Research on BESS Capacity Optimization for Distribution Networks Based on Decoupled Probabilistic Security-Constrained Optimal Power Flow*

ZHAO Liping[1*], WANG Shuai[1], LI Ruirui[1], JI Yingdong[1], TIAN Youjia[2]
(1.Zhangjiakou Power Supply Company, State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Zhangjiakou Hebei 075000, China;
2.Tianjin Richsoft Electric Power Information Technology Co., Ltd., Tianjin 300308, China)

Abstract: An optimal battery energy storage system (BESS) capacity optimization method for distribution networks based on a decoupled probabilistic security-constrained optimal power flow (D-PSCOPF) algorithm is proposed, which solves the security-constrained optimal power flow (SCOPF) with consideration of the random errors in photovoltaic (PV) output to optimize the BESS capacity in the distribution network. By introducing the Benders decomposition method, the D-PSCOPF algorithm decomposes the optimization problem into master and subproblems, effectively reducing computational complexity and solution time. The BESS capacity under different confidence levels is optimized based on the PV prediction errors and the effectiveness is validated through simulation analysis. The results show that the proposed D-PSCOPF method has lower computational and penalty costs compared to traditional optimal power flow (OPF), security-constrained optimal power flow (SCOPF), and probabilistic security-constrained optimal power flow (PSCOPF) methods, and it effectively improves the BESS capacity optimization, especially under high photovoltaic penetration and uncertainty conditions.

Key words: distribution network; battery energy storage system (BESS); decoupled probabilistic security-constrained optimal power flow (D-PSCOPF); photovoltaic output uncertainty
EEACC: 7220; 8110B **doi**: 10.3969/j.issn.1005-9490.2026.04.033

基于解耦概率安全约束最优潮流的配网 BESS 容量优化研究*

赵丽萍[1*], 王 帅[1], 李蕊睿[1], 吉盈东[1], 田由甲[2]
(1.国网冀北电力有限公司张家口供电公司, 河北 张家口 075000; 2.天津市普迅电力信息技术有限公司, 天津 300308)

摘 要: 提出了一种基于解耦概率安全约束最优潮流(D-PSCOPF)算法的配电网储能系统(BESS)容量优化方法。首先通过求解安全约束的最优潮流(SCOPF), 考虑光伏发电输出的随机误差, 优化配电网中储能系统的容量。通过引入 Benders 分解方法, D-PSCOPF 算法将优化问题分解为主问题和从问题, 从而有效减少计算复杂度和求解时间。研究通过光伏发电的预测误差及不同置信度进行优化, 得出了不同情况下的最优 BESS 容量配置, 并通过仿真分析验证了方法的有效性。结果表明, 所提出的 D-PSCOPF 方法相比传统的最优潮流(OPF)、安全约束最优潮流(SCOPF)和概率安全约束最优潮流(PSCOPF)方法, 具有更低的计算成本和惩罚成本, 能够有效提升配电网中 BESS 的容量优化效果, 特别是在高光伏渗透和不确定性较大的情况下。

关键词: 配电网; 电池储能系统(BESS); 解耦概率安全约束最优潮流(D-PSCOPF); 光伏发电不确定性
中图分类号: TM714 **文献标识码**: A **文章编号**: 1005-9490(2026)04-0930-08

随着可再生能源在配电网中的比例不断增加, 电力系统面临的挑战日益增多。可再生能源的间歇性和波动性带来了供电的不稳定性, 这不仅影响了电网的可靠性和经济性, 还使得传统的电网调度方式难以适应其快速变化的特性。为了应对这些挑战, 电池储能系统(Battery Energy Storage System, BESS)作为一种灵活的能源调节工具, 逐渐成为缓解可再生能源波动性、提高电网稳定性和经济性的关键技术之一[1]。

BESS 在配电网中的应用可以通过平滑可再生

项目来源: 国家电网有限公司科技项目(SGJBZJ00GDJS2401178)
收稿日期: 2025-08-26 **修改日期**: 2025-11-13

能源的功率波动,减少负荷波动对电网的影响,改善电力质量,并且能够在电力需求高峰时提供备用电源。然而,BESS 的高成本和有限的生命周期使得其容量的优化设计成为一个至关重要的问题。如何合理确定 BESS 容量,以确保系统的经济性和稳定性,成为了当前研究的热点之一。

针对储能容量优化策略,部分学者采用了改进的算法或数学模型来优化储能容量配置,例如,基于改进贪心算法的分布式光伏配网储能系统容量优化配置[2]。还有的考虑了不确定性因素,尤其是在高渗透光伏区域或多场景下,优化配置储能容量以确保供电可靠性[3-7]。此外,有研究关注储能容量衰减对配网最优经济配置及可靠性评估的影响[8]。

针对储能系统规划与调度,一些学者研究了计及源网荷储协同运行的城市配网侧储能系统规划调度[9]。还有的文献探讨了考虑用户侧响应的光伏配网储能系统容量自动优化方法[10]。此外,有研究关注储能系统的选址定容问题,考虑孤岛时间不确定性[11]。

