

人工智能对中小企业转型发展的贡献统计测度

徐子强, 徐元涛, 张延铭

青岛黄海学院信息科学与工程学院, 山东 青岛

收稿日期: 2025年7月19日; 录用日期: 2025年8月12日; 发布日期: 2025年8月21日

摘要

人工智能在推动企业技术升级方面已广为人知,但在中小企业转型发展中的作用却鲜有文献涉猎。本文旨在探讨人工智能对中小企业转型发展的贡献作用,从宏观和微观两个角度采用灰色预测模型和柯布-道格拉斯生产函数等统计方法,对这一贡献进行量化分析。首先,利用灰色预测模型结合2018年一季度至2024年一季度的企业收入和支出数据预测了企业的收入和支出,以评估人工智能引入后对企业经济的具体影响。其次,基于柯布-道格拉斯生产函数和斯诺模型,计算了人工智能在中小企业中的要素贡献率,以评估其对转型发展的具体贡献。本文通过构建柯布-道格拉斯生产函数模型,测算了资本、劳动力和技术水平等要素对全国代表性中小企业的贡献率,同时,利用斯诺模型分析了人工智能对产出的影响,发现人工智能对中小企业转型发展的贡献率较高,为中小企业制定转型发展策略提供了重要的参考依据。最后,为了进一步提高模型的预测精度和稳定性,本文采用支持向量回归(SVR)对灰色预测模型和柯布-道格拉斯生产函数模型进行优化,通过SVR模型训练,更准确地预测人工智能引入后企业的收入和支出,并评估其对转型发展的贡献。此外,SVR模型通过引入核函数,能够很好地处理非线性问题,从而提高了模型在实际应用中的适应性。研究发现,人工智能对中小企业转型发展具有推动作用,但其贡献不仅取决于人才策略等因素。因此,本文提出了完善人工智能政策、人才培养机制等建议,以促进中小企业更好地利用人工智能进行转型升级。该研究为人工智能与企业管理领域提供了转型发展的思路和方法。

关键词

企业转型, SVR模型, 柯布-道格拉斯模型, 斯诺模型, 灰色预测模型

Statistical Measurement of the Contribution of Artificial Intelligence to the Transformation and Development of Small and Medium-Sized Enterprises

Ziqiang Xu, Yuantao Xu, Yanming Zhang

School of Information Science and Engineering, Qingdao Huanghai University, Qingdao Shandong

文章引用: 徐子强, 徐元涛, 张延铭. 人工智能对中小企业转型发展的贡献统计测度[J]. 应用数学进展, 2025, 14(8): 198-212. DOI: 10.12677/aam.2025.148383

Abstract

Artificial intelligence is well known in promoting technological upgrading of enterprises, but its role in the transformation and development of small and medium-sized enterprises is rarely covered in the literature. This paper aims to explore the contribution of artificial intelligence to the transformation and development of small and medium-sized enterprises, and to quantify this contribution by using statistical methods such as grey prediction model and Cobb Douglas production function from both macro and micro perspectives. Firstly, the gray prediction model is used to predict the income and expenditure of enterprises combined with the income and expenditure data of enterprises from the first quarter of 2018 to the first quarter of 2024, in order to assess the specific impact of the introduction of artificial intelligence on the enterprise economy. Secondly, based on Cobb Douglas production function and snow model, the factor contribution rate of artificial intelligence in small and medium-sized enterprises is calculated to evaluate its specific contribution to transformation and development. By constructing Cobb Douglas production function model, this paper estimates the contribution rate of capital, labor force and technological level to national representative small and medium-sized enterprises. At the same time, it uses snow model to analyze the impact of artificial intelligence on output, and finds that artificial intelligence contributes more to the transformation and development of small and medium-sized enterprises, which provides an important reference basis for small and medium-sized enterprises to formulate transformation and development strategies. Finally, in order to further improve the prediction accuracy and stability of the model, support vector regression (SVR) is used to optimize the grey prediction model and Cobb Douglas production function model. Through SVR model training, the income and expenditure of enterprises after the introduction of artificial intelligence can be predicted more accurately, and its contribution to transformation and development can be evaluated. In addition, SVR model can deal with nonlinear problems well by introducing kernel function, thus improving the adaptability of the model in practical application. It is found that artificial intelligence can promote the transformation and development of small and medium-sized enterprises, but its contribution depends not only on factors such as talent strategy. Therefore, this paper puts forward some suggestions to improve artificial intelligence policy and talent training mechanism in order to promote small and medium-sized enterprises to make better use of artificial intelligence for transformation and upgrading. This research provides ideas and methods for the transformation and development of artificial intelligence and enterprise management.

Keywords

Enterprise Transformation, SVR Model, Cobb Douglas Model, Snow Model, Grey Prediction Model

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 研究背景

随着近年来国际形势的转变，人工智能在中小企业转型发展发挥着越来越重要的作用，其贡献主要体现在多个方面。提高生产效率，通过自动化和智能化技术，中小企业能够更高效地完成生产流程，节省人力资源和时间成本，根据智能制造领域的研究，引入人工智能技术可以平均提高生产效率 30%以上。智能机器人在生产线上的应用可以大大提升生产速度和精度，从而降低生产成本；降低成本，人工智能技术的应用可以帮助企业降低生产成本、人力成本和物流成本。

据国际数据公司(IDC)的报告显示,中小企业通过采用人工智能技术,平均每年可以节省 20% 的运营成本,智能供应链管理系统的應用也可以减少库存成本和物流成本,提高资金利用效率;提升产品质量,人工智能技术如机器学习和数据分析可以帮助企业实现精准质量控制,减少产品缺陷率,提高客户满意度,根据 Capgemini 的研究,引入人工智能技术后,产品缺陷率平均可降低 15% 以上,拓展市场份额,通过大数据分析和智能营销技术,中小企业可以更精准地洞察市场需求,提供个性化的产品和服务,从而吸引更多客户,拓展市场份额。据 Forrester 的调查显示,采用智能营销手段的企业市场份额平均增长了 20% 以上;初步核算,全省实现地区生产总值 147435.1 亿元,按不变价格计算,比上年增长 3.9%。分企业规模看,中小型企业所占经济比值为 45%,2023 年总收益 7000 亿元,其中人工智能领域收益占 44%,并逐年呈现增长趋势,企业增长数量同比增长 14 个百分点[1]。

这为我们提供了前所未有的机会来研究和理解人工智能对中小企业转型发展的影响。因此,“人工智能对中小企业转型发展的统计测度”的研究背景就是基于这样的现实需求和挑战。该研究旨在通过对中小企业应用人工智能的情况进行统计和测度,了解中小企业在人工智能应用方面的现状和趋势,分析中小企业在人工智能应用过程中的问题和困难,提出相应的解决方案和建议,以期帮助中小企业更好地利用人工智能技术,推动自身的转型和发展。

