

使用卡尔曼滤波修正蒙特卡洛 算法的电动汽车充电负荷预测研究

李小雨, 肖 汉, 李嘉逸

(中国电力工程顾问集团西南电力设计院有限公司, 四川 成都 610021)

摘要: 电动汽车将在未来迎来大规模的推广和应用, 并对电网运行产生深远影响。而电动汽车充电负荷预测将是分析电动汽车对电网运行产生影响的基础。传统的电动汽车负荷预测方法仅仅通过对电动汽车运行行为特征进行分析, 预测结果也仅仅是一种预期, 即便考虑了多种典型场景, 也难以准确描述随机性较大的电动汽车充电情况及充电功率大小。通过对电动汽车充电设施设置充电功率采样观测点, 使用测量值对蒙特卡洛预测结果进行卡尔曼滤波修正, 计算出较为符合系统状态的预测结果, 并使用某行政区进行了算例演示, 所提计算方法为研究电动汽车充电负荷精确预测和有序充电提供了新的方法探究和思路。

关键词: 电动汽车充电; 负荷预测; 蒙特卡洛算法; 卡尔曼滤波

中图分类号: TM769 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2019)05-0037-04

DOI: 10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2019.05.007

Research on Load Forecasting for Electric Vehicle Charging Using Monte Carlo Method Modified by Kalman Filter

Li Xiaoyu, Xiao Han, Li Jiayi

(Southeast Electric Power Design Institute Co., Ltd., Chengdu 610021, Sichuan, China)

Abstract: Electric vehicles (EV) are to be widely promoted and utilized, and will have great impact on power system. The load forecasting of electric vehicles is an element task for analyzing the impact. The existing Monte Carlo method is based on EV operation characteristics, whose output is merely an expectation value, far from accurate depicts on the actual situation. Within sampling real-time measurement, a Kalman filter is proposed to modify Monte Carlo method, and the method is applied in a district. This method can provide a new theoretical strategy and generate certain ideas for EV load forecasting and orderly charging.

Key words: electric vehicle charging; load forecasting; Monte Carlo method; Kalman filter

0 引言

电动汽车将在未来迎来大规模的推广和应用, 发展电动汽车是落实国家能源战略、大气污染防治计划和节能减排政策的重大战略举措, 是中国从汽车大国迈向汽车强国的必由之路。未来, 高渗透大规模接入的电动汽车将对电力系统造成深远的影响, 而电动汽车充电负荷预测将是分析电动汽车对电网运行产生影响的基础。

蒙特卡洛算法几乎是目前唯一有效、具备应用价值和可操作性的电动汽车负荷预测方法。但蒙特

卡洛算法基于电动汽车运行特征分析, 即便设置多种场景, 也难以准确和较完全地反映电动汽车充电随机性。其预测结果从根本上来讲是一种预期, 可以为电网增容改造计划、调峰能力建设、长期调度运行策略等提供依据和参考, 却无法在较小时间尺度模拟大规模电动汽车某一日不同状态下随机性的充电负荷行为。特别是在所模拟的系统出现一些特殊外界影响因素(重大集会、自然灾害、停电等)时, 预测结果将与实际情况发生明显的偏离。

下面通过对电动汽车充电设施设置充电功率采样观测点, 使用实时测量值对蒙特卡洛预测结果进行实时的卡尔曼滤波修正, 计算出较为符合系统状态的预测结果, 并以某行政区进行了算例演示。

1 电动汽车充电负荷预测的数学模型

对于电力供应网络来说,电动汽车充电负荷和普通电负荷一样,都是某个时间点接入电网用电的设备容量总和,总负荷为

$$P = \sum_{n=1}^N P_n \quad (1)$$

式中: P 为电动汽车总充电功率; P_n 为网内第 n 辆电动汽车充电功率; N 为电动汽车总量。

另一方面,从时间尺度上来说,每辆电动汽车受限于充电设施功率控制和自身使用情况,有其对应于时间充电特征曲线,将所有电动汽车充电特征曲线累加,可得到电动汽车负荷总充电负荷曲线,即:

$$P_i = \sum_{n=1}^N P_{n,i} \quad i=1, 2, 3, \dots, 1440 \quad (2)$$

式中: P_i 代表 i 时刻电动汽车充电功率; $P_{n,i}$ 为第 n 辆电动汽车 i 时刻充电功率。

2 基于蒙特卡洛的充电负荷预测及其评价

2.1 蒙特卡洛算法及充电负荷预测

1777年,法国数学家蒲丰提出用大量投针的方法求圆周率,被广泛认为是蒙特卡洛算法的起源;第二次世界大战中“曼哈顿计划”的成员乌拉姆和冯·诺伊曼正式提出了蒙特卡洛算法,用于研制原子弹;后期随着计算机科学的发展,蒙特卡洛算法被广泛应用于宏观经济学、理论物理学、金融学等领域。简单概括该算法的特点就是,基于大数定律,通过随机采样计算模拟近似结果,并且采样越多,得到正确结果的概率逐渐加大。