针对储能系统配置与优化,部分学者研究了基于矩差分析的配电网分布式储能优化配置[7]。还有的探讨了计及电动汽车的社区配网储能容量配置[12]。此外,有研究关注含多配网租赁共享储能的配电网博弈优化调度[13]。

传统的概率安全约束最优潮流(Preventive Security-Constrained Optimal Power Flow, PSCOPF)方法计算复杂且求解效率较低,尤其是在涉及大量决策变量和复杂约束的情况下。为了解决这一问题,解耦概率安全约束最优潮流(Decomposed-Preventive Security-Constrained Optimal Power Flow, D-PSCOPF)方法被提出,该方法通过将问题分解为主问题和从问题,利用 Benders 分解法有效降低计算复杂度,从而提高了求解效率和计算速度。D-PSCOPF 方法能够在考虑多种不确定性因素的情况下,精确地优化 BESS 的容量,从而为配电网中 BESS 的合理配置提供了有效的解决方案。

本研究旨在基于解耦概率安全约束最优潮流(D-PSCOPF)方法,对配电网中的 BESS 容量进行优化。通过在考虑光伏输出不确定性、负荷波动以及系统安全性约束的情况下,提出一种高效的 BESS 容量优化方法。

1　安全约束最优潮流 BESS 容量优化模型

1.1　目标函数

本文使用改进安全约束最优潮流模型,其特点可以概括如下:它不仅能处理作为输入的确定性信息,还能处理代表概率分布的随机性信息。因此,该模型可以分析因可再生能源发电固有波动性带来的随机性,同时还可用于 BESS 运行优化规划以及评估其对配网的影响。此外,该模型还能计算维持电网安全运行所需的备用容量。因此,PSCOPF 适用于计算光伏发电(Photo Voltage, PV)不确定性成本,能够确定可再生能源发电波动需要的多种类型的备用容量。

目标函数为最小化配网机组运行成本,该成本函数由六个子成本函数组成。

$$\min_{x} f(x)$$

$$f(x)=f_p(p,p+,p-)+f_r(r+,r-)+f_\delta(p)+f_I(\delta+,\delta-)+f_s(s_0,p_{sc},p_{sd})+f_g(v,w) \quad (1)$$

式(1)表示 PSCOPF 的目标函数,通过考虑随机性 RES 最小化与备用成本相关的预期运行成本。主动功率调度成本与实时市场和日前市场之间的合同功率偏差有关。

备用容量成本与在每小时内平衡净负荷不确定性有关:

$$f_p(p,p+,p-)=\sum_{t\in T}\sum_{j\in I}\sum_{k\in K}\phi_\alpha^{tjk}\cdot\sum_{i\in I}\left[C_p^{ti}(p^{tijk})+C_p^{ti}+p_+^{tijk}+C_p^{yi}-p_-^{tijk}\right] \quad (2)$$

式中:p^{tijk} 为在场景 j 中,时间 t 和备用故障状态 k 下,机组 i 的有功注入。p_+^{tijk} 为在场景 j 中,时间 t 和备用故障状态 k 下,机组 i 上调度的有功功率偏差。p_-^{tijk} 为在场景中,时间 t 和备用故障状态 k 下,机组 i 下调度的有功功率偏差。C_p^{ti} 为时间 t 时单机组 i 的有功注入成本函数。C_p^{ti} 和 C_p^{yi} 为时间 t 时机组 i 的上/下调度备用成本函数。

式(2)代表发电机运行成本,每台发电机的输出被分别计算。

负荷跟随调节备用容量成本是为满足净负荷的逐小时变化而产生的:

$$f_\delta(p)=\sum_{t\in T}\gamma^t\sum_{j\in I}\phi^{tj}\sum_{i\in I}C_\delta^i\left[p^{tij}-p^{(t-1)ij}\right] \quad (3)$$

式(3)用于确定事故事件(如发电机故障或输电线路故障)的相关成本。

负荷跟随的上下调备用成本为:

$$f_I(\delta+,\delta-)=\sum_{t\in T}\gamma^t\sum_{i\in I}\left[C_{\delta+}^{ti}(\delta_+^{ti})+C_{\delta-}^{ti}(\delta_-^{ti})\right] \quad (4)$$

式中:$C_{\delta+}^{ti}$、$C_{\delta-}^{ti}$ 为时间 t 时机组 i 的上/下负荷跟踪备用的成本。γ_t 为在时间周期 t 时未发生支路故障的概率。

式(4)表示由于 PV 输出高度波动性导致的惩

罚成本。

BESS 的初始能量及残余能量结算成本为：

$$f_s(s_0,p_{sc},p_{sd})=C_{s_0}s_0-(C_{ts0}s_0+C_{tsc}p_{sc}+C_{tsd}p_{sd}) \quad (5)$$