2. 研究方法和思路

为深入探究人工智能对中小型企业智能化转型的影响,研究将按多维度递进式思路展开。首先,构建包含技术投入强度、智能化设备普及率、数字化人才占比、营收增长率及运营成本降幅等核心指标的评估体系,选取近 10 年行业面板数据,对比分析企业引入人工智能技术前后的收支结构变化,重点追踪初期设备采购成本、后期维护费用与生产效率提升带来的营收增长之间的动态平衡关系,揭示转型过程中的成本回收周期与效益释放规律。其次,引入柯布 - 道格拉斯生产函数模型,将数据要素作为独立生产要素纳入传统生产函数框架,以国家统计局发布的宏观经济数据及中小企业协会的细分行业数据为样本,通过回归分析测算资本、劳动、数据三要素对企业产出的贡献率。在此过程中,控制企业规模、所属行业、区域经济水平等变量,分离出数据要素在代表性中小企业转型中的具体贡献值,为量化分析提供理论支撑,相关的研究流程如图 1 所示。

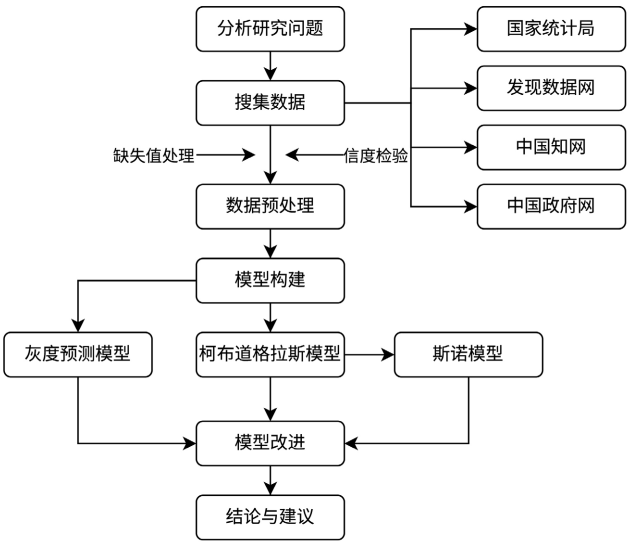


Figure 1. Research flow chart
图 1. 研究流程图

在预测层面,采用灰色预测模型对不同指标组合的收支率进行宏观趋势推演。针对技术投入与政策补贴配比、人机协作模式等变量组合,模拟未来5年企业转型的收支平衡点变化,并引入支持向量回归(SVR)算法对预测结果进行优化。通过机器学习训练样本数据,修正灰色模型在非线性数据拟合中的偏差,提升预测值与实际转型成功率的匹配度,增强模型的可靠性。最后,基于2018~2024年中小企业协会的跟踪数据,运用上述指标体系与测算方法进行实证检验,量化不同年份人工智能技术渗透度与转型成效的相关性。结合疫情后数字化转型加速、产业政策调整等关键节点,分析人工智能对转型的边际影响变化趋势,进而判断其是否构成决定性因素。研究将总结转型过程中的典型模式与现存瓶颈,从政策激励、技术适配、风险防控等维度提出针对性建议,为中小企业智能化转型路径选择提供参考。

3. 人工智能对中小企业转型发展的宏观测度研究

3.1. 模型简述

灰色预测模型是一种基于灰色系统理论的预测方法,它通过对原始数据进行生成处理,以寻找系统变动的规律。这种模型通常用于对具有一定变化规律的数据序列进行预测。

时间序列预测涉及到的灰色预测模型中最简单的是GM(1,1)模型,该模型通过对原始数据进行一次累加生成,以建立微分方程模型,进而预测事物未来的发展趋势,本文即是用此模型来进行预测和分析。

设往期数据为 x^0

$$x^0 = (x^0(1), x^0(2), \dots, x^0(n)) \quad (1)$$

对 x^0 做一次累加

$$x^1(k) = \sum_{i=1}^k x^0(i) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

对 x^1 取加权均值

$$z^1(k) = \alpha x^1(k) + (1-\alpha)x^1(k-1) \quad (k=2, 3, \dots, n) \quad (3)$$

定义微积分方程模型

$$\frac{dx^1}{dt} + ax^1 = b \quad (4)$$

而 x^1 的导数可表示为

$$\frac{dx^1}{dt} = x^1(k) - x^1(k-1) = x^0 \quad (5)$$

则微分方程模型式(4)的微分方程为

$$x^0(k) + az^1(k) = b \quad (k=2, 3, \dots, n) \quad (6)$$

式(4)的特解为

$$x^1(k+1) = \left(x^0(1) - \frac{b}{a} \right) \left(e^{-ak} - e^{-a(k-1)} \right) \quad (k=1, 2, 3, \dots) \quad (7)$$

其中, α 是确定参数,取值范围是 $[0, 1]$,主要反映数据变化趋势, a 是发展灰度, b 是内发生控制灰度,解式(6)得到 a, b 的值,再将 a, b 的值带入式(7)即可得到灰色预测数据。

3.2. 基于GM(1,1)模型对人工智能引入后企业经济的评估

为量化人工智能对企业转型经济的各方面影响,以2018年一季度~2024年一季度的企业面板收入数

据和支出统计报酬数据分别构建 GM (1, 1)模型。

首先对数据序列进行级比检验，应满足条件：

$$\frac{x^0(k-1)}{x^0(k)} \in \left(\frac{-2}{e^{n+1}}, \frac{2}{e^{n+2}} \right) (k=2,3,\cdots,n) \tag{8}$$

经过检验，我们发现企业的连续两期收入和支出数据之间的比值都稳定在[0.7996, 1.2367]范围内。这表明，企业的实际支配收入数据以及均支出数据都符合 GM (1, 1)模型的预测要求。根据模型参数的设定，我们将收入数据的参数 α 设为 0.5，表示企业可支配收入数据的短期增长趋势没有明显变化；支出数据的参数设为 0.6，表示企业在 2018 年后的均支出数据增长明显加速。

我们采用最小二乘法来求解灰微分方程式(6)，然后将所得到的收入 GM (1, 1)模型和消费 GM (1, 1)模型的灰度值分别代入式(7)进行灰色预测。具体的预测结果以及相应的检验指标请参见表 1 和表 2。

Table 1. When artificial intelligence was introduced, the expenditure forecast unit of small and medium-sized enterprises in Qingdao in the first quarter of 2024 (10,000 yuan)

表 1. 人工智能引进时 2024 年一季度青岛各部分中小企业支出预测[单位(万元)]

	2018 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年	2023 年	2024 年
模拟值	1088.5	1103.7	1190.4	1192.6	1238.3	1244.5	1257.7
实际值	1085.9	1099.3	1188	1189	1233	1242	1255
误差	0.24%	0.4%	0.2%	0.3%	0.43%	0.2%	0.21%

