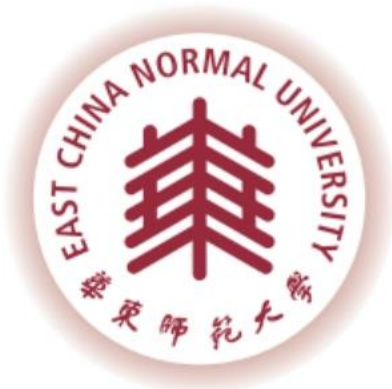


2024 届本科生学士学位论文

学校代码: 10269



華東師範大學
East China Normal University

本科生毕业论文

中国新能源汽车销量预测及区域政策效果评估

**New Energy Vehicle Sales Forecast and Regional
Policy Effect Evaluation in China**

姓 名: 秦佳玥

学 号: 10205000512

学 院: 统计学院

专 业: 统计专业

指导教师: 周迎春

职 称: 教授

2024 年 4 月

华东师范大学学位论文诚信承诺

本毕业论文是本人在导师指导下独立完成的，内容真实、可靠。本人在撰写毕业论文过程中不存在请人代写、抄袭或者剽窃他人作品、伪造或者篡改数据以及其他学位论文作假行为。

本人清楚知道学位论文作假行为将会导致行为人受到不授予/撤销学位、开除学籍等处理（处分）决定。本人如果被查证在撰写本毕业论文过程中存在学位论文作假行为，愿意接受学校依法作出的处理（处分）决定。

承诺人签名：日期： 年 月 日

华东师范大学学位论文使用授权说明

本论文的研究成果归华东师范大学所有，本论文的研究内容不得以其它单位的名义发表。本学位论文作者和指导教师完全了解华东师范大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权华东师范大学可以将论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索、交流，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。

保密的毕业论文（设计）在解密后应遵守此规定。

作者签名：导师签名：日期： 年 月 日

目录

摘要: I

ABSTRACT: II

1 绪论 1

 1.1 研究背景及意义 1

 1.2 国内外研究现状综述 2

 1.3 研究主要内容与创新点 3

 1.4 论文结构 4

2 中国新能源汽车发展现状 5

 2.1 我国新能源汽车发展现状 5

 2.2 我国新能源汽车政策分析 6

3 中国新能源汽车月度销量预测 8

 3.1 基于时间序列模型的销量预测 8

 3.2 基于 LSTM 的销量预测 17

 3.3 模型比较与结论 23

4 中国新能源汽车区域政策效果评估 26

 4.1 合成控制法模型理论 26

 4.2 车牌限购政策效果评估—以深圳、天津为例 28

 4.3 停车优惠政策效果评估—以成都为例 36

 4.4 结论 40

5 结论与展望 41

 5.1 结论与建议 41

 5.2 展望 42

参考文献 43

致谢 44

中国新能源汽车销量预测及区域政策效果评估

摘要:

随着全球对环境保护和可持续发展目标的共识增强,新能源汽车成为推动能源消费转型和减少温室气体排放的关键力量。中国作为世界最大的新能源汽车市场,其新能源汽车的销量预测及区域政策效果评估对于指导行业发展和制定相关政策具有重要意义。本研究旨在通过构建准确的预测模型和定量评估区域政策的实施效果,为新能源汽车产业的持续健康发展提供建议。本文首先分析了中国新能源汽车发展的现状和政策背景,接着采用传统时间序列模型 SARIMA 和长短期记忆模型(LSTM)对中国新能源汽车月度销量进行预测,比较了模型的预测效果。在此基础上,利用合成控制法评估了车牌限购和停车优惠两个“非补贴”型政策对新能源汽车推广的具体影响。研究发现,在考虑宏观经济、政策变化等因素的基础上 LSTM 模型相比于仅仅考虑历史销量的传统时间序列模型有更好的预测性能,MAPE 为 12.91%,且多变量 LSTM 模型预测 2024 年 12 月中国新能源汽车销量将突破 150 万辆;而合成控制法的应用有效评估了区域政策的实施效果,揭示了车牌限购和停车优惠政策在新能源汽车市场发展起到了积极作用,但未来推广这两项政策时需考虑更多因素,以进一步促进新能源汽车产业的健康发展。

关键词: 新能源汽车, 销量预测, LSTM, 政策评估, 合成控制法

Chinese New Energy Vehicle Sales Forecast and Regional Policy Effect Evaluation

ABSTRACT:

As the global consensus on environmental protection and sustainable development goals strengthens, new energy vehicles (NEVs) have played a key role in driving the transformation of energy consumption and reducing greenhouse gas emissions. As the largest market of NEVs in the world, the prediction of NEV sales and the assessment of regional policy effect in China are of significant importance for the industry development and formulating relevant policies. This paper aims to provide recommendations for the continuous and healthy development of the NEV industry in China by constructing a more accurate prediction model and quantitatively assessing the effects of regional policy implementations. Firstly, this paper analyzes the current development status and policy background of NEVs in China. Then it employs the traditional time series model SARIMA and the Long Short-Term Memory (LSTM) model to predict the monthly sales of NEVs in China, comparing the accuracy of the models. On this basis, the Synthetic Control Method (SCM) is utilized to assess the specific impacts of two ‘non-subsidy’ policies, license plate restrictions and parking incentives, on the promotion of NEVs. The study finds that on the basis of considering macroeconomic and policy changes, the LSTM model has better prediction performance than the traditional time series model that only considers historical sales, and the MAPE is 12.91%. This paper predicts that the sales of new energy vehicles in China will exceed 1.5 million in December 2024 by using the multivariate LSTM model. The application of SCM effectively assesses the effects of regional policies, revealing that license plate restrictions and parking incentives have played a positive role in the development of the NEV market. However, when regional governments promote these two policies in the future, more factors should be considered in order to encourage the healthy development of the NEV industry in China.

Keywords: New Energy Vehicles, Sales Prediction, LSTM, Policy Evaluation, Synthetic Control Method

1 绪论

1.1 研究背景及意义

据世界气象组织发布的报告显示,自 1970 年至 2021 年,全球范围内与气候、气温、水患相关的灾害数量增长了五倍,中国亦面临在 2030 年达到碳排放峰值的环境危机。随着环境污染问题的加剧以及汽车逐渐成为日常生活标配,新能源汽车凭借温室气体排放少等优势,在全球范围内崭露头角、成为全球发展的焦点产业。同时,得益于财政补贴、税收减免等国家激励政策,以及对实现碳达峰和碳中和目标的承诺,中国新能源汽车产业迅速崛起,产销量双双跃居世界第一。新能源汽车产业已经成为国家重点关注和发展的对象,同时也成为国内外研究的热点之一。

尽管现有研究已覆盖新能源汽车的多个方面,但大多数关于销量预测的模型未能充分考虑宏观经济波动、政策变化等因素的影响,这导致在市场动荡期间预测准确度不足。同时,学者研究发现新能源汽车的销量确实受多重因素的影响,包括宏观经济、政策法规、网络信息等。随着初期技术壁垒的突破和消费者购车补贴政策的激励,2015 年至 2019 年中国新能源汽车销量年均增速为 45.7%,占 2019 年全球新能源汽车市场份额的 54%。受新冠肺炎疫情影响,2020 年中国新能源汽车在全球新能源汽车市场份额下降 11%。随着新能源汽车消费者购车补贴和购车免税的延长,中国新能源汽车销量达到 330 万辆(占全球新能源汽车市场份额的 51%)。因此,有必要深入研究中国新能源汽车销量的影响因素、构建更为准确的预测模型,为相关企业的生产决策提供建议。

在新能源汽车产业发展中,政策调控扮演着至关重要的角色。自 2015 年以来,国家通过实施补贴政策、减免购置税和加快充电设施建设等措施,有效激发了新能源汽车市场的活力。地方政府也推出了充电设施补贴和停车优惠等区域政策,以持续推动新能源汽车销量的增长。此外,深圳等地方政府为缓解交通拥堵和环境污染等问题颁布的车牌限购政策间接影响着消费者的购车决策,该政策通过限制中国主要城市的乘用车购车总量间接增加新能源汽车的市场需求。从数据来看,2015 年至 2018 年实施车牌限购的城市新能源汽车年销量平均占全国总销量的 48%。此外,在新能源汽车优惠政策和充电桩建设的刺激下,新能源汽车销量快速增长。然而,在部分城市,由于公众意识、购买意愿和技术仍处于较低水平等,新能源汽车的推广速度较为缓慢。本文将从区域层面考察了政策因素带来的动力,并对新能源汽车的推广提出了有价值的建议。

本文深入探讨新能源汽车销量预测和区域政策效果评估两个问题,旨在为企业和政府部门提供有力的决策支持,更为新能源汽车产业的可持续发展铺平道路,有助于实现环境保护和经济增长的双赢目标。通过研究中国新能源汽车销量的影响因素,科学构建更加准确的预测模型,帮助汽车制造商、相关企业以及政府制定合理的方案和决策,实现产销平衡,减少资源浪费。此外,通过引入合成控制法,本研究旨在克服传统统计方法在处理非实验性数据时的局限,为评估区域性政策效果提

供更为精确和可靠的量化指标，进而深化对区域政策影响力度的理解，协助政策制定者普及现有区域政策、促进新能源汽车产业的持续发展。

1.2 国内外研究现状综述

鉴于新能源汽车产业在全球减碳过程中的关键作用，以及其对国家可持续发展的重要性，销量预测与政策效果的评估已成为学术界的研究焦点。虽然存在广泛的研究，但对中国市场的深入分析与区域性政策的效果评估仍然有限，需对此进行更深入的探索。

(1) 新能源汽车销量预测研究

作为一个新兴的市场，新能源汽车销量样本量少，其销量预测目前存在四大主流研究方法：Bass 模型、计量经济学模型、灰色预测法和机器学习。许妙遥^[17]利用广义 Bass 模型探究外部因素对中国新能源汽车市场的影响，并且预测 2022 年至 2035 年我国新能源汽车销量。Rietmann 等人^[8]利用 Logistic 回归模型对 26 个国家的新能源汽车销量进行长期预测，结果显示 2032 年全球新能源汽车市场渗透率将达到 30%。Sun 和 Wang 等^[9]人基于具有竞争性的 Lotka-Volterra (LV)模型建立中国新能源汽车市场演化的系统动力学(SD)模型。论文结果显示新能源汽车将在 2050 年左右主导中国汽车市场，且后期增长主要依赖于技术水平提高和基础设施完善带来的便利性。1982 年华中理工大学邓聚龙教授^{[11][12]}提出灰色系统理论，由于灰色系统理论对时间序列的数据量要求不多、所需的统计特征较少、建模较容易，特别是对于信息不完全系统的分析与建模，灰色系统理论逐渐被广泛应用。He 等人^[5]通过优化传统的灰色预测模型显著提高新能源汽车产销的预测准确性，且结果显示 2018 年至 2020 年中国新能源汽车产销量年均速分别为 27.53%和 30.49%。Bao 等人^[3]提出一种相关向量机 (RVM) 的方法，适用于小样本的新能源汽车保有量问题。同时，考虑经济、技术等多重影响因素，预测 2022 年至 2030 年中国新能源汽车保有量。赵末^[20]基于 1996 年-2019 年中国新能源汽车年度销量数据分别构建灰色预测模型 GM(1,5)、ARIMA 模型和支持向量回归模型 (SVR)，其中考虑的影响因素包括根据灰色关联系数筛选后的国内生产总值 (GDP)、城镇居民人均可支配收入等 5 个指标。但是上述研究方法无法有效消除数据的波动性、对月度销量进行准确的预测，且新能源汽车的销量影响因素较少考虑政策因素。

与传统统计方法和机器学习相比，深度学习可以通过自动学习输入和输出数据之间的关系更好地处理非线性、非平稳和多维数据问题。因此，深度学习被广泛应用到股票和销量预测等多个领域。辛宇涛^[16]在 2023 年提出了 G-SARIMA-BP-LSTM 混合模型，并用于预测中国新能源汽车月度销量，预测准确性优于 SARIMA、BP-LSTM 等模型。陈尚林^[10]构建基于百度搜索指数的 LSTM 多特征模型对比亚迪新能源汽车销量进行预测，预测结果的 MAPE 为 6.64%，预测准确度显著提高。但是，以上文献在预测模型中没有全面地考虑中国新能源汽车销量的影响因素，而且采用

神经网络模型进行预测的文献中准确度有所提高，但是模型解释性有所缺失。因此，本文拟采用基于国内生产总值等多指标的 LSTM 模型对中国新能源汽车月度销量进行预测，提高准确度，同时输出变量重要性增加模型的可解释性。

（2）新能源汽车政策效果评估研究

目前，国内外学者主要通过回归分析和双重差分法定量评估新能源汽车相关政策对新能源汽车销量的具体影响。Alan Jenn 等人^[6]将补贴金额作为自变量，建立回归模型证明美国联邦的财政补贴有利于新能源汽车销量的增长。张夕^[19]在 2022 年收集不同车型的月度销量数据，利用双重差分法证明车辆购置税减免政策有利于中国新能源汽车的推广，且此过程受充电桩等配套设施的完善等其他因素影响。熊勇清和刘徽基^[18]基于新能源汽车示范推广城市的数据，采用双重差分模型，从时间和空间两个维度分析了“路权优先”和“充电保障”两项非补贴政策的差异化影响。结果显示，虽然“非补贴”型政策的效果稍逊于补贴型政策，但其正面影响显著并持续增强，是“补贴退出”后新能源汽车持续健康发展的重要政策支撑。刘成^[14]利用双重差分法探究“补贴”和“非补贴”型政策对中国新能源汽车推广与使用的具体影响与差异。研究发现不同类型的产业政策均能有效促进新能源汽车产业的发展。虽然“非补贴”型政策的正向影响小于“补贴”型政策，但是随着财政补贴逐渐退出，“非补贴”型产业政策的积极影响逐渐增强。但是也有学者否定新能源汽车相关政策的积极影响。吴思^[15]指出产业政策能够在一定程度上纠正市场失效。然而，鉴于市场结构的高度复杂性，为新能源汽车市场专门制定的政策可能会引发其他市场的功能失调。

由于部分政策难以在回归模型中量化、且双重差分法要求处理单元和控制单元具有可比性，政策效果评估的结果不够准确和全面。为了弥补比较案例研究中选择控制组的主观性等缺陷，Abadie 等人^{[1][12]}提出合成控制法（SCM）。该方法采用数据驱动的方法，通过对控制单元进行加权平均来获得最优的“反事实”处理单元，再现政策干预前后的过程。此外，合成控制法拓展了传统的线性面板数据结构，并且通过考虑随时间变化的不可观测的混杂因子来解释因缺失变量而产生的内生偏差^[7]。黄宇轩^[13]通过合成控制法比较重庆和上海两地房地产税对地方政策财政收入的具体影响。Chi 等人^[4]使用合成控制法定量评估了中国部分城市的车牌限购政策对新能源汽车销量的影响，结果表明天津、杭州、深圳和海口实施车牌限购政策后新能源汽车销量均有所增加，并且作者将结果与双重差分法的结果进行对比得出合成控制法的结果更加可靠的结论。综上，对于新能源汽车政策效果的评估，当前研究多采用回归分析和双重差分法，且没有探究“停车优惠”政策的实施效果。因此，本文拟采用合成控制法定量评估“车牌限购”和“停车优惠”两项“非补贴”型政策的实施效果。

1.3 研究主要内容与创新点

本文首先从宏观经济、政策和产品三个方面收集与新能源汽车销量相关的数据，然后分别建立基于历史销量数据的 SARIMA 模型、基于历史销量的长短期记忆（LSTM）模型和基于多变量的长短期记忆（LSTM）模型预测中国新能源汽车月度销量。模型比较结果显示，多变量长短期记忆（LSTM）模型在预测准确度上表现最好，且具有一定的变量解释性。随后，利用合成控制法探究“车牌限购”和“停车优惠”两项“非补贴”型政策均对新能源汽车的推广与使用有积极影响。总体来说，本文在预测模型和政策效果评估的方法上有创新，具体创新点如下：

创新点 1：综合分析现有的关于中国新能源汽车销量预测的文献，容易发现目前大多数学者仅基于历史销量进行预测或者采取 1 至 5 个变量进行多变量预测，且主要是对于年度销量的预测，较少学者在预测中国新能源汽车销量的时候利用宏观经济、相关政策数量等多重因素。同时，利用长短期记忆模型（LSTM）对销量进行预测的文献中关于输入变量重要性的探讨不足。鉴于此，本文从宏观经济、政策和产品三个方面研究中国新能源汽车销量的影响因素，并且将这些因素纳入预测模型，提高模型预测准确性。同时，本文通过随机打乱数据并观察模型准确性的变化，获取输入变量的重要性，实现神经网络的可解释性和提供可操作性建议。

