

# 新能源汽车统计测度研究+设计说明书

## 作品内容简介

在当今时代，新能源汽车的采用和市场增长成为一个令人着迷的趋势，特别是与传统能源汽车相比。为了突出其影响和潜力，让我们探讨一个令人信服的例子，说明新能源汽车的推广如何成为未来的灯塔。

通过采用熵权法确定发展水平指标权重，利用皮尔逊系数和多元线性回归分析探讨影响变量对新能源汽车发展水平的显着性和影响程度。

为了预测新能源汽车发展水平指标的权重。使用第一步中开发的模型预测未来十年的影响因素。本预测利用灰色预测和增强型自回归率模型对新能源未来发展水平进行预测未来十年的车辆。

转变为全球视角。它涉及使用 Bass 模型预测未来全球新能源汽车的保有量。此利用 Logistic 模型估算车辆库存，通过对比判断新能源汽车对传统汽车行业的影响。

为了探讨国家遏制政策对新能源汽车发展的影响，围绕德米特里·克拉斯的环境税培育创新模型构建碳税率和企业利润的优化模型。分析不同技术下的利润曲线，旨在揭示阻力政策对新能源汽车发展的影响。

为了考虑新能源汽车对于环境的影响，采用 Compertz 模型来计算给定城市的货物周转率。基于谢丹峰的城市减碳模型，评估不同发展水平新能源汽车的碳减排能力

最后综合上述研究对新能源汽车的发展进行了总结与展望

**关键词：多元线性回归，灰色预测，Bass，Logestic，碳排放，Compertz**

## 1 背景介绍

随着人类的环保意识提高，越来越多的人开始反对使用化石燃料。与此同时，人们生产和存储新能源的技术日益成熟，在这些因素的催化下，产生了新能源汽车行业。新能源汽车，顾名思义，是采用新能源作为动力源的汽车。新能源汽车产业的发展，不仅减少环境污染，改善了空气质量，还带动了一系列相关产业的发展，推动经济增长和技术创新。其中，新能源电动汽车因其低能耗、低污染、可调节用电高峰等特性，得到较快发展。而中国作为全球最大的新能源电动汽车生产和出口国，该行业极大地推动了中国经济发展，通过研究哪些因素影响新能源电动汽车的发展，对未来中国新能源电动汽车发展有着重要意义。

## 2 影响因素分析

要想知道有哪些因素影响中国新能源电动汽车的发展，首先我们通过文献查找，选择了国内外一些比较公认的影响因素，然后收集了相关数据，并对数据进行处理。为了发现主要影响因素与新能源电动汽车行业发展的关系，我们选择使用 Pearson 相关性分析方法和多元线性回归方法，首先用 Pearson 相关性分析来测量各影响因素与发展水平的相关程度，然后用多元线性回归模型来确定各个影响因素对发展水平的影响程度。

### 2.1 数据准备

首先我们需要选取影响新能源电动汽车发展的主要因素，通过查阅文献，我们选取了以下 7 个影响因素，居民消费水平，新能源研究人员数量，平均每天能源消费量（煤），新能源电动汽车企业投入，城镇化率，政府补贴金额，公共充电桩保有台。而发展水平的衡量，我们选取了新能源电动汽车的销量和产量。

针对这些因素和指标，我们从中国统计年鉴以及企业官网上收集了 2012 年至 2022 年的数据，如图，

表 1：2012-2022 年影响因素数据表

| Year | $X_1$     | $X_2$   | $X_3$    | $X_4$       | $X_5$      | $X_6$  | $X_7$ |
|------|-----------|---------|----------|-------------|------------|--------|-------|
| 2012 | 14074.000 | 93.000  | 1098.700 | 1150419.000 | 550387.000 | 53.100 | 1.800 |
| 2013 | 15586.000 | 158.000 | 1142.200 | 1278910.000 | 677121.000 | 54.490 | 2.100 |

|      |           |         |          |             |             |        |         |
|------|-----------|---------|----------|-------------|-------------|--------|---------|
| 2014 | 17220.000 | 178.000 | 1173.500 | 1864695.000 | 798446.000  | 55.750 | 2.300   |
| 2015 | 18857.000 | 193.000 | 1189.400 | 1998499.000 | 581177.000  | 57.330 | 5.000   |
| 2016 | 20801.000 | 200.000 | 1206.300 | 3171694.000 | 710939.000  | 58.840 | 14.000  |
| 2017 | 22968.000 | 210.000 | 1248.800 | 3739491.000 | 1275807.000 | 60.240 | 21.400  |
| 2018 | 25245.000 | 225.000 | 1292.900 | 4989360.000 | 2332863.000 | 61.500 | 33.100  |
| 2019 | 27504.000 | 280.000 | 1335.600 | 5629372.000 | 1707657.000 | 62.710 | 51.600  |
| 2020 | 27439.000 | 274.000 | 1361.500 | 7464861.000 | 1688142.000 | 63.890 | 80.700  |
| 2021 | 31013.000 | 295.000 | 1440.800 | 7990974.000 | 2263485.000 | 64.720 | 261.700 |
| 2022 | 31718.000 | 306.000 | 1476.568 | 18654453.00 | 1710490.000 | 65.220 | 299.100 |

由于所选取的因素指标单位不统一，所以各指标除了数值的影响外还应考虑量纲的影响，为了消除这些影响，我们对这些数据进行了归一化处理，其公式如下：

$$X_j = (X_j - MINX_j)/(MAXX_j - MINX_j) \quad (1)$$

其中 $X_j$ 是第  $j$  列因素的数值 ( $j \in 1, 2, \dots, 11$ )， $MAXX_j$ 表示第  $j$  列因素的最大值， $MINX_j$ 是第  $j$  列因素的最小值。

针对发展水平，我们采用新能源电动汽车的年销售量和年产量作为衡量指标，为了综合两个方面的水平，我们采用熵权法来对年销量和年产量进行客观赋权，并产生了一个新的指标—发展水平，其计算公式如下：

$$X_{10} = w_8 \times X_8 + w_9 \times X_9 \quad (2)$$

熵权法的原理是：指标的变异程度越小，所反映的信息量也越少，对应的权值也应该更低。算法流程图如下，

计算过程如下：假设利用  $j$  个对象的  $i$  个指标进行发展水平的评价，建立初始矩阵 $R = (r_{ij})$ ：

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{i1} & \cdots & r_{ij} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

第一步：判断输入的矩阵中是否存在负数，如果有则需重新标准化到非负区间，本节所用数据不存在负数，故可以跳过这一步；

第二步：计算第  $j$  年第  $i$  个指标的比重 $p_{ij}$  ( $0 < p_{ij} < 1$ )，并将其看作并将其看作相对熵计算用到的概率。我们经过预处理后得到了标准化后的非负矩阵 $R$ ，我们在此基础上计算概率矩阵 $P$ ，其中 $P$ 中的每一个元素 $p_{ij}$ 的计算公式如下：

$$p_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sum_{j=1}^n r_{ij}} \quad (3.2)$$

第三步：求各指标的信息熵值 $e_{ij}$  ( $0 < e_{ij} < 1$ )，并计算信息效用值 $d_j$ ，

$$e_{ij} = -\frac{\sum_{j=1}^n p_{ij} \times \ln p_{ij}}{\ln n} \quad (3.3)$$

$$d_j = (1 - e_j)$$

第四步：求各个指标的权重 $w_i$  ( $0 < w_i < 1$ )，

$$w_i = -\frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j} \quad (3.4)$$

