



含光伏与储能的重载柔性牵引 供电系统能量随机优化调度

樊 衍, 王 栋, 牛晓伟

(国能朔黄铁路发展有限责任公司, 河北 沧州 062350)

摘 要: 针对重载铁路运能提升引发的高能耗、高电费问题, 以及线路环境与运输组织强不确定性对集成光伏-储能-潮流控制器的重载柔性牵引供电系统能量优化调度带来的挑战, 提出一种适配强不确定性场景的能量随机优化调度策略, 实现系统节能经济运行。首先, 融合长短期记忆网络、蒙特卡洛采样与模糊C均值聚类算法构建经典场景生成方法, 精准刻画牵引负荷与光伏出力的不确定性特征; 其次, 以最小运营成本为目标, 兼顾系统能量平衡与安全运行约束, 建立多场景下的随机优化模型, 通过优化光伏、储能及潮流控制器的运行策略实现能量最优调度; 最后, 基于某重载电气化铁路实际运行数据开展验证分析。试验验证表明, 所提策略与模型能够有效应对不确定性影响, 显著提升系统能量调度的经济性与稳定性, 降低重载铁路运营能耗及电费成本。该随机优化调度策略可为重载柔性牵引供电系统的高效运行提供理论支撑与工程参考, 对推动重载铁路绿色低碳发展具有重要意义。

关键词: 重载铁路; 柔性牵引供电系统; 随机优化调度; 光伏储能; 能量优化; 节能

中图分类号: U223; TM922.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-128X(2025)06-0139-09

0 引言

重载铁路凭借运能大、成本低、效率高等核心优势, 已成为我国大宗商品跨区域运输的关键载体, 在保障能源、矿产等战略物资供应中发挥着不可替代的作用。截至2024年底, 我国重载铁路营业里程已突破1.1万km, 其中以朔黄铁路为代表的重载铁路年运量更是超过3亿吨, 展现出强劲的运输保障能力^[1]。然而, 重载铁路牵引负荷具有强随机波动、峰值功率大的特点, 叠加我国“西高东低”地势特征影响, 形成了“重载下行、轻载上行”的运输特性, 导致列车牵引与制动功率匹配失衡。特别是在长大下坡路段, 满载列车制动时产生的大量再生制动能量难以被充分回收利用^[2], 不仅导致电费成本居高不下, 还加剧了能源消耗问题。因此, 优化重载铁路牵引供电系统用能模式,

破解高能耗、高成本难题, 实现节能经济运行, 已成为当前重载铁路技术升级的重点研究方向。

为推动电气化铁路牵引供电系统降本增效, 国内外学者开展了大量针对性研究。针对传统牵引供电制式存在的能量壁垒问题, 文献[3-4]将潮流控制器引入牵引变电所, 实现了同一牵引所内左右供电臂间的功率互通; 文献[5-6]则在分区所加装功率融通装置, 构建了相邻牵引所间的能量交互通道。基于上述研究, 文献[7-8]将储能系统接入牵引供电系统, 实现了再生制动能量的规模化存储与再利用; 文献[9-10]进一步实现光伏接入, 推动牵引供电系统向低碳化转型, 有效降低了对电网购电的依赖及电费支出。为实现含光伏-储能的牵引供电系统能量优化调度, 文献[11]构建了以列车能耗最低为目标的行车轨迹优化模型, 通过调节列车运行功率降低用电成本; 文献[12]在轨迹优化基础上, 设计了匹配最优轨迹的储能充放电策略, 进一步

基金项目: 国能朔黄铁路科技项目 (SHTL-24-41)

通信作者: 樊 衍, 男, 主要从事铁路牵引供电方面的研究; E-mail: z1392609627@163.com

引用格式: 樊衍, 王栋, 牛晓伟. 含光伏与储能的重载柔性牵引供电系统能量随机优化调度[J]. 机车电传动, 2025(6): 139-147.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.06.202.

Citation: FAN Yan, WANG Dong, NIU Xiaowei. Stochastic optimization scheduling of energy in flexible traction power supply systems with PV and energy storage for heavy-haul railways[J]. Electric drive for locomotives, 2025(6): 139-147.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.06.202.

提高了再生制动能量的利用率。然而,上述基于列车轨迹的优化方法,忽略了牵引供电系统自身的运行特性约束、且受实际运行图制约,工程适用性有限。

为此,文献[13-14]构建了牵引供电系统优化运行模型,通过优化匹配牵引变电所出口功率特性的光伏、储能动作策略来实现电气化铁路经济用能。然而,光伏出力受天气条件影响、牵引负荷随运输组织波动,二者均具有强不确定性,导致传统确定性优化策略难以适配工程实际的复杂场景。针对上述问题,文献[15-16]分别建立了基于场景法和机会约束规划的随机优化调度模型,提升了优化策略对不确定场景的适应性;文献[17]则考虑最恶劣光伏和牵引负荷场景,构建了基于两阶段鲁棒优化的能量调度模型,获得了具有较高鲁棒性的调度策略;文献[18-19]进一步提出了日前-日内多时间尺度优化模型,通过滚动校正机制降低短时间尺度不确定性对能量调度的影响。然而,我国重载铁路特殊的线路环境和列车运行特点使光伏和牵引负荷具有更强的不确定性和随机性,导致上述基于概率建模的方法难以准确刻画实际场景的不确定性特征。

近年来,人工智能预测技术为强不确定性场景刻画提供了新的解决方案。文献[20]提出适用于强不确定性场景的电力系统负荷高效预测方法,有效提升了强不确定性场景下的负荷预测精度;文献[21]构建了牵引

负荷超短期预测框架,通过提取负荷数据的全局时序特征,训练神经网络进行超短期时序预测,取得了较好的预测效果。基于上述研究现状,本文聚焦重载铁路柔性牵引供电系统的节能经济运行目标,针对光伏出力与牵引负荷的强不确定性难题,开展相关技术研究。