Table 2. When artificial intelligence was introduced, the revenue forecast unit of small and medium-sized enterprises in Qingdao in the first quarter of 2024 (10,000 yuan)

表 2. 人工智能引进时 2024 年一季度青岛各部分中小企业收入预测[单位(万元)]

	2018 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年	2023 年	2024 年
模拟值	1259.4	1297.2	1310	1489.7	1505.9	1612	1701.4
实际值	1257	1295	1306	1487	1502	1607	1698
误差	0.19%	0.17%	0.3%	0.18%	0.26%	0.31%	0.2%

一般，如果 GM(1,1)模型预测值误差的最大值小于 10%，可认为模型精度好，达到较高要求。如图 2 所示，从历年的模型值和实际值对比来看，从 2018 年到 2020 年，人工智能引入对中小型企业经济增长发挥的作用不具有显著性[2]，但从 2020 年到 2023 年，人工智能的引入对中小型企业经济收入产生了重大影响，在支出平稳的条件下，收入快速增长，而且 2024 年的拟合数据较为准确，可推断出，人工智能推动中小型企业转型发展。

3.3. 人工智能对中小企业转型发展的宏观评估

在人工智能引入的情况下，2024 年一季度中小型企业转型的发展投入可支配收入应为 309 万元，预期增速 8.43%；企业综合费用支出应为 452 万元，预期增速 5.69%。但从核定数据来看，2024 年一季度中小型企业转型支配收入为 405 万元，同比增速 5.60%；企业均支出为 300 万元，同比增长 5.76%。可见，人工智能对企业发展经济支配增速波动 14 个百分点，正面影响在 600 万元左右，接近月企业可支配收入的 2/3；造成中小型企业人工智能方面支出增速波动 18 个百分点，正面影响在 900 万元左右，接近月企业发展收入支出的 1/2。

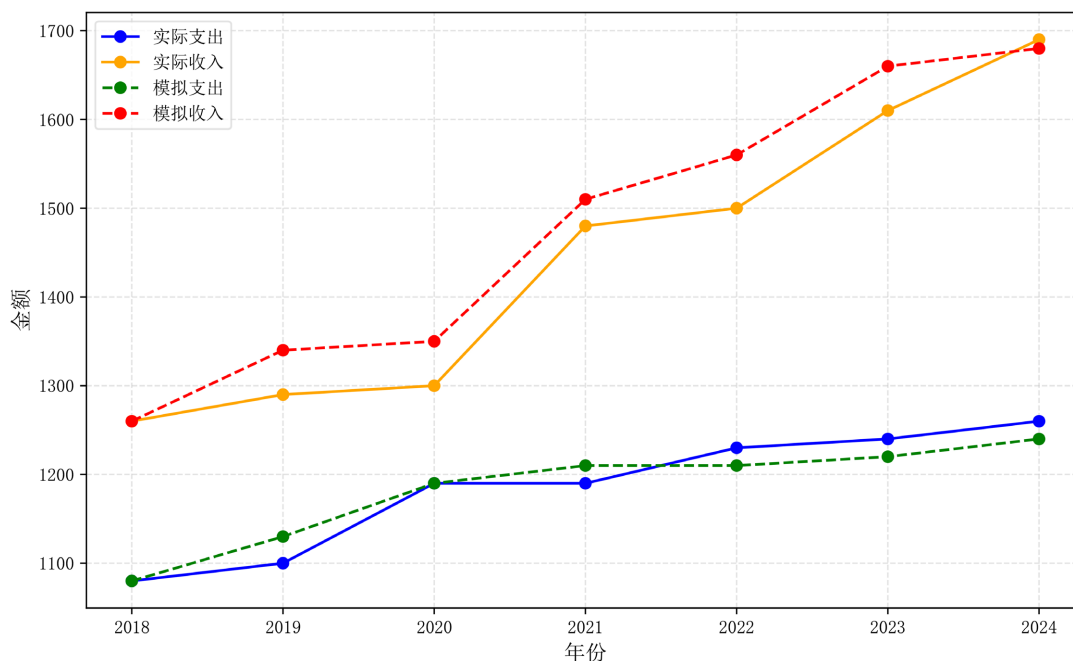


Figure 2. Trend chart of enterprise expenditure and income forecast when artificial intelligence is introduced
图 2. 人工智能引入时企业支出、收入预测趋势图

RAND Corporation 提出企业的转型发展依赖于核心技术的引入创新和改变。从评估结果来看, 人工智能对企业基于智能化转型的指标冲击明显强于对边际代换率指标的冲击, 可认为中小企业的转型发展引入人工智能发挥重大影响, 但不是决定性因素, 并不单纯由人工智能的引入数量导致的, 还与强力的人工智能人才引进策略有关, 人工智能的关键核心在于人的改变。这也意味着后期想要大幅度提升企业的收入, 需要制定详细而又精确的人工智能人才引进计划, 在人工智能的推动下, 中小企业转型步伐变得更加稳定且快速[3]。

4. 人工智能对中小企业转型发展的微观测度研究

4.1. 基于柯布道格拉斯生产函数的企业经济分析

柯布 - 道格拉斯生产函数(Cobb-Douglas Production Function)是测量生产因素和生产效率的一种数学模型, 用于描述生产要素与产出之间的关系。它被广泛用于经济增长、生产率分析和公司生产的研究。

通过查阅现有代码及研究, 我们选择采用柯布 - 道格拉斯生产函数来对数据产业的投入产出进行分析。我们假定数据行业的生产函数满足柯布 - 道格拉斯形式

$$y = F(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = x_1^{z_1} \cdot x_2^{z_2} \cdots x_n^{z_n} \quad (9)$$

首先对方程两边同时取自然数, 可将模型转化为线性形式:

$$\ln y = z_1 \ln x_1 + z_2 \ln x_2 + \cdots + z_n \ln x_n \quad (10)$$

为了计算要素贡献率, 我们对两端时间进行求导, 变换可得:

$$1 = z_1 \frac{\frac{x'_1}{x_1}}{\frac{y'}{y}} + z_2 \frac{\frac{x'_2}{x_2}}{\frac{y'}{y}} + \cdots + z_n \frac{\frac{x'_n}{x_n}}{\frac{y'}{y}} \quad (11)$$

该方程的右侧各项即代表着要素 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 的要素贡献率, 但是由于要素 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 中的数据要素 x_i 价值未知, 我们无法直接测算, 所以我们做以下变换:

$$z_i \frac{\frac{x'_i}{y'}}{\frac{y}{y'}} = 1 - z_1 \frac{\frac{x'_1}{y'}}{\frac{y}{y'}} - z_2 \frac{\frac{x'_2}{y'}}{\frac{y}{y'}} - \dots - z_{i-1} \frac{\frac{x'_{i-1}}{y'}}{\frac{y}{y'}} - z_{i+1} \frac{\frac{x'_{i+1}}{y'}}{\frac{y}{y'}} - \dots - z_n \frac{\frac{x'_n}{y'}}{\frac{y}{y'}} \tag{12}$$