创新点 2：关于评估中国新能源汽车政策效果的研究中，鲜有学者利用定量的方法评估区域政策对新能源汽车推广的影响效果，且定量方法主要为回归分析和双重差分法（DID）。此外，利用双重差分法探究新能源汽车相关政策的影响效果的论文中选取控制变量主要基于历史文献和经济规律。本文则利用合成控制法评估“车牌限购”和“停车优惠”两个区域政策对新能源汽车推广的影响效果。同时，本文通过结合多变量预测模型中的关键输入变量，确保其对新能源汽车推广数量有影响，提高模型的合理性。

1.4 论文结构

本文的绪论部分介绍了研究背景与文献综述，并总结了本文的主要内容、创新点以及论文结构。第二章介绍新能源汽车的定义、中国新能源汽车发展现状和政策。第三章依次构建基于历史销量的 SARIMA 模型、基于历史销量的长短期记忆（LSTM）模型和基于多变量的长短期记忆（LSTM）模型探究中国新能源汽车月度销量的非线性特征、并进行预测，选取 MAPE 作为模型预测效果评价指标，选择最优模型用于新能源汽车月度销量预测问题。最后，基于构建的最优模型，对输入的宏观经济、政策、产品相关指标重要性进行定量评估。第四章采用合成控制方法，在时间和区域的双重视角下，探讨“车牌限购”和“停车优惠”两项“非补贴”型政策对区域新能源汽车推广的具体影响。此外，合成控制方法中预测变量的选择是基于第三章建立的多变量 LSTM 预测模型的输入指标和已有文献。本章的研究成果旨在为新能源汽车非补贴型政策的优化和推广提供建议。

2 中国新能源汽车发展现状

2.1 我国新能源汽车发展现状

新能源汽车是利用创新的技术原理和结构，采用非传统能源或结合传统能源与新型动力装置，实现动力控制与驱动的先进汽车类型。这类汽车主要通过电力、氢能或其他可再生能源，实现低排放或零排放的运行，显著降低对环境的污染。新能源汽车的类型包括纯电动汽车（BEV）、增程式电动汽车（EREV）、插电式混合动力汽车（PHEV）、非插电式混合动力汽车、燃料电池汽车（FCEV）及氢能汽车等。

在政治、经济、社会以及技术四大驱动力的共同作用下，我国新能源汽车产业在 2023 年延续了其快速增长的趋势。根据中国汽车工业协会的数据，2023 年中国新能源汽车的销量达到了 949.5 万辆，同比增长 37.9%，市场占有率提高至 31.6%。

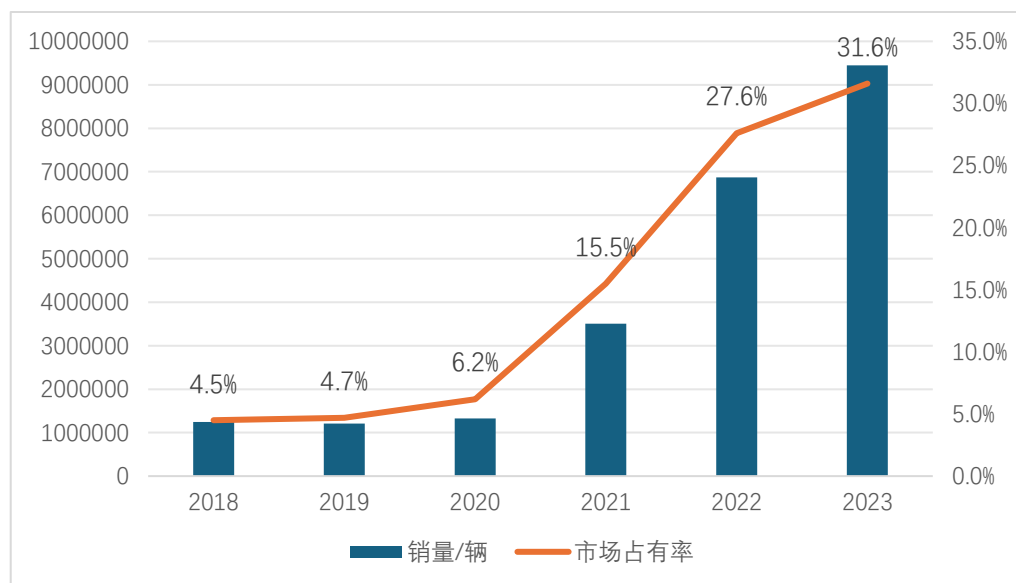


图 2-1 中国新能源汽车发展现状

Figure 2-1 Development status of new energy vehicles in China

这一增长趋势背后凸显了新能源汽车产业的多重重要性。从经济发展的角度看，新能源汽车已成为我国经济前进的关键推动力量，对于减轻能源压力、提升国际竞争力具有重要意义。社会与环境层面上，其使用的环保型锂电池有效减少温室气体排放，有助于提高我国在全球环境议题上的地位。技术层面，我国在新能源汽车电池、电机等重要零部件上已取得重要进展，为产业的持续发展奠定了坚实基础。

2.2 我国新能源汽车政策分析

中国新能源汽车政策对该产业的快速发展起到了决定性作用。在第十个五年计划时期，中国提出了“三纵三横”的战略布局，旨在推动新能源汽车的发展。此后，中国新能源汽车产业政策的演变可分为三个阶段：战略规划期、导入期和调整期。2001年至2008年被视为战略规划期，政策关注新能源汽车发展的宏观层面，为未来制定战略规划和指导提供了依据。2009年至2015年为导入期，其重点在于试点和推广产业政策，并同步推进新能源汽车充电基础设施建设。自2016年起，中国新能源汽车产业政策进入调整期，各类补贴逐步减少，调整新能源汽车产业扶持政策，并引入“双积分政策”接力补贴政策以支持产业发展。产业发展逐渐从顺应补贴要求向关注市场安全性能、续航里程、产品性价比等方面转变，行业驱动力由“政策导向”向“市场导向”转变。在横向分析中，中国的新能源汽车激励政策主要分为三类：财政补贴政策（如购买补贴、减税、充电基础设施建设补贴等）、行政管理政策（如免费车牌、无限制道路等）和便利政策（如减免停车费、专用道路或优先使用道路、充电基础设施建设、降低充电成本等）。这些政策的实施和调整都有助于促进中国新能源汽车产业的健康发展。其中，本文具体要分析的车牌限购和停车优惠政策梳理如下：

表 2-1 车牌限购政策梳理

Table 2-1 License plate purchase restriction policy

地区	政策实施时间	燃油车牌照政策	新能源汽车牌照政策
上海	1994 年 1 月	竞价	免费获得牌照
北京	2010 年 12 月	摇号	每年提供 6 万个纯新能源汽车牌照
广州	2012 年 7 月	摇号、竞价	免费获得牌照
天津	2014 年 1 月	摇号、竞价	免费获得牌照
杭州	2014 年 3 月	摇号、竞价	免费获得牌照
深圳	2014 年 12 月	摇号、竞价	免费获得牌照
海南	2018 年 8 月	摇号	免费获得牌照

表 2-2 停车优惠政策梳理

Table 2-2 Parking preferential policy

地区	政策实施时间	停车优惠政策
成都	2017 年 11 月	每天在临时占道停车场(点)首次停车,免首 2 小时停车费;在市及区(市、县)政府财政全额投资建设的同一公共停车场(点)首次停车,免首 2 小时停车费;每天 7:00-19:00,在市及区(市、县)财政全额投资建设的驻车换乘(P+R)停车场停车,收费减半。
青岛	2019 年 9 月	每天 0 时至 24 时:在实行政府定价管理(不含住宅小区停车场)的同一公共停车场或同一条道路上的收费停车泊位内首次停车,免收首个 2 小时停车费。其中,实行计次收费的公共停车场或道路停车泊位确无计时设施的,应免收首次停车费(不超过 4 小时)。
武汉	2019 年 12 月	实行新能源汽车停车收费优惠。实行政府定价的停车场及市政道路路内停车位,新能源汽车实行 1 小时(含)内停车免费,超过 1 小时停车费减半收费;每日 21 时至次日 7 时,新能源汽车在市政道路路内停车位停放免收停车费。
重庆	2020 年 9 月	在机场、火车站、公交及公路客运站场、驻车换乘(P+R)、公园、文体场馆等配建的收费停车场(库)和特级公共停车场停放免收停车费,在市政道路的路内停车位停放免收停车费。
郑州	2021 年 3 月	新能源汽车停车收费标准在所在区域收费标准基础上减半。设置有新能源汽车充电服务设施的停车场(所),在充电时间内对已收取充电服务费的新能源汽车不再收取停车费。
深圳	2022 年 1 月	新能源汽车在城市道路停车位停放,在规定的收费时段内,享有每日免首 2 小时路边临时停车位使用费,或者每日首次停车时间 1 小时以内(含 1 小时)的,第二次停车免 1 小时路边临时停车位使用费。

3 中国新能源汽车月度销量预测

3.1 基于时间序列模型的销量预测

3.1.1 时间序列预测模型理论

时间序列是随时间变化的数值，例如：国内生产总值、商品销量等。一部分时间序列会受到月份、季节等因素影响，呈现出一种周期性变化，这类序列我们将其称为季节性序列。针对这一类数据，SARIMA 模型应运而生，用于对具有季节性变化的数据进行更精确的分析和预测。SAIRMA 模型通过引入季节性差分来进一步考虑季节因素，其形式为 $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$ ，其中 p, d, q, P, D, Q 分别代表自回归阶数、差分次数、移动平均阶数、季节性自回归阶数、季节性差分次数及季节性移动平均阶数， s 是季节周期。其一般表达式如下：

$$\phi(B)\Phi(B^s) \nabla^d \nabla_s^D Y_t = \theta(B)\theta(B^s)e_t \quad (1)$$

其中

$$\begin{aligned} \phi(B) &= 1 - a_1B - a_2B^2 - \dots - a_pB^p \\ \Phi(B^s) &= 1 - b_1B^s - b_2B^{2s} - \dots - b_pB^{ps} \\ \theta(B) &= 1 + c_1B + c_2B^2 + \dots + c_qB^q \\ \Theta(B^s) &= 1 + d_1B + d_2B^{2s} + \dots + d_QB^{Qs} \\ \nabla &= 1 - B, \quad \nabla_s = 1 - B^s \\ e_t &\sim IID(0, \sigma^2) \end{aligned}$$

B 为滞后算子， s 为时间序列变化周期， d 和 D 分别表示二者的差分次数， e_t 是序列白噪声。

其建模过程如图 3-1 所示：

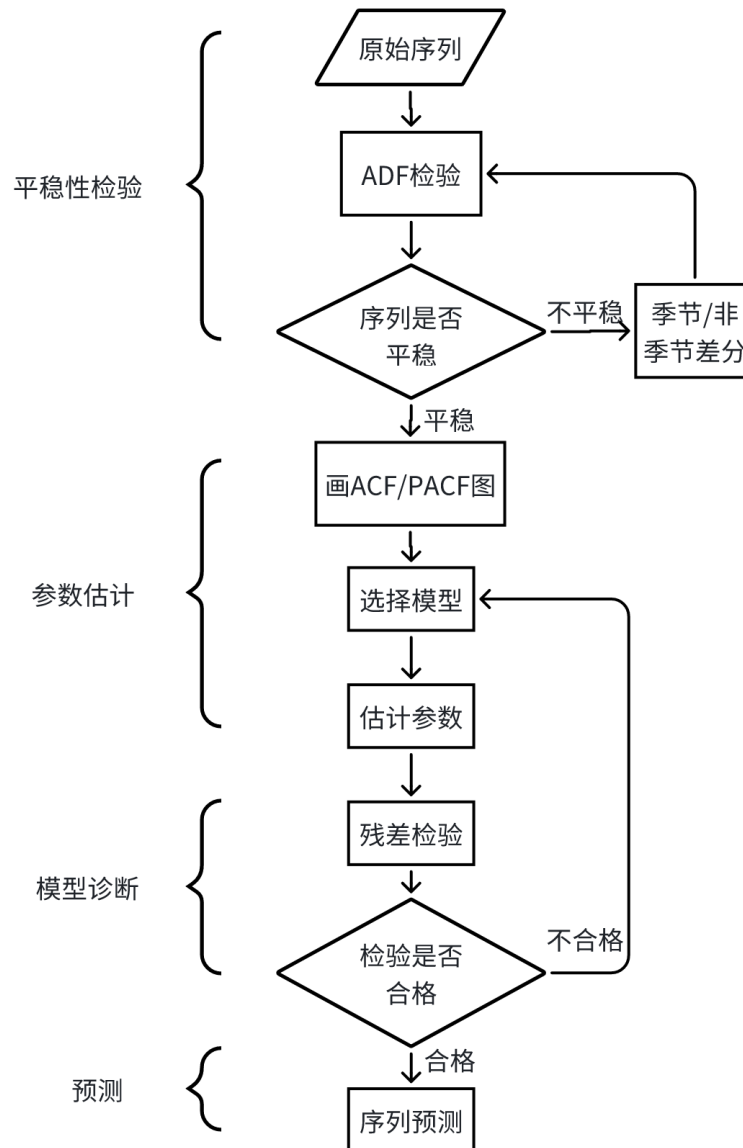


图 3-1 SARIMA 建模过程

Figure 3-1 SARIMA model process

首先，进行原始时间序列的平稳性检验以确定其稳定性，通常采用两种主要方法：观察时间序列图以判断是否存在明显的周期性或趋势性特征；第二种是应用平稳性检测的统计方法，如 ADF 检验，以科学地判断序列的平稳性。若时间序列表现为非平稳性，则需通过差分等方法对数据进行转换，确保其达到平稳状态。

随后，精确确定模型中的自回归阶数、移动平均阶数、季节性自回归阶数和季节性移动平均阶数。首先，依据时间序列的偏自相关函数（PACF）和自相关函数（ACF）图进行初步估计。进一步地，通过对比不同阶数组合下模型的赤池信息量准则（Akaike Information Criterion, AIC）或者贝叶斯信息量准则（Bayesian Information Criterion, BIC）值来进行模型识别与选择。基于模型选择结果，采用极大似然估计法（Maximum Likelihood Estimation, MLE）或最小二乘法（Least Squares

Estimation, LSE) 对模型参数进行估计。

在模型检验阶段, 核心目标是评估所选模型的有效性。首先进行残差分析, 通过绘制 Q-Q 图判断其是否近似服从正态分布, 以及利用 Ljung-Box 检验评估残差序列是否无自相关性, 即是否为白噪声序列。Ljung-Box 检验的 Q 统计量的具体计算公式如下:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{n-k} \quad (2)$$

其中 r_k 为残差的样本自相关函数, n 为样本量, m 为延迟阶数。

此外, 需要关注估计参数的显著性, 以排除模型中的任何冗余参数、确保模型的简洁性。

最后, 利用所选的模型进行预测, 并选择均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 等指标来评估预测性能, 从而验证模型对未来时点预测的准确性。

3.1.2 新能源汽车月度销量时间序列模型预测

本文通过 WIND 数据库获取 2014 年 1 月至 2023 年 12 月中国新能源汽车销量数据, 不存在缺失值。首先, 为了解其规律和趋势, 先进行数据探索, 例如: 对时间序列数据进行可视化, 我国新能源汽车月度销量数据的时间序列图如图 3-2 所示:

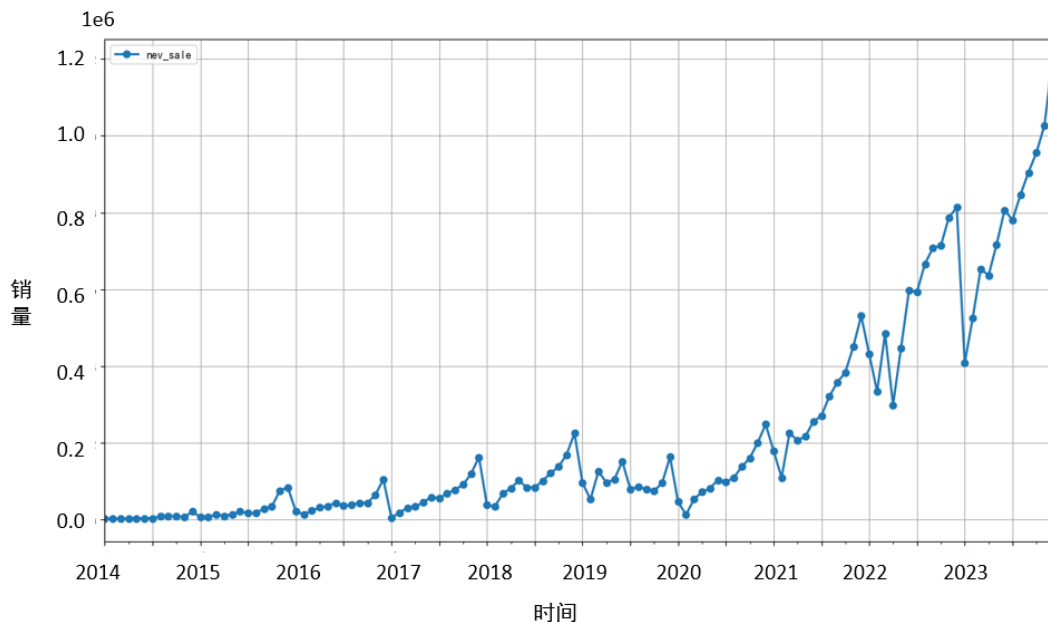


图 3-2 中国新能源汽车月度销量趋势

Figure 3-2 Monthly sales trends of new energy vehicles in China

根据图 3-2 可知, 新能源汽车销量月度数据整体上具有上升趋势和周期波动

性，因此可以初步判断该时间序列是非平稳时间序列。根据图 3-3 可知，新能源汽车销量在不同年份基本随月份增加而增加，均在 12 月销量最多，更加说明其波动具有季节性。

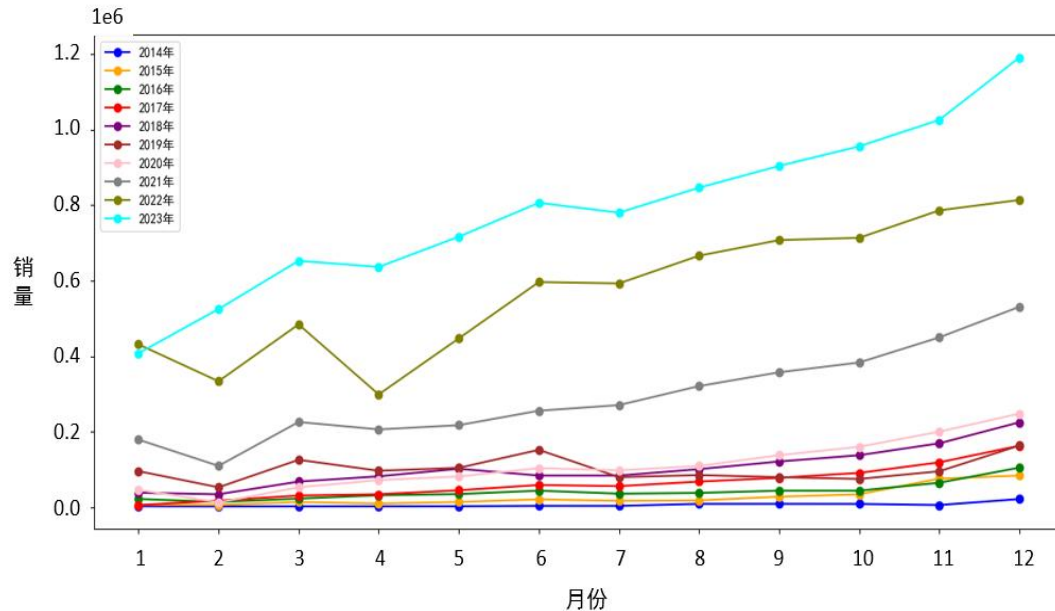


图 3-3 中国新能源汽车销量月份趋势

Figure 3-3 Monthly trend of new energy vehicle sales in China

为更合理和科学地构建模型预测新能源汽车销量、并且与后续的 LSTM 模型保持一致，本文将 2016 年 1 月至 2022 年 12 月划分为训练集，2023 年 1 月至 2023 年 12 月的数据集划分为测试集评估模型预测效果。

根据图 3-1 的建模流程，先对时间序列进行 ADF 平稳性检验，检验结果如表 3-1 所示：

表 3-1 原始序列 ADF 检验

Table 3-1 The Dickey-Full Unit-Root test

输出项目	数值
检验统计量	0.914
P 值	0.993
使用阶数	13

检验结果显示 P 值为 0.993，超过显著性水平 0.05，不能拒绝时间序列非平稳的原假设，故时间序列具有非平稳性。基于以上结果，本文对原始序列进行乘法分解得到图 3-4 中的长期趋势、季节趋势和随机部分。

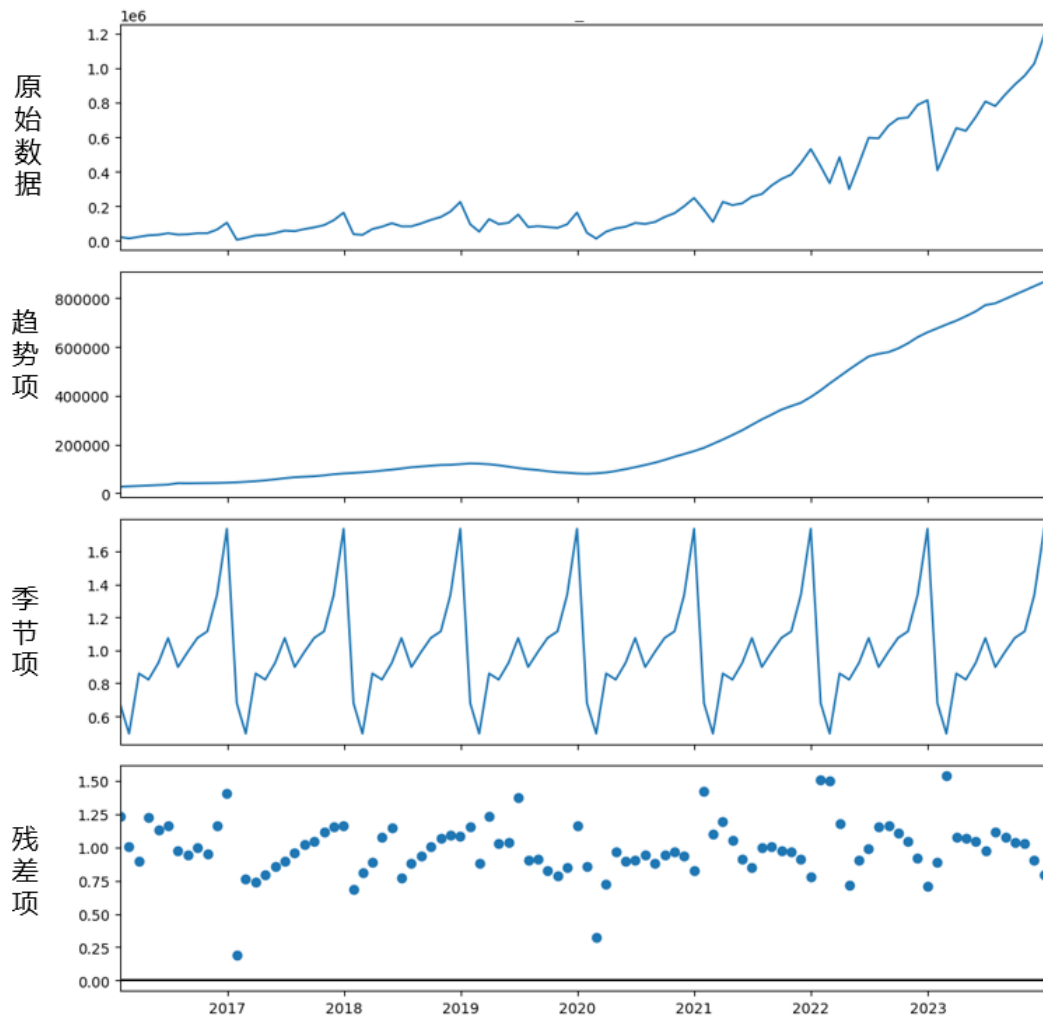


图 3-4 时间序列分解

Figure 3-4 Time series decomposition

从长期趋势来看，2016 至 2023 年，新能源汽车销量大致呈现显著的增长态势。具体而言，2019 年由于新能源汽车补贴力度减弱，加上 2020 年受到新冠疫情等外部因素的影响，销量数据呈下降趋势。基于季节性分析，原始数据序列呈现出明显的季节性波动特征。具体表现为每年 2 月份左右，即春节刚过汽车市场尚未完全恢复，销量通常会出现下滑，新能源汽车销量亦是如此。而从 10 月份至春节前，购车需求增加，销量进入年度高峰期。通过对原始时间序列进行综合分析后，本文采取 1 阶和 12 阶差分处理时间序列。在原始时间序列经过差分处理后，对其再次进行 ADF 平稳性检验，检验结果如表 3-2 所示：

表 3-2 差分后的 ADF 检验

Table 3-2 The Dickey-Full Unit-Root test after difference

输出项目	数值
检验统计量	-12.743
P 值	0.000
使用阶数	0

检验结果显示 P 值小于显著性水平 0.05，拒绝时间序列非平稳的原假设，故差分处理后的时间序列具有平稳性。随后，对差分处理后的时间序列采用 Ljung-Box Test 来检验该序列是否属于白噪声序列，结果显示 p 值小于显著性水平 0.05，因此拒绝时间序列是白噪声的原假设，即可认为该序列为平稳的非白噪声序列，因而有继续研究与建模的意义。

考虑到原始序列具有非平稳性和季节性波动，因此选择 SARIMA 模型进行建模。鉴于 SARIMA 模型的阶数选择依赖于自相关函数（ACF）和偏自相关函数（PACF）图，因此进行图 3-5 中的 ACF 及 PACF 图的绘制。

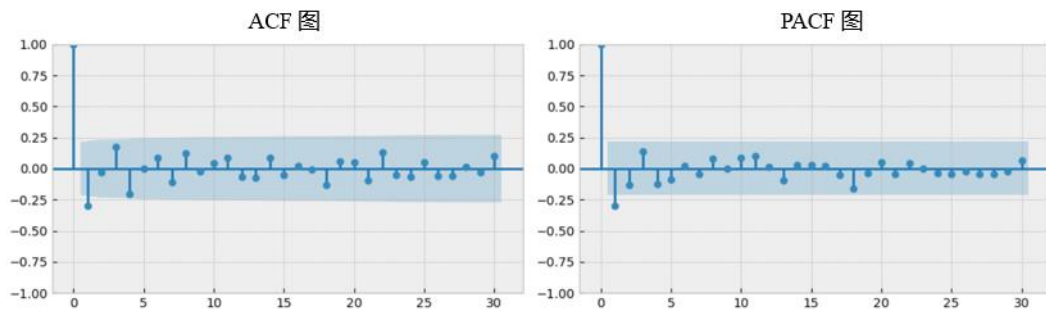


图 3-5 自相关函数（左）和偏自相关函数图（右）

Figure 3-5 Autocorrelation function plot (left) and partial autocorrelation function plot (right)

由图 3-5 可知，1 阶 12 阶差分后的时间序列的 ACF 图和 PACF 图在一阶处滞后处均有显著非零的自相关性。根据上述结果，本文通过最小化信息准则（赤池信息量准则 AIC）确定模型的最优阶数。

表 3-3 部分最小化信息量准则（AIC）值

Table 3-3 Partial AIC

模型	AIC
$(0,1,1) \times (0,1,0,12)$	1702.91
$(1,1,0) \times (0,1,0,12)$	1703.29
$(0,1,1) \times (0,1,1,12)$	1704.86
$(1,1,1) \times (0,1,0,12)$	1704.87
$(1,1,0) \times (0,1,1,12)$	1705.17

由表 3-3 结果可知，模型 $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$ 的 AIC 值最小，因此得出

最优模型为 $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$ 。随后，利用最小二乘法对 $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$ 模型进行拟合，结果如表 3-4 所示：

表 3-4 参数估计结果

Table 3-4 Parameter estimation results

参数	回归系数	标准误	z-统计量	P 值
MA1	-0.2873	0.088	-3.282	0.001

该模型中的回归系数的 P 值小于显著性水平 0.05，说明 $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$ 模型中的参数显著不为 0。

对于上述已建立的 SARIMA 模型，需要进行残差分析，即检验残差是否均值为零、是否方差相同、是否符合正态分布、是否属于白噪声序列。由图 3-6 可以看出，标准化残差的绝对值均没有超过三倍标准差且没有表现出明显的波动规律、Q-Q 图上绝大部分的点近似分布在同一条直线附近、标准化残差的所有阶滞后的 ACF 均没有显著不为 0。因此可以得出该模型的标准化残差近似服从正态分布且基本不存在自相关性。

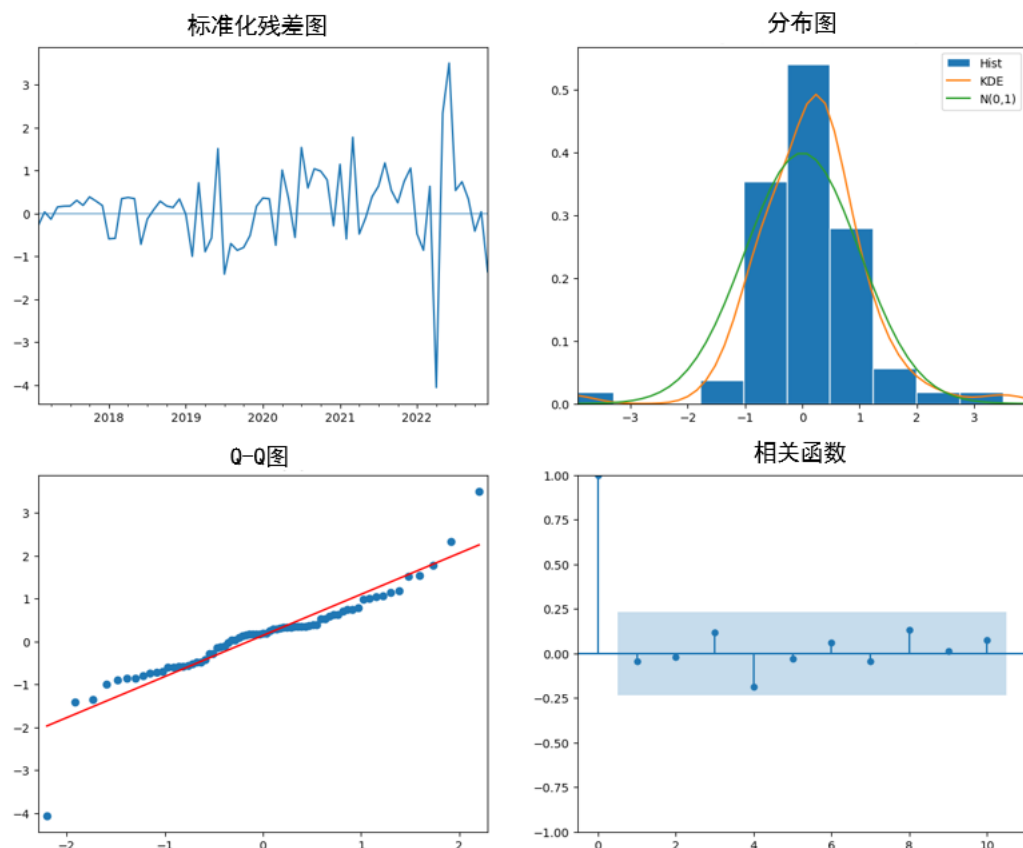


图 3-6 残差分析图

Figure 3-6 Residual analysis plots

对模型残差采用 Ljung-Box Test 来检验其是否属于白噪声序列，结果显示 p 值大于显著性水平 0.05，因此可以认为该模型的标准化残差趋近于白噪声序列。

最后利用最优模型 $SARIMA(1,1,0) \times (1,1,0)_{12}$ 对 2023 年 1 月至 2023 年 12 月中国新能源汽车销量进行预测以评估模型拟合效果，预测结果如表 3-5 所示：

表 3-5 2023 年中国新能源汽车销量预测结果对比

Table 3-5 Comparison of chinese new energy vehicle sales forecast results in 2023

时间	真实值（辆）	预测值（辆）	相对误差（%）
2023 年 1 月	407845	729582	78.89%
2023 年 2 月	524897	631877	20.38%
2023 年 3 月	652699	782445	19.88%
2023 年 4 月	636463	597014	6.20%
2023 年 5 月	716545	745320	4.02%
2023 年 6 月	806282	894585	10.95%
2023 年 7 月	780177	891033	14.21%
2023 年 8 月	846287	964337	13.95%
2023 年 9 月	904043	1005675	11.24%
2023 年 10 月	955884	1011747	5.84%
2023 年 11 月	1025901	1084431	5.71%
2023 年 12 月	1191279	1111988	6.66%

