

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.05.009

含非线性残差的新能源汽车规模预测方法

董晓红¹, 冯芷蔚¹, 张家安¹, 刘宁²

(1. 河北工业大学人工智能与数据科学学院, 天津 300131;

2. 国网冀北电力有限公司张家口供电公司, 河北 张家口 075000)

摘要:掌握新能源汽车规模发展的趋势对政府调控、车企发展方向和能源部门决策都具有重要意义,据此文中提出一种含非线性残差的新能源汽车规模预测方法。首先,利用区间预测的方法对经济、政策不确定性进行研究;其次,在考虑规模预测的残差条件下,采用组合预测模型和支持向量回归(SVR)模型,分别对线性成分、非线性残差进行预测;最后,以全国新能源汽车规模为例,得到未来新能源汽车规模的区间范围。通过对比不同预测方法,验证文中方法的有效性,并分析不同政策因素对新能源汽车的规模演化影响,可为后期充电设施等相关规划提供参考。

关键词:新能源汽车;区间预测;组合模型;支持向量回归(SVR);非线性残差;规模演化

中图分类号:TM715

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)05-0076-09

0 引言

新能源汽车具有能源利用率高、节能环保等显著优势,对减少石油依赖、保障国家能源安全、实现经济社会可持续发展具有重要意义^[1-2]。基于能源安全、环境保护以及建设汽车工业强国的考虑,新能源汽车产业未来仍是我国的战略性新兴产业,是国家重点支持的发展对象。新能源汽车的普及对电力需求的影响很大,因此开展新能源汽车规模发展预测对引导相关产业规划布局具有重要战略意义。

在汽车规模预测需要考虑的因素方面,国内外开展了一些研究。文献[3-5]建立回归模型,以考虑汽车需求与人均国内生产总值、可支配收入、消费者心理等因素之间的关系。近年来分析新能源汽车规模相关经济影响因素的变化多采用移动平均自回归模型(autoregressive integrated moving average model, ARIMA)^[6-7]考察时间序列的动态点预测,文献[8]利用 ARIMA 区间预测的方法对研究对象进行上下限的预测。对新能源汽车规模预测的方法中,文献[9]以千人汽车保有量法预测远期电动汽车规模;文献[10-11]利用 Bass 模型,全面考虑内外部因素的优势,对我国电动汽车保有量进行预测。但由于新能源汽车历史数据较少,现有文献中的预测结果仍与实际数据存在一定的差距,这主要是因为政府政策因素难以量化。文献[12]分析在政策出台下,通过 Bass 模型的实证,研究新能源

汽车发展对汽车业的影响。文献[13]分析包含经济、政策的宏观因素对电动汽车保有量的影响,建立数学预测模型。新能源汽车在前期技术积累、市场导入期间需要政府大力支持,因此文中充分考虑经济影响因素,寻求分析不同政策力度对预测结果的影响。

在预测模型方面,文献[14]充分考虑汽车保有量所关联的各种影响因素,利用多元回归模型进行规模预测;文献[15]利用 Gompertz 模型和 Logistic 模型预测英国电动汽车购置率的变化情况;文献[16]在城市设施和政策环境等因素对汽车市场规模的限制下对未来全球电动汽车市场进行预测;文献[17]利用 ARIMA 模型预测电动汽车月销量,并分析季节性变动的影响;因为新能源汽车相关数据随机波动性较大,文献[18]利用改进三次指数平滑模型对电动汽车充电负荷进行预测;同样光伏自身也存在波动特性,文献[19]采用支持向量回归(support vector regression, SVR)模型对光伏发电功率的残差序列进行预测,不断修正预测模型以具有更高的精度;文献[20]综合多种预测方法克服了单预测模型的局限性和片面性,对某省 2014 年—2020 年电动汽车保有量发展趋势进行预测;针对复杂的预测问题时,文献[21]利用先分解复杂系统后集成的思想,分别用不同的模型对电动汽车销量的线性部分和非线性偏差部分进行预测后集成得到最终的销量预测。

由于新能源汽车发展的历史数据较少,新兴产品的特性比较复杂,受到诸多因素的影响,因此数据存在波动性、突现性。对于已有的单一预测模

收稿日期:2022-04-12;修回日期:2022-07-24

基金项目:河北省自然科学基金资助项目(E2020202131)

型,亟须建立更全面、更系统的预测模型,因此文中提出一种含非线性残差的新能源汽车规模区间预测方法。首先,借助区间估计的理论,对影响因素进行区间预测;然后具体利用组合模型分析拟合时间序列值,高效提取各单一模型的有效信息;最后考虑残差校正,降低预测模型对波动性与突现性的敏感度。

1 新能源汽车规模发展的不确定性分析

新能源汽车的发展受多种因素影响,这些因素主要可分为2种:经济因素和政策因素。经济因素与新能源汽车技术水平和国家经济水平相关,包括人均可支配收入、工业生产总产值、人均国内生产总值、充电桩数量等经济指标;政策因素与外部环境相关,包括国家相关扶持政策对新能源汽车规模的影响程度^[22-24]。

文中采用ARIMA对影响因素进行预测。该模型适合用于预测时间序列数值数据,揭示时间序列过去与现在、将来与现在的相互关系。其主要是通过 d 次差分实现数据平稳化,然后将因变量对其滞后值(阶数)以及随机误差项的现值和滞后值进行回归所建立的模型。ARIMA(p, d, q)具体包括3个参数:其中 p 表示自回归方程阶数; d 表示差分次数; q 表示平均过程阶数。

