

区域电动汽车实时预估控制有序充电策略

摘要：以减小负荷峰谷差为目标，结合电动汽车用户的实际充电行为，提出了一种基于改进遗传算法的电动汽车实时预估有序充电控制策略。通过对接入的部分电动汽车进行“预估充电”克服了传统遗传算法在处理电动汽车充电问题时的搜索空间大、收敛性差、容易陷入维数灾等缺点，同时还降低了负荷曲线的峰谷差率，减小负荷波动。采用蒙特卡洛模拟方法模拟电动汽车用户的充电需求，对比分析不同电动汽车“预估充电”比例下的仿真结果，研究结果表明，本文提出的方法在提高算法收敛性的同时，能够有效地减小负荷波动，降低峰谷差率。

0 引言

作为新一代的交通工具，电动汽车在降低人类化石燃料消耗、减少碳排放等方面有着显著的功效。但随着大量电动汽车随机无序接入电网充电，其必然带来新一轮的负荷增长，如果不对其进行有序协调控制，就很有可能降低电网运行效率，危害电网的安全性、稳定性和经济性。因此，如何利用有效的控制手段实现电动汽车有序充电，是国内外学者研究的重点。

本文以私家电动汽车常规充电方式为研究对象，提出了一种用于将分布式接入的电动汽车在能量和信息上整合的实时预估充电集中控制系统，并在对传统遗传算法改进的基础之上，提出了一种新的电动汽车有序充电控制策略，该策略通过对一部分电动汽车进行预估充电，在保证算法收敛性的同时有效地减小负荷曲线波动，降低峰谷差率。最后，本文以某区域配电网为例，采用蒙特卡洛模拟方法对比分析了在不同“预估充电”电动汽车比例下的仿真结果。

1 电动汽车实时预估充电集中控制系统

电动汽车集中控制系统是将整合后的电动汽车群接入配电网的中介系统，是大规模电动汽车与电网的接口，其根据区域内配电网的实时信息和电动汽车用户的需求信息，将该区域内接入的电动汽车群作为一个能量整体参与电网运行，并由特定的管理策略控制每台电动汽车的充放电过程。很多文献在功能上对集中控制系统进行优化，使得大规模分布式接入的电动汽车可以有效地参与电网调频、机组组合优化以及提高电网及用户的经济性。

本文从功能上提出了一种用于减小峰谷差的实时预估充电集中控制系统，该系统主要功能模块为信息采集与管理模块以及优化协调控制模块，实时预估充电集中管理系统框图如图1所示。