国内外的居民出行习惯调查研究也证明,家用车辆日内使用结束时间、使用里程都基本满足正态分布。如依据美国国家用车辆调查(national household travel survey, NHTS)的数据,家用车辆日内最后一次出行结束时刻可以表示为^[1-2]

$$h(t) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) & \mu_i-12 \leq t \leq 24 \\ \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t+24-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) & 0 \leq t \leq \mu_i-12 \end{cases} \quad (3)$$

式中: 时间采用24小时制; $\mu_i = 17.6$; $\sigma_i = 3.4$ 。

汽车用户日行驶里程的概率分布为^[2-3]

$$g(D) = \frac{1}{D \sqrt{2\pi\sigma_D^2}} \exp\left(-\frac{(\ln D - u_D)^2}{2\sigma_D^2}\right) \quad D > 0 \quad (4)$$

式中: $u_D = 3.47$, $\sigma = 0.88$ 。这种正态分布的特性,让蒙特卡洛算法成为预测电动汽车负荷的有力工具,通过构造某个随机变量的数学期望,反映出采样模拟对象的群体特征和规律,并将其作为问题的近似解。而事实上,蒙特卡洛算法几乎也是预测电动汽车负荷的唯一有效方法。

2.2 蒙特卡洛算法预测充电负荷的缺陷

使用蒙特卡洛算法时,充电负荷预测结果很大程度受随机数的真实随机性影响,这也是妨碍蒙特卡洛算法精确度的重要因素。目前主流的商用软件生成的随机数大都是在底层通过一定算法生成,数据间事实上存在一定的逻辑关系,形成部分伪随机数。这些伪随机数将可能导致预测结果与真实情况存在较大偏离。即便通过一定算法改良能获得接近“真实”随机的数据,由于模拟对象行为的随机性,在一定规模内也难以较为精确地对对象行为结果进行预测。因此有必要采取一定的修正措施,使预测结果更加精确。

其次,蒙特卡洛算法是基于概率统计理论的一种求解期望值的算法,对于一些突发状况、不可抗力等外界重大影响因素(如重大集会、自然灾害、局部停电等事件)对电动汽车充电运行特征的短期影响,几乎无法跟踪和模拟,预测结果将与实际情况发生明显的偏离。

3 使用卡尔曼滤波修正蒙特卡洛算法的电动汽车充电负荷预测

3.1 卡尔曼滤波应用

1960年,美国科学家卡尔曼(Rudolf Emil Kalman)提出了线性卡尔曼滤波器^[4],然而大多数工程实践(如控制、信号处理、通讯工程、电力系统)都是非线性系统,于是在线性卡尔曼滤波器的基础上,陆续发展出了多种非线性滤波的方法,并对其方法的精确性、有效性进行了大量研究。卡尔曼滤波器在电力系统中的应用主要包括负荷预测、电能质量分析、设备状态估计、继电保护、风力发电风速预测等^[5-8]。

3.2 数学模型

假设电动汽车充电观测系统以及估计系统均为

线性离散系统,可以认为一天中任意时刻,全网电动汽车充电负荷存在如下关系:

$$P(T) = \sum_{i=1}^n b_i(T) P(T-i) + u(T) \quad (5)$$

式中: $P(T)$ 为系统 T 时刻电动汽车充电负荷; $b_i(T)$ 为系统参数,不全为 0,表达 T 时刻以前负荷对 T 时刻的影响; $u(T)$ 为系统噪声。

而对于系统观测量,存在如下关系:

$$y(T) = P(T) + v(T) \quad (6)$$

式中: $y(T)$ 为对电动汽车充电负荷的直接观测量; $v(T)$ 为在观测过程中产生的噪声。

式(5)、式(6)可使用卡尔曼滤波状态空间方程表达为^[9-10]

$$\begin{cases} x(T) = A(T, T-1)x(T-1) + Bu(T-1) + w(T) \\ y(T) = Cx(T) + v(T) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $x(T) = [P(T), \dots, P(T-n+1)]^T$; 转移矩阵 A 为时变矩阵,即状态空间中的状态方程,

$$A(T, T-1) = \begin{bmatrix} b_1(T) & \dots & b_{n-1}(T) & b_n(T) \\ 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix};$$