为确定以上3个参数,首先要对数据进行平稳化处理,按移位水平对某些异常离散值进行处理以表现出平稳性,即时序数据的均值和方差不发生变化之后进行差分处理以使数据更平稳;其次,从差分运算后的时序图上观察平稳性确定 d 参数;然后观察自相关函数(auto correlation function, ACF)图和偏相关函数(partial auto correlation function, PACF)图的拖尾及截尾情况,采用赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)函数定阶法确定 p, q 值。基于拟合的具体情况,利用德宾-沃森(Durbin-Watson, D-W)检验结果对模型进行检验,当D-W值接近2时,认为选取的参数理想,从而预测影响新能源汽车规模的各项因素。

对于各种影响因素的时间序列,可将时间表达为: $t \in t^- \cup t^+$,其中 t^- 表示历史时间集,在此时间集下影响因素值为真实值; t^+ 表示预测时间集,在此时间集下的影响因素值为待预测值。对于各种影响因素的时间序列,通过分析历史影响因素 $Z(t)$ 的变化情况,建立一个反映其变化趋势的影响因素预测模型M。利用历史数据验证模型时,得到验证值与真实值之间的误差 $E(t)$,利用ARIMA建立误差预

测模型 M_E 。得到影响因素预测模型和误差预测模型后,利用历史时间集验证影响因素,并调整误差预测模型,调节过程如下:

(1) 对 t 时刻 $t \in t^-$,采用模型M验证影响因素 $\tilde{Z}^-(t)$ 。

(2) 令 $i=1$,采用误差预测模型 $M_E(i)$ 验证 t 时刻的误差 $\hat{E}_i(t)$,利用式(1)对初始验证值 $\tilde{Z}^-(t)$ 进行校正,得到校正值 $\tilde{Z}_i^*(t)$ 。

$$\tilde{Z}_i^*(t) = \tilde{Z}^-(t) + \hat{E}_i(t) \quad t \in t^- \quad (1)$$

(3) 利用式(2)计算残差。

$$E_i(t) = Z^-(t) - \tilde{Z}_i^*(t) \quad (2)$$

判断 $E_i(t)$ 是否达到精度,当残差检验结果满足预测精度,则得到误差预测模型;否则,利用影响因素预测模型进行下一次预测,并根据式(3)对预测值进行再次校正,得到校正值 $\tilde{Z}_{i+1}^*(t)$ 后,利用式(4)再次计算残差 $E_{i+1}(t)$ 。

$$\tilde{Z}_{i+1}^*(t) = \tilde{Z}^-(t) + \hat{E}_1(t) + \hat{E}_2(t) + \dots + \hat{E}_i(t) \quad (3)$$

$$E_{i+1}(t) = Z^-(t) - \tilde{Z}_{i+1}^*(t) \quad (4)$$

重复前述过程,直到残差检验结果满足预测精度,得到误差预测模型。

由于影响因素时间序列存在非平稳化、不确定性问题,采用带置信区间的影响因素预测方法,具体如下:

(1) 利用模型M预测影响因素 $\tilde{Z}^+(t), t \in t^+$ 。

(2) 利用模型 $M_E(i)$ 预测误差 $\hat{E}_i^+(t)$ 。

(3) 确定影响因素上限。将校正后的结果作为上限值 $\bar{Z}(t)$:

$$\bar{Z}(t) = \tilde{Z}^+(t) + \sum_i \hat{E}_i^+(t) \quad (5)$$

(4) 确定影响因素下限。根据(5)中得到的预测序列 $\bar{Z}(t)$,假设 $\bar{Z}(t)$ 近似服从正态分布,方差未知,根据区间估计理论^[8]可得:

$$V = \frac{B(\bar{Z}(t)) - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \sim t(n-1) \quad (6)$$

式中: V 为服从自由度 $n-1$ 的 t 分布; $B(\bar{Z}(t))$ 为影响因素的样本均值; σ 为样本方差; n 为样本个数; μ 为误差的均值。

在置信度 $1-\alpha$ 下,确定分数位 $t_{\alpha/2}(n-1)$,使:

$$P\left(\frac{B(\bar{Z}(t)) - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \leq t_{\alpha/2}(n-1)\right) = 1 - \alpha \quad (7)$$

得出影响因素下限:

$$\underline{Z}(t) = \bar{Z}(t) - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2}(n-1) \quad (8)$$

最终得到影响因素预测的置信区间为 $[\underline{Z}(t), \bar{Z}(t)]$ 。

2 新能源汽车规模区间预测方法

2.1 新能源汽车规模预测方法框架

综合考虑新能源汽车发展影响因素,联系各影响因素之间的差异性与关联性,结合多模型各自特点,文中提出的新能源汽车规模预测方法主要包括 3 个模型,具体框架如图 1 所示。

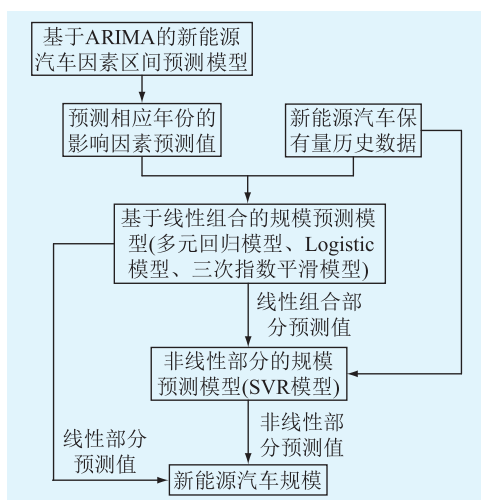


图 1 新能源汽车规模预测方法框架

Fig.1 Framework of new energy vehicles scale prediction method

2.2 基于线性组合的新能源汽车规模预测模型

为发挥各个预测模型的优势以提高精度,文中利用多元回归模型、Logistic 模型和三次指数平滑模型,建立基于线性组合的新能源汽车规模预测模型来预测确定线性趋势部分的新能源汽车规模。