式中：C_{s0}为与存储机组启动相关的成本。C_{ts0}为存储机组对终端存储价值的加权价格向量。

式(5)表示当电力系统负荷发生突然变化时所需负荷的相关成本。

常规发电机的启动和关机成本为：

$$f_g(v,w)\sum_{t\in T}\gamma^t\sum_{i\in I}[C_v^{ti}v^{ti}+C_w^{ti}w^{ti}] \quad (6)$$

式中：p_{sc}，p_{sd}为存储机组的充放电功率注入。v^{ti}，w^{ti}为机组 i 在时间 t 时的启动/关闭状态。C_v^{ti} 为时间 t 时机组 i 启动的成本。C_w^{ti} 为时间 t 时机组 i 停运的成本。

1.2 约束条件

上述目标函数必须满足以下约束条件，包括基本 OPF 模型约束、备用约束、时间可变性控制约束及发电机运行计划约束。

功率平衡式和不等式约束如下：

$$g_{tjk}(\theta_{tjk},V_{tjk},p_{tjk},q_{tjk})=0 \quad (7)$$

$$h_{tjk}(\theta_{tjk},V_{tjk},p_{tjk},q_{tjk})\leqslant 0 \quad (8)$$

式中：g_{tjk}为在场景 j 中时间 t 时备用故障状态 k 下的功率。h_{tjk}为在场景 j 中时间 t 时备用故障状态 k 下限制。θ_{tjk}为在场景 j 中时间 t 和备用故障状态 k 下的功率流电压角度。V_{tjk}为在场景 j 中时间 t 和备用故障状态 k 下的电压幅值。p_{tjk}为在场景 j 中时间 t 和备用故障状态 k 下的有功注入。q_{tjk}为在场景 j 中时间 t 和备用故障状态 k 下的无功注入。

式(7)和式(8)表示非线性功率平衡、不等式约束以及电压和其他网络限制。

备用容量限制为：

$$0\leqslant p_{tjk}^{+}\leqslant r_{ti}^{+}\leqslant R_{ti,\max}^{+} \quad (9)$$

$$0\leqslant p_{tjk}^{-}\leqslant r_{ti}^{-}\leqslant R_{ti,\max}^{-} \quad (10)$$

式中：$R_{ti,\max}^{+}$和 $R_{ti,\max}^{-}$为时间 t 时单机组 i 的上/下调度容量。r_{ti}^{+}为在时间 t 时，机组 i 提供的上调备用有功量。r_{ti}^{-}为在时间 t 时，机组 i 提供的下调备用有功量。

式(9)和(10)约束备用容量的上下限。

合同功率调整为：

$$p_{tijk}-p_{tic}=p_{tijk}^{+}-p_{tijk}^{-} \quad (11)$$

式中：p_{tic}为在时间 t 时，机组 i 合同功率。

2 光储联合系统运行优化模型

2.1 光储运行系统

在光伏系统中配置合适的 BESS 可以提升电网控制的灵活性。BESS 可以减少光伏预测误差引起的不确定性，从而实现跟踪计划输出的目标。本文提出的 BESS 容量优化方法基于光伏预测误差，这一误差是由预测和实际光伏出力之间的差异造成的。BESS 的额定功率和容量取决于光伏预测误差。光伏预测误差 e 的公式为：

$$e=P_{PV,actual}-P_{PV,fore} \quad (12)$$

式中：$P_{PV,actual}$为光伏的实际输出功率。$P_{PV,fore}$为光伏的预测输出功率。

通过分析光伏的历史数据，可以找到预测误差的分布，并获得不同置信度下误差的置信区间。假设误差服从常用的正态分布。置信区间的上下界分别记作 $e_{\alpha,low}$和 $e_{\alpha,high}$，置信度为 α%表示预测误差落入置信区间的概率为 α%。

2.2 BESS 运行与光伏预测误差

当光伏的实际出力大于预测出力时，BESS 充电，避免光伏削减的惩罚；当实际出力小于预测出力时，BESS 放电，避免光伏功率不足的惩罚。通过在光伏的出口处安装适当的 BESS，可以确保光伏输出尽可能接近期望输出。

预测误差较大的概率较低，当仅从统计学角度考虑时，补偿较大误差需要安装额定功率较高的 BESS，但会增加成本。因此，选择最优 BESS 容量时考虑误差补偿率。误差补偿率 α%定义为 BESS 补偿光伏预测误差的 α%。当 BESS 完全补偿所有预测误差时，误差补偿率为 100%，BESS 的额定功率为预测误差的最大绝对值。

$$P_r=\max|e| \quad (13)$$

误差补偿率为 α% 时，BESS 补偿 α%的误差。而误差补偿为($e_{\alpha d}$，$e_{\alpha u}$)，所需的 BESS 额定功率为置信区间上下界的最大绝对值：

$$P_r=\max(|e_{\alpha d}|,|e_{\alpha u}|) \quad (14)$$

式中：P_r 为 BESS 所需的额定功率。

由于配网的调度和运行计划不同，最优的 BESS 额定容量会有所不同。本文考虑需要 24 h 配置 BESS 的额定容量。通过积累每个采样时间的 BESS 充放电量，可以定义在不同采样时间相对于初始状态的 BESS 能量波动：

$$E(n)=\sum_i[P_{BESS}(i)\times\Delta t] \quad (15)$$

BESS 的输出功率根据置信区间的上下界来确定：

$$P_{BESS}(i)=\begin{cases}e & e_{\alpha d}<e<e_{\alpha u}\\ e_{\alpha u} & e>e_{\alpha u}\\ e_{\alpha d} & e<e_{\alpha d}\end{cases} \quad (16)$$