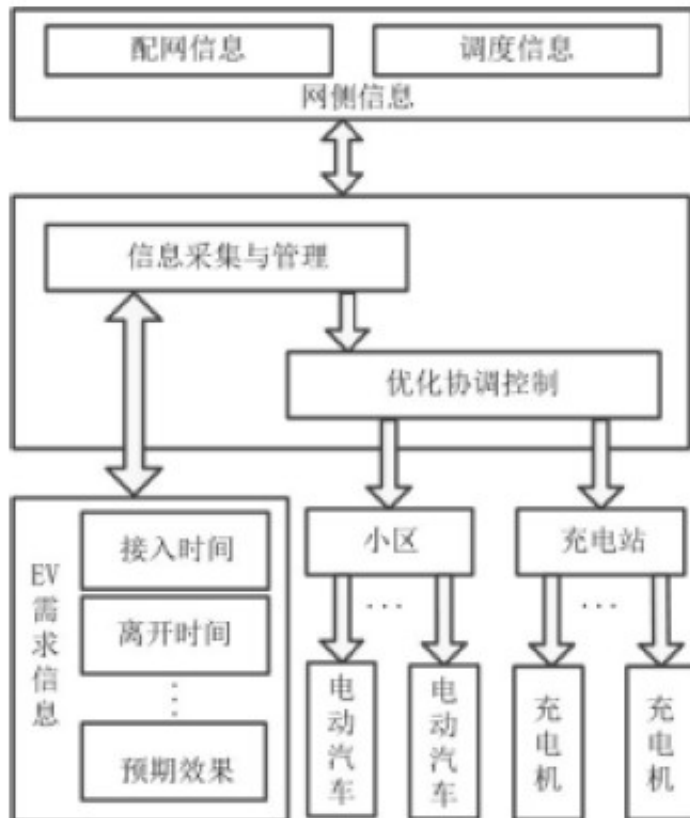


图1 实时预估集中控制系统框架图

信息采集与管理模块主要用于对电网实时运行信息以及电动汽车充电需求信息进行采集与预处理，并向优化协调控制模块提供决策信息。

在电网侧，其主要从区域配电网获取电网运行状态信息并根据该区域配电网的历史常规负荷，预测当日常规负荷曲线。本文采用96点的日负荷曲线预测方法，时间间隔为15min，用 P_{bj} ($j=1,2,\dots,96$)表示一天中第j个时间段内常规负荷的大小。

在用户侧，其可自动获取该电动汽车的接入时间 α_i 、电池容量 C_i 以

及当前电池的荷电状态 SOC_0^i 等信息，同时为了制定电动汽车有序充电控制策略，用户必须通过充电桩向实时预估充电集中控制系统提供预期离开

时间 β_i 以及预期电动汽车荷电状态 SOC_e^i 信息。由于不同的充电方式对应不同的充电功率，本文假设居民私家电动汽车采用常规充电，且充电过程为恒功率充电。

信息采集与管理模块根据用户充电需求信息进行预处理，确定一天中不同时间点接入的电动汽车接入状态矩阵 t ，

其元素 t_{ij} 表示第i辆电动汽车在第j个时间段的接入状态， $t_{ij} = 0$ 表示该电动汽车此时刻并未接入电网， $t_{ij} = 1$ 则表示接入。

优化协调控制模块根据每个时间段信息采集与管理模块提供的决策信息制定这个时间段内所有接入的电动汽车的有序充电策略，并提供各充电机具体的充电行为。系统每15min更新一次，以制定未来时间段内电动汽车有序充电控制策略。

2 电动汽车有序充电数学模型

以区域配电网峰谷差最小为目标，目标函数如下：

$$\min \sum_{j=1}^{96} (P_{bj} + \sum_{i=1} P \cdot x_{ij} \cdot t_{ij} - P_o) \quad (1)$$

式中：P为电动私家车的恒定充电功率； n_j 为第j个时间段接入配电网的电动汽车总量；x为电动汽车的充电状态矩

阵，元素 x_{ij} 表第i辆车在第j个时间段的充电状态， $x_{ij} = 0$ 表示该车此时空闲， $x_{ij} = 1$ 表示该车此时处于充电状态； P_o 为计及电动汽车充电后配电网的理想负荷值，计算公式如下：

$$P_o = PC_o + \sum_{j=1}^{96} \frac{Pb_j \Delta t}{60T} \quad (2)$$

$$PC_o = \sum_{i=1}^{n_j} \frac{(SOC_e^i - SOC_0^i) \times C_i}{\beta_i - \alpha_i} \quad (3)$$

其中 $\Delta t = 15 \text{ min}$ ， $T = 24h$ 。

任意时刻电动汽车的荷电状态都应满足如下约束：

$$SOC_{\min}^i < SOC_j^i < SOC_{\max}^i \quad (4)$$

$$SOC_{j+1}^i = SOC_j^i + \frac{P \cdot \Delta t}{\Delta C_i} \quad (5)$$

式中： ΔC_i 是一个时间段内电动汽车充电电量。

电动汽车充电需求约束如下：

$$SOC_e^i \leq SOC^i \leq C_i \quad (6)$$

由此可见，上述优化模型可认为是非线性0—1优化组合问题，因此以二进制编码为基础的遗传算法在解决这类问题上具有天然的可行性。

3 改进遗传算法

电动汽车有序充电问题是一个大规模非线性0—1优化问题，虽然遗传算法天然地具备有效处理0—1问题的优势，但传统的遗传算法其较大的种群规模和随机操作的遗传算子并没有结合电动汽车充电问题的特点，以至于在随机交叉和变异过程中不仅会产生大量不可行解且收敛速度非常慢。针对这一问题，本文提出了一种减小可行域搜索范围并提高收敛速度的改进遗传算法。

3.1 编码

本文要优化的充电状态矩阵为遗传算法中的个体，每一个充电状态矩阵包含了当前接入的所有电动汽车的充电状态，其具体形式为：

$$x_k = [X_1 \quad X_2 \quad \cdots \quad X_i \quad \cdots \quad X_{n_j}]^T \quad (7)$$