为进一步分析模型预测效果，计算 MAPE 统计量约为 16.49%，计算公式如下：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{12} \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right| = 16.49\%$$

本文利用 $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$ 模型对 2023 年 1 月至 2023 年 12 月时间段的中国新能源汽车销量进行预测，对 2017 年 1 月至 2022 年 12 月销量数据进行拟合。图 3-7 显示该模型预测效果较好，可以把握时间序列的长期趋势和季节性波动，但是模型对于波动较大的时间点预测准确度较差，比如：2023 年 1 月预测值大于真实值，这可能是由于受新能源汽车补贴取消影响销量下滑较为明显，而仅仅基于历史销量不能很好的把握政策等其他因素对销量的影响。

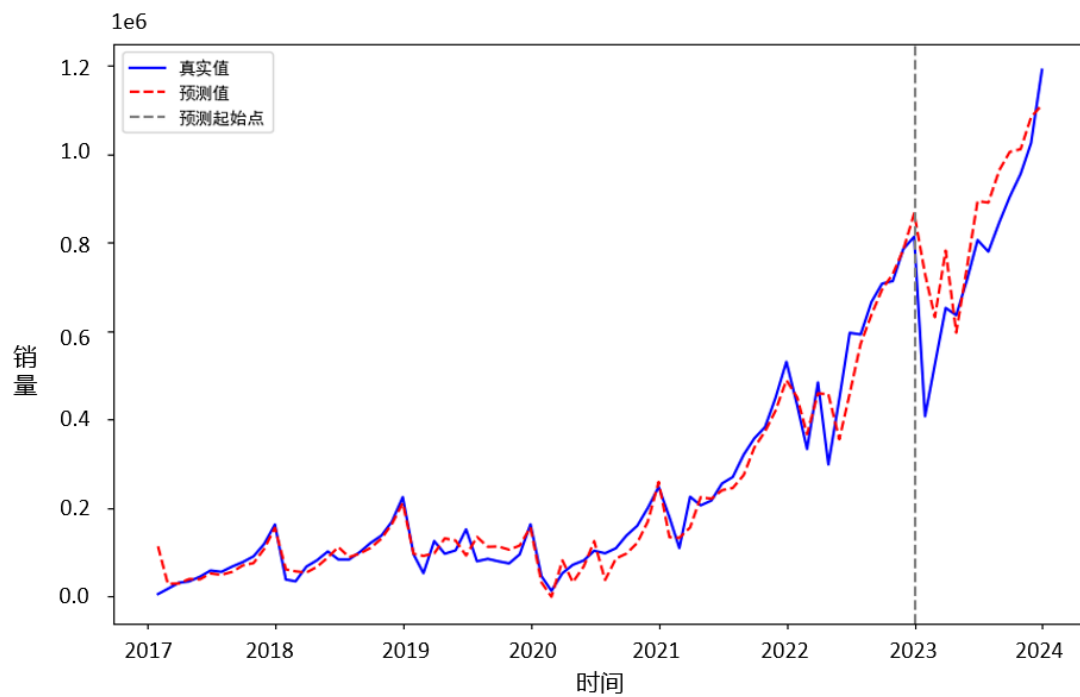


图 3-7 新能源汽车 SARIMA 模型拟合效果图

Figure 3-7 Time series plot (prediction vs. observation)

3.2 基于 LSTM 的销量预测

为提高中国新能源汽车月度销量预测的准确性，仅仅利用历史销量数据进行预测是不充分的。新能源汽车销量受消费者认知、技术水平、政策引导等多种因素影响。因此，本章从宏观经济、政策和产品三个方面收集对新能源汽车销量有影响的特征指标，并根据相关系数选择相关性较强的指标构建长短期记忆网络（LSTM）模型进行销量预测。

3.2.1 LSTM 神经网络理论

在现实中，大部分数据呈现非线性和非平稳特征，这导致传统的 ARIMA 等模型对这些时间序列预测效果较差。为了解决这一问题，科学家们基于生物神经元，发展了人工神经网络和深度学习方法。这些方法超越了传统的“浅层”预测技术，具有更复杂的内部网络结构和更严谨的学习训练机制。

LSTM（长短期记忆网络）是基于 RNN（循环神经网络）的一种变体，而 RNN 是一类具有短期记忆能力的神经网络。在神经网络中，神经元不仅可以接受其他神经元的信息，也可以接受自身的信息，形成具有环路的网络结构（如图 3-8 所示）。但是由于梯度爆炸或消失问题，RNN 实际上只能学习到短周期的依赖关系。为了避免上述的依赖问题和提高预测的准确性，LSTM 在 RNN 的基础上引入时间序列的概念，探索在长短时间跨度下数据之间的相关性，并且将传统神经网络中的简单节点改进为存储单元的形式。

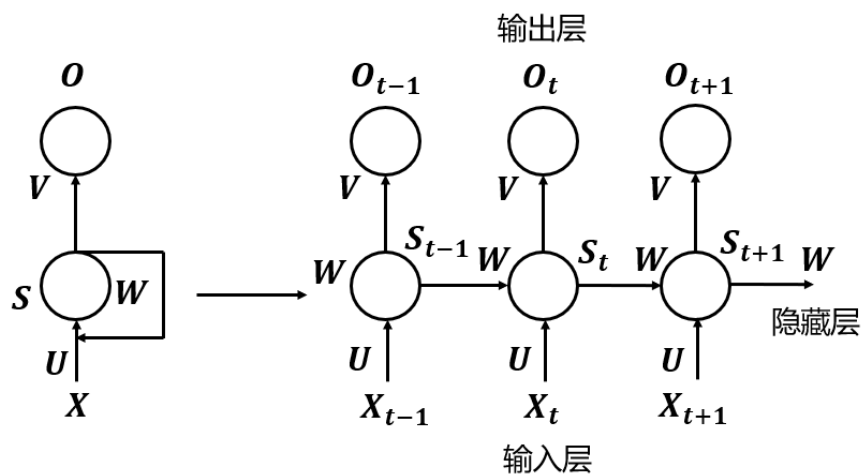


图 3-8 RNN 网络循环结构展开图

Figure 3-8 the RNN network

LSTM 中的每个记忆存储单元由输入门、输出门和忘记门三部分构成。当一个数据信息进入网络中时，LSTM 会根据一定规则判断这个信息是否有用，并且决定是否将其留下。典型的 LSTM 神经网络细胞结构如图 3-9 所示。

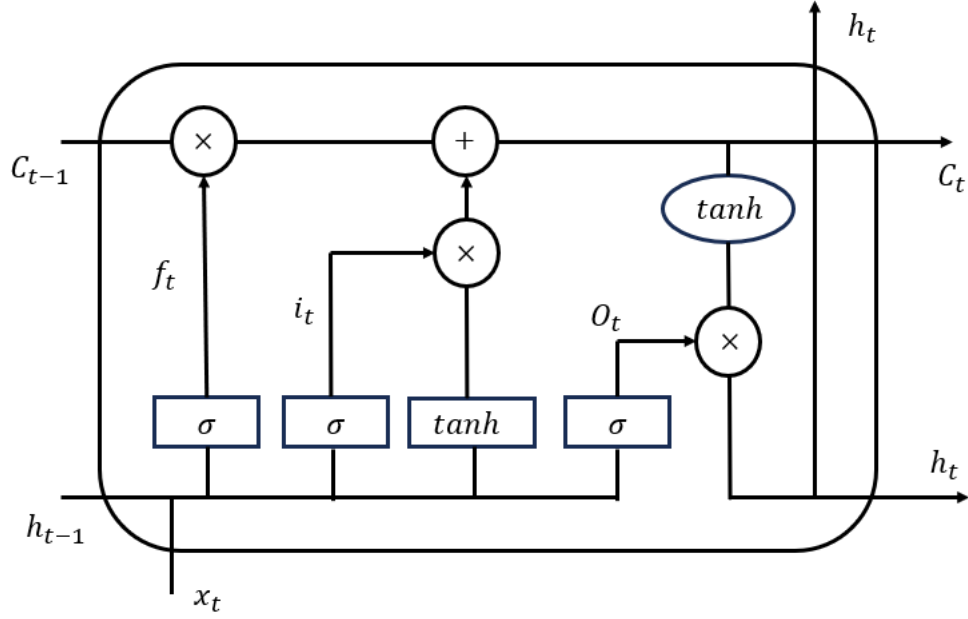


图 3-9 LSTM 神经网络细胞结构

Figure 3-9 LSTM Neural Network Cell Structure Plot

具体学习过程为：

第一步，LSTM 利用遗忘门过滤掉我们不需要的数据信息，以确定保留多少过去的信息。遗忘门由上层的输出信息 h_{t-1} 和当前时刻的输入数据信息 x_t 计算输出信息 y_t ，其输出范围为(0,1)，计算公式为：

$$y_t = f(w_y \times [h_{t-1}, x_t] + b_y)$$

第二步，LSTM 利用信息阀门来控制进入网络结构中的数据信息。一部分通过 Sigmoid 函数对输入的数据信息进行过滤，以达到控制部分信息通过这些信息阀门的目的；一部分通过 \tanh 函数设置我们需要更新的新的数据信息。计算公式如下：

$$\begin{cases} i_t = f(w_i \times [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ C_t^1 = \tanh(w_c \times [h_{t-1}, x_t] + b_c) \end{cases}$$

第三步，更新细胞状态，计算公式为：

$$C_t = y_t \times C_{t-1} + i_t \times C_t^1$$

第四步，过滤信息。首先，通过 Sigmoid 函数筛选模型中可以被输出的数据。其次，通过 \tanh 函数对模型数据进行计算，得到范围为(-1,1)的值，并将该值与 Sigmoid 阀门的结果相乘，最终得到输出结果。计算公式如下：

$$\begin{cases} O_t = f(w_o \times [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t = O_t \times \tanh(C_t) \end{cases}$$

3.2.2 数据选取与预处理

结合已有文献研究、实际情况和数据可获取性，本文将从宏观经济、政策、产品这三个层面选择以下指标进行研究。

宏观经济方面：经济因素会影响消费者的消费水平，从而影响消费者的购买意愿。因此，充分考虑了数据的规模性和可获取性后，本文选择指标：国内生产总值（GDP）、消费者物价指数（CPI）、消费者信心指数（CCI）、社会消费品零售总额、进出口总值、公路客运量、公路货运量。

政策方面：政策引导通常被认为是影响新能源汽车销售的重要因素之一，这可以通过相关政策的累计数量来量化。

产品方面：产品因素可以分为产品自身因素、互补因素和替代因素。根据经济学理论，产品在市场上的销售在很大程度上受到其互补和替代品的影响。产品本身的影响力水平可以通过新能源汽车的百度搜索指数来衡量；互补因素包括充电桩数量、钢产量、发电量和新能源汽车相关专利累计数量；替代因素包括 92 号和 95 号汽油市场价格。

指标具体含义及来源如表 3-6：

表 3-6 LSTM 输入变量及数据来源

Table 3-6 LSTM input variables and data sources

变量	变量解释	数据来源
国内生产总值 (GDP)	中国在每个季度经济中所生产出的所有最终产品和劳务的价值/亿元	WIND
消费者物价指数 (CPI)	反映典型居民消费者一般所购买的商品和服务价格水平变动情况	WIND
消费者信心指数 (CCI)	反映消费者信心强弱	WIND
社会消费品零售总额 (retail)	反映全社会实物商品的消费情况/亿元	WIND
货物进出口总值 (im_ex)	反映对外贸易规模和发展水平/亿元	WIND
公路旅客运输量 (gl_ky)	反映交通系统的效益和效率/亿人	WIND
公路货物运输量 (gl_hy)	报告期内已送达目的地并卸完的货物数量/亿吨	WIND
新能源汽车相关政策累计数量 (policy_cum)	每月政府颁布有关新能源汽车的政策累计数量/个	政府网站、前瞻研究院
新能源汽车相关百度搜索指数 (baidu)	新能源汽车相关搜索关键词在百度上的搜索总量	百度指数
充电桩保有量 (charging_pile)	中国公共充电桩保有量/个	WIND
钢产量 (iron)	反映国家工业化水平/万吨	WIND
发电量 (elec_produce)	发电机进行能量转换产生的电能数量/亿千瓦时	WIND
新能源汽车相关专利累计数量 (patent_cum)	新能源汽车相关专利申请累计数量/个	万方数据库
92 号汽油市场价格 (oil_price_92#)	中国 92#汽油市场价/元/吨	WIND
95 号汽油市场价格 (oil_price_95#)	中国 95#汽油市场价/元/吨	WIND

由于部分数据有少量缺失且 GDP 为季度数据，所以本文选择利用样条插值的方法

法填补缺失值、将季度数据转化为月度数据。此外，考虑到只能获取 2016 年至 2023 年的中国充电桩保有量数据，本文选择 2016 年 1 月至 2023 年 12 月 15 个指标计算其与中国新能源汽车销量的相关系数，筛选出相关性较强（即皮尔逊相关系数绝对值大于 0.5）的 11 个指标用于建立 LSTM 模型。筛选出的指标为：92 号汽油市场价格、国内生产总值、充电桩保有量、消费者信心指数、新能源汽车相关专利累计数量、新能源汽车相关政策累计数量、发电量、钢产量、社会消费品零售总额、货物进出口总值、公路旅客运输量。部分指标时间序列如图 3-10：

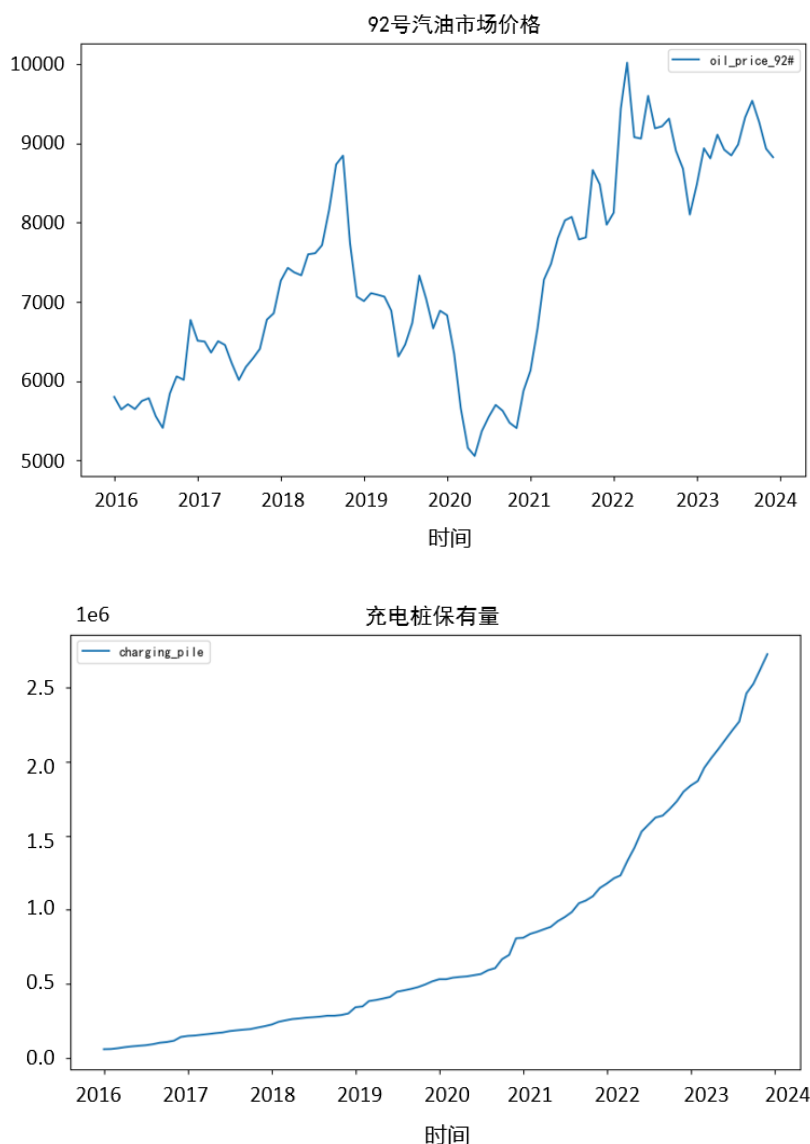


图 3-10 部分指标时间序列图

Figure 3-10 Partial time series plots

3.2.3 新能源汽车月度销量 LSTM 预测

本章建立多变量 LSTM 神经网络，即将历史销量数据和筛选出的 11 个指标作为输入数据。与前文时间序列模型保持一致，本文将 2016 年 1 月至 2022 年 12 月划

