一种基于机器学习算法的充电优化策略

饶俊威　姜翠娜　魏丹

（广州汽车集团股份有限公司，广州 511434）

【欢迎引用】饶俊威，姜翠娜，魏丹．一种基于机器学习算法的充电优化策略[J]. 汽车文摘，2026(3): 6-10.

【Cite this paper】RAO J W, JIANG C N, WEI D. A Charging Optimization Strategy Based on Machine Learning Algorithm[J]. Automotive Digest (Chinese), 2026(3): 6-10.

【摘要】为了缩短新能源汽车充电时间、优化充电策略，基于机器学习算法，将充电策略优化问题转化为带约束条件的路径寻优问题，利用蚁群算法实现快速收敛，完成充电策略与热管理系统能力的全局协同优化。综合考虑电芯温升与整车热管理系统的影响，提出分段式充电控制策略。实车测试结果表明：优化后的快充时间由30 min缩短至27.5 min，且电池未出现超温现象，验证了所提优化策略的有效性，为推动电动汽车快充技术发展提供参考。

关键词：机器学习算法；充电策略；减少充电时间

中图分类号：U463.82　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19822/j.cnki.1671-6329.20250076

A Charging Optimization Strategy Based on Machine Learning Algorithm

Rao Junwei, Jiang Cuina, Wei Dan

（Guangzhou Automobile Group Co., Ltd., Guangzhou 511434）

【Abstract】To shorten the charging time and optimize the charging strategy for new energy vehicles, the paper transforms the charging strategy optimization into a constrained path-finding problem using machine learning algorithms. The ant colony algorithm is employed to achieve rapid convergence, enabling the global co-optimization of the charging strategy and thermal management system capability. A segmented charging control strategy is proposed by comprehensively accounting for the effects of cell temperature rise and the vehicle thermal management system. Real-vehicle test results demonstrate that the optimized fast-charging time is reduced from 30 min to 27.5 min without battery overheating, verifying the effectiveness of the proposed strategy and providing a reference for advancing fast-charging technology in electric vehicles.

Key words: Machine learning algorithm, Charging strategy, Reduce the charging time