式中： x_k 为遗传算法中第 k 个个体； x_i 为编码矩阵的行向量，表示在某个时间段接入的该辆电动汽车在不同时刻的充电状态。

第 i 辆电动汽车的可能充电时间区间并不是充电矩阵的任意位置（或一天中任意时刻），而是根据用户充电需求信息，由该辆电动汽车的接入时间 α_i 以及预期离开时间 β_i 所决定。

3.2 初始化及适度函数选取

遗传种群初始化时，按照编码矩阵中行向量的顺序进行。以 x_k 中 x_i 为例，初始化过程如下：

1) 根据用户录入的充电需求信息，确定第 i 辆电动汽车的接入时间 α_i 及预期离开时间 β_i ，并进一步确定该辆电动汽车在这一天中的可能充电时间区间；

2) 根据电动汽车的初始荷电状态 SOC_0^i 和用户预期荷电状态 SOC_e^i

$$J_{id}, J_{id} = \frac{(SOC_e^i - SOC_0^i) \times C_i}{P} \cdot \frac{T}{\Delta t}$$

，确定电动汽车实际所需的充电段数

$$\Delta t = 15 \text{ min}, T = 60 \text{ min}。$$

其中

3) 在该辆电动汽车的可能充电时间区间中，随机选择 J_{id} 个充电时刻作为该辆电动汽车的初始充电点。

本文选取目标函数的倒数形式作为适度函数值，保证峰谷差率小的方案的基因被保留下来进行遗传。

3.3 交叉操作和对偶变异

本文采用确定式采样的方法在父代中选择交配个体，并采用局部锦标赛选择法在父代个体和交叉个体间选择子代个体。同时，为了加大搜索空间及收敛性，交叉操作可以重复进行几次。

当充电状态矩阵中的某一位进行变异时，实际上改变了某辆电动汽车在某一时刻的充电状态，为保证用户的充电需求及电池寿命，就必须对该变异位进行补偿，即选择可能充电时间区间中除这一位的其他位进行“对偶变异”。

随机选择一个个体中的某一辆电动汽车以及其可能充电区间内的一个变异点rand，对该点进行0—1变异，随后在可能充电区间内随机选择除这点以为的与该变异点原充电状态相反的点进行对偶变异。

3.4 收敛性改进

采用上面的方法进行求解后发现，算法收敛速度很慢，即便进化代数很大，也无法得到理想的效果。这是由于充电状态矩阵是一个大规模多维0—1矩阵，容易陷入维数灾。因此为了提高收敛性以及进一步减小峰谷差，本文对第 j 个

时间段内接入的一部分 $(\lambda n_j, \lambda \in [0, 1])$

电动汽车采用预估充电的初始化方式，即根据电网的负荷信息，对这一部分电动汽车采用实时选择性充电，具体过程如下：

1) 判断第 j 个时间段内是否有新车接入，若有则选择其中 λn_j 辆进行预估充电；

2) 根据新接入电动汽车*i*的充电需求信息确定其接入时间 α_i 、离开时间 β_i 以及实际所需充电段数 Jid ，进而确定其可能充电时间区域；

3) 在其可能充电区间内选择总负荷最小的点优先进行充电，如下式：

$$\min \sum_{j=\alpha_i}^{\beta_i} (Pb_j + \sum_{i=1}^{n_j} P \cdot t_{ij} \cdot x_{ij}) \quad (8)$$

4) 重复第3)步直到满足客户充电需求；

5) 重复第1)步至第4)步第直到选择的 λn_j 辆电动汽车全部预估完毕；

由此可见，交叉操作并不会影响每个个体中进行预估充电的电动汽车，而只依靠变异操作来对预估充电的电动汽车进行微调。因此选择进行预估充电的电动汽车数量要适中，太小不能提高算法收敛性，太大则容易造成局部最优，本文取

