



基于神经种群动态优化算法的柔性牵引 变电所光伏储能协同规划配置方案

杨晨烨^{1,2}, 刘秋降^{1,2}, 吴命利^{1,2}, 胡亮^{2,3}, 赵烁翔², 王鹤婷²
(1. 北京交通大学 先进轨道交通自主运行全国重点实验室, 北京 100044;
2. 北京交通大学 电气工程学院, 北京 100044;
3. 国能新朔铁路有限责任公司供电分公司, 内蒙古 鄂尔多斯 010399)

摘要: 在“双碳”目标和交通能源融合发展背景下, 可再生能源接入牵引供电系统已成为当前的研究热点。然而, 在牵引变电所光伏-储能系统规划建设, 如何生成可靠的负荷数据以支撑容量配置优化, 仍是当前研究亟待解决的难点。本文基于列车运行实测数据, 采用潮流计算方法构建牵引变电所负荷曲线, 并结合典型日太阳辐照度数据生成优化运行场景。在此基础上, 建立双层优化模型: 下层以日运行费用最低为目标, 制定日前能量管理策略; 上层基于神经种群动态优化算法, 以等年值投资成本最小为目标进行容量配置优化。以某实际货运线路为例进行仿真验证, 结果表明所提方案可实现光伏-储能容量的合理高效配置, 在生命周期内具备正收益, 为可再生能源接入牵引供电系统提供了可行方案。

关键词: 牵引供电系统; 光伏-储能容量配置; 日前能量管理; 神经种群动态优化算法; 双层优化; 牵引负荷

中图分类号: U223

文献标志码: A

文章编号: 1000-128X(2025)06-0084-10

0 引言

我国拥有世界上规模最大的轨道交通网络, 其快速发展带来了不可忽视的环境压力。在“双碳”目标和交通能源融合发展的双重推进下, 推动交通与能源基础设施的一体化建设、提升清洁能源在交通领域的应用比例, 成为轨道交通绿色化发展的方向^[1]。铁路覆盖范围广, 沿线蕴藏丰富风能、太阳能等可再生能源, 与能源系统在地理空间上有众多交集, 具备可观的能源消纳潜力^[2]。因此, 合理开发利用铁路沿线新能源, 构建以可再生能源为主体的新型牵引供电体制, 是推动轨道交通能源供给弹性绿色发展的重要路径^[3]。在此背景下, 研究可再生能源储能系统接入牵引供电系统, 构建绿色轨道交通能源体系, 已成为当前牵引供电系

统发展的重要趋势之一。

针对轨道交通牵引供电领域绿色能源接入方案, 已有部分研究从系统架构、运行策略到具体应用展开探讨。文献[3]系统分析了新能源-储能协同运行机制与容量配置原则, 提出了核心体系架构。文献[4]聚焦“源-网-车-储”一体化供电技术, 从架构体系、控制策略等方面进行了综述研究。文献[5]引入混合储能系统, 实现了高速铁路再生制动能量的高效回收。文献[6]以高速铁路供电系统为例, 研究了光伏储能接入后的能量优化调度方案。文献[7]基于柔性牵引供电系统, 提出了融合日前线性规划和日内模型预测控制(MPC)反馈校正的光伏储能协同控制策略。

上述研究多为光伏储能系统接入牵引供电系统之后的调度控制策略, 对系统容量配置问题的关注相对不足。近年来, 部分学者已开始围绕光储系统在牵引

基金项目: 国家能源投资集团有限责任公司科技支撑项目(GJNY-21-189)

通信作者: 刘秋降, 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事电气化铁路牵引供电方面的研究; E-mail: qjliu@bjtu.edu.cn

引用格式: 杨晨烨, 刘秋降, 吴命利, 等. 基于神经种群动态优化算法的柔性牵引变电所光伏储能协同规划配置方案[J]. 机车电传动, 2025(6): 84-93.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.06.009.

Citation: YANG Chenye, LIU Qiujiang, WU Mingli, et al. A collaborative planning and allocation solution for PV-storage integration in flexible traction substations based on a neural population dynamics optimization algorithm[J]. Electric drive for locomotives, 2025(6): 84-93.DOI: 10.13890/j.issn.1000-128X.2025.06.009.

供电场景下的容量优化展开探索。文献[8]通过静态潮流控制器接入风电、光伏及储能设备, 采用蛮力法以日收益最大为目标进行容量配置。文献[9]以新型柔性牵引供电所为架构, 构建双层优化模型, 在下层制定日前能量管理策略, 在上层采用人工鱼群算法以等年值成本最小为目标进行容量配置优化。文献[10]基于同相供电架构, 引入机会约束规划方法, 在考虑牵引负荷不确定性的前提下对新能源和储能容量进行优化。文献[11]在日常管理模型中引入模糊控制策略, 并采用遗传算法对储能容量进行优化, 实现了配置和能量管理的一体化设计。文献[12]基于广义目标级联法, 综合考虑投资运行成本与弃光成本最小化, 对某货运线路沿线5个牵引变电所的光伏-储能容量进行了协同规划。

这些研究为牵引供电系统中新能源与储能的容量配置提供了多样化的方法与思路, 但仍需结合实际运行场景与负荷特性, 进一步探索更具工程适用性的优化配置方案。然而, 现有研究多借鉴微电网容量配置思路^[13-14], 直接使用牵引变电所历史负荷数据进行容量优化, 这与工程实际中先完成容量配置再进行牵引变电所投资建设的流程存在差异。此外, 部分研究在光伏出力建模中未划分全年不同典型日, 导致容量配置结果在应对季节性气候波动时的鲁棒性不足。

综上所述, 本文基于列车实测数据计算牵引变电所负荷, 并结合全年不同典型日下的光伏出力特性构建优化场景, 提出一种基于神经种群动态优化算法的光伏-储能一体化配置方案, 该方案融合日前能量管理和容量配置两部分, 不仅实现了光储系统的最优容量配置, 也为并网后的运行调度提供了参考, 可为牵引供电系统接入新能源提供理论依据。

1 光伏储能接入柔性牵引供电系统能量管理策略

1.1 柔性牵引供电系统拓扑结构

柔性牵引供电系统拓扑结构如图1所示, 主要由交直交牵引变电所、接触网和光伏储能系统3部分构成。与传统牵引变电所不同, 交直交牵引变电所采用牵引变压器和背靠背变流器(由三相变流器和单相变流器构成)相结合的拓扑结构, 在实现全线对称供电的同时, 其背靠背变流器的直流侧为光伏储能系统提供了接入接口。光伏发电单元与储能系统分别经DC-DC变换器接入该直流母线, 既可实现对牵引负荷的光伏供电, 又能通过储能系统回收列车再生制动能量。