2.3　电池寿命衰退建模

由于电池在电化学方面的特性,其内部状态的判断较为困难,因此有必要建立控制策略来优化电力状态从而延缓电池老化。为估算电池因光伏发电充电而造成的衰退,定义如下的循环衰老模型:

$$Q_{\text{cycle}}=(\gamma\text{SOC}+\beta)\times\left(-E_\alpha+\frac{\eta C_r}{R_{\text{gas}}T_K}\right)\cdot\text{Ah}^2 \quad (17)$$

式中:γ 和 β 是依赖于 SOC 的拟合系数。SOC 代表电池当前的充电程度,E_α 是激活能量,η 是充放电效率,C_r 是电池的充电速率,R_{gas}是气体常数,T_K 是环境温度,Ah 是安时容量。

为研究电池在测试时间段内的充电循环,定义离散循环老化模型如下:

$$Q_{\text{cycle},n+1}-Q_{\text{cycle},n}=\frac{1}{\text{Ah}}z(\gamma\text{SOC}+\beta)\times\left(-E_\alpha+\frac{\eta C_r}{R_{\text{gas}}T_K}\right)\cdot\text{Ah}_n^{z-1} \quad (18)$$

式中:Q_{cycle}为在某时间点的容量损失。

在该模型中,Ah_n 表示电池在第 n 个周期内的电量,Ah_{n+1}表示下一个周期的电量。

在实际应用中,通过将电池容量除以标称电压来定义安时吞吐量(1 Ah):

$$1\ \text{Ah}=\frac{E}{V_{\text{nom}}} \quad (19)$$

式中:V_{nom}是标称电压。

光伏波动平滑控制策略。传统的控制策略通过确定功率波动的幅度来平滑光伏输出波动,然后指示 BESS 充放电。在此策略中,如果光伏功率超过阈值,BESS 充电或放电以满足要求。然而,当 SOC 达到阈值时,BESS 无法执行指令。因此,建议通过增加 BESS 的容量来改善光伏波动,但这也会增加成本。第二种方法是设计更有效的控制策略以提高平滑能力。

第一部分是实时控制策略,用于平滑光伏波动。该策略旨在确定光伏波动是否超过阈值,并且在需要时充电或放电,以保持功率波动在适当范围内,如下所示:

$$P_{\text{BESS}}=\begin{cases}P_{\text{PV}}(t)-P_{\text{PG}}(t-1)-P_{\max} & P_{\text{PV}}(t)-P_{\text{PG}}(t-1)>P_{\max}\\ P_{\text{PV}}(t)-P_{\text{PG}}(t-1)+P_{\max} & P_{\text{PV}}(t)-P_{\text{PG}}(t-1)<-P_{\max}\end{cases} \quad (20)$$

第二部分是基于短期预测的 SOC 调节策略,旨在确定 BESS 的 SOC 是否超过正常边界。当光伏波动处于正常边界时,SOC 进行动态调节。当 SOC 超过正常边界时,BESS 进行充放电,以恢复 SOC 至更合适的范围。为了更合理地计算 BESS 的调节功率,考虑基于动态 SOC 调节的光伏输出预测。

定义两个状态变量 S_1 和 S_2,具体定义如下:

如果 $S_1=1$,则 BESS 的初始状态为放电;如果 $S_1=0$,则 BESS 的初始状态为充电。如果 $S_2=1$,则 BESS 在整个周期内不执行任何动作;如果 $S_2=0$,则 BESS 在整个周期内都进行充放电。

BESS 的充放电策略可以表示为:

$$P_{\text{BESS}}(t)=\begin{cases}\min[P_{\max}-|P_{\text{PV}}(t)-P_{\text{PG}}(t-1)|\\ \quad(\text{SOC}(t)-\text{SOC}_u)\dfrac{E_r}{\Delta t}] & \text{SOC}(t)>\text{SOC}_u\\ \min[P_{\max}-|P_{\text{PV}}(t)-P_{\text{PG}}(t-1)|\\ \quad(\text{SOC}(t)-\text{SOC}_d)\dfrac{E_r}{\Delta t}] & \text{SOC}(t)<\text{SOC}_d\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \quad (21)$$