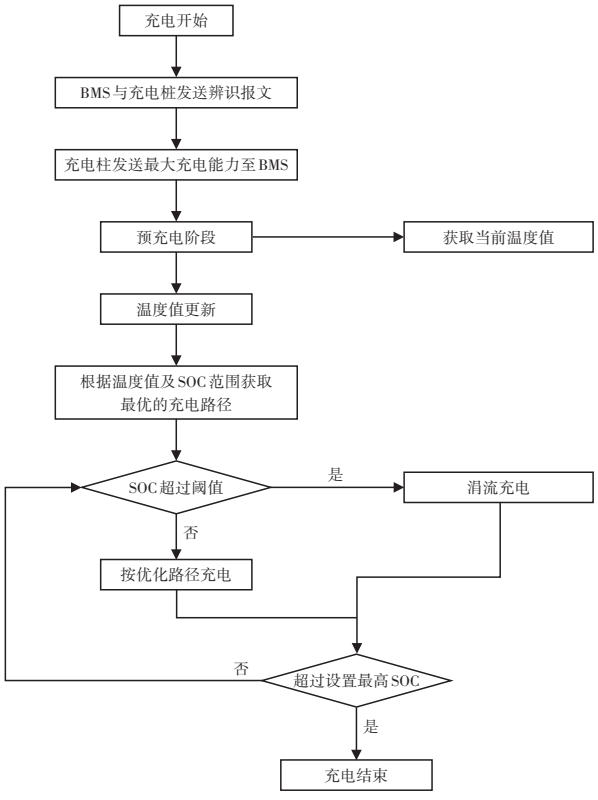
0　引言

电动汽车的充电时间是影响汽车电动化进程的关键参数之一。缩短充电时间通常需要提高充电电流以增大充电功率，但这可能导致电池过热、副反应加剧、负极析锂及材料结构应力变化等问题，进而加速电池容量衰减。若仅基于上述逻辑推断，缩短充电时间会导致电池循环寿命下降。然而，通过合理设计的快速充电策略，不仅能够避免电池寿命衰减，甚至可在一定程度上延长其使用寿命。国内学者在电池充放电领域开展了深入研究，周才[1]通过优化新能源汽车动力电池加热控制策略，提升了电池包寿命、续驶里程及充电效率。秦晓然[2]基于人工智能预测算法对充电过程进行优化，提升电池整体充电效率。胡银全、刘和平等[3]对电动汽车车用磷酸铁锂电池的充电特性进行了试验分析。钟英群、刘晶[4]从电池寿命与充电效率协同优化的角度开展了充电策略优化研究。然而，以上研究未考虑整车热管理系统的散热能力，且所提出的优化算法在实车标定中应用困难。本文在综合考虑各阶段充电电流对电池包温升影响的基础上，提出一种全局优化的充电控制方法，兼顾电池特性与整车热管理能力。

1　充电优化控制主要思路

综合考虑整车热管理性能以及电池包本身的发热特性，建立了整车系统仿真环境（包含电池包、周边环

境、整车热管理系统）。采用数值离散化方法，结合机器学习算法进行全局优化，总体技术路线如图1所示。



注：BMS为电池热管理系统（Battery Thermal Mangement）。

图1　充电优化控制总体思路

1.1　电池包温升特性

电池包温升特性是热管理的核心指标，由电芯内阻产热、电芯间热耦合及系统散热边界条件共同决定，表现为电芯温升先于模组且存在温度不均匀的特点。温升速率及幅度与充放电倍率强相关，需与整车热管理系统协同调控。有效控制温升是避免电池过热、延缓电池寿命衰减的关键。

如图2所示，电池最大允许充电电流I_{MAX}随荷电状态（State of Charge, SOC）和温度变化，实际充电电流$I_{(t)}$需满足$0 \leqslant I_{(t)} \leqslant I_{MAX}$。假设电池SOC从起始值充电至终止值电池额定容量记为C，该区间内充入容量ΔC为：

$$\Delta C = C \cdot (SOC_2 - SOC_1) \tag{1}$$

式中：SOC_1、SOC_2分别为起始与终止电池荷电状态。

ΔC与充电时间T的关系为：

$$\Delta C = \int_0^T I_{(t)} \mathrm{d}t \tag{2}$$

当SOC区间较小时，电流$I_{(t)}$可以视为恒值，充电时间T为：

$$T = \frac{\Delta C}{I_{(t)}} \tag{3}$$

在该时间段，如果仅考虑电池包内阻产生的热量，其温升ΔQ_1为：

$$\Delta Q_1 = \frac{I_{(t)}^2 \cdot R}{mC_p} \tag{4}$$

式中：R为电池包内阻，m为电池包质量，C_p为电池比热容。

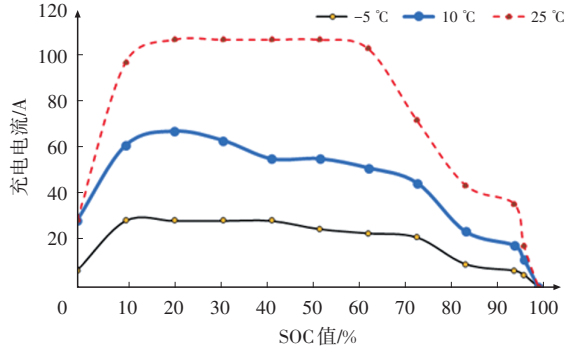


图2　SOC与最大允许充电电流曲线

1.2　整车热管理特性

温度对电池放电性能具有显著影响[5]，主要表现为放电容量与放电电压平台的变化。当温度降低时，电池内阻加大，电化学反应速率减慢，极化内阻迅速增加，导致电池放电容量和电压平台下降，影响电池功率和能量输出。尤其在低温条件下，锂离子电池放电容量急剧下降，因此提升整车低温环境下的电池热管理能力至关重要。