得到权重后，使用公式（2）即可得到发展水平数据，如图，

表 2：2012 年至 2022 年发展水平数据

| Year | $X_8$   | $X_9$   | $X_{10}$ |
|------|---------|---------|----------|
| 2012 | 1.280   | 1.260   | 1.270    |
| 2013 | 1.760   | 1.750   | 1.755    |
| 2014 | 7.480   | 7.850   | 7.665    |
| 2015 | 33.110  | 34.050  | 33.580   |
| 2016 | 50.700  | 51.700  | 51.200   |
| 2017 | 77.700  | 79.400  | 78.551   |
| 2018 | 125.620 | 127.050 | 126.336  |
| 2019 | 120.600 | 124.200 | 122.402  |
| 2020 | 136.700 | 136.600 | 136.650  |
| 2021 | 352.100 | 354.500 | 353.301  |
| 2022 | 688.700 | 705.800 | 697.258  |

## 2.2 分析过程

数据处理完成后，我们可以通过计算每个影响因素与发展水平之间的 Pearson 相关性系数  $r$ ，其数值越接近 1，就代表该影响因素与发展水平越相关，也就越能解释该因素是否会影响到新能源电动汽车的发展水平。Pearson 相关性系数  $r$  ( $0 < r < 1$ ) 计算公式如下：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

其中  $X_i$  指的是变量  $X$  的第  $i$  个数据，而  $X$  和  $Y$  代表两个变量  
计算结果如图所示，

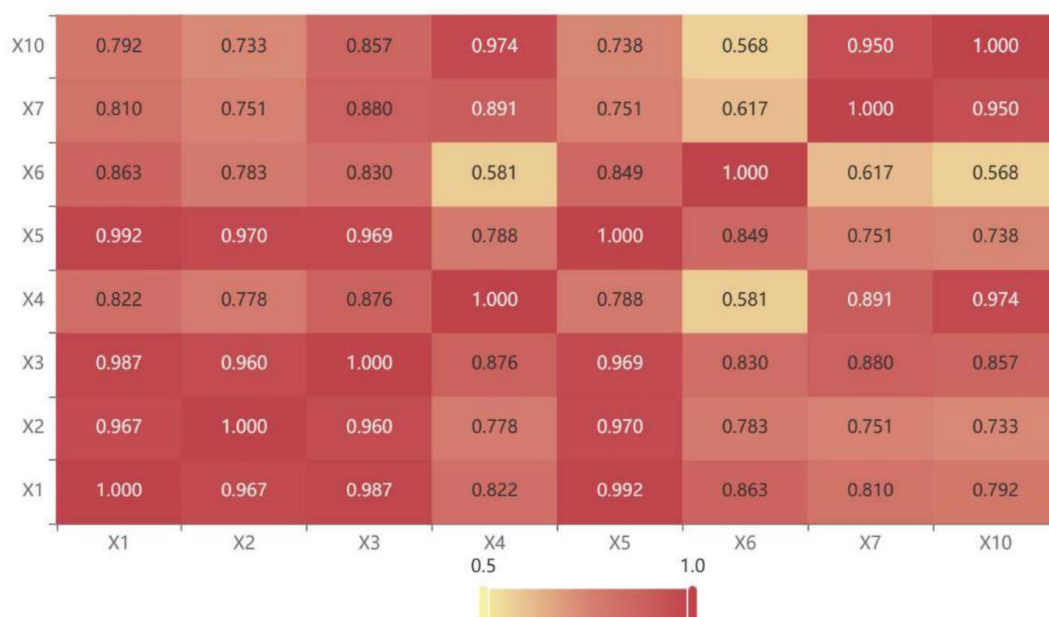


图 1：相关系数热图

根据 Pearson 相关性分析的结果发现所有影响因素与发展水平的相关系数均  $> 0.5$ ，所以我们可以相信所有选择因素都能影响发展水平，接下来，为了测量每个因素对发展水平的影

响程度，我们选择建立多元线性回归模型，计算出每个因素的系数，系数越大，代表对发展水平的影响程度越大。多元线性回归的计算过程如下：

第一步，建立多元线性回归模型：

$$Y = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \beta_3X_3 + \beta_4X_4 + \beta_5X_5 + \beta_6X_6 + \beta_7X_7 + \varepsilon \tag{5}$$

其中， $Y$ 代表发展水平， $X_i(i = 1, 2, 3, \dots, 7)$ 代表第*i*个影响因素， $\beta_0$ 是截距项， $\beta_i(i = 1, 2, 3, \dots, 7)$ 代表第*i*个影响因素的系数， $\varepsilon$ 表示误差项。

第二步，建立模型后，我们可以通过最小二乘法来求解 $\beta_i(i = 0, 1, 2, \dots, 7)$ ，

$$Q = \sum_{i=1}^s \left( Y - \bar{Y} \right)^2 \tag{5}$$
$$= \sum_{i=1}^s \left( Y - (\beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \beta_3X_3 + \beta_4X_4 + \beta_5X_5 + \beta_6X_6 + \beta_7X_7) \right)$$

为了得到最佳拟合方程，我们要使 $Q$ 最小，设，

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta_i} = 0 (i = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7) \tag{5}$$

模型建立完成后，我们将数据导入到 spss 软件中，得到如下结果，

表 3：各系数值

| coefficient | $\beta_0$ | $\beta_1$ | $\beta_2$ | $\beta_3$ | $\beta_4$ | $\beta_5$ | $\beta_6$ | $\beta_7$ |
|-------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| value       | 1.916     | 3.23      | 2.379     | -28.659   | 1.346     | 0.255     | 0.571     | 0.801     |

取所有系数值后，得到最终的模型，

$$Y = 1.916 + 3.23X_1 + 2.379X_2 - 28.659X_3 + 1.346X_4 + 0.255X_5 + 0.571X_6 + 0.801X_7 \tag{6}$$

对模型使用假设检验的方法，对模型进行 F test，并计算出以下结果，

表 4：F 检验系数

|       | F-value | P-value | $R^2$ |
|-------|---------|---------|-------|
| Value | 103.204 | 0.001   | 0.996 |

我们发现 F test 的显著性 P-value 为 0.001，水平上呈现显著性，所以我们拒绝回归系数为 0 的原假设，因此模型基本满足要求。同时可决系数为 0.996，说明该模型的拟合效果仍然相对较好。

2.3 结论

从结果来看，F 检验的显著性 P 值为 0.001\*\*\*，水平上呈现显著性，故拒绝回归系数为 0 的原假设，故我们认为该模型是合理的。再看每个影响因素的系数，我们发现居民消费水平，新能源汽车研究人员数量和新能源汽车企业投入的系数分别为 3.23、2.379，相比于其他因素对新能源汽车的发展水平起到了更大的促进作用，新能源汽车企业投入和公共充电桩保有量的系数分别为 1.346、0.801，对电动汽车发展的促进作用也不可

