

基于DEA模型的汽车制造企业负债融资效率研究

王鸿雨, 宋良荣

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年8月29日; 录用日期: 2025年9月15日; 发布日期: 2025年10月16日

摘要

本文旨在探究2020~2024年间中国传统与新能源汽车制造企业的负债融资效率差异及其成因。基于DEA数据包络分析法, 选取14家汽车制造上市公司为样本, 构建以有息负债、平均债务融资成本率为投入指标, 以息税前利润、主营业务收入和经营活动现金流为产出指标的评估体系, 分别测算综合效率、纯技术效率与规模效率, 并借助Malmquist指数和Tobit回归进行动态与因素分析。研究显示, 行业债融资效率均值为0.7274, 整体偏低, 呈“U型”波动, 规模无效是主要制约; 新能源汽车企业纯技术效率接近有效, 但规模效率显著偏低且波动较大。结果表明, 企业应兼顾技术优化与规模管理, 行业需分类施策, 政策层面应强化融资支持与效率披露机制, 以提升资金配置效能、助推产业转型。

关键词

汽车制造业, 负债融资效率, DEA-Malmquist, 纯技术效率, 规模效率

Research on Debt Financing Efficiency of Automobile Manufacturing Enterprises Based on DEA Model

Hongyu Wang, Liangrong Song

School of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: August 29, 2025; accepted: September 15, 2025; published: October 16, 2025

Abstract

This paper aims to explore the difference in debt financing efficiency between traditional and new energy vehicle manufacturing enterprises in China from 2020 to 2024 and its causes. Based on DEA

data envelopment analysis method, 14 listed automobile manufacturing companies were selected as samples, and an evaluation system was constructed with interest-bearing liabilities and average debt financing cost rate as input indicators, and eTAX, main business income and operating cash flow as output indicators to measure comprehensive efficiency, pure technical efficiency and scale efficiency respectively. The dynamic and factor analysis is carried out with the help of Malmquist index and Tobit regression. The research shows that the average value of the financing efficiency of industrial bonds is 0.7274, which is negative and U-shaped, and the ineffective scale is the main constraint. The pure technical efficiency of new energy automobile enterprises is close to effective, but the scale efficiency is significantly low and fluctuates greatly. The results show that enterprises should take both technology optimization and scale management into account, and different industries should take categorized policies, so as to enhance the efficiency of capital allocation and boost industrial transformation.

Keywords

Automobile Manufacturing Industry, Debt Financing Efficiency, DEA-Malmquist, Pure Technical Efficiency, Scale Efficiency

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. 引言

在现代经济体系中, 融资效率是企业实现可持续发展的核心要素之一, 直接影响资金配置效果、运营能力与战略决策水平。尤其对于资金密集、技术驱动的制造业而言, 提升融资效率不仅关乎企业自身竞争力, 更是推动产业升级与国家经济转型的重要支撑。

作为制造业的典型代表, 汽车制造业技术密集、产业链长、规模效应显著, 一直是国民经济的关键支柱。近年来, 在全球绿色低碳转型的背景下, 汽车产业面临巨大变革。中国政府提出“双碳”目标, 明确 2030 年前实现碳达峰、2060 年力争碳中和, 这一政策导向加速了汽车产业向新能源、智能化方向转型。企业必须投入大量资金进行技术研发与产能建设, 尤其是在电池、电控等核心技术领域, 资金需求巨大。然而, 行业目前仍多处于导入期或成长期, 投资回报周期长、技术迭代快、市场不确定性高, 导致企业普遍面临资金短缺问题。由于初期股东往往不愿稀释股权, 负债融资成为企业扩张与技术投入的主要途径。但负债融资也带来了利息负担加重、偿债压力上升等问题, 若资金使用效率低下, 极易引发财务风险, 甚至影响企业持续经营能力。与此同时, 传统车企与新兴新能源车企在资金结构、技术积累与市场响应方面存在显著差异。传统企业虽具备规模与渠道优势, 但转型步伐相对滞重; 新能源企业虽响应迅速、技术迭代快, 却常因规模不足而难以实现最优经济性。这种结构性差异进一步加大了负债融资效率的分化, 也使行业整体效率面临挑战。

在此背景下, 系统科学地评估汽车制造企业的负债融资效率, 识别其影响因素与改进路径, 对提升资金使用效果、支持企业稳健转型具有重要现实意义。目前, 已有研究多集中于整体融资效率评价, 针对汽车制造业、尤其是区分不同技术路径的负债融资效率研究仍较为缺乏。因此, 本文立足于行业特性与转型需要, 运用 DEA 数据包络分析方法, 对中国传统与新能源整车制造企业的负债融资效率展开实证测度, 以揭示效率差异的成因, 为企业精细化资金管理, 推动技术管理与创新、行业政策制定提供理论依据与决策参考。

2. 文献综述

在融资效率的实证研究领域, 现有文献已形成较为系统的方法体系, 主要测度方法包括模糊综合评价、熵值法、线性回归分析以及 DEA 数据包络分析。其中, DEA 方法因具备客观性强、无需预设权重结构等优势, 逐渐成为当前融资效率研究的主流工具。该方法作为一种非参数效率评价模型, 能够有效衡量不同决策单元之间的相对效率, 广泛应用于各类企业与行业的融资效率分析。

