

稿件《锂离子电池快速充电策略设计研究进展》返修修改说明信

首先, 十分感谢**编委**和**两位匿名审稿专家**为改进我们的稿件提出了有益的建议和宝贵的意见! 我们认真研究了所有的建议和意见, 并尽力相应地修改了稿件。修改说明见下文, 此外, 在新提交的稿件中相应的修改部分也被标记为**蓝色**。

对专家 1 的审稿意见, 回复如下:

意见 1: 文章缺少对当前快速充电策略实际效果的系统介绍;

回复: 感谢您指出的问题, 对快充策略实际效果的系统介绍能够提供最直观的方法结果, 并且能体现不同快充策略的侧重目标。为了进一步完善稿件, 我们在文献综述部分补充了相应的内容, 具体如下。

(1) Jiang 等^[28]利用 Taguchi 优化搜索了最优的五阶段恒流充电协议, 对使用充电容量、充电效率、充电时间作为代价函数时的情况分别进行了分析, 并通过信噪比分析探讨了各阶段电流大小对代价函数的影响。**与 CCCV 协议相比, 所得到的充电协议提高了 0.6-0.9% 的充电效率, 电池温升降低了约 2 °C。**Kumar 和 Pareek^[29]将灰色关联度分析(Grey relational analysis, GRA)与 Taguchi 优化相结合, 以松下 NCR18650PF 电池为实验对象, 对多种充电协议进行了设计与比较分析。**最终设计得到的最优五阶段恒流充电协议能在 48 分钟内完成充电, 与 0.05C 恒流充电相比充电时间减少了 34.5%。**

(3.1.1 Taguchi 优化/第 3 段)

(2) Lin 等^[31]以最小化充电时间与电池退化为优化目标, 基于一种融合了多种退化机理的 SPM, 使用 DP 完成了快速充电策略设计。**设计得到的快速充电策略比 1C 的 CCCV 充电协议减小了 63.9% 的充电时间。**在此基础上, Lin 等^[32]提出了一种设计最优充电策略的通用框架, 通过构建电化学-热-老化耦合模型, 深入研究了充电电流与电池内部电化学动力学之间的相互作用关系。**实验结果表明通过该框架设计得到的最优充电策略可以在充电时间、能量损耗、充电温升多个目标之间达到平衡。在充电温升与 4C 的 CCCV 协议相似的情况下, 充电时间缩短了 24.8%, 能量损耗降低了 56.4%。**

(3.1.2 动态规划/第 2 段)

(3) Zhang 等^[35]应用 GA 进行充电协议设计, 直接通过对衡量充电时间和充电温升的两个优化目标进行加权求和计算适应度, 并且探讨了不同的加权系数对最优充电策略的影响。**与 0.3C 的 CCCV 协议相比, 最终设计得到的充电策略能减少 50% 的充电时间。在电池模型方面, 创新性地设计了一种增强热模型, 根据极化电压直接预测电池温度。**Wang 和 Liu^[34]以最小化充电时间与最大化可放电容量为设计目标, 利用 PSO 优化了五阶段恒流充电协议。该研究引入了一种基于模糊推理的适应度评估方法, 通过两个优化目标值推理得到每个解的最终适应度。**经实验验证, 与 CCCV 协议相比, 所设计方法的充电速度、电池生命周期和充电效率分别提高了约 56.8%、21% 和 0.4%。**Hu 等^[38]根据充电时间与 SOH 设计优化目标, 并利用 PSO 优化多阶段恒流充电协议。优化变量包括充电阶段数量与各阶段的电流大小。You 等^[39]利用 PSO 优化低温环境下的电池充电策略, 实现了低温充电场景下快速性与安全性的平衡。Wu 等^[41]使用 BBO 对多阶段恒流充电协议进行优化, 考虑充电时间与充电温升两个优化目标。最终优化得到了一个 Pareto 最优解集。**在相同的最高温升约束下, BBO 优化得到的协议能够缩短 19.1% 的充电时间。**Liu 等^[36]使用一种 EMBBO (Ensemble biogeography-based

optimization)算法优化了 CCCV 协议以及四阶段恒流充电协议,并分析比较了这两种协议的理论最优性能。**实验验证设计得到的最优四阶段恒流充电协议在 1000 次循环使用后,相比于 CCCV 协议能够减少了 16%的容量衰退。**其中,EMBBO^[136]利用三种改进的 BBO 算法分别产生后代,并基于这些后代种群进行环境选择。实验同样表明该算法性能优异。(3.1.3 进化算法/第 3 段)

