

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105776

有源配电网中插电式电动汽车的 模糊负荷建模与优化规划

魏秋兰 朱布博 刘涛

(陕西交通职业技术学院 汽车工程学院 西安 710018)

摘要: 针对电网内逐渐增加的插电式电动汽车充电桩负荷模糊负荷模型问题,设计了基于线性重投影算法的数据模糊化过程,利用多列深度卷积模糊神经网络对数据进行分析,利用线性重投影算法的逆函数对数据进行解模糊,最终利用24 h时序下的输入数据前推24 h进行高精度预测估计。结果为该算法在大时序前推幅度的数据预测估计计算需求下,大幅度提升了传统曲线估计算法的精度。结果表明,该模型有效提升了电动汽车充电电网的管理效率,适用于插电式汽车充电桩的负荷管理。

关键词: 有源配电网;电动汽车;充电桩;模糊负荷模型;算法优化;神经网络

中图分类号: TM425 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4031

Fuzzy load modeling and optimal planning of plug in electric vehicles in active distribution network

Wei Qiulan Zhu Bubo Liu Tao

(School of Automotive Engineering, Shaanxi College of Communication Technology, Xi'an 710018, China)

Abstract: Aiming at the problem of fuzzy load model of plug-in electric vehicle charging pile load increasing gradually in power grid, a data fuzzification process based on linear re projection algorithm is designed. Multi column deep convolution fuzzy neural network is used to analyze the data, and the inverse function of linear re projection algorithm is used to solve the data fuzzification. Finally, the input data in 24 h time sequence is used to push forward 24 h for high precision degree prediction and estimation. The results show that the model effectively improves the management efficiency of electric vehicle charging grid, and is suitable for load management of plug-in vehicle charging pile.

Keywords: active distribution network; electric vehicle; charging pile; fuzzy load model; algorithm optimization; neural network

0 引言

我国十四五规划中,初步普及插电式电动汽车和逐步停产停售内燃机汽车已经列出时间表,未来短期内,国内插电式电动汽车充电桩将逐步普及。插电式电动汽车充电桩除提供低压大功率汽车充电功能外,还将在桩电动汽车作为蓄能装置对电网进行反哺。即插电式电动汽车的充电桩的工程学意义是一个双向低压大功率电气设备。文献[1]提出,当前国内的插电式电动汽车提供直流750 V最大负载电流480 A的快充服务,最大充电功率可达360 kW,而实际接入电源为220 V单相交流电。即其内置变压器装置、稳压装置、整流装置、充电保护和充电控制装置,其本身为一个包含了抗性、容性、阻性负荷的复杂大功率用电器。

文献[2]提出,按照5年内实现插电式汽车普及率80%,持续充电同时率5%计算,2019年国内的机动车保有量3.6亿辆,其中轿车2.7亿辆,则理论电动车持续充电总负荷可达到3800 GW,该充电量已经超过当前国内发电总装机容量。即可认为在十四五末,国内电力负荷的主要用电器将从空调设备转为电动汽车充电桩设备。

文献[3]提出,采用通用大容量低压用电负荷管理方案进行充电桩网络管理并构建相应运行模型,该模型管理条件下需要对充电桩集群系统构建独立电源系统和用电系统。即社区充电桩系统无法实现与社区居民用电系统的联合管理。

所以,采用基于数学模型的大数据系统开发方法,对插电式电动汽车的模糊负荷建模研究,对包含充电桩的大负

收稿日期:2021-02-02

• 108 •

荷居民用电系统的充电桩负荷部分进行管理。该研究将充分优化现有充电汽车充电桩管理系统的算法架构,提升充电桩电网配电管理效率和电源管理效率,实现对居民用单电网管理信息系统的进一步升级。

1 插电式电动汽车的充电模型

插电式电动汽车的充电过程是电能转化为车载电池组化学能的过程,不论采用传统的酸性电池、锂离子电池还是新型电池,其充电控制过程基本一致,均为首先采用大功率快充实现电池的基础电量充电,充至电池蓄电能力的75%~80%,随后逐渐降低用电功率,实现对电池的充电保护^[4]。该充电过程如图1所示。