式中:SOC_u、SOC_d 为 SOC 的上下限。

当 SOC 大于 SOC_u 时,BESS 首先进行充电($S_1=1$)或在预测期间不动作($S_2=1$),BESS 必须放电以获得更多容量进行充电;当 SOC 小于 SOC_d 时,BESS 首先进行放电($S_1=1$)或在预测期间不动作($S_2=1$),BESS 进行充电。

3　BESS 容量优化模型

为优化 BESS 容量,首先须获得确定补偿度下光伏和 BESS 组合系统中的预测误差补偿区间。在相同的补偿度下,误差补偿区间并非唯一。本文旨在确定最优的补偿区间,然后根据此区间优化 BESS 容量,以最小化 PV-BESS 安装的成本。如图 3 所示,最优 BESS 容量的优化过程始于输入历史的光伏、负荷和发电机数据。通过推导出预测和实际光伏输出的数据,可以获得置信度 $\alpha\%$和置信区间$[e_{\alpha d},e_{\alpha u}]$。

3.1　目标函数

考虑到光伏储能的经济指标,目标函数是最小化置信度成本 f_α,该成本由光伏的惩罚成本和 BESS 的运行成本组成。

$$\min f_\alpha=f_{\alpha,\text{pen}}+f_{\alpha,\text{BESS}} \quad (22)$$

式中:f_α 为目标函数,分为光伏的惩罚成本和 BESS 的运行成本。

$$f_{\alpha,\text{pen}}=f_{\alpha,\text{curt}}+f_{\alpha,\text{rese}} \quad (23)$$

$$f_{\alpha,\text{BESS}}=f_{\alpha,\text{inst}}+f_{\alpha,\text{LC}} \quad (24)$$

式中:f_α 为置信度成本。$f_{\alpha,\text{pen}}$为光伏运行的惩罚成本。$f_{\alpha,\text{BESS}}$为安装 BESS 成本。$f_{\alpha,\text{curt}}$为光伏削减的成本。$f_{\alpha,\text{rese}}$为备用容量的成本。$f_{\alpha,\text{inst}}$为 BESS 的安装成本。$f_{\alpha,\text{LC}}$为 BESS 的生命周期成本。

3.2 光伏惩罚成本

光伏的惩罚成本主要由以下两部分组成:当光伏发电超过需求时,必须削减一部分功率,即光伏削减成本。当光伏发电不足时,需要通过 BESS 或其他资源提供备用,即备用成本。上述成本的计算方式如下:

$$f_{\alpha,\mathrm{pen}}=c_1E_{\mathrm{curt}}+c_2E_{\mathrm{rese}} \tag{25}$$

式中:c_1和 c_2分别表示单位光伏削减成本和单位备用提供成本。

$$E_{\mathrm{curt}}=\sum_i \lambda(e[i]-e_{\alpha u})\Delta t \tag{26}$$

$$E_{\mathrm{rese}}=\sum_i \lambda(e[i]-e_{\alpha d})\Delta t \tag{27}$$

式中:E_{curt}和 E_{rese}分别表示光伏削减和备用提供的能量,基于预测误差区间$[e_{\alpha d},e_{\alpha u}]$进行计算。

3.3 BESS 成本

BESS 成本包括安装成本和生命周期成本:

$$f_{\alpha,\mathrm{BESS}}=c_{\mathrm{inst}}E_r+\frac{R}{\eta E_r}\phi(\delta_g) \tag{28}$$

式中:第二部分代表了 BESS 的生命周期成本。

3.4 约束条件

对于 BESS 的额定功率,设定以下约束:

$$0\leqslant P_r\leqslant \max|e| \tag{29}$$

$$F(e_{\alpha u})-F(e_{\alpha d})=\alpha\% \tag{30}$$

式中:P_r 是 BESS 的额定功率,式(29)的约束条件表示 BESS 的额定功率不能超过预测误差的最大值;式(30)的约束条件规定了置信度区间的高低界限,确保误差补偿率为 $\alpha\%$。

4 模型求解方法

4.1 解耦最优潮流方法

如前所述,BESS 最优容量根据光伏波动的置信区间进行计算。然而,这一数值仅代表在特定置信度 α 得出的部分最优 BESS 容量。该部分最优 BESS 容量作为约束加入到 SCOPF 问题中,然后通过充放电功率来推导出光伏惩罚成本。此光伏成本为 BESS 容量的部分优化,并且会影响容量的计算。为了简化该问题,本文采用 Benders 分解方法,该方法通过将问题分解为主问题和从问题来求解。

Benders 分解的目的是简化复杂的优化问题,使得主问题和从问题可以交替求解。主问题主要处理系统的调度和容量分配,而从问题则用于确定最优的 BESS 容量。如果从问题中出现约束越限,则在主问题中加入可行性切平面。随着不断迭代,Benders 分解能够确保问题收敛到最优解。