忽视，而城镇化率、征服补贴金的系数分别为 0.255、0.571，对新能源电动汽车的发展影响不是特别显著；平均每天能源消费量（煤）的系数为-28.659，对新能源电动汽车的发展起负作用，说明每天燃烧越多的煤，越不利于新能源电动汽车的发展。

### 3 预测发展

我们可以使用第一步的多元线性回归模型预测中国新能源电动汽车未来 10 年的发展。在预测之前，我们首先需要预测影响因素未来 10 年的数据。灰色预测模型是一种用于处理少量数据，数据质量较差或者缺乏历史数据的预测方法，而且在短期预测和趋势分析方面有着不错的效果。故我们采用灰色预测来预测影响因素的数据，最后带入回归模型得到预测结果

为了预测未来 10 年中国新能源电动汽车行业的发展状况。根据第一步的结果，我们认为所选择的影响因素以及建立的多元线性回归模型都具有较为显著的可靠性，所以我们选择使用已有的影响因素以及模型来进行预测。在预测未来 10 年中国新能源电动汽车行业的发展状况前，我们首先需要得到未来 10 年自变量的数据，这部分数据的预测我们选择使用灰色预测模型。灰色预测是一种用于处理少量数据，数据质量较差或者缺乏历史数据的预测方法，而且在短期预测和趋势分析方面有着不错的效果。因为我们的数据集是选自 2012 年到 2022 年，数据量较少，故采用灰色预测模型。

#### 3.1 灰色预测模型

从灰色预测理论来看，我们将居民消费水平，新能源研究人员数量，平均每天能源消费量（煤），新能源电动汽车企业投入，城镇化率，政府补贴金额，公共充电桩保有台 7 个自变量看作 7 个系统，系统内的数据蕴含某种内在规律，我们要做的就是去挖掘这个规律。

第一步，通过级比较验来检验数据是否适用于 GM(1, 1)模型，

$$\lambda(k) = \frac{X^{(0)}(k-1)}{X^{(0)}(k)} \quad (k = 2, 3, \dots, n) \quad (6.1)$$

如果所有  $\lambda(k)$  都落在可容覆盖  $X(e^{\frac{-2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}})$  内，则  $X^{(0)}$  可以进行灰色预测。否则，需要对数列进行平移变换，

$$y^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) + c \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (6.2)$$

计算得到级比检验结果后，发现变量  $X_2, X_4, X_5$  需要做平移变换，最终结果如下，

表 5：等级比测试

| Influence Factor | $X_1$  | $X_2$  | $X_3$ | $X_4$  | $X_5$  | $X_6$ | $X_7$ |
|------------------|--------|--------|-------|--------|--------|-------|-------|
| Grade ratio      | 0.9227 | 0.8731 | 0.971 | 0.9745 | 0.9796 | 0.983 | 0.978 |

第二步，使用累加生成来整理数据，

设原始数据列为  $X^{(0)} = (X_1^0, X_2^0, \dots, X_n^0)$ ，令

$$X_k^{(1)} = \sum_{i=1}^k X_i^{(0)} \quad (k = 2, 3, \dots, n) \quad (6.3)$$

称得到的新数列  $X^{(1)} = (X_1^1, X_2^1, \dots, X_n^1)$  为数列  $X^{(0)}$  的 1 次累加生成数列。

第三步，求均值数列，

$$\begin{aligned} z_k^{(1)} &= 0.5X_k^{(1)} + 0.5X_{k-1}^{(1)} \\ z^{(1)} &= (z_2^1, z_3^1, \dots, z_n^1) \end{aligned} \quad (6.4)$$

第三步，建立灰微分方程为，

$$X_k^{(0)} + az_k^{(1)} = b \quad (k = 2, 3, \dots, n) \quad (6.5)$$

相应的白化微分方程为，

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX_t^{(1)} = b \quad (6.6)$$

第四步，构造一系列数据矩阵，

$$u = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, Y_1 = \begin{bmatrix} X_2^0 \\ X_3^0 \\ \vdots \\ X_n^0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z_2^{(1)} & 1 \\ -z_3^{(1)} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_n^{(1)} & 1 \end{bmatrix} \quad (6.7)$$

第五步，由最小二乘法来计算预测值，

$$x^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (k = 1, 2, \dots, n-1) \quad (6.8)$$

通过 spss 软件计算得到以下结果：

第六步，得到预测值后，需要对预测值进行残差检验：

相对残差：

$$\varepsilon(k) = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (6.9)$$

平均相对残差：

$$\bar{\varepsilon}_r(k) = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n |\varepsilon_r(k)| \quad (6.10)$$

如果  $\bar{\varepsilon}_r(k) < 0.2$ , 则可以认为预测数据达到了一般要求，如果  $\bar{\varepsilon}_r(k) < 0.1$ , 则可以认为预测数据达到了较高要求。

通过计算预测值并对其进行检验，结果如下，

表 6：残留检查

| Influence Factor | $X_1$  | $X_2$  | $X_3$  | $X_4$  | $X_5$  | $X_6$  | $X_7$  |
|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Mean Residual    | 0.0282 | 0.0273 | 0.0097 | 0.3766 | 0.0064 | 0.1973 | 4.7646 |

从检验结果来看，变量  $X_1, X_2, X_3, X_5, X_6$  的平均残差均  $< 0.2$ , 可以认为预测数据达到要求，但是变量  $X_4, X_7$  的平均残差较大，预测效果并不显著。

针对变量  $X_7$  我们收集了已有的预测结果，然后对其再次进行灰色预测，结果达到预期目标，针对  $X_4$ ，我们尝试了一般的预测方法：ARMA 时间序列预测，线性回归预测，改进的灰色预测等方法，效果都不太理想。最终基于自回归的时间序列模型，加以改进得到均匀倍率自回归时间序列预测模型。

完成以上所有步骤后，我们得到最终的变量未来 10 年预测数据表，

表 7：2023-2032 年各影响因素数据预测表

| Year | $X_1$     | $X_2$   | $X_3$    | $X_4$       | $X_5$       | $X_6$  | $X_7$    |
|------|-----------|---------|----------|-------------|-------------|--------|----------|
| 2023 | 35562.587 | 331.760 | 1506.693 | 21409890.67 | 2386216.682 | 67.540 | 373.800  |
| 2024 | 38408.763 | 352.324 | 1551.591 | 25730190.77 | 2591990.899 | 68.934 | 482.300  |
| 2025 | 41482.728 | 373.550 | 1597.826 | 31967762.94 | 2803769.564 | 70.356 | 654.300  |
| 2026 | 44802.710 | 395.462 | 1645.440 | 39358731.73 | 3021727.887 | 71.808 | 834.189  |
| 2027 | 48388.400 | 418.079 | 1694.472 | 47008885.72 | 3246046.188 | 73.290 | 1089.895 |
| 2028 | 52261.063 | 441.426 | 1744.965 | 55479560.28 | 3476910.051 | 74.802 | 1423.984 |
| 2029 | 56443.667 | 465.526 | 1796.963 | 64858760.7  | 3714510.473 | 76.345 | 1860.481 |

|      |           |         |          |             |             |        |          |
|------|-----------|---------|----------|-------------|-------------|--------|----------|
| 2030 | 60961.016 | 490.403 | 1850.511 | 75243931.31 | 3959044.025 | 77.920 | 2430.78  |
| 2031 | 65839.903 | 516.082 | 1905.654 | 86742967.87 | 4210713.016 | 79.528 | 3175.894 |
| 2032 | 71109.260 | 542.589 | 1962.440 | 99475338.57 | 4469725.655 | 81.169 | 4149.410 |