在整车环境中，电芯温升同时考虑环境温度及整车热管理系统的影响，考虑环境温度T_e与电池包温度T_k，电池包的温升为ΔQ_2：

$$\Delta Q_2 = \frac{-hS(T_k - T_e)}{mC_p} \tag{5}$$

式中：h表示对流系数，S代表电池表面积。

整车热管理系统根据电池状态进行加热或冷却[6]，冷却方式主要包括液冷和冷媒直冷。整车冷却系统的冷却速率k为通过台架试验标定的参数，需根据电池温度与请求流量查表获取。动力电池液冷系统如图3所示。

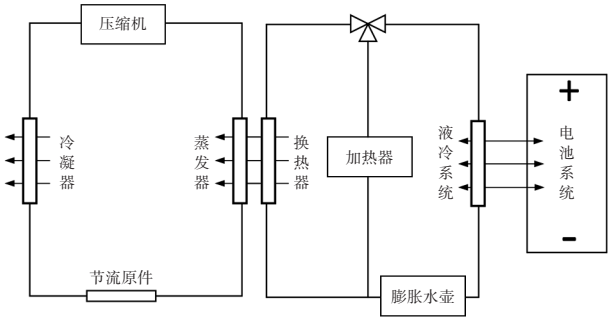


图3　动力电池液冷系统

综合考虑电池内阻发热与热管理作用，电池包在某段时间内的总温升为：

$$\Delta Q = \frac{I_{(t)}^2 \cdot R - hS(T_k - T_e)}{mC_p} - k \cdot T_k \tag{6}$$

1.3 优化算法原理

本文提出了一种适用于新能源汽车的基于蚁群算法的充电控制策略。蚁群算法模拟自然界蚂蚁觅食过程中通过信息素传递寻找最短路径的行为。蚂蚁在路径上释放信息素，后续蚂蚁选择路径的概率与信息素浓度成正比，形成正反馈机制，最终收敛至最优路径。该算法具备良好的自适应性与全局搜索能力，适用于复杂优化问题。算法流程如图4所示[7]。

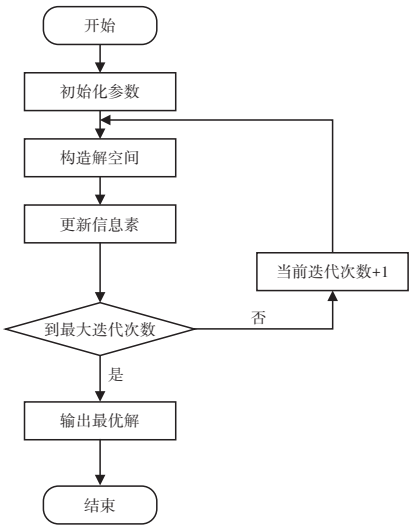


图4 算法流程

2 基于蚁群算法的充电路径优化

2.1 SOC离散化处理

当目标函数为充电时长最短时，通过将初始SOC与最终SOC划分成N等份，每段SOC的最大允许电流划分成m等份。将每段电流选择视为一条路径，路径长度即为充电时间。通过信息素更迭引导搜索方向，最终获得满足约束的全局最优充电路径。SOC离散化示意如图5所示。

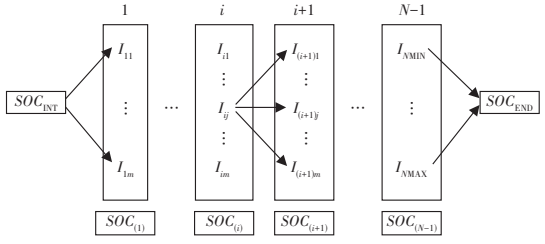


图5 SOC离散化示意

当电流超过该时刻SOC的最大允许电流时，将信息素设置为0。通过多步寻优迭代，将会找到满足各种约束条件的充电最优路径。由于寻优依据概率分布，因此取得的优化值为全局最优。当目标函数为其他条件时，也可设置相应的目标，方法类似。

2.2 基于蚁群算法的充电路径优化

本节说明蚁群算法[8-9]的控制条件，首先设定蚁群数量为A、迭代次数为D、信息素因子为α、启发函数因子为β、信息素挥发因子为ρ、初始信息素浓度为为τ_{ini}。