我们可以用上式推导出数据要素 x_i 的贡献率。依据同样的原理, 我们同样可以构建人工智能与中小企业转型赋能下的生产函数模型。我们以资本, 劳动力, 科技, 数据这四种要素来建立方程:

$$y = K^a L^\beta S^\gamma D^\mu \tag{13}$$

D 是产出, 通常是指总生产、国内生产总值(GDP)等。 S 全要素生产率(TFP), 代表技术水平或其他影响生产的外部因素。 K 是资本输入, 表示工厂、机器等资本资源。 L 是劳动力输入, 表示工人的数量或总工时。 μ 表示其他因素对产出的影响, $\mu \leq 1$ 。 a 和 β 是资本和劳动力的产出弹性, 表示这些要素对产出的贡献程度, 我们首先需要对影响公式的因素进行处理[4]。

我们需要将表 3 所示的部分因素经过处理和转值, 换算成劳动力、生产资本、生产技术等指标, 见表 4, 然后带入柯布道格拉斯生产函数进行求解, 对于其他的影响因素, 则将因素的转值换算成总体其他因素。其中企业劳动力结构、企业劳动力参与率带入劳动力系数 L , 企业净固定资产投资、企业资本回报率带入资本输出系数 K , 生产系数 S 则带入技术水平要素, 也就是人工智能的影响。

Table 3. Statistical indicators of production factors of enterprises
表 3. 企业生产要素统计指标

要素	代理变量	对应统计指标
经营要素	企业的数字化战略规划制定	企业资本劳动比、企业劳动力参与率、企业研发投入
成效要素	评价企业的数字化转型效果	企业资产回报率、企业订单履行周期
资本存量要素	生产性固定资产的价值	企业净固定资产投资、企业资本回报率
生产规模要素	物量指数、企业规模、能源消耗	企业产能利用率、工业总产值、工业生产指数
劳动力数量要素	就业人数、劳动力结构	企业劳动力结构、企业劳动力参与率
技术水平要素	技术进步率、研发投入、产业比重	企业技术引进合同数量、企业信息化水平

Table 4. Cobb Douglas production function factor conversion value
表 4. 柯布道格拉斯生产函数要素转换值

统计量	统计值	转换值	MSE	MAE	转化程度
技术水平系数	0.67	4.22	4.36	3.98	0.87
劳动力(万人)	3215	3.61	3.84	3.45	0.84
生产资本(万)	1215.64	3.24	3.43	3.18	0.86
其他因素系数	0.36	2.11	2.48	1.97	0.83

将数据带入柯布道格拉斯生产函数, 然后首先将 $\alpha + \beta$ 进行结果运算, 我们发现 $\alpha + \beta = 1$ 时, 这在模型中被称为不变报酬型, 这表示生产效率不会随着生产规模的扩大而提高, 只有通过提高技术水平, 才能提高经济效益。也就是当规模变化时, 技术水平不变, 则生产效率几乎不变。

将人工智能引入中小型企业所涉及的人才、费用支出以及为企业创造的经济附加值等数据纳入考虑, 应用柯布 - 道格拉斯生产函数进行分析。结果显示 $\alpha + \beta = 1$, 这意味着该模型属于不变报酬型, 即生产效率不会因生产规模的扩大而提高, 而需要通过提高技术水平来实现经济效益的增长[5], 将数据带入后

分别画出对应的函数空间分布，见图 3~6，当对技术变量进行大规模投入时最后的产出规模是最好的，劳动力对产出有横向影响，空间分布曲折度较低，资本输出能够加大产出，但是单单提高投入的话，收益率会显著降低，而其他因素的影响也会对产出造成影响，但是影响力较低。

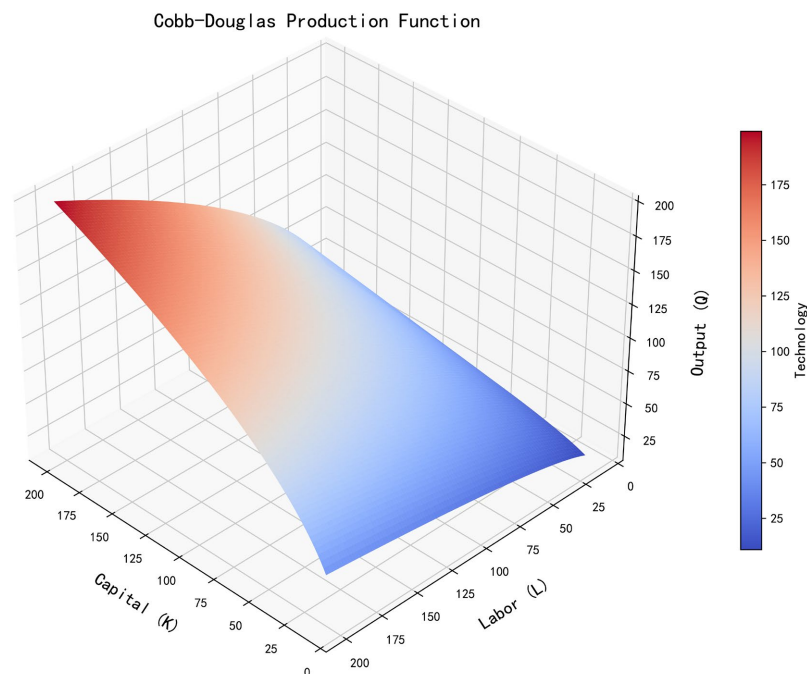


Figure 3. Distribution of output affected by technology (artificial intelligence)