分为训练集，2023 年 1 月至 2023 年 12 月的数据集划分为测试集评估模型预测效果。其次，为减少神经网络在建立模型中花费的时间和避免数据分布差距过大导致预测效果较差的情况，本文对数据进行归一化，即把数据转换至(0,1)的区间中。在常用的 min-max 标准化、z-score 标准化、对数函数转换等归一化方法中，本文选取常用的 min-max 标准化对数据进行预处理，具体公式如下：

$$x' = \frac{x - \min}{\max - \min}$$

其中 x' 为归一化后的数据， \min 和 \max 分别为数据的最小值和最大值。

在建立最终 LSTM 模型前，还需要尝试多种参数组合，选择较为理想的参数进行建模。本章构建的 LSTM 模型包括两层 LSTM 层和一个正则化层，以及最后的全连接层，即一个典型的 LSTM 神经网络结构。考虑样本较少等数据特征，本节定义参数网格中 LSTM 的神经元数量选取 5、10、15、20，用于更新参数的每个小批量样本的大小选取 8、16、32；学习率选择 0.001 和 0.01，用于控制每次参数更新的大小；迭代次数分别设定为 100、200、500，以便观察不同训练程度对模型性能的影响；dropout 选择 0.1、0.2，以避免过拟合；考虑上一章原始时间序列存在季节波动性，时间步长选择 12；输出层的个数设置为 12，选择 'adam' 作为优化求解器，选择 MSE（均方误差）作为优化指标，且利用网格搜索法确定最终的参数组合。最终参数组合为神经元数量为 20、小批量样本大小为 16、时间步长为 12、学习率为 0.001、迭代次数为 200、dropout 为 0.2。在此参数组合设置下，模型能够快速收敛，训练集和验证集都有较好的表现，即不存在欠拟合或过拟合，此时可以认为参数选取较为合理。

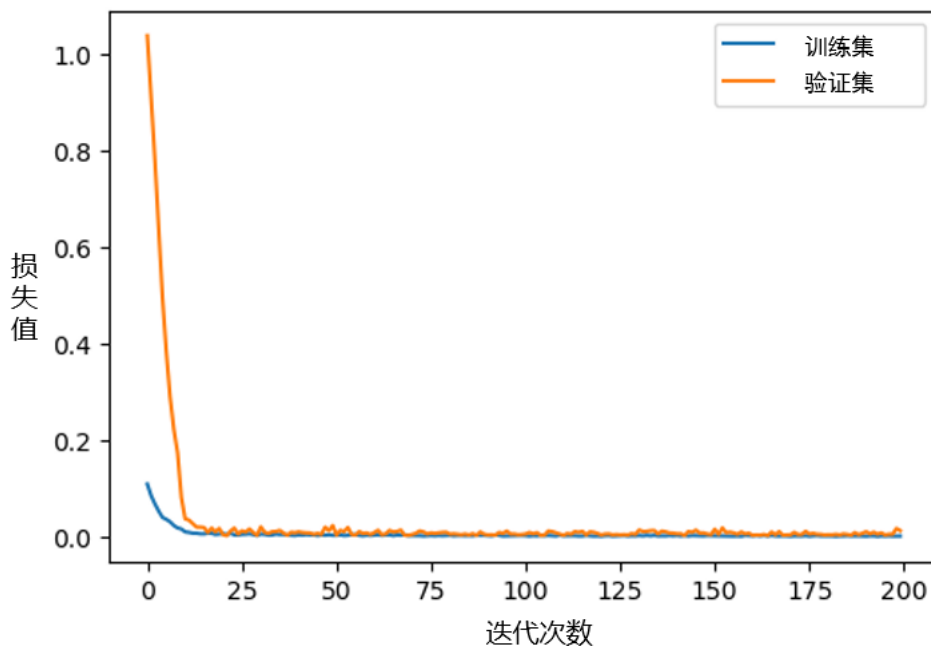


图 3-11 LSTM 训练过程中销量训练集和验证集表现

Figure 3-11 LSTM train vs. validation loss

基于参数优化的结果，构建多变量 LSTM 模型对训练集和测试集进行拟合，所有预测结果如图 3-12，并且计算 2023 年 12 个月预测结果的 MAPE 为 12.91%，预测准确性有所提高。

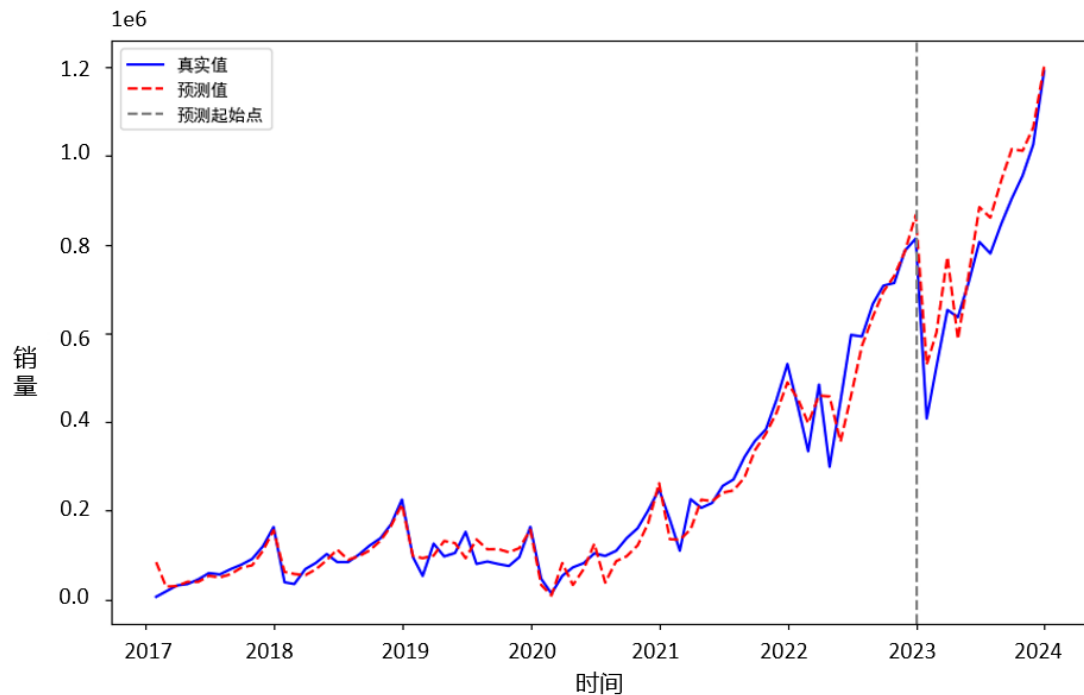


图 3-12 新能源汽车 LSTM 模型拟合效果图

Figure 3-12 NEV time series plot (prediction vs. observation)

3.3 模型比较与结论

为比较不同模型的预测效果，保持模型的训练集和测试集一致，输出预测结果 MAPE，结果如表 3-7 所示。

表 3-7 模型预测 MAPE 比较

Table 3-7 Comparision of model prediction MAPE

模型	SARIMA	LSTM 单变量	LSTM 多变量
MAPE	16.49%	15.29%	12.91%

表中结果显示，基于多变量的 LSTM 模型预测更为准确。因此，本文选择此模型对 2024 年 1 月至 12 月中国新能源汽车销量进行预测，结果如图 3-13 所示。

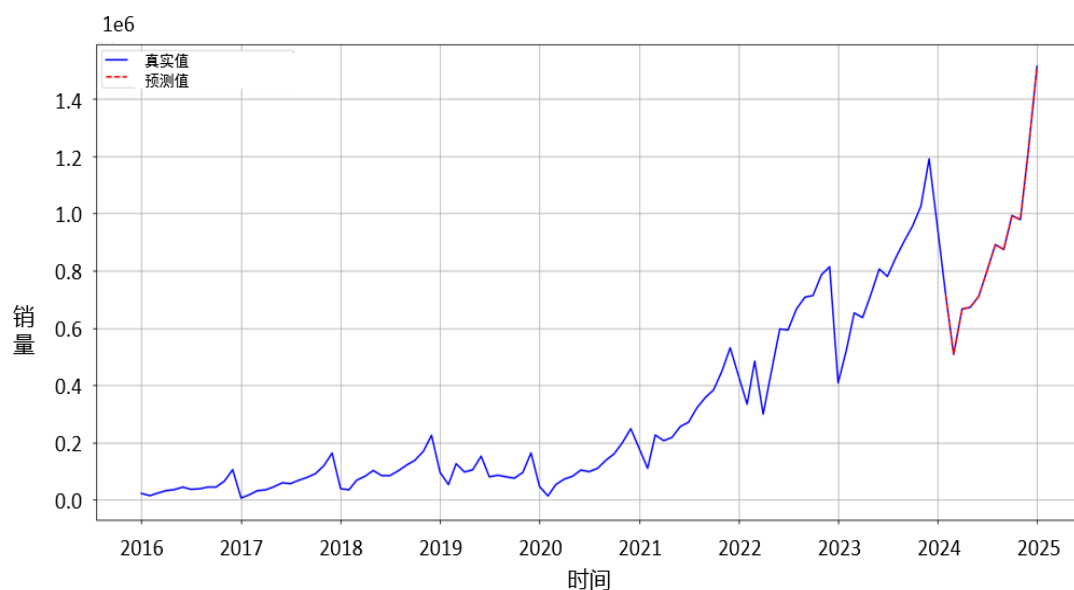


图 3-13 新能源汽车历史销量和预测值

Figure 3-13 New energy vehicles plot (historical data vs. prediction)

根据图 3-13 可知 2024 年新能源汽车销量相较于 2023 年同期均有所上升，可能由新能源汽车下乡政策颁布、基础设施建设持续推进以及疫情后经济复苏等多重因素导致；2 月销量预测值为 507775 辆，可能是因为春节假期导致消费市场还未恢复；12 月销量达到最高为 1514779 辆。总体来看，中国新能源汽车市场将持续扩大。

此外，通过依次将每一个特征列的时间序列数据随机打乱，使用模型对测试集进行预测并计算 MAPE 变化情况来评估变量重要性，结果如图 3-14 所示：

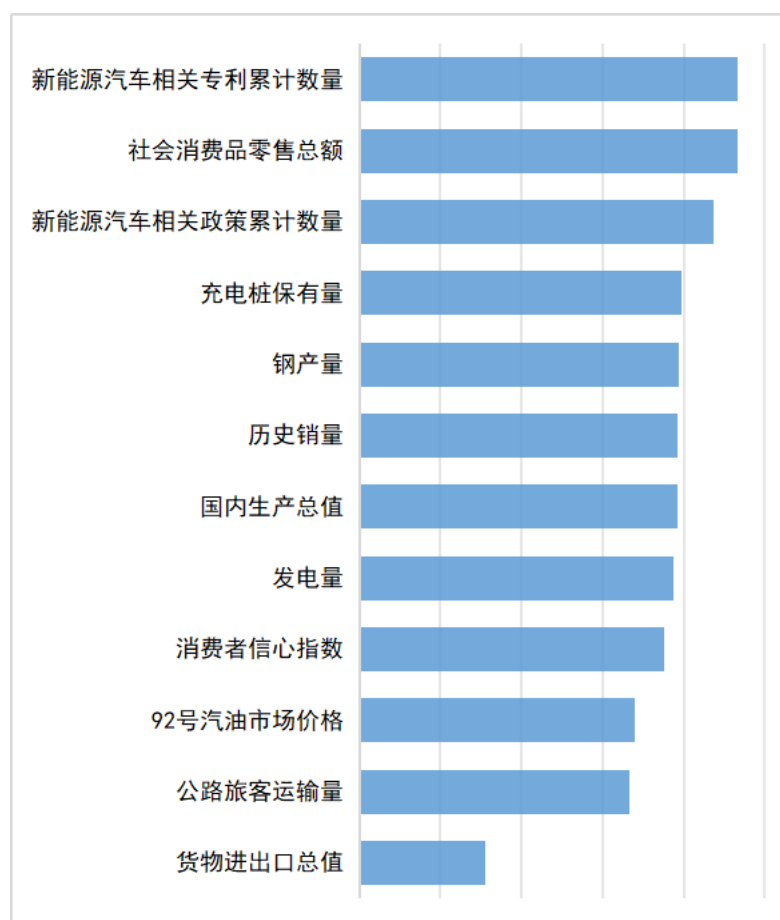


图 3-14 变量重要性

Figure 3-14 Feature importance

新能源汽车相关专利累计数量、社会消费品零售总额、新能源汽车相关政策累计数量、充电桩保有量、钢产量 5 个指标对新能源汽车销量影响较大，与中国新能源汽车市场前期靠政策引导等事实较为符合，为车企、政府等预测新能源汽车月度销量、制定决策提供参考。

4 中国新能源汽车区域政策效果评估

中国采取补贴和非补贴政策促进新能源汽车的推广与使用，然而上一章仅得出政策与新能源汽车的推广具有相关性和重要性的结论，并不能验证二者之间的因果性。因此，考虑区域政策实施时间和范围、合成控制法的适用条件以及数据的可获取性，本章利用合成控制法定量评估车牌限购政策和停车优惠政策的实施对中国新能源汽车的推广的具体影响。

4.1 合成控制法模型理论

合成控制法（Synthetic Control Method, SCM）是一种用于因果推断的统计学方法，适用于评估政策干预或事件对特定单位（如国家、企业等）影响的情况。该方法通过构造一个“合成控制组”，模拟政策干预或事件未发生时的情况，从而估计干预的因果效应。根据 Abadie 等（2010）提出的合成控制法，假设在 $t \in T$ 时期有 $J+1$ 个可观测的样本，其中不妨假设第 1 个样本在 $1 \leq T_0 < T$ 受到政策干预，剩余 J 个样本为潜在控制组。令 Y_{it}^N 为在没有干预下样本 i 在 t 时点的观测值，其中 $i = 1, 2, \dots, J+1, t = 1, 2, \dots, T$ ；令 Y_{it}^I 为在干预下样本 i 在 t 时点的观测值，其中 $t = T_0 + 1, \dots, T$ 。我们假设在干预实施前，干预对样本的观测值没有影响，即 $Y_{it}^I = Y_{it}^N, i = 1, 2, \dots, J+1, t = 1, 2, \dots, T_0$ 。

于是第 i 个样本在 t 时点受到干预的影响可以表示为 $\alpha_{it} = Y_{it}^I - Y_{it}^N$ ，第 i 个样本在 t 时点的观测值可以表示为：

$$Y_{it} = Y_{it}^N + \alpha_{it} D_{it} \quad (3)$$

其中 D_{it} 为样本 i 在 t 时点是否受到干预的虚拟变量，即 $D_{it} = \begin{cases} 1, & \text{当 } i = 1 \text{ 且 } t > T_0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 。

那么，干预对第 1 个样本的影响效果 $\alpha_{1t} = Y_{1t}^I - Y_{1t}^N = Y_{1t} - Y_{1t}^N, t = T_0 + 1, \dots, T$ 。因为 Y_{1t}^I 是可观测的，所以估计 α_{1t} 只需要估计 Y_{1t}^N 。假设 Y_{it}^N 可以表示为：

$$Y_{it}^N = \delta_t + \theta_t' \mathbf{Z}_i + \lambda_t' \boldsymbol{\mu}_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中 δ_t 为未知的固定个体效应， \mathbf{Z}_i 为一组可观测且不受干预影响的协变量构成的 $(r \times 1)$ 的向量， θ_t 为未知系数构成的 $(r \times 1)$ 的向量， λ_t 为未知的公共因子构成的 $(F \times 1)$ 的向量， $\boldsymbol{\mu}_i$ 为因子载荷构成的 $(F \times 1)$ 的向量， ε_{it} 为不可观测的均值为 0 的随机误差项。

假设存在 $(J+1)$ 的权重向量 $\mathbf{W} = (w_2, \dots, w_{J+1})'$ 满足 $w_j \geq 0, j = 2, \dots, J+1$ 且 $w_2 + \dots + w_{J+1} = 1$ 。向量 \mathbf{W} 的每个具体值都代表控制组的特定加权平均，用向量 \mathbf{W} 可以表示为：

$$\sum_{j=2}^{J+1} w_j Y_{jt} = \delta_t + \theta_t' \sum_{j=2}^{J+1} w_j \mathbf{Z}_j + \lambda_t' \sum_{j=2}^{J+1} w_j \boldsymbol{\mu}_j + \sum_{j=2}^{J+1} w_j \varepsilon_{jt} \quad (5)$$

假设存在 $(w_2^*, \dots, w_{j+1}^*)$ 使得

$$\sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{j1} = Y_{11}, \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{j2} = Y_{12}, \dots, \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{jT_0} = Y_{1T_0}, \text{ 且 } \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Z_j = Z_1.$$