1 重载柔性牵引供电系统结构

重载电气化铁路凭借其高载重量和长运营里程的显著优势,在货物运输领域得到了广泛应用。与传统货运铁路和客运铁路相比,重载列车因长时间处于制动或牵引工况,不仅能耗较高,而且会产生大量的再生制动能量。然而,铁路发车间隔的随机性使得这些再生制动能量难以被同一供电臂下的其他列车有效消纳,大多只能返回电网,从而造成了大量的能源浪费和较高的惩罚成本。为了解决这一问题,本文将构建重载柔性牵引供电系统,通过集成储能与光伏发电系统,能够有效实现牵引负荷的削峰填谷,充分回收利用再生制动能量,实现电气化铁路绿色经济运行。同时,通过在中性区接入潮流控制器,成功打破了牵引所间的能量壁垒,实现了能量的互流与共享,进一步促进了系统的经济低碳运行,其结构如图1所示。

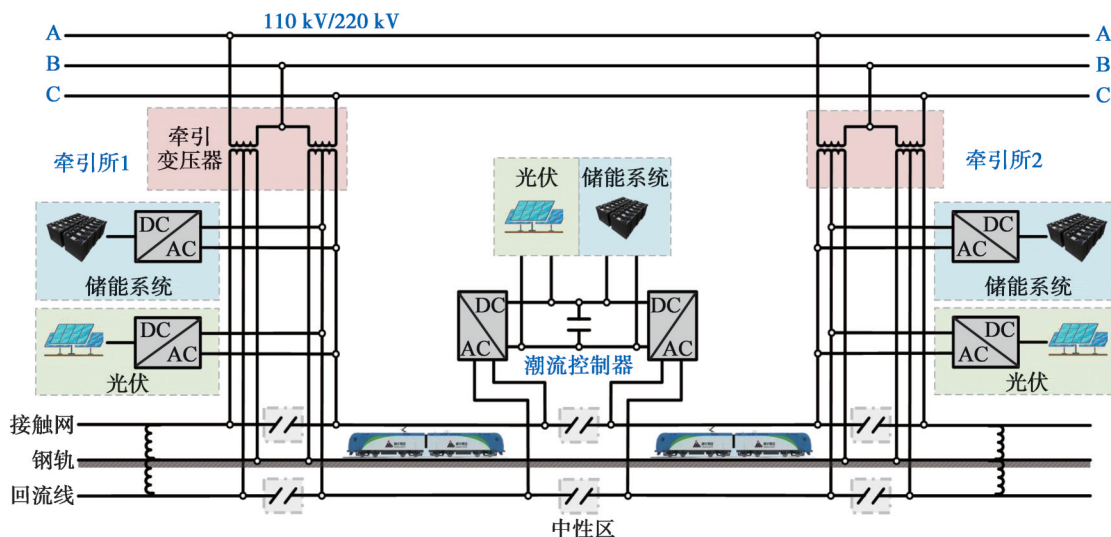


图1 重载柔性牵引供电系统的结构

Fig. 1 Structure of flexible traction power supply system for heavy-haul railway

重载柔性牵引供电系统在能量调度过程中会面临机车取电流的不确定性以及光伏出力的不确定性的影响,这些不确定性严重制约了系统的优化调度效果。为此,本文提出一种结合长短期记忆网络(LSTM)、蒙特卡洛采样和模糊C均值聚类算法的典型场景生成方法,精准刻画牵引负荷与光伏发电的不确定性特征;在此基础上,建立重载柔性牵引供电系统随机优化模型,以多场景下系统期望成本最小化为核心优化目标;最后,通过模型求解得到最优能量调度模式下的光伏-

储能协调控制策略以及潮流控制器控制策略。

2 光伏和牵引负荷不确定性建模

重载列车运行图调整的随机性与重载铁路运行环境的时变性,导致牵引负荷与光伏出力存在较大的不确定性,难以实现精准预测。为有效捕捉系统动态变化特征,并生成能反映牵引负荷与光伏出力规律的典型场景,本章基于LSTM对牵引负荷与光伏出力开展

短期预测; 在考虑实际场景与预测误差的基础上, 通过蒙特卡洛抽样方法生成可能的场景集, 进一步使用模糊C均值聚类算法进行聚类分析, 最终提取出能够

反映牵引负荷与光伏出力特性的典型场景样本。典型场景生成框架如图2所示。

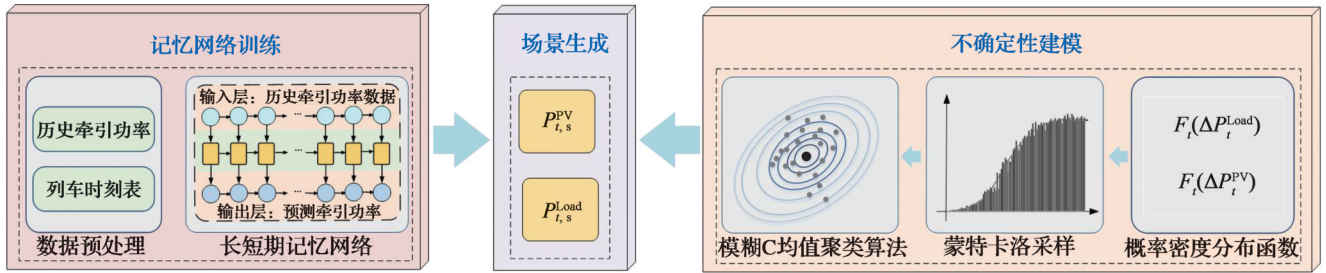


图2 经典场景生成框架

Fig. 2 Classical-scenario-generation framework

2.1 系统不确定性建模

考虑光伏发电和牵引负荷的波动性和不确定性, 在实际运行中牵引负荷和光伏发电的总实际输出与总预测输出具有差异, 实际场景下光伏出力与牵引负荷通过预测值与预测误差表示为

$$\begin{bmatrix} P_{t,s}^{PV} \\ P_{t,s}^{Load} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{t,s}^{PV,pre} \\ P_{t,s}^{Load,pre} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta P_{t,s}^{PV} \\ \Delta P_{t,s}^{Load} \end{bmatrix}, t \in [1, T] \quad (1)$$

