文章编号:1673-0291(2026)04-0108-11 DOI:10.11860/j.issn.1673-0291.20250182

城市轨道交通车-储协同利用再生能的APSO-MPC双层优化方法

陈雅岚[1],荀 径[1],弓 剑[2],王 忻[3]
(1.北京交通大学 自动化与智能学院,北京 100044;2.北京城建设计发展集团股份有限公司,北京 100045;
3.中国铁道科学研究院集团有限公司,北京 100081)

摘 要:随着城市轨道交通快速发展,运行能耗迅速增长,提升再生制动能量利用以降低能耗成为重要研究方向.再生能利用受列车时空匹配限制,且多车同时制动易引起网压波动.尽管安装轨旁储能装置可有效解决上述问题,但现有充放电策略多基于当前车-储状态,未考虑未来协同事件对当前策略的影响.针对充放电策略前瞻性不足的问题,提出一种车-储协同利用再生能的自适应粒子群-模型预测控制双层优化方法.首先,构建考虑动态转换损耗和线路传输损耗的再生能计算模型;然后,内层设计利用协同事件触发的自适应预测窗口,采用模型预测控制算法预测未来协同事件的再生能利用情况,滚动优化储能装置充放电策略;最后,外层以内层反馈的再生能利用量为适应度函数,采用自适应粒子群算法搜索各列车最优速度曲线.基于国内某市域铁路数据开展实验验证,研究结果表明:相比于自适应粒子群+默认充放电策略,所提方法提高16.91 kWh的再生能间接利用量,减少28次充放电;预测窗口含3个放电事件时模型预测控制性能最优;单步最短和平均计算时间分别为0.001 2 s和0.027 2 s,满足在线优化需求,面对突发性运行图调整时具有良好的恢复能力.

关键词:城市轨道交通;再生制动能量;列车协同运行;轨旁储能装置;模型预测控制
中图分类号:U284.48 **文献标志码**:A

A two-level APSO-MPC optimization method for train-storage cooperative utilization of regenerative braking energy in urban rail transit

Chen Yalan[1], *Xun Jing*[1], *Gong Jian*[2], *Wang Xin*[3]
(1.School of Automation and Intelligence, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2.Beijing Urban Construction Design & Development Group Co., Ltd., Beijing 100045, China;
3.China Academy of Railway Sciences Group Co., Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: With the rapid development of urban rail transit, operational energy consumption has increased rapidly. Improving the utilization of regenerative braking energy has therefore become an important means of reducing energy consumption. Regenerative energy utilization is constrained by the

收稿日期:2025-11-25;**修回日期**:2026-01-24
基金项目:国家自然科学基金(62473034);北京市自然科学基金(L231028);国家重点研发计划(2024YFE0104400)
Foundation items: National Natural Science Foundation of China(62473034); Beijing Municipal Natural Science Foundation (L231028); National Key R&D Program & China (2024YFE0104400)
第一作者:陈雅岚(1996—),女,河南郑州人,博士.研究方向为列车节能运行优化.**email**:yalan.chen@bjtu.edu.cn.
通信作者:荀径(1982—),男,北京市人,教授,博士,博士生导师.**email**:jxun@bjtu.edu.cn.

引用格式:陈雅岚,荀径,弓剑,等.城市轨道交通车-储协同利用再生能的APSO-MPC双层优化方法[J].北京交通大学学报,2026,50(4):108-118.
Chen Yalan, Xun Jing, Gong Jian, et al.A two-level APSO-MPC optimization method for train-storage cooperative utilization of regenerative braking energy in urban rail transit[J].Journal of Beijing Jiaotong University, 2026, 50(4):108-118.(in Chinese)

spatiotemporal matching of train operations, and the simultaneous braking of multiple trains can cause traction-network voltage fluctuations. Although wayside energy storage systems can effectively address these problems, most existing charging and discharging strategies are based only on current train-storage states and do not consider how future coordination events may affect current decisions. To improve the foresight of such strategies, this study proposes a two-level optimization method based on Adaptive Particle Swarm Optimization and Model Predictive Control (APSO-MPC) for the cooperative utilization of regenerative braking energy by trains and wayside storage systems. First, a regenerative energy calculation model that accounts for dynamic conversion losses and line-transmission losses is developed. In the inner layer, an adaptive prediction horizon triggered by coordination events is designed; model predictive control is used to predict regenerative energy utilization during future coordination events and optimize the charging and discharging strategy of the energy storage systems in a receding-horizon manner. In the outer layer, adaptive particle swarm optimization searches for the optimal speed profile of each train, using the regenerative energy utilization returned by the inner layer as the fitness function. Experiments based on data from an urban railway line in China show that, compared with APSO combined with a default charging and discharging strategy, the proposed method increases indirect regenerative energy utilization by 16.91 kWh and reduces the number of charging and discharging operations by 28. Model predictive control performs best when the prediction horizon contains three discharge events. The minimum and average computation times per step are 0.001 2 s and 0.027 2 s, respectively, satisfying the requirements for online optimization. The method also demonstrates good recovery capability in response to unexpected timetable adjustments.

Keywords: urban rail transit; regenerative braking energy; cooperative train operation; wayside energy storage system; model predictive control

城市轨道交通（以下简称城轨）因其高能效、低排放的特性被广泛认可为绿色交通方式.近年来，随着线路网络扩张与列车服务频率增加，城轨能源需求迅速攀升.截至2025年，全国城轨交通总电能耗达290.08亿千瓦时，同比增长7.35%，创历史最高[1].与此同时，“绿智融合”已成为我国城轨发展的重大战略，节能降耗工作势在必行.

目前城轨普遍采用再生制动技术，列车制动过程产生的再生制动能量占牵引能耗的40%以上[2]，该能量可反馈至电网供牵引列车使用.然而，这种直接利用方式受限于牵引与制动工况的匹配程度，且多列车同时制动时，容易引起网压波动，进而影响供电系统的稳定性[3].城轨储能装置可有效解决上述问题，它具备抑制网压波动的功能，在列车制动时存储多余能量，并在列车牵引时供能，已在国内外多条地铁线路实现工程化应用[4].根据安装位置不同，储能装置可分为车载储能装置和轨旁储能装置2类.车载储能装置尺寸和重量受车辆结构限制，且只能为本列车供能.轨旁储能装置容量配置灵活，能够在固定位置为多辆列车提供能量[5].因此，部署储能装置成为提高再生能利用、稳定网压的有效技术手段.

仅部署储能装置并不意味着再生能利用水平得到最优提升，其节能效果很大程度上取决于能量管理策略.文献[6]将轨旁储能装置充放电策略研究分为基于网压、基于列车运行状态和基于算法优化3类.基于网压的策略通常调整电压阈值控制充放电时机[7-8]，方法直观，易于工程应用.基于算法优化的策略则引入凸优化、神经网络等算法[9-10]，提高了控制精度，但这2类研究主要围绕储能装置自身的充放电控制，对列车运行状态考虑不足.相比之下，基于列车运行状态的策略能够结合运行图、运行工况等信息进行能量管理，更贴合实际运营需求.在运行图层面，文献[11-12]基于不同发车间隔，分别调节充放电阈值和电池与超级电容功率；文献[13]结合运行图设计基于变电站电压和储能装置状态的协同策略.然而，运行图主要面向调度计划，难以准确反映列车功率、牵引/制动工况等信息.因此，部分研究考虑单列车运行状态，文献[14]基于列车实时功率与位置动态调整充电电压指令，使储能功率与制动特性相匹配；文献[15]构建一个双层优化框架，在优化混合储能系统容量配置的同时设计充放电控制策略；文献[16]建立列车、牵引供电系统与混合储能的统一模型，并在模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）框架下实现滚动优化控制.尽管单车-储能协同优化可有效提升能

量回收效率，但城轨普遍存在多列车上线运行，需考虑两列车和储能装置交互，因此文献[17]提出考虑网压波动的储能装置充电策略；文献[18]分析了列车运行调整与储能装置协同优化问题，均提高了两列车协同剩余再生能的利用；进一步地，面对高峰时段和运营效率提升下的多列车场景，文献[19]控制储能装置充放电功率以匹配牵引/制动需求，实现多列车再生能吸收及峰值削减.