(4) Liu 等^[37]基于 NSGA-II 提出了一种约束多目标快速充电优化框架。在优化目标方面,该研究通过将电费纳入优化目标计算以实现兼顾经济性的电池充电管理。~~在电池模型方面,利用基于 ECM 的电热耦合模型评估不同的充电协议,并通过基于经验公式的老化模型量化不同充电协议对电池老化的影响。~~Tian 等^[42]考虑了充电温升、电池老化、充电时间等优化目标,利用 NSGA-II 搜索最优的多阶段恒流充电协议。该研究对 NSGA-II 与一些传统优化算法的性能进行了比较。Li 等^[40]利用 NSGA-II 对电池组的充电策略进行优化,其中考虑了在电池组均衡问题中非常重要的优化目标—电池状态一致性。**通过 NSGA-II 得到的快速充电策略为一个包含不同偏好下的最优充电协议集,其中不同的充电协议专注于不同的优化目标。**(3.1.3 进化算法/第 4 段)

(5) Attia 等^[44]提出了一种基于 BO 的快速充电闭环优化框架,并利用其设计了一种十分钟快速充电协议。~~为了减少协议测试的次数,该研究引入了一种早期预测模型^[44]。该模型能够根据电池前 100 轮的容量衰减数据预测电池最终的循环使用寿命,大大减少了单次协议测试的充放电次数,提高了优化实验的效率。~~Jiang 等^[46]以最小化充电时间为优化目标,利用 BO 优化了 CCCV 协议与三阶段恒流充电协议,并探讨了不同采集函数对收敛性的影响。**该设计方法能够在 30 次仿真内收敛至最优的充电协议参数。**Jiang 和 Wang^[45]应用基于约束 EI 的采集函数处理快速充电策略设计中的状态约束条件。在该研究的基础上,Wang 和 Jiang^[47]提出了一种用于处理多目标优化的 BO 框架。其通过切比雪夫标量化将多目标优化问题转化为单目标优化问题。并使用基于约束采集函数的 BO 对优化问题进行求解,以实现快速充电策略设计。**实验验证了提出的方法具有更优的充电性能和更高的样本效率。**(3.1.4 贝叶斯优化/第 3 段)

(6) Zou 等^[48]将快速充电策略设计构造成基于线性时变模型的预测控制问题。通过协同电-热耦合电池模型,并使用自适应扩展卡尔曼滤波(Adaptive extended Kalman filter, AEKF)进行状态估计。最终得到的预测控制器能够较好地平衡充电时间和电池温升,并且具有计算复杂度低、实时性好等优点。**仿真结果表明,基于模型预测控制的充电算法具有实时实现的前景。**在该研究的基础上,为了提高模型的精度并实现健康充电,Zou 等^[49]提出了基于 SPM 的模型预测控制框架。其中通过对电化学模型的内部电位设置约束来抑制电池老化。**实验验证该算法能够在满足所有安全约束的同时将平均充电倍率提高 22%。**此外,该研究引入移动视界估计(Moving horizon estimation, MHE)方法用于噪声环境下的电池状态估计。(3.2.1 模型预测控制/第 2 段)

(7) Yin 等^[50]应用非线性模型预测控制方法优化电池的充电策略,其中无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)被用于电池状态估计。~~为了平衡模型精度与计算效率,该研究构造了一种混合降阶模型。具体来说,电池正极采用 SPM,负极采用 P2D 模型。实验验证该模型精度较高,并且容易与机理老化模型耦合。~~Aloisio 等^[51]利用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)方法估计电池状态,实现了基于五态(Five-state)电热耦合模型的模型预测控制框架,**并搭建实验平台验证了该方法的有效性,仿真结果与实际电池的 CCCV 充电结果基本一致。**Kolluri 等^[52]直接采用 P2D 模型实现了非线性模型预测控制,并统计比较了利用不同电池模型进行模型预测控制的时间消耗,最后为基于复杂模型的算法提供了参数设置建议。(3.2.1 模型预测控制/第 3 段)