式中: $P_{t,s}$ 为每个随机场景在 t 时刻的光伏、负荷实际值, $P_{t,s} = [P_{t,s}^{PV}, P_{t,s}^{Load}]^T$; $P_{t,s}^{pre}$ 为 t 时刻光伏、负荷的预测值, $P_{t,s}^{pre} = [P_{t,s}^{PV,pre}, P_{t,s}^{Load,pre}]^T$; $\Delta P_{t,s}$ 为 t 时刻光伏、负荷预测值的随机误差, $\Delta P_{t,s} = [\Delta P_{t,s}^{PV}, \Delta P_{t,s}^{Load}]^T$ 。

根据中心极限定理 (central limit theorem, CLT), 列车功率与光伏的预测误差可以用高斯分布表示^[22], 其概率密度函数为

$$F_t(\Delta P_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\Delta P_t - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), t \in [1, T] \quad (2)$$

式中: F_t 为概率密度函数, 表示不同预测误差的概率; μ 为预测误差的期望值; σ 为预测误差的标准差。

2.2 系统预测模型

为获取牵引负荷与光伏出力的预测数据, 本文基于历史数据构建 LSTM 并完成模型训练。LSTM 的核心特性之一是能够保持先前输入序列中的单元状态 c_t , 其隐藏层的输入和输出向量分别为 x_t 和 h_t 。网络通过输入门、遗忘门、输出门 3 类门控结构实现对状态信息的自适应管理与调控, 门控的通用数学表达形式为^[23]

$$g(x) = \sigma(Wx + b) \quad (3)$$

式中: σ 为逻辑函数; W 为对应门控的权值矩阵权矩阵。

在给定时刻 t , 3 类门控分别输出对应的状态变量, 输入门 i_t 、遗忘门 f_t 、输出门 o_t , 网络的输入包括时刻 t 的输入 x_t 、前一时刻的隐藏状态 h_{t-1} 和存储单元的状态 c_{t-1} 。网络输出包括当前时刻隐藏状态 h_t 和存储单元状

态 c_t , 其表达式如下:

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{ch}h_{t-1} + W_{cx}x_t + b_c) \quad (4)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \quad (5)$$

$$h_t = o_t \times \tanh c_t \quad (6)$$

式中: c_t 为单元状态; $\tanh$ 为双曲正切函数; W_{ch} 、 W_{cx} 为单元状态对应的权矩阵。

凭借优异的时序记忆与特征提取能力, LSTM 网络可有效适配牵引负荷等强非线性时间序列预测任务, 显著提升预测精度。

基于 LSTM 的预测需要为模型提供 Z 个时间步长的历史数据作为输入特征向量, 然后输出未来一个时间步长的预测值。每轮预测结束后, 模型的输入和输出窗口沿时间轴向前滑动一个步长, 循环迭代即可得到未来一定时间内牵引负荷的预测值。 t 时刻的预测值可表示为

$$P_{t,pre} = f_{pre}^{LSTM}(C_t), t \in [1, T] \quad (7)$$

式中: f_{pre}^{LSTM} 表示预测网络的输入和输出之间的映射关系, $P_{t,pre}$ 为 t 时刻预测值; C_t 为在时刻 t 的输入向量, $C_t = \{P_{t-Z}, P_{t-Z+1}, \dots, P_{t-2}, P_{t-1}\}$ 。

2.3 场景生成与缩减

基于 LSTM 得到的牵引负荷与光伏出力预测值, 结合预测误差的概率密度分布函数, 本节通过蒙特卡洛抽样生成牵引负荷与光伏出力的场景集, 并通过模糊C聚类 (FCM) 实现典型场景的生成。

2.3.1 蒙特卡洛采样

蒙特卡洛采样是一种随机模拟的方法。其核心思路为: 通过计算机随机模拟, 用统计方法估计和描述随机变量的统计量, 进而求解复杂问题的近似解数值。通过将光伏与牵引负荷预测误差作为随机输入变量, 得到预测误差的概率累积函数为

$$y_{t,s} = f_t(\Delta P_{t,s}), s = 1, 2, \dots, S \quad (8)$$

将其做逆变换, $y_{t,s}$ 进行随机采样, 再根据概率累积函数的反函数计算对应的随机变量的值, 在完成所

有随机变量的抽样后，将每个随机变量的抽样值排成一行，得到所有随机变量的抽样矩阵。

$$\Delta P_{t,s} = f_t^{-1}(y_{t,s}), s = 1, 2, \dots, S \quad (9)$$

式中：\$S\$ 为样本容量；\$f_t\$ 为随机变量的概率累积函数，\$f_t^{-1}\$ 为 \$f_t\$ 的反函数。

2.3.2 模糊C均值

通过蒙特卡洛抽样能得到光伏与牵引负荷大量随机样本，为进一步提取光伏与牵引负荷典型场景，采用模糊C均值聚类算法进行场景聚类。模糊C均值聚类算法是一种基于目标函数的软聚类算法，其核心思想为：允许每个样本以\$[0,1]\$区间内的连续隶属度，同时归属于多个聚类簇，更灵活地处理数据中存在的模糊边界或重叠结构，而非强制分配^[24]；然后通过迭代优化目标函数，不断更新样本对各簇的隶属度和以加权均值计算的簇中心，直至收敛。与k-means等聚类算法不同，该算法无须将样本严格划分到单一簇中，能更真实地反映数据的复杂分布特性，在描述强不确定性场景时具有优良的性能。

对于给定的光伏与牵引负荷随机抽样集合 \$\Delta P_s = \{\Delta P_1, \Delta P_2, \dots, \Delta P_s\}\$，FCM算法将其划分为\$N\$类，其中\$N\$个聚类的聚类中心为\$[v_1, v_2, \dots, v_N]\$，即光伏与牵引负荷典型场景。算法具体执行步骤为：

①初始化参数：设定关联系数\$m\$、迭代误差\$\varepsilon\$、最大迭代次数\$T\$和关联矩阵\$\mathbf{U}\$。从初始光伏与牵引负荷随机抽样集合中随机选择\$N\$个样本作为初始聚类中心。