图 3. 技术(人工智能)对产出的分布

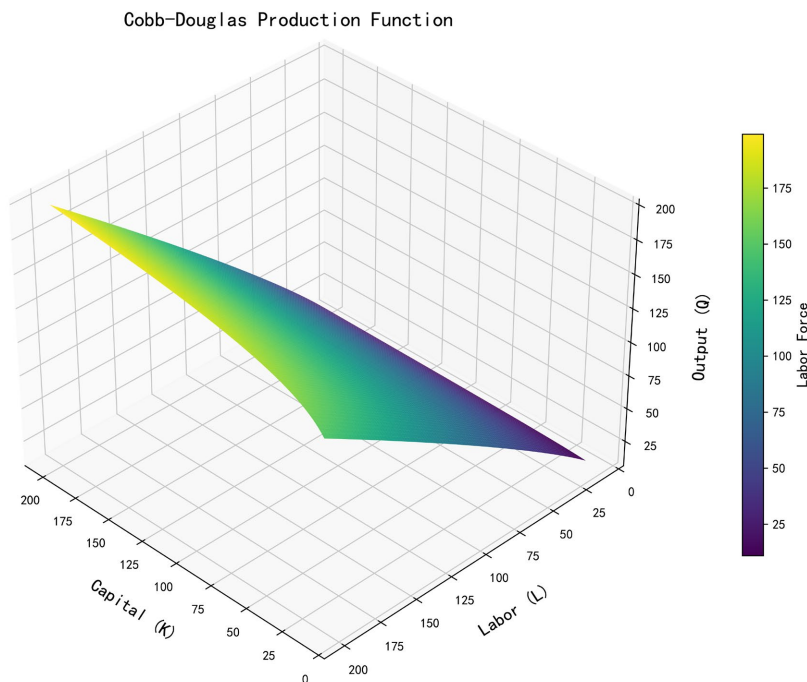


Figure 4. Distribution of labor force to output

图 4. 劳动力对产出的分布

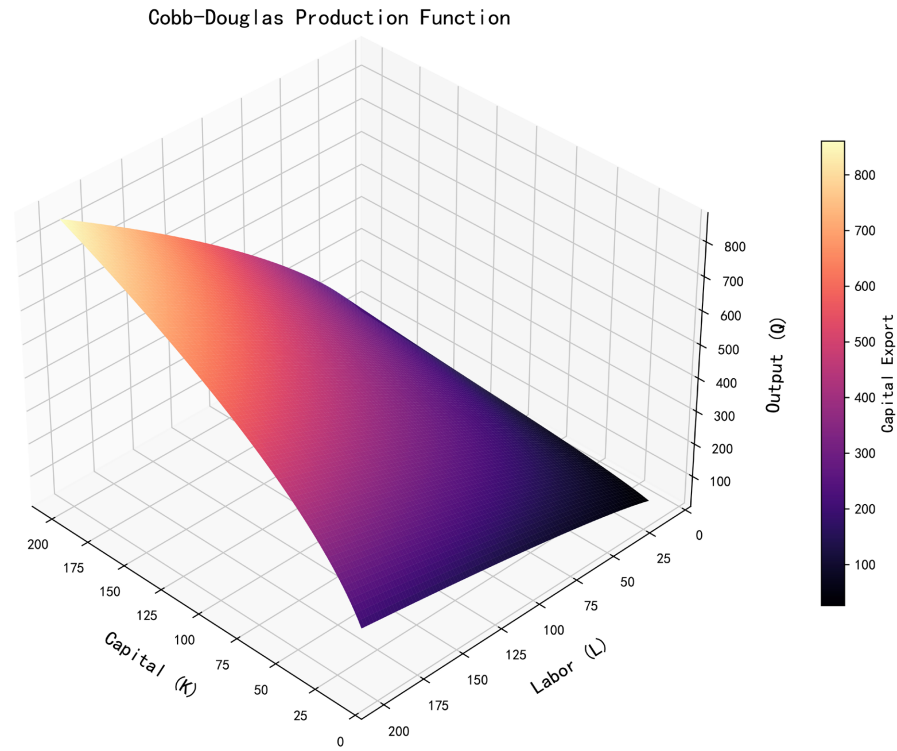


Figure 5. Distribution of capital export to output
图 5. 资本输出对产出的分布

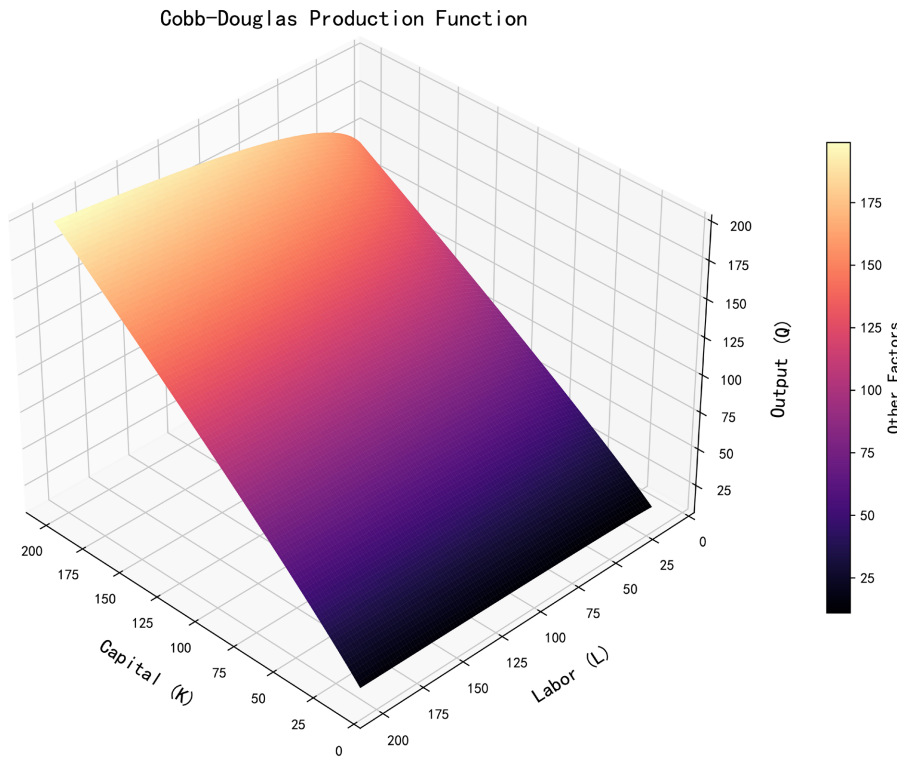


Figure 6. Distribution of output by other factors
图 6. 其他因素对产出的分布

4.2. 基于不变报酬的斯诺模型分析

考虑到模型属于不变报酬型, 我们随即引入中性技术模式即斯诺模型属于不变报酬型。当 $\mu=1$ 时, 斯诺模型为:

$$Y = A(t)L^{1-\varepsilon}K^\varepsilon \quad (14)$$

或

$$\alpha = \frac{0.163V'}{S} \left(\frac{1}{T_2} - \frac{1}{T_1} \right) \quad (15)$$

式中 $(1-\varepsilon)$ 是劳动力产出的弹性系数。根据弹性系数的经济意义和数学意义

$$\varepsilon = \frac{a \ln Y}{a \ln K} = \frac{qK}{pY} \quad (16)$$

这里 p 是产出价格, q 是资本价格。当 $p=q$ 时

$$\varepsilon = \frac{K}{Y} \quad (17)$$

$$TL = 10 \lg \frac{W_1}{W_2} \quad (18)$$

它表示对生产技术水平能力、管理经营水平和服务保障水平的综合评价, 全面反映企业的适应市场能力、竞争能力和生存能力。 $A(t)$ 值越大, 水平越高[6]。

根据柯布-道格拉斯生产函数可以得到下列经济参数(设参数 μ): 当企业的经济保持不变时, 这时劳动力边际生产力, 也就是劳动力转换值 P_L 会随 μ 变大而变大。在劳动力不变时增加时, 单位资产所增加的产值资产边际生产力 P_K 会随 μ 变大而变小。将表 4 中的数据带入, 求得 $\alpha=0.24$, $\beta=0.74$ 。