2.2.1 多元回归模型

采用多元回归模型预测新能源汽车规模,能够充分分析影响新能源汽车规模发展涵盖的诸多因素,选取人均可支配收入、工业生产总值、人均国内生产总值、充电桩数量和政策因素,具体如式(9)所示。

$$\hat{y}_1(t) = a_0 + a_1x_1(t) + a_2x_2(t) + a_3x_3(t) + a_4x_4(t) + a_5x_5(t) \quad (9)$$

式中: $\hat{y}_1(t)$ 为该模型新能源汽车预测值; a_0 为常数项; a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 为模型的回归系数; $x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t), x_5(t)$ 分别为人均可支配收入、工业生产总值、人均国内生产总值、充电桩数量和政策因素。

该模型首先利用影响因素的历史值,计算其皮尔逊相关系数,分析新能源汽车规模与各因素之间拟合程度的高低,得到影响因素相关性较大的变量。然后,利用最小二乘法,确定选取变量的回归系数。最后,利用新能源汽车规模影响因素预测模型中得到各关键变量的点预测值,分别确定该模型历史年的新能源汽车规模 $\hat{y}_{1,0}(t)$ 和预测年的新能源汽车规模 $\hat{y}_1(t)$;并根据得到的影响因素上、下限预测值 $\underline{Z}(t), \bar{Z}(t)$,确定相应的新能源汽车规模上下限。

2.2.2 Logistic 模型

汽车作为一种耐用品,其扩散规律将经历 3 个阶段,即“缓慢增长—快速增长—饱和”。通过类比分析,新能源汽车也将经历同样的变化过程。Logistic 模型能够较好地对新能源汽车规模进行预测。文中利用 Logistic 模型来分析新能源汽车规模在社会环境背景下经济、政策等因素下的演化趋势,克服了其他模型无限增长的特点。该模型新能源汽车规模预测值为:

$$\hat{y}_2(t) = \frac{F\hat{y}_{2_0}e^{rt}}{F + \hat{y}_{2_0}(e^r - 1)} \quad (10)$$

式中: \hat{y}_{2_0} 为 $t=0$ 时刻的新能源汽车规模,即预测起始年的新能源汽车规模; r 为新能源汽车规模的增长速率; F 为环境承载力,即环境所能容纳的新能源汽车最大规模。

首先利用新能源汽车规模历史值,以平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)指标最小,确定参数环境承载力 F 和新能源汽车规模的增长速率 r ;然后分别得到历史年的新能源汽车规模 $\hat{y}_{2,0}(t)$ 和预测年的新能源汽车规模 $\hat{y}_2(t)$ 。

2.2.3 三次指数平滑模型

三次指数平滑法模型是指数平滑法中常用的一种模型,能够充分利用近期观察值对预测值的作用,加大了近期观察值的权数使预测值能够迅速反映实际的变化,具体该模型 $t' + T$ 年新能源汽车规模预测值为:

$$\hat{y}_3(t' + T) = b_T + c_T t' + d_T t'^2 \quad (11)$$

式中: t' 为预测步长,如 $t' = 1$ 即为一年; b_T, c_T, d_T 均为第 T 年的平滑系数,满足式(12)一式(14)的关系。

$$b_T = 3S_{T,1} - 3S_{T,2} + S_{T,3} \quad (12)$$

$$c_T = \beta/2(1 - \beta)^2[(6 - 5\beta)S_{T,1} - (10 - 8\beta)S_{T,2} + (4 - 3\beta)S_{T,3}] \quad (13)$$

$$d_T = \beta^2/2(1 - \beta)^2(S_{T,1} - 2S_{T,2} + S_{T,3}) \quad (14)$$

式中: β 为静态平滑系数,且 $0 < \beta < 1$; $S_{T,1}, S_{T,2}, S_{T,3}$ 分别为第 T 年对应的一次、二次、三次指数平滑值,具体可由式(15)一式(17)确定。

$$S_{T,1} = \beta y_T + (1 - \beta) S_{T-1,1} \quad (15)$$

$$S_{T,2} = \beta S_{T,1} + (1 - \beta) S_{T-1,2} \quad (16)$$

$$S_{T,3} = \beta S_{T,2} + (1 - \beta) S_{T-1,3} \quad (17)$$

式中: y_T 为实际值。

该模型首先利用新能源汽车历史数据值,以MAPE指标最小,确定平滑值 β 。再由式(15)一式(17)算出 $S_{T,1}, S_{T,2}, S_{T,3}$,并代入式(12)一式(14)可得该模型的参数 b_T, c_T, d_T 。然后分别得到历史年的新能源汽车规模 $\hat{y}_{3,0}(t)$ 和预测年的新能源汽车规模 $\hat{y}_3(t' + T)$,即 $\hat{y}_3(t)$ 。

2.2.4 确定线性组合模型的权重

对于模型的组合,利用历史数据,结合适当的算法可确定各自的权重,以提高预测精度。文中以新能源汽车组合预测值与历史真值的均方误差(mean square error, MSE)最小为优化目标,如式(18)所示。

$$\begin{cases} \min E_{\text{MSE}} = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M (y_{\text{true}}(t) - y(w(t)))^2 \\ \text{s.t.} \sum_{i=1}^L w_i(t) = 1 \\ w_i(t) \geq 0 \end{cases} \quad (18)$$