如果 $\sum_{t=1}^{T_0} \lambda_t \lambda_t'$ 是非奇异, 我们可以证明:

$$Y_{1t}^N - \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{jt} = \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* \sum_{s=1}^{T_0} \lambda_s' \left(\sum_{n=1}^{T_0} \lambda_n \lambda_n' \right)^{-1} \lambda_s (\varepsilon_{js} - \varepsilon_{1s}) - \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* (\varepsilon_{jt} - \varepsilon_{1t}). \quad (6)$$

在一般条件下, 干预前的时间段大于干预后的时间段时, 公式(6)等号右边趋近于0。因此, 可以利用 $\hat{\alpha}_{it} = Y_{1t} - \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{jt}, t = T_0 + 1, \dots, T$ 去估计 α_{1t} 。同时也可以证明, 即使干预前只有一期数据, 合成控制法依然可以得到无偏估计量。

在具体求解过程中, 得到效应估计量 $\hat{\alpha}_{it}$ 的关键在于求解满足条件的向量 $W^* = (w_2^*, \dots, w_{j+1}^*)'$, 即选择最优权重使得控制组在干预前的观测值最接近处理组。

设 X_1 为处理组受到干预前协变量的值构成的 $(k \times 1)$ 的向量, X_0 为控制组受到干预前协变量的值构成的 $(k \times J)$ 的矩阵, V 为 $(k \times k)$ 的半正定对称阵, 其对角线的值代表不同协变量的相对重要性。因此, 可以通过最小化 X_1 和 X_0 的距离函数

$\|X_1 - X_0 W\| = \sqrt{(X_1 - X_0 W)' V (X_1 - X_0 W)}$ 确定 W^* 。而确定 W^* 需要先确定半正定对称阵 V , 通常可以根据主观判断选取合适的矩阵 V 。本文选取更加客观的数据驱动的方法确定加权矩阵 V , 即选择最优加权矩阵 V^* 得干预前合成处理组与处理组的结果变量最为接近, 即求解如下公式:

$$V^* = \operatorname{argmin}(Z_1 - Z_0 W^*)'(Z_1 - Z_0 W^*) \quad (7)$$

其中 Z_1 为干预前处理组的结果变量, Z_0 为干预前控制组的结果变量(即本文中新能源汽车累计推广数量)。

4.2 车牌限购政策效果评估—以深圳、天津为例

4.2.1 变量选取和数据来源

考虑车牌限购政策颁布时间以及数据完整性，本章选取 2010 年至 2018 年中国 12 个城市新能源汽车累计推广数量作为结果变量，数据来源于历年《节能与新能源汽车年鉴》。Abadie 等人^{[1][2]}认为预测变量应该为政策干预前后影响结果变量但不受政策干预影响的变量。因此，基于上一章新能源汽车销量预测模型的输入变量和已有文献，本章以表 4-1 中人均国内生产总值、城镇居民人均可支配收入、92 号汽油价格、人口密度、新能源汽车历史推广数量作为预测变量，评估深圳和天津 2014 年实施车牌限购政策对新能源汽车推广数量的影响。处理组为深圳和天津两个城市，控制组为重庆、长春、武汉、南通、沈阳、郑州、合肥、成都、大连和襄阳 10 个没有实施车牌限购且 2014 年没有其他新能源汽车相关政策颁布的城市。表 4-2 为各处理组和控制组 2010 年-2018 年变量的描述性统计结果，预测变量由于单位不一致导致标准差和范围相差较大，因此在后续合成控制的过程中对人均 GDP 和城镇居民人均可支配收入进行以 10 为底的对数变换。

表 4-1 预测变量解释及数据来源

Table 4-1 Data sources and selection basis of predictive factors

变量	变量解释	数据来源
新能源汽车累计推广数量 (nev_sale)	反映历史新能源汽车市场情况/ 辆	《节能与新能源汽车年鉴》
人均国内生产总值 (GDP_per)	反映城市经济发展水平/元	WIND
常住人口 (population)	反映人口密度/万人	WIND
城镇居民人均可支配收入 (income_per)	反映城市消费能力/元	WIND
92 号油价 (oil_price)	反映使用新能源汽车的经济效 益/元/升	团友网

表 4-2 车牌限购政策变量描述性统计

Table 4-2 Basic statistics for the treated units and control groups

	样本量	均值	标准差	最大值	最小值
新能源汽车累计推广数量	108	14595.69	31473	216112	0
人均国内生产总值	108	78959.41	28488.14	189568	27596
常住人口	108	1120.69	646.93	3144	550.03
城镇居民人均可支配收入	108	29912.9	7774.14	52938	14756
92 号油价	108	6.51	0.76	7.55	4.00

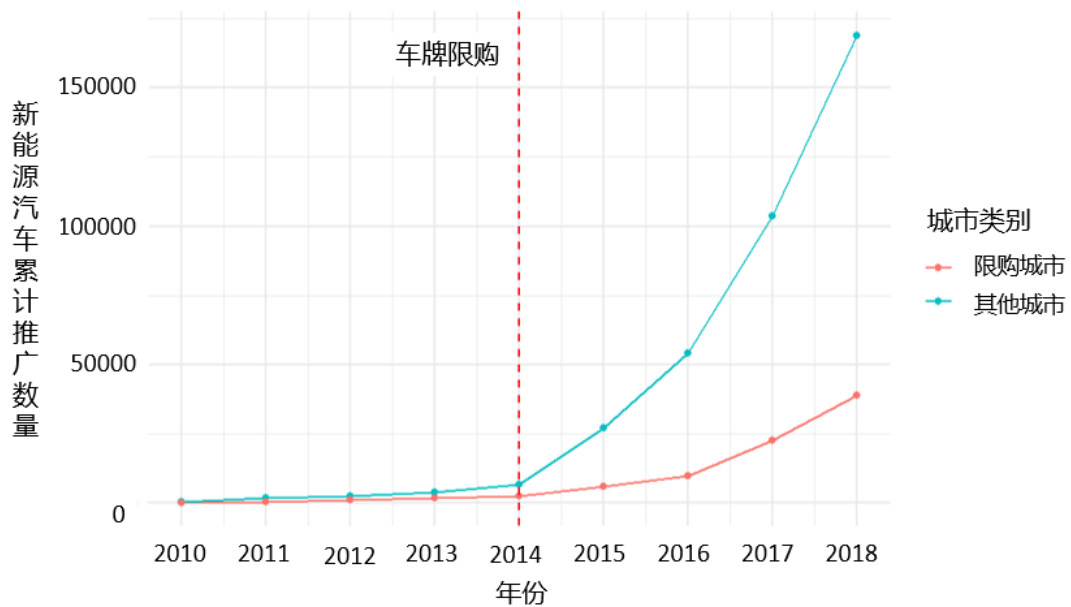


图 4-1 限购城市与其他城市 NEV 累计推广数量随年份的变化

Figure 4-1 NEV cumulative promotions in restricted and other cities

4.2.2 政策效果评估

本文利用 R 中 `tidysynth` 包进行估计，通过使车牌限购政策实施前合成的处理组与处理组深圳和天津的预测变量尽可能相近确定矩阵 W^* 、通过使车牌限购政策实施前合成的处理组与处理组深圳和天津的新能源汽车累计推广数量尽可能相近确定矩阵 V^* ，最终构建与处理组最相近的合成处理组。表 4-3 展示了 2014 年车牌限购政策实施前，深圳和合成的深圳预测变量值、以及 10 个控制单元预测变量的均值，表 4-4 则展示了 2014 年车牌限购政策实施前，天津和合成的天津预测变量值，以及 10 个控制组预测变量的均值。控制组加权后的合成处理组的预测变量与实际处理组的预测变量较为接近。然而，控制组的平均值与处理组的实际预测变量相差很大。这初步说明合成控制法较好地对处理组深圳和天津进行了拟合。

表 4-3 深圳预测变量均值

Table 4-3 Shenzhen NEV promotions predictor factors.

	深圳	合成的深圳	控制组均值
log(GDP_per)	5.06	4.98	4.78
log(income_per)	4.59	4.49	4.38
population	1186.20	1098.17	1056.05
oil_price	5.55	6.33	7.06
nev_sale_2012	4939	4269	1230
nev_sale_2013	6872	7421	1839
nev_sale_2014	10559	9438	2713

表 4-4 天津预测变量均值

Table 4-4 Tianjin NEV promotions predictor factors.

	天津	合成的天津	控制组均值
log(GDP_per)	4.94	4.85	4.78
log(income_per)	4.45	4.41	4.38
population	1371.40	1410.43	1056.05
oil_price	7.35	7.48	7.06
nev_sale_2012	458	765	1230
nev_sale_2013	1011	1270	1839
nev_sale_2014	3066	2884	2713

表 4-5 展示了合成处理组中每个控制单元的权重，政策干预前深圳的新能源汽车推广累计数量主要通过合肥和南通的加权组合再现，其他控制单元的权重几乎为 0；天津的新能源汽车推广累计数量通过成都等控制单元的加权组合再现。

表 4-5 控制单元在合成处理组中的权重

Table 4-5 City weights in the synthetic Shenzhen and Tianjin

	深圳	天津
长春	0	0.01
成都	0	0.62
重庆	0	0.008
大连	0	0
合肥	0.99	0.02
南通	0.01	0
沈阳	0	0.02
武汉	0	0.32
襄阳	0	0
郑州	0	0.002

合成深圳和真实深圳的新能源汽车累计推广数量随时间变化情况如图 4-2 所示。在政策干预前，合成的处理单元的新能源汽车累计推广数量与处理单元的实际新能源汽车累计推广数量非常接近；在政策干预之后，深圳实际新能源汽车累计推广数量迅速增长，而合成深圳的新能源汽车累计推广数量缓慢增长，二者存在较大的差距。图 4-3 天津和合成的天津新能源汽车累计推广数量折线图也显示出一样的趋势。这一结果表明车牌限购政策的实施对新能源汽车的推广有积极影响。

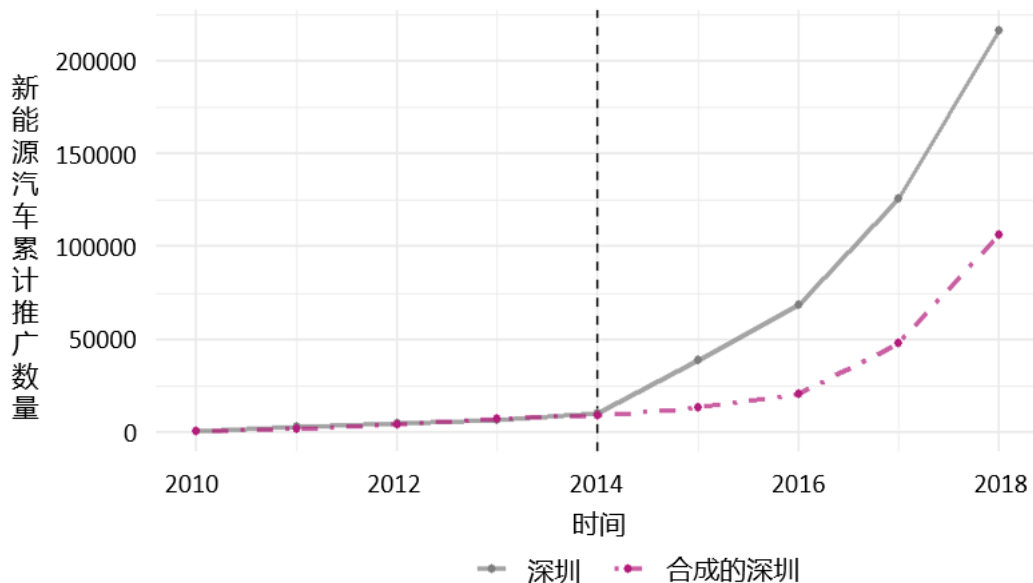


图 4-2 真实深圳和合成深圳新能源汽车累计推广数量

Figure 4-2 Shenzhen trends in cumulative promotions of NEVs: treated units vs. synthetic controls

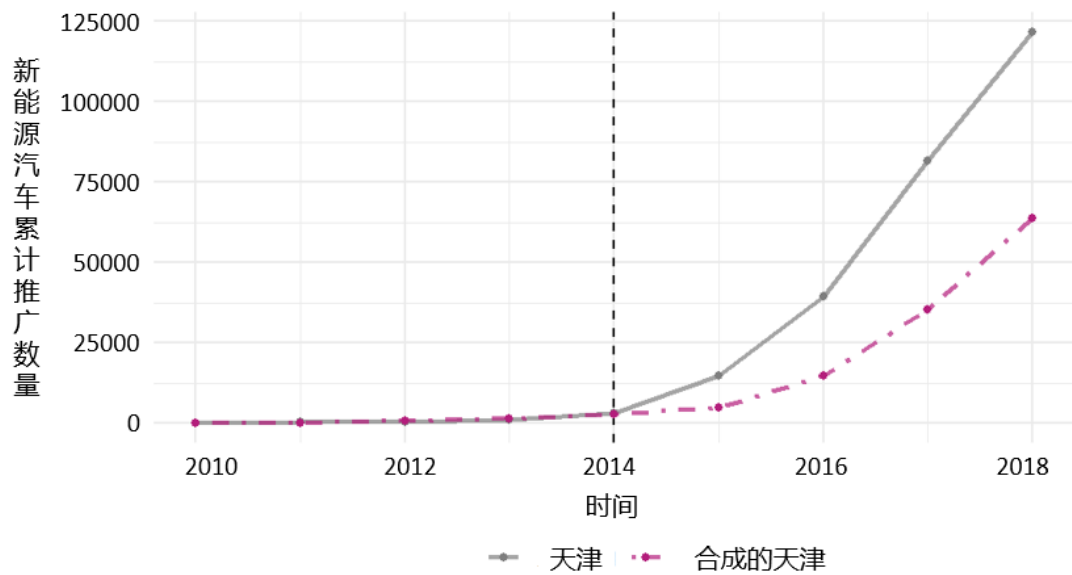


图 4-3 真实天津和合成天津新能源汽车累计推广数量

Figure 4-3 Tianjin trends in cumulative promotions of NEVs: treated units vs. synthetic controls

为更加直观的观察车牌限购政策对新能源汽车推广数量的影响，图 4-4 和图 4-5 展示了处理单元和合成单元之间新能源汽车推广数量的差距，从中可以看出车牌限购政策对新能源汽车推广数量影响较大，且随着时间的推移影响逐渐增强。结果显示，政策干预之后 2015 年-2018 年深圳的新能源汽车推广数量相较于合成单元增长 25622 辆、47672 辆、77352 辆、109873 辆；2015 年-2018 年天津的新能源汽车推广数量相较于合成单元增长 10096 辆、24680 辆、46260 辆、57762 辆。

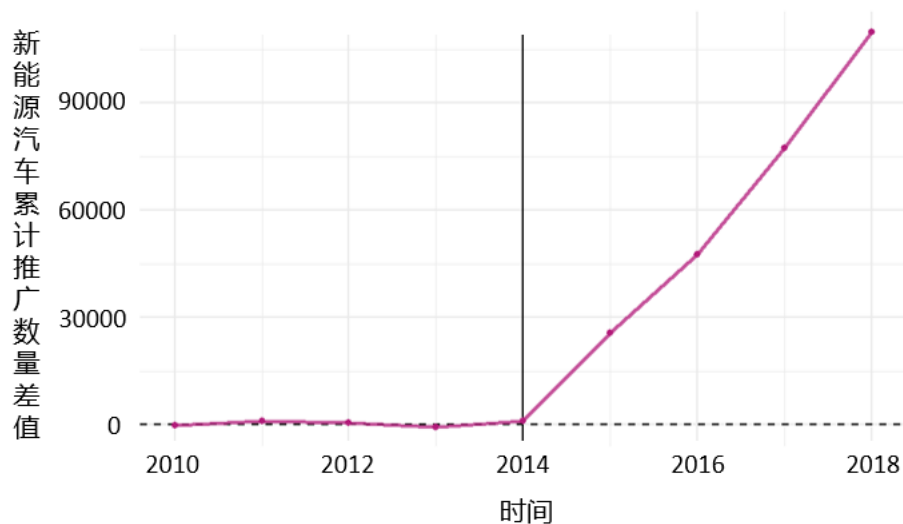


图 4-4 真实深圳和合成深圳新能源汽车累计推广数量的差值

Figure 4-4 Shenzhen gap in cumulative promotions of NEVs: treated units vs. synthetic controls