基于斯诺模型变换对公式取对数可得:

$$\ln y = \alpha \ln K + \beta \ln L + \gamma \ln S + \mu \ln D \quad (19)$$

上述同种变换可得:

$$\mu \ln D = \ln y - \alpha \ln K - \beta \ln L - \gamma \ln S \quad (20)$$

上式即为我们本次建模计算数据要素贡献率的生产函数模型。相关数据统计检验如表 5 所示, 通过该模型, 我们将进行人工智能和中小企业转型发展数据赋能贡献率的计算。在进行斯诺模型时通过计算我们发现人工对资产的边际代换率在企业中模拟值为 0.334, 相对于人工智能对企业的边际代换率比较低, 说明人工智能对中小企业转型发展的影响有较大的贡献率。

Table 5. Statistical test of snow model

表 5. 斯诺模型统计检验

变量	系数	边际统计量	代换值
α	0.87227	0.666	0.518
$\gamma \ln S$	1.41337	7.523	0.0000
$\ln D$	-0.03194	-0.148	0.885
μ	-0.05276	-1.530	0.152

4.3. 基于道格拉斯生产函数和斯诺模型对企业转型进行评估

在公式中报酬规模出现变化，在衡量人工智能的投入要素时，从付费用支出，人才引进等方面进行测评代替程度，我们发现实际数据与模拟赋能数据的比值为 0.43，根据资源配置优化均衡互补最优决策，边际代换率实际数据与人工智能的赋能数据比值越接近 0.5，说明预测程度越好[7]。此数据证明人工智能引入在 2018 年处于初级阶段，对于中小企业转型的影响并不明显，在接下来的两年，基于 2020 年的数据，人工智能的劳动力的边际代换率达到 0.21，相较于上年明显下降，说明 2020 年人工智能的引入对企业的转型起到了冲击作用，也就是所说的米拉斯普效应，在技术引进的短时间内，对原有的生产规律造成了破坏，从而引起了企业转型和生产效率的降低，于表中可看出在 2021 年及往后的几年，人工智能对中小企业的转型影响率越来越大，数据的模拟值和实际值达到了 0.53，表明人工智能正在促进中小型企业转型。

5. 模型的优化与改进

5.1. 特征工程及数据标准化

特征工程是将原始数据转换为更能代表问题本质的特征的过程，以便机器学习模型能够更好地理解和处理数据。深入了解原始数据的特点、含义、分布等。包括数据清洗、特征提取、特征转换、数据标准化、数据离散化、特征编码等过程特征工程对于机器学习模型的性能至关重要，好的特征可以显著提高模型的准确性和泛化能力，帮助模型更好地理解数据背后的模式和规律。它需要对数据和业务问题有深入的理解，同时结合各种技术和方法来实现最佳的特征表示。我们选择了两种方法，即数据标准化和 SVR 模拟处理，来对各个特征的数据进行处理[8]。通过数据标准化，原始数据经过处理后，各指标处于同一数量级，有利于综合对比评价，如表 6 所示。即对样本矩阵作如下变换：

Table 6. Standardized outlier detection
表 6. 标准化异常值检测

样本大小	检验高端异常值	检验低端异常值
$n: 3\sim7$	$D_{\max} = \frac{V_n - V_{n-1}}{V_n - V_1}$	$D_{\min} = \frac{V_2 - V_1}{V_n - V_1}$
$n: 8\sim10$	$D_{\max} = \frac{V_n - V_{n-1}}{V_n - V_2}$	$D_{\min} = \frac{V_2 - V_1}{V_{n-1} - V_1}$
$n: 11\sim13$	$D_{\max} = \frac{V_n - V_{n-2}}{V_n - V_2}$	$D_{\min} = \frac{V_3 - V_1}{V_{n-1} - V_1}$
$n: 14\sim30$	$D_{\max} = \frac{V_n - V_{n-2}}{V_n - V_2}$	$D_{\min} = \frac{V_3 - V_1}{V_{n-2} - V_1}$

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{\sqrt{s_{ii}}}, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (21)$$

公式中

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (22)$$

$$s_{ii} = \frac{n}{n-1} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (23)$$

标准化的主要目的是消除由于数据量纲不同、自身变异性或数值差异较大而引起的误差。不同特征可能具有不同的量纲和尺度, 标准化后可以使它们处于同一水平, 避免某些特征因其数值较大或较小而对模型产生过度影响。有助于模型更快地找到最优解, 减少训练时间。使模型对不同的数据分布更具鲁棒性, 降低因数据波动而导致的不稳定。利于模型的泛化能力, 经过标准化处理的数据通常能使模型更好地适应新的数据, 提高泛化性能。

数据的处理要进行标准化异常检测, 首先对数据进行标准化处理, 使数据符合特定的分布。根据标准化后的数据判断数据点偏离正常范围较大, 这些偏离较大的数据点就可能被视为异常[9]。如图7所示, 图中在 $[-0.1 \sim 0.1]$ 之间颜色最深, 说明数据准确性较高, 但不排除其他因素影响, 这种相关性可能会影响模型的训练结果。因此, 我们需要进一步处理不同特征之间的相关关系, 这就是接下来要进行的SVR模拟处理。