式中: E_{MSE} 为组合预测值与历史真值的均方误差值; M 为历史数据的年数; $y_{\text{true}}(t)$ 为新能源汽车的历史真值,具体定义见式(19); $y(w(t))$ 为该组合模型预测值,该值与优化变量 $w_1(t), w_2(t), w_3(t)$ 有关,具体定义见式(20); L 为子模型的个数; $w(t)$ 为模型在 t 年的权重集合,由2.2节3个预测模型在 t 年的权重 $w_1(t), w_2(t), w_3(t)$ 构成。

$$y_{\text{true}}(t) = w_1(t) \hat{y}_{1,0}(t) + w_2(t) \hat{y}_{2,0}(t) + w_3(t) \hat{y}_{3,0}(t) \quad (19)$$

$$y(w(t)) = w_1(t) \hat{y}_1(t) + w_2(t) \hat{y}_2(t) + w_3(t) \hat{y}_3(t) \quad (20)$$

首先利用粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)求解上述优化问题,确定各组合权重 $w_1(t), w_2(t), w_3(t)$;然后基于此权重系数,结合各子预测模型的新能源汽车预测值 $\hat{y}_1(t), \hat{y}_2(t), \hat{y}_3(t)$,确定最终线性趋势部分的新能源汽车点预测值 $y(t)$ 并分别代入多元回归模型的上下限预测值,得到不同的权重值以及线性部分的新能源汽车上下限预测值。

2.3 含非线性残差的新能源汽车规模预测模型

用于时间序列函数回归的SVR模型适用于高

维度、小样本、非线性数据的准确预测。将基于线性组合的新能源汽车规模预测模型的验证值与历史值间的残差添加到SVR模型,新能源汽车影响因素作为输入,确定该模型参数,并进行残差预测,其基本原理为给定一样本 $(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$,其中 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \mathbf{R}^N (i, j=1, 2, \dots, N)$,用一个非线性函数 $\varphi(\mathbf{x}_i)$ 将各影响因素样本输入向量映射到高维特征空间,并进行线性回归,得到残差的点预测值和区间上下限预测值。其回归函数可以描述为:

$$f(\mathbf{x}_i) = \mathbf{v}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b \quad (21)$$

式中: $f(\mathbf{x}_i)$ 为预测值; \mathbf{v} 为权重向量; $\varphi(\mathbf{x}_i)$ 为非线性映射函数; b 为偏差值。

基于拟合误差和结构风险最小的原则,有:

$$\begin{cases} \min \left(\frac{1}{2} \mathbf{v}^T \mathbf{v} + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \right) \\ \text{s.t.} \begin{cases} y_i - f(\mathbf{x}_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ f(\mathbf{x}_i) - y_i + b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0; C \geq 0; i = 1, 2, 3, \dots, N \end{cases} \end{cases} \quad (22)$$

式中: ε 为回归误差; C 为惩罚因子,计算有误差时的惩罚度; ξ_i, ξ_i^* 为松弛变量,均用于调整数据对模型的偏差; $y_j \in \mathbf{R}$,为目标值。 $\mathbf{v}^T \mathbf{v} / 2$ 用来控制模型的复杂度;结构风险为 $C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*)$ 。

根据对偶性,目标函数(22)可转化为二次规划问题进行求解,其解为:

$$f(\mathbf{x}_i) = \sum_{i=1}^N (\lambda_i^* - \lambda_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \quad (23)$$

式中: λ_i, λ_i^* 为通过对偶问题得到拉格朗日乘子; $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\varphi(\mathbf{x}_i), \varphi(\mathbf{x}_j))$ 为非线性SVR所使用的核函数。文中选用的径向基核函数如式(24)所示,其具有较宽的收敛域,是较为理想的函数。通过引入核函数,将低维非线性转化为高维线性关系进行解决。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-g \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (24)$$

式中: g 为变量映射在高维空间中的复杂程度,并利用二级网格法确定模型中的参数 C, g 。二级网格法是将 C, g 分别取 n, m 个值,用 $n \times m$ 个 (C, g) 的组合来预测参数预测的精度,最终确定一组参数。

3 实例分析

文中选取2013年—2020年全国人均可支配收入、工业生产总产值、人均国内生产总值、充电桩数量4个经济指标数据作为基础数据,以上数据来源于国家统计局年鉴和中国新能源汽车充电基础设施促进联盟。全国2013年—2020年新能源汽车保有量

及充电桩保有量数据,具体如表 1 所示。

表 1 全国 2013 年—2020 年新能源汽车保有量及充电桩保有量

Table 1 Ownership of new energy vehicles and charging piles from 2013 to 2020

年份	充电桩数量/万个	新能源汽车保有量/万辆
2013 年	2.3	1.8
2014 年	2.8	9.0
2015 年	4.0	58.3
2016 年	11.6	109.0
2017 年	21.4	153.0
2018 年	33.1	261.0
2019 年	51.6	381.0
2020 年	80.7	492.0

3.1 影响因素预测分析

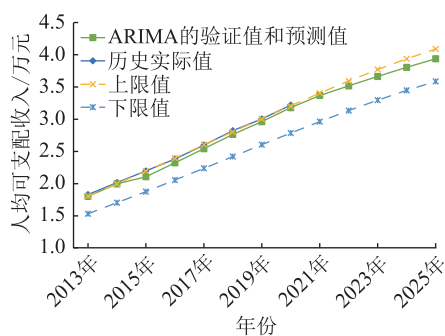
根据 AIC 定阶准则,利用 ARIMA 筛选经济和政策影响因素较为适合模型 M 的参数,同样用此模型建立误差预测模型 M_{E1} 得到相应的参数,并根据以上参数得到的模型,预测 2021 年—2025 年相关影响因素,结果如图 2 所示。根据新能源补贴额度梯度演变情况,取 2013 年—2020 年续航里程 400 km 及以上车型最高可获补贴(国家补贴+地方补贴)作为新能源汽车补贴参考,以及《关于完善新能源汽车推广应用财政补贴政策的通知》中提到 2021 年—2022 年补贴标准分别在上一年基础上退坡 10%,20%。以上数据作为历史实际值对新能源补贴额度进行预测,得到预测值,如图 3 所示。