(8)为了进一步提高在线计算效率,Tian 等^[53]提出一种基于非线性双电容(Nonlinear double-capacitor, NDC)模型的实时充电控制框架。首先,通过分段线性化简化 NDC,得到线性模型。然后,利用基于

线性模型与 EKF 的状态估计方法实现高效的充电控制。实验验证在精度相近的情况下，该方法所需的计算时间仅为非线性预测控制方法的 1/15。此外该研究还讨论了约束权重与预测窗口长度对预测控制效果的影响。Hwang 等^[54]通过应用降阶电化学模型减少实时控制所需的计算资源。在预测控制过程中，经验老化模型难以反映单次充电过程中的老化动态，因而无法提供实时老化信息。为了在缩短充电时间的同时限制电池的老化，Hwang 等^[54]该研究将 SEI 机理嵌入电池模型，并据此设置了约束条件。实验证明该降阶模型的计算速度能够满足实时性要求，且与 CCCV 充电协议相比，基于该模型的充电策略能有效延缓电池老化。（3.2.1 模型预测控制/第 4 段）

（9）Park 等^[55]以强化学习中状态反馈为研究重点，构建了全状态反馈 DRL 与可测状态反馈 DRL，并对比了两种方法的收敛性能。实验证明两类 DRL 方法都能在 2000 轮迭代后收敛到最优，最优的充电策略能在 45 分钟内将电池 SOC 从 0.3 提升至 0.8。为了进一步研究充电策略对电池老化的影响，该团队^[56]基于参数随时间漂移的电池模型，在 DRL 框架下学习针对该模型的控制策略。实验表明 DRL 的在线学习模式能够适应电池对象的变化，在电池参数变化的情况下能有效调整充电策略。

（3.2.2 深度强化学习/第 3 段）

（10）DRL 通过交互数据学习最优策略。当交互过程较为复杂，数据获取难度较大时，DRL 模型的训练将十分耗时。为了提高计算效率，Wei 等^[57]通过 ECM 与评论家演员(Actor-critic, AC)网络的交互产生数据，并利用交互数据训练 AC 网络得到最优充电策略。相比于 6C 的 CCCV 协议，得到的最优策略能在充电速度相近的条件下延长 14% 的使用寿命。Jiang 等^[58]利用高斯过程建立电池状态的代理模型，通过代理模型进行交互以提高效率。通过该代理模型，训练过程可以从 300 轮内收敛加速到 50 轮内收敛，提高了优化实验的效率。此外，该研究还提出了一种基于差分高斯过程的代理模型，用以自适应地描述电池退化。Wei 等^[59]提出了基于云的 DRL 充电框架，其中复杂的模型训练过程在云端完成，训练完成的策略下载至控制器执行，一定程度上解决了复杂计算带来的现实部署问题。与常用的经验协议相比，所提出的机器学习充电方法将电池循环寿命延长了约 75%。（3.2.2 深度强化学习/第 4 段）

意见 2：电池模型在快充策略中起到的关键作用，描述地不够清楚；

回复：原稿件在第二章节电池模型建立中过于聚焦基础的电池模型，导致与综述主题快速充电设计略有偏离。为了体现电池模型在快充策略设计中起到的关键作用，并使全文主题明晰，我们调整了第二章节电池模型建立与第三章节充电方法设计中的部分内容，稿件中具体的修改如下。

（1）当所设计的充电阶段以及待优化参数较多时，需要进行大量的实验，这将会降低设计效率。近年来，有关锂离子电池建模的研究不断丰富^[12]，精确电池模型的出现为充电策略评估提供了更高效的途径，并且在快速充电策略设计中起到关键作用。（0 前言/第 4 段）

（2）快速充电策略设计需要进行大量的电池充放电测试实验，以搜索表现最优的充电策略。众所周知，电池单次充放电测试的时间较长且有所损耗。当重复进行充放电测试时，时间成本和经济成本会显著上升^[44]。除此之外，一般的测量手段通常只能获得少数的电池外部状态，如电池电压、电池表面温度等。而电池的内部状态，如电池内部温度、荷电状态 SOC、健康状态(State of health, SOH)等，难以直接获取。建立能够准确描述电池内部机理且计算高效的电池模型可以有效地解决上述问题^[83]。（2.1 物理建模方法/第 1 段）

