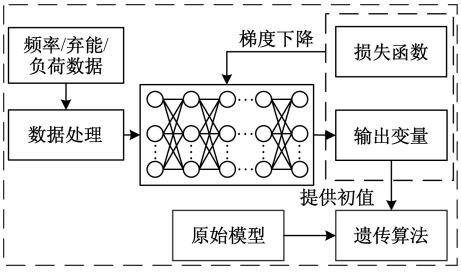



**图 2　DNN 辅助的求解策略**

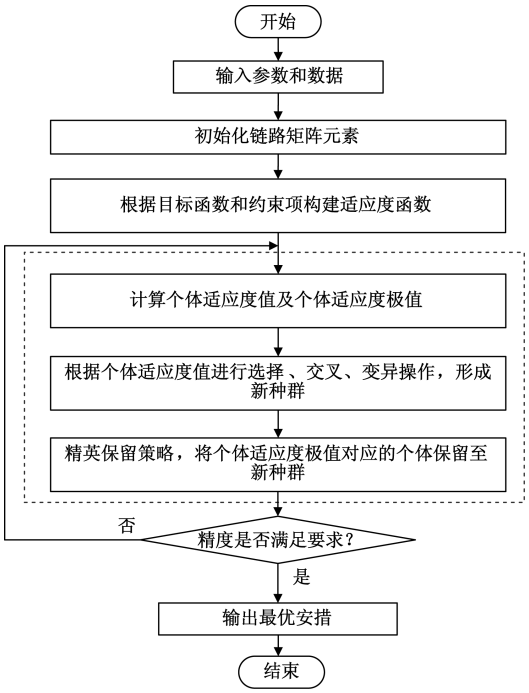



**图 3　遗传算法的求解流程**

## 4　应用分析

### 4.1　应用说明

以 220 kV 第一套线路保护装置为例[9]，其典型配置及各 IED 连接关系如图 4 所示。一次设备不停电情况下，检修线路保护装置，需要退出与之相连的线路合并单元和智能终端，需要断开链路 1～链路 4。

由图 4 可知，链路 1 可采用退出 SV 软压板和断开光纤通道以及投入检修压板的隔离手段；链路 2可采用退出 GOOSE 接收、发送软压板和投入检修压板以及断开光纤通道的隔离手段；链路 3 可采用的隔离手段同链路 2；链路 4 可采用退出出口硬压板和投入检修压板的隔离手段。因此，结合式(1)可得，待优化的链路矩阵形式应为

$$\boldsymbol{L}=\begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & l_{13} & l_{14} \\ 0 & l_{22} & l_{23} & 0 \\ 0 & l_{32} & l_{33} & 0 \\ l_{41} & 0 & 0 & 0 \\ l_{51} & l_{52} & l_{53} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & l_{64} \end{bmatrix} \tag{24}$$

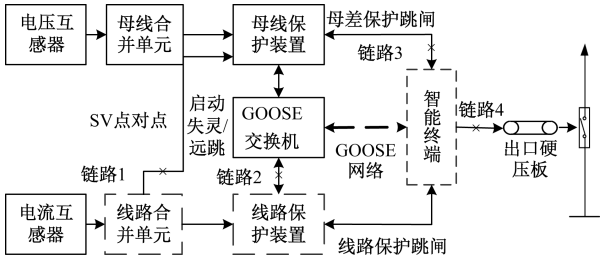



**图 4　算例接线图**

参考四川省某个运行的220 kV智能变电站,电价系数为0.55元/(kW·h),其余参数见文献[34],遗传算法的种群数为20,最大进化代数为100,交叉概率为0.5,变异概率为0.01。

### 4.2 模型有效性分析

根据操作风险,设置了以下5种方案进行对比分析。方案1:典型二次安措;方案2:不计及操作风险的最优二次安措模型;方案3:计及操作误动风险的最优二次安措模型;方案4:计及操作失效风险的最优二次安措模型;方案5:本文所提出的最优二次安措模型。其中,方案1模拟现有常规二次安措;方案2~方案4是现有方案与本文方案之间的过渡方案。为模拟方案2~方案4,需要对本文的最优二次安措模型进行修改,具体说明如下:①需要将式(18)的目标函数中对应的风险成本置0(如方案2需要在目标函数中将风险成本$C_w$和$C_s$置0);②需要在约束中去掉相关成本约束[如方案2需要在约束中去掉风险成本相关约束式(12)、式(13)]。方案2~方案5采用的神经网络结构和训练数据见表2。

5种方案的成本见表3。对于未计入某项风险的方案,缺少的风险成本为优化后计算的结果。特别地,方案2存在两个最优解,表中给出的是风险成本最低的计算结果(详细分析见后文)。