$\lambda \in [0.2, 0.5]$ 。算法流程图如图2所示。

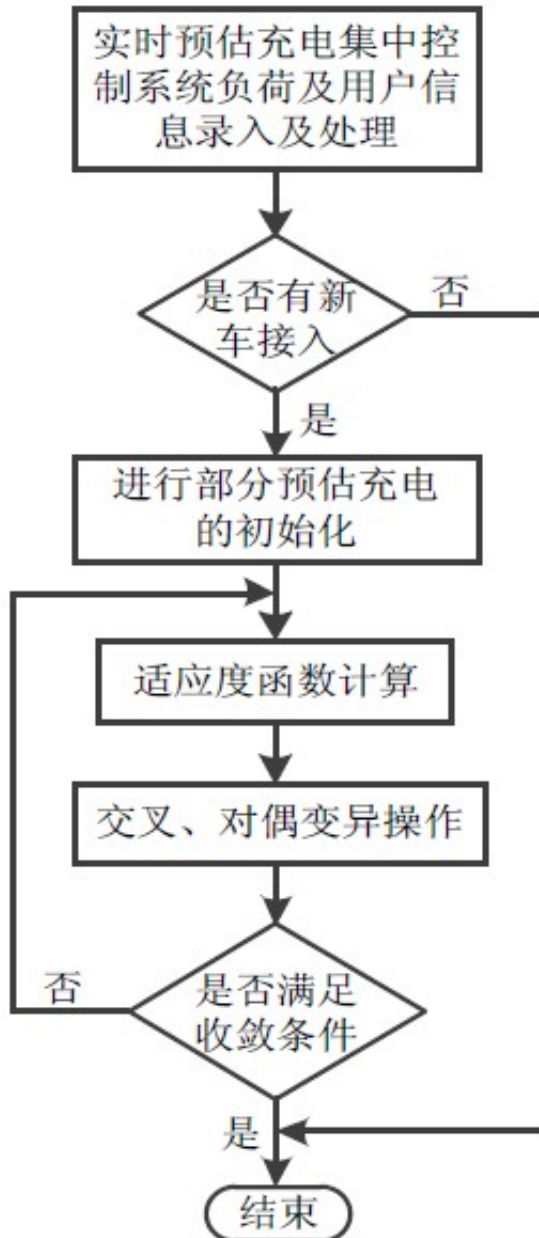


图2 改进收敛性算法流程图

4 基于蒙特卡洛模拟的仿真算例

4.1 参数设置

蒙特卡洛模拟是一种基于概率和统计理论的随机模拟。本文基于私家电动汽车的时空分布，采用蒙特卡洛方法模拟一天中私家电动汽车的行驶情况，从而建立私家电动汽车充电负荷模型。

假设某区域内有100辆私家电动汽车，且电动汽车已经实现标准化，则常规充电的充电功率设为 $P = 7\text{kW}$ 。考虑到电

动汽车电池寿命，可设 $SOC_{\min} = 0.2$ ， $SOC_{\max} = 1$ 。

改进遗传算法的参数设置如下：种群大小为300，交叉概率为0.9，交叉重复次数为5，变异概率0.1，变异窗口大小

为3，预估充电的电动汽车比例分别取 $\lambda = 0$ 、 $\lambda = 0.3$ 、 $\lambda = 0.4$ 和 $\lambda = 0.5$ 。

4.2 结果分析

图3为计及电动汽车充电的负荷曲线。图4为在不同“预估充电”电动汽车比例下负荷的峰谷差率。结合图3和图4可

以看出：在未采用预估充电时，即 $\lambda = 0$ 时，采用一般遗传算法虽然大大降低了因电动汽车无序充电而引起的负荷的剧烈增长，但其并未充分利用负荷低谷对电动汽车充电（即峰谷差率很大），且在用电高峰时仍然造成“峰上叠峰”；当采用“预估充电” $\lambda = 0.3$ 时，负荷曲线更趋于平缓，进一步优化了用电高峰时电动汽车的充电行为，未造成叠峰现象，同时，负荷峰谷差率也进一步减小。

但当“预估充电”电动汽车比例系数进一步增大 $\lambda = 0.4$ 时，虽然在负荷峰谷差率上有进一步优化，但优化效果并不明显，且负荷曲线也与 $\lambda = 0.3$ 时差异不大，当 $\lambda = 0.5$ 时，则其峰谷差率与 $\lambda = 0.4$ 趋于相同。这是由于进行“预估充电”的电动汽车比例越大，遗传算法的交叉操作的效果越弱，仅依靠变异来进行微调。因此“预估充电”的电动汽车比例应该保持在适度的范围内，否则容易陷入局部最优。

