

基于智能算法的电动汽车电池管理系统优化研究

胡大佩

长园飞轮物联网技术（杭州）有限公司 浙江 杭州 311121

摘要：本文聚焦电动汽车电池管理系统优化，阐述其由电池监测、保护、能量管理、热管理等模块协同运作。介绍遗传算法、粒子群优化算法等智能算法原理，并基于这些算法提出充放电控制、剩余电量估计、热管理、电池均衡控制优化策略。通过实验对比蚁群算法与遗传算法在电池均衡控制效果，结果表明智能算法在电池均衡控制方面优于传统方法，为提升电池性能和寿命提供有效途径。

关键词：电动汽车；电池管理系统；智能算法

引言

随着电动汽车行业的迅猛发展，电池管理系统（BMS）作为保障电池安全、延长使用寿命、提升性能的核心所在，其重要性日益凸显。然而，传统BMS在充放电控制、剩余电量估计、热管理、电池均衡控制等方面存在诸多局限。为解决这些问题，智能算法凭借其强大的搜索和优化能力，为BMS的优化提供了新的思路和方法。本文将深入探讨基于智能算法的电动汽车电池管理系统优化研究。

1 电动汽车电池管理系统概述

电动汽车电池管理系统（BMS）由多个关键模块协同运作。电池监测模块时刻采集电池电压、电流及温度参数，为系统运行提供基础数据。一旦监测到电池出现过压、过流、过充或过放等异常，电池保护模块便迅速切断电路，守护电池安全。能量管理模块则依据电池剩余电量与充放电状态，合理规划能量分配，提升能源利用效率。热管理模块尤为重要，鉴于温度对电池性能影响大，它通过散热或加热，确保电池处于适宜温度区间。各模块紧密配合，监测模块为其他模块输送数据；保护模块筑牢安全防线，保障系统稳定运行；能量管理模块优化能源利用；热管理模块营造良好温度环境。BMS全方位保障电池安全，延长其使用寿命，提升性能，是电动汽车可靠运行的核心所在^[1]。

2 智能算法基础

2.1 遗传算法原理

遗传算法以自然界生物进化机制为蓝本。在电动汽车电池管理系统场景下，染色体可视为一组描述电池充放电策略的参数编码，每个基因对应如充电电流大小、放电截止电压阈值等关键指标。众多染色体构成的种群，便是算法探寻最优电池管理策略的初始解集。

算法运行依赖选择、交叉、变异三大核心操作。选

择操作借助适应度函数 $f(x)$ 衡量染色体 x 对电池管理目标的契合度。设种群规模为 N ，个体 i 的适应度为 $f(x_i)$ ，其

被选中概率 $P(x_i)$ 由公式 $P(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^N f(x_j)}$ 确定，即适应度

越高，入选下一代的几率越大。交叉操作模拟生物有性繁殖，随机选取两个父代染色体 $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ 与 $B = [b_1, b_2, \dots, b_n]$ ，在交叉点 k 处交换基因片段，生成子代染色体 $A' = [a_1, a_2, \dots, a_k, b_{k+1}, \dots, b_n]$ 和 $B' = [b_1, b_2, \dots, b_k, a_{k+1}, \dots, a_n]$ ，借此融合优良特性，催生新策略。变异操作以低概率 p_m 随机改变染色体特定基因，假设基因 g 变异后为 $g' = g + \Delta(t, y)$ ，其中 $\Delta(t, y)$ 是随时间 t 变化的随机函数， U 和 L 界定基因取值范围，以此为种群引入新基因，规避局部最优。算法流程见图1：

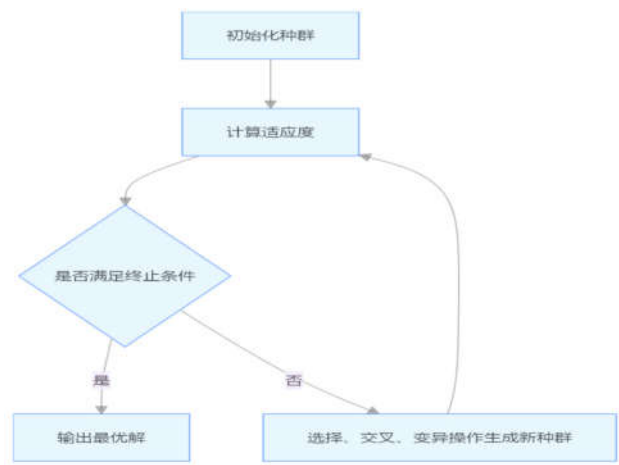


图1 遗传算法流程图

2.2 粒子群优化算法原理

粒子群优化算法受鸟群觅食行为启发。在电池管理系统的解空间中，每个粒子代表一种电池管理方案，其位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 与速度 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 不断迭代