近年来, 多项研究基于 DEA 模型从不同维度展开深入探讨。杨松令和李付彩(2024)以新三板退市与未退市企业为样本, 结合 DEA 与 Logit 模型进行实证检验, 发现退市企业在上市期间的融资效率显著下降, 且整体水平持续低于未退市企业, 表明融资效率低下是企业退市的重要诱因[1]。邱桂杰和郭中浩(2023)则借助两阶段关联网络 DEA 模型对 14 家饲料行业上市公司进行评估, 指出该类企业融资整体效率偏低, 资金配置环节尤为薄弱, 且畜禽饲料企业的融资效率普遍优于水产饲料企业[2]。在中小企业与特定行业层面, 姚定俊, 廖怡琳等(2023)通过三阶段 DEA 模型对 115 家非上市科技型中小企业展开动静态结合的分析, 系统识别影响其融资效率的关键因素[3]。孙丽君, 孟宪伟等(2023)聚焦文化类企业, 发现其融资效率普遍不高, 有效单元占比较低, 并呈现逐年下降趋势[4]。在汽车制造行业层面, Gong, Yang *et al.* (2021)结合 DEA 与 Logit 模型, 验证了股权融资成本对新能源汽车企业效率的抑制作用[5]。这一研究强调了融资成本在影响企业融资效率中的重要性, 尤其是在快速发展的新能源汽车行业中。Zhang, Awawdeh *et al.* (2021)对比中美新能源汽车企业的融资效率, 发现美国企业的综合技术效率更高, 但中国企业的规模效率增速更快。这一研究为中美两国在新能源汽车领域的融资效率差异提供了实证支持, 揭示了不同市场环境下企业融资效率的变化[6]。此外, 郝博, 张蔚文等(2023)比较了债权、股权与内源融资三种方式下上市公司参与 PPP 项目的效率差异, 发现尽管三者皆呈规模收益递增, 但提升路径存在明显异质性[7]。杨小平, 傅思睿等(2025)则关注数字农业领域, 依托 DEA-BCC 模型对 35 家核心企业进行分析, 指出数字化在降本增效方面作用显著, 但农业科技投入仍存在冗余[8]。闫姝雅, 杨国涛等(2025)基于中国 30 个省份数据, 采用并行两阶段网络 DEA 模型衡量地区经济发展质量, 发现综合效率呈现“东部 > 西部 > 中部”的梯度分布, 且需依赖增长质量与居民健康效率的共同提升[9]。

现有研究一致表明, DEA 模型在融资效率测度中具有较高的适用性与解释力, 能够有效揭示不同部门、行业及融资方式下的效率差异与改进方向。此外, 可以看出目前学术界对汽车制造企业的负债融资效率问题研究存在空白。因此, 本研究将重点分析汽车制造企业的负债融资效率问题。在相关研究成果的基础上, 运用 DEA 评价方法实证研究我国汽车制造企业负债融资效率, 进行必要的描述性分析, 发现问题, 并提出建设性建议, 推动汽车制造行业整体的发展。

3. 数据与研究设计

3.1. DEA 模型介绍

数据包络分析(DEA)是在相对效率评价概念基础上发展起来的一种非参数检验方法。在 DEA 中, 受评估的单位或组织被称为决策单元(简称 DMU)。DEA 通过选取决策单元的多项投入和产出数据, 利用线性规划, 以最优投入与产出作为生产前沿, 构建数据包络曲线。其中, 有效点会位于前沿面上, 效率值标定为 1; 无效点则会位于前沿面外, 并被赋予一个大于 0 但小于 1 的相对的效率值指标。DEA 基本模型具体分为两种类型, 即 CCR 模型和 BCC 模型。

3.1.1. CCR 模型

该模型假定规模报酬不变, 主要用来测量技术效率, CCR 模型构建如下:

$$\begin{aligned}
& \min \theta \\
& \text{s.t. } \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j + s^+ = \theta x_0 \\
& \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j - s^- = \theta y_0 \\
& \quad \lambda_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \\
& \quad s^+ \geq 0, s^- \leq 0
\end{aligned}$$

1. 若满足 $\theta = 1$ 且 $s^+ = 0$, $s^- = 0$, 则决策单元为 DEA 有效, 决策单元的经济活动同时为技术有效和规模有效;
2. 若满足 $\theta = 1$, 但至少某个投入或者产出大于 0, 则决策单元为弱 DEA 有效, 决策单元的经济活动不是同时为技术有效和规模有效;
3. 若满足 $\theta < 1$, 决策单元不是 DEA 有效, 经济活动既不是技术有效, 也不是规模有效。

3.1.2. BCC 模型

CCR 模型是在规模报酬不变的前提下所得到的, 但是技术创新的规模报酬是不固定的, 现实中存在的不平等竞争也会导致某些决策单元不能以最佳规模运行。BCC 模型考虑到在可变规模收益(VRS)情况, 即当有的决策单元不是以最佳的规模运行时, 技术效益(Technology Efficiency, TE)的测度会受到规模效率(Scale Efficiency, SE)的影响。因此, 在构建 BCC 模型时, 我们需要假设规模报酬可变, 对 CCR 模型的约束条件进行简单的改进, 增加凸性假设条件: $\sum \lambda_j = 1, j = 1, 2, \dots, n$, BCC 模型构建如下:

$$\begin{aligned}
& \min \theta \\
& \text{s.t. } \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j + s^+ = \theta x_0 \\
& \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j - s^- = \theta y_0 \\
& \quad \sum \lambda_j = 1, j = 1, 2, \dots, n \\
& \quad s^+ \geq 0, s^- \leq 0
\end{aligned}$$

我们可以对数据同时做 CCR 模型和 BCC 模型的 DEA 分析来评判决策单元的规模效率(SE)。如果决策单元 CCR 和 BCC 的技术效益存在差异, 则表明此决策单元规模无效, 并且规模无效效率可以由 BCC 模型的技术效益和 CCR 模型的技术效益之间的差异计算出来。