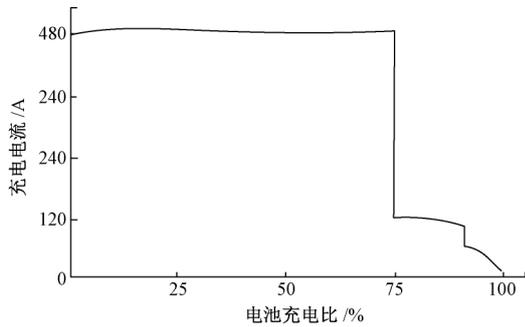


图1 电池充电过程的充电保护及充电控制

图1中,电池充电过程主要分为3个阶段,第1是全功率快充阶段,占充电电量的75%~80%,占充电时间的50%~60%;第2是小电流充电阶段,占充电电量的15%~20%,占充电时间的30%~40%;第3是微小电流的电池维护充电阶段,占充电电量的5%~10%,占充电时间的10%~20%。

除上述充电状态外,充电桩还包括两种状态^[5],1)是热备状态,此时充电桩的变压器、整流器等功能组件保持一定的抗性负荷和容性负荷;2)是冷备状态,此时充电桩除用电回路线损外,不产生任何负荷。另外,当插电式电动汽车满电后,充电桩转入双向用电状态,即其部分电量可反哺到充电电网,即在用电尖时和峰时,可使部分满电状态的电动汽车反向为其他充电桩供电,以减轻电网压力^[6]。

所以,电动汽车充电桩的运行负荷参数,可根据式(1)推出^[7]:

$$Q_c(t) = U(t)I(t) + P_C + P_L + P_S \quad (1)$$

式中: $U(t)$, $I(t)$ 为时刻 t 时的充电电压和充电电流; P_C , P_L , P_S 分别是控制回路容性负荷、抗性负荷对充电桩的负荷影响以及充电桩的供电线损。

2 充电负荷模糊神经网络模型的搭建

上述分析可得,插电式电动汽车的充电过程负荷状态较为复杂,一方面受到电动汽车充电低谷时影响,另一方面受到充电桩运行状态和充电微网运行状态影响,其群体主

观影响大于设备性能影响,所以如果对插电式电动汽车充电桩的负荷状态进行建模,仅能构建统计学模型。而该统计方法以差分回归分析为主,但差分回归分析的曲线估计能力有限,为了充分约束充电桩系统的负荷曲线,应引入模糊神经网络模型对其进行建模^[8]。

2.1 数据的输入输出及模糊处理

如果充电桩的负荷进行深度迭代回归建模,则其输入数据为负荷时序数据。根据该时序数据,利用模糊神经网络进行深度迭代回归,则其输入量应为前24h的负荷录波图数据。受制于负荷计量设备的性能,该数据的采样频率为1Hz,即每秒采集1条负荷记录。24h数据共拥有86400条数据^[9]。该数据采集过程如图2所示。

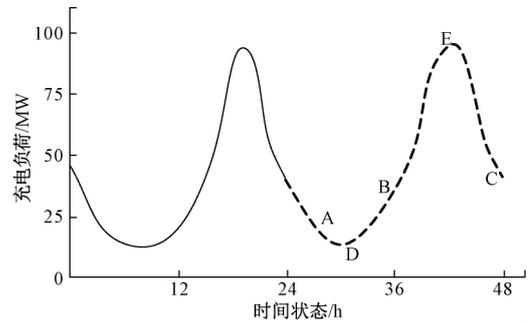


图2 数据的输入输出模式

图2中,因为数据回归分析中不可避免大数据分析的混沌效应和蝴蝶效应,则要求输出数据量远小于输入数据量,一般输出数据量不超过输入数据量的5%。但对该回归结果数据的实际控制中,仅需要获得两个重点数据,即后续24h内的谷值数据和峰值数据,以及该两个数据产生的时间节点。同时输出第26h(回归数据的第2h)、36h、48h数据。即该神经网络仅需要输出5个估计数据,而无需拟合整个估计曲线。该5个估计数据包括负荷值数据和负荷发生时间点数据,因为图2中A、B、C三点的的时间节点固定,所以该神经网络仅需需要输出7个数据,即A、B、C三点的负荷值数据,作为D、E数据的验证数据,以及D、E数据的负荷值数据和时间节点数据^[10]。