由图 2 和图 3 可知,影响因素预测模型 M 的预测精度较高,但是仍存在与真实值的偏差,经过误差预测模型 M_E 对预测值进行校正后预测更加准确。不难看出点预测难以描述经济及政策影响因素变化存在波动性及不确定性,而区间预测可以在一定的概率水平上来判断估计值的取值范围,并且包络了个别点预测不能精准预测的波动较大的值。

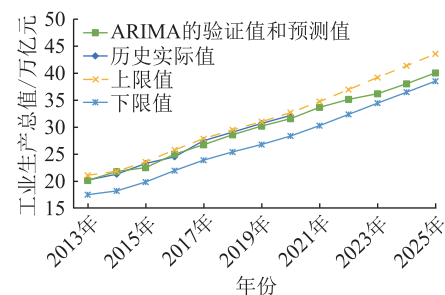
3.2 文中方法参数拟合的结果分析

通过相关系数选取多元线性回归模型中影响新能源汽车规模变化的因素。其中,人均可支配收入、工业生产总产值、人均国内生产总值、充电桩数量、政策驱动因子的相关系数值均达到 0.9 以上,所以文中将以上因素都选为模型的关键变量进行分析。

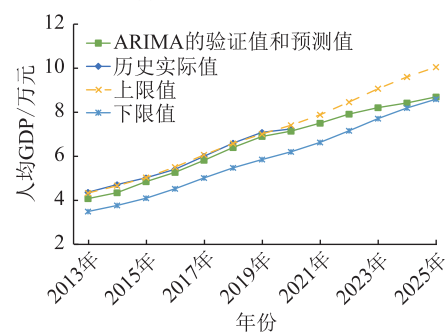
利用 2013 年—2020 年的新能源汽车规模数据及影响因素数据,拟合可得到的线性组合子模型参数。利用新能源汽车各子模型拟合值及预测的上下限值和相应年份的历史真值,以 E_{MSE} 最小为目标,优化确定各模型的权重。新能源汽车点预测的



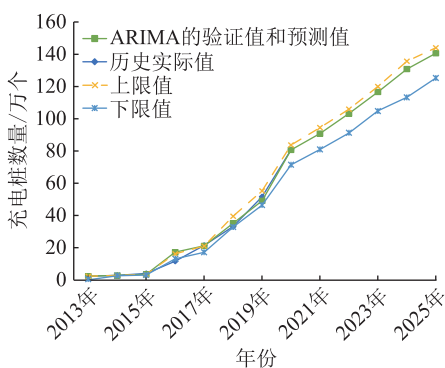
(a) 人均可支配收入预测结果



(b) 工业生产总产值预测结果



(c) 人均国内生产总值预测结果



(d) 充电桩数量预测结果

图 2 经济影响因素预测值

Fig.2 Predicted result of economic influencing factors 具体迭代情况如图 4 所示, E_{MSE} 最小为 9.389, 从而确定各自的比例权重分别为 0.282, 0.688, 0.031, 得出 2013 年—2020 年全国新能源汽车规模拟合结果如图 5 所示。通过对比新能源汽车规模的验证值和历史实际值,可以得到的误差百分比最高值为 10.69%、最低值为 0.54%。且随着时间推移误差逐渐减少,故该预测方法可用性较高。

再结合基于 ARIMA 的新能源汽车影响因素区

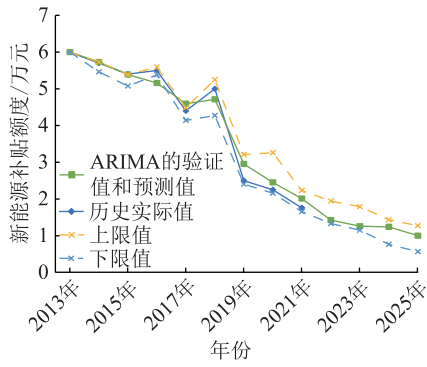


图3 政策影响因素预测值

Fig.3 Predicted value of policy influencing factors

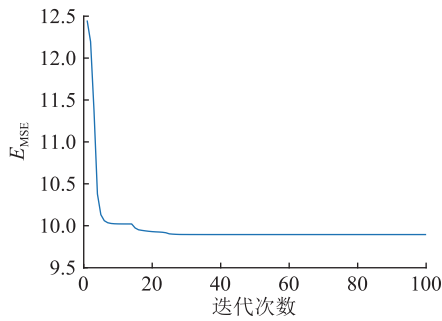
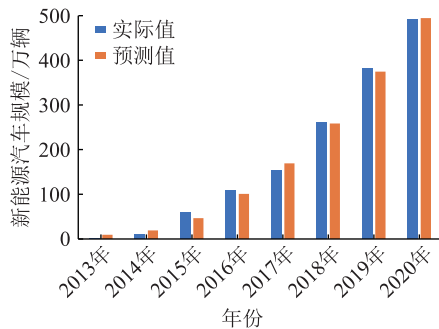
图4 迭代次数 100 时 E_{MSE} 的变化情况Fig.4 The E_{MSE} for 100 iterations