综上，现有研究通过优化充放电策略，有效提升了能量利用效率和供电系统稳定性.但大多数储能装置策略基于当前状态即时决策，未能充分考虑未来车-储协同事件的影响，这使得策略可能缺乏全局优化能力.鉴于此，本文提出一种双层优化方法，探索轨旁储能装置与多列车合作机制并制定协同策略，进一步提升再生能利用.其中，外层采用自适应粒子群算法（Adaptive Particle Swarm Optimization，APSO）搜索各列车最优速度曲线，并在每次迭代时将曲线输入至内层；内层采用MPC算法，在协同事件触发时预测未来协同事件利用再生能情况，滚动优化储能装置充放电策略；车-储协同利用的再生能总量反馈至外层，作为适应度函数指导APSO迭代搜索.由此获得最大化利用再生能的最优速度曲线和储能充放电策略，实现列车运行与储能装置高效协同.

1 问题描述

假设一条包含N个车站的双向线路，上线列车数量为n.任意上行列车从车站1行驶至终点站N，下行列车则从车站N行驶至车站1.沿线路分布多个牵引变电站，均安装轨旁储能装置.再生能流动路径如图1所示，牵引变电站和储能装置通过接触网给上、下行列车供电，列车制动时产生的再生能也通过接触网给正在牵引的列车使用或存储至储能装置.由于城轨牵引供电系统在正常运行条件下各供电分区电气隔离[20]，且再生能主要在同一供电分区内利用，因此车-储协同优化问题以单个供电分区作为基本计算单元，并设置以下3个假设.

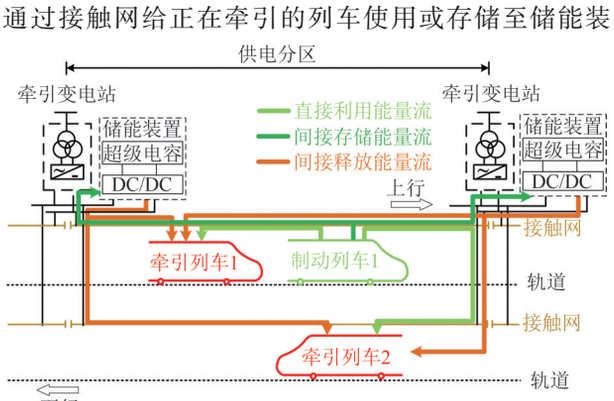


图1 再生能流动路径

Fig.1 Flow paths of regenerative braking energy

假设1：所有上线列车具有相同车辆参数，包含重量、速度、牵引制动特性等.

假设2：制动列车产生的再生能可被同一供电分区内的多列牵引列车利用.

假设3：距离牵引或制动列车较近的轨旁储能装置，更容易释放和存储再生能.

储能装置充放电策略不仅决定当前再生能利用，还直接影响未来车-储协同.预测协同事件对充放电策略的影响如图2所示.由图2可知：不考虑未来协同事件时，储能装置仅依据当前状态制定充放电策略，t时刻储能装置1无再生能可释放，储能装置2放电给牵引列车1，导致t'时刻无再生能释放给牵引列车2；考虑未来协同事件后，储能装置2在t时刻保留能量，并在t'时刻释放，由于牵引列车2距离更近，牵引功率更大，再生能得到更高效的利用.

2 车-储协同再生能利用模型

基于列车的运行工况，可将车-储协同利用再生能的情况划分为以下2类.

① 间接利用.只有制动列车，无牵引列车时，制动列车产生的再生能存储至储能装置；只有牵引列车，无制动列车时，储能装置释放能量供给牵引列车.

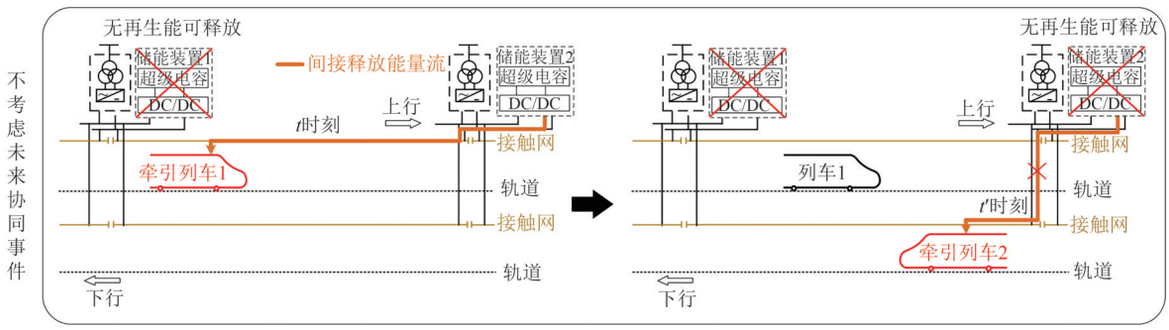
② 直接+间接混合利用.再生能依据先直接再间接的原则利用，制动列车产生的再生能优先被牵引列车使用，当有剩余能量时，该部分再生能存储至储能装置；当制动列车提供的再生能不足时，储能装置释放存储能量.

2.1 间接利用

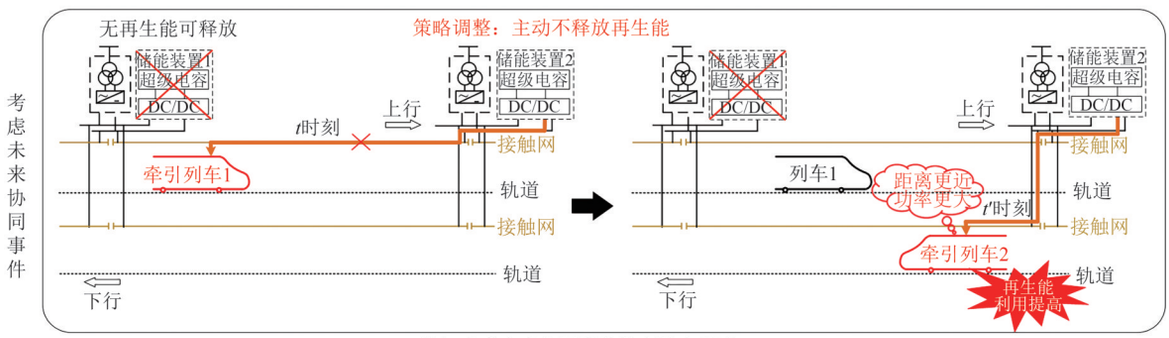
列车与接触网间的能量流动过程如图3所示.设时间间隔$[t,t']$内，存在$n_{\mathrm{br}}(n_{\mathrm{br}}\geqslant 1)$辆制动列车，有$n_{\mathrm{st}}(n_{\mathrm{st}}\leqslant 2)$个轨旁储能装置工作，此时产生的再生能存储至储能装置.根据列车动力学方程及电制动特性曲线，计算列车侧电制动力做功产生的再生能，该能量依次经过图3中的齿轮箱、电机、变流器及变压器反馈至接触网，网侧再生能$E_{\mathrm{br}}^{\mathrm{net}}$为

$$E_{\mathrm{br}}^{\mathrm{net}}=\eta_{\mathrm{g}}\eta_{\mathrm{c}}\eta_{\mathrm{t}}\sum_{p=1}^{n_{\mathrm{br}}}\int_{t}^{t'}B(v_p(t))\cdot v_p(t)\cdot\eta_{\mathrm{mb}}(v_p(t))\mathrm{d}t \quad (1)$$

式中：$B(v_p(t))$为t时刻制动列车p在速度v输出的电制动力；η_{g}、$\eta_{\mathrm{mb}}(v_p(t))$、$\eta_{\mathrm{c}}$、$\eta_{\mathrm{t}}$分别为齿轮箱、制动电机、变流器、变压器效率，其中$\eta_{\mathrm{mb}}(v_p(t))$取值如图4所示，$\eta_{\mathrm{g}}$、$\eta_{\mathrm{c}}$、$\eta_{\mathrm{t}}$分别取常数0.97、0.96、0.970 2.