3.2. 指标体系的构建

本研究利用数据包络分析法(DEA 模型)分析汽车制造企业融资效率现状, 按照数据可获得性、客观性、可比性的选取原则谨慎选择投入指标和产出指标。因此, 针对汽车制造企业的投入产出指标选取不仅需要结合企业自身发展状况和汽车制造业发展前景, 还需要更精确地衡量企业有偿使用的资金其直接成本和整体的风险水平。如表 1 所示, 本文选用有息负债总额、平均债务融资成本率作为投入指标, 评价企业负债融资规模、负债融资综合成本; 选用息税前利润、主营业务收入和经营活动现金流量净额作为产出指标, 同时衡量了利润、规模和现金流这三个维度分别对企业的盈利能力、成长性和运营能力进行评价, 能最综合反映负债融资成效。

Table 1. Selection of input-output indicators of automobile manufacturing enterprises
表 1. 汽车制造企业投入产出指标选取

类型	编号	指标	指标计算
投入指标	X1	有息负债总额	短期借款 + 长期借款 + 应付债券
	X2	平均债务融资成本率	利息支出/平均有息负债
产出指标	Y1	息税前利润	利润总额 + 利息费用
	Y2	主营业务收入	营业收入
	Y3	经营活动现金流量净额	无需计算

3.3. 样本数据选取

本文以汽车制造企业为研究对象，根据 Wind (万得)数据库中的行业分类并遵循以下标准筛选样本：(1) 2020~2024 年财务数据完整可得；(2) 剔除在此期间被 ST、ST*或发生重大资产重组的公司；(3) 为控制极端值对效率测度的影响，剔除“众泰汽车”、“一汽解放”、“东风股份”等异常值样本。最终选取 14 家汽车制造企业作为研究样本。DEA 模型的一个重要的使用前提是 DMU 样本数量大于投入和产出指标数量之和的两倍，本研究样本数量为 14，指标数量之和为 5，符合前提假设。所有企业的财务数据来源于 Wind 数据库和企业官网发布的相关信息。根据国民经济行业分类对样本企业进行行业分类。选取的 14 个汽车制造样本企业的基本情况及行业分类，如表 2 所示：

Table 2. Basic information and industry classification of listed automobile manufacturing companies
表 2. 汽车制造上市公司基本情况及行业分类

行业	证券代码	证券简称
传统汽车制造业	600418.SH	江淮汽车
	601633.SH	长城汽车
	000550.SZ	江铃汽车
	600104.SH	上汽集团
	600686.SH	金龙汽车
	000625.SZ	长安汽车
	000957.SZ	中通客车
	601238.SH	广汽集团
	601777.SH	千里科技
	000868.SZ	安凯客车
新能源汽车制造业	600166.SH	福田汽车
	002594.SZ	比亚迪
	601127.SH	赛力斯
	600733.SH	北汽蓝谷

3.4. 无量纲化数据处理

通过搜集与整理，得出样本公司在 2020~2024 年各个年份的有息负债总额、平均债务融资成本率、

息税前利润、主营业务收入、经营活动现金流量净额六个财务指标,使用 Excel 软件汇总全部数据,利用 DEAP2.1 软件测算汽车制造企业每个年度的融资效率。在利用该软件进行数据处理时,要求投入和产出的指标数据全部为正数。因此,本研究参照已有研究成果对样本数据进行无量纲化处理,其表达式如下:

$$y_{ij} = 0.1 + \frac{x_{ij} - \min_{ij}}{\max_{ij} - \min_{ij}} \times 0.9, i = 1, 2, \dots, n$$

其中: $y_{ij} \in [0, 1]$

3.5. Malmquist 指数动态效率分析

为深入探究汽车制造企业负债融资效率的动态变化及其根源,本文在静态 DEA 分析的基础上,进一步引入 DEA-Malmquist 指数模型,对 2020~2024 年的面板数据进行动态分析。Malmquist 生产率指数(M)可以分解为技术效率变化指数(EC)和技术进步变化指数(TC),即 $M = EC \times TC$ 。若 $M > 1$,表示全要素生产率(TFP)上升;反之则下降。 $EC > 1$ 表明决策单元更接近生产前沿面,管理效率提升; $TC > 1$ 表明生产前沿面自身向外移动,代表行业技术进步。该模型有助于区分效率提升是源于企业自身管理改进,即“追赶效应”,还是行业整体技术进步,即“前沿面移动效应”。

3.6. 第二阶段 Tobit 回归分析

由于 DEA 测算出的效率值介于 0 到 1 之间,属于受限因变量,采用普通最小二乘法(OLS)回归会产生偏差。因此,为探究影响汽车制造企业负债融资效率的关键因素,本文构建如下 Tobit 回归模型:

$$TE_{it} = \alpha_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \varepsilon_{it}$$

其中,被解释变量 TE_{it} 为第 i 家企业第 t 年的综合效率值。解释变量包括: X_1 : 企业规模(用期末总资产的自然对数表示)、 X_2 : 研发强度(研发支出/营业收入)、 X_3 : 股权集中度(第一大股东持股比例)、 X_4 : 政府补助(取自然对数)、 X_5 : 资产负债率。 $X_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$ 为解释变量。 α_0 为常数项, ε_{it} 为误差项。通过该回归,可以定量分析各因素对融资效率的影响方向与程度,为政策建议提供实证支持。

4. 汽车制造企业负责融资效率的测算和分析

4.1. 汽车制造企业负债融资的综合效率

综合效率是指投入一定的资源、人力、时间成本所能获得的经济收益。本研究首先基于规模收益不变的情况下,运用 CCR 模型得到我国汽车制造企业负债融资的综合效率值,并以此来分析我国汽车制造企业负债融资效率的变化情况。表 3 为 2020~2024 年 14 家汽车制造企业的综合效率测算结果。