由表3可见,5个方案的操作复杂度按由低到高的排序为2=3<5<4<1,误动风险成本排序为3<2<5<4<1,失效风险成本排序为1<4<5<3<2。一方面体现了本文方案(方案5)在降低风险和操作复杂度方面具有明显优势,另一方面也体现了操作复杂度与操作风险的不同影响。下面结合链路矩阵具体分析各影响因素的作用。

**表2 神经网络的结构参数和训练数据**

| 结构参数 | | | 训练数据 | |
|---|---|---|---|---|
| 神经元及层数 | 输入 | 输出 | 样本数 | 求解方法 |
| (30,30,30)* | $P_{e,ij}$,$F_i$,$P_{ab,ij}$ | $l_{ij}$ | 12 000 | SCIP求解 |

注:(30,30,30)*代表3个隐藏层,每层中有30个神经元。

**表3 各方案的优化结果**

| 方案 | 目标函数 | 复杂度 | 误动风险成本/元 |
|---|---|---|---|
| 1 | — | 41.7 | 184.25 |
| 2 | 50.59 | 12.4 | 77.00 |
| 3 | 233.43 | 12.4 | 59.95 |
| 4 | 176.58 | 28.5 | 167.75 |
| 5 | 654.66 | 23.1 | 141.35 |

方案1~方案5的链路矩阵$\boldsymbol{L}_1$~$\boldsymbol{L}_5$分别为

$$\boldsymbol{L}_1=\begin{bmatrix}1&1&1&1\\0&1&1&0\\0&1&1&0\\1&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&0&1\end{bmatrix},\ \boldsymbol{L}_2'=\begin{bmatrix}0&0&1&1\\0&1&0&0\\0&0&0&0\\1&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&0&0\end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{L}_2''=\begin{bmatrix}0&0&1&1\\0&0&0&0\\0&1&0&0\\1&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&0&0\end{bmatrix},\ \boldsymbol{L}_3=\begin{bmatrix}0&0&1&0\\0&0&0&0\\0&1&0&0\\1&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&0&1\end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{L}_4=\begin{bmatrix}1&0&1&1\\0&1&1&0\\0&1&1&0\\1&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&0&1\end{bmatrix},\ \boldsymbol{L}_5=\begin{bmatrix}1&0&1&1\\0&1&0&0\\0&1&1&0\\1&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}。$$

方案2存在两个最优解$\boldsymbol{L}_2'$、$\boldsymbol{L}_2''$,链路2可选择退出GOOSE接收软压板或者发送软压板,这是由于在仅受操作复杂度影响的条件下,两种安措的操作复杂度相同导致的。

对比方案2和方案3的链路矩阵,在方案3中,链路2选择退出GOOSE接收软压板,链路4选择退出智能终端硬压板。可见,操作误动风险对目标函数的影响要大于操作复杂度。反映了在制定二次安措时,对操作误动风险的重视程度较高,通过牺牲操作复杂度来保证安全性。对比方案2和方案4的链路矩阵可见,在计及操作失效风险后,方案4偏好采取多种安措以减少失效风险,但在操作复杂度的限制下,方案4不会执行全部安措。对比方案1和方案5的链路矩阵可见,方案5可通过适当增加二次安措的失效风险,降低操作的复杂度和误动风险成本。对比方案2、方案3和方案5的链路矩阵,方案5更具可靠性,不考虑失效风险成本的方案为了降低误动风险和复杂度倾向于精简操作,容易造成安措失效的风险,故方案2和方案3难以应用于实际。相较于方案4,方案5进一步简化了链路3的安措,在保障安措可靠的情况下,适度减少了误动风险和复杂度,体现了复杂度与操作风险之间的权衡。

### 4.3 算法有效性分析

为评估所提求解策略在求解质量和计算时间

方面的性能，应用表 4 中所示的 4 种方法来求解本文模型，其中，基于第 2 类特殊顺序集（special ordered set2，SOS2）分段线性化方法的分段数设置为 20 段，遗传算法分别以链路矩阵元素区间中点值和 DNN 预测值作为迭代初值。

M4 中 DNN 训练过程损失函数变化曲线如图 5所示。测试集和训练集的均方误差在训练过程中快速下降到较低水平，并在数次迭代后趋于稳定，表明神经网络较好拟合输入与输出间的映射关系。

表 5 给出了不同方法求解结果。由表 5 可见，相比于 M2 和 M3，M4 在计算效率和计算精度上都具有明显的优势。M2 由于分段数不足，逼近非线性方程的效果有限。尽管 M3 和 M4 都采用遗传算法加速求解，但 M4 表现出了更好的加速性能，这是由于 DNN 提供的高质量初值解在保证遗传性能的同时收缩了寻优空间，提高了求解效率和精度。