（a）不考虑未来协同事件的充放电策略



（b）考虑未来协同事件的充放电策略

图 2　预测协同事件对储能装置充放电策略的影响

Fig.2　Effects of predicted coordination events on the charging and discharging strategy of energy storage systems

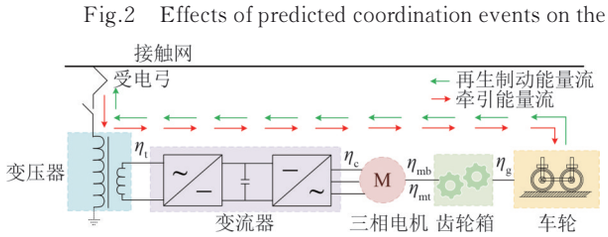


图 3　列车与接触网间的能量流动过程

Fig.3　Energy-flow process between trains and catenary

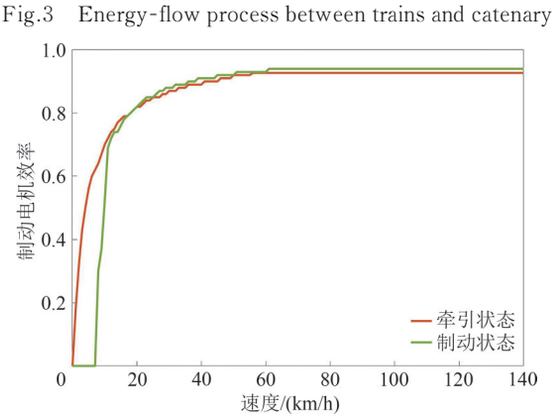


图 4　电机牵引和制动效率

Fig.4　Motor efficiencies in traction and braking

E_{br}^{net} 进入接触网向储能装置传输时产生传输损耗，基于电流 I 和随车-储之间距离变化的电阻 $R_{p,w}(t)$ 计算，传输损耗 L_{br} 为

$$L_{br}=\sum_{p=1}^{n_{br}}\sum_{w=1}^{n_{st}}\int_t^{t'}I^2(t)\cdot R_{p,w}(t)\mathrm{d}t=\sum_{p=1}^{n_{br}}\sum_{w=1}^{n_{st}}\int_t^{t'}\left(\frac{E_{br}^{net}}{tU_c}\right)^2\cdot\frac{\rho}{S}d_{p,w}(t)\mathrm{d}t=\frac{\rho(E_{br}^{net})^2}{SU_c^{\ 2}}\sum_{p=1}^{n_{br}}\sum_{w=1}^{n_{st}}\int_t^{t'}\frac{d_{p,w}(t)}{t^2}\mathrm{d}t \quad (2)$$

式中：U_c 为网压，取值 25 000 V；ρ 为电阻率，取值 0.017 77 Ω·mm²/m；S 为电阻横截面积，取值 150 mm²；$d_{p,w}(t)$ 为制动列车 p 与储能装置 w 在 t 时刻的距离.

最终，传输至储能装置的再生能受容量限制，实际存入量 E_{ch} 取剩余可存容量和所需存储量的最小值，其表达式为

$$E_{ch}=\min\{n_{st}\cdot E_{ca}-\sum_{w=1}^{n_{st}}\mathrm{SOE}_w,\eta_{esd}(E_{br}^{net}-L_{br})\} \quad (3)$$

式中：η_{esd} 为储能装置充放电效率，取常数 0.9；E_{ca} 为储能装置的额定容量；SOE_w 为储能装置 w 的能量状态（State of Energy，SOE）.

若同一时间段内该供电分区仅存在 $n_{tr}(n_{tr}\geqslant 1)$ 个牵引列车和 n_{st} 个工作的储能装置，牵引所需能量由储能装置提供，到达接触网时可提供的能量 E_{esd}^{net} 为

$$E_{esd}^{net}=\eta_{esd}\sum_{w=1}^{n_{st}}\mathrm{SOE}_w \quad (4)$$

类比式(2)，从储能装置网侧传输至牵引列车网侧的损耗 L_{esd} 为

$$L_{esd}=\frac{\rho(E_{esd}^{net})^2}{SU_c^{\ 2}}\sum_{q=1}^{n_{tr}}\sum_{w=1}^{n_{st}}\int_t^{t'}\frac{d_{q,w}(t)}{t^2}\mathrm{d}t \quad (5)$$

式中：$d_{q,w}(t)$ 为牵引列车 q 与储能装置 w 在 t 时刻的距离.

牵引列车侧所需能量 E_{tr} 为

$$E_{tr}=\sum_{q=1}^{n_{tr}}\int_t^{t'}F(v_q(t))\cdot v_q(t)\mathrm{d}t \quad (6)$$

式中：$F(v_q(t))$为t时刻牵引列车q在速度v输出的牵引力.

最终，储能装置实际被牵引列车利用的能量E_{dch}为

$$E_{\mathrm{dch}}=\min\{E_{\mathrm{tr}},\eta_{\mathrm{t}}\eta_{\mathrm{c}}\bar{\eta}_{\mathrm{mt}}(v_q)\eta_{\mathrm{g}}(E_{\mathrm{esd}}^{\mathrm{net}}-L_{\mathrm{esd}})\} \tag{7}$$

式中：$\bar{\eta}_{\mathrm{mt}}(v_q)$为所有牵引列车的平均电机效率，每个牵引列车的电机效率取值见图4.

2.2 直接+间接混合利用

在混合利用情况下，储能装置的充放电行为由协同事件中牵引列车的能量需求、可提供的再生能、储能装置剩余可用容量等约束共同决定.网侧可供再生能、传输损耗及牵引列车侧能量需求的计算方法与式(1)、(2)、(6)保持一致，其中式(2)的储能装置索引改为牵引列车索引，并根据制动列车与牵引列车的相对位置调整t时刻的距离参数$d_{p,q}(t)$.

首先计算混合利用的直接部分，牵引列车实际利用的再生能E_{av}取牵引所需能量与可提供能量的最小值，其表达式为

$$E_{\mathrm{av}}=\min\{E_{\mathrm{tr}},\eta_{\mathrm{t}}\eta_{\mathrm{c}}\bar{\eta}_{\mathrm{mt}}(v_q)\eta_{\mathrm{g}}(E_{\mathrm{br}}^{\mathrm{net}}-\tilde{L}_{\mathrm{br}})\} \tag{8}$$

式中：$\tilde{L}_{\mathrm{br}}$为再生能从制动列车接触网侧传输至牵引列车接触网侧的能量损耗.