（3）ECM 能在一般的工况下较好地跟踪电池的电压动态，并用估计电池 SOC，因而被广泛应用于快速充电设计任务中。Liu 等^[37]利用基于 ECM 的电热耦合模型评估不同的充电协议，并通过基于

经验公式的老化模型量化不同充电协议对电池老化的影响。然而,由于忽略了电池内部的物理先验,其提供的电池状态信息较为有限,并且难以与基于机理的老化模型耦合^[88]。(2.1 物理建模方法/第2段)

(4) **P2D 模型是快速充电优化中常用的模型之一**^{[33][43][45-47]}。然而,P2D 模型的复杂度较高、参数量大,在实际应用中依赖于高效的参数辨识算法^[91]。**极高的计算复杂度也导致 P2D 模型通常难以直接被应用于快速充电过程中的实时预测与控制**。(2.1 物理建模方法/第3段)

(5) 由于计算效率高的优点,越来越多的研究采用降阶模型进行快速充电策略设计。**Hwang 等[54]通过应用降阶电化学模型减少实时控制所需的计算资源。为了平衡模型精度与计算效率,Yin 等[50]构造了一种混合降阶模型。具体来说,电池正极采用 SPM,负极采用 P2D 模型。实验验证该模型精度较高,并且容易与机理老化模型耦合**。(2.1 物理建模方法/第4段)

(6) 目前大部分快速充电设计研究采用计算效率较高的集总参数模型。然而集总参数模型的精度有限,并且无法应用于需要考虑电池的温度均匀分布目标的场景。**Zhang 等[35]创新性地设计了一种增强热模型,根据极化电压直接预测电池温度**。(2.1 物理建模方法/第5段)

(7) 基于上述原理,Yang 等^[110]考虑了 SEI 形成和负极 LP 两种老化机制,提出了一种综合机理模型。模型将电池的老化分为了早期的线性阶段与末期的非线性阶段。实验证明当电池工作在限定条件下,该老化模型能够准确预测电池的剩余容量。**Sarkar 等^[111]开发了一种能够预测快速充电条件下电池老化情况的模型,模型中同样结合了 SEI 的形成机理与负极 LP 机理**。机理模型解释了电池中的具体老化现象,能够提供与老化反应有关的细节,实现高精度的预测。**然而由于电池内部的老化反应复杂多样,目前还无法建立详尽的机理模型,因此在快速充电设计中,通常应用主要退化反应的组合老化模型预测电池的总老化程度**。(2.1 物理建模方法/第6段)

(8) 在老化模型方面,Severson 等^[116]利用弹性网络 Elastic Net 建立了一种早期预测模型,用于预测电池的 RUL。**该模型能够根据电池前 100 轮的容量衰减数据预测电池最终的循环使用寿命。为了减少在快速充电策略设计过程中的协议测试次数,Attia 等^[44]引入了这种早期预测模型,大大减少了单次协议测试的充放电次数,提高了优化实验的效率**。Wang 等^[121]提出了一种基于 LSTM 网络的电池寿命预测方法,并利用迁移学习方法减少了模型训练所需的数据量。(2.2 机器学习建模方法/第2段)

意见 3: 核心三个内容的小结,总结得不够深入,过于泛泛;

回复: 核心三个内容的小结做了修改,陈述如下:

(1) 综上所述,锂离子电池的建模方法主要包括物理驱动的机理建模方法与数据驱动的机器学习方法。**物理建模方法是当前快速充电研究中最常用的建模方法,通过电模型、热模型、老化模型等基础模型的耦合,能够完整模拟电池在快速充电过程中的电压、SOC、温度、老化程度等状态。机器学习建模方法目前在快速充电设计实验中应用较少,然而其高效的特性可以显著提升优化设计的效率,因此如何将机器学习电池模型引入快速充电设计是十分有意义的研究方向**。在快速充电策略设计中,合理地应用电池模型能提高实验效率。然而,在引入电池模型时,为了完成优化目标/约束条件的评估/判断,需要保证模型完整性,构建能够模拟真实电池完整状态的模型。此外,如何合理平衡计算效率与模型精度也是一个重点与难点。在这方面,模型降阶技术^[131]与融合物理信息的机器学习方法^[130]是具有前景的研究方向。**另一方面,电池随着充放电而衰老,使用固定的电池参数可能会由于参数漂移,导致设计的最优策略失效。针对这个问题,一些研究开始尝试开发动态的电池模型[S1]以配合快速充电策略设计**。(2.3 小结)

[S1] LU Y F, HAN X B, LI Y L, LI X J, OUYANG M G. Health-aware fast charging for lithium-ion batteries: model predictive control, lithium plating detection, and lifelong parameter updates[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024.

(2) 在离线方法中, 设计过程与实际应用过程分离。在应用时, 只需输入在设计阶段优化得到的最优协议参数/最优充电电流序列。不同离线方法的思想与核心步骤如图 10 所示。**Taguchi 优化通过 OA 提高设计实验的效率, 同时通过信噪比的计算能够分析各参数对目标函数的影响; DP 通过后向递归简化最优化问题, 同时分段决策与多阶段协议的形式贴合; BO 则利用采集函数与代理模型提高设计效率, 大大减少了得到最优协议参数所需要的充电协议测试次数。进化算法需要对优化目标/约束条件进行大规模评估, 一般适用于优化目标/约束条件计算复杂度较小的问题。然而通过与代理模型相结合, 设计高效的昂贵优化进化算法^[138]同样可以解决复杂的实际问题。(3.1.5 小结)**

(3) 在线方法设计部分的改动如下:

在线方法通过在线决策最优电流设计最优充电策略, 其灵活性高, 能适应变化的电池对象以及环境条件。此外, 当充电步长较短时, 其理论最优性能较高。如图 13, 两种具有代表性的在线方法的框架与流程各有特点。**在模型预测控制中, 电池模型集成在算法内部, 用于求解最优化问题; 状态估计算法通过传感器收集的电池状态数据估计电池的内部状态; 优化器定义了优化问题的优化目标与约束条件, 并计算预测窗口长度的最优输出序列, 再选取实际控制长度的输出用于实际充电。并在电池模型的协助下完成在线决策。深度强化学习通过训练深度网络模型逼近最优策略, 其训练过程与充电过程是可分离的, 训练完成的策略网络应用到在线充电时无需再进行复杂的迭代优化。两类方法都能实现在线的充电决策, 然而模型预测控制方法的在线计算与电池模型复杂度相关, 电池模型复杂度较高时仍难以保证方法的实时性。相比之下, 深度强化学习在完成训练后仅依靠深度网络推理完成决策, 在线计算的复杂度仅与网络的参数规模相关。(3.2.3 小结)**

意见 4: 充电方法设计部分, 个别算法在快充中的应用, 描述地不够清楚, 甚至与快充无关;

回复: 一些算法的基础概念与在快充策略设计中的应用流程进行了删减与改善, 使之简单清晰一些

(1) 对 DP 方法中不必要的计算细节进行了删减。

(2) **BO 是一个迭代探索的过程, 应用 BO 进行快速充电策略设计的流程如图 9 所示。首先, 初始化代理模型。随后, 利用采集函数采样有潜力的充电协议参数组合。通过充电协议测试评估采样得到的参数组合并利用评估结果更新代理模型。循环迭代上述过程使代理模型逐步逼近优化目标, 直到优化任务完成。通过高效的代理模型和均衡的采集函数, BO 能够快速收敛至全局最优解, 从而显著减少快速充电策略设计过程中所需的参数评估次数。**

(3) 强化学习的框架如图 12 所示, 通过智能体与环境的交互完成序贯决策优化。**在快速充电策略设计任务中, 环境代表被控的对象系统, 即锂离子电池, 其向智能体传递状态信息。智能体根据当前策略并结合状态信息决策出下一步动作, 即充电电流大小。该充电动作执行完成以后, 环境完成状态转移, 并计算回报以评估当前策略的优劣。随着交互的进行, 智能体将调整策略, 以最大化获得的回报。当算法收敛时, 智能体完成学习任务并能够根据电池状态输出最优的充电电流。**