1.2 柔性牵引变电所日前能量管理策略

日前能量管理策略主要用以解决光伏、储能与牵引供电系统在多工况下的能量协同交互问题。通过协调光伏出力、储能充放电及公共电网购电行为, 实现削减最大需量、回收再生制动能量、最小化柔性牵引

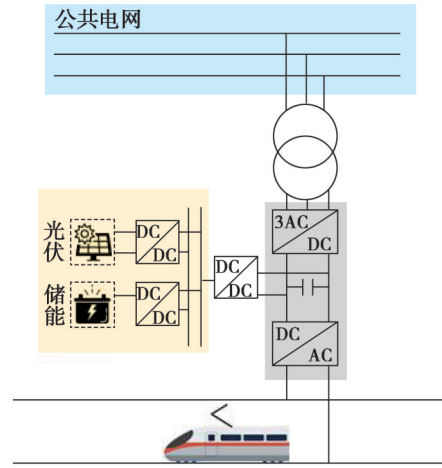


图1 柔性牵引变电所拓扑结构

Fig. 1 Topology of flexible traction substation

变电所日运行成本等多重目标。构建以经济最优为目标的日前能量管理策略, 需以运行约束条件及成本函数为基础。

1.2.1 约束条件

对于柔性牵引供电系统, 基本约束条件为功率平衡约束, 可表示为式(1)。

$$P_{PV}(t) + P_{bat_dis}(t) + P_{grid}(t) = P_T(t) + P_{bat_ch}(t) + P_{grid_fed}(t) \quad (1)$$

式中: $P_{PV}(t)$ 为 t 时刻光伏发电功率; $P_{bat_dis}(t)$ 为 t 时刻蓄电池放电功率; $P_{grid}(t)$ 为 t 时刻公共电网有功功率; $P_T(t)$ 为 t 时刻牵引负荷功率; $P_{bat_ch}(t)$ 为 t 时刻蓄电池充电功率; $P_{grid_fed}(t)$ 为 t 时刻回馈电网功率。

光伏实际出力与太阳辐照度有关, 其出力约束条件如式(2)所示。

$$0 \leq P_{PV}(t) \leq P_{PV_max} \quad (2)$$

式中: P_{PV_max} 为光伏出力的最大值。

光伏出力最大值计算如式(3)所示^[15]。

$$P_{PV_max} = f_{PV} P_{PV_ref} \frac{G}{G_{ref}} \quad (3)$$

式中: f_{PV} 为功率降额因数, 用于计算由于光伏组件表面积灰、污渍引起的功率损耗, 通常取 0.9; P_{PV_ref} 为标准测试条件(太阳能辐照度为 1000 W/m^2 , 环境温度 $25 \text{ }^\circ\text{C}$)下光伏发电的额定输出功率; G 为光照强度; G_{ref} 为标准条件下的光照强度, 取 1000 W/m^2 。

考虑实际工程条件, 牵引变电所安装的光伏额定容量存在上下限约束, 如式(4)所示。

$$P_{PV_ref_min} \leq P_{PV_ref} \leq P_{PV_ref_max} \quad (4)$$

式中: $P_{PV_ref_min}$ 、 $P_{PV_ref_max}$ 分别为牵引变电所可配置的光伏最小额定容量和最大额定容量。

本文选用蓄电池作为储能装置, 其实际充放电功率受储能容量和额定功率的双重约束, 如式(5)~式(7)所示。

$$E(t) = E(t-1) + \eta_{ch} P_{ch}(t) \Delta t - \frac{1}{\eta_{dis}} P_{dis}(t) \Delta t \quad (5)$$

$$0 \leq P_{\text{ch}}(t) \leq \min \left(P_{\text{ch}}^{\text{ref}}, \frac{E_{\text{bat_ref}} \cdot A_{\text{SOC max}} - E(t-1)}{\eta_{\text{ch}} \Delta t} \right) \quad (6)$$

$$0 \leq P_{\text{dis}}(t) \leq \min \left(P_{\text{dis}}^{\text{ref}}, \frac{E(t-1) - E_{\text{bat_ref}} \cdot A_{\text{SOC min}} \cdot \eta_{\text{dis}}}{\Delta t} \right) \quad (7)$$

式中: $P_{\text{ch}}(t)$ 、 $P_{\text{dis}}(t)$ 分别为蓄电池 t 时刻的充电功率和放电功率; η_{ch} 、 η_{dis} 分别为蓄电池的充电和放电效率; $A_{\text{SOC max}}$ 、 $A_{\text{SOC min}}$ 分别为蓄电池荷电状态的最大值和最小值; $P_{\text{ch}}^{\text{ref}}$ 、 $P_{\text{dis}}^{\text{ref}}$ 分别为蓄电池的额定充电效率和额定放电效率; $E(t)$ 、 $E(t-1)$ 分别为 t 时刻和 $t-1$ 时刻蓄电池的电量; $E_{\text{bat_ref}}$ 为蓄电池的额定容量; Δt 为算法的计算步长。

式(5)表示了蓄电池在相邻时刻的电量递推关系, 即当前时刻的电量等于前一时刻的电量加上(或减去)前一时刻充电(放电)的电量。式(6)和式(7)反映了储能装置的充放电功率同时受储能额定功率和当前剩余容量的限制。

蓄电池每日的初始状态应为前一日的结束状态, 其约束条件如式(8)所示。

$$E_T(0) = E_{T-1} \quad (8)$$

式中: $E_T(0)$ 为蓄电池在当前日的初始状态; E_{T-1} 为前一日第 24 个时段的电量, 即前一日的结束状态。

为保证蓄电池使用寿命, 在实际使用过程中, 需对其剩余电量进行约束, 如式(9)~式(11)所示。

$$E_{\text{min}}(t) \leq E(t) \leq E_{\text{max}}(t) \quad (9)$$

$$E_{\text{min}}(t) = E_{\text{bat_ref}} A_{\text{SOC min}} \quad (10)$$

$$E_{\text{max}}(t) = E_{\text{bat_ref}} A_{\text{SOC max}} \quad (11)$$

式中: $E_{\text{max}}(t)$ 、 $E_{\text{min}}(t)$ 分别为蓄电池实际电量的最大值和最小值。

与光伏类似, 在实际工程中, 储能装置的可配置容量也存在上限与下限的约束, 如式(12)所示。

$$E_{\text{ref min}} \leq E_{\text{bat_ref}} \leq E_{\text{ref max}} \quad (12)$$