②更新迭代：计算或更新关联矩阵\$\mathbf{U}\$，并更新聚类中心。

③收敛判断：比较目标函数各个点到各个类的误差的平方和\$O_{bj}(t)\$和\$O_{bj}(t-1)\$。如果\$\|O_{bj}(t) - O_{bj}(t-1)\| \leq \varepsilon\$，则输出聚类中心\$\mathbf{v}\$和关联矩阵\$\mathbf{U}\$。否则令\$t=t+1\$，返回步骤2，继续迭代。

3 重载柔性牵引供电系统随机优化模型

牵引负荷以及光伏不确定性严重影响了重载柔性牵引供电系统的优化运行。为了准确描述光伏不确定性和牵引负荷不确定性对其能量管理的影响，本章将建立重载柔性牵引供电系统随机优化模型用于研究。

3.1 目标函数

随机优化目标函数为

$$C^{\text{Total}} = C^{\text{ECC}} + C^{\text{DC}} + C^{\text{PC}} + C^{\text{PVC}} + C^{\text{ESC}} \quad (10)$$

该函数是在经典情景下重载柔性牵引供电系统的最小期望平均日运行成本。其中，\$C^{\text{ECC}}\$表示\$N\$个经典场景下的预期电度成本；\$C^{\text{DC}}\$为需求的预期成本；\$C^{\text{PC}}\$为再生制动能量反馈到电网的惩罚成本；\$C^{\text{PVC}}\$表示光伏的运维成本；\$C^{\text{ESC}}\$为储能的运维成本。具体计算公式

如下：

$$C^{\text{ECC}} = \sum_{n=1}^N \rho_n \left(\sum_{t=1}^T \lambda_t^{\text{E}} \cdot (P_{t,n}^{\text{grid,A}} + P_{t,n}^{\text{grid,B}}) \right) \quad (11)$$

$$P_{t,n}^{\text{dem,t}_a} = \sum_{t=1}^{t+14} P_{t,n}^{\text{grid,t}_a} / 15, t_a \in \{A, B\} \quad (12)$$

$$C^{\text{DC}} = \lambda^{\text{D}} \cdot \sum_{n=1}^N \rho_n \max(P_{t,n}^{\text{dem,A}}) + \lambda^{\text{D}} \cdot \sum_{n=1}^N \rho_n \max(P_{t,n}^{\text{dem,B}}) \quad (13)$$

$$C^{\text{PC}} = \sum_{n=1}^N \rho_n \left(\sum_{t=1}^T \lambda_t^{\text{P}} \cdot (P_{t,n}^{\text{feed,A}} + P_{t,n}^{\text{feed,B}}) \right) \quad (14)$$

$$C^{\text{PVC}} = \sum_{n=1}^N \rho_n \left(\sum_{t=1}^T \lambda_t^{\text{PV}} \cdot (P_t^{\text{pv,A}} + P_t^{\text{pv,B}} + P_t^{\text{pv,NZ}}) \right) \quad (15)$$

$$C^{\text{ESC}} = \sum_{n=1}^N \rho_n \left(\sum_{t=1}^T \lambda_t^{\text{ES}} \cdot (P_{\text{ch},t}^{\text{es,A}} + P_{\text{dis},t}^{\text{es,A}} + P_{\text{ch},t}^{\text{es,B}} + P_{\text{dis},t}^{\text{es,B}} + P_{\text{ch},t}^{\text{es,NZ}} + P_{\text{dis},t}^{\text{es,NZ}}) \right) \quad (16)$$

式中：\$\rho_n\$为场景\$n\$发生的概率；\$\lambda_t^{\text{E}}\$、\$\lambda_t^{\text{P}}\$、\$\lambda^{\text{D}}\$、\$\lambda_t^{\text{PV}}\$、\$\lambda_t^{\text{ES}}\$分别为购电电价、惩罚电价、需求电价、光伏运维和储能运维成本价格；\$P_{t,n}^{\text{grid}}\$、\$P_{t,n}^{\text{dem}}\$、\$P_{t,n}^{\text{feed}}\$分别为牵引变压器处电网提供的有功功率、需量功率和再生制动能量功率；\$P_t^{\text{pv}}\$为光伏出力功率；\$P_{\text{ch},t}^{\text{es}}\$、\$P_{\text{dis},t}^{\text{es}}\$分别为储能的充放电功率；A、B和NZ则分别表示牵引所1、牵引所2以及中性区位置。

3.2 约束条件

3.2.1 功率平衡约束

各典型场景下，重载柔性牵引供电系统分端口的有功功率平衡约束由式(17)~式(19)定义，它们分别描述牵引所A、牵引所B及中性区(NZ)的功率供需关系，约束涉及电网交互功率、光伏出力、储能充放电功率、潮流控制器(PFC)传输功率、牵引负荷功率及再生制动能量反馈功率。

$$P_{t,n}^{\text{grid,A}} + P_t^{\text{PFC},\alpha} + P_t^{\text{pv,A}} + P_{\text{dis},t}^{\text{es,A}} = P_{\text{ch},t}^{\text{es,A}} + P_{t,n}^{\text{Load,A}} + P_{t,n}^{\text{feed,A}} \quad (17)$$

$$P_{t,n}^{\text{grid,B}} + P_t^{\text{PFC},\beta} + P_t^{\text{pv,B}} + P_{\text{dis},t}^{\text{es,B}} = P_{\text{ch},t}^{\text{es,B}} + P_{t,n}^{\text{Load,B}} + P_{t,n}^{\text{feed,B}} \quad (18)$$

$$P_t^{\text{PFC},\beta} + P_t^{\text{PFC},\alpha} + P_{\text{ch},t}^{\text{es,NZ}} = P_{\text{dis},t}^{\text{es,NZ}} + P_t^{\text{pv,NZ}} \quad (19)$$

式中：\$P_t^{\text{PFC},\alpha}\$、\$P_t^{\text{PFC},\beta}\$分别表示\$t\$时刻潮流控制器向牵引所A、B侧传输的有功功率。