图5 全国新能源汽车规模拟合结果

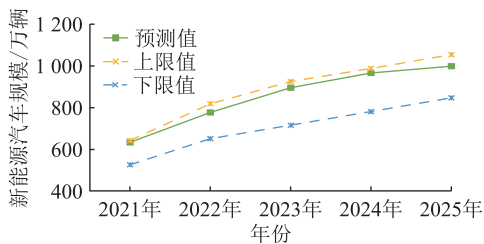
Fig.5 Fitting results of national new energy vehicle scale
间预测模型,拟合得到 2021 年—2025 年新能源汽车规模演化情况如图 6 所示。

图6 2021 年—2025 年新能源汽车规模演化

Fig.6 Scale of new energy vehicles from 2021 to 2025

3.3 对比分析

利用 2013 年—2020 年新能源汽车市场规模,

现设置不同模型预测方法,具体如下。

方法一:利用多元回归模型(A)拟合新能源汽车规模趋势。

方法二:利用 Logistic 模型(B)拟合新能源汽车规模趋势。

方法三:利用三次指数平滑模型(C)拟合新能源汽车规模趋势。

方法四:利用多元回归模型+Logistic 模型+三次指数平滑模型(A+B+C)拟合新能源汽车规模趋势。

方法五:利用多元回归模型+SVR 模型(A+D)拟合新能源汽车规模趋势。

方法六:利用 Logistic 模型+SVR 模型(B+D)拟合新能源汽车规模趋势。

方法七:利用三次指数平滑模型+SVR 模型(C+D)拟合新能源汽车规模趋势。

方法八:利用线性组合模型与 SVR 模型(A+B+C+D)拟合新能源汽车规模趋势。

线性单模型、线性组合模型与原始数据拟合结果如图 7 所示。新能源汽车规模的变化趋势与实际值较为接近,但仍存在着一定的差异。结合表 2 给出的单模型拟合评估指标 E_{MAPE} 与均方根误差(root mean squared error, RMSE) E_{RMSE} , 并与组合模型相比,单模型的 E_{MAPE} 值与 E_{RMSE} 值较高,说明单模型拟合程度不及线性组合的效果明显。

表 2 各模型拟合效果评估指标对比
Table 2 Comparison of prediction and evaluation indexes of each model

模型	方法	E_{MAPE}	E_{RMSE} /万辆
线性单模型	方法一	0.447	15.255
	方法二	0.305	10.367
	方法三	0.232	30.288
组合模型	方法四	0.370	8.338
	方法五	0.205	2.331
	方法六	0.149	1.686
	方法七	0.424	4.792
	方法八	0.108	1.150

由表 2 可知,简单的线性模型与非线性模型组合下 E_{MAPE} 值与 E_{RMSE} 值有不同程度的降低,可以达到提高精度的效果;通过权重优化的线性组合模型结合非线性模型的方法八的 E_{MAPE} 值和 E_{RMSE} 值最小,并且预测精度明显优于单模型预测。因此,用文中方法即方法八来预测新能源汽车的规模演化更加精准。

在文中方法基础上,分别在 2020 年后政府采取加强补贴政策(2020 年之后补贴每年以增加 10%递增)、补贴力度不退坡(2020 年后保持 2020 年的补

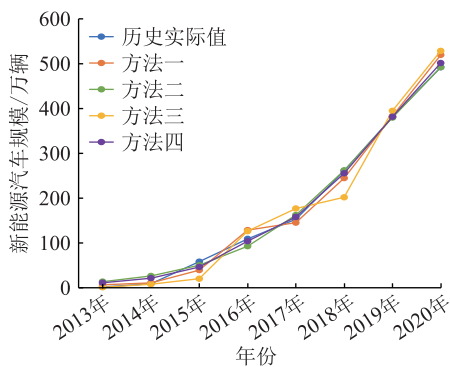


图7 线性单模型和线性组合模型下
新能源汽车规模拟合结果

Fig.7 Scale evolution trend of new energy vehicles under linear single model and linear combination model

贴额度不变)和常规政策(如图3的补贴预测情况),新能源汽车规模结果如图8所示。

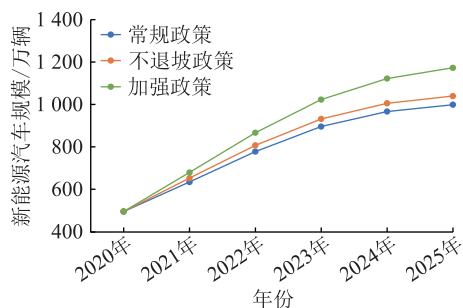


图8 不同政府环境对新能源汽车规模演化的影响

Fig.8 The impact of different government environments on the scale evolution of new energy vehicles

由图8可知,在不同的政策力度下新能源汽车的规模趋势呈现不同的走向。当对补贴继续进行加强,受到价格的影响新能源汽车将呈现大幅度的增长趋势。

对于不退坡政策,其规模发展速度与常规政策下相比,所差不多,但规模量仍有差距,可以看出补贴政策还存在某种程度上的影响。如目前新能源汽车的发展已达到一定水平,此时将补贴循序渐进下调,很大程度减弱了情绪的反弹,如图8常规政策也能呈现稳定且良性的发展状态。文中预测结果也具有一定的局限性,目前新能源汽车关键技术预测年限中假设不会出现变化,如果未来成本、电池性能等关键技术有所突破,则新能源汽车的发展也许会有较大的波动与跳跃。

4 结语

文中首先提出基于ARIMA的区间影响因素预测模型,确定影响因数的上下限,充分分析各影响因素随着时间发展的不确定性。然后采用组合模型利用单模型所反映的有效信息,弥补单项模型的缺