式中: $E_{\text{ref min}}$ 、 $E_{\text{ref max}}$ 分别为牵引变电所可配置的蓄电池最小额定容量和最大额定容量。

在式(1)所表示的功率平衡关系中, 部分变量本质为同一物理量, 仅为表征其方向而区分为两个独立变量, 因此二者不能同时存在。为此, 引入二进制变量进行区分, 具体如下:

$$\left. \begin{aligned} 0 \leq P_{\text{ch}} \leq P_{\text{bat_ref}} b_{\text{bat}} \\ 0 \leq P_{\text{dis}} \leq P_{\text{bat_ref}} (1 - b_{\text{bat}}) \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

$$\left. \begin{aligned} 0 \leq P_{\text{grid}}(t) \leq S_{3\text{PH}} b_{\text{sub}} \\ 0 \leq P_{\text{grid_fed}}(t) \leq S_{1\text{PH}} (1 - b_{\text{sub}}) \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中: $S_{3\text{PH}}$ 为交直交变电所的三相变流器容量; $S_{1\text{PH}}$ 为交直交变电所的单相变流器容量; b_{bat} 、 b_{sub} 为限制功率流动方向二进制变量, b_{bat} 取 1 时表示蓄电池充电, 而取 0 时表示蓄电池放电, b_{sub} 取 1 时表示变电所向公共电网购电, 而取 0 时表示向公共电网馈电; $P_{\text{bat_ref}}$ 为蓄电池的额定功率。

式(13)和式(14)分别约束了储能装置的充放电状态及与公共电网的功率交换方向, 确保两者在任一时刻均只有一种状态生效。

1.2.2 目标函数

本文所提的日前能量管理策略以系统日均成本最小为目标函数, 其具体表达式如式(15)所示。

$$C_{\text{all}} = C_{\text{inv}} + C_{\text{ope}} \quad (15)$$

式中: C_{all} 为交直交牵引变电所日均总成本; C_{inv} 为等日值投资成本; C_{ope} 为等日值运行成本。

等日值投资成本包含光伏设备的投资费用、储能系统的功率成本与容量的投资费用, 即

$$C_{\text{inv}} = C_{\text{PV}} + C_{\text{bat}} = \lambda_{\text{PV}} P_{\text{PV_ref}} + \lambda_{\text{bat}} P_{\text{bat_ref}} \quad (16)$$

式中: C_{PV} 和 C_{bat} 分别为光伏和储能系统的总投资费用; λ_{PV} 和 λ_{bat} 分别为光伏和蓄电池的单位功率投资费用。

等日值运行成本包含光伏设备运行成本、储能设备运行成本和购电成本, 如式(17)所示。

$$C_{\text{ope}} = \sum_t^T \left[c_{\text{bat}} (P_{\text{ch}}(t) + P_{\text{dis}}(t)) + c_{\text{PV}} P_{\text{PV}}(t) + c_{\text{buy}} P_{\text{grid}}(t) + c_{\text{fed}} P_{\text{grid_fed}}(t) \right] \Delta t \quad (17)$$

式中: c_{bat} 、 c_{PV} 分别为储能设备和光伏设备的单位功率运维成本; c_{buy} 为交直交牵引变电所购电价格; c_{fed} 为功率反送上网电价; T 为调度周期, 本文取 $T=24 \text{ h}$; Δt 为时间间隔, 本文取 Δt 为 1 min。

2 牵引变电所负荷计算方法

相较于高速铁路, 货运线路的运行周期较长, 使其负荷在较长时间内更具有稳定性, 保证了其作为研究对象的典型性。因此, 本文以某列货运列车运行负荷为基础, 计算生成了交直交变电所的典型日负荷曲线, 并以此为基础开展日前能量管理和容量配置研究。该货运列车通过某一牵引变电所供电区间的负荷变化曲线如图 2 所示。

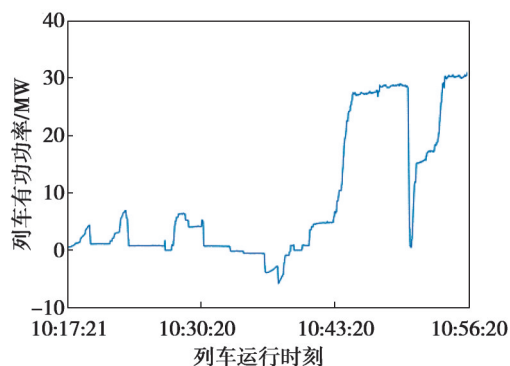


图 2 列车运行负荷

Fig. 2 Train traction load

2.1 接触网-钢轨等效电路

列车运行过程中, 牵引供电系统通过接触网与钢

轨向列车供电, 在计算变电所实际出力时, 需考虑接触网与钢轨的阻抗。由于接触网与钢轨之间存在耦合关系, 可采用受控源模型对其进行解耦^[16-17], 解耦后的单位长度接触网-钢轨等效电路如图3所示。其中, Z_T 、 y_T 分别为接触网单位长度的自阻抗和对地导纳; Z_R 、 y_R 分别为钢轨单位长度的自阻抗和对地导纳; U_{in} 、 I_{in} 为左侧端口输入电压和输入电流; U_{out} 、 I_{out} 分别为右侧端口的输出电压和输出电流; I_T 、 I_R 分别为流过接触网和钢轨的电流。

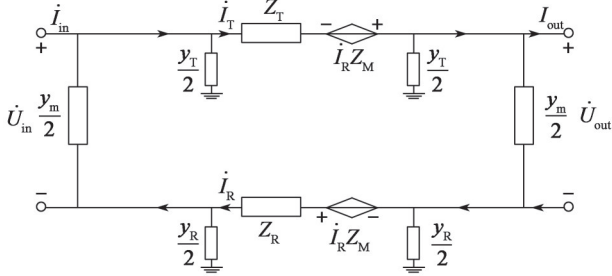


图3 单位长度接触网-钢轨等效电路

Fig. 3 Per-unit-length equivalent circuit of catenary-rail system

基于牵引网端口等效法, 该等效电路可化简为单位长度牵引网的二端口 T 参数矩阵, 如式(18)所示。

$$\begin{bmatrix} U_{in} \\ I_{out} \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{TR} \begin{bmatrix} U_{out} \\ I_{out} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{T}_{TR}$ 为单位长度牵引网二端口 T 参数矩阵。