在第一次迭代时，第1只蚂蚁在第i步选择I_{ij}，根据概率分布，首次选择时概率分布平均，以后根据概率公式进行分配，假设下一个SOC点选择$I_{(i+1)j}$，则该电流的路径长度记为：

$$t_{(i)(i+1)} = \frac{C(SOC_{(i+1)} - SOC_{(i)})}{I_{(i+1)(1)}} \tag{7}$$

总路径长度为:

$$L_{(1)(1)} = \sum_{k=0}^{n} t_{(k)(k+1)} \tag{8}$$

温度上升梯度为：

$$\Delta T_{(i+1)(1)} = \frac{I_{(i+1)1}^2 \cdot R - hS(T_i - T_e)}{mC_p} - k \cdot t_{(i)(i+1)} \tag{9}$$

路径长度计算示意如图6所示。$SOC_{(i)}$到$SOC_{(i+1)}$路径可以选择不同的电流，分别对应不同的充电时间，充电时间即为图6中的路径长度。

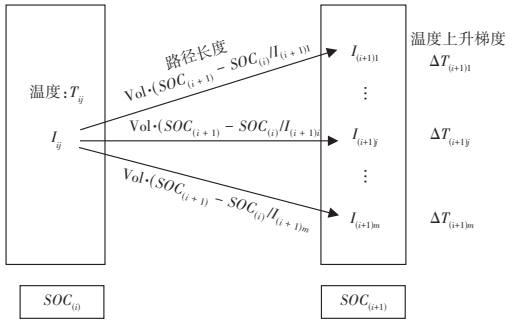


图6 路径长度计算

首次经过路径时信息素更新为:

$$\tau_{i,(i+1)}^{1} = \tau_{ini} + \frac{1}{L_{(1)(1)}} \tag{10}$$

计算蚂蚁经过此路径的温度值，当电流大于该温度允许通过的最大电流时，将信息素浓度更新为0，考虑信息素挥发因子ρ，在所有蚂蚁全部从起点SOC_{ini}到终点SOC_{end}后，更新该条路径信息素浓度：

$$\tau_{(i,j),(i+1,1)}^{(1\to A)} = (1-\rho)\tau_{ini} + \sum_{k=1}^{A} \frac{1}{L_{(1)(m)}} \tag{11}$$

记启发值：

$$\eta_{(i,j),(i+1,1)}^{(1\to A)} = \sum_{i=1}^{m} \frac{1}{L_{(1)(i)}} \tag{12}$$

式中：η为距离的倒数，距离越长启发值越小。

在第1次迭代过程结束后，第2次的选择该路径的概率为：

$$p_{(i,j),(i+1,1)}^{(2)}=\frac{\left(\tau_{(i,j),(i+1,1)}^{(1\to A)}\right)^{\alpha}\cdot\left(\eta_{(i,j),(i+1,1)}^{(1\to A)}\right)^{\beta}}{\sum_{k=1}^{m}\left[\left(\tau_{(i,j),(i+1,k)}^{(1\to A)}\right)^{\alpha}\cdot\left(\eta_{(i,j),(i+1,k)}^{(1\to A)}\right)^{\beta}\right]} \tag{13}$$

按此规律，依次更新概率。由此可见信息素τ越多，启发值η越大，选择概率越大。在D次迭代后，蚂蚁将会趋向于选择最短且满足热管理条件的路径，即充电时间最短的充电电流值，且此路径满足热管理条件。

充电时间优化问题可转化为路径优化问题，并引入约束条件，则优化问题可转化为：

目标函数：

$$f=\min\sum_{k=0}^{N}L_{(k)(k+1)} \tag{14}$$

约束条件：

$$L_{(k)(k+1)}=\begin{cases}\mathrm{Vol}\cdot\dfrac{SOC_{(k+1)}-SOC_{(k)}}{I_{(k+1)k}}; & I_{(k+1)(k)}\leqslant \mathrm{I\,max}\\ \infty; & I_{(k+1)(k)}\geqslant \mathrm{I\,max}\end{cases} \tag{15}$$

$$\Delta T=\frac{I_{(k+1)(k)}^{2}\cdot R-hS(T_{\mathrm{k}}-T_{\mathrm{e}})}{mC_{\mathrm{p}}}-k\cdot t_{(k)(k+1)} \tag{16}$$