B 为列矩阵,

$$B = \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{n \times 1};$$

C 为行矩阵,

$$C = [1 \ 0 \ \dots 0]_{1 \times n}.$$

此时,假设系统状态为 T ,可以根据系统的上一个状态预测出现在的状态:

$$x(T, T-1) = Ax(T-1, T-1) + Bu(T) \quad (8)$$

式中: $x(T, T-1)$ 是利用上一状态预测出的现在状态的结果; $x(T-1, T-1)$ 是上一状态最优的结果; $u(T)$ 是现在状态的控制量,如果没有控制量,可以为 0。即可以通过上一时刻电动汽车负荷预测的最优结果不断参与迭代本时刻的预测。在这个基础上,本时刻预测结果 $x(T, T-1)$ 对应的协方差可以更新为

$$P(T, T-1) = AP(T-1, T-1)A^T + Q \quad (9)$$

式中, Q 为系统过程的协方差。然后根据上一状态最优值得到的现在状态的预测值和现在状态重新测量的测量值,可以得到现在状态 T 时最优化估算值为

$$x(T, T) = x(T, T-1) + K(T) [y(T) - cx(T, T-1)] \quad (10)$$

式中 $K(T)$ 为卡尔曼增益。

$$K(T) = \frac{P(T, T-1) c^T}{cP(T, T-1) c^T + R} \quad (11)$$

其中 R 为测量噪声 $v(T)$ 的协方差。

此时便得到了系统状态 T 时的最优值 $x(T, T)$, 其协方差还存在关系:

$$P(T, T) = (1 - K(T) c) P(T, T-1) \quad (12)$$

这样便可继续往下递推 $T+1$ 状态下的系统最优值。

在电动汽车充电负荷预测的实践中,在任意 T 时刻,都可以通过蒙特卡洛算法得到 $x(T)$ 作为初始值。同时,通过测量值 $y(T)$ 对 $x(T)$ 进行卡尔曼滤波修正,得到 $T+1$ 时刻系统充电功率估算的最优值。其工作原理如图 1 所示。

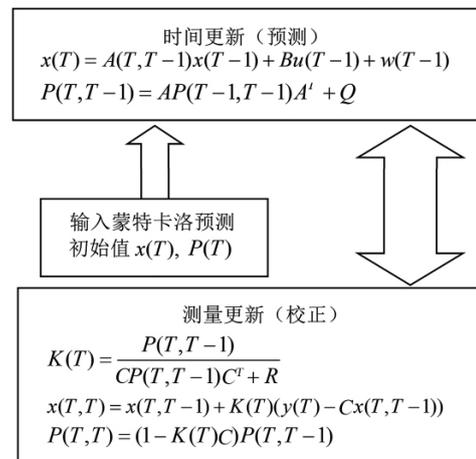


图 1 卡尔曼滤波工作原理

4 算例与分析

4.1 蒙特卡洛算法预测结果

以某行政区为例,具体分析出行方式、出行目的、出行时间、出行空间分布等居民出行特征,及以公共交通、私家车、出租车为主要分类的交通运行特征后,采用蒙特卡洛算法对该行政区一天中电动汽车充电总功率进行预测。根据相关规划文件中的调查统计数据,此区目前大约有电动汽车 1301 辆。蒙特卡洛算法设置条件为:模拟次数 100 次,总共约 1301 辆电动汽车,所有车辆容量约为 30 kWh,专用、家用慢充约为 7 kW/桩,商场、公共停车场快充、公共快充约为 45 kW/桩,充电桩主要充电起始时段集中在 8:00、12:00、18:00、19:00,起始时间标