解耦安全约束最优潮流是基于 Benders 分解方法的安全约束优化问题,该方法可以将复杂问题分解为主问题和从问题,从而有效地求解。首先,在从问题中计算部分最优的 BESS 容量,通过该容量值,主问题求得光伏的惩罚成本,之后将该成本重新作为约束条件加入到从问题中,从而进行 BESS 容量的调整。当不满足约束时,主问题中添加可行性切平面。随着切平面的不断生成,主问题和从问题会收敛到最优解。这样,主问题和从问题的结果将收敛到相同的最优解。

当 BESS 补偿 α 的误差时,将误差补偿率称为 α。当前的误差补偿范围为$(e_{\alpha d},e_{\alpha u})$,其中 $e_{\alpha d}$和 $e_{\alpha u}$分别是补偿区间的下界和上界。

4.2 从问题

从问题的目标是最小化 PV-BESS 的运行成本,目标函数可以用式(22)~式(28)来表示。目标函数由以下部分组成:

$$S_k(u_0)=\min f_{\alpha,\mathrm{pen}}+f_{\alpha,\mathrm{BESS}} \tag{31}$$

$$G_\alpha(X_\alpha,U_\alpha)=0 \tag{32}$$

$$H_{\min}\leqslant H_\alpha(X_\alpha,U_\alpha)\leqslant H_{\max} \tag{33}$$

在上述公式中,$G_\alpha(X_\alpha,U_\alpha)=0$ 表示约束条件,$H_\alpha(X_\alpha,U_\alpha)$是不等式约束,$S_k(u_0)$是从问题的目标函数,表示在给定约束下最小化运行成本。如果目标函数值为 0,则说明得到了可行的解决方案。如果目标函数大于 0,则从问题提供约束条件,包括违反约束的情况,这些条件将被传递给主问题。

4.3 主问题

主问题是根据式(1)~式(11)来求解的,约束条件通过 Benders 切割进行更新。在主问题中,优化问题的目标是:

$$\begin{aligned}\min S(u_0)=&f_p(p,p^+,p^-)+f_r(r^+,r^-)+f_\delta(p)+\\&f_l(\delta^+,\delta^-)+f_s(s_0,p_s,p_d)+f_g(v,w)\end{aligned} \tag{34}$$

$$G(X_0,U_0)=0 \tag{35}$$

$$H_{\min}\leqslant H(X_0,U_0)\leqslant H_{\max} \tag{36}$$

$$S_k(u_0)\leqslant 0 \tag{37}$$

式中:最后一个约束 $S_k(u_0)\leqslant 0$ 被称为可行性切平面。该约束是一个线性约束,用于限制可行区域,以便协调主问题和从问题的解决方案。当从问题中 BESS 容量不足时,主问题会通过可行性切平面来调整 BESS 的容量。获取更新的 BESS 容量和光伏调度后,主问题会重复迭代过程,并将光伏惩罚成本传递给从问题。

4.4 求解流程

图 1 描述了通过 D-PSCOPF 计算最优 BESS 容

量的优化过程。该过程可以按以下步骤顺序进行。

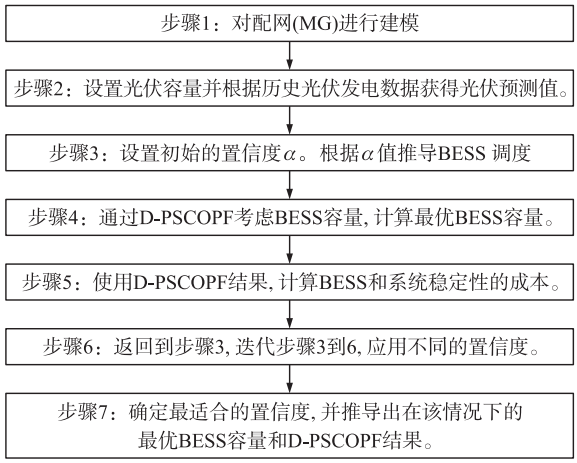

图 1　求解流程图

5　算例分析

5.1　算例说明

利用 14 节点系统(图 2)进行分析,系统包含 20 条线路和 5 个机组。此外,还有 5 个光伏发电机和 5 个 BESS。该系统中的总负荷为 259.3 MW。

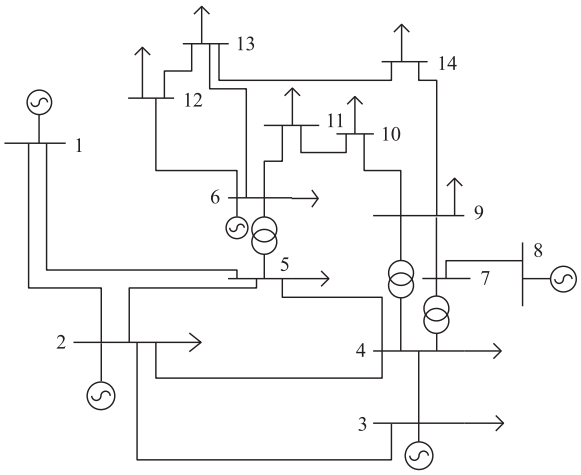

图 2　仿真系统图

本文考虑 3 个案例。案例 1:BESS 容量根据光伏容量设置为固定值。因此,光伏误差的最大值是预设的,BESS 容量已经根据光伏误差确定。案例 2:BESS 容量根据置信区间进行优化,但不考虑安全约束。案例 3:使用本文提出的方法进行优化。每个案例再考虑 3 种情景。