Table 3. Calculation results of comprehensive efficiency of sample enterprises from 2020 to 2024

表 3. 2020~2024 年样本企业综合效率测算结果

企业名称	2020	2021	2022	2023	2024	平均值
江铃汽车	1.0000	0.8070	0.5240	0.8450	1.0000	0.8352
长安汽车	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.7570	0.9514
安凯客车	1.0000	0.8200	1.0000	1.0000	0.5830	0.8806
中通客车	0.9130	0.6940	0.5730	0.7100	0.6020	0.6984
上汽集团	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
福田汽车	0.8360	0.6050	0.7140	0.7460	0.4880	0.6778

续表

江淮汽车	0.7270	0.5060	0.4750	0.5900	0.4150	0.5426
金龙汽车	1.0000	0.6180	0.6200	0.5820	0.4180	0.6476
广汽集团	0.6400	0.5730	0.9300	0.8120	0.6490	0.7208
长城汽车	1.0000	1.0000	1.0000	0.8300	0.7070	0.9074
千里科技	0.5580	0.5970	0.4920	0.5420	0.4940	0.5366
比亚迪	1.0000	0.8400	1.0000	1.0000	1.0000	0.9680
北汽蓝谷	0.3090	0.2830	0.2290	0.2790	0.2170	0.2634
赛力斯	0.6800	0.3810	0.3830	0.4830	0.8310	0.5516
平均值	0.8330	0.6950	0.7100	0.7440	0.6550	0.7274

数据来源：根据 DEAP2.1 测算数据整理得到。

如表 3 所示，从汽车制造业整体来分析企业负债融资的综合效率。2020~2024 年，汽车制造企业综合效率均值的最大值为 2020 年的 0.8330，最小值为 2024 年的 0.6550，近五年负债融资的综合效率的平均值为 0.7274。这表明，我国汽车制造业整体负债融资的综合效率较低，尚未达到 DEA 有效的状态。2020 年到 2024 年汽车制造业的综合效率均值呈现先下降，2021 年降至 0.6950，后又有回升的趋势。2020~2021 年，一方面，新冠疫情和全球芯片短缺潮使得整个行业面临强烈的外部冲击和需求萎缩，企业借入负债用于维持经营和支付高昂的采购成本，使得借入资本无法形成有效产出，拉低了效率；另一方面，必须为未来转型进行大量的投资，同时还要承受成本上升压力，负债融资效率跌入谷底。2022~2023 年，前期的投入逐渐转化为市场份额和利润，外部环境大大改善，伴随的融资成本也在下降，企业借入的资本得以合理配置更高效地产生效益，负债融资效率稳步回升。这样的走势表明传统汽车制造行业向智能化电动化转型过程中必先有付出，一旦技术突破、市场成熟、达到规模，前期的负债投入就会形成企业的核心竞争力和强有力的盈利点，这已成为中国乃至全球汽车制造行业的大势所趋。而在 2024 年企业负债融资综合效率降低则可能由企业融资成本上升，收益有所下降及资源配置效率降低三点共同导致。

从汽车制造单个企业来分析企业负债融资的综合效率。根据表 3 的测算结果，结合客观 DEA 有效性标准，本文将融资效率分为以下几个等级。当效率值位于 0~0.6 时，表明综合效率为 DEA 无效，融资效率最低；效率值位于 0.6~0.8 之间时，表明综合效率 DEA 中度无效，融资效率较低；效率值位于 0.8~1 之间时，表明综合效率 DEA 轻度无效，融资效率较高；效率值等于 1 时，表明综合效率为 DEA 有效，融资效率最高。根据表 3 可知，我国汽车制造企业个体融资的综合效率差异较大。2020~2024 年间，始终保持 DEA 有效的企业有长安汽车、上汽集团及比亚迪 3 家，属于行业标杆；保持较高融资效率的有长城汽车 1 家，高于平均值，保持稳定，但并未达到最佳；江铃汽车、安凯客车 2 家融资效率虽接近均值，但其效率有一定的提升空间，并不理想；融资效率一直处于较低水平有江淮汽车、千里科技和北汽蓝谷、赛力斯 4 家；最后，剩余 4 家汽车制造企业的融资效率均值也较低。因此，大部分汽车制造企业融资效率尚未达到 DEA 有效。

如表 4 所示，2020~2024 年，处于 DEA 有效的企业数量均值为 4.4，占比为 31.43%，这意味着七成的企业处于 DEA 无效状态，其中 DEA 无效的企业数量呈现先上升后下降再上升的趋势；DEA 轻度无效的企业呈现上升下降波动性的态势；而处于 DEA 中度无效的企业则保持不变再下降再陡增，这些企业在行业中占比很高，严重拉低行业负债融资效率。综上所述，汽车制造企业的融资状态尚未达到稳定，其负债融资效率有很大的提升空间。

Table 4. DEA effectiveness grade division and proportion of listed automobile manufacturing companies from 2020 to 2024
表 4. 2020~2024 年汽车制造上市公司 DEA 有效性等级划分及占比情况

综合效率有效性	2020 年		2021 年		2022 年		2023 年		2024 年	
	数量	占比(%)	数量	占比(%)	数量	占比(%)	数量	占比(%)	数量	占比(%)
DEA 无效	2	14.29	5	35.71	6	42.86	5	35.71	6	42.86
DEA 中度无效	3	21.43	3	21.43	2	14.29	2	14.29	4	28.57
DEA 轻度无效	2	14.29	3	21.43	1	7.14	3	21.43	1	7.14
DEA 有效	7	50.00	3	21.43	5	35.71	4	28.57	3	21.43
合计	14	100.00	14	100.00	14	100.00	14	100.00	14	100.00