准差约为 1~2 h。模拟结果图 2 所示,一天中充电高峰时段主要在 20:00 左右,低谷时段主要在凌晨 5:00 左右。

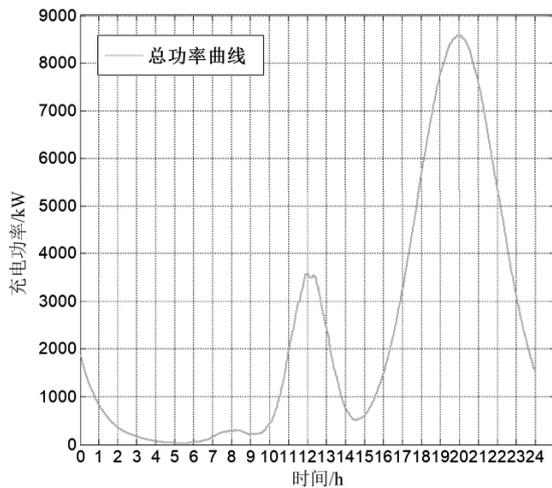


图2 某行政区电动汽车一天内充电功率总需求

4.2 卡尔曼滤波后的预测结果

该行政区目前共有电动汽车充电设施合计约 2024 个,其中公交、市政、物流等专用充电桩 674 个;城市及景点公共充电桩 430 个;机场公共充电桩 230 个;政府公务、网约车、电动租赁及其他分散自用充电桩合计约 690 个。

在某一日在各个电动汽车充电设施分布区域设置观测点,统计电动汽车实时充电总功率,由于难以做到对每个充电设施实行实时监控,故采用片区采样加权平均值的办法进行统计,主要观测点统计结果如表 1 所示。

表 1 某行政区电动汽车实时充电观测点统计结果

观测类型	观测结果计算负荷/kW	
	高峰时段	低谷时段
专用充电设施	1239	0
公共充电设施	1652	90
自用充电设施	5370	147
合计	8262	237

在一天中的 T 时刻,以对 $T+1$ 时刻的蒙特卡洛模拟结果为初始值,结合测量结果,启动卡尔曼滤波修正,得到 T 时刻经卡尔曼滤波的初次修正值,即为对 $T+1$ 时刻的优化预测值。进入 $T+1$ 时刻后, T 时刻完成的对 $T+1$ 时刻的优化结果又成为了对 $T+2$ 时刻进行预测的初始值。这时,结合对 $T+2$ 时刻的蒙特卡洛模拟结果和测量值,再次启动卡尔曼滤波修正,得到对 $T+2$ 时刻的优化预测结果,并依照此规则对一天中所有的时刻进行预测,结果如图 3 所示。

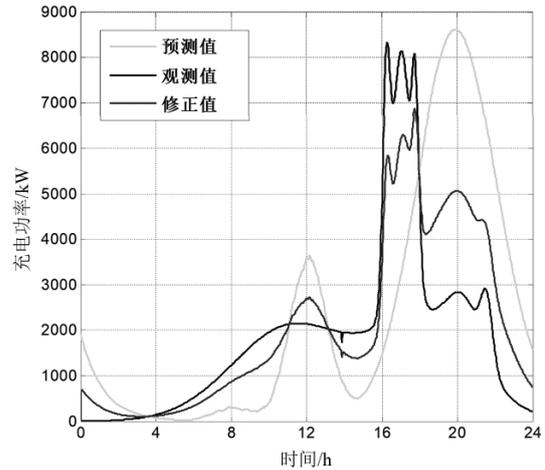


图3 使用卡尔曼滤波修正的充电功率总需求

5 结 语

蒙特卡洛算法几乎是目前电动汽车充电负荷预测的唯一有效且可操作性强的方法,但是总的来说其预测结果仍然是一种具有一定误差的预期,且由于电动汽车实际运行的随机性,无法做到较为精确的实时、短期充电负荷预测。通过对蒙特卡洛算法预测电动汽车充电总功率的传统方法进行分析,提出了结合实时测量值使用卡尔曼滤波对蒙特卡洛预测结果进行修正的方法,对电动汽车充电负荷进行较为精确的实时统计、短期预测。

所提出的方法目前可用于电动汽车实时、短期充电负荷规模预测,并为电网调峰能力建设、电网设施增容改造计划提供参考。远期来看,随着能源互联网的建设,包括电网在内的能源供应网络设备信息共享互通增强,将能通过统一的电动汽车充电设施运行监控平台,实时关注区域全社会电动汽车充电负荷。单纯的电动汽车实时、短期负荷预测的重要性将大大削弱,但是伴随着能源互联网建设的配套政策如实时电价、电力现货市场的进一步实践,精确的电动汽车实时、短期负荷预测将仍能为高渗透率下电动汽车有序充电、电力市场交易、能源互联网经济运行调度发挥重要作用。

参考文献

- [1] Taylor J, Maitra A, Alexander M, et al. Evaluation of the Impact of Plug-in Electric Vehicle Loading on Distribution System Operations [C]//Proceedings of 2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting, Calgary, Canada, 2009: 1-6. (下转第 50 页)