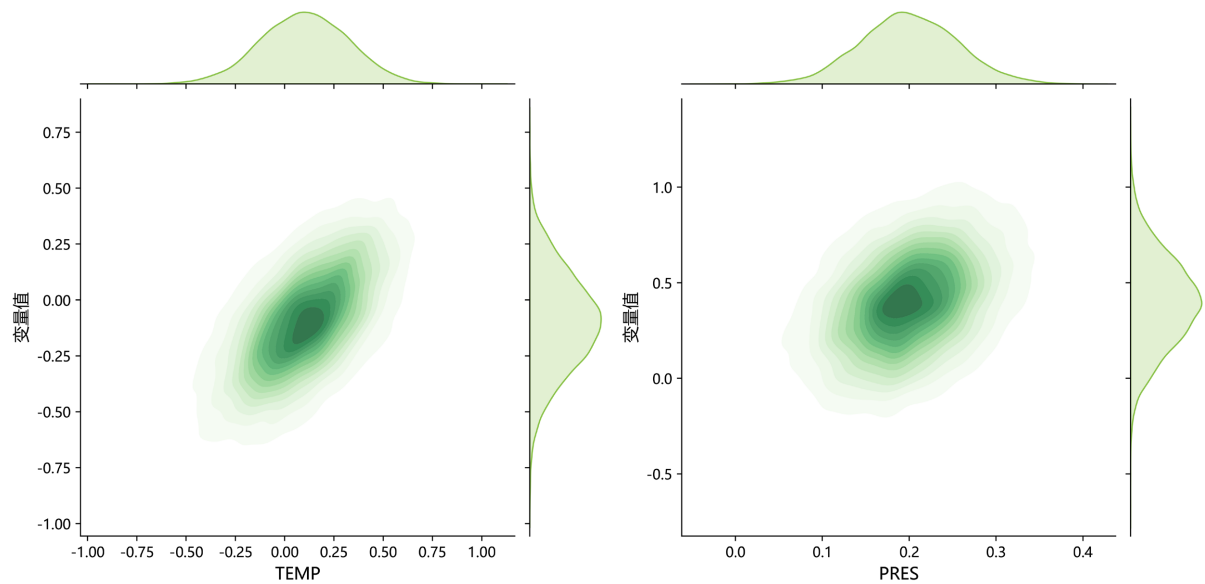


Figure 7. Standardized anomaly detection Atlas

图7. 标准化异常检测图谱

5.2. SVR 模拟与处理

已知 y 与输入 x 存在一定的未知依赖关系, 即存在一个未知的联合概率 $F(x, y)$, 机器学习就是根据 n 个独立同分布观测样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 。

在函数 $\{f(x)\}$ 中寻找一个函数 f , 使预测的期望风险

$$L(y, f(x)) dF(x, y) = R[f] = \int_{X \times Y} L(y, f(x)) dF(x, y) \quad (24)$$

其中 R 称作预测函数集, $L(x, f(y))$ 称为损失函数, 表示由于用函数 f 对 x 惊醒预测而造成的损失。

式(24)定义的期望风险最小化依赖关于联合概率 $F(x, y)$ 的信息。根据概率论中大数定理的思想, 可以用已知样本的算数平均代替式(24)中的数学期望, 于是定义了经验风险

$$R_{emp}[f] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(y_i, f(x_i)) \quad (25)$$

本文对机器学习的经验风险进行评估, 以保证结构风险最小化, 使得预测的中小企业引入人工智能的各方面数据比较精确, 我们使用点集对机器进行训练, 使得预测结果最大精确化, 还要防止过度拟合, 对机器进行不断训练, 在三维空间中抓取点集[10], 如图 8 所示:

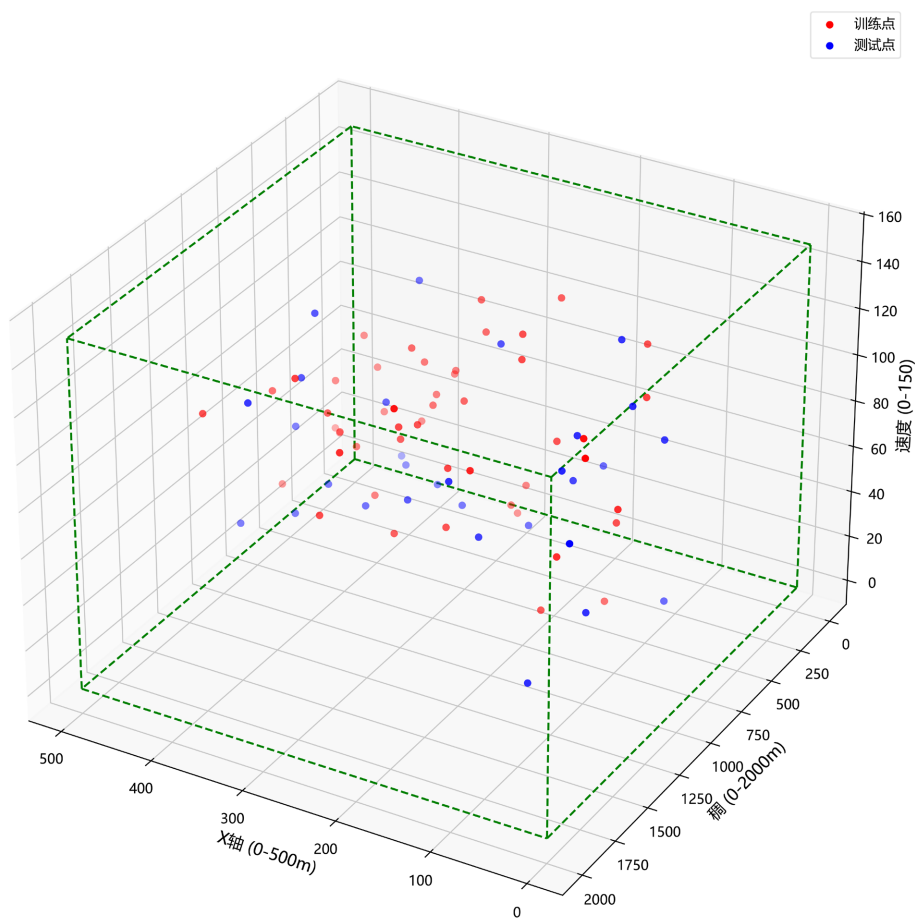


Figure 8. Scatter plot of machine sampling distribution
图 8. 机器采样分布散点图

已经证明, 对于任意的 $1-\delta$, 其下界以概率 $1-\delta$ 成立:

$$R[f] \leq R_{emp}[f] + \sqrt{\frac{h \ln\left(\frac{2n}{h} + 1\right) - \ln\left(\frac{\delta}{4}\right)}{n}} \quad (26)$$

故结构风险定义为

$$R[f] = R_{emp}[f] + \sqrt{\frac{h \ln\left(\frac{2n}{h} + 1\right) - \ln\left(\frac{\delta}{4}\right)}{n}} \quad (27)$$

基于本论文考虑用线性函数

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b \quad (28)$$

逼近样本数据集

$$D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}, \quad x \in R^n, \quad y \in R \quad (29)$$

$$\min \Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 = \sum_{i=1}^l (\xi_i^- + \xi_i^+) \quad (30)$$

其中, C 是权衡因子, ξ_i^- 和 ξ_i^+ , 是表示对系统输出进行约束的松弛变量, $L(f)$ 是损失函数。由这一优化模型可以解得式(30)中的 w 和 b , 将 w 和 b 的值带入公式(27), 解得 $R[f] = 0.13$, 结构分析风险低, 机器训练的点集相对集中, 可认为模拟效果良好, 模拟图如图 9 所示。