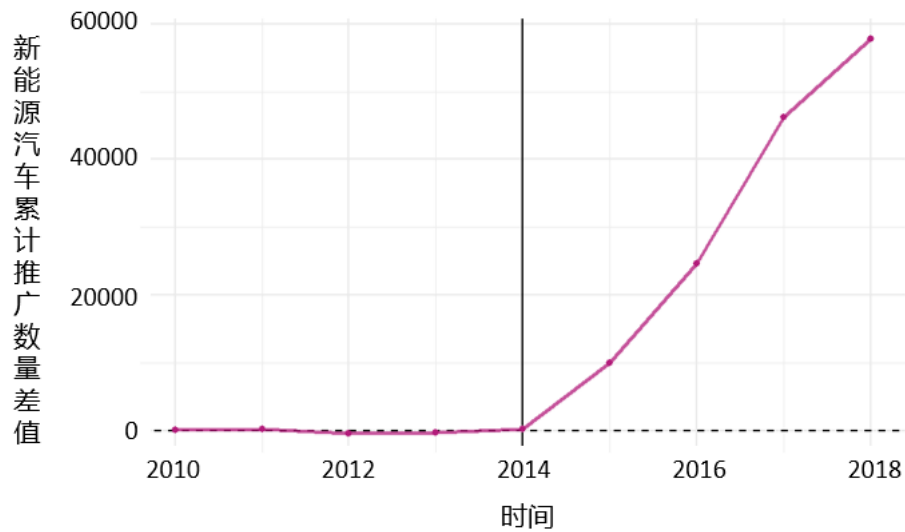


图 4-5 真实天津和合成天津新能源汽车累计推广数量的差值

Figure 4-5 Tianjin gap in cumulative promotions of NEVs: treated units vs. synthetic controls

4.2.3 稳健性检验

本文参考 Abadie 和 Gardeazabal (2003)、Abadie (2010) 等在稳健性检验中使用的安慰剂检验方法，每次迭代过程中选择控制组中的一个单元作为处理单元，剩余作为控制组，对选择的处理单元使用合成控制法评估车牌限购政策，最后与深圳和天津的结果进行比较。图 4-6 和图 4-7 中灰色折线表示当控制组中的城市作为处理单元时新能源汽车累计推广数量与合成单元的差距（不包括模拟计算得到的平均预测方差 MSPE 大于深圳和天津的 2 倍的控制单元），紫色折线则表示深圳和天津新能源汽车累计推广数量与合成单元的差距。结果显示深圳和天津的差值与对照组相比较，可以证明深圳和天津新能源汽车推广数量增加是由于车牌限购政策的实施，而不是其他因素或者偶然因素。

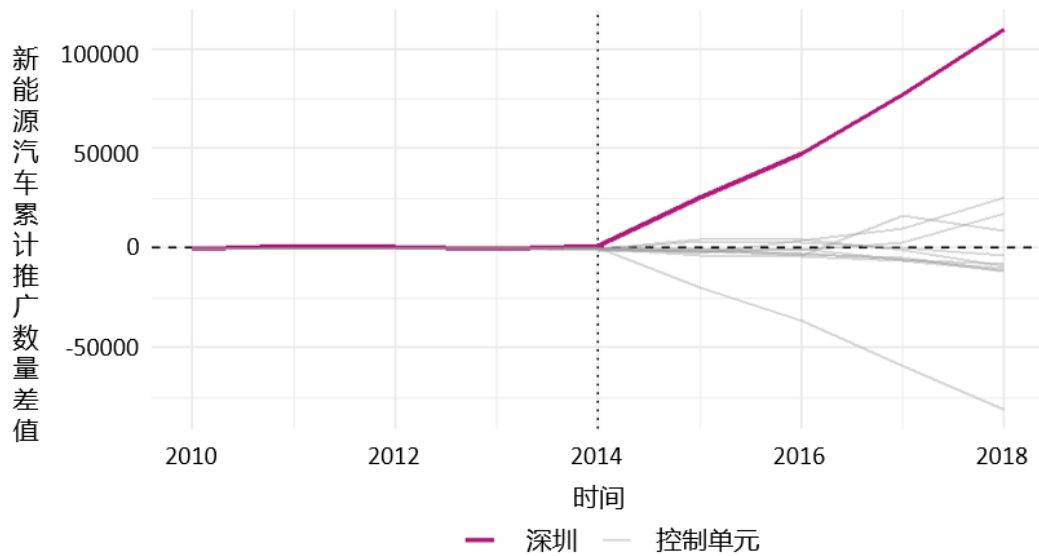


图 4-6 深圳安慰剂检验

Figure 4-6 Placebo test of Shenzhen

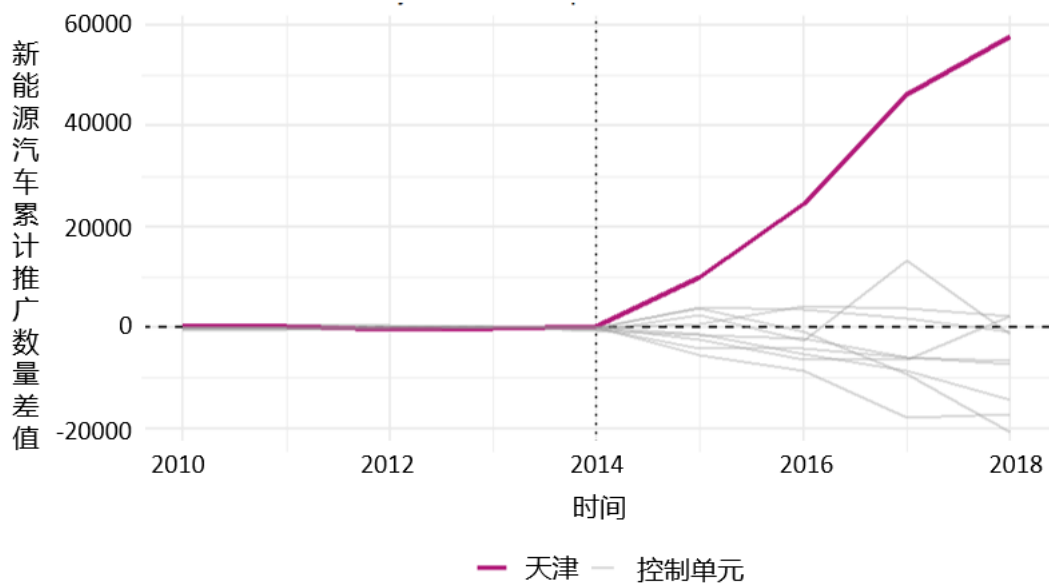


图 4-7 天津安慰剂检验

Figure 4-7 Placebo test of Tianjin

此外，为进一步验证车牌限购政策对深圳和天津新能源汽车累计推广数量影响的显著性，本文参考 Adabie 等人(2010)的方法，计算 2014 年后 MSPE（均方预测误差）与 2014 年前 MSPE（均方预测误差）的比值。对于一个城市，政策干预前 MSPE 值越小说明拟合较好，干预后 MSPE 越大则说明结果变量实际值与合成单元的值有较大差距，因此处理组的比值大可以说明政策干预对结果变量具有显著影响。图 4-8 和图 4-9 均显示深圳和天津的比值最高，而在所有城市中拟合差距较大

且新能源汽车累计推广数量有明显增加的概率为 1/11，小于显著性水平 0.1。稳健性检验足以证明深圳和天津实施车牌限购政策促进人们购买新能源汽车。

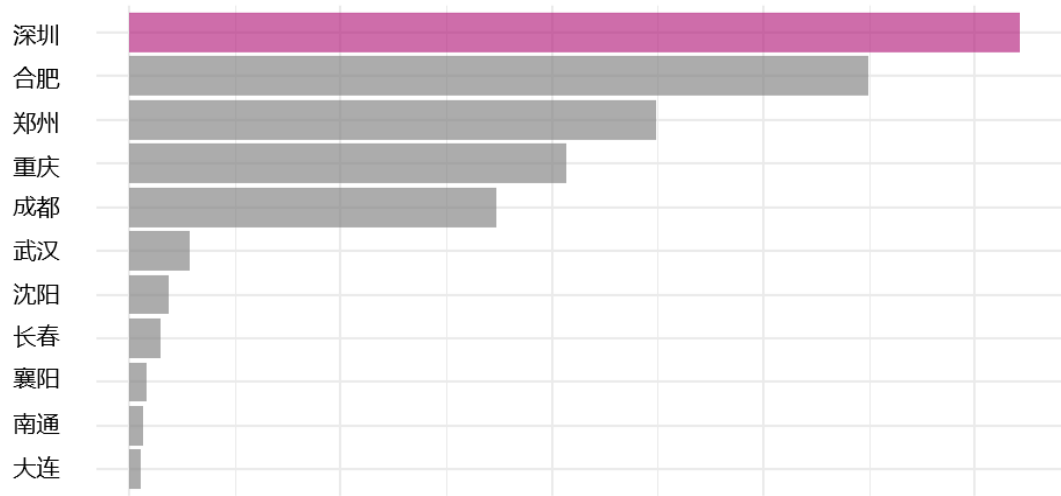


图 4-8 深圳和控制组 MSPE 比值

Figure 4-8 Ratio of post-policy MSPE and pre-policy MSPE: Shenzhen and 10 control cities

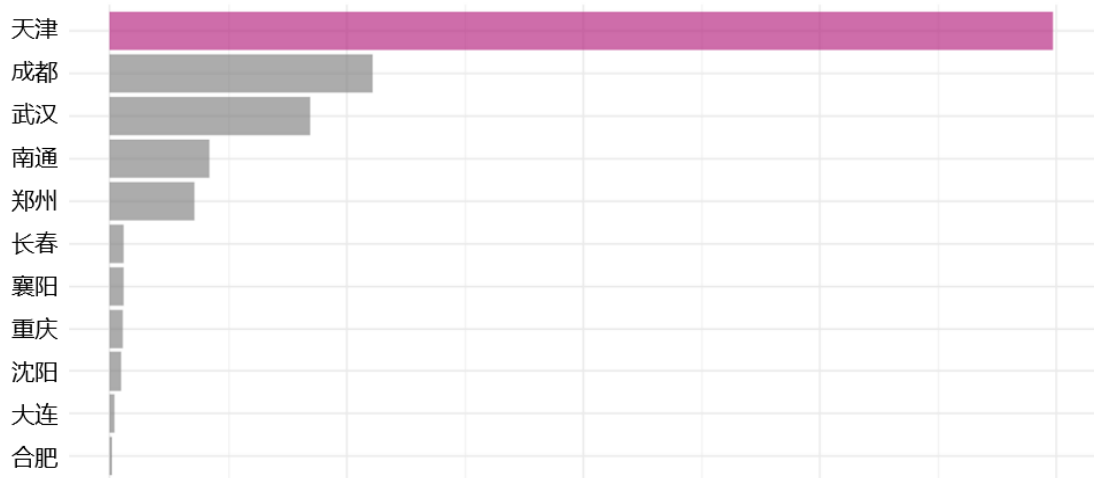


图 4-9 天津和控制组 MSPE 比值

Figure 4-9 Ratio of post-policy MSPE and pre-policy MSPE: Tianjin and 10 control cities

4.3 停车优惠政策效果评估—以成都为例

4.3.1 变量选取和数据来源

考虑停车优惠政策颁布时间以及数据完整性，本章选取 2010 年至 2020 年中国 9 个城市新能源汽车累计推广数量作为结果变量，数据同样来源于历年《节能与新能源汽车年鉴》。本章仍以表 4-1 中人均国内生产总值、城镇居民人均可支配收入、92 号汽油价格、人口密度、新能源汽车历史推广数量作为预测变量，评估成都 2017 年实施停车优惠政策对新能源汽车推广数量的影响。处理组为成都，控制组为重庆、长春、武汉、沈阳、郑州、大连、襄阳和宁波 8 个没有实施停车优惠且 2017 年没有其他新能源汽车相关政策颁布的城市。表 4-6 为处理组和控制组 2010 年-2020 年变量的描述性统计结果，同样在后续估计的过程中对人均 GDP 和城镇居民人均可支配收入进行以 10 为底的对数变换。

表 4-6 停车优惠政策变量描述性统计

Table 4-6 Basic statistics for the treated units and control group

	样本量	均值	标准差	最大值	最小值
新能源汽车累计推广数量	88	17336.7	30513.23	139988	0
人均国内生产总值	88	73969.04	20726.84	120880	27596
常住人口	88	1180.87	588.5	3144	588.5
城镇居民人均可支配收入	88	29205.85	6757.12	43405	17532.43
92 号油价	88	6.58	0.71	7.55	5.61

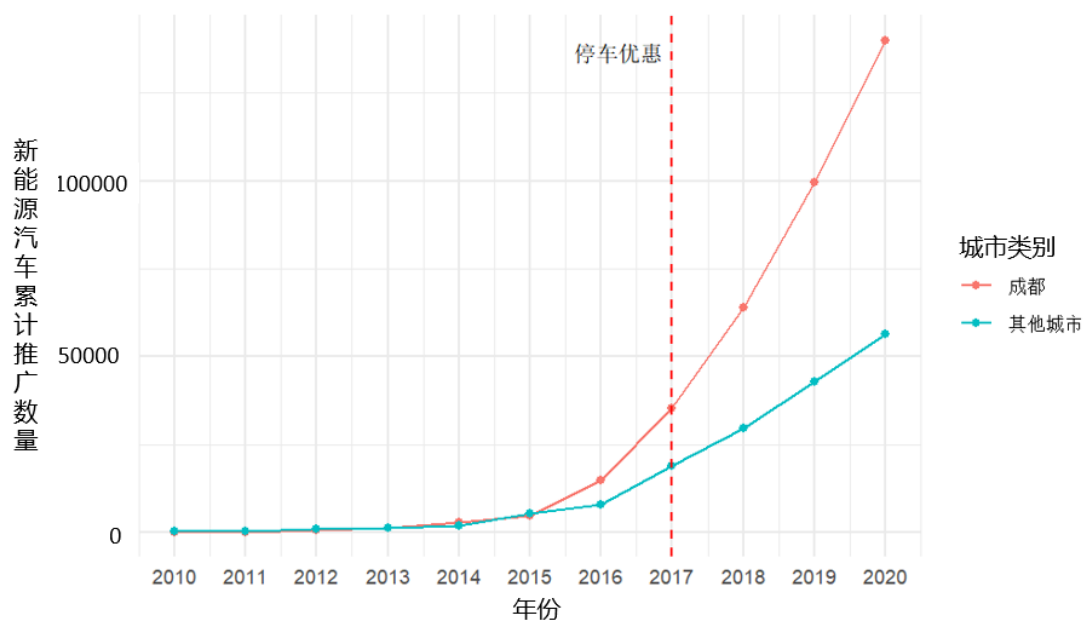


图 4-10 成都与其他城市 NEV 累计推广数量随年份的变化

Figure 4-10 NEV cumulative promotions in Chengdu and other cities plot

4.3.2 政策效果评估

通过利用 R 中 `tidysynth` 包进行估计，表 4-7 展示了 2017 年停车优惠政策实施前，成都和合成的成都预测变量值、以及 8 个控制组预测变量的均值。控制组的加权平均后的合成处理组的预测变量与实际处理组的预测变量较为接近。然而，控制组的平均值与处理组的实际预测变量相差很大。这初步说明合成控制法较好地对成都进行了拟合。

表 4-7 成都预测变量均值

Table 4-7 Chengdu NEV promotions predictor factors

	成都	合成的成都	控制组均值
<code>log(GDP_per)</code>	4.81	4.79	4.86
<code>log(income_per)</code>	4.47	4.45	4.44
<code>population</code>	1470.52	1343.22	1207.80
<code>oil_price</code>	6.64	6.61	6.56
<code>nev_sale_2017</code>	35389	35540	21011
<code>nev_sale_2016</code>	14848	12347	8740
<code>nev_sale_2015</code>	4802	5004	6091

表 4-8 展示了合成处理组中每个控制单元的权重，政策干预前成都的新能源汽车推广累计数量主要通过重庆、沈阳和武汉的加权组合再现，其他控制单元的权重几乎为 0。

表 4-8 控制单元在合成处理组中的权重

Table 4-8 City weights in the synthetic Chengdu

	成都
长春	0
重庆	0.47
大连	0.001
沈阳	0.15
武汉	0.29
郑州	0.007
襄阳	0
宁波	0.082

通过权重合成后的成都和成都的新能源汽车累计推广数量随时间变化情况如图 4-11 所示。在政策干预前，合成的处理单元的新能源汽车累计推广数量与处理单元的实际新能源汽车累计推广数量非常接近；结果表明，在政策干预之后，成都实际新能源汽车累计推广数量增长速度快于合成的成都，二者存在差距。