### 3.3 计算预测值

通过灰色预测模型得到自变量未来十年的数据后，我们将其带入中的多元线性回归模型，计算出中国新能源汽车未来 10 年的发展水平。其结果如下，

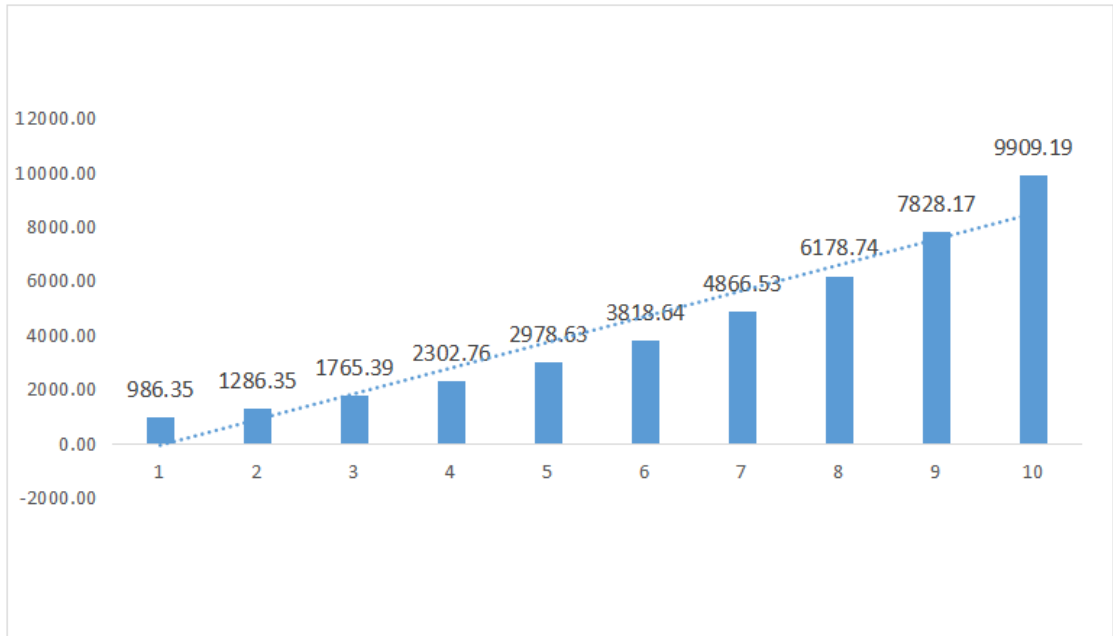


图 2：中国新能源汽车未来 10 年发展水平预测数据

## 4 放眼全球

我们设想通过预测出新能源汽车以及传统能源汽车未来保有量的变化情况，观察结果来研究新能源汽车对全球传统能源汽车产业的影响。根据周玲芝等人的论文，我们知道新能源汽车的发展受到政策以及充电基础设施发展的影响，分别是新能源汽车行业发展的外部和内部影响因素。Bass 模型是一种用于预测新产品潜在市场规模与增长速率的模型，具有全面考虑内外部影响因素的优点，故适合用来预测新能源汽车的发展。而传统能源汽车的预测采用 Logistics 模型来预测。

### 4.1 数据准备

我们首先收集了 2011 年到 2020 年全球汽车保有和全球新能源电动车保有量，但是由于某些原因我们收集到的数据并不完整，因此选择线性插值对缺失值进行处理。得到最终数据见附录。

### 4.2 模型建立

Bass 模型认为新产品的发展受到内外两个方面的影响。如上文所说，新能源汽车的发展的内部影响因素为配套技术，外部影响因素为政府政策。因此可以建立以下模型，

$$\frac{dN(t)}{dt} = p[m - N(t)] + q \frac{N(t)}{m} [m - N(t)] \quad (7.1)$$

其中， $p$ 和 $q$ 分别表示新能源汽车的外部和内部影响系数 $N(t)$ 表示 $t$ 时刻新能源汽车的保有量， $m$ 表示新能源汽车的最大保有量。

对公式（7.1）积分得到，

$$N(t) = \frac{m(1 - e^{-t(p+q)})}{1 + \frac{q}{p}e^{-t(p+q)}} \quad (7.1)$$



得到此公式后，我们发现要想得到预测曲线，我们还需要知道 $m$ ， $p$ 和 $q$ 的值。因此，接下来我们的计算步骤是：

第一步，预测新能源汽车的最大保有量 $m$ ，预测方法是通过使用 `logistics` 模型预测全球汽车总保有量，然后按照新能源汽车的占比来计算 $m$ 。

$$\ln \frac{M(t)}{1 - M(t)} = d + ct \tag{7.1}$$

其中 $M(t)$ 是 $M(t) = \frac{F(t)}{F}$ ， $F(t)$ 表示 $t$ 时刻汽车保有量， $F$ 表示汽车最大潜在保有量。最后计算出 $F$ 为 55.8 亿辆。

第二步，外部系数 $p$ 和内部系数 $q$ 的求解，我们将历史数据输入 `matlab` 进行拟合，得到以下结果，

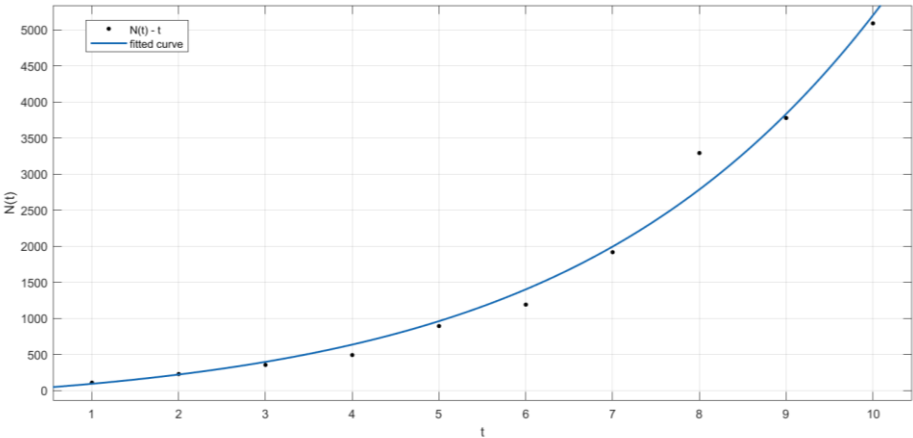


图 3：2011-2021 年新能源汽车保有量拟合曲线

拟合的 $p$ 值为 0.001586， $q$ 值为 0.3167。然后我们对该曲线进行检验，如图，

|       | SSE       | $R^2$  | Adjusted $R^2$ | RMSE  |
|-------|-----------|--------|----------------|-------|
| Value | 3.486e+05 | 0.9872 | 0.9856         | 208.8 |