表 1 描述了基于光伏容量和最大误差的 14 节点系统的六个场景。场景Ⅰ、Ⅱ和Ⅲ中的光伏容量分别为 50 MW、100 MW 和 200 MW,其中场景Ⅰ-2、Ⅱ-2 和Ⅲ-2 的最大光伏预测误差均增加 50%。

5.2　结果分析

表 2 给出了各情景的最优结果。在场景Ⅰ-1 中,随着光伏容量的增加,BESS 和惩罚成本也随之增加。然而,随着光伏容量的增加,发电成本减少。在场景Ⅲ-1 中,BESS 容量为 374 MW,光伏机组的容量为 200 MW,总成本较情景Ⅰ-1 减少了约 130 000 美元。在场景Ⅰ-2、Ⅱ-2 和Ⅲ-2 中,最大误差增加,但 BESS 容量没有变化。在案例 1 中,当误差增加至 50%时,惩罚成本增加了约 300 000 美元。

表 1　场景说明

情景	光伏容量/MW	e_{max}/pu
Ⅰ-1	50	1
Ⅰ-2	50	1.5
Ⅱ-1	100	1
Ⅱ-2	100	1.5
Ⅲ-1	200	1
Ⅲ-2	200	1.5

如案例 2 所示,BESS 容量略有增加,光伏预测误差导致的惩罚成本也略有上升,但相比案例 1,惩罚成本显著降低,反映了光伏误差的影响。在案例 3 中,惩罚成本为 326 000 美元,BESS 成本为 250 000 美元,较其他情境有所下降。同时,当预测误差增加时,BESS 容量为 423 MW,较案例 2 减少了 82 MW,从而减少了约 246 000 美元的惩罚成本和发电成本。因此,在光伏容量和预测误差增加的情况下,案例 3 仍然表现为最优结果。这些结果验证了所提出方法在不同光伏容量和光伏波动条件下的最优性。

为了进一步验证 D-PSCOPF 方法的优越性,我们与其他优化方法进行了对比。在案例 3 的场景Ⅲ-2 中,D-PSCOPF 与最优潮流(Optimal Power Flow, OPF)、SCOPF 和 PSCOPF 进行了比较。SCOPF 和 PSCOPF 是在传统 OPF 的基础上加入了多个约束条件。表 3 显示了各方法的总成本、惩罚成本和求解时间。

在案例 1 中,所有求解方法的惩罚成本均较高,总成本为各情境中的最高。由于 OPF 方法未能充分考虑光伏发电的不确定性,其惩罚成本和总成本均居首位。相比之下,D-PSCOPF 在成本方面相较 PSCOPF 和 OPF 进一步降低。

在案例 1 中,由于优化配置简单,OPF 的计算时间最短。随着系统复杂性的增加,案例 3 的求解时间比案例 1 增加了 8 倍,达到 78.55 s。SCOPF 和 PSCOPF 的计算时间几乎相同,因为两者的区别仅在于增加了约束条件。在采用传统 BESS 操作方法的案例 1 中,SCOPF 与 D-PSCOPF 的时间差仅为 4 s,而在案例 2 中,SCOPF 的计算速度提高了约

3 倍。进一步考虑 BESS 容量优化和安全约束的案例 3 中,D-PSCOPF 的求解时间显著增加,超过了案例 1 的 11 倍。然而,通过主从问题分解方法,D-PSCOPF 在案例 2 和案例 3 中的计算时间呈现线性增长趋势,并且在案例 3 中的计算时间约为 OPF 的 18%。

这些结果表明,D-PSCOPF 适用于光伏发电系统,并且随着系统规模的扩大,直接优化方法的限制逐渐显现,而 D-PSCOPF 在大规模系统中的优势愈加明显。

表 2 对比结果

案例	场景	惩罚成本/美元	BESS 成本/美元	发电成本/美元	总成本/美元	BESS 容量/MW
1	Ⅰ-1	4 542	11 972	1 407 570	1 434 087	100
	Ⅰ-2	19 080	11 973	1 407 570	1 438 624	100
	Ⅱ-1	8 768	23 107	1 309 040	1 340 916	193
	Ⅱ-2	94 448	23 107	1 309 040	1 426 597	193
	Ⅲ-1	17 009	44 829	1 230 498	1 292 337	374
	Ⅲ-2	353 355	44 829	1 230 498	1 628 682	374
2	Ⅰ-1	5 851	9 656	1 392 977	1 408 456	93.3
	Ⅰ-2	6 436	74 953	1 434 766	1 516 056	139
	Ⅱ-1	11 584	19 118	1 295 469	1 326 172	188
	Ⅱ-2	12 743	148 408	1 334 333	1 495 484	248
	Ⅲ-1	22 243	37 855	1 165 922	1 226 020	352
	Ⅲ-2	24 467	293 848	1 200 899	1 519 215	505
3	Ⅰ-1	5 045	10 083	1 366 458	1 381 587	88.7
	Ⅰ-2	7 617	15 426	1 352 793	1 375 838	122
	Ⅱ-1	9 333	18 653	1 202 483	1 230 470	164
	Ⅱ-2	14 093	26 997	1 210 458	1 251 549	227
	Ⅲ-1	16 613	33 576	1 058 185	1 108 375	306
	Ⅲ-2	26 495	44 545	1 073 794	1 144 835	423