数据来源：根据表 3 数据整理所得。

4.2. 汽车制造企业负债融资的纯技术效率和规模效率

基于以上的分析，在规模效益可变的前提下，运用 BCC 模型测得我国汽车制造企业负债融资的纯技术效率值，并计算得出企业融资的规模效率值(综合效率 = 纯技术效率 × 规模效率)，以此来进一步分析我国汽车制造企业负债融资效率的变化情况。如表 5 所示：

Table 5. Efficiency values of automobile manufacturing enterprises from 2020 to 2024 and statistics of DEA effective enterprises
表 5. 汽车制造企业 2020~2024 效率值及 DEA 有效企业统计情况

效率指标		综合效率	纯技术效率	规模效率
2020	DEA 有效(家)	7	7	7
	效率均值	0.833	0.891	0.919
2021	DEA 有效(家)	3	6	3
	效率均值	0.695	0.856	0.794
2022	DEA 有效(家)	5	6	5
	效率均值	0.710	0.900	0.770
2023	DEA 有效(家)	4	4	4
	效率均值	0.744	0.897	0.815
2024	DEA 有效(家)	3	7	3
	效率均值	0.655	0.883	0.726
总效率均值		0.7274	0.8854	0.8048

数据来源：根据 DEAP2.1 测算结果整理得到。

根据表 5 和图 1 所示，从综合效率角度来看，DEA 有效的企业数量呈现波动趋势，依次为 7 家、3 家、5 家、4 家和 3 家，相应年份的效率均值分别为 0.833、0.695、0.710、0.744 和 0.655；整体上，样本企业的综合效率均值五年间为 0.7274，反映出汽车制造行业整体资源配置效率仍有提升空间，并且在 2024 年效率水平跌至谷底。从纯技术效率角度来看，DEA 有效的企业数始终高于综合效率，分别为 7 家、6 家、6 家、4 家和 7 家，对应效率均值依次为 0.891、0.856、0.900、0.897 和 0.883，并且这五年均值为 0.8854，这说明样本企业在生产与管理技术应用方面相对较好，整体技术效率水平较高且呈稳步上升趋势。

势,说明技术层面的改进持续有效地推动推动了效率的提升。规模效率的 DEA 有效企业数量与综合效率保持一致,分别为 7 家、3 家、5 家、4 家和 3 家,效率均值分别为 0.919、0.794、0.770、0.815 和 0.726,近五年规模效率均值为 0.8048;规模效率值在 2020 年表现最佳,之后出现明显下滑,尤其在 2022 和 2024 年处于较低水平,至 2024 年,反映出样本企业规模结构与实际产出匹配度存在一定波动,规模无效可能是制约综合效率的主要因素。

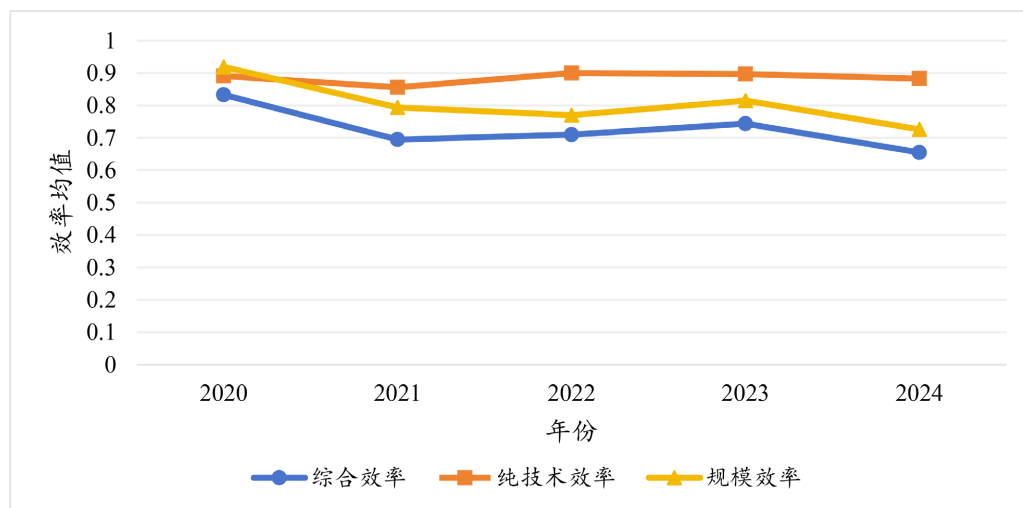


Figure 1. Efficiency changes of sample enterprises from 2020 to 2024

图 1. 2020~2024 样本企业效率变化情况

总的来说,汽车制造企业的纯技术效率水平较高且较为稳定,规模效率波动较大,是影响综合效率变动的重要原因。2021 年至 2023 年效率下降可能受到外部经济环境或内部调整的影响,而 2024 年各项效率指标的下降显示出企业适应性与运营状况的可能不佳。未来应重点关注规模效率的优化,推动企业实现规模收益递增,从而提升整体运营效率。

4.3. Malmquist 指数动态效率分析

如表 6 汽车制造企业 2020~2024 年的 DEA-Malmquist 指数测算结果所示,本文从全要素生产率(TFPCH)及其分解指标,即技术效率变化(EFFCH)、技术进步变化(TECHCH)、纯技术效率变化(PECH)和规模效率变化(SECH)的角度进行如下分析:

从行业整体来看,全要素生产率均值为 0.948,这反映出行业在 2020~2024 年间的负债融资效率面临一定的挑战,可能受到宏观经济波动、技术转型及市场需求结构变化等多重因素的影响。技术效率变化均值为 0.934,说明多数企业的资源配置、管理优化或运营控制能力有所减弱;技术进步变化均值为 1.015,表明行业在整体上仍实现了技术进步,但未能完全抵消效率下降带来的负面影响;纯技术效率与规模效率均值分别为 0.998 和 0.936,反映出企业规模利用不足是导致效率下降的主要原因之一。

从企业个体来看,赛力斯、广汽集团、比亚迪和江铃汽车表现突出,全要素生产率大于 1,实现了全要素生产率的提升。赛力斯和比亚迪在技术进步方面显著领先,分别达到 1.108 和 1.144,说明其注重研发与技术创新;广汽集团和江铃汽车在技术效率改善与技术提升方面较为均衡,显示出良好的综合管理能力。全要素生产率下降较为明显的企业有金龙汽车、长城汽车和中通客车三家;金龙汽车在技术效率变化和技术进步方面均表现不佳,反映其面临较大的运营与技术双重压力;长城汽车虽然技术效率变化较大,但技术进步值仅有 0.859,这意味着其技术迭代速度不足。上汽集团和北汽蓝谷表现出效率与技术

进步不匹配的特征，上汽集团技术效率保持不变，但技术进步率为 0.898，说明其未能有效推动技术前沿；北汽蓝谷技术进步值为 1.089，进步很大但技术效率值为 0.915，反而有所下滑，这表明企业内部管理或资源配置存在优化空间。

Table 6. Changes and decomposition of TFP in the automobile manufacturing industry from 2020 to 2024
表 6. 2020~2024 年汽车制造业全要素生产率变化及分解

企业名称	effch	techch	pech	sech	tfpch
江铃汽车	1.000	1.049	1.000	1.000	1.049
长安汽车	0.933	1.025	1.000	0.933	0.956
安凯客车	0.874	0.997	1.000	0.874	0.871
中通客车	0.901	0.958	1.022	0.882	0.864
上汽集团	1.000	0.898	1.000	1.000	0.898
福田汽车	0.874	1.067	0.978	0.894	0.933
江淮汽车	0.870	1.001	1.019	0.853	0.870
金龙汽车	0.804	0.990	0.930	0.865	0.796
广汽集团	1.004	1.114	0.986	1.017	1.118
长城汽车	0.917	0.859	0.920	0.997	0.788
千里科技	0.970	0.954	1.051	0.923	0.925
比亚迪	1.000	1.144	1.000	1.000	1.144
北汽蓝谷	0.915	1.089	1.008	0.908	0.996
赛力斯	1.051	1.108	1.068	0.984	1.165
均值	0.934	1.015	0.998	0.936	0.948

数据来源：根据 DEAP2.1 测算结果整理得到。

总而言之，2020~2024 年中国汽车制造业全要素生产率整体呈下降趋势，主要归因于规模效率不足和技术效率下滑。总体规模效率偏低，多数企业未能实现最优生产规模，可能存在产能过剩或规模不经济的问题；纯技术效率均值接近 1，企业现有技术条件下的管理水准基本维持，但缺乏突破性提升；尽管部分企业如比亚迪、赛力斯通过强劲的技术进步实现生产率增长，但多数企业仍面临效率与技术不协调的发展瓶颈。

4.4. Tobit 回归结果分析

为进一步探究影响负债融资效率的因素，本文以 DEA 测算得到的汽车制造企业负债融资综合效率值为被解释变量，采用 Tobit 回归模型，从企业规模(X_1)、研发强度(X_2)、股权集中度(X_3)、政府补助(X_4)及资产负债率(X_5)五个方面考察其对企业负债融资效率的影响。回归结果如表 7 所示。

从统计显著性来看，研发强度(X_2)在 1%水平上显著为负(系数 = -2.938, $p=0.000$)，表明研发支出占营业收入的比例越高，企业负债融资效率反而越低。这一结果可能与汽车制造业尤其是新能源汽车领域高研发投入的滞后效应有关：大量研发支出在短期内难以转化为盈利，反而加重利息负担，拉低资金使用效率。企业规模(X_1)在 10%水平上显著为正(系数 = 0.084, $p=0.082$)，说明规模较大的企业更易通过资源整合、风险分散和融资渠道多样化提升负债资金配置效率。股权集中度(X_3)、政府补助(X_4)与资产负债率(X_5)未通过显著性检验，表明这些变量在本研究样本期内对融资效率无一致显著影响。

Table 7. Calculation results of Tobit regression
表 7. Tobit 回归测算结果

变量	系数值	标准差	T 值	P 值
X_1	0.084*	0.048	1.77	0.082
X_2	-2.938***	0.634	-4.64	0.000
X_3	0.002	0.003	0.79	0.431
X_4	-0.00004	0.036	0.00	0.999
X_5	0.003	0.003	1.33	0.187
Constant	-1.42*	0.765	-1.86	0.068

***p < 0.01, **p < 0.05, *p < 0.1.

从经济角度来看，研发强度的显著负向影响揭示出技术密集型企业 在转型过程中面临的“效率 - 创新”短期权衡；企业规模的正向作用则印证了规模经济在资金配置中的优势。政府补助不显著，可能反映出 现行补助政策在提升资金使用效率方面的作用尚未充分发挥，或补助方式与效率提升机制不匹配。

综上，Tobit 回归结果进一步支持了 DEA 效率分析的主要结论：规模效率是制约汽车制造企业负债融资效率的关键，而高研发投入在短期内可能对效率产生抑制效应。企业应在扩大规模、优化资源配置的同时，注重研发成果的转化效率，避免盲目投入；政策层面需进一步细化补助机制，强化对研发效率的考核与引导。