2.2 牵引变电所负荷潮流计算方法

根据式(18)求得的 T 参数矩阵, 可将图3的单位长度接触网-钢轨等效电路转化为对应的 π 型等效电路, 如图4所示。其中, Y_1 、 Y_2 、 Y_3 为接触网-钢轨 π 型等效电路的阻抗参数; U_s 、 I_s 、 Y_s 分别为牵引变电所的电压、电流和短路阻抗; U_L 、 I_L 、 S_L 分别为列车的电压、电流和复功率。

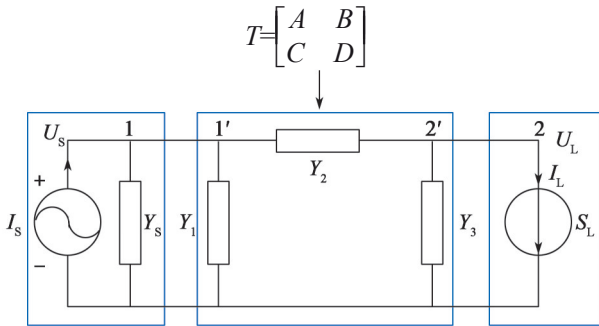


图4 单位长度接触网-钢轨 π 型等效电路

Fig. 4 Per-unit-length π -type equivalent circuit of catenary-rail system

在实际潮流运算中, 采用前推回代法进行迭代求解: 先假定牵引网电压为额定电压, 基于列车功率前推计算变电所出力, 再由所得变电所出力回代求解牵引网电压分布, 重复上述步骤直至满足收敛精度。

2.2.1 功率前推过程

假设列车电压为额定电压, 则前推过程中的功率损失可由式(19)~式(22)计算得到。

$$\Delta S = \Delta S_1 + \Delta S_Z + \Delta S_2 \quad (19)$$

$$\Delta S_2 = U_L^2 (G_3 + jB_3) \quad (20)$$

$$\Delta S_Z = \frac{P_2'^2 + Q_2'^2}{U_L^2} R_2 + j \frac{P_2'^2 + Q_2'^2}{U_L^2} X_2 \quad (21)$$

$$\Delta S_1 = U_s^2 (G_1 - jB_1) \quad (22)$$

式中: ΔS_1 、 ΔS_Z 、 ΔS_2 分别为阻抗 Y_1 、 Y_2 、 Y_3 上损失的功率; G_1 、 B_1 分别为阻抗 Y_1 对应的电导和电纳值; R_2 、 X_2 分别为阻抗 Y_2 对应的电阻和电抗值; G_3 、 B_3 分别为阻抗 Y_3 对应的电导和电纳值; S_2' 为节点 2' 对应的复功率; P_2' 、 Q_2' 分别为 S_2' 对应的有功功率和无功功率值。

牵引变电所功率 S_s 为

$$S_s = S_L - (\Delta S_1 + \Delta S_Z + \Delta S_2) \quad (23)$$

2.2.2 电压回代过程

利用功率前推过程求得的牵引变电所功率, 可进一步通过回代计算得到列车电压, 具体计算过程如式(24)~式(26)所示。

$$S_1' = S_s - \Delta S_1 \quad (24)$$

$$\left. \begin{aligned} dU &= \Delta U + \delta U \\ \Delta U &= \frac{P_1' R_2 + Q_1' X_2}{U_s} \\ \delta U &= \frac{P_1' X_2 - Q_1' R_2}{U_s} \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

式中: dU 为电压降落值; ΔU 为电压降落纵分量; δU 为电压降落横分量; S_1' 为节点 1' 对应的复功率; P_1' 、 Q_1' 分别为 S_1' 对应的有功功率值和无功功率值。

列车电压 U_L 为

$$U_L = \sqrt{(U_s - \Delta U)^2 + \delta U^2} \quad (26)$$

经多次重复迭代计算直至列车电压 U_L 收敛后, 即可求得牵引变电所的实际负荷。

3 基于神经种群动态优化算法的容量配置方案构建

在容量配置中采用双层优化算法, 其上下层的交互机制如图5所示。上层优化的目标在于确定最优容量配置, 其输入参数为牵引变电所的日前能量管理策略及在该策略下的最小日均成本。由于上层优化属于非线性问题, 本文采用神经种群动态优化算法进行求解。下层优化的目标则是求取最优的日前能量管理策略, 其输入为运行场景和容量配置参数。下层优化属于混合整数线性规划问题, 本文采用商业求解器 GUROBI 进行计算。

神经种群动态优化算法按以下步骤搜索最优解: 首先, 确定各神经种群的神经状态, 并选取最优神经

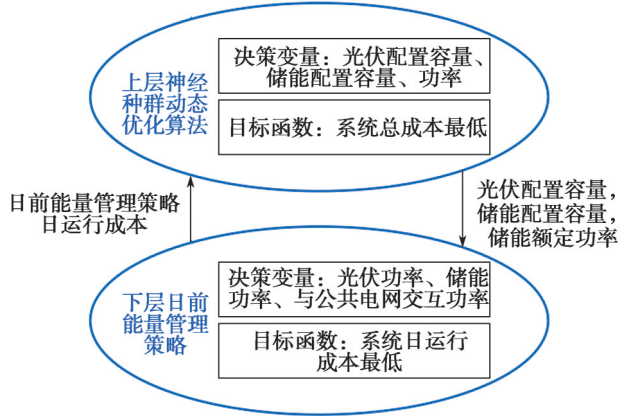


图5 双层优化交互示意图

Fig. 5 Schematic diagram of double-level optimization interaction

状态为吸引子；其次，通过种群耦合干扰策略，量化其他种群对当前种群寻优方向的影响；然后，利用信息投射策略对上述两种策略的结果进行修正，实现当前种群和吸引子及其他神经种群之间的信息交流；最后，更新当前种群的神经状态。其中，决策变量的取值即为神经状态值，具体推算过程可参见文献[18]。