输入数据为带量纲数据,且数值较大,为了方便神经网络对其进行处理,应对其模糊化处理,使其数据投影到 $[0,1]$ 区间内。参考相关文献,此时数据模糊化模型应选用minmax模型,即对数据进行线性重投影,使最大值为1.000,最小值为0.000,且所有输出数据为无量纲数据^[11]。此时数据模糊处理函数如式(2)所示。

$$y_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2)$$

式中: x_i 为输入数据列的第 i 个数据; y_i 为第 i 个输入数据对应的输出数据; $\max(x)$, $\min(x)$ 为输入数据列的最大值和最小值。

解模糊过程中,将上述minmax模糊方程进行反算,即可得到数据输出值,如式(3)所示。

$$y_i = \min(x) + x_i \cdot (\max(x) - \min(x)) \quad (3)$$

式中:数学符号含义同式(2)。

2.2 神经网络的模型架构设计

根据前文分析,该模糊神经网络的数据模糊部分是通过 minmax 重投影函数对输入的 85 400 个节点数据进行初步治理,形成模糊数据序列,同时提取 86 400 个数据的指针值 t 作为控制变量,将模糊数据序列输入 7 列并行的多列深度卷积神经网络后,每一列神经网络输出一个值,进而通过数据解模糊过程输出前文分析中所需的 7 个输出值^[12]。上述业务流如图 3 所示。

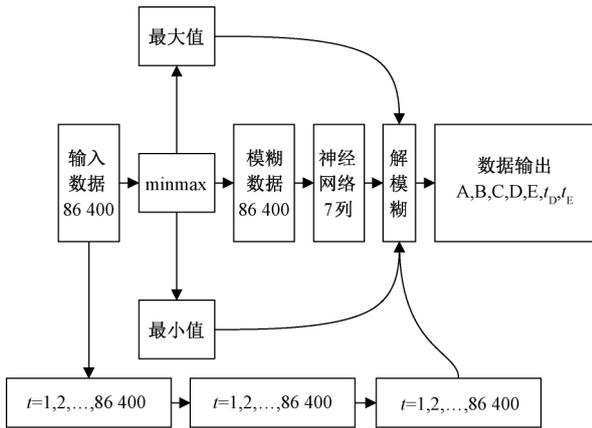


图 3 神经网络的整体架构模型业务流

图 3 中,神经网络模块为一组 7 列并行的多列深度卷积神经网络模块,每列模块的输入层、隐藏层、输出层架构相同,且输入值均为 86 400 个 $[0, 1]$ 区间上的双精度浮点变量,输出值均为 1 个双精度浮点变量,通过训练对神经网络充分收敛,使其输出值投影也处于 $[0, 1]$ 区间附近。

神经网络模块的统计学意义是将数据无损卷积,参照相关研究文献,数据无损卷积率最高的节点函数是多项式回归函数,使用该函数作为节点基函数进行节点设计,数据无损卷积率可达 35%,而配合使用的二值化函数,数据无损卷积率可达 70%^[13]。故该神经网络架构如表 1 所示。

表 1 神经网络架构

网络层次	节点数	输入数据量	节点函数
输入层	86 400	86 400	多项式
第 1 层	30 240	86 400	多项式
第 2 层	10 584	30 240	多项式
第 3 层	3 704	10 584	多项式
第 4 层	1 296	3 704	多项式
第 5 层	453	1 296	多项式
第 6 层	158	453	多项式
第 7 层	55	158	多项式
第 8 层	19	55	二值化
第 9 层	13	19	二值化
第 10 层	9	13	二值化
第 11 层	6	9	二值化
输出层	1	6	多项式

表 1 中,神经网络的输入层和输出层均采用多项式回归函数作为基函数,隐藏层的第 1~7 层也采用多项式回归函数作为基函数,该函数如式(4)所示,隐藏层第 8~11 层采用二值化函数作为基函数,该函数如式(5)所示,该神经网络共包含 11 层隐藏层,其隐藏层节点数为 46 530 个,总节点数为 132 938 个。