陷,能对新能源汽车规模线性特征进行预测,并对非线性残差部分单独分析,修正线性组合模型的预测结果,有效提高预测准确度。通过 E_{MAPE} 和 E_{RMSE} 指标对比各种模型的预测效果,结果显示线性组合模型与非线性模型结合的预测方法, E_{MAPE} 和 E_{RMSE} 值均小于其他模型方法。根据新能源汽车历史数据,得到2021年—2025年全国新能源汽车规模变化的趋势,新能源汽车的发展仍处于商品发展模型的前中期,仍有较大的发展潜力。

参考文献:

- [1] LIU X Y, FENG T Y. Energy-storage configuration for EV fast charging stations considering characteristics of charging load and wind-power fluctuation [J]. Global Energy Interconnection, 2021, 4(1): 48-57.
- [2] FANG C, ZHAO X J, XU Q, et al. Aggregator-based demand response mechanism for electric vehicles participating in peak regulation in valley time of receiving-end power grid [J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(5): 453-463.
- [3] 张琳娟, 许长清, 王利利, 等. 基于OD矩阵的电动汽车充电负荷时空分布预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 82-91.
ZHANG Linjuan, XU Changqing, WANG Lili, et al. OD matrix based spatiotemporal distribution of EV charging load prediction [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(20): 82-91.
- [4] 姚颖蓓, 陆建忠, 傅业盛, 等. 华东地区电动汽车发展趋势及用电需求预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(4): 141-145.
YAO Yingbei, LU Jianzhong, FU Yesheng, et al. Electric vehicle development trends and electricity demand forecast in East China [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(4): 141-145.
- [5] ZHENG J H, ZHOU Y, YU R J, et al. Survival rate of China passenger vehicles: a data-driven approach [J]. Energy Policy, 2019, 129: 587-597.
- [6] 肖鸿民, 马海飞, 康彦玲. 两种死亡率预测方法的比较 [J]. 统计与决策, 2020, 36(23): 5-8.
XIAO Hongmin, MA Haifei, KANG Yanling. Comparison of two mortality prediction methods [J]. Statistics & Decision, 2020, 36(23): 5-8.
- [7] 李娜, 薛俊强. 基于最优ARIMA模型的我国GDP增长预测 [J]. 统计与决策, 2013(9): 23-26.
LI Na, XUE Junqiang. China's GDP growth forecast based on optimal ARIMA model [J]. Statistics & Decision, 2013(9): 23-26.
- [8] 赖国书. 基于自回归求和滑动平均模型的居民区电动汽车负载特性分析 [J]. 科学技术与工程, 2018, 18(34): 176-182.
LAI Guoshu. Analysis on load characteristics of electric vehicles in residential areas based on auto regressive integrated moving average model [J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(34): 176-182.

- [9] 黄汉远,顾丹珍,郑德博. 远期大规模的电动汽车与分布式光伏接入配电网的负荷预测模型[J]. 可再生能源,2021,39(5):650-657.
HUANG Hanyuan, GU Danzhen, ZHENG Debo. The load forecasting model of long-term large-scale electric vehicle and distributed photovoltaic access distribution network[J]. Renewable Energy Resources,2021,39(5):650-657.
- [10] 曾鸣,曾繁孝,朱晓丽,等. 基于 Bass 模型的我国电动汽车保有量预测[J]. 中国电力,2013,46(1):36-39.
ZENG Ming, ZENG Fanxiao, ZHU Xiaoli, et al. Forecast of electric vehicles in China based on Bass model[J]. Electric Power,2013,46(1):36-39.
- [11] 王萌. 电动汽车充换电站网络布局与运营研究[D]. 北京:北京交通大学,2017.
WANG Meng. Research on layout and operating of electric vehicle charging station[D]. Beijing:Beijing Jiaotong University,2017.
- [12] 周玲芝,孙竹,孙林,等. 新能源汽车发展对传统汽车业的影响:基于 Bass 模型的实证研究[J]. 国际经济合作,2018(2):37-42.
ZHOU Lingzhi, SUN Zhu, SUN Lin, et al. Influence of new energy vehicle development on traditional automobile industry: an empirical study based on Bass model[J]. Journal of International Economic Cooperation,2018(2):37-42.
- [13] 李丹奇,郑建勇,史明明,等. 电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力工程技术,2019,38(1):75-83.
LI Danqi, ZHENG Jianyong, SHI Mingming, et al. Prediction of time and space distribution of electric vehicle charging load [J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(1):75-83.
- [14] 罗志军,黄立新,雷霆,等. 基于粒子群算法的汽车保有量预测方法[J]. 计算机测量与控制,2017,25(9):146-149.
LUO Zhijun, HUANG Lixin, LEI Ting, et al. Car ownership prediction based on PSO[J]. Computer Measurement & Control,2017,25(9):146-149.
- [15] PALMER K, TATE J E, WADUD Z, et al. Total cost of ownership and market share for hybrid and electric vehicles in the UK, US and Japan[J]. Applied Energy,2018,209:108-119.
- [16] 杜伟娟. 基于 logistic 模型的全球电动汽车市场发展预测研究[J]. 赤峰学院学报(自然科学版),2011,27(9):6-8.
DU Weijuan. Research on the development forecast of global electric vehicle market based on logistic model[J]. Journal of Chifeng University (Natural Science Edition),2011,27(9):6-8.
- [17] 缪辉,唐晨添,罗露璐. 基于 ARIMA 模型的新能源汽车销量预测[J]. 企业科技与发展,2020(10):97-98.
MIAO Hui, TANG Chentian, LUO Lulu. Sales forecast of new energy vehicles based on ARIMA model[J]. Sci-Tech & Development of Enterprise,2020(10):97-98.
- [18] 王森,冯耀轩,邓文雄,等. 考虑时空特性分布的电动汽车充电负荷预测[J]. 浙江电力,2016,35(12):15-20.
WANG Sen, FENG Yaoxuan, DENG Wenxiong, et al. Charging load forecasting of electric vehicle based on the characteristics of spatiotemporal distribution [J]. Zhejiang Electric Power, 2016, 35(12):15-20.
- [19] 刘家庆,张弘鹏,郭希海,等. 基于 SVR 残差修正的光伏发电功率预测模型[J]. 电力工程技术,2020,39(5):146-151.
LIU Jiaqing, ZHANG Hongpeng, GUO Xihai, et al. Prediction model of photovoltaic power generation based on SVR residual correction[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5):146-151.
- [20] 郭云鹏,彭明伟,李梁,等. 基于多信息融合的电动汽车保有量预测模型分析[J]. 浙江电力,2015,34(1):55-58.
GUO Yunpeng, PENG Mingwei, LI Liang, et al. Analysis on EV amount forecasting model based on multi-source information fusion[J]. Zhejiang Electric Power,2015,34(1):55-58.
- [21] 谢乐琦. 基于 TEI@I 方法论的电动汽车销量预测模型研究[D]. 广州:华南理工大学,2019.
XIE Leqi. Reseach on sales forecast model of electric vehicle based on TEI@I method[D]. Guangzhou:South China University of Technology,2019.
- [22] 王瑞妙,陈涛,刘永相. 弹性系数法和千人保有量法预测电动汽车保有量[J]. 农业装备与车辆工程,2011,49(6):40-43,48.
WANG Ruimiao, CHEN Tao, LIU Yongxiang. Electric vehicle holdings prediction using elasticity and thousand holdings methods[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2011, 49(6):40-43,48.
- [23] 周思宇. 电动汽车充电负荷对配电网的影响及有序充放电策略[D]. 徐州:中国矿业大学,2020.
ZHOU Siyu. Influence of electric vehicle charging load on distribution network and orderly charging and discharging strategy [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology,2020.
- [24] 李振坤,钱晋,宋治儒. 考虑电动汽车停泊概率的配电网接纳电动汽车能力评估方法[J]. 智慧电力,2021,49(11):31-37.
LI Zhenkun, QIAN Jin, SONG Zhiru. Evaluation method of electric vehicle hosting capacity in distribution network considering electric vehicle parking probability [J]. Smart Power, 2021, 49(11):31-37.