表 8：拟合曲线检验

检验结果显示，该拟合曲线的 $R^2$ 为 0.9872，说明拟合效果不错。至此，所有系数已经全部得到。

第三步，我们选择画出新能源汽车占全球全部汽车保有量为 20% 情况下传统能源汽车和新能源汽车保有量的年份图，如下



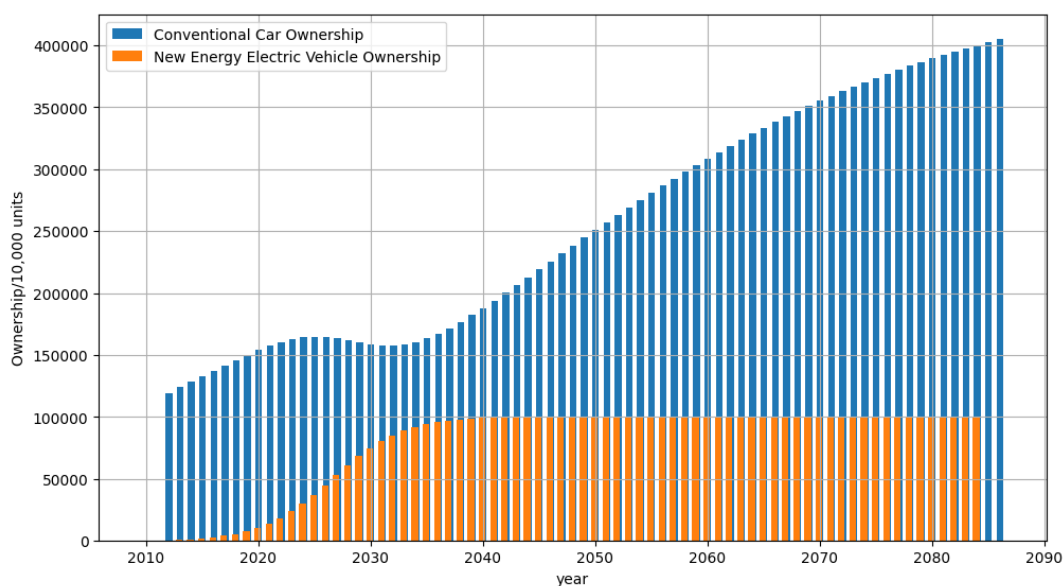


图 4：年度传统能源汽车和新能源汽车保有量图表

### 4.3 结果分析

从新能源电动汽车的曲线来看，我们可以发现未来的 10 几年将会是新能源电动汽车发展的高峰期，而在 2040 年左右，全球的新能源电动汽车市场趋于饱和。在这段时期，可能会对传统能源汽车行业造成巨大的冲击，比方说，新能源电动汽车市场的红利会导致投资方减少对传统能源汽车的投资费用，导致其发展进度减缓；新能源电动汽车的增多，使居民对化石燃料的需求减少，这会对全球石油产业造成很大的影响。

再看传统能源汽车的曲线，我们发现在 2025 到 2032 年这段时期内，传统能源汽车的保有量出现了负增长，但此后，重新恢复原有增长速率。这表明，新能源电动汽车的快速发展在初期确实会对传统能源汽车行业带来负面影响，但是在后期，对传统能源汽车行业影响不大。

### 5 抵制政策的影响

为了分析政策如何影响中国新能源电动汽车的发展，我们首先需要知道这些政策在哪些方面抵制了中国新能源电动汽车，然后理解抵制政策与发展水平之间的运作关系，并将其转化为合理的数学模型。我们通过资料了解到，欧盟近期即将或已经对包括电动汽车在内的多个中国企业采取反补贴调查等贸易保护措施，具体措施包括报复性关税、碳边界调整机制等举措。其中报复性关税指的是一旦欧盟的反补贴调查确定中国存在不平等的补贴措施时，欧盟将会强制加税；而碳边界调整机制指的是根据产品的碳排放量对进口产品征税。从欧盟角度来看，对中国新能源电动汽车的抵制政策是通过增加税收，进而使电动汽车的生产成本上升，而企业为了保证利润又会提高售价，最终导致中国新能源电动汽车的市场规模下降。而从中国新能源电动汽车企业的角度来看，我们不可能坐以待毙，要从根本上解决问题就是降低成本，而降低成本需要减少新能源电动汽车的碳排放量，为此我们需要投入更多研发成本，提高技术，最终重新夺回市场占有率。关系图可以由下表示：

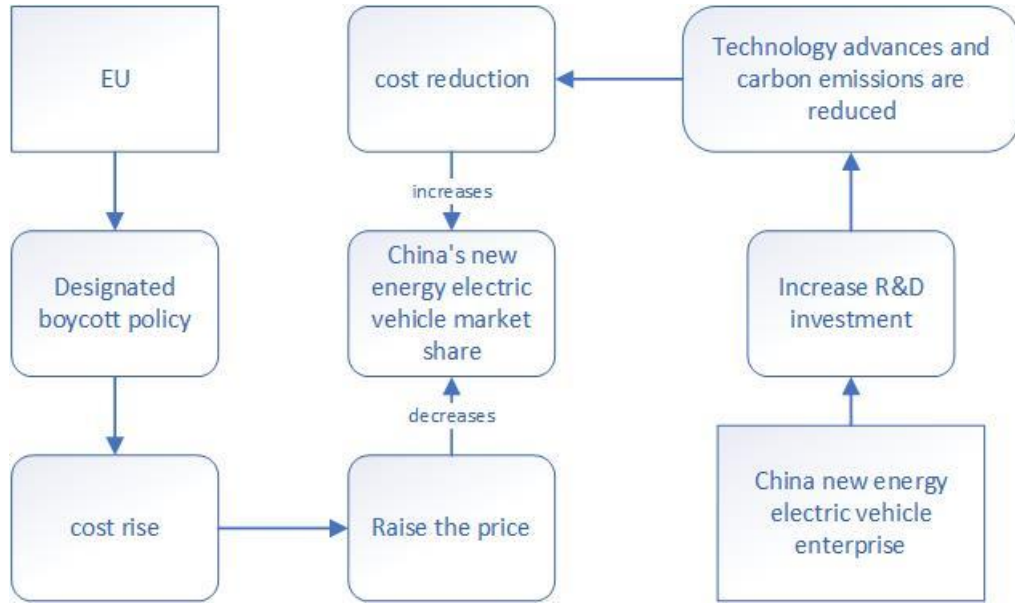


图 5：抵制政策与中国新能源汽车发展的关系

得到以上关系后，我们发现虽然提高技术可以增加市场占有率，但这也需要大量成本，企业究竟选择承受额外的税收成本还是增加额外的技术投入，需要建立模型来判断。我们通过文献搜索，找到了一个税收与技术关系的模型，我们借鉴了此模型来判断政策如何影响发展水平。

### 5.1 影响分析

研究抵制政策如何影响中国新能源电动汽车的发展，我们首先需要将这种影响转化为“某个”方面影响“某个方面”。通过资料搜寻，我们发现抵制政策主要是通过改变税收来间接影响新能源电动汽车的发展，经过推导，我们发展这种影响是税收跟生产技术之间的关系。得到根本逻辑后，我们可以搜寻描述税收跟技术关系的模型，代入数据，最后最结果进行解释。

Dmitry Krass 的论文是通过调整税收来激励企业创新出更加“绿色”的技术，降低碳排放量。而我们可以借此模型，将欧盟对中国新能源电动汽车的抵制政策造成的税收变化作为自变量，而企业的利润作为因变量，通过调整技术变量，比较在不同税收和技术水平下，哪种获得的利润会更高来决定采用何种技术水平。