在本文所研究的问题中，决策变量 x 可表示为

$$x = (P_{PV_ref}, P_{bat_ref}, E_{bat_ref}) \quad (27)$$

神经状态值由决策变量输入下层日前能量管理策略后，经运行计算得到的最小日运行成本所确定。

针对下层混合整数线性规划优化问题，其涉及的实数变量定义如式(28)所示。

$$x = (P_{PV}(t), P_{bat_dis}(t), P_{bat_ch}(t), P_{grid}(t), P_{grid_fed}(t)) \quad (28)$$

整数变量如式(29)所示。

$$y = (b_{bat}, b_{sub}) \quad (29)$$

基于上述变量及式(1)~式(17)所给出的约束条件和目标函数，采用GUROBI求解器中的分支切割法即可求得最优解。

根据上述算法构建，本文所提出的基于神经种群动态优化算法的双层容量配置方案，其具体步骤流程如下：

步骤1：设定各决策变量的取值范围，并对神经种群动态优化算法的初始参数进行设置。

步骤2：输入典型运行场景数据，例如牵引负荷数据、太阳辐照度数据等。

步骤3：执行日前能量管理策略，依据运行结果及式(15)计算各神经种群的神经状态，并选取最优状态作为吸引子。

步骤4：对每个神经种群依次实施吸引子趋势策略、耦合干扰策略与信息投射策略，将求得的最优解作为容量配置结果。

步骤5：判断是否达到最大迭代次数，若满足，则输出所有迭代中的最大利润并终止，否则返回步骤1继续迭代。

具体步骤流程如图6所示。

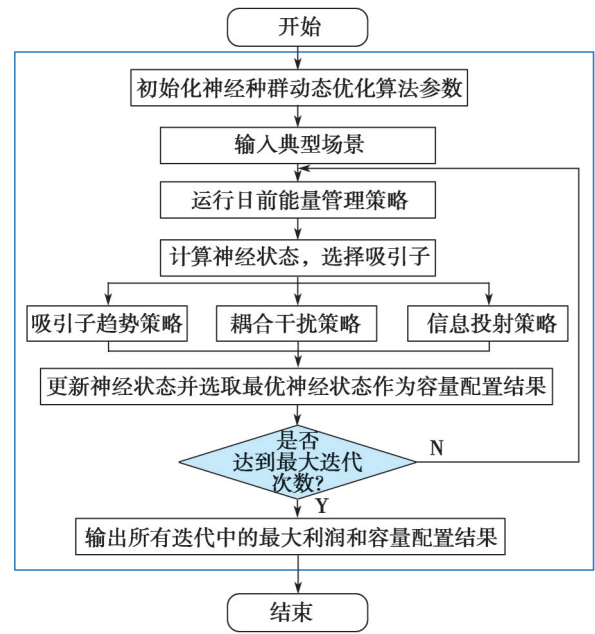


图6 双层优化算法流程图

Fig. 6 Flowchart of double-level optimization algorithm

4 算例分析

为验证所提容量配置方法的有效性，基于某货运线路的实测数据设计了运行场景，并在此场景下进行了容量配置优化。

采用列车运行实测数据，以30 min为发车间隔，计算得到牵引变电所的负荷变化曲线如图7所示。在负荷计算过程中，相关参数参照文献[17]进行取值，如表1所示，基于此计算得出的单位长度 π 形等效电路参数如表2所示。

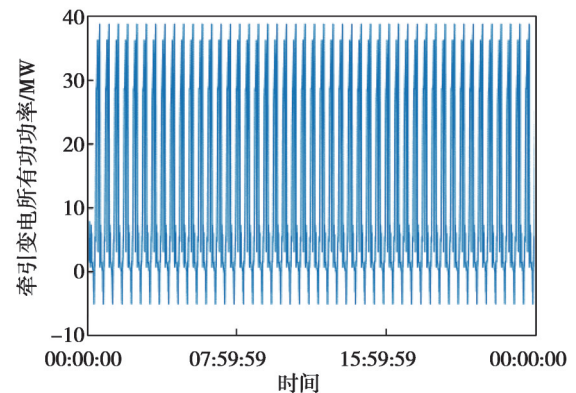


图7 牵引变电所负荷

Fig. 7 Traction substation load

由于太阳辐照度受地理位置、季节与天气条件等多种因素影响，其全年数据呈现出明显的时变特性。为高效分析并利用这些数据，本文引入典型日划分方法，以识别不同季节的辐照度模式。春、夏、秋、冬季节中4个典型日的太阳辐照度数据如图8所示，对比

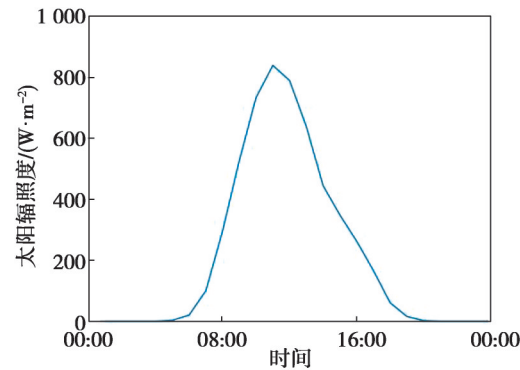
可知, 春秋两季的辐照度变化曲线较为相似, 夏季辐照度为全年最高, 冬季则降至最低。

表1 接触网-钢轨等效电路参数
Table 1 Parameters for catenary-rail equivalent circuit

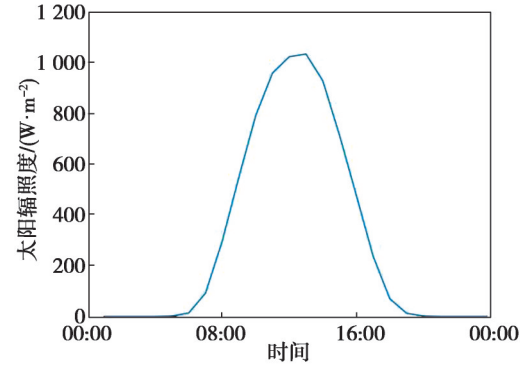
设备	参数项目	参数值
等效接触网	自阻抗/($\Omega \cdot \text{km}^{-1}$)	1.143E-7
	对地电容/($\text{F} \cdot \text{km}^{-1}$)	1.143E-7
等效钢轨	自阻抗/($\Omega \cdot \text{km}^{-1}$)	0.091+j0.465
	对地电容/($\text{F} \cdot \text{km}^{-1}$)	1.143E-7
等效接触网-钢轨	互阻抗/($\Omega \cdot \text{km}^{-1}$)	0.048+j0.339
	互电容/($\text{nF} \cdot \text{km}^{-1}$)	-4.66