意见 5：现存挑战凝练的不够准确，如模型部分，现已有能够实现计算效率和精度平衡的模型，体现作者综述地不够全面；

回复：感谢您指出的问题，在第二章节电池模型建立部分，我们介绍了在电池模型方面的经验研究与创新性研究。现有的多样电池模型已经能够基本满足在各个场景下的应用需求。因此在现存挑战部分，我们修改了不当的描述，以提高综述的严谨性，修改后的内容如下。

在电池模型方面，利用高效的模型仿真替代电池测试实验是快速充电策略设计研究的趋势所在。近年来，越来越多的研究对电池模型进行了改良，以期在不破坏模型核心功能的前提下进一步提高计算效率。然而，如何继续提高模型的精度与计算效率仍然是有应用意义的研究方向。对于基于模型的设计方法，模型精度决定了最优策略的质量。通过低精度模型辅助设计得到的最优策略将难以应用于实际电池^[144]。此外，电池模型能否应用于不同的环境条件也是一个需要考虑的重要问题^[145]。

（3.1.5 小结）

对专家 2 的审稿意见，回复如下：

意见 1：表 1 中▲为优化目标，△为约束条件但是，在表 1 中并没有看到△，所以所列信息全是优化目标吗？

回复：我们在表 1 中遗漏了约束条件的标记，十分抱歉出现此类不严谨的问题。感谢您指出了问题，我们认真检查并校正了稿件中所有的图表。

（汗，转 word 编辑漏了，pdf 是有的…）

意见 2：1.3.1 中低温下，锂离子电池的快充能力为什么会下降，作者有必要做一些论述。

回复：感谢您提出的宝贵意见，为了说明低温下锂离子电池性能发生变化的原因，我们补充了相关的解释，并添加了相关的参考文献，具体如下。

一些研究表明在低温环境下，锂离子电池的电解液和 SEI 电导率下降、锂离子的固相扩散率减小、负极过电位增大^[S2]。这些低温引起的变化将导致电池的输出功率、能量密度和使用寿命大幅衰减，甚至影响电池的使用安全性^[S3]。此外，以石墨为负极的锂离子电池在低温下内阻会陡增，同时析锂风险增加，导致充放电性能下降^[108]。（1.3.1 低温预热设计/第 1 段）

[S2] ZHANG S S, XU K, JOW T R. The low temperature performance of Li-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2003, 115(1):137-140.

[S3]王军, 阮琳, 邱彦靓. 锂离子电池低温快速加热方法研究进展[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(5): 1563-1574.

WANG Jun, RUAN Lin, QIU Yanliang. Research progress on rapid heating methods for lithium-ion battery in low-temperature[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(5): 1563-1574.

意见 3：1.3.1 中建议增加低温预热技术的论文引用。比如脉冲电流低温加热，然后切换快充等文献。目前只是描述了一个现象，没有论述解决方案。

回复：感谢您的建议，低温预热是快速充电中一个十分重要的主题，为了完善该研究方向的介绍，我们补充了一些文献以及相关的介绍，具体如下。

低温预热方法根据加热方式可以分为内部加热法^[72]与外部传热法^[73]。内部加热法一般通过内部交流/直流电流对电池进行自加热。外部传热法将外部电路产生的热量传给电池对其加热，包括对流传热与接触传热两种方式。**Liu 等^[S4]通过脉冲电流对电池进行内部加热，预热完成后通过 CCCV 协议充电。实验结果表明脉冲电流输入有助于提高锂离子分布的均匀性，提高电池充电性能。Guan 等^[S5]基于多阶段恒流协议，以预热速度和电池退化为目标设计了电池预热策略。Zhang 等^[S6]将加热板与相变材料相结合，用于低温下的电池外部预热方法，实验验证了相变材料减缓了电池温度下降的速度，并且利于预热过程中电池温度的均匀分布。**（1.3.1 低温预热设计/第 1 段）

[S4] LIU J H, WANG X. Investigating effects of pulse charging on performance of Li-ion batteries at low temperature[J]. Journal of Power Sources, 2023, 574. No: 233177.