3.2.2 储能约束

大容量储能系统可实现再生制动能量和光伏发电能量的高效回收与利用。储能系统的状态和功率限制可以从式(20)和式(21)共同定义，即储能同一时间只能处于充电或放电单一状态，且充电/放电功率不能超过额定功率的上限；同时，储能单元的剩余容量需满足额定容量上下限约束，该约束由式(22)所示的倍率容量关系定义。式(23)限制了储能的实际容量\$E_{t+1}^{\text{es}}\$的突变，其值由前一时刻容量\$E_t^{\text{es}}\$和当前充放电功率共同决定。

$$0 \leq P_{\text{ch},t}^{\text{es},N} \leq \mu_t^{\text{es},N} \cdot \bar{P}^{\text{es},N}, N \in \{A, B, \text{NZ}\} \quad (20)$$

$$0 \leq P_{\text{dis},t}^{\text{es},N} \leq (1 - \mu_t^{\text{es},N}) \cdot \bar{P}^{\text{es},N}, N \in \{A, B, \text{NZ}\} \quad (21)$$

$$C_{ap}^N \cdot A_{SOC}^{\min} \leq E_t^{es,N} \leq C_{ap}^N \cdot A_{SOC}^{\max}, N \in \{A, B, NZ\} \tag{22}$$

$$E_{t+1}^{es,N} = (1 - \delta) \cdot E_t^{es,N} + \varepsilon_{ch} \cdot P_{ch,t}^{es,N} \cdot \Delta t - \frac{P_{dis,t}^{es,N}}{\varepsilon_{dis}} \cdot \Delta t, \\ N \in \{A, B, NZ\} \tag{23}$$

式中： $\bar{P}^{es,N}$ 为每个储能的最大功率； $\mu_t^{es,N}$ 为二元变量，决定储能是处于充电状态还是处于放电状态； C_{ap}^N 是每个储能单元的倍率容量； $A_{SOC}^{\min}$ 、 $A_{SOC}^{\max}$ 分别为储能的最小和最大荷电状态（State of Charge，SOC）值； $E_t^{es,N}$ 为每个储能在 t 时刻的容量； δ 为储能单元的自放电率； ε_{ch} 、 ε_{dis} 分别为第 N 个储能单元的充电/放电效率。

3.2.3 光伏发电系统约束

受技术条件、地理条件等因素制约，牵引供电系统接入的光伏装机容量应处于合理范围内。光伏出力具有非负特性，且受其预测出力上界约束；系统运行过程中，光伏出力可实时调控，但不得超过其装机容量上限，其约束关系可表示为

$$0 \leq P_t^{pv,N} \leq \bar{P}_t^{pv,N}, N \in \{A, B, NZ\} \tag{24}$$

式中： $\bar{P}_t^{pv,N}$ 为第 N 个光伏单元在 t 时刻的出力上限值，kW； $P_t^{pv,N}$ 为第 N 个光伏单元在 t 时刻的实际出力，kW； $N \in \{A, B, NZ\}$ 表示牵引供电系统的不同接入区域/单元。

4 算例分析

以某重载电气化铁路中两组牵引的实际运行数据为例，分析考虑强不确定性场景下的优化结果，验证所提模型和方法的有效性。试验硬件平台为Intel(R) Core(TM) i5-10300H CPU@2.50 GHz和16 GB RAM。

4.1 算例参数设置

电价参数、储能电池参数分别如表1、表2所示，其中选取最优容量配置的储能电池作为研究对象，其额定容量为5 MW·h，额定功率为2 MW^[25]。

表1 电价参数
Table 1 Tariff parameters

	时间段	电度/(元·(kW·h) ⁻¹)	需量/(元·(kW·月) ⁻¹)
谷时	00:00—06:00	0.370	42
	22:00—00:00		
峰时	08:00—11:00 18:00—21:00	1.252	42
平时	其他	0.782	42

表2 电池参数
Table 2 Battery parameters

项目	初始SOC值	效率(充电/放电)	SOC值范围	自放电率/月
参数值	0.5	0.85/0.85	[0.2, 0.8]	0.05

4.2 光伏与牵引负荷能量调度分析

本文采用LSTM对历史数据进行训练和预测测试，

以连续一个月的牵引功率和光伏出力时序数据构建数据集，时间步长确定为1 min。数据集划分为：训练集样本数据量为11 520个，测试集样本数据量为1 440个。LSTM模型训练数据集的预测效果如图3所示。通过计算得知，采用该方法所得到的均方根误差为1.558 4，平均绝对百分比误差为1.213 1，Pearson相关系数为0.989 1，决定系数 R^2 为0.958 7。结果表明，采用LSTM预测方法的最终预测结果误差小，输出结果接近真实值，具有较高的预测精度。

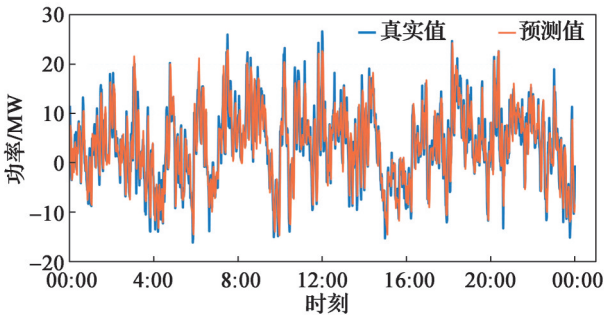


图3 预测结果与真实负荷对比

Fig. 3 Comparison between prediction results and real loads

预测误差会随着窗口滑动而呈现递增趋势。因此，本文假设牵引负荷和光伏出力预测误差服从正态分布，运用蒙特卡洛采样方法对场景集进行抽样操作，获取数量庞大的牵引负荷和光伏出力场景。然而，大量的场景会显著增加优化方案的计算负担。因此，本文采用模糊C均值聚类（FCM）算法对场景进行处理，从而得到具有代表性的典型场景。经算法聚合得到的牵引负荷以及光伏出力典型场景集合分别如图4、图5所示（各包含了5个经典场景）。