表2 接触网-钢轨 π 形等效电路参数
Table 2 Parameters for catenary-rail π -type equivalent circuit

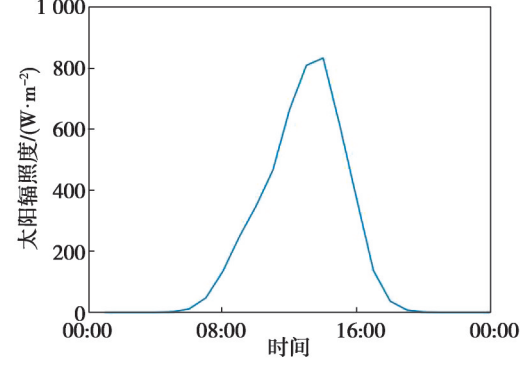
参数项目	参数值
Y_1	0.535 2-j1.871 3
Y_2	0.000 5-j0.001 9
Y_3	0.000 5-j0.001 9



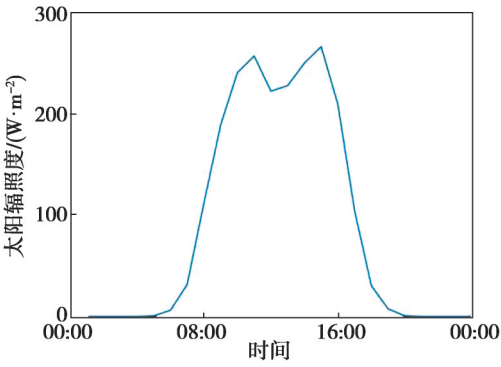
(a) 春季典型日



(b) 夏季典型日



(c) 秋季典型日



(d) 冬季典型日

图8 春夏秋冬4个典型日太阳辐照度情况

Fig. 8 Solar irradiance profiles for typical days in the four seasons

光伏和储能的投资成本如表3所示, 牵引变电所的生命周期取其中寿命最短设备的使用寿命。为简化分析, 相同蓄电池模块之间采用串联组合, 因此蓄电池的功率和容量呈确定关系。在本案例中, 每兆瓦蓄电池对应容量为1.5 MWh, 蓄电池充放电效率设为0.8, 剩余电量范围(SOC)限制在20%~80%之间。神经种群动态优化算法的参数及各变量寻优范围如表4所示。此外, 本文研究的电度电费取值为0.43元/(kWh)。

表3 光伏和储能投资成本
Table 3 Investment costs of PV-storage system

设备	价格/(元·MW ⁻¹)	生命周期/a
光伏	485 000	15
蓄电池	1 975 500	20

表4 算法参数及寻优范围
Table 4 Algorithm parameters and optimizing range

参数	设定值/ MW	参数	设定值
光伏额定容量最大值	10	吸引子比例(a)	0.1
光伏额定容量最小值	0	噪声系数	0.1
电池额定容量最大值	5	吸引子耦合强度(l)	0.7
电池额定容量最小值	0	群体交互系数(d)	0.1

4.1 协同配置基本结果

通过上述优化方法, 得到光伏-储能系统规划配置结果如表5所示。

表5 协同规划配置结果
Table 5 Collaborative planning and allocation results

参数项目	配置结果/MW
光伏功率	10.00
电池功率	2.87
电池容量	4.30

由于光伏寻优上限远小于牵引变电所实际负荷, 所配置的光伏出力可被负荷完全消纳; 同时, 光伏发电成本低于电度电价, 因此经济最优的配置结果即为寻优上限。

选取夏季典型日对系统运行特性进行分析，结果如图9所示。系统在各时段满足功率平衡，且在配置光伏和储能后，从公共电网购入的功率减少；同时，再生制动能量不再馈入电网，得以有效利用。光伏和储能协调运行，可实现可再生能源的最大化消纳，使轨道交通系统能够更多地采用绿色能源供电。

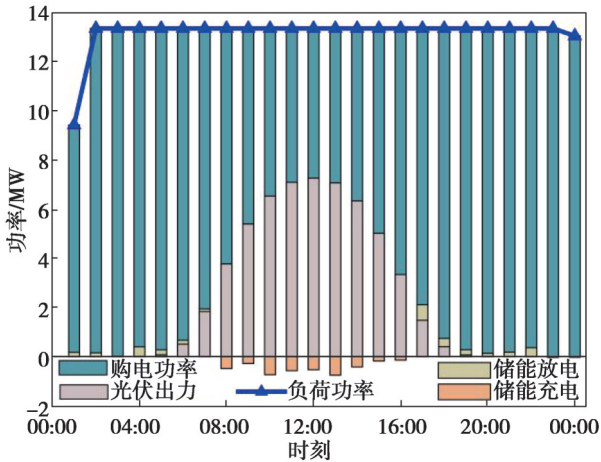


图9 日前能量管理策略运行仿真结果

Fig. 9 Simulation results of day-ahead energy management strategy

储能设备运行过程中的SOC值变化如图10所示。由图10可知，SOC值始终维持在20%~80%的范围内，在该运行区间有利于延长储能设备的使用寿命。

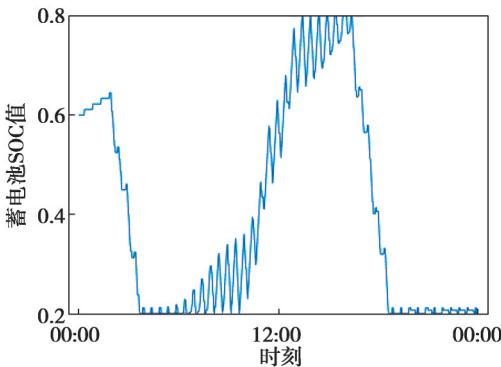


图10 蓄电池SOC变化情况

Fig. 10 Changes in battery SOC

光伏设备的发电量如图11所示。从图11可以看出，除再生制动时段外，光伏系统始终保持最大功率运行，实现了当地光伏资源的最大化消纳。

4.2 经济效益分析

为验证本文所提算法在提升系统收益方面的有效性与合理性，将其配置结果与基于规则的传统容量配置方案进行经济效益对比分析。在基于规则的配置方案中，牵引变电所负荷最大值为40 MW左右，远超光伏最大可安装容量10 MW，因此光伏发电可被完全消纳，光伏安装容量可确定为10 MW；同时，列车再生制动能量由蓄电池完全回收，蓄电池额定功率取3.27