更新。粒子依据自身历史最优位置 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 和全局最优位置 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 调整状态。速度更新公式为 $v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 r_1(t)(p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2(t)(p_{gd} - x_{id}(t))$, 其中 t 为迭代次数, w 是惯性权重, c_1 、 c_2 为学习因子, $r_1(t)$ 、 $r_2(t)$ 是 $[0,1]$ 区间随机数; 位置更新遵循 $x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1)$ 。凭借简洁高效的迭代机制, 该算法能快速收敛至较优解, 契合电池管理系统实时性需求。算法流程图见图2:

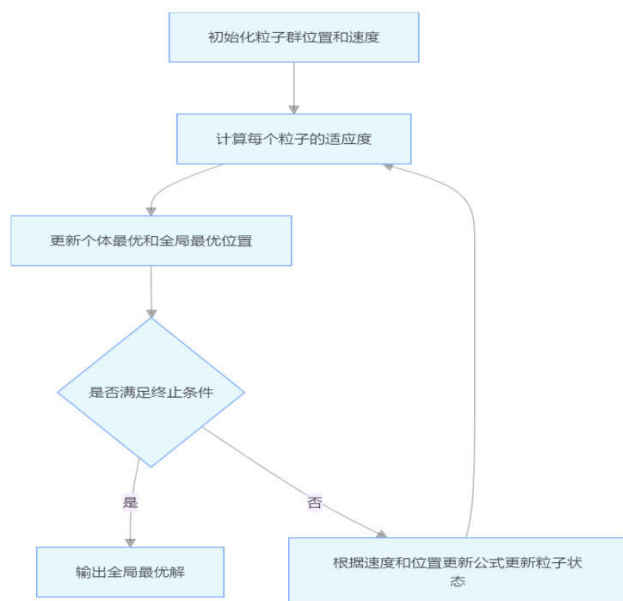


图2 粒子群优化算法流程图

2.3 其他相关智能算法简介

蚁群算法模拟蚂蚁觅食, 在电池均衡控制等离散问题上表现卓越。蚂蚁在节点 i 向节点 j 转移概率

$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}]^\beta}$, 其中 $\tau_{ij}(t)$ 是 t 时刻路径 (i,j) 信息素浓度, η_{ij} 为启发函数值, α 、 β 决定二者权重, allowed_k 是蚂蚁 k 可选节点集。模拟退火算法

源于金属退火工艺, 初始高温时接受新解概率高, $P = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x_{\text{new}}) < f(x_{\text{cur}}) \\ e^{-\frac{f(x_{\text{new}}) - f(x_{\text{cur}})}{T}}, & \text{otherwise} \end{cases}$, $f(x)$ 为目标函数, T 是温度, 随温度降低, 接受较差解概率渐减, 最终收敛至全局最优, 擅长处理电池热管理等连续空间优化问题。相较而言, 遗传算法搜索全面但计算量大, 粒子群优化算法收敛快易陷局部最优, 蚁群算法适用于离散任务, 模拟退火算法专注连续问题, 各有优劣, 适配不同电池管理场景^[2]。

3 基于智能算法的电池管理系统优化策略

3.1 基于智能算法的充放电控制优化

(1) 传统充放电控制方法存在明显不足。以恒流恒压充电为例, 恒流阶段电流恒定输入致电池电压上升, 达到预定值后进入恒压阶段, 电流渐小。但电池特性复杂, 固定模式易引发问题。若电池内部参数偏差, 恒流阶段可能过度充电, 造成极板老化、电解液分解等, 影响电池寿命; 恒压阶段控制不当, 也可能导致电池过放, 降低电池容量与性能。(2) 为解决上述问题, 基于遗传算法的充电电流和电压曲线优化策略被提出。该算法从初始种群开始, 每个染色体代表一种充电曲线方案, 通过适应度函数评估方案对电池快速充电、安全性及寿命的综合影响, 选择适应度高的方案繁衍。交叉操作融合优秀方案特征, 变异操作引入新特征, 避免局部最优。经多代迭代, 找到最优充电曲线, 实现快速充电并保障电池安全与寿命。(3) 放电过程中, 粒子群优化算法可用于功率分配优化。每个粒子代表一种放电功率分配方案, 依据自身及全局最优方案调整当前策略, 满足车辆动力需求的同时, 提高能源利用效率, 减少能量浪费。

3.2 基于智能算法的剩余电量估计优化

(1) 传统剩余电量估计方法存在诸多局限。安时积分法原理简单, 仅需记录电流和时间, 通过电流时间积分估算剩余电量, 但受电流测量误差、电池自放电及初始电量校准不准确等因素影响, 误差随时间累积, 导致估计偏差增大。开路电压法依据电池开路电压与剩余电量的对应关系估算, 但需电池长时间静置至开路状态, 实际应用受限, 且对应关系易受电池老化、温度等因素干扰, 准确性不足。(2) 为提高估计精度, 可结合卡尔曼滤波和粒子群优化算法。卡尔曼滤波利用电池电压、电流等可测量信息, 基于电池状态空间模型对剩余电量进行初步估计, 能处理一定程度的测量噪声。然而, 由于电池模型存在不确定性, 初步估计结果仍有误差。