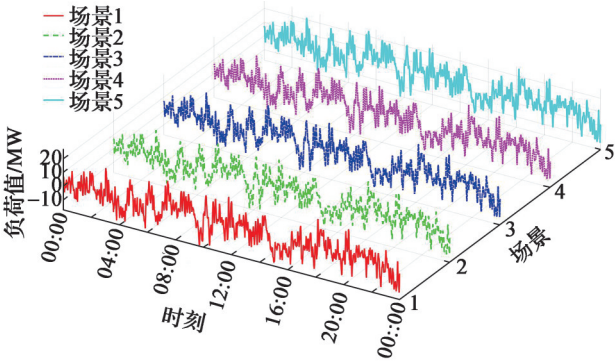


图4 负荷典型场景数据

Fig. 4 Load data in typical scenarios

在获得上述光伏出力和牵引负荷典型场景后，基于本文所提的重载铁路柔性牵引供电系统随机优化模型，可求解得到调度策略和计算运营成本，并分析接入了光伏与储能的重载电气化铁路最优能量调度的效果。表3为重载铁路优化前后的电费成本与用能情况对比。结果表明，本文所提出的拓扑与优化策略能够将电度电费由207 740元减小到149 584元，所提策略可显著降低系统各类电费与最大需量。由于本策略接入了光伏

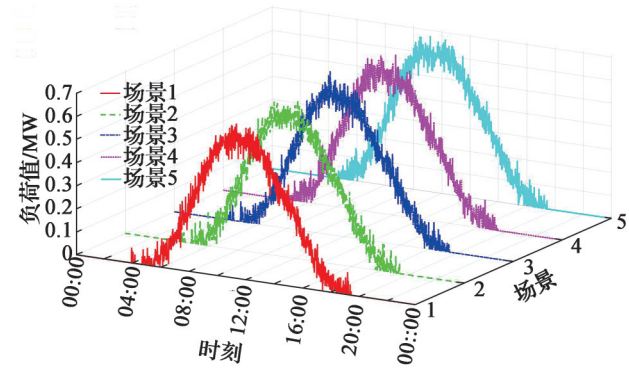
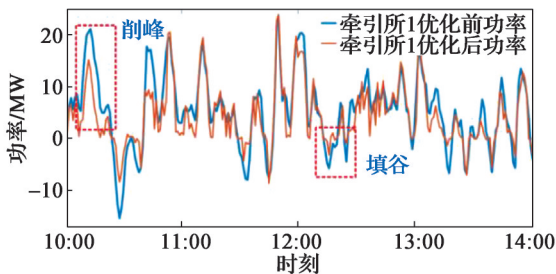
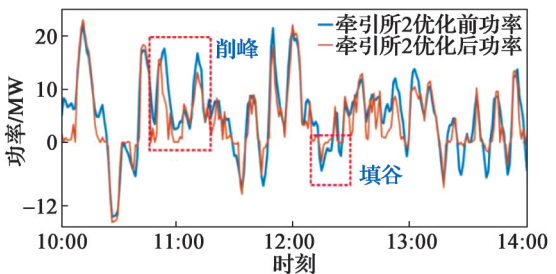


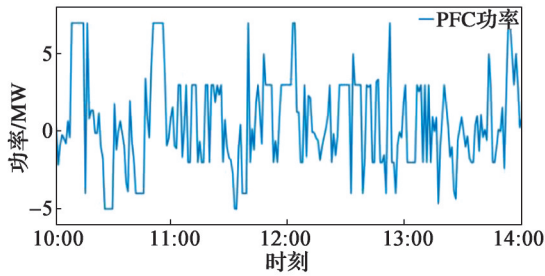
图5 光伏典型场景数据
Fig. 5 PV data in typical scenarios



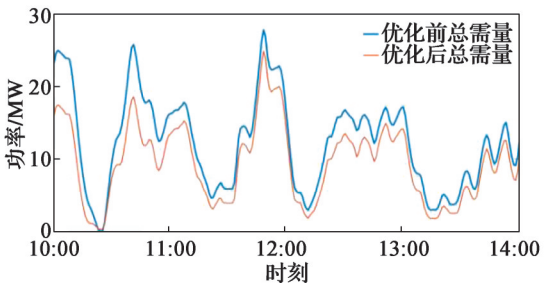
(a) 牵引所1优化前后功率



(b) 牵引所2优化前后功率



(c) 优化过程中PFC处功率



(d) 优化前后总需量变化

图6 优化前后结果对比

Fig. 6 Comparison of results before and after optimization

图6为10:00—14:00时段牵引所1与牵引所2优化前后结果对比。其中，图6(a)和图6(b)分别为牵引所1、2优化前后功率曲线，可以看出通过在牵引供电系统以及分区所内接入光伏和储能装置的协调控制（如图中虚线红色方框所示），牵引负荷削峰填谷效果明显，有效提高了列车再生制动能量的利用率，降低了系统总电费成本。图6(c)表示优化过程中潮流控制器处功率变化，其中正值表示功率流动的方向为牵引所1到牵引所2，负值表示功率由牵引所2流向牵引所1。可以看出，在优化过程中当一个牵引变电所处列车处于制动状态，所产生的再生制动能量无法充分利用时，可通过潮流控制器将其传递至相邻变电所，进一步提高再生制动能量利用率。图6(d)表示系统优化前后牵引所1与牵引所2总需量对比，可见优化后系统总需量明显低于优化前水平。

图7为优化过程中10:00—14:00时段牵引变电所接

表3 优化前后效果对比
Table 3 Comparison of operating costs before and after optimization

参数	优化前	优化后	优化率
电度电费/元	207 740	149 584	27.99%
需量电费/元	47 431	34 651	26.94%
惩罚电费/元	51 233	27 129	47.05%
光储运维成本/元	—	4 130	—
系统总成本/元	306 401	215 495	29.67%
最大需量功率/MW	33.88	24.75	26.95%

和储能系统，会额外产生4 130元的光伏运维成本，但系统的总成本仍由原来的306 401元降至215 495元，优化率达到29.67%，实现整个系统的降本增效。

入电池A、B、NZ的功率以及 A_{SOC} 变化曲线。从图7可以看出，当列车产生的再生制动能量无法被充分利用时，电池进入充电状态，此时电池 A_{SOC} 升高；在用电