5. 不同行业汽车制造企业负债融资效率研究

5.1. 不同行业汽车制造企业负债融资效率对比分析

本文选取的样本汽车制造企业共分为两大行业，即传统汽车制造和新能源汽车制造业。表 8 为 2020~2024 年传统汽车制造业与新能源汽车制造业在综合效率、纯技术效率和规模效率三个方面的测算结果。

Table 8. Statistics of efficiency values in different automobile manufacturing industries
表 8. 不同汽车制造行业效率值统计

行业	年份	综合效率	纯技术效率	规模效率
传统汽车制造业	2020	0.881	0.920	0.951
	2021	0.747	0.888	0.835
	2022	0.878	0.929	0.947
	2023	0.835	0.929	0.893
	2024	0.898	0.915	0.981
	均值	0.848	0.916	0.921
新能源汽车制造业	2020	0.869	1.000	0.869
	2021	0.746	1.000	0.746
	2022	0.543	1.000	0.543
	2023	0.599	1.000	0.599
	2024	0.683	1.000	0.683
	均值	0.688	1.000	0.688

数据来源：根据 DEAP 2.1 测算结果整理得到。

从整体来看, 两个行业在五年间的效率表现存在明显差异, 反映出其技术路径与发展阶段的特征区别。传统汽车制造业的综合效率均值为 0.848, 整体波动较为平缓, 但呈小幅下降趋势, 尤其在 2021 年达到最低值 0.7470, 2024 年有所回升。其纯技术效率始终保持在较高水平, 均值为 0.916, 且逐年略有提升, 说明该行业生产技术和管理水平相对成熟并持续优化。然而, 规模效率均值为 0.921, 但在 2021 年和 2023 年出现明显下滑, 表明传统汽车制造业在规模扩张过程中可能存在资源配置不合理或产能利用率不足的问题。相比之下, 新能源汽车制造业的综合效率均值为 0.688, 略低于传统汽车制造业, 且波动幅度更大, 尤其在 2022 年和 2023 年显著下降至 0.543 和 0.599, 显示出该行业仍处于成长期, 易受政策、市场及供应链等因素影响。值得注意的是, 其纯技术效率均值持续保持 1, 说明新能源汽车制造业在技术应用和生产工艺方面已接近最优状态。然而, 规模效率均值仅为 0.688, 且与综合效率的变化高度一致, 反映出该行业的主要瓶颈在于规模经济尚未充分发挥, 可能存在初始投资高、产能爬坡慢、市场渗透不稳定等问题。

总的来讲, 传统汽车制造业的效率瓶颈主要源于规模效率不足, 应重点关注产能优化与资源整合; 而新能源汽车制造业则需在保持技术领先的同时, 重点改善规模效率, 通过扩大生产规模、优化供应链布局等方式提升整体效率水平。上文的分析为中国汽车产业的结构转型与政策制定提供了实证依据。

5.2. 典型案例分析

为进一步揭示效率差异背后的微观机制, 本文选取比亚迪(高效率代表)和北汽蓝谷(低效率代表)进行简要对比分析。为进一步揭示效率差异背后的微观机制, 从商业模式、技术路线、融资策略和重大投资项目等方面展开, 以期效率差异提供更丰富的现实解释。

比亚迪作为新能源汽车行业的领军企业, 如表 3 所示, 其综合效率在 2020~2024 年间平均值为 0.968, 且多次达到 DEA 有效。这一优异表现背后, 与其独特的商业模式和技术路线密切相关。比亚迪坚持“垂直整合”战略, 覆盖电池、电机、电控等核心零部件自主研发与生产, 不仅降低了对外部供应链的依赖, 更通过规模效应和协同创新显著提升了资金使用效率; 在技术路线上, 比亚迪深耕磷酸铁锂刀片电池技术, 兼具安全性与成本优势, 并广泛应用于旗下乘用车与商用车系列, 推动了技术成果的快速转化; 融资方面, 比亚迪积极运用多元融资工具, 包括 A 股、H 股市场再融资、绿色债券发行等, 负债结构相对均衡, 融资成本控制良好; 重大投资项目如“常州电池基地”、“济南新能源整车工厂”等, 均注重产能布局与市场需求匹配, 避免了盲目扩张带来的资源错配问题。这些因素共同支撑了其高水平的纯技术效率与规模效率。

然而, 北汽蓝谷作为北汽集团旗下新能源板块的重要载体, 如表 3 所示, 其综合效率均值仅为 0.2634, 持续处于行业低位。该公司虽在纯技术效率上偶有亮点, 但规模效率极低, 尤其在 2024 年其效率值仅有 0.217, 反映出其在规模扩张与资源匹配方面存在严重问题。商业模式上, 北汽蓝谷长期依赖 B 端市场, C 端市场开拓缓慢, 导致产能利用率偏低, 难以形成稳定的规模经济。技术路线上, 虽较早引入麦格纳合资推进高端智能电动车项目, 如极狐系列, 但其产品迭代速度慢、市场响应不足, 未能有效转化为持续盈利能力。融资方面, 高度依赖集团输血和政府补助, 自身造血能力较弱, 有息负债负担较重, 利息支出占比较高, 进一步挤压利润空间。重大投资项目如“镇江智能制造基地”投入巨大, 但产能释放缓慢, 加之市场竞争加剧, 导致资金回收周期长、使用效率低下。这些因素共同导致其规模效率持续低迷, 综合效率难以提升。