在满足牵引需求后，若有剩余能量，储能装置采取充电策略.此时，间接部分实际存入的再生能$E_{\mathrm{ch}}^{\mathrm{id}}$为

$$E_{\mathrm{ch}}^{\mathrm{id}}=\min\left\{n_{\mathrm{st}}\cdot E_{\mathrm{ca}}-\sum_{w=1}^{n_{\mathrm{a}}}\mathrm{SOE}_w,\eta_{\mathrm{esd}}\left(E_{\mathrm{br}}^{\mathrm{net}}-\tilde{L}_{\mathrm{br}}-\frac{E_{\mathrm{av}}}{\eta_{\mathrm{t}}\eta_{\mathrm{c}}\bar{\eta}_{\mathrm{mt}}(v_q)\eta_{\mathrm{g}}}-\tilde{L}_{\mathrm{esd}}\right)\right\} \tag{9}$$

式中：$\tilde{L}_{\mathrm{esd}}$为剩余能量从牵引列车接触网侧传输至储能装置接触网侧的能量损耗.

若无法满足牵引需求，则采取放电策略.此时，间接部分实际利用的再生能$E_{\mathrm{dch}}^{\mathrm{id}}$为

$$E_{\mathrm{dch}}^{\mathrm{id}}=\min\left\{E_{\mathrm{tr}}-E_{\mathrm{av}},\eta_{\mathrm{t}}\eta_{\mathrm{c}}\bar{\eta}_{\mathrm{mt}}(v_q)\eta_{\mathrm{g}}(E_{\mathrm{esd}}^{\mathrm{net}}-L_{\mathrm{esd}})\right\} \tag{10}$$

为了建立统一的车-储协同利用再生能表达式，引入0-1变量φ_1，用于表示利用方式的选择，$\varphi_1=1$表示只有间接利用，反之为混合利用.则当前事件的再生能利用量E为

$$E=\varphi_1E_{\mathrm{dch}}+(1-\varphi_1)\left(E_{\mathrm{av}}+E_{\mathrm{dch}}^{\mathrm{id}}\right) \tag{11}$$

3 车-储协同双层优化方法

为实现车-储高效协同，建立APSO-MPC双层优化框架，如图5所示.基于文献[21]的研究，预先生成不同站间运行时间的各列车各站间速度曲线集合，为车-储协同提供灵活的运行方案.外层采用APSO，上线列车数为n的情况下，每次迭代挑选所有上线列车在各站间的速度曲线并输入内层；内层采用MPC滚动优化储能装置充放电策略，并将再生能利用量作为外层APSO的适应度函数，指导最优速度曲线搜索.

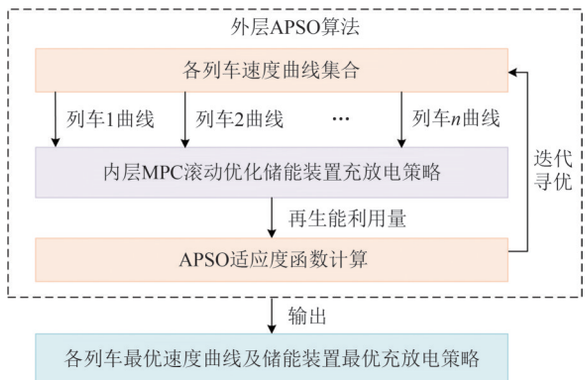


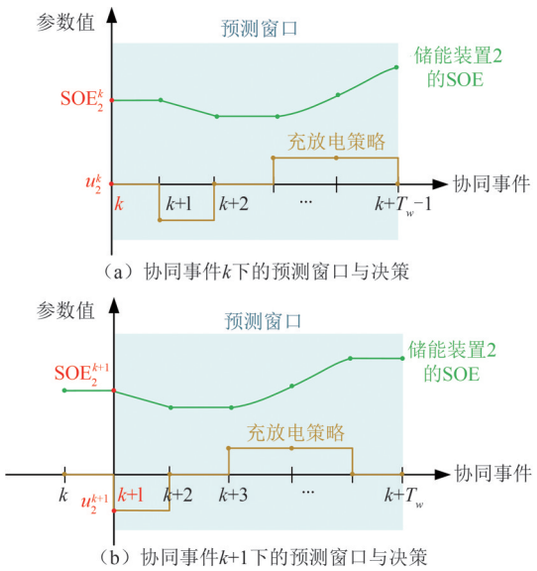
图5 APSO-MPC双层优化框架

Fig.5 Two-level APSO-MPC optimization framework

3.1 内层MPC滚动优化充放电策略

基于外层输入的速度曲线，内层采用MPC优化储能装置充放电策略.传统MPC通常采用固定预测窗口，在协同状态未变化时仍重复求解，造成计算浪费.考虑再生能利用具有明显的离散事件特征，提出基于协同事件触发的自适应预测窗口.定义车-储间接存储、车-储间接释放、车-车直接利用结合车-储间接存储、车-车直接利用结合车-储间接释放为协同事件，仅在协同事件发生时触发MPC优化.以当前协同事件为起点，累计若干个未来协同事件构建预测窗口，使预测窗口以事件数量而非固定时间长度为基本单元.考虑储能放电行为对再生能主动分配的作用更为显著，由放电事件数量决定预测窗口长度.在每次优化过程中，MPC根据预测窗口内再生能利用情况求解最优充放电序列，并执行序列中的首个决策作为当前决策.下一协同事件发生后更新预测窗口，实现滚动优化.

以图2的场景为例，决定t时刻储能装置2是否给牵引列车1放电，记为协同事件k.充放电策略如图6所示，在该事件触发时，构建一个预测窗口T_{w}，长度为本供电分区当前及未来多个协同事件数量(包含若干个放电事件).根据列车工况、牵引制动力、再生能产生和需求等，预测事件的充放电序列.由于一个供电分区的两端均配置储能装置，因此同时对两个储能装置进行决策.此次预测窗口内的充放电序列U_k表示为



（a）协同事件k下的预测窗口与决策

（b）协同事件k+1下的预测窗口与决策

图 6　MPC 滚动优化储能装置充放电策略

Fig.6　MPC-based receding-horizon optimization of the charging and discharging strategy of energy storage systems

$$U_k=\left\{(u_1^k;\ u_2^k),(u_1^{k+1};\ u_2^{k+1}),\cdots,(u_1^{k+T_w-1};\ u_2^{k+T_w-1})\right\} \tag{12}$$

式中：u_1^k、$u_2^k\in\{-1,0,1\}$，分别表示储能装置 1 和 2 在事件 k 的策略，分别对应放电、不工作和充电 3 种状态，SOE_2^k 为储能装置 2 在事件 k 的 SOE.

决策空间为两个储能装置的策略组合，理论上存在 4^{T_w} 种（充放电不可同时发生），但并非每个组合都是可行解．为减少计算复杂度，提升求解效率，根据列车工况、再生能供需关系对策略组合进行筛选．2 种筛选策略如下．

①列车工况限制：若仅存在牵引列车，则 u_2^k 只能取 0 或 −1；若仅存在制动列车，u_2^k 只能取 0 或 1.

②再生能供需限制：当同时存在牵引与制动列车时，若可被利用的再生能小于牵引需求，u_2^k 只能取 0 或 −1，反之只能取 0 或 1.