式中：h表示对流系数；C_{p}代表电池比热容；S代表电池表面积；k表示整车冷却系统的冷却速率，为离线标定值，计算过程中需要根据温度值、请求流量进行查表求得。

在充电过程中，电池管理系统与充电桩进行通信，识别用户设定的目标SOC，并分3个阶段执行充电：预处理充电、基于优化路径的快速充电、涓流充电。最优充电路径步骤如图7所示。

3 优化结果及实车试验分析

本文所建立的模型为多变量、多约束的非线性优化数学模型，通过SOC与电流离散化，将时间优化转化为带约束的路径寻优问题。采用蚁群算法求解后，以磷酸铁锂电池包（容量25 kW·h）为对象，在40 ℃环境温度下进行直流快充仿真与试验。

试验前对电池包进行预处理：将电池包置于40 ℃环境箱中静置24 h，确保电芯内部温度与环境温度一致，通过电池测试系统对电芯内阻、开路电压等初始参数进行检测，剔除内阻偏差超过5%的异常电芯，保证试验样本一致性。

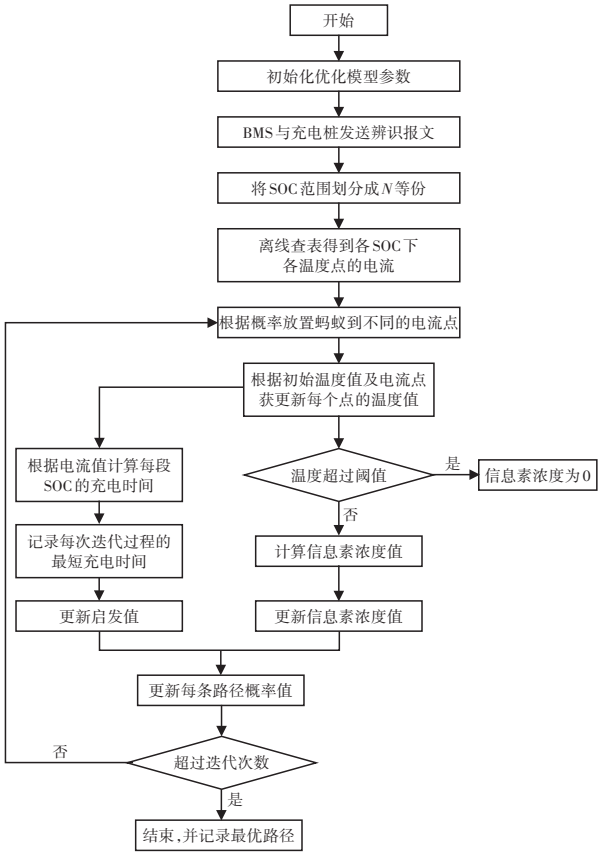


图7 最优的充电路径步骤

结果表明，优化后电池包外壳冷却降温速率为0.125 ℃/min，快充时间由30 min缩短至27.5 min，且电池未出现超温现象，仿真与试验吻合较好（图8）。表明仿真模型准确性较高，同时验证了优化方案的可行性（图9）。