首先，企业每生产 $x$ 单位电动汽车需要 $K + cx$ 单位的成本， $K$ 代表固定成本， $c$ 代表变动成本，同时每生产一单位电动汽车会产生 $\omega$ 单位的碳排放量，故总排放量为 $\omega x$ 。但是，企业可以使用“绿色”技术来降低碳排放量，技术 $i$ 可以降低 $r_i(\times 100\%)$ 的碳排放量，故总排放量为 $\omega x(1 - r_i)$ 。为了简化书写，我们设 $S_i = \frac{1}{\omega(1-r_i)}$ ，因此，总排放量可以表示为 $\frac{x}{S_i}$ 。我们规定技术 $i$ 编号越大，效率越高，而技术 1，我们规定为不采取“绿色”技术。

而技术除了影响碳排放量外，还会影响生产成本，包括固定成本和可变成本，技术 $i$ 对成本的影响我们将其表示为 $a_i$ ， $b_i x$ ，分别代表固定成本和可变成本。因此，在使用技术 $i$ 的情况下，总成本为 $K + a_i + (c + b_i)x$ 。

由于产生碳排放会产生额外的税收，我们定义每单位碳排放收取 $t$ 单位的税收，故总税收为 $\frac{tx}{S_i}$ ，综上所述，我们可以得到企业生产 $x$ 单位电动汽车的总成本为，

$$C_i(x, t) = (K + a_i) + \left(c + b_i + \frac{t}{S_i}\right)x \quad (7.1)$$

设 $D(p)$ 为电动汽车的需求量， $p$ 表示为单位价格。当企业的生产量刚好满足消费者的需求时，我们可以得到企业的利润公式，

$$Pr_i(p, t) = pD(p) - C_i(D(p), t) \quad (7.2)$$

通过此公式我们可以得到税收水平，汽车定价和技术选择之间的关系，而要得出给定税收水平下企业的最佳决策我们则需要计算出最佳定价以及最佳技术选择。我们假设一个恒定弹性的需求函数，

$$D(p) = Ap^{-\delta} \quad (7.3)$$

其中 $A$ 表示为市场规模， $\delta$ 表示为弹性系数，通过公式(7.1)，(7.2)，(7.3)我们推导出最优价格和最优生产量，

$$\begin{aligned} p_i^*(t) &= \delta \left( c + b_i + \frac{t}{S_i} \right) / (\delta - 1) \\ x_i^*(t) &= \bar{A}(\delta - 1) \left( c + b_i + \frac{t}{S_i} \right)^{-\delta} \end{aligned} \quad (7.4)$$

其中 $\bar{A} = A(\delta - 1)^{(\delta-1)} / \delta^\delta$ , 因此得到最后的税收利润技术模型如下，

$$Pr_i(t) = \bar{A} \left( c + b_i + \frac{t}{S_i} \right)^{1-\delta} - (K + a_i) \quad (7.5)$$

### 5.3 结果求解

由于目前还未产生新技术，我们不能得知新技术对碳排放以及成本的影响的实际数据，因此我们只是设定了几个理想状态下的数据情况，并对其结果做出解释。

假设有一个中国新能源电动汽车企业 Q，市场规模 $A = 1000000$ ；需求弹性系数 $\delta = 3$ ；企业 Q 生产的单位固定成本和变动成本分别为 $K = 12000$ ， $c = 1$ ；我们设定了三个技术水平，技术 1， $S_1 = 1$ ， $a_1 = 0$ ， $b_1 = 0$ ；技术 2， $S_2 = 1.5$ ， $a_2 = 9000$ ， $b_2 = 0.05$ ；技术 3， $S_3 = 2$ ， $a_3 = 18000$ ， $b_3 = 0.1$ 。

我们将数据导入 python 程序并画出在三种技术水平下，税收与利润之间的关系，如果如图所示：

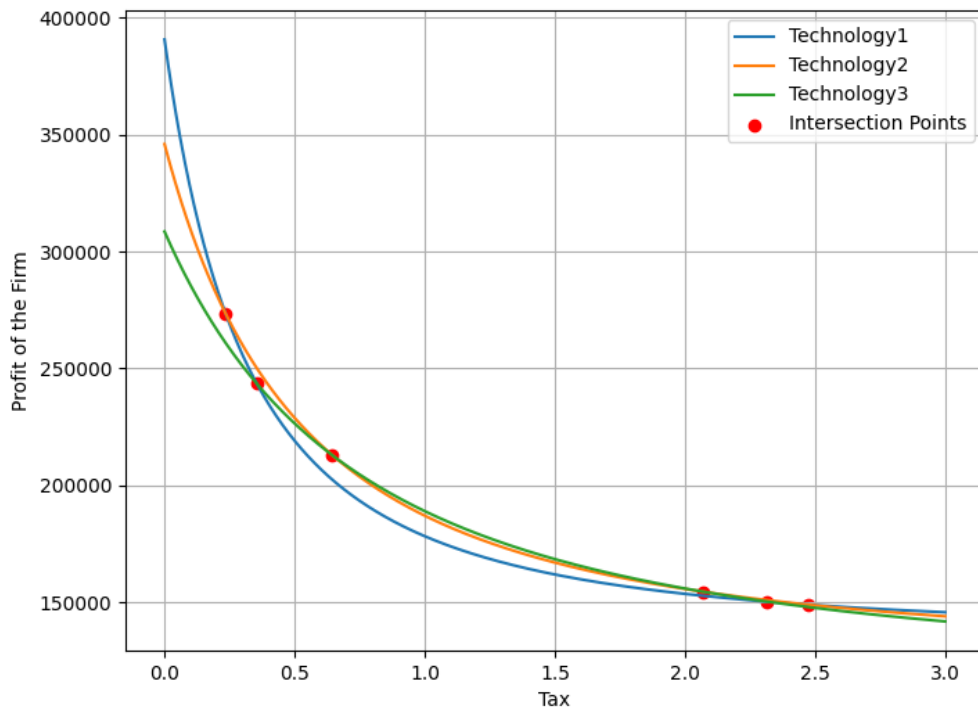


图 6：不同税收下的企业利润

从上图我们可以发现通过增加单位税收，可以得到不同技术水平下的利润曲线，而这些曲线将图形分成了 5 个区域，我们认为企业会在不同税收水平下选择利润最高的技术，因此可以得到以下策略集合：

表 9：企业战略表

| Area | Scope          | optimal strategy |
|------|----------------|------------------|
| 1    | (0, 0.234)     | Tech 1           |
| 2    | (0.234, 0.646) | Tech 2           |
| 3    | (0.646, 2.069) | Tech 3           |
| 4    | (2.069, 2.471) | Tech 4           |
| 5    | (2.471, max)   | Tech 5           |

注：max 代表最高税收水平

从总体上来分析，一些国家针对中国新能源电动汽车的抵制政策，确实会造成企业的盈利减少，但是如果该成本还在企业的承受范围内，这会促使企业加大投资，更新技术，更有利于中国新能源电动汽车的发展；但是，如果税收水平继续增大，并超出某个范围后，中国新能源电动汽车的发展将会受到研究影响。