[S5] GUAN K F, HUANG Z W, LIU Y J, GAO Z W, LI H, JIANG F, PENG J. A state of charge-aware internal preheating strategy for Li-ion batteries at low temperatures[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 72. No: 108585.

[S6] CHEN Z G, ZHANG F. Numerical study of the phase change material and heating plates coupled battery thermal management in low temperature environment[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 84. No: 110935.

意见 4：2.1 的内容与后文没啥关联，也没有涉及与快充相关的电池机理，建议去掉。

回复：感谢您提出的问题与建议，原稿件的 2.1 锂离子电池机理简介用以衔接 2.2 物理建模方法。然而该部分与综述主题快充策略设计的关联不深，为了突出主题，我们删除了 2.1 锂离子电池机理简介，并重排了第二章节。具体可参见稿件的第二章节。

意见 5：2.2 的物理建模部分作者更注重的是介绍模型的基本原理。但是本文的主题是电池快充策略，因此重点应该是介绍这些模型如何用于快充策略开发的。

回复：电池模型在快速充电策略设计中起到了重要作用，物理模型有着坚实的理论基础，因此被广泛应用于快速充电设计研究。为了使物理建模部分紧扣快速充电策略设计的主题，我们在每一类基本模型的原理介绍之中补充了其在快充策略设计中的应用，具体如下。

（1）快速充电策略设计需要进行大量的电池充放电测试实验，以搜索表现最优的充电策略。众所周知，电池单次充放电测试的时间较长且有所损耗。当重复进行充放电测试时，时间成本和经济成本会显著上升^[44]。除此之外，一般的测量手段通常只能获得少数的电池外部状态，如电池电压、电池表面温度等。而电池的内部状态，如电池内部温度、荷电状态 SOC、健康状态(State of health, SOH)

等，难以直接获取。建立能够准确描述电池内部机理且计算高效的电池模型可以有效地解决上述问题^[83]。（2.1 物理建模方法/第 1 段）

（2）ECM 能在一般的工况下较好地跟踪电池的电压动态，并用估计电池 SOC，因而被广泛应用于快速充电设计任务中。Liu 等^[37]利用基于 ECM 的电热耦合模型评估不同的充电协议，并通过基于经验公式的老化模型量化不同充电协议对电池老化的影响。然而，由于忽略了电池内部的物理先验，其提供的电池状态信息较为有限，并且难以与基于机理的老化模型耦合^[88]。（2.1 物理建模方法/第 2 段）

（3）P2D 模型是快速充电优化中常用的模型之一^{[33][43][45-47]}。然而，P2D 模型的复杂度较高、参数量大，在实际应用中依赖于高效的参数辨识算法^[91]。极高的计算复杂度也导致 P2D 模型通常难以直接被应用于快速充电过程中的实时预测与控制。（2.1 物理建模方法/第 3 段）

（4）由于计算效率高的优点，越来越多的研究采用降阶模型进行快速充电策略设计。Hwang 等^[54]通过应用降阶电化学模型减少实时控制所需的计算资源。为了平衡模型精度与计算效率，Yin 等^[50]构造了一种混合降阶模型。具体来说，电池正极采用 SPM，负极采用 P2D 模型。实验验证该模型精度较高，并且容易与机理老化模型耦合。（2.1 物理建模方法/第 4 段）

（5）目前大部分快速充电设计研究采用计算效率较高的集总参数模型。然而集总参数模型的精度有限，并且无法应用于需要考虑电池的温度均匀分布目标的场景。Zhang 等^[35]创新性地设计了一种增强热模型，根据极化电压直接预测电池温度。（2.1 物理建模方法/第 5 段）

（6）基于上述原理，Yang 等^[110]考虑了 SEI 形成和负极 LP 两种老化机制，提出了一种综合机理模型。模型将电池的老化分为了早期的线性阶段与末期的非线性阶段。实验证明当电池工作在限定条件下，该老化模型能够准确预测电池的剩余容量。Sarkar 等^[111]开发了一种能够预测快速充电条件下电池老化情况的模型，模型中同样结合了 SEI 的形成机理与负极 LP 机理。机理模型解释了电池中的具体老化现象，能够提供与老化反应有关的细节，实现高精度的预测。然而由于电池内部的老化反应复杂多样，目前还无法建立详尽的机理模型，因此在快速充电设计中，通常应用主要退化反应的组合老化模型预测电池的总老化程度。（2.1 物理建模方法/第 6 段）