(3) 此时引入粒子群优化算法, 将卡尔曼滤波的初步估计结果作为粒子群初始状态, 每个粒子代表对剩余电量的一种修正估计。粒子通过参考自身历史最优估计和全局最优估计, 不断调整修正方向, 使估计结果更接近真实剩余电量。在实际行驶中, 该方法能有效应对车辆频繁启停、不同驾驶风格导致的电流波动等复杂工况, 为驾驶员提供准确的续航里程信息^[3]。

3.3 基于智能算法的热管理系统优化

(1) 传统热管理方法存在明显不足。传统方法通常采用固定阈值控制策略, 当电池温度超过设定上限时, 强制启动散热风扇或制冷系统; 温度低于下限时, 则停

止运行。这种固定阈值方法无法动态适应电池在不同工况下的产热特性，易导致电池温度波动较大，影响电池性能和寿命。（2）遗传算法在热管理中的应用可实现更优的温度控制。将散热风扇转速和制冷系统启停策略编码为染色体，通过适应度函数评估电池工作温度的稳定性和系统能耗。选择、交叉和变异操作不断优化策略，例如在高温环境下提高风扇转速、适时启动制冷系统，在低温环境下降低风扇转速或关闭制冷系统，实现温度适宜与能耗控制的平衡。（3）粒子群优化算法在热管理中的应用则侧重于实时调整。每个粒子代表一种温度控制策略，依据自身历史最优策略和全局最优策略动态调整风扇转速和制冷系统启停时间。通过不断迭代，粒子群优化算法能快速响应电池产热变化，确保电池工作温度始终处于适宜区间，同时降低系统能耗。

3.4 基于智能算法的电池均衡控制优化

（1）传统电池均衡方法多采用被动均衡方式，通过在电池两端并联电阻消耗多余电量，实现电池组SOC均衡。但这种方法存在能量浪费大、均衡速度慢等缺点，且无法有效应对电池组中各电池容量、内阻等参数的差异。（2）遗传算法在电池均衡中的应用可将均衡路径和均衡时间编码为染色体，通过适应度函数评估均衡效果和均衡速度。选择、交叉和变异操作不断优化均衡策略，例如确定对哪些电池进行充电均衡、哪些进行放电均衡以及均衡的时长，实现高效电池均衡，延长电池组使用寿命。（3）粒子群优化算法在电池均衡中的应用则侧重于实时调整均衡策略。每个粒子代表一种电池均衡方案，依据自身历史最优方案和全局最优方案动态调整均衡路径和均衡时间。

3.5 实验验证与结果分析

为验证智能算法在电池管理系统优化中的有效性，进行了多组实验，重点对比蚁群算法与遗传算法在电池均衡控制方面的表现。

3.5.1 实验设置

实验对象：由10个锂离子电池组成的串联电池组。

初始SOC差异：各电池SOC最大差异达15%。

实验方法：分别采用传统均衡方法、基于蚁群算法的均衡控制策略以及基于遗传算法的均衡控制策略进行

多次充放电循环。对于遗传算法，设置种群规模为50，交叉概率为0.8，变异概率为0.05，迭代次数为100。

3.5.2 实验数据（如表1所示）

表1 传统方法、蚁群算法与遗传算法在电池均衡控制中的SOC最大差异

循环次数	传统方法SOC 最大差异(%)	蚁群算法SOC 最大差异(%)	遗传算法SOC 最大差异(%)
初始	15	15	15
第1次	12	8	10
第2次	10	6	8
第3次	9	4	6
第4次	7	3	5
第5次	5	2	3

从实验数据可知，传统均衡方法虽能在一定程度上降低电池SOC差异，但效果相对较差。蚁群算法在电池均衡控制上表现出色，能快速且显著地减小电池间SOC差异。遗传算法同样有效，随着迭代进行，不断优化均衡策略，使电池组SOC差异持续降低，不过在收敛速度上略逊于蚁群算法。总体而言，两种智能算法在电池均衡控制方面均优于传统方法，为提升电池组性能和寿命提供了有效途径。

结语

本文围绕基于智能算法的电动汽车电池管理系统优化展开研究，从系统概述到智能算法原理，再到具体优化策略及实验验证，全面展示了智能算法在BMS优化中的重要作用。实验结果表明，智能算法在电池均衡控制等方面表现出色，有效提升了电池组性能和寿命。未来，随着智能算法的不断发展和完善，相信其在电动汽车电池管理系统中的应用将更加广泛和深入，为电动汽车的发展注入新的动力。

参考文献

[1]曾建,杨冬.电动汽车电池管理系统设计与优化[J].农机使用与维修,2024,(02):28-31.
[2]任崇.电动汽车动力电池管理系统的设计探究[J].专
用汽车,2023,(09):9-12.
[3]刘建华,张华.电动汽车电池管理系统设计与性能
优化研究[J].中国电机工程学报,2020,40(12):3505-3514.