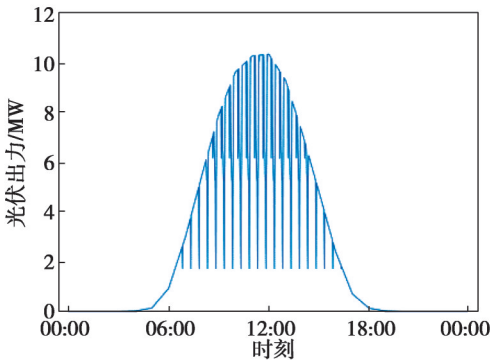


图11 光伏实际出力

Fig. 11 Actual PV output

MW，对应容量为4.90 MWh，具体参数如表6所示。

表6 基于规则的传统容量配置方案

Table 6 Rule-based conventional capacity allocation solution

设备	配置结果/MW
光伏	10.00
电池功率	3.27
电池容量	4.90

优化配置与基于规则配置下光伏储能设备的发电量、投资成本及收益情况如表7所示。从表7可看出，优化配置方案中，光伏储能系统的年发电量为13 314 MWh，年收益为244.375万元，成本回收期为4.307年，生命周期净收益为2 613.7万元；而在基于规则的配置方案中，系统年发电量为13 596 MWh，年收益为213.255万元，成本回收期为5.303年，生命周期净收益为2 067.8万元。虽然基于规则配置的年发电量要较高，但由于其运行维护成本较高，实际年收益反而低于优化配置方案，导致成本回收周期延长，生命周期内净收益减少。

表7 光伏设备成本回收周期

Table 7 Payback period of PV equipment

项目	光伏储能系统年发电量/(MWh)	光伏储能系统年收益/($\times 10^4$ 元)	光伏储能系统总投资成本/($\times 10^4$ 元)	成本回收周期/a	系统生命周期净收益/($\times 10^4$ 元)
优化配置结果	13 314	244.375	1 051.97	4.307	2 613.7
基于规则配置结果	13 596	213.255	1 130.99	5.303	2 067.8

4.3 算法性能分析

神经种群动态优化算法和粒子群算法的收敛情况如图12所示。结果表明，相较于粒子群算法，神经种群动态优化算法具有更快的收敛速度，且采用两种算法得到的最低等年值投资成本相同，均为 $1.060 4 \times 10^7$ 元。总体而言，神经种群动态优化算法收敛速度快，计算精度高，能满足系统协同规划的运行要求。

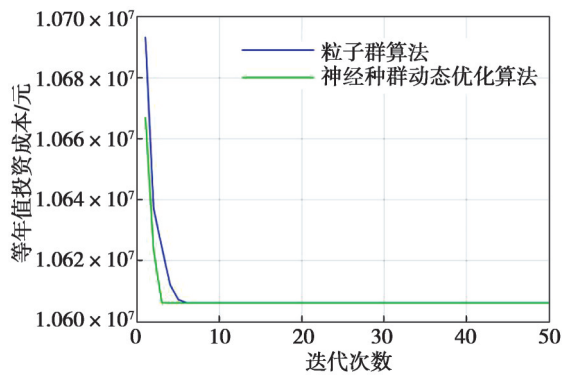


图12 算法收敛情况

Fig. 12 Algorithm convergence status

5 结论

在交通与能源融合发展的背景下,提升轨道交通牵引供电系统能源供给的绿色化水平已成为重要发展方向,其中可再生能源与储能系统的协同规划是关键技术之一。通过合理配置牵引变电所的光伏和储能容量,可有效利用沿线可再生能源资源,提高系统绿色用能水平。本文针对牵引变电所光储协同规划问题开展研究,主要结论如下:

①构建了考虑实际运行工况的牵引变电所光伏-储能协同配置系统,提出了基于神经种群动态优化算法的上层容量配置模型和下层日前能量管理策略。求解结果表明,该配置方法能提供合理的光伏-储能配置方案;与基于规则的配置方案相比,所提优化方案在经济收益方面具有明显优势。算法性能对比显示,神经种群动态优化算法的收敛性优于粒子群算法。

②在典型场景设置中,基于单列车运行数据,采用潮流计算方法计算牵引变电所电气参数,更贴合实际工程中先进行容量配置再建设牵引变电所的流程。

③所提出的日前能量管理策略可在容量配置完成后独立运行,为牵引变电所的日常电能调度提供参考。试验结果表明,该策略可有效降低购电成本,减少再生制动能量浪费,满足实际运行的经济性要求。

本研究尚未充分考虑光伏出力的随机性对牵引供电系统的影响,且对储能和柔性牵引变电系统的建模较为简单。后续研究将进一步引入更精确的系统模型,并深入分析可再生能源随机性的影响。

参考文献:

[1] 中华人民共和国交通运输部. 交通运输部等十部门关于推动交通运输与能源融合发展的指导意见[EB/OL]. (2025-04-25) [2025-08-27]. https://xxgk.mot.gov.cn/jigou/zhghs/202504/t20250425_4167770.html.
Ministry of Transport of the People's Republic of China. Guiding opinions of the ministry of transport and other nine departments on promoting the integrated development of

transportation and energy[EB/OL]. (2025-04-25) [2025-08-27]. https://xxgk.mot.gov.cn/jigou/zhghs/202504/t20250425_4167770.html.

[2] 何正友, 向悦萍, 廖凯, 等. 能源-交通-信息三网融合发展的需求、形态及关键技术[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 73-86.
HE Zhengyou, XIANG Yueping, LIAO Kai, et al. Demand, form and key technologies of integrated development of energy-transport-information networks[J]. Automation of electric power systems, 2021, 45(16): 73-86.

[3] 陈冲, 贾利民, 赵天宇, 等. 去碳化导向的轨道交通与新能源融合发展——形态模式、解决方案和使/赋能技术[J]. 电工技术学报, 2023, 38(12): 3321-3337.
CHEN Chong, JIA Limin, ZHAO Tianyu, et al. Decarbonization-oriented rail transportation and renewable energy integration development—configurations, solutions, and enabling/empowering technologies[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2023, 38(12): 3321-3337.