意见 6：本文的主题是快充策略，但是从图 7 中完全没有看到快充相关的内容。

回复：由于依赖于实验数据，泛化能力较差等原因，目前的快速充电策略设计研究暂未广泛应用基于机器学习方法的电池模型（如图 7 中的各类模型）。然而机器学习方法的灵活性与高效性可以有效优化快速策略的设计过程。因此我们希望指出，尝试利用现有的机器学习电池模型/开发适用于快速充电设计的机器学习电池模型，可能将是一个有意义的研究方向。

（1）图 7 归纳总结了电池建模中常用的机器学习方法，可将建模过程抽象为三层。第一层为物理信息/数据信息层，包含各类电池机理等先验物理知识，以及通过电池测试实验得到的充放电数据；第二层为机器学习方法层，融合第一层的物理信息，设计高效的机器学习模型，并利用数据进行模型更新与知识学习；最后一层为模型预测/验证层，通过对比模型预测输出与真实值的差距，对模型进行验证与评价。通过机器学习方法建模得到的模型往往具有较高的计算效率，并且建模方式灵活，在一定程度上减弱了对复杂电化学原理的依赖。然而由于依赖于实验数据，泛化能力较差等原因，目前的快速充电策略设计研究暂未广泛应用此类电池模型。（2.2 机器学习建模方法/第 1 段）

(2) 针对这些缺点,可以考虑利用小样本学习^[128]、迁移学习^[129]等方法对建模过程进行改善。除此之外,如何利用电池中的物理信息增强机器学习模型也是十分有意义的研究方向^[130]。**因此尝试利用现有的机器学习电池模型/开发适用于快速充电设计的电池模型是具有潜力的研究方向。**(2.2 机器学习建模方法/第 2 段)

意见 7: 2.2 的机器学习建模方法介绍的都是估计 SOC,老化的,并没有快充相关的机器学习算法。建议作者进行修改。

回复:感谢您提出的建议,除了具有应用潜力的机器学习建模研究,我们在 2.2 机器学习建模方法部分补充了现有的应用了机器学习电池模型的研究介绍,具体补充内容如下。

(1) 在老化模型方面,Severson 等^[116]利用弹性网络 Elastic Net 建立了一种早期预测模型,用于预测电池的 RUL。**该模型能够根据电池前 100 轮的容量衰减数据预测电池最终的循环使用寿命。为了减少在快速充电策略设计过程中的协议测试次数,Attia 等^[44]引入了这种早期预测模型,大大减少了单次协议测试的充放电次数,提高了优化实验的效率。**Wang 等^[121]提出了一种基于 LSTM 网络的电池寿命预测方法,并利用迁移学习方法减少了模型训练所需的数据量。(2.2 机器学习建模方法/第 2 段)

意见 8: 文章的整体结构有待改进。论文中电池模型建立部分的内容没有和充电问题描述,充电方法设计两个部分关联起来。导致阅读的时候,感觉到电池模型建立脱离了文章主题。

回复:感谢您的建议,在撰写电池模型建立部分的初稿时,我们过于聚焦于电池模型本身,导致电池模型建立部分未能很好地融入快速充电策略设计的主题。为了改善这个重要的问题,我们对该章节进行了以下调整:

(1) 调整了第二章节(电池模型建立)与第三章节(快速充电设计方法)之间的部分内容,使得各章节的内容更加清晰并紧扣主题;

(2) 在机器学习模型的介绍中补充了其于快速充电设计中的应用现状介绍,在机器学习模型的小节中补充了该模型于快速充电设计的应用前景;

(3) 删减了不必要的内容,调整了文章的整体结构。

综上,通过上述修改,强调了稿件的第二章节与主题的联系,使得全文的中心主题连贯一致,具体的修改内容可以参见新提交稿件的第二章节。

最后,再次感谢各位编辑以及审稿专家的意见与帮助!