多项式回归函数的基函数可写做:

$$Y = \sum_i \sum_{j=0}^5 A_j X_i^j \quad (4)$$

式中: X_i 为第 i 个输入节点的输出值; Y 为该节点输出值; j 为多项式阶数; A_j 为第 j 阶多项式的待回归系数。

二值化函数的基函数可写做:

$$Y = \sum (A \cdot e^x + B)^{-1} \quad (5)$$

式中: X_i 为第 i 个输入节点的输出值; Y 为该节点输出值; e 为自然常数; A, B 为待回归系数。

3 模型训练收敛与算法效能验证

选用 2019 年 1 月 1 日~2019 年 12 月 31 日实际运行数据对该神经网络模型进行训练,使其收敛到输出值基本收敛到 $[0, 1]$ 区间,因为第 $i+1$ 个时序 t 周期最大值可能超过第 t 个时序的最大值,且第 $i+1$ 个时序 t 周期最小值可能小于第 t 个时序的最小值,所以该区间不可能完全收敛到 $[0, 1]$ 区间内。实际测试中,数据收敛到 $[-0.3, 1.45]$ 区间收,基本稳定^[14]。当数据收敛完成后,对该算法模型的算法效能进行仿真验证,验证用数据集选用 2020 年 1 月 1 日~2020 年 12 月 31 日数据进行仿真验证^[15]。

对比方案为 SPSS 下的曲线估值算法结果,利用 SPSS 根据上述 7 个目标输出变量的估计精度,对比分析该算法给出的最终估计结果的数据价值。比较分析中,输入数据为第 $i-1$ 天 24 h 内的输入数据量计算第 i 天 24 h 内关键节点的数据。其原因为如果单方面加大输入数据量,势必加大卷积神经网络的节点量,导致算力资源需求增加,计算成本激增。比较项目为输出结果与实际发生值的最大偏差率。该比较结果如表 2 所示。

表 2 算法效能验证结果 %

比较项目	A	B	C	D	t_D	E	t_E
对比算法	0.32	7.62	18.54	0.49	0.59	34.93	28.41
革新算法	0.17	0.27	0.19	0.23	0.31	0.18	0.22
t	8.276	0.000	0.000	4.527	9.093	0.000	0.000
P	0.005	0.000	0.000	0.004	0.008	0.000	0.000

表 2 中, t 值与 P 值来自 SPSS 数据分析软件中给出的双变量 t 校验结果, t 值来自双变量 t 校验输出结果的 Value 值, t 值越小,认为数据的差异性越大,当 $t < 10.000$ 时认为数据存在统计学差异, P 值来自双变量校验输出结果的 log 值, P 值越小,代表数据的统计学意义越显著,当

$P < 0.05$ 时,认为该结果处于置信空间内,当 $P < 0.01$ 时,认为该结果具有显著的统计学意义。表 2 对比数据中,除 A、D 数据 t 值接近 10.000 外,其他评价均给出了 $t = 0.000$ 且 $P = 0.000$ 的差异性评价。

综合分析表 2 中数据,可以发现以下 2 点特征:

1) 基于 SPSS 曲线估计的传统负荷统计分析模型,根本算法在于根据既有离散数据生成回归函数,再根据该回归函数前推时序指针,从而获得相应的估计结果。该算法在时序轴上距离既有数据最前端距离越远,其估计误差越大。相关文献研究中,该算法仅可对前推时序不超过原始数据时序 10% 的时序轴区间数据估计有统计学价值。而该模型算法与数据输出量在数据输入量的占比有关,虽然其数据压缩比仍然要求不超过 10%,但该数据输入量达到 86 400 个,而输出数据为 7 个前提下,其数据估计值完全可以控制在统计学价值范围中。所以,有限时序轴数据前推较大时序轴区间时,只要需要精确控制的数据点数量可以得到有效控制,则使用神经网络算法可以得到更高的远期前推数据估价值。