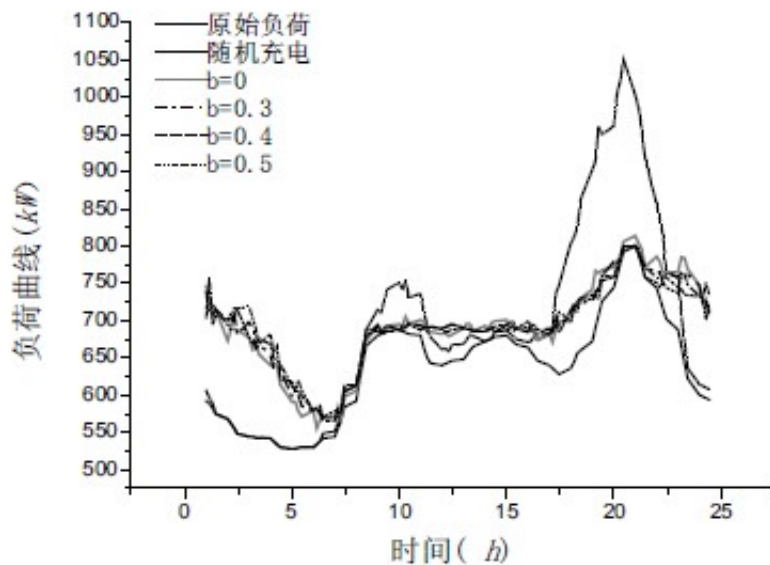


图3 计及电动汽车充电的负荷曲线

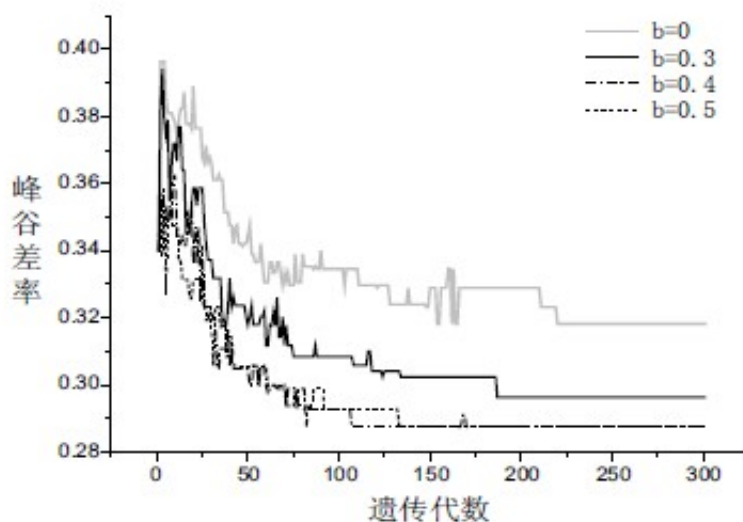


图4 不同“预估充电”电动汽车比例下负荷峰谷差率

5 结论

本文根据传统遗传算法以二进制为基础的特点,结合电动汽车用户的实际充电行为,提出了一种基于改进遗传算法的电动汽车有序充电控制策略。该策略在保证用户充电需求的前提下,对部分电动汽车采用“预估充电”的初始化方法,既克服了传统遗传算法在处理电动汽车充电问题时的搜索空间大、收敛性差等缺点,同时还降低了负荷曲线的峰谷差率,避免了“峰上叠峰”的现象。本文通过蒙特卡洛方法模拟电动汽车用户的充电行为,仿真结果表明,本文提出的基于改进遗传算法的有序充电控制策略能够有效的减小因电动汽车无序充电造成的负荷剧烈增长,减小负荷波动,避免“峰上叠峰”。

由于电动汽车不仅是充电负荷,在一定情况下还能作为移动储能为电网提供辅助服务。因此下一步的研究侧重于,通过电动汽车的V2G功能,真正地实现利用电动汽车“削峰填谷”。(刘剑欣,叶健诚,潘巍,徐青山,辛建波)

原文地址: <http://www.china-nengyuan.com/tech/59039.html>