[4] 胡海涛, 葛银波, 黄毅, 等. 电气化铁路“源-网-车-储”一体化供电技术[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(12): 4374-4390.
HU Haitao, GE Yinbo, HUANG Yi, et al. "Source-network-train-storage" integrated power supply system for electric railways[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(12): 4374-4390.

[5] 李欣, 卢景涛, 肖林润, 等. 高速铁路列车长大坡道混合储能系统容量优化配置[J]. 电工技术学报, 2023, 38(20): 5645-5660.
LI Xin, LU Jingtao, XIAO Linrun, et al. Capacity optimization configuration of hybrid energy storage system for long steep slope of high-speed railway[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2023, 38(20): 5645-5660.

[6] 成柯. 含光伏与混合储能的高速铁路供电系统能量优化调度方法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2023.
CHENG Ke. Study on energy optimization dispatching method of high-speed railway power supply system with photovoltaic and hybrid energy storage system[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiatong University, 2023.

[7] CHEN M W, CHENG Z, LIU Y L, et al. Multitime-scale optimal dispatch of railway FTPSS based on model predictive control[J]. IEEE transactions on transportation electrification, 2020, 6(2): 808-820.

[8] KANO N, TIAN Z B, CHINOMI N, et al. Renewable sources and energy storage optimization to minimize the global costs of railways[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2025, 74(5): 7049-7060.

[9] YING Y C, TIAN Z B, WU M L, et al. Capacity configuration method of flexible smart traction power supply system based on double-layer optimization[J]. IEEE transactions on transportation electrification, 2023, 9(3): 4571-4582.

[10] CHEN Y, CHEN M, CHEN Y, et al. Chance-constrained en-

- ergy dispatch of railway smart power systems considering uncertainty of traction load[C]//IEEE. Renewable Power Generation and Future Power Systems Conference 2023. Glasgow: IEEE, 2023: 89-93.
- [11] 吴磊, 舒洋浩, 周斌彬, 等. 基于配置与能量管理协同的铁路光储系统经济性提升策略[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(11): 4711-4723.
- WU Lei, SHU Yanghao, ZHOU Binbin, et al. Economic enhancement strategy for railway photovoltaic energy storage system based on collaborative configuration and energy management[J]. Journal of railway science and engineering, 2024, 21(11): 4711-4723.
- [12] 陈艳波, 刘宇翔, 田昊欣, 等. 基于广义目标级联法的多牵引变电站光伏-储能协同规划配置[J]. 电工技术学报, 2024, 39(15): 4599-4612.
- CHEN Yanbo, LIU Yuxiang, TIAN Haoxin, et al. Collaborative planning and configuration of photovoltaic and energy storage in multiple traction substations based on generalized analytical target cascading method[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2024, 39(15): 4599-4612.
- [13] 贾成真, 王灵梅, 孟恩隆, 等. 风光氢耦合发电系统的容量优化配置及日前优化调度[J]. 中国电力, 2020, 53(10): 80-87.
- JIA Chengzhen, WANG Lingmei, MENG Enlong, et al. Optimal capacity configuration and day-ahead scheduling of wind-solar-hydrogen coupled power generation system[J]. Electric power, 2020, 53(10): 80-87.
- [14] 吴景霞, 索金琳. 基于改进DEC算法的风光氢系统容量配置[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(11): 98-106.
- WU Jingxia, SUO Jinlin. Capacity configuration of wind-solar combined power generation system coupled with hydrogen energy storage based on improved DEC algorithm[J]. Advances of power system & hydroelectric engineering, 2022, 38(11): 98-106.
- [15] 商伟情. 多场景风光耦合制氢系统优化配置研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
- SHANG Weiqing. Research on multi-scene wind-photovoltaic coupling hydrogen production system[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [16] 张丽艳, 郑兴, 罗博, 等. 考虑接触网-钢轨耦合关系及再生制动能量的新型电缆贯通供电系统电气特性[J]. 中国铁道科学, 2023, 44(3): 164-177.
- ZHANG Liyan, ZHENG Xing, LUO Bo, et al. Electrical characteristics of new continuous cable power supply system considering catenary-rail coupling relationship and regenerative braking energy[J]. China railway science, 2023, 44(3): 164-177.
- [17] 张丽艳, 梁世文, 李鑫, 等. 新型电缆贯通供电系统运行特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(16): 5229-5239.
- ZHANG Liyan, LIANG Shiwen, LI Xin, et al. Operation characteristic analysis on new continuous cable power supply system[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(16): 5229-5239.
- [18] JI J Z, WU T X, YANG C C. Neural population dynamics optimization algorithm: a novel brain-inspired meta-heuristic method[J]. Knowledge-based systems, 2024, 300: 112194.

A collaborative planning and allocation solution for PV-storage integration in flexible traction substations based on a neural population dynamics optimization algorithm

YANG Chenye^{1,2}, LIU Qiujiang^{1,2}, WU Mingli^{1,2}, HU Liang^{2,3}, ZHAO Lixiang², WANG Heting²

(1. State Key Laboratory of Advanced Rail Autonomous Operation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 3. Power Supply Branch of CHN ENERGY Xinshuo Railway Co., Ltd., Ordos, Inner Mongolia 010399, China)

Abstract: In the context of the "Dual-Carbon" goal and the transport – energy integrated development plan, integrating renewable energy sources such as photovoltaic (PV) generation into traction power supply systems has become a research focus. Generating reliable substation load data to support capacity allocation optimization is an urgent challenge for planning and constructing PV-storage integrated traction substations. This paper introduces the construction of substation load curves from measured train operation data and power flow calculations; operational scenarios are generated and optimized from typical daily solar irradiance data. Based on these inputs, a double-level optimization model was established: the lower level generated day-ahead energy management strategies that minimized daily operating costs, while the upper level optimized capacity allocation based on a neural population dynamics optimization algorithm to minimize equivalent annual investment costs. Simulations based on a real freight railway demonstrate that the proposed method efficiently and rationally allocates PV-storage capacity for traction substations, which supports positive life-cycle returns and provides a feasible solution for integrating renewable energy into traction power supply systems.

Keywords: traction power supply system; PV-storage capacity allocation; day-ahead energy management; neural population dynamics optimization algorithm; double-level optimization; traction load