2) 该模型算法根据 24 h 内的实际发生值前推 24 h 的关键时间点数据估计值,与实际运行记录相比,最大偏差 0.31%,对应传统数据估计方法结果在此时并非最高误差,传统模型估计误差是其 1.9 倍。而其最小估值误差为 0.17%,此时传统模型估计误差也较低,是其 1.9 倍。传统方法给出的最大估计误差为 34.93%,对应的该模型算法给出误差为 0.18%,传统方法估计误差是该算法估计误差的 194.1 倍。传统模型算法误差范围最小 0.32%,最大 34.93%,误差分布偏差较大,而该模型算法的误差范围为 0.17%~0.31%,误差分布较为稳定。

综上,该插电式电动汽车充电桩负荷分布情况的分析模型革新后,可以在关键节点估计值的分析过程中,基本无视估计时序轴长度与输入时序轴长度的比值,可以给出高精度高可用的负荷估计分析结果。

4 结 论

该研究在针对性数学模型的基础上充分提升了充电桩管理过程的复杂性,丰富了神经网络应用于充电桩管理算法的前置数据治理方案,提升了控制精度。也应认清该管理模型在一般充电桩模型下进行设计,在个案条件下仿真验证,其普遍适用性仍需要进行持续研究。该研究中表现出的模型控制误差率误差率表现远超过 SPSS 曲线估计模型下的传统负荷模型。

参考文献

- [1] 贾本军,周建中,陈潇,等.水电站变出力系数的神经网络估计方法[J].水力发电学报,2021,40(1):88-96.
- [2] 张金金,张倩,马金辉,等.基于 EWT 和 LSSVM 模型的短期电力负荷预测[J].制造业自动化,2021,43(1):38-42.
- [3] 康义,师刘俊,郭刚.基于 WT-IPSO-BPNN 的电力系统短期负荷预测[J].电气技术,2021,22(1):23-28,62.
- [4] 邵传雍,杜兆斌,CHAUVEAU E,等.基于马尔科夫状态转移的家居负荷预测模型[J].电力需求侧管理,2021,23(1):55-60.
- [5] 段炼,洪海生,乡立,等.考虑分时段负荷行为的短期负荷预测方法[J].电力需求侧管理,2021,23(1):77-83.
- [6] 成贵学,陈昱吉,赵晋斌,等.基于 NBA-SVR 的日最大负荷预测[J].电工电气,2021(1):11-16.
- [7] 丁施尹,谭锡林,叶萌,等.含高比例分布式光伏的母线负荷预测方法[J].可再生能源,2021,39(1):117-122.
- [8] 万灿,宋永华.新能源电力系统概率预测理论与方法及其应用[J].电力系统自动化,2021,45(1):2-16.
- [9] 王立威,张启龙.基于 BP 神经网络的区域配电网短期电力负荷预测[J].电子制作,2021(1):49-51,100.
- [10] 王永伟,李新龙,田斐,等.基于人群搜索算法的电网短期用电负荷预测研究[J].电网与清洁能源,2020,36(12):35-40.
- [11] 车玉龙,王晓茹,吕晓琴,等.基于最优箱宽直方图的牵引变电所负荷概率建模方法[J].电力自动化设备,2020,40(12):186-194.
- [12] 洪居华,林毅,刘友波,等.基于改进经验模态分解法和 T-Copula 的短期负荷预测[J].实验室研究与探索,2020,39(11):24-29,39.
- [13] 黎晨阳,张沈习,程浩忠,等.计及相关性的电气互联区域综合能源系统概率多能流计算[J].电力系统自动化,2020,44(21):42-49.
- [14] 杨小刚,王慧华.基于负载的新能源汽车充电桩控制系统设计[J].现代电子技术,2020,43(24):131-134.
- [15] 张建辉.电动汽车充电基础设施电气设计探讨[J].现代建筑电气,2020,11(11):30-34.

作者简介

魏秋兰,副教授,硕士,主要研究方向为汽车电子技术、新能源车汽车。

E-mail:huyang20210106@163.com

朱布博,讲师,硕士,主要研究方向为新能源车汽车。

刘涛,副教授,硕士,主要研究方向为交通规划及新能源车汽车。