作者简介:



董晓红

董晓红(1989),女,博士,讲师,研究方向为电动汽车充放电控制与充电设施规划;

冯芷蔚(1996),女,硕士在读,研究方向为电动汽车规模与充电负荷预测(E-mail:1067791412@qq.com);

张家安(1975),男,博士,讲师,研究方向为新能源发电系统及其智能化。

New energy vehicle scale prediction method with nonlinear residuals

DONG Xiaohong¹, FENG Zhiwei¹, ZHANG Jiaan¹, LIU Ning²

(1. School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300131, China;

2. State Grid Zhangjiakou Power Supply Company of Jibei Electric Power Co., Ltd., Zhangjiakou 075000, China)

Abstract: Analyzing the development trend of the scale of new energy vehicles is of great significance to the government regulation, the development direction of vehicle enterprises and the decision-making of the energy department. A new energy vehicle scale prediction method with nonlinear residuals is proposed in this paper. Firstly, the interval prediction method is used to study the uncertainty of economic policy. Secondly, considering the residual of scale prediction, the combined prediction model and support vector regression (SVR) model are used to predict the linear component and nonlinear residual respectively. Finally, the range of new energy vehicles scale in the future is obtained by taking the scale of national new energy vehicles as an example. By comparing different prediction methods, the effectiveness of the proposed method is verified, and the impact of different policy factors on the scale evolution of new energy vehicles is analyzed. The proposed method provides a corresponding reference for later charging facilities and other related planning.

Keywords: new energy vehicle; interval forecast; combined forecasting model; support vector regression (SVR); nonlinear residual; scale evolution

(编辑 李栋)

(上接第 30 页)

Harmonic characteristics analysis of modular multilevel matrix converter for fractional frequency transmission system

SUN Yuwei¹, CHANG Jingtian¹, FU Chao¹, GUO Feng², ZHOU Jinghao³, GAO Benfeng¹

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources

(North China Electric Power University), Baoding 071003, China; 2. State Grid Taizhou Power

Supply Company of Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Taizhou 318000, China;

3. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310007, China)

Abstract: The modular multilevel matrix converter (M3C) is the core equipment for fractional frequency transmission system (FFTS). The AC-AC conversion of M3C leads to direct coupling of the ac electrical quantities at different frequencies, causing complex harmonic distribution. In order to analyze the harmonic characteristics of the M3C, the analytical expression of the submodule capacitor ripple voltage is derived based on the operating principle of M3C at first. On this basis, the analytical formulas of the nine bridge arms currents harmonics are derived, taking into account the coupling of all four frequency components of the capacitor voltage. The relationships between the multi-frequency harmonic currents of bridge arm and the system currents on two sides are analyzed, as well as the key factors affecting the amplitudes of ripple voltage/harmonic current are discussed. The results show that in steady-state, the currents at frequencies ω_1 and ω_2 flow into the ac systems as the positive-sequence fundamental currents; the currents at frequencies $3\omega_1$ and $3\omega_2$ flow into the ac system as the zero-sequence components; the remaining harmonics are circulated in the converter. A zero-sequence current mitigation control strategy for the M3C is proposed. The accuracy of the theoretical harmonic analysis and the effectiveness of the control strategy are verified by simulations in Matlab/Simulink.

Keywords: fractional frequency transmission system (FFTS); modular multilevel matrix converters (M3C); harmonic analysis; frequency coupling; capacitors ripple voltage; arm current

(编辑 方晶)