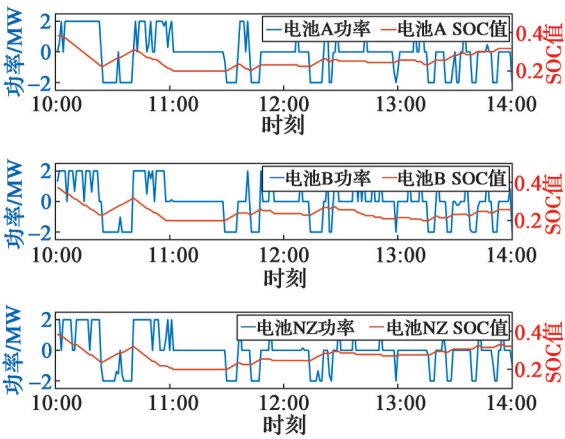


图7 电池A、B、NZ功率与SOC值变化

Fig. 7 Battery power A, B and NZ and SOC variations

高峰时段, 电池开始放电, 对牵引负荷起到削峰的效果, 以此实现对再生制动能量的有效利用, 降低用电成本。

表4为在上述重载柔性牵引供电系统拓扑结构下, 分别采用确定性优化和随机优化方法进行能量调度的效果对比。可以看出随机优化将系统总成本由232 992元减小到215 495元, 优化率为7.51%; 最大需量功率由26.21 MW降至24.75 MW, 优化率为5.57%。因此, 本文所提随机优化方法在面对重载铁路的牵引负荷和光伏出力强不确定性场景时, 相比确定性优化方法具有更优的调度效果。

表4 确定性优化和随机优化效果对比

Table 4 Comparison of performance between deterministic optimization and stochastic optimization

方案	系统总成本/元	最大需量功率/MW
确定性优化	232 992	26.21
随机优化	215 495	24.75
优化率	7.51%	5.57%

5 结论

为了实现重载铁路的节能降费, 本文提出了一种重载柔性牵引供电系统随机优化能量调度策略。在考虑光伏发电和牵引负荷不确定性对能量调度的影响后, 提出了一种经典场景生成方法, 得到能反映功率特性的经典场景, 进一步建立了重载柔性牵引供电系统随机优化模型, 通过光伏、储能和潮流控制器的协调控制策略实现系统经济高效运行, 得到如下结论:

① 重载柔性牵引供电系统拓扑在牵引所和潮流控制器直流环节接入光伏与储能装置, 可有效降低电度电费与需量电费, 同时通过储能充放电限制多余电能反馈至电网侧以避免额外计费。算例结果表明, 系统总运行成本降幅达29.67%, 惩罚成本减少47.05%。

② 针对重载铁路线路环境和运输组织特点导致的光伏出力、牵引负荷强不确定性问题, 与确定性优化方法相比, 使用随机优化模型进行能量调度, 总成本进一步降低7.51%, 该模型有效缓解强不确定性对能量调度的不利影响, 为实现系统高效经济运行提供了可靠解决方案。

参考文献:

[1] 赵波涛, 朱龙, 沈红平. 我国铁路重载运输发展现状与趋势探讨[J]. 中国航务周刊, 2024(8): 57-59.
ZHAO Botao, ZHU Long, SHEN Hongping. Discussion on the development status and trend of heavy-haul railway transportation in China[J]. China shipping gazette, 2024(8): 57-59.
[2] 刘正雄, 陈婷, 陈颖, 等. 重载铁路牵引供电再生制动能量

调度系统研究及应用[J]. 控制与信息技术, 2023(2): 34-39.
LIU Zhengxiong, CHEN Ting, CHEN Ying, et al. Research and application of regenerative braking energy dispatching system for heavy haul railway traction power supply[J]. Control and information technology, 2023(2): 34-39.
[3] 胡海涛, 吕子金, 陶海东, 等. 基于潮流控制器的牵引变电所群贯通供电系统负序集中补偿方案[J]. 铁道技术标准(中英文), 2023, 5(8): 17-22.
HU Haitao, LYU Ziqian, TAO Haidong, et al. Centralized negative sequence compensation scheme for interconnected power supply system of traction substation group based on power flow controller[J]. Railway technical standard (Chinese & English), 2023, 5(8): 17-22.
[4] 崔晓, 熊宇, 柳贵东, 等. 基于RPC的同相供电系统供电运行能量多维控制研究[J]. 电源学报, 2024, 22(5): 213-219.
CUI Xiao, XIONG Yu, LIU Guidong, et al. Multi-dimensional control of power supply operation energy in cophase power supply system based on RPC[J]. Journal of power supply, 2024, 22(5): 213-219.
[5] 邓文丽, 戴朝华, 陈维荣, 等. 铁路功率调节器研究进展[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(14): 4640-4655.
DENG Wenli, DAI Chaohua, CHEN Weirong, et al. Research progress of railway power conditioner[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(14): 4640-4655.
[6] 王翼云, 胡海涛, 黄毅, 等. 电气化铁路分区所多功能潮流控制系统及其控制策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(12): 4639-4651.
WANG Yiyun, HU Haitao, HUANG Yi, et al. A novel multi-functional power flow control system and its control strategy in section post for electrified railway[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(12): 4639-4651.
[7] 赵宏程, 李再华, 赖俊宏, 等. 基于RPC的混合储能接入双流制牵引供电系统协调运行方法[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(9): 2862-2870.
ZHAO Hongcheng, LI Zaihua, LAI Junhong, et al. Coordinated operation method of RPC-based hybrid energy storage access dual-mode traction power supply system[J]. Energy storage science and technology, 2023, 12(9): 2862-2870.
[8] 李志杰, 罗忠游, 南东亮, 等. 基于YNd变压器-多端口变换器的铁路混合储能系统功率调控策略[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(11): 4030-4039.
LI Zhijie, LUO Zhongyou, NAN Dongliang, et al. Power control strategy of railway hybrid energy storage system based on YNd transformer-multiport converter[J]. Energy storage science and technology, 2024, 13(11): 4030-4039.
[9] GE Y B, HU H T, CHEN J Y, et al. Combined active and reactive power flow control strategy for flexible railway traction substation integrated with ESS and PV[J]. IEEE transactions on sustainable energy, 2022, 13(4): 1969-1981.
[10] 高锋阳, 宋志翔, 高建宁, 等. 计及光伏和储能接入的牵引