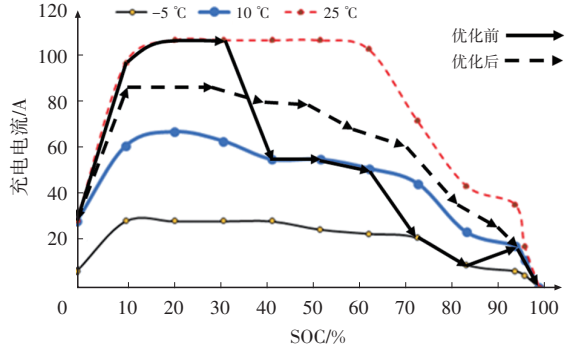


图8 优化前后对比

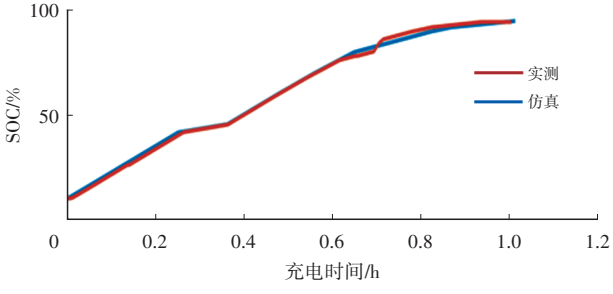


图9 实测与仿真进行对比

4 结束语

本文针对新能源汽车大功率快速充电场景下的电池热管理优化问题展开研究，得出以下主要结论。

构建了融合电池电热特性与整车热管理的协同优化模型与求解方法。研究综合考虑了电池包内阻产热、环境换热及整车冷却系统动态响应，建立了以充电时间最小化为目标、以电池温度与最大充电电流为约束的优化模型。通过将连续充电过程离散化为多阶段路径寻优问题，并引入蚁群算法进行高效求解，实现了充电策略与热管理系统能力的全局协同优化。该方法突破了传统研究仅聚焦电池单体特性或忽略整车散热边界的局限，为实车充电标定提供了可直接应用的理论框架与计算工具。

提出并验证了“预处理-优化快充-涓流充电”三阶段智能充电策略。基于上述模型与算法，提出了分段式充电控制策略：在初始阶段对电池进行预处理以适应快速充电；在核心阶段依据实时热状态动态优化充电电流轨迹，确保在温度安全边界内以最大功率充电；在末段切换至涓流模式以保障充电饱和度与电池健康。实车试验表明，该策略在40 ℃高温环境下将电池包SOC从初始状态充至80%所需时间由30 min缩短至27.5 min，且最高温升始终控制在安全限值内。仿真与试验结果高度吻合，验证了模型准确性及策略有效性。

为高倍率快充条件下的电池热安全管控与效率提升提供了新思路。本研究表明，通过精细化的热管理协同与智能充电控制，可在不牺牲电池寿命与安全的前提下显著提升充电速度。所提方法不仅解决了高电流充电引发的温升过快问题，也为后续集成更多约束条件（如电池老化、充电成本、电网负荷等）奠定了算法基础，对推动电动汽车超快充技术发展具有参考价值。

本研究主要在恒温环境（40 ℃）下进行了验证，未来需进一步在更宽温域（尤其是低温）及复杂动态工况下检验策略的适应性。此外，模型参数（如内阻、冷却速率）的在线精确辨识、电芯间不一致性对优化结果的影响，以及算法在车载控制器上的实时部署能力，仍是后续研究和工程化应用中需要重点突破的方向。

参 考 文 献

[1] 周才. 新能源汽车动力电池加热控制策略优化[J]. 汽车科技, 2025(2): 84-88.

[2] 秦晓然. 基于AI预测算法的新能源汽车极速充电桩研发及充电效率提升研究[J]. 时代汽车, 2026(2): 102-104.

[3] 胡银全, 刘和平, 刘平, 张毅. 电动汽车用磷酸铁锂电池充电特性的分析[J]. 汽车工程, 2013, 35 (4): 293-297.

[4] 钟英群, 刘晶, 郑培. 基于进化算法的锂离子电池充电策略优化[J]. 汽车实用技术, 2025, 50 (1): 13-19.

[5] 柳文斌, 袁侠义, 赵力, 等. 某纯电动车型热管理系统开发[J]. 汽车技术, 2016(9): 9-12.

[6] 曾祥兵, 谢堃, 张伟, 等. 新型动力电池热管理系统设计及性能研究[J]. 汽车工程, 2022, 44(4): 476-481.

[7] 吴斌, 史忠植. 一种基于蚁群算法的TSP问题分段求解算法[J]. 计算机学报, 2001(12): 1328-1333.

[8] WU Q H, Zhang J H, XU X H. Ant Colony Optimization Algorithm with Mutation Mechanism and its Applications[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(1): 4805-4810.

[9] 陈雪瑛. 基于启发式算法的库存路径优化问题研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2008.

（责任编辑 **明慧**）