基于式（11），MPC 在 t 时刻协同事件 k 触发时优化的目标函数为

$$Z=\max_{U_k}\sum_{m=1}^{T_w}E_{k+m-1|k} \tag{13}$$

约束条件为

$$0\leqslant F(v_q(t))\leqslant F_{\max}(v_q(t)) \tag{14}$$

$$0\leqslant B(v_p(t))\leqslant B_{\max}(v_p(t)) \tag{15}$$

$$0.25E_{\mathrm{ca}}\leqslant \mathrm{SOE}_2^{k+m-1}\leqslant E_{\mathrm{ca}} \tag{16}$$

$$u_1^{k+m-1}\cdot u_2^{k+m-1}\geqslant 0 \tag{17}$$

$$\mathrm{SOE}_2^{k+m}=\mathrm{SOE}_2^{k+m-1}-\varphi_1((1-\varphi_2)E_{\mathrm{dch}}-\varphi_2E_{\mathrm{ch}})-(1-\varphi_1)((1-\varphi_2)E_{\mathrm{dch}}^{\mathrm{id}}-\varphi_2E_{\mathrm{ch}}^{\mathrm{id}}) \tag{18}$$

式中：m 是预测窗口 T_w 内的事件索引；$E_{k+m-1|k}$ 为事件 k 触发时，第 $k+m-1$ 个协同事件的再生能利用量；$F_{\max}(v_q(t))$ 和 $B_{\max}(v_p(t))$ 分别为 t 时刻牵引列车 q 和制动列车 p 在速度 v 的最大牵引力和电制动力；约束（14）与（15）分别对列车的牵引力和电制动力进行限制；约束（16）控制 SOE 上下限介于 25%～100%，避免过度放电，另一端的储能装置同理[22]；约束（17）保证两端储能装置不存在一个充电一个放电的策略；约束（18）用于动态更新储能装置的 SOE. 引入 0-1 变量 φ_2，$\varphi_2=1$ 表示储能装置处于充电状态，反之处于放电状态，另一端储能装置也执行相同操作．研究主要关注协同事件触发时的储能装置充放电策略，假设充放电行为始终满足充放电功率上下限．

3.2　外层 APSO 算法搜索速度曲线组合

外层优化需要对多列车多站间运行速度曲线进行联合搜索，不同速度曲线选择将直接影响牵引与制动工况的时空分布，从而改变列车匹配和储能装置的充放电时机．各列车发车时决策并执行本站间的速度曲线，导致决策在时间上相互嵌套．随着列车运行推进，前序列车的速度曲线选择需与不断加入的后续列车决策形成组合，这使得联合决策空间规模迅速扩大，因此外层优化需要具备全局搜索能力．粒子群算法基于群体智能思想，通过多个粒子在搜索空间中的并行探索和信息共享实现全局优化，其粒子位置可直接表示为多列车在各站间的速度曲线索引，契合外层列车速度曲线搜索问题．算法适应度函数 f 设置为内层再生能利用量累计值，其表达式为

$$f=\sum_{k\in K}E_{k|k}^{*} \tag{19}$$

式中：K 为所有协同事件集合；$E_{k|k}^{*}$ 为 MPC 在事件 k 的最优再生能利用量．

为了提高算法性能并避免陷入局部最优，采用 APSO 算法，由自适应惯性权重动态调整粒子的搜索能力．惯性权重 ω 根据每次迭代适应度函数值进行调整，其表达式为

$$\omega=\begin{cases}\omega_{\min}+(\omega_{\max}-\omega_{\min})\cdot\dfrac{f_{\max}-f}{f_{\max}-f_{\mathrm{aver}}} & f\geqslant f_{\mathrm{aver}}\\ \omega_{\max} & f<f_{\mathrm{aver}}\end{cases} \tag{20}$$

式中：$\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别是惯性权重最大值和最小值，取值 0.9 和 0.4[23]；f_{aver} 和 $f_{\max}$ 分别为所有粒子的适应度平均值和最大值．粒子速度与位置更新等步骤与标准粒子群一致．

4　案例分析

4.1　线路条件及参数设置

以国内某市域铁路为例，车站设置、供电分区划

分以及各车站距离车站1的相对位置如图7所示.全线由10个车站和7个供电分区构成,8个储能装置安装在供电分区的边界变电站处,额定容量7.4 kWh,初始SOE为0.上线运营21列车,其中上行11列,下行10列,上下行首列车按同一时刻发车.实际运行数据以0.1 s为时间采样间隔,因此将式(1)～(11)中的连续时间积分形式转换为离散时间步长下的累加形式,以适应实际数据的计算需求.MPC算法的每个预测窗口至少包含3个放电事件,若运行到算法后期预测窗口无法满足放电事件的数量要求,则采取默认策略.默认策略为仅根据当前储能装置SOE及列车运行状态,在满足相关约束的条件下,有剩余再生能就充电,有牵引需求就放电的充放电策略.APSO算法的粒子群大小设置为10,迭代次数为50,加速度因子从2.5变化至0.5.

4.2 车-储协同运行优化结果

为分析速度曲线组合及储能充放电策略优化对再生能利用效果的影响,设计4个方案.

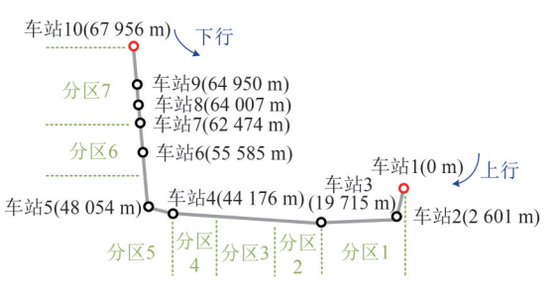


图7 车站设置及供电分区划分

Fig.7 Station layout and division of power-supply sections

方案1:按计划运行图的站间运行时间运行,从预生成速度曲线集合中选择与计划运行时间偏差最小且不超过1 s的速度曲线,储能装置采取默认充放电策略,只根据当前的SOE和列车状态判断.

方案2:列车运行条件与方案1相同,储能装置策略改为MPC优化.

方案3:考虑运营的站间运行时间灵活调整,根据城轨不同运营等级,速度曲线集合中站间运行时间在计划运行时间±10 s内的均为可行解[24],采用APSO对速度曲线寻优,储能装置采取默认充放电策略.

方案4:列车运行条件与方案3相同,储能装置策略改为MPC优化,对应提出的APSO-MPC双层优化方法.

4种方案的再生能利用结果如表1所示.表1中:方案2的MPC优化方法在相同速度曲线下相较方案1的默认策略提升了20.93 kWh的再生能间接利用量,充放电减少46次,表明MPC通过预测多个协同事件可实现再生能的整体最优分配;方案3通过APSO搜索列车速度曲线,改善了方案1列车牵引与制动的重叠时间和事件同步,再生能间接和直接利用量分别增加了16.15 kWh和31.75 kWh;方案4在方案3的基础上提高了16.91 kWh的间接利用量,减少了28次充放电,表明所提双层优化方法在再生能利用方面表现优越.