## 6 生态环境

我们将对新能源汽车电气化对生态环境影响进行分析，同时计算出城市人口在 100 万情况下模型的计算结果。显然新能源汽车相较于传统燃油汽车对生态环境是有一个“友好”作用的。而汽车对生态环境的影响都主要体现在碳排放量上，所以我们的中心落在新能源汽车与传统燃油汽车碳排放量的差异方面。通过资料查询，这个“差异”可以由新能源汽车的碳减排率（定义在下文给出）表示，我们决定使用 Gompertz 模型计算城市的货物周转量，然后计算碳减排率。

### 6.1 Gompertz 模型的建立与求解

Gompertz 模型是一个可以用于预测有饱和和限制事物发展阶段的模型。谢丹凤的论文指出货物周转量通常来自第一、二产业，而一个城市的产业结构的发展的一般趋势恰好符合 Gompertz 模型，故我们可以使用 Gompertz 模型来计算出城市的货物周转量。论文建立了第一个模型，

$$V(X) = \gamma e^{\alpha \exp(\beta x)} \quad (8.1)$$

但是该模型的拟合效果并不是很理想，在此基础上，谢丹凤对模型进行了修改，得到了最后的模型，

$$V(X) = \gamma e^{\alpha \exp(\beta_1 X + \beta_2 X^2)} \quad (8.2)$$

其中  $V(X)$  表示为货物周转量占 GDP 的比重。 $X$  是城市的 GDP 水平。 $\alpha$  和  $\beta_i$  是两个待估参数。 $\gamma$  表示城市第一产业和第二产业增加值占 GDP 的比重。由于本题要求计算的是 100 万人口的情况，为了简化模型，我们假设该城市恰好处于中国发展的平均水平，因此  $X$  可由中国 2022 年人均 GDP 乘以 100 万得到； $\gamma$  我们选取中国 2022 年第一产业和第二产业增加值占 GDP 的比重。 $\alpha$  和  $\beta_i$  使用论文给出的参数，

表 10：Gompertz 模型参数

| Parameter | $X$ | $\gamma$ | $\alpha$ | $\beta_1$ | $\beta_2$ |
|-----------|-----|----------|----------|-----------|-----------|
| Valune    |     |          | 1.9039   | -0.2058   | -0.0229   |

最后将所有参数带入模型，我们算出了城市人口在 100 万下的货物周转量，

表 11：样本城市货物周转量

| Population | CT |
|------------|----|
|------------|----|

|         |            |
|---------|------------|
| 1000000 | 5. 5409e11 |
|---------|------------|

得到货物周转量后，我们需要计算出新能源电动汽车的碳排放量，进一步计算出它相较于传统燃油汽车的碳减排率。

第一步首先定义出碳减排率：为传统燃油汽车与新能源电动汽车碳排放量的插值与传统燃油汽车碳排放量的比值，

$$ERR = \frac{CE_{cv} - CE_{nev}}{CE_{cv}} \quad (8.2)$$

其中 $ERR$ 表示碳减排率， $CE_{cv}$ 表示单位传统燃油汽车的碳排放量， $CE_{nev}$ 表示单位新能源电动汽车的碳排放量。

第二步，需要计算出碳排放量，我们简化了谢丹凤的公式，

$$TCE = CT(\alpha \frac{CER_{nev}}{L_{nev}} + (1 - \alpha) \frac{CER_{cv}}{L_{cv}}) \quad (8.2)$$

其中， $TCE$ 表示碳排放总量， $\alpha$ 表示新能源电动汽车物流市场份额， $CT$ 表示货物周转量， $L$ 表示单位汽车载货量， $CER$ 表示汽车碳排放率，即单位汽车单位距离单位货物的碳排放量。而下标 $nev$ 和 $cv$ 分别代表新能源电动汽车和传统燃油汽车。我们在已有的研究上对参数数据做了一些更改。

表 12：碳排放模型参数

| Parameter | $CT$       | $CER_{nev}$ | $CER_{cv}$ |
|-----------|------------|-------------|------------|
| Value     | 5. 5409e11 | 0. 086      | 0. 351     |

而 $L$ 数据的设定可以这样理解，随街技术水平的增强，新能源电动汽车的载重水平会不断提高，设定三个发展阶段，分别对应中国现阶段新能源电动汽车的载货水平，第二阶段对应欧美等国现阶段新能源电动汽车的载货水平，第三阶段对应我国物流行业配送标准，如下，

表 13：车辆载货量

|           | Stage 1 | Stage 2 | Stage 3 |
|-----------|---------|---------|---------|
| $L_{nev}$ | 1700    | 2800    | 4870    |
| $L_{cv}$  | 6500    |         |         |

通过资料查询，我们发现 2022 年中国新能源电动汽车的保有量在所有汽车保有量的占比只有 4%左右，故新能源电动汽车物流市场份额肯定小于这个数值，因此，我们设定了三个水平的 $\alpha$ 值分别为 4%，7%和 10%。将所有数据带入模型，我们得到以下结果。

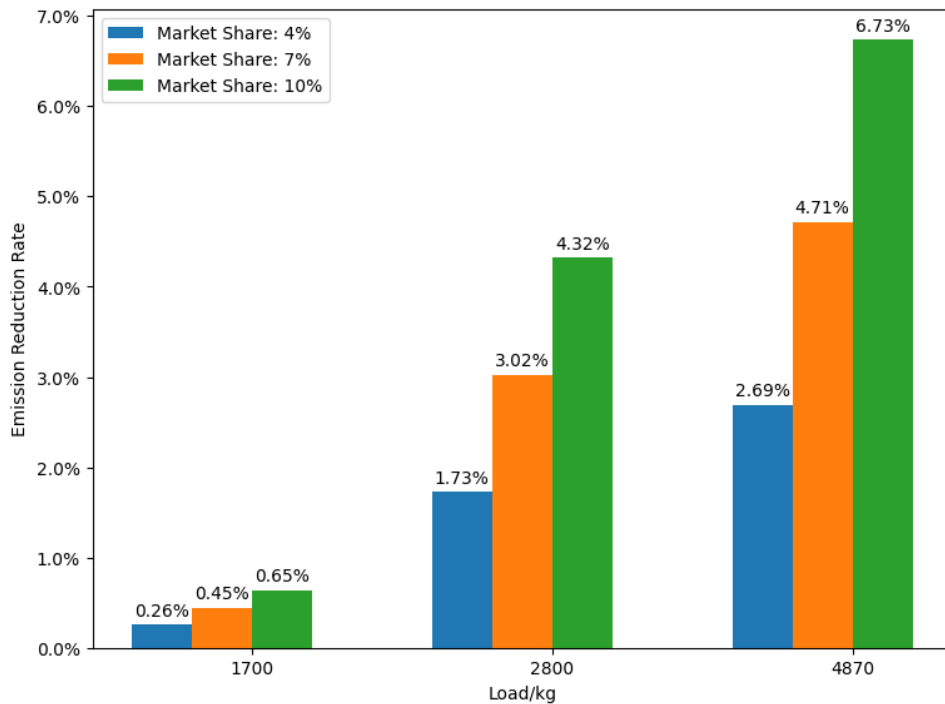


图 7：不同市场份额和负荷值的减排率

从结果我们可以发现，随着新能源电动汽车的物流市场以及载货能力不断提高，新能源电动汽车的碳减排率也在不断增大，因此我们可以得出以下结论。随着新能源电动汽车的电气化程度越高，新能源电动汽车的物流市场以及载货能力不断提高，其碳减排能力也越来越强，这对城市的生态环境更加友好。