知报文特征构成一颗报文特征串树。该方法可以用于含通配符特征串的模糊匹配,还能准确地更新报文特征库。

3) 基于 3D 打印的轻便式外壳设计。为了使研制出的测试仪方便携带以及外型美观,经过技术分析和比较后采用 3D 打印技术制作测试仪的外壳,并将相互连接的各模块放入其中。

4) 泛在电力物联网应用的有益探索。智能变电站便携式接口回路测试仪的研制,是在大力推进电力物联网建设的大背景下实施的。所设计的智能变电站便携式接口回路测试仪对 GOOSE 报文的捕获和共享以及其内部智能算法对 GOOSE 报文关键语段的筛选,都体现着泛在电力物联网“移动互联、人机交互、信息高效处理、应用便捷灵活”的智慧服务系统的本质。

虽然成功研制出了智能变电站便携式接口回路测试仪,但更深层次的报文分析机制并没有进步。下一步将基于大数据理论深度挖掘 GOOSE 报文的传输机制和常见的故障模式,研制一种专用于 GOOSE 报文的快速分析仪,助力高效实施智能站年检及改造工作。

参考文献

[1] 戴彦,王刘旺,李媛,等. 新一代人工智能在智能电网中

(上接第 40 页)

[2] 苗世洪,徐浩,钱甜甜,等. 扩展时间尺度下的电动汽车有序充电策略[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(23): 5959-5967.

[3] Qian K J, Zhou C K, Allan M, et al. Modeling of Load Demand Due to EV Battery Charging in Distribution Systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2): 802-810.

[4] Kalman R E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems [J]. Transactions of the ASME, Journal of Basic Engineering, 1960, 82(Series D): 35-45.

[5] 谢开,汪峰,于尔铿,等. 应用 Kalman 滤波方法的超短期负荷预报[J]. 中国电机工程学报, 1996, 16(4): 245-249.

[6] 贾嵘,杨可,原丽,等. 基于卡尔曼滤波和加窗插值谐波分析法的介损测量方法[J]. 电网技术, 2007, 29(31): 52-55.

[7] 潘迪夫,刘辉,李燕飞. 基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J]. 电网技术,

的应用研究综述[J]. 电力建设, 2018, 39(10): 1-11.

[2] 葛磊蛟. 含分布式电源的智能配用电云平台关键技术及评估方法[D]. 天津: 天津大学, 2016.

[3] 贾宏杰,穆云飞,余晓丹. 对我国综合能源系统发展的思考[J]. 电力建设, 2015, 36(1): 16-25.

[4] 邱剑. 电力中文文本数据挖掘技术及其在可靠性中的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.

[5] 刘晓放,黄育松,姬源. 大数据分析在电力行业自动化系统故障预测中的应用[J]. 信息与电脑(理论版), 2017(23): 151-152.

[6] 宋康. 基于“大数据”的调度自动化云平台研究[J]. 通讯世界, 2016(22): 47-48.

[7] 钟向宇. 电力自动化系统在大数据背景下的数据处理分析[J]. 科技传播, 2016, 8(18): 113-114.

[8] 唐健. 电力自动化系统在大数据背景下的数据处理分析[J]. 硅谷, 2014, 7(22): 4-4.

[9] 江秀臣,盛戈皞. 电力设备状态大数据分析的研究和应用[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1041-1050.

[10] 严英杰,盛戈皞,陈玉峰,等. 基于大数据分析的输变电设备状态数据异常检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 52-59.

作者简介:

龚华麟(1985),主要从事继电保护研究与检修工作;
张择策(1992),主要从事继电保护检修工作。

(收稿日期: 2019-05-04)

2008, 32(7): 82-86.

[8] 李江,王义伟,魏超,等. 卡尔曼滤波理论在电力系统中的应用综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(6): 135-144.

[9] 张民,鲍海,晏玲,等. 基于卡尔曼滤波的短期负荷预测方法的研究[J]. 电网技术, 2003, 27(10): 39-42.

[10] 马静波,杨洪耕. 自适应卡尔曼滤波在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2005, 29(1): 75-79.

作者简介:

李小雨(1989),硕士研究生,工程师,主要从事电力系统规划设计工作;
肖汉(1975),硕士研究生,高级工程师,研究方向为电力系统规划设计;
李嘉逸(1975),硕士研究生,高级工程师,研究方向为智能电网技术、电力系统保护等。

(收稿日期: 2019-05-08)