表1 不同方案的再生能利用结果

Tab.1 Regenerative braking energy utilization under different schemes

方案	方案内容	再生能利用总量/kWh	再生能间接利用量/kWh	再生能直接利用量/kWh	充放电次数
方案1	默认策略	4 243.89	1 686.10	2 557.79	1 507
方案2	MPC优化	4 264.83	1 707.04	2 557.79	1 461
方案3	APSO搜索+默认策略	4 291.79	1 702.25	2 589.54	1 476
方案4	APSO搜索+MPC优化	4 308.70	1 719.17	2 589.54	1 448

为评估算法性能,分析MPC参数敏感性和APSO收敛性,针对方案4预测事件中不同放电事件数量下MPC的性能变化进行比较,结果如表2所示.由表2可知:① 从再生能利用结果看,较少的预测事件让算法在未来信息有限的情况下优化再生能分配,可能出现局部最优决策;而过多的预测事件虽然拥有更长的预测范围,但如果第4个预测事件距离当前时刻较远,可能导致算法对能量需求和储能装置状态预测精度下降,对遥远事件过度考虑,造成不必要的能量保留.② 从计算效率来看,随着放电事件数量的增加,算法求解时间显著上升;放电事件数量取2和3时,MPC的单步最短计算时间和单步平均计算时间小于实际数据的时间离散度0.1 s,实际运营中的列车速度曲线通常已确定,此时MPC可对储能装置充放电实时决策,满足在线优化要求;放电事件数量为4时,平均计算时间超过0.1 s,过长的预测窗口难以在线求解.③ 综合考虑再生能利用与实时性需

表2 方案4不同放电事件数量下的MPC性能

Tab.2 MPC performance of Scheme 4 with different numbers of discharge events

放电事件数量	再生能利用总量/kWh	单步最短计算时间/s	单步平均计算时间/s
2	4 229.31	0.000 7	0.005 1
3	4 308.70	0.001 2	0.027 2
4	4 210.64	0.008 2	0.103 1

求，预测窗口包含 3 个放电事件时 MPC 性能最优.

相同随机种子下方案 3 和 4 采用 APSO 算法的迭代曲线如图 8 所示.两种方案均在 10 次迭代后趋于稳定，说明设计的 APSO 具有较快的收敛速度.

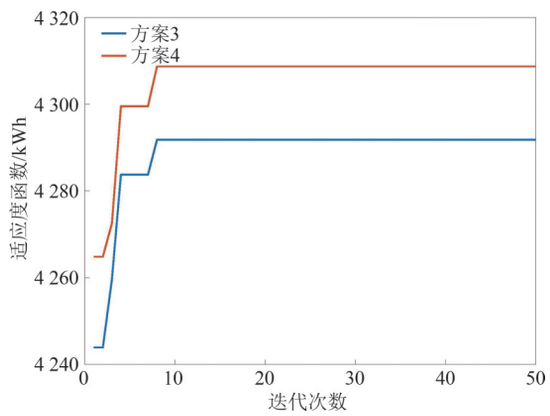


图 8　APSO 算法迭代

Fig.8　APSO algorithm iteration

各供电分区不同方案的再生能间接利用量如表 3 所示.表 3 中，类型 1 为仅间接利用，类型 2 为混合利用中的间接部分，类型 3 为间接利用总量.由表 3 可知：随着优化方案改进，表 3 整体的再生能间接利用量呈现上升趋势，但各供电分区差异较为明显，其中，供电分区 1 范围最长为 19 715 m，列车牵引与制动工况密集，存在较多的能量交互，是 4 种方案中再生能间接利用量最高的区域；方案 1 和 2 的供电分区 4 混合利用的间接部分为 0，该时间段内虽有制动列车提供再生能，但无牵引列车运行，储能装置仅存储再生能而未放电，因此既无车-车也无车-储协同利用再生能；此外，在供电分区 2 和 6 中，类型 2 下 MPC 与默认策略的再生能利用量相同，分别为 10.42 kWh 和 2.08 kWh，原因在于列车匹配类型单一且固定，只存在下行制动和上行牵引列车的对向协同，导致能量流动路径和储能装置充放电序列确定，MPC 优化受限.

表 3　各供电分区不同方案的再生能间接利用量

Tab.3　Indirect regenerative braking energy utilization under different schemes in each power-supply section　　kW/h

方案	利用类型	分区 1	分区 2	分区 3	分区 4	分区 5	分区 6	分区 7	合计
方案 1	类型 1	186.43	110.34	88.25	127.72	155.30	176.35	124.76	969.15
	类型 2	364.98	7.61	151.99	0.00	128.12	2.08	62.17	716.95
	类型 3	551.41	117.95	240.24	127.72	283.42	178.43	186.93	1 686.10
方案 2	类型 1	188.44	144.16	121.94	70.83	235.67	164.60	107.39	1 033.04
	类型 2	374.88	4.30	88.55	0.00	117.70	2.08	86.49	674.00
	类型 3	563.32	148.46	210.49	70.83	353.37	166.68	193.88	1 707.04
方案 3	类型 1	182.65	107.69	90.10	215.42	203.92	153.14	128.34	1 081.27
	类型 2	332.18	10.42	104.25	5.21	101.94	3.12	63.86	620.98
	类型 3	514.83	118.11	194.35	220.63	305.86	156.26	192.20	1 702.25
方案 4	类型 1	172.12	135.44	98.66	187.06	253.53	137.69	126.06	1 110.56
	类型 2	362.89	10.42	77.66	3.31	97.17	3.21	53.95	608.60
	类型 3	535.01	145.86	176.32	190.37	350.70	140.90	180.01	1 719.17

为直观展示车-储协同过程中 MPC 对储能装置充放电策略的优化效果，以再生能利用最多，协同事件复杂的供电分区 1 为例，选取一组典型案例进行分析，该案例参与车-储协同的列车速度曲线及输出的牵引制动级位如图 9 所示，对应储能装置的充放电策略和 SOE 曲线如图 10 所示.图 9 中：MPC 此次优化预测窗口为 3，对应 3 个连续放电事件；黄色、红色和绿色覆盖范围分别对应储能装置 3 个放电事件的持续时间；虚线为当前列车级位，也是可输出的最大牵引制动力百分比.由图 9 可知：触发 MPC 优化的当前协同事件即放电事件 1 的持续时间为[2 436.7 s，2 441.3 s]，上行制动列车 6 与下行牵引列车 1 协同，此时牵引列车所需能量为 1.82 kWh，到达牵引列车侧的再生能只能提供 0.82 kWh，需判断分区 1 两侧的储能装置 1 和储能装置 2 是否放电；放电

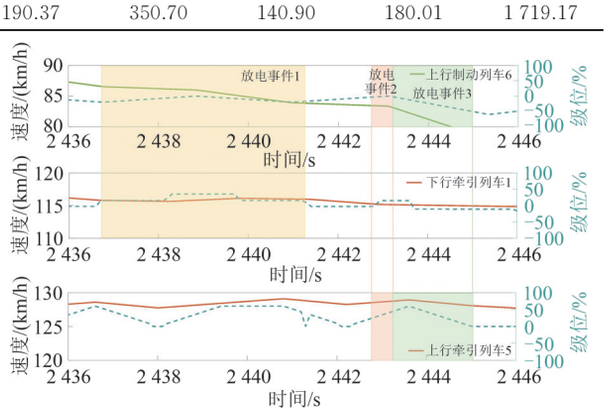
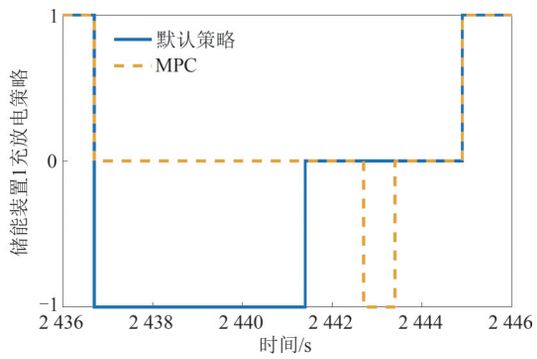


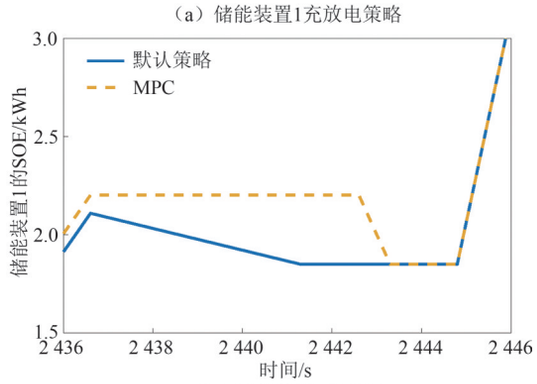
图 9　参与车-储协同的列车速度曲线及级位

Fig.9　Speed profiles and traction/braking command levels of trains involved in train-storage coordination