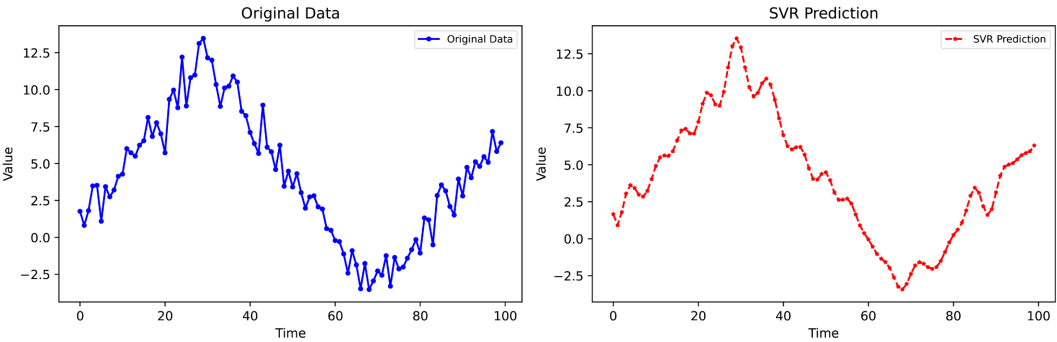


Figure 9. SVR simulation revenue and expenditure test
图 9. SVR 模拟收入、支出检验

值得注意的是, 在式(30)中, 第一部分 $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 的作用是使回归曲线尽可能平坦, 第二部分(称为惩罚项)的作用是曲线尽可能逼近样本点, 这同样体现了结构风险最小化的原则。经过 SVR 模拟, 我们发现模拟值与预测值十分接近, 改进后的模型效果更好, 如图 10 所示。

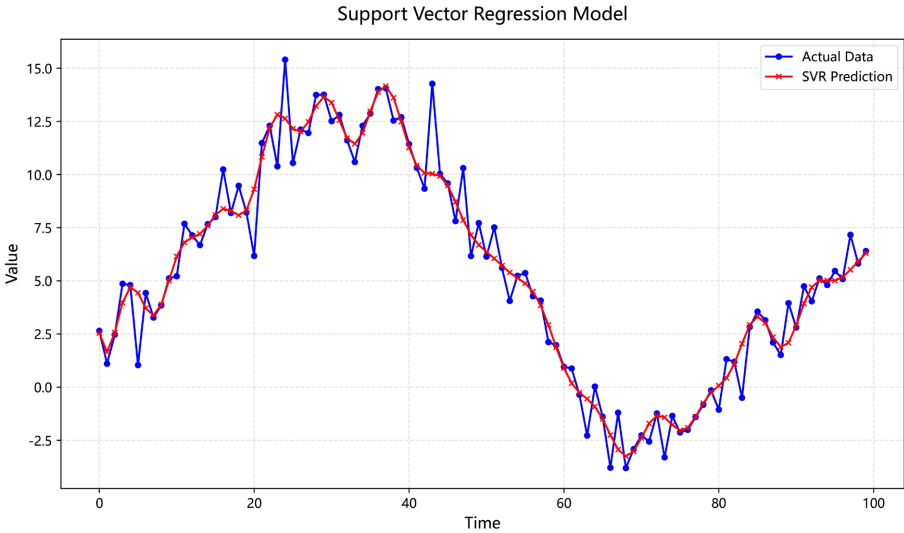


Figure 10. SVR model training fit chart
图 10. SVR 模型训练拟合图

6. 结论与建议

结论: 基于灰色预测模型和柯布道格拉斯生产函数以及其延伸的斯诺模型, 我们对中小型企业的人工智能设备购买情况, 人工智能专业人才引入数据和中小型企业的收入状况进行了统计和数据处理并进行模

型建立,在2018年的时候人工智能行业刚刚兴起,中小型企业并没有进行产业的融合,经过灰色预测模型,我们发现2018年中小型企业的收入为14亿元,在过去几年的发展,人工智能逐渐引入中小型企业推动了企业的转型升级,截止2023年,我们发现人工智能的引入使得企业的收入发生了显著的增长,因此,人工智能对中小企业的发展起到了推动作用。

建议:完善惠及中小企业的人工智能政策体系,完善有利于中小企业发展的人工智能政策体系,引导创新,维护数据安全;重大项目侧重扶持AI供需两端中小企业,侧重扶持AI供需两端中小企业,支持重大项目向中小企业侧开放;鼓励构建开放型AI开源生态体系,鼓励AI技术优势企业向中小企业提供开源的平台、工具、代码及数据,构建AI开源生态;优化大中小融通的人工智能产业体系,拓宽AI应用场景,支持人工智能技术深度应用,促进大中小企业AI产业融通发展;深入分析企业的业务流程,确定哪些环节可以通过人工智能带来显著改善,制定清晰、可衡量的目标。培训现有员工,使其了解和掌握人工智能的基本概念和应用,同时根据需要引进专业的人工智能人才。先从一些相对简单的项目或应用开始试点,逐步积累经验和信心,而不是一开始就进行大规模的投入。建立良好的数据收集、整理和存储机制,确保数据的质量和可用性,这是人工智能发挥作用的基础。结合企业的实际情况和预算,选择性价比高、易于实施和维护的人工智能产品或服务。考虑与专业的人工智能技术提供商合作,或在某些情况下将相关任务外包,降低实施成本和风险。确保人工智能的引入不会对客户体验造成负面影响,反而要努力提升用户满意度。定期评估人工智能应用的效果,根据反馈及时调整和优化,不断提升其对企业发展的贡献。了解人工智能在本行业的最新应用和发展趋势,及时借鉴先进经验。重视人工智能应用可能带来的伦理和法律问题,确保企业的行为符合相关规定。

参考文献

- [1] 张文菲,金祥义. 数字金融提高了中小型高新技术企业价值吗? [J]. 金融教育研究, 2024, 37(2): 19-31.
- [2] 宋艳飞,冯园园,王睿哲,等. 产融合作与中小企业数字化转型协同发展模式与路径研究[J]. 新型工业化, 2024, 14(3): 51-56+63.
- [3] 邵明盟,董美玲,谢千恒,等. 数字经济背景下山东省中小企业转型升级研究[J]. 商展经济, 2022(1): 110-112.
- [4] 赵雨晴. 浅谈数字经济背景下中小企业转型发展的对策[J]. 全国流通经济, 2022(14): 57-59.
- [5] 李颖芳. 基于数字经济时代的中小企业转型创新发展路径研究[J]. 商业经济, 2023(4): 27-29.
- [6] 马玉晓. 数字经济环境下的中小企业转型发展[J]. 全国流通经济, 2023(6): 52-55.
- [7] 何莉. 人工智能对中小企业财会的影响及中小企业财会转型分析[J]. 中国管理信息化, 2022, 25(23): 69-71.
- [8] 黄云. 人工智能时代国有中小企业人力资源数字化转型之路[J]. 现代企业文化, 2023(25): 121-124.
- [9] Taherizadeh, A. and Beaudry, C. (2023) An Emergent Grounded Theory of Ai-Driven Digital Transformation: Canadian Smes' Perspectives. *Industry and Innovation*, **30**, 1244-1273. <https://doi.org/10.1080/13662716.2023.2242285>
- [10] Wang, J., Lu, Y., Fan, S., Hu, P. and Wang, B. (2021) How to Survive in the Age of Artificial Intelligence? Exploring the Intelligent Transformations of Smes in Central China. *International Journal of Emerging Markets*, **17**, 1143-1162. <https://doi.org/10.1108/ijcem-06-2021-0985>