通过上文对比可见, 比亚迪凭借技术闭环、市场导向的融资与投资策略, 实现了负债资金的高效配置; 而北汽蓝谷则因商业模式单一、规模扩张与市场脱节、融资结构偏重短期负债等问题, 陷入“高投入, 低产出”的效率困境。这一对比不仅印证了前文效率测算结果, 也为行业提供了正反两方面的实践

参考：企业需在技术创新的同时高度重视规模管理与市场匹配，避免盲目投资导致的效率损失。

6. 研究结论与建议

6.1. 研究结论

本文以 14 家 Wind 行业分类为汽车制造上市公司为研究对象，选取其 2020~2024 年财务数据，运用 DEA 数据包络分析法测算出汽车制造企业的负债融资效率，得出以下结论：

其一，汽车制造企业整体负债融资效率不高，多数企业未达到 DEA 有效。五年间行业综合效率均值为 0.7274，体现出负债资金配置与使用仍存在较大改进空间。效率变动呈“U 型”趋势，2022 年降至谷底后逐步回升，反映出疫情、芯片短缺等外部冲击与企业转型压力对融资效率的阶段性抑制，以及随后技术和市场复苏对效率的推动。企业间效率差异明显，头部企业如长安汽车、上汽集团和比亚迪持续保持高效，而北汽蓝谷等企业效率长期低迷，表明企业治理、技术积累与资金管理能力存在显著差距。

其二，纯技术效率整体优于规模效率，规模无效是综合效率不高的主要瓶颈。五年间纯技术效率均值为 0.8854，呈现稳步提升趋势，反映企业在生产工艺与管理技术方面较为成熟；规模效率均值为 0.8048，波动明显，尤其在 2022 年和 2024 年处于较低水平，说明企业在规模扩张与资源匹配方面存在明显失衡，未能实现最优规模经济。

其三，传统汽车与新能源汽车企业效率特征差异显著。传统车企综合效率均值高于新能源汽车企业，且纯技术效率保持稳定；新能源汽车企业纯技术效率始终为 1，接近有效状态，但规模效率均值仅为 0.688，明显落后，表明该行业仍处于规模不经济阶段，面临产能利用率低、市场波动大等成长性挑战。

其四，企业负债融资效率的提升需兼顾技术改进与规模管理。纯技术效率的持续提高说明技术创新是效率基础，而规模效率的频繁波动提示企业应重视资源整合与市场需求的动态匹配，避免盲目扩张导致的效率损失。

6.2. 建议

基于上述研究结论与案例分析，本文从企业、行业、政策三个层面提出如下建议。

6.2.1. 企业层面

精细化资金管理，推动技术管理与创新。企业需建立资金使用全过程监控与评估机制，增强负债规模与投资回报的匹配程度，避免过度负债与资源冗余。建议积极引入数字化管理工具，提升资金周转效率与产能利用率，同时依托技术优势推进研发成果转化，缓解高研发投入对短期融资效率的压制。

6.2.2. 行业层面

因地制宜，分行治理。传统汽车企业重点推进产能整合与资源优化，通过兼并重组、资产剥离等方式提升规模效率；新能源汽车企业应在维持技术领先的基础上，着力改善规模经济性，可借助供应链协同、联合采购等模式降低初期成本，加速产能释放与市场渗透。

6.2.3. 政策层面

首先，建立健全行业融资效率融资支持体系与效率评价机制。由行业协会或专业机构定期发布企业融资效率评估报告，确立行业基准，提升信息透明度，引导资本配置优化。同时，应结合“双碳”目标细化绿色金融政策，拓展绿色信贷、知识产权质押融资等渠道，缓解新能源企业研发与规模化过程中的资金压力。此外，积极推动传统与新能源汽车企业间的技术合作与产能共享，促进产业链协同与资源整合，全面提升行业融资效率与抗风险能力。

参考文献

- [1] 杨松令, 李付彩, 刘亭立. 基于 DEA-Logit 模型的新三板企业融资效率与退市研究[J]. 运筹与管理, 2024, 33(1): 198-204.
- [2] 邱桂杰, 郭中浩. 基于两阶段网络 DEA 模型的饲料业上市公司融资效率分析[J]. 中国饲料, 2023(18): 140-143.
- [3] 姚定俊, 廖怡琳, 黄倩倩. 非上市科技中小企业融资效率提升研究——基于 Bootstrap-DEA-Malmquist 模型[J]. 会计之友, 2023(15): 50-59.
- [4] 孙丽君, 孟宪伟, 李欣桐. 产业升级背景下文化企业融资效率及影响因素研究[J]. 经济与管理评论, 2023, 39(4): 134-145.
- [5] Gong, R., Jin, Q., Yang, X. and Guan, S. (2021) Evaluation and Optimization of Financing Efficiency for New Energy Vehicle Enterprises. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **793**, Article ID: 012004. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/793/1/012004>
- [6] Zhang, D., Awawdeh, A.E., Hussain, M.S., Ngo, Q. and Hieu, V.M. (2021) Assessing the Nexus Mechanism between Energy Efficiency and Green Finance. *Energy Efficiency*, **14**, Article No. 85. <https://doi.org/10.1007/s12053-021-09987-4>
- [7] 郝博, 张蔚文, 陈峰. 上市公司参与 PPP 项目的融资效率研究——基于 DEA 模型的实证分析[J]. 工业技术经济, 2023, 42(5): 132-142.
- [8] 杨小平, 傅思睿, 易加斌, 等. 基于 DEA 模型的数字农业绩效评价研究——商业协作生态系统视角[J]. 会计之友, 2025(12): 30-38.
- [9] 闫姝雅, 杨国涛, 梁循, 等. 中国经济发展质量的综合效率评价: 基于并行两阶段的网络 DEA 模型[J]. 中国管理科学, 2025, 33(7): 139-150.