- 供电系统日前调度[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(5): 760-775.
- GAO Fengyang, SONG Zhixiang, GAO Jianning, et al. Day-ahead scheduling of traction power supply system with photovoltaic and energy storage access[J]. Journal of Shanghai jiaotong university, 2024, 58(5): 760-775.
- [11] WU C X, LU S F, TIAN Z B, et al. Energy-efficient train control with onboard energy storage systems considering stochastic regenerative braking energy[J]. IEEE transactions on transportation electrification, 2025, 11(1): 257-274.
- [12] CHEN M W, LV Y B, LU W J, et al. Train-network-HESS integrated optimization for long-distance AC urban rail transit to minimize the comprehensive cost[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2023, 24(1): 54-67.
- [13] 董文哲, 杨斯渤, 梁宗佑, 等. 集成混合储能及RPC的牵引供电系统优化运行[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(4): 1185-1193.
- DONG Wenzhe, YANG Sile, LIANG Zongyou, et al. Research on optimal operation of traction power supply system with integrated hybrid energy storage and RPC[J]. Energy storage science and technology, 2023, 12(4): 1185-1193.
- [14] ÇIÇEK A, ŞENGÖR İ, GÜNER S, et al. Integrated rail system and EV parking lot operation with regenerative braking energy, energy storage system and PV availability[J]. IEEE transactions on smart grid, 2022, 13(4): 3049-3058.
- [15] EHTESHAMI H, HASHEMI-DEZAKI H H, JAVADI S. Optimal stochastic energy management of electrical railway systems considering renewable energy resources' uncertainties and interactions with utility grid[J]. Energy science & engineering, 2022, 10(2): 578-599.
- [16] 唐兆祥, 许万涛, 邓昊, 等. 基于机会约束规划的含电动汽车市域铁路牵引供电系统优化运行[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(2): 526-535.
- TANG Zhaoxiang, XU Wantao, DENG Hao, et al. Optimal operation of urban railway traction power supply system with electric vehicles based on chance-constrained programming[J]. Energy storage science and technology, 2024, 13(2): 526-535.
- [17] LIU Y L, CHEN M W, CHENG Z, et al. Robust energy management of high-speed railway co-phase traction substation with uncertain PV generation and traction load[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2022, 23(6): 5079-5091.
- [18] 高锋阳, 宋志翔, 高建宁, 等. 计及光伏和储能接入的牵引供电系统能量管理策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39(3): 745-757.
- GAO Fengyang, SONG Zhixiang, GAO Jianning, et al. Energy management strategies for traction power systems with PV and energy storage access[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2024, 39(3): 745-757.
- [19] 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.
- [20] 狄曙光, 刘峰, 孙建宇, 等. 基于改进ABC和IDPC-MKELM的短期电力负荷预测[J]. 智慧电力, 2022, 50(9): 74-81.
- DI Shuguang, LIU Feng, SUN Jianyu, et al. Short term power load forecasting based on improved ABC and IDPC-MKELM[J]. Smart power, 2022, 50(9): 74-81.
- [21] 钟吴君, 李培强, 涂春鸣. 基于EEMD-CBAM-BiLSTM的牵引负荷超短期预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(21): 6850-6864.
- ZHONG Wujun, LI Peiqiang, TU Chunming. Traction load ultra-short-term forecasting framework based on EEMD-CBAM-BiLSTM[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2024, 39(21): 6850-6864.
- [22] ZHANG J W, WANG Y, SUN M Y, et al. Two-stage bootstrap sampling for probabilistic load forecasting[J]. IEEE transactions on engineering management, 2022, 69(3): 720-728.
- [23] HUANG K K, WEI K, LI F B, et al. LSTM-MPC: A deep learning based predictive control method for multimode process control[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2023, 70(11): 11544-11554.
- [24] SUN H, YI J Y, XU Y, et al. Crack monitoring for hot-spot areas under time-varying load condition based on FCM clustering algorithm[J]. IEEE access, 2019, 7: 118850-118856.
- [25] 刘元立, 李群湛. 含光伏和混合储能的同相牵引供电系统日前优化调度[J]. 西南交通大学学报, 2023, 58(1): 30-39.
- LIU Yuanli, LI Qunzhan. Day-ahead optimal scheduling of co-phase traction power supply system with photovoltaic and hybrid energy storage[J]. Journal of southwest jiaotong university, 2023, 58(1): 30-39.

Stochastic optimization scheduling of energy in flexible traction power supply systems with PV and energy storage for heavy-haul railways

FAN Yan, WANG Dong, NIU Xiaowei

(CHN ENERGY Shuohuang Railway Development Co., Ltd., Cangzhou, Hebei 062350, China)

Abstract: Growing heavy-haul railway capacity leads to huge energy consumption and high electricity costs. Their flexible traction power supply systems, integrating photovoltaic (PV) generation, energy storage and power flow controllers (PFC), face challenges in optimization scheduling of energy due to strong uncertainties in track environments and operational organization. To enable energy-efficient and economical operation under these conditions, this paper presents a strategy for stochastic optimization scheduling of energy, which adapts to scenarios with such uncertainties. Firstly, a classical-scenario-generation approach was developed, which combines Long Short-Term Memory (LSTM), Monte Carlo sampling and Fuzzy C-Means (FCM) clustering to accurately characterize uncertainties in traction loads and PV output. Next, a multi-scenario stochastic optimization model was developed, which minimizes operational costs while enforcing energy balance and safety constraints. This model optimized operational strategies for PV generation, energy storage and PFCs to achieve optimal energy scheduling. Finally, verification was conducted based on operational data from a heavy-haul electrified railway. Results demonstrate that the proposed strategy and model effectively respond to impacts from uncertainties, thereby significantly improving the economical efficiency of energy scheduling, enhancing operational stability, and reducing energy consumption and electricity cost. The strategy provides theoretical support and engineering reference for efficient operation of flexible traction power supply systems in heavy-haul railways, and is important for advancing low-carbon heavy-haul railways.

Keywords: heavy-haul railway; flexible traction power supply system; stochastic optimization scheduling; PV generation and energy storage; energy optimization; energy saving