**表 4　不同求解方法**

| 方案 | 方法描述 | 求解器 |
|---|---|---|
| M1 | 直接求解 | SCIP |
| M2 | SOS2 分段线性化 | Gurobi |
| M3 | 中点值初值的遗传算法 | — |
| M4 | DNN 辅助求解的遗传算法 | — |

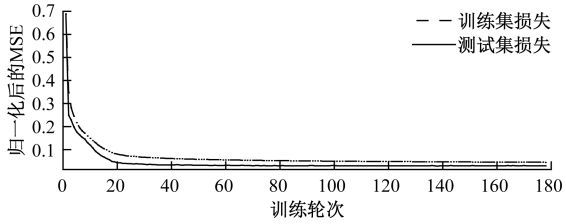



**图 5　训练过程中损失函数变化**

**表 5　不同求解方法求解结果**

| 方案 | 目标函数 | 误差/% | 求解时间/s | 加速比/% |
|---|---|---|---|---|
| M1 | 656.82 | — | 29.43 | — |
| M2 | 667.29 | 1.93 | 12.58 | 2.34 |
| M3 | 654.66 | 0.33 | 8.15 | 3.61 |
| M4 | 654.66 | 0.33 | 3.94 | 7.47 |

为进一步评估 DNN 预测解的质量，图 6 给出 DNN 预测的链路矩阵元素。由图 6 可知，DNN 预测解与最优解大体一致，表明其能为遗传算法提供良好初值，证实了 DNN 辅助求解方法的有效性。

## 5　结论

（1）操作误动风险能够有效改善冗余操作，操作失效风险能够提升二次安措的安全性，而两个风险的综合作用，在降低二次安措复杂度的同时，也显著减少了操作风险，从而提高了智能变电站的整体可靠性和安全性。

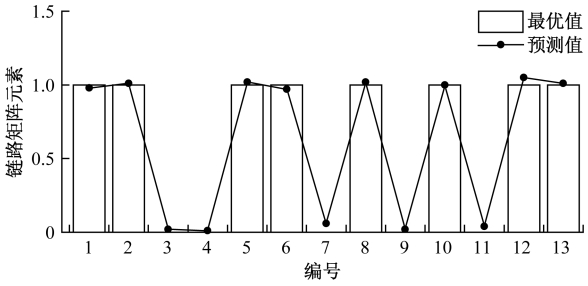



**图 6　DNN 预测解与最优解的对比**

（2）深度神经辅助求解算法能够在保证精度的前提下，显著加速问题的求解。

## 参考文献

[1] 高翔. 智能变电站技术[M]. 北京：中国电力出版社，2012：1-3.

[2] 国家发展和改革委员会. 关于印发《“十四五”现代能源体系规划》的通知[EB/OL]. （2022-03-22）[2024-12-26]. https://www.ndrc.gov.cn/xwdt/tzgg/202203/t20220322_1320017.html.

[3] 周柯，王晓明，巫聪云，等. 智能变电站改扩建镜像调试技术研究及应用[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(24)：168-176.

[4] 张瑶，王傲寒，张宏. 中国智能电网发展综述[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(5)：180-187.

[5] LI Q，GUO Y，TIAN C，et al. Effect of material crack flaws on dynamic fracture behavior[J]. Science Technology and Engineering，2016，18(28)：1-5.

[6] WU J，LIU M Z，ZHENG Y K，et al. Research on automatic generation technology for secondary equip-ment of security measures of smart substation[C]//2018 International Conference on Smart Grid and Clean Energy Technologies. Kitakyushu：HKCBEES，2018：223-227.

[7] ZHANG X Y，CHEN J，YAN J F，et al. Visualization research of smart substation secondary safety measures [C]//2018 3rd Asia Conference on Power and Electrical Engineering（ACPEE 2018）. Beijing：HKCBEES，2018：1-9.

[8] 李明节，刘宇，舒治淮，等. 中国变电站二次系统技术发展趋势分析[J]. 电网技术，2024，48(1)：1-11.

[9] 国调中心. 国调中心关于印发智能变电站继电保护和安全自动装置现场检修安全措施指导意见（试行）的通知（调继[2015]92 号）[S]. 北京：国家电网公司，2015.

[10] LI G H，WU T L，TANG X H. Research on safety measures for secondary maintenance of Intelligent Substation[C]//2020 IEEE 4th Information Technology，Networking，Electronic and Automation Control Conference. Chongqing：IEEE，2020：2395-2399.

[11] DU Z N, LI H X, XIA Y J, et al. A joint verification system for the secondary equipment safety measures in smart substation[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Xi'an: IOP Publishing Ltd., 2020: 1-6.

[12] WANG H B, HE H, DAI J, et al. Adaptive verification method for safety measures of smart substation sec-ondary system based on cosine similarity and DNN[C]// 2019 IEEE Sustainable Power and Energy Conference. Los Angeles: IEEE, 2019: 1-5.