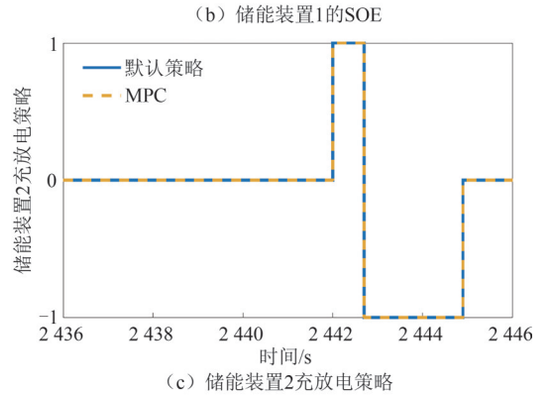
事件 2 和 3 为上行制动列车 6 与上行牵引列车 5 协同，对应时间[2 442.7 s，2 443.3 s]和[2 443.4 s，2 444.8 s].



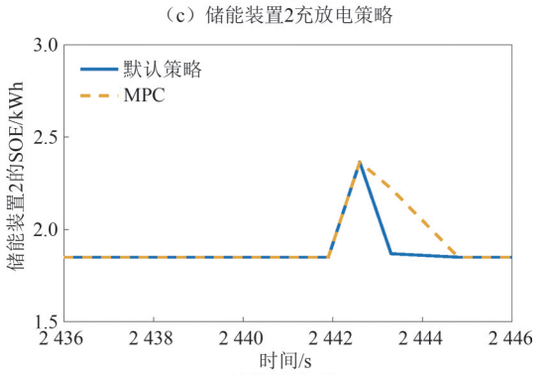
（a）储能装置1充放电策略



（b）储能装置1的SOE



（c）储能装置2充放电策略



（d）储能装置2的SOE

图 10 储能装置 1 和储能装置 2 的充放电策略及 SOE 曲线

Fig.10 Charging and discharging strategies and SOE trajectories of energy storage systems 1 and 2

由图 10 可知：默认策略即时响应，当储能装置 2 已达放电下限，控制储能装置 1 放电，其 SOE 从 2.11 kWh 下降到边界 1.85 kWh，后续放电事件所需再生能只能由储能装置 2 提供，导致其在事件 2 释放绝大部分再生能；面对图 9 中事件 3 的高牵引需求供能不足，3 个放电事件的再生能总利用量为 2.14 kWh；MPC 通过预测识别到后续的充电行为，需要说明的是，虽然 MPC 以供电分区为优化单元，但由于储能装置 2 同时覆盖 2 个分区，其 SOE 状态受到 2 个分区协同事件的共同影响；在优化 2 436.7 s 的放电策略时，MPC 获取到分区 2 的储能装置 2 在[2 442 s，2 442.6 s]充电，SOE 从 1.85 kWh 上升到 2.37 kWh，因此 MPC 预测的最优序列为{(0，0)，(−1，−1)，(0，−1)}；具体来说，控制储能装置 1 在当前不放电，在放电事件 2 与储能装置 2 分摊放电，保留储能装置 2 的大部分电量以支持事件 3 的牵引需求，滚动优化 3 个放电事件的再生能总利用量为 2.21 kWh，体现了基于未来协同事件的预测，MPC 在再生能分配方面的优越性.

正常运营情况下，列车运行图可严格按照计划执行，然而受客流波动等因素影响，列车运行过程中的停站时间、到发时刻可能产生偏差，从而改变牵引与制动列车的时空匹配，进而影响再生能利用与储能装置的充放电时机.这些列车运行图的随机性对所提方法的影响可分为两类：一是可提前获知的运行图调整，只需将更新后的运行图直接作为输入并重新执行双层优化方法，此时方法可基于新运行图正常优化；二是突发性的运行图调整，会导致既定最优方案与实际运行情况出现偏差，难以保证再生能利用预期效果.为定量评估突发性扰动对方法性能的影响，设计实验 1 保持最优速度曲线方案和 MPC 控制策略不变，模拟所提方法不做任何调整的极端情况；实验 2 保持速度曲线方案不变，但内层 MPC 根据扰动后列车实际运行情况，在线重新优化储能装置充放电策略.考虑到供电分区 1 对再生能利用贡献最大，且该分区内车站 2 和 3 之间的站间距离较长，具有较强的代表性，分别对每列上行列车在车站 2 和下行列车在车站 3 施加停站时间延长 5s 的扰动，其他列车停站时间不变.

实验 1 和实验 2 的 11 列上行列车和 10 列下行列车再生能利用量与既有最优方案（方案 4）的再生能利用量的偏差如图 11 所示.由图 11 可知：① 突发性停站时间延长导致实验 1 能量利用明显下降，因为牵引与制动列车时空匹配发生改变，且最优充放电策略基于原有协同事件设计，部分充放电行为失效.② 实验 1 中，停站时间延长对上行列车再生能利用影响幅度整体大于下行列车.因为上行对应的车站 2 位于运行前段，停站时间变化对该车后续多个车站的到发时间产生影响；相比之下，下行对应的车站 3 位于运行后段，仅影响局部站间，总体波动较小；进一步地，当扰动发生在上行中部列车时，再生

能利用下降更为显著，而运行图首末端列车受到的影响相对较弱，这与中部列车参与协同事件数量较多有关；下行列车受扰动下的再生能利用变化幅度较为一致，运行后段仅影响局部站间与少量协同事件.③ 实验 2 除上行列车 6 和下行列车 4 因其在实验 1 中偏差较大而未能恢复至方案 4 的水平外，其他列车的再生能利用量均略微超过了方案 4. 这充分表明在不调整速度曲线方案的前提下，内层 MPC 能够根据扰动后的实际运行情况对储能装置充放电策略进行有效修正，在面对突发性运行图调整时具有较好的恢复能力.

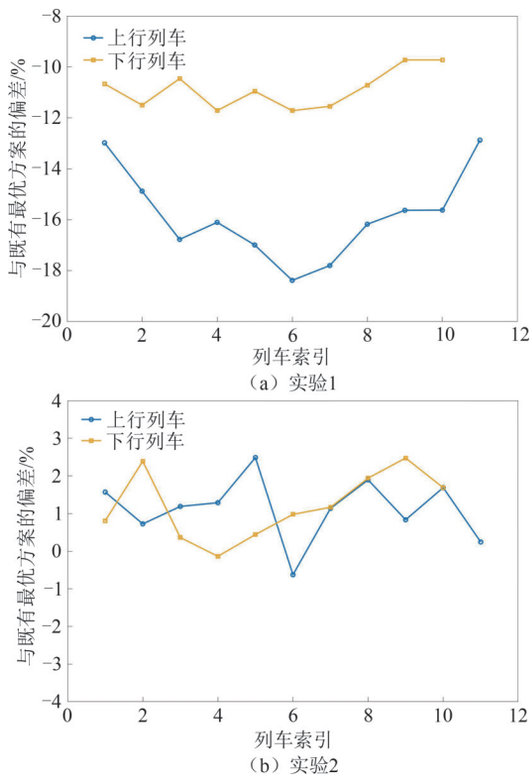


图 11　停站时间扰动下再生能利用量与既有最优方案的偏差

Fig.11　Deviation in regenerative braking energy utilization from the existing optimal solution under station dwell-time disturbances

5　结论

1）在计划运营场景下，MPC 相较默认策略再生能利用增加 20.93 kWh，充放电次数减少 46 次；在灵活运营场景下，相比于 APSO＋默认策略，所提 APSO-MPC 双层优化方法提高 16.91 kWh 的再生能利用量，减少 28 次充放电.