表 3 对比结果

方法	案例	总成本/美元	惩罚成本/美元	求解时间/s
OPF	1	1 930 131	451 003	9.81
	2	1 709 411	39 780	28.4
	3	1 215 350	33 843	78.55
SCOPF	1	1 785 820	380 989	13.32
	2	1 601 232	33 511	39.63
	3	1 201 132	34 213	146.52
PSCOPF	1	1 687 120	375 801	13.71
	2	1 532 155	32 121	41.59
	3	1 196 972	31 945	155.26
D-PSCOPF	1	1 628 682	353 355	9.88
	2	1 519 215	24 467	11.55
	3	1 144 835	26 495	14.12

6 结论

本文提出的基于解耦概率安全约束最优潮流(D-PSCOPF)方法,通过考虑光伏发电的不确定性和 BESS 的容量优化,有效提高了配电网中 BESS 的配置效率。通过仿真分析,结果表明,D-PSCOPF 方法相比传统的最优潮流(OPF)、安全约束最优潮流(SCOPF)和概率安全约束最优潮流(PSCOPF)方法,具有更低的计算成本和惩罚成本,尤其在高光伏渗透和不确定性较大的情况下能够得到更优的 BESS 容量。该方法通过引入 Benders 分解技术,将复杂的优化问题拆解为主问题和从问题,有效减少了计算复杂度,提高了求解效率。最终,D-PSCOPF 方法在各种光伏容量和预测误差的条件下都表现出最优的容量配置,能够为配电网中 BESS 的合理配置提供有效的解决方案,从而提升电网的稳定性、经济性和可靠性。

参考文献:

[1] 张郝宁.新能源接入下配电网储能容量优化配置方法[J]. 中国新技术新产品,2025(2):57-59.

[2] 刘恋,郑植. 基于改进贪心算法的分布式光伏配网储能系统容量优化配置[J]. 电工技术,2024(17):50-52,55.

[3] 李建林,邸文峰,李雅欣,等. 含高渗透光伏区域配网储能分区优化配置[J]. 电气工程学报,2024,19(4):13-23.

[4] 李佳桐,初壮. 考虑激励型需求响应不确定性的配网储能容量优化配置[J]. 电力电容器与无功补偿,2023,44(6):93-102.

[5] 汪泽州,毛琳明,刘维亮,等. 基于云边协同和可伸缩微服务的配网云平台系统设计[J]. 电子器件,2024,47(4):1065-1072.

[6] 卢颖辉. 计及配网储能系统多尺度不确定性容量协调优化[J]. 储能科学与技术,2021,10(6):2235-2243.

[7] 辛曦,欧阳森,黄祎,等. 考虑储能容量衰减的多保供电型配网最优经济配置及可靠性评估[J]. 电力建设,2024,45(10):100-113.
[8] 张舒寒,白雪,王炎亭,等. 含高渗透率光伏电源的配网台区停电故障预测方法[J]. 沈阳工业大学学报,2025,47(5):566-574.
[9] 陈力,唐元春,周钊正,等. 考虑需求响应及网架优化的含分布式电源的配网潮流调度优化[J]. 电子器件,2024,47(4):1073-1080.
[10] 杨帆,胡源,张梁,等. 考虑孤岛时间不确定性的配电网分布式储能选址定容[J]. 电力科学与技术学报,2023,38(1):43-54.
[11] 李庆波,罗锐,翟旭京,等. 基于多源协同的主动配电网优化控制策略[J]. 沈阳工业大学学报,2022,44(6):601-606.
[12] 陆燕娟,潘庭龙,杨朝辉. 计及电动汽车的社区配网储能容量配置[J]. 太阳能学报,2021,42(12):362-367.
[13] 李咸善,方子健,李飞,等. 含多配网租赁共享储能的配电网博弈优化调度[J]. 中国电机工程学报,2022,42(18):6611-6625.

赵丽萍(1973—),女,河北张家口人,本科,高级工程师,主要从事配电管理系统工作,653215605@qq.com;

田由甲(1989—),男,河北邢台人,本科,工程师,主要研究方向:电力系统自动化 EMS/DMS 系统研发、分布式新能源运行与控制等,tianyoujia000@foxmail.com。