## 6.2 人口为 100 万模型的计算结果

| $L_{nev}$ | Market Share | $CE_{cv}$   | $CE_{nev}$  | ERR   |
|-----------|--------------|-------------|-------------|-------|
| 1700      | 4%           | 29963482.31 | 29886160.43 | 0.26% |
|           | 7%           |             | 29828169.02 | 0.45% |
|           | 10%          |             | 29770177.61 | 0.65% |
| 2800      | 4%           |             | 29445682.16 | 1.73% |
|           | 7%           |             | 29057332.05 | 3.02% |
|           | 10%          |             | 28668981.93 | 4.32% |
| 4870      | 4%           |             | 29156333.08 | 2.69% |
|           | 7%           |             | 28550971.15 | 4.71% |
|           | 10%          |             | 27945609.23 | 6.73% |

## 7 模型评价、改进和推广

### 7.1 模型评价优势

本文采用多元线性回归模型和 Bass 模型相结合的方法对新能源汽车的发展水平和保有量进行了预测。所有权数量与所有权之间的理论联系发展水平使得这两个主要模型能够相互印证和解释。这种相互强化显著增强了论文的说服力和可信度。

本文的特色在于在评估国外政策对中国新能源汽车发展的阻力时，创造性地引入了碳税的概念。这种整合允许将抽象阻力与成本联系起来，从而导出与税率有关的利润函数。可视化这个这种关系有助于解释未来对中国新能源汽车的影响。

在计算碳排放时引入了货物周转的概念，实现了 GDP 与碳排放之间的数学关联。这种包含使得理论框架更加逻辑和一致。

针对灰色预测失效的情况，本文创新性地引用了 **ARIMA** 时间序列预测的基本原理。通过提炼自回归时间序列的基本特征，并考虑汽车市场的不断扩张，控制比率“**k**”来描述时间的变化系列。结果表明该模型具有相当的合理性。

本文增强了原始论文中的参考文献凸显了新能源汽车保有量历史数据的缺乏。它构造解释参数来估计参数“**a**”和“**b**”。本文利用市场份额和全球汽车保有量推导了全球新能源汽车保有量，增强了参数 **a**、**b** 的理论科学性和可测量性。本文巧妙地整合了各种模型和创新概念，增强了其理论基础和实际适用性。

## 7.2 不足之处

在进行线性预测时，本文没有考虑高影响因素之间存在多重共线性。然而，从理论上讲，这种遗漏对预测结果的影响可能可以忽略不计。

在解决第四个问题时，由于各种技术缺乏真实的参数，缺乏对参考文献数据的依赖普遍性和综合代表性。

第五个问题中，百万人口城市 **GDP** 的计算方法，直接采用人均 **GDP** 乘以人口规模的方法，缺乏实质性的可解释性。这些观点强调了本文中的某些局限性和考虑因素，例如忽略线性预测中的多重共线性、技术参数对参考数据的依赖以及用于计算百万人口城市 **GDP** 的方法。解决这些方面可能会加强论文的方法论和分析的严谨性。

## 7.3 模型的改进和推广

对于第一个问题，在进行线性回归之前采用主成分分析（**PCA**）降维，或者采用岭回归对数据进行正则化并减轻多重共线性可以增强分析效果。

对于第四个问题，通过实证研究探讨新能源汽车行业企业在各个阶段的技术进步，将显著增强模型的解释力。这种方法可以让人们更全面地了解新能源汽车各阶段的技术格局

## 8 总结与展望

在这个科技进步和丰收的时代创新，新能源电动汽车成为众人瞩目的焦点。他们不仅对我们的生态圈产生积极影响，而且引领了一场全球运动，推动电动汽车行业向前发展，并在可持续交通方面迈出了长足的步伐。

今天，我们分享关于新能源电动汽车的生态优点和不同国家在这一领域所做的努力值得赞扬。与传统燃油汽车相比，采用电池驱动的新能源电动汽车具有一系列优势：首先，在空气净化领域，这些车辆堪称典范。它们除了零尾气排放外什么也不排放，不释放有害物质或颗粒，从而显着减少空气污染物的扩散。这种管理促进了空气质量的改善，成为保护我们集体的哨兵呼吸系统健康。其次，它们在减少温室气体排放方面的关键作用是显而易见的。与传统燃油汽车的有毒尾气形成鲜明对比，新能源电动汽车有效地减少了这些排放。拥抱电动汽车提供了喘息之机，使我们能够减少碳排放并发挥重要作用对抗不断升级的气候变化幽灵。此外，它们赋予我们生态系统的神圣性是无价的。通过零排放配置，这些车辆成为我们自然栖息地的守护者。减少污染物排放对于维护生态平衡、保护我们不可或缺的水库、古老的森林以及它们所培育的丰富的生物多样性发挥着关键作用。

全球舞台见证了电动汽车研发的热忱，特别体现在：中国：作为世界电动汽车市场的排头兵，中国积极进取主张其扩散。落实优惠政策刺激电动汽车的采用和对充电基础设施的大量投资最终使其在城市景观中无处不在。为了追求可持续的发展轨迹，美国精心策划了多方面的举措来推动电动汽车行业向前发展。免税和已经制定了补贴计划来刺激电动汽车的采购和研究。

此外，我们正在共同努力编织充电站，为电动汽车提供便捷的充电选择。尽管如此，对新能源汽车征收过高的税收却是短视的做法。某些领域的出口可能会抑制创新并削弱创业精神的热情。因此，我热切恳求这些国家将目光投向地平线，共同引导我们珍爱的地球走向更光明的未来。让我们团结起来，推动新能源电力的发展车辆，迈向我们集体繁荣的关键一步！



## 研究假设

- 1) 假设新能源汽车发展水平不受不同地域的影响
- 2) 假设新能源汽车发展水平的影响因素互相独立, 互相不受影响
- 3) 假设影响因素和发展水平之间的关系稳定, 在未来的观测中保持不变。
- 4) 假设税收与生产技术之间的关系稳定, 不受其他因素的影响
- 5) 假设该城市恰好处于中国发展的平均水平
- 6) 假设未来全球人口为 90 亿并保持不变

## 参考文献

- [1] 谢兆安. 我国新能源汽车企业发展水平评价及影响因素分析 [D]. 吉林财经大学, 2022. DOI:10.26979/d.cnki.gccsc.2022.000363.
- [2] 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, (02):37-42.
- [3] 詹雅凤. 反补贴调查对中国的影响及对策研究 [D]. 东北财经大学, 2013.
- [4] Dmitry Krass, Timur Nedorezov & Anton Ovchinnikov. Environmental Taxes and the Choice of Green Technology [J] Environmental Taxes and the Choice of Green Technology. Vol. 22, No. 5, September-October 2013, pp. 1035-1055
- [5] 聂凯, 谢丹凤, 李巍. 新能源汽车城市物流碳排放模型的构建与分析 [J]. 湖南大学学报 (自然科学版), 2015, 42 (09):134-140. DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2015.09.019.