2）预测窗口含 3 个放电事件时 MPC 性能最优，再生能利用量最高且单步平均计算时间 0.027 2 s，小于实际运营数据时间离散度 0.1 s，可实现在线优化. 较少的预测事件易出现局部最优决策，较多的预测事件难以满足在线求解需求.

3）基于对后续协同事件与储能装置状态的预测，MPC 对储能装置策略的优化机制为采取分摊放电的策略保留部分再生能，满足后续更大的牵引用电需求，由此提高再生能利用量，避免默认策略的即时响应导致提前放空.

4）面对突发性停站时间调整，MPC 可在不调整速度曲线方案的前提下在线修正储能装置充放电策略，缓解运行图偏差对再生能利用的不利影响.

本文研究成果为城轨再生能高效利用提供了可行方案，对推动城轨节能降耗与车-储协同运行具有参考价值. 未来可分析线路阻抗、网压波动等对再生能利用模型的影响，构建精细化的车-网-储耦合模型，实现考虑供电网络动态特性的储能装置优化策略，并进一步研究车载与地面混合储能系统的协同，探索混合储能装置的功率优化分配.

参考文献（References）：

[1] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2025 年度统计和分析报告[R]. 北京：中国城市轨道交通协会，2026.
China Association of Metros. Statistics and analysis report of urban rail transit in 2025[R]. Beijing: China Association of Metros, 2026.（in Chinese）

[2] González-Gil A, Palacin R, Batty P, et al. A systems approach to reduce urban rail energy consumption[J]. Energy Conversion and Management, 2014, 80: 509－524.

[3] Liu P, Yang L, Gao Z, et al. Energy-efficient train timetable optimization in the subway system with energy storage devices[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(12): 3947－3963.

[4] Domínguez M, Fernández-Cardador A, Fernández-Rodríguez A, et al. Review on the use of energy storage systems in railway applications[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2025, 207: 114904.

[5] 刘宇嫣，林飞，杨中平. 城轨交通地面储能系统的能量管理策略综述[J]. 都市快轨交通，2021，34(6)：9－17.
Liu Yuyan, Lin Fei, Yang Zhongping. Overview of energy management strategies for wayside energy storage system of urban rail transit[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2021, 34(6): 9－17.（in Chinese）

[6] 刘宇嫣. 城市轨道交通地面式混合储能系统自适应能量管理策略与容量配置研究[D]. 北京：北京交通大学，2022：9－11.
Liu Yuyan. Adaptive Energy Management and Ca-pacity Configuration of Stationary Hybrid Energy Storage System in Urban Rail Transit[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022:9－11.（in Chinese）

[7] 赵亚杰，夏欢，王俊兴，等. 基于动态阈值调节的城轨

交通超级电容储能系统控制策略研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(14): 427－433.
Zhao Yajie, Xia Huan, Wang Junxing, et al. Control strategy of ultracapacitor storage system in urban mass transit system based on dynamic voltage threshold [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(14): 427－433. (in Chinese)

[8] 叶兰兰, 邹凯, 宋立. 城市轨道交通超级电容储能装置控制策略[J]. 都市快轨交通, 2017, 30(5): 118－122.
Ye Lanlan, Zou Kai, Song Li. Control strategy for super capacitor energy storage device of urban rail transit [J]. Urban Rapid Rail Transit, 2017, 30(5): 118－122. (in Chinese)

[9] 包涵春. 基于BP神经网络能量预测的地面式超级电容储能系统能量管理策略[D]. 北京:北京交通大学,2020:49－50.
Bao Hanchun. Energy Management Strategy of Wayside Supercapacitor Energy Storage System Based on BP Neural Network Energy Prediction[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020:49－50.

[10] 毕鑫. 城轨供电系统地面储能配置及能量管理策略研究[D]. 北京:北京交通大学,2024:51－54.
Bi Xin. Research on the Configuration and Energy Management Strategy of Stationary Energy Storage System in Urban Rail Power Supply System [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2024:51－54.

[11] 秦强强, 郭婷婷, 林飞, 等. 基于能量转移的城轨交通电池储能系统能量管理和容量配置优化[J]. 电工技术学报, 2019, 34(增1): 414－423.
Qin Qiangqiang, Guo Tingting, Lin Fei, et al. Optimal research for energy management and configuration of battery ESS in urban rail transit based on energy transfer [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S1): 414－423. (in Chinese)

[12] 杨浩丰, 刘冲, 李彬, 等. 基于列车运行工况的城轨地面式混合储能系统控制策略研究[J]. 电工技术学报, 2021, 36(增1): 168－178.
YANG Haofeng, LIU Chong, LI Bin, et al. Research on control strategy of urban rail ground hybrid energy storage device based on train operating condition [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(S1): 168－178. (in Chinese)

[13] Dong H Z, Tian Z B, SPENCER J W, et al. Coordinated control strategy of railway multisource traction system with energy storage and renewable energy[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(12): 15702－15713.

[14] 夏欢, 杨中平, 杨志鸿, 等. 基于列车运行状态的城轨超级电容储能装置控制策略[J]. 电工技术学报, 2017, 32(21): 16－23.
Xia Huan, Yang Zhongping, Yang Zhihong, et al. Control strategy of supercapacitor energy storage system for urban rail transit based on operating status of trains[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(21): 16－23. (in Chinese)

[15] Dong H, Tian Z, Spencer J W, et al. Bilevel optimization of sizing and control strategy of hybrid energy storage system in urban rail transit considering substation operation stability[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(4):10102－10114.

[16] Lu S, Zhang B, Wang J, et al. Energy-efficient train control considering energy storage devices and traction power network using a model predictive control framework[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(4): 10451－10467.

[17] 杨志鸿. 基于多列车能量交互与储能系统优化控制的列车节能运行研究[D]. 北京:北京交通大学,2018:63－65.
Yang Zhihong. Energy Saving Operation Research on Multi-vehicle Energy Interaction and Energy Storage System Op-timization Control[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018:63－65. (in Chinese)

[18] Li S, Yuan Y, Chen Z, et al. Real-time train regulation in the metro system with energy storage devices: An efficient decomposition algorithm with bound contraction [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2024, 159: 104493.

[19] Zhong Z H, Mi J Y, Zhao Y J, et al. Coordinated control of the onboard and wayside energy storage system of an urban rail train based on rule mining[J]. Urban Rail Transit, 2024, 10(3): 232－247.

[20] Peng Y, Xu R, Luo H F, et al. Energy-efficient train control: Online train operation considering DC traction network[J]. Energy, 2025, 326: 136057.

[21] Chen Y L, Xun J, He S B, et al. Multi-trajectory optimization for train using distributional reinforcement learning with conditional value-at-risk[J]. Applied Soft Computing, 2025, 176: 113079.

[22] Arunkumar C R, Manthati U B, Punna S. Supercapacitor voltage based power sharing and energy management strategy for hybrid energy storage system[J]. Journal of energy storage, 2022, 50: 104232.

[23] Cai J J, Xun J, Ji X Y, et al. Optimal approach to improving the utilization of regenerative energy considering power profile[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2021, 2675(9): 935－946.

[24] Yin J, Yang L, Tang T, et al. Dynamic passenger demand oriented metro train scheduling with energy-efficiency and waiting time minimization: Mixed-integer linear programming approaches[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 97: 182－213.