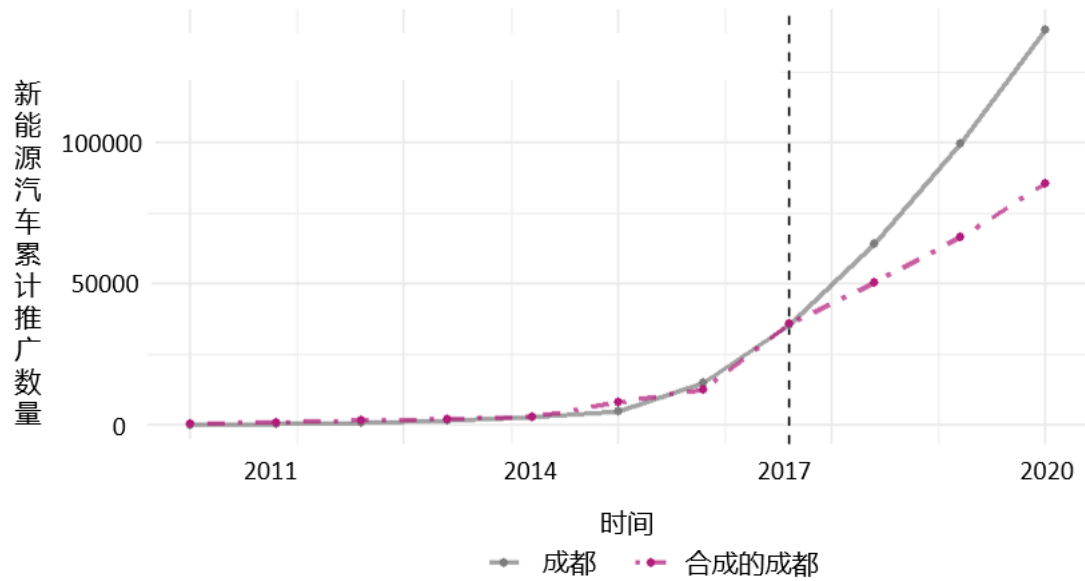


图 4-11 真实成都和合成成都新能源汽车累计推广数量

Figure 4-11 Chengdu trends in cumulative promotions of NEVs: treated units vs synthetic controls

为更加直观的观察停车优惠政策对新能源汽车推广数量的影响，图 4-12 展示了处理单元和合成单元之间新能源汽车推广数量的差距，从中可以看出停车优惠政策对新能源汽车推广数量影响较大，且随着时间的推移影响逐渐增强。结果显示，政策干预之后 2018 年-2020 年成都的新能源汽车推广数量相较于合成单元增长 13758 辆、33226 辆、54621 辆。

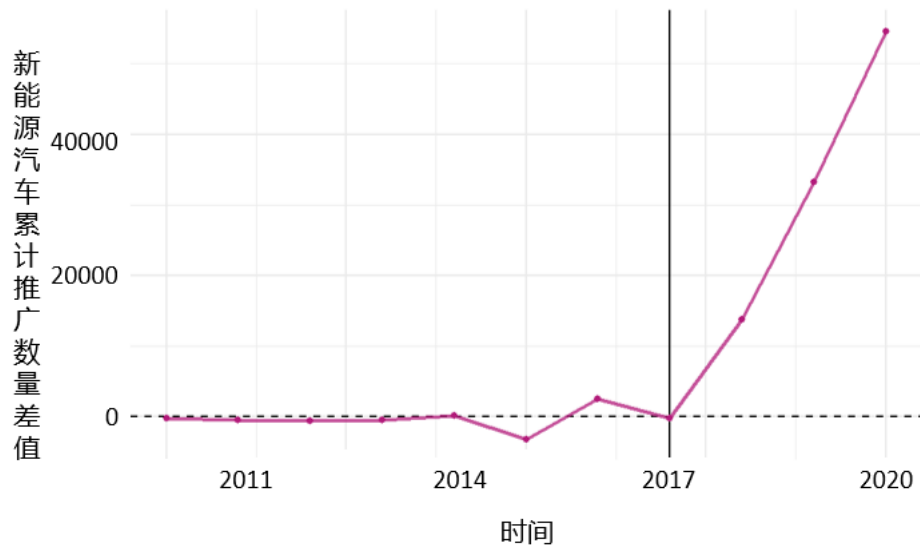


图 4-12 真实成都和合成成都新能源汽车累计推广数量的差值

Figure 4-12 Chengdu gap in cumulative promotions of NEVs: treated units vs. synthetic controls

4.3.3 稳健性检验

类似车牌限购政策，本节同样进行了稳健性检验。图 4-13 中灰色折线表示当控制组中的城市作为处理单元时新能源汽车累计推广数量与合成单元的差距（不包括模拟计算得到的平均预测方差 $MSPE$ 大于成都的 2 倍的控制单元），紫色折线则表示成都新能源汽车累计推广数量与合成单元的差距。结果显示成都的差值与对照组相比较大。图 4-14 显示成都干预前后 $MSPE$ 的比值最高，而在所有城市中拟合差距较大且新能源汽车累计推广数量有明显增加的概率为 $1/9$ ，显著性水平约为 0.1。稳健性检验可以证明成都新能源汽车推广数量增加是由于停车优惠政策的实施，而不是其他因素或者偶然因素。为增强稳健性检验的可信度，后续可以添加更多合适的控制单元。

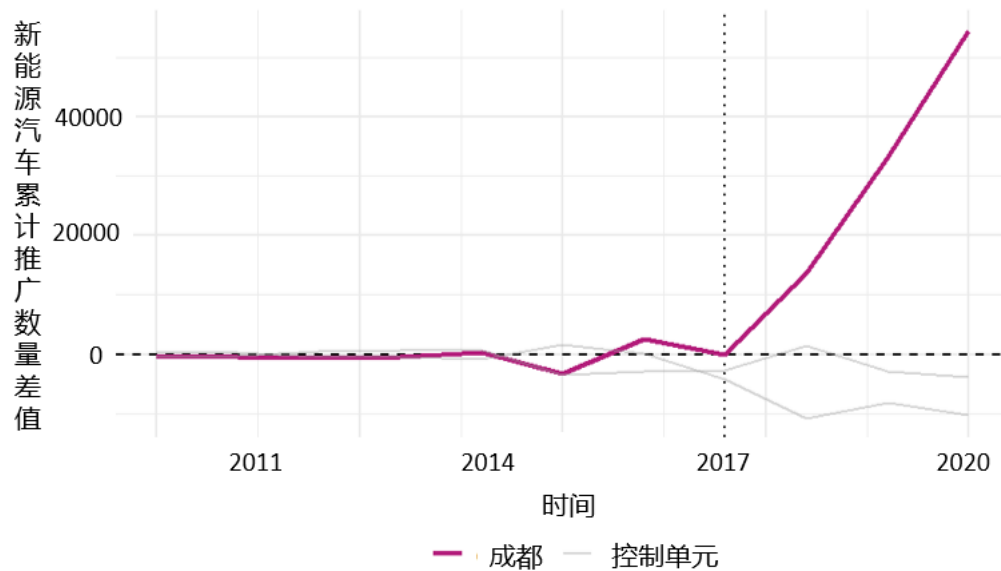


图 4-13 成都安慰剂检验

Figure 4-13 Placebo test of Chengdu

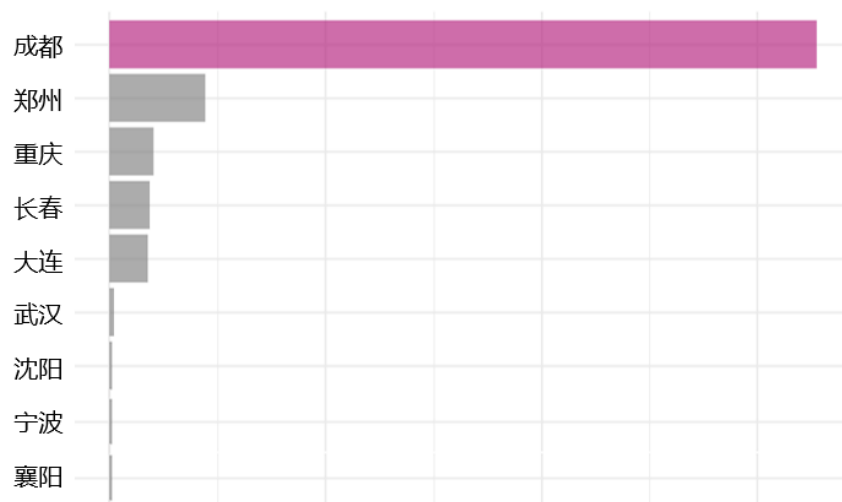


图 4-14 成都和控制组 $MSPE$ 比值

Figure 4-14 Ratio of post-policy $MSPE$ and pre-policy $MSPE$: Chengdu and 8 control cities

4.4 结论

由 4.2 和 4.3 的结果可以看出，2014 年深圳和天津实施车牌限购政策、2017 年成都实施停车优惠政策后，新能源汽车累计推广数量的年均增长率分别为 132%、119%和 50%。这一数据显著地表明，地方政府采取的车牌限购政策和停车优惠政策均对促进当地新能源汽车的推广和使用产生了积极效果。进一步的分析表明，车牌限购政策相较于停车优惠政策，对新能源汽车推广的影响更为显著。这可能归因于车牌限购政策直接限制了传统燃油汽车的购买与使用，从而为新能源汽车提供了更大的市场空间。

5 结论与展望

5.1 结论与建议

随着环境问题的加剧，新能源汽车产业逐渐成为全世界重点发展的领域，中国在此方面亦步亦趋。本文首先界定了中国新能源汽车的概念、探讨了产业发展现状，并梳理现有相关政策。得益于政治、经济、社会以及技术四大驱动力的共同作用，中国新能源汽车销量实现快速增长，政策支持也逐渐由直接的财政补贴向市场驱动机制转变，以促进产业的持续健康发展。

在中国新能源汽车月度销量预测方面，本文首先利用历史销量数据构建传统时间序列 $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$ 模型进行预测。随后，结合宏观经济、政策、产品相关指标，构建长短期记忆模型（LSTM）进行多变量预测，模型在 2023 年 1 月至 2023 年 12 月的测试集上平均绝对百分比误差（MAPE）为 12.91%，预测准确性优于传统时间序列模型 SARIMA 和单变量 LSTM 预测模型，为新能源汽车企业提供一种更为准确的销量预测工具。利用最优 LSTM 模型预测未来 2024 年 12 月销量将达到 1514779 辆。同时，基于月度销量趋势，建议企业在 10 月份确保新能源汽车存货充足，以防产能不足，同时应考虑宣传新车型，挖掘潜在市场；而在 1 月份前适度减少产量，避免在 2 月份产能过剩。LSTM 多变量预测模型相比于 SARIMA 模型不够稳定，车企可以根据需要选择合适的模型预测未来销量，以制定合理的生产决策。此外，通过计算变量重要性，可以看到新能源汽车相关专利累计数量、新能源汽车相关政策累计数量、充电桩保有量均位于前五，是关键影响因素。因此，针对新能源汽车行业发展的现实需求，企业应加强供给侧研发创新、政府应进一步完善充电桩基础设施建设和制定合理的新能源汽车相关政策，刺激消费者的购买意愿，加强公众对新能源汽车和双碳目标的认知。

最后，本文通过合成控制法定量评估车牌限购和停车优惠两个“非补贴”型政策的实施效果，发现两项政策均显著正向增加新能源汽车的推广数量，且车牌限购政策正向影响更为强烈。推测车牌限购政策在限制消费者购买传统燃油车的同时间接促进新能源汽车的消费，而停车优惠政策通过为消费者提供便利、降低经济成本直接促进新能源汽车的消费，然而，由于停车优惠政策没有完全落实，部分地区虽然宣布实施停车优惠政策，但是停车场并没有进行落实，且受到充电设施不足等影响，实施效果不如车牌限购政策的间接促进效果。因此，本文建议其他城市可以通过实施车牌限购和停车优惠政策促进新能源汽车的推广与使用，在政策实施的同时完善公共交通设施、充电桩基础设施建设、确保政策的落实，保证无车家庭和新能源汽车消费者的日常出行、避免政策对消费者带来负面情绪。

5.2 展望

虽然本文通过构建长短期记忆模型（LSTM）对中国新能源汽车月度销量进行较为准确的预测，并通过后续的合成控制法定量评估车牌限购和停车优惠政策的实施效果，但是仍有可以改进的空间以进一步提升研究的深度和广度。具体改进方向为：

- (1). 未来研究可以利用双向长短期记忆模型（BiLSTM）和与小波变换（DWT）结合的 BiLSTM 模型，进一步提高新能源汽车销量预测的准确性和鲁棒性。
- (2). 收集广泛的中国城市新能源汽车推广数据，以提高政策实施效果评估的可信度。同时，扩大研究范围，评估更多区域政策的实施效果，以便为政策制定和优化提供更为全面和深入的建议。

参考文献

- [1] Abadie, A., Diamond, A., Hainmueller, J. Synthetic control methods for comparative case studies: estimating the effect of California's tobacco control Program[J]. Journal of the American Statistical Association, 2010, 105 (490): 493–550.
- [2] Abadie A., Gardeazabal J. The economic costs of conflict: a case study of the basque country. American Economic Review 2003, 93(1): 113–132.
- [3] Bao H, Guo X, Liang J, et al. Relevance vector machine with optimal hybrid kernel function for electric vehicles ownership forecasting: The case of China[J]. Energy Reports, 2022, 8: 988-997.
- [4] Chi Y Y, Wang Y Y, Xu J H. Estimating the impact of the license plate quota policy for ICEVs on new energy vehicle adoption by using synthetic control method[J]. Energy Policy, 2021, 149: 112022.
- [5] He L Y, Pei L L, Yang Y H. An optimised grey buffer operator for forecasting the production and sales of new energy vehicles in China[J]. Science of the Total Environment, 2020, 704: 135321.
- [6] Jenn A, Azevedo I L, Ferreira P. The impact of federal incentives on the adoption of hybrid electric vehicles in the United States[J]. Energy Economics, 2013, 40: 936-942.
- [7] Olper Alessandro, Daniele Curzi, Johan Swinnen. Trade liberalization and child mortality: a synthetic control method. World Development 110 (2018): 394-410.
- [8] Rietmann N, Hügler B, Lieven T. Forecasting the trajectory of electric vehicle sales and the consequences for worldwide CO2 emissions[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 261: 121038.
- [9] Sun S, Wang W. Analysis on the market evolution of new energy vehicle based on population competition model[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2018, 65: 36-50.
- [10] 陈尚林. 基于 LSTM 神经网络和百度指数的新能源汽车销量预测[D]. 湖北大学, 2023.
- [11] 邓聚龙. 灰色预测模型 GM(1,1)的三种性质——灰色预测控制的优化结构与优化信息量问题[J]. 华中工学院学报, 1987,(05): 1-6.
- [12] 邓聚龙. 本征性灰色系统的主要方法[J]. 系统工程理论与实践, 1986,(01): 60-65.
- [13] 黄宇轩. 我国房地产税改革对地方政府财政收入的影响[D]. 江西财经大学, 2023.
- [14] 刘成. 产业政策扶持对新能源汽车发展的影响研究[D]. 江西财经大学, 2023.
- [15] 山塔·德瓦拉扬, 吴思. 产业政策失败的三个原因[J]. 中国经济报告, 2017(3): 63.
- [16] 辛宇涛. 基于 G-SARIMA-BP-LSTM 的新能源汽车销量预测研究[D]. 山西大学, 2023.
- [17] 许妙遥. 我国新能源汽车的销量预测及发展路径研究[D]. 山东工商学院, 2023.
- [18] 熊勇清&刘徽. 新能源汽车推广应用的“非补贴型”政策作用及其差异[J]. 科研管理, 2022, 43(9): 83-90.
- [19] 张夕. 车辆购置税优惠政策对新能源汽车销量的影响研究[D]. 江西财经大学, 2023.
- [20] 赵沫. 基于机器学习的中国汽车销量预测研究[D]. 安徽师范大学, 2021.

致谢

在此毕业论文完成之际，我首先要感谢我的论文指导老师，她是一位认真负责，平易近人的老师，在整个毕业论文的撰写过程中，她都对我进行了认真的指导和详细的修改，从她的身上我也学到了很多，比如说严谨认真、一丝不苟的工作作风。我将永远记住她曾经给予过我的教导，我要向指导老师表达我内心最崇高的敬意和最衷心的感谢！同时要感谢我的所有任课老师，这些老师给予了我很多的教导和很大的帮助。感谢我的家人和朋友们，他们的关爱和支持永远是我前进的最大动力。在任何时候，他们都给予我最大的鼓励和支持。同时也向审阅我论文和参加答辩的老师表示衷心的感谢，感谢你们抽出宝贵的时候参加我的论文答辩会，感谢你们对论文不当之处提出的宝贵意见和建议。最后，希望大家都成为更优秀的自己！