[13] 吕帅, 杨鹏, 周坤, 等. 基于图像识别的安全措施在线校核系统研究及应用[J]. 电气应用, 2023, 42(1): 60-65.

[14] 刘清泉, 李铁成, 任江波, 等. 基于深度学习的智能变电站安措票审票方法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(6): 1794-1801.

[15] 闫阳. 500 kV 花果山智能变电站的二次系统设计及应用[D]. 南京: 南京理工大学, 2022.

[16] 严亚兵, 褚旭, 肖豪龙, 等. 基于改进支持向量机的数字化变电站安全措施生成技术[J]. 中国电力, 2023, 56(10): 194-201.

[17] 俞伊丽, 张展耀, 接晓霞, 等. 基于知识图谱与 SCD 文件的智能变电站二次检修安全措施自动生成技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(2): 129-142.

[18] 赵武智, 樊国盛, 邬小坤, 等. 基于 IEC 61850 的智能变电站二次回路安全隔离研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6): 141-145.

[19] 赵武智, 邬小坤, 李兴旺, 等. 智能变电站二次系统安全隔离策略研究[J]. 电子设计工程, 2024, 32(7): 134-138.

[20] 赵武智, 樊国盛, 邬小坤, 等. 基于自学习技术的变电站二次安措票生成技术研究与应用[J]. 电测与仪表, 2024, 61(9): 151-157.

[21] 纪鹏, 李迎华, 李洋, 等. 基于模糊学习的智能变电站二次安措票生成研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62(6): 186-193.

[22] 张海洋, 吕飞鹏, 王永福, 等. 智能变电站二次安措可靠性分析与优化[J]. 电网技术, 2021, 45(4): 1566-1573.

[23] 张惠山, 张兵海. 基于检修策略的变电站二次设备检修作业二次安全措施可靠性评价方法[J]. 河北电力技术, 2024, 43(4): 43-49.

[24] 彭少博, 郑永康, 周波, 等. 220kV 智能变电站检修二次安措优化研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(23): 143-148.

[25] 工程继电保护应用模型: Q/GDW 1396—2012 IEC 61850[S]. 北京: 国家电网公司, 2012.

[26] FELICIAN L, ZALATEU G. Validating Halstead's theory for pascal programs[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 1989, 15(12): 1630-1632.

[27] 王庄. 任务复杂度和时间压力对计算机化规程操作绩效的影响[D]. 北京: 清华大学, 2012.

[28] 李存斌, 张建业, 李鹏. 考虑成本、排污及风险的微电网运营多目标优化模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(5): 1051-1058.

[29] 华龙, 齐冲, 刘雪娇. 基于 RBF 神经网络的太阳能发电量预测[J]. 科技和产业, 2022, 22(7): 375-380.

[30] 吕倩茹, 许金伟, 姜晶菲, 等. DAQ: 基于分治策略的自适应 Vision Transformer 低位宽量化方法[J]. 计算机研究与发展, 2025, 62(6): 1530-1546.

[31] 刘丁溢. 电-气联合系统的非等温动态最优能流模型及其神经网络算法[D]. 重庆: 重庆大学, 2024.

[32] 李达, 瞿伟, 张勤, 等. 融合多层感知机和优化支持向量回归的滑坡位移预测模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(8): 1380-1388.

[33] 石诗义. "源荷储"一体化污水厂与配电/配水网协同调度的博弈策略[D]. 重庆: 重庆大学, 2024.

[34] SHI S Y. Testing parameters of the secondary safety measures link matrix[EB/OL]. (2024-12-08)[2025-08-18]. http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.24699.84004.

## Optimization Model for Secondary Safety Measures in Smart Substations Considering Operational Risks and Its Application

SHI Shiyi, JIANG Yiqiang, HONG Yunfei, ZHOU Ye, LING Shurong, WAN Lei

(State Grid Yibin Electric Power Supply Company, Yibin 644000, China)

**Abstract**: Significant issues of strong concealment and poor visualization are faced by secondary safety isolation measures in current smart substations. Addressing these issues is crucial for achieving simplification and risk reduction. However, existing improvement methods are limited by the neglect of operational risks, incomplete assessment of operational complexity, and low efficiency in solving optimization models. A new optimization model for secondary safety measures in smart substations that incorporates operational risks was proposed. Risk costs were introduced to mitigate operational risks. Operational frequency were considered to reduce operational levels. Deep neural networks were combined with genetic algorithms to achieve efficient model solving. The effectiveness of the model and algorithm was validated using a 220 kV line protection device as a case study. The model provides a novel optimization approach for secondary safety measures in smart substations.

**Keywords**: smart substations; secondary safety measures; operational risks; deep neural networks