

人工智能企业融资效率及影响因素研究

——基于博弈交叉效率和Tobit模型

郑兵云¹, 朱少聪¹, 李邃²

(1. 安徽财经大学 管理科学与工程学院, 安徽 蚌埠 233030; 2. 安徽财经大学 统计与应用数学学院, 安徽 蚌埠 233030)

[摘要]人工智能发展对促进中国经济结构转型升级、推动经济高质量发展具有重要意义,党的二十大报告指出要构建新一代信息技术、人工智能等一批新的增长引擎。目前,人工智能企业融资态势好,融资效率成为影响人工智能企业发展的关键因素之一。考虑到企业融资的竞争性,该文构建博弈交叉效率模型测度人工智能企业融资效率,并利用Tobit方法构建融资效率影响因素模型。实证研究表明:人工智能企业整体融资效率不高,且企业间差异明显;按均值进行分区,高中低融资效率企业变化趋势呈现高度一致性;从时序角度来看,2015—2020年呈现出下降—急剧上升—缓慢下降的总体趋势。Tobit模型表明,企业规模、盈利能力和成长能力均显著正向影响人工智能企业融资效率,债权融资水平会负向显著影响融资效率,股权集中度对人工智能企业融资效率无显著影响。最后,基于实证研究结果,提出优化人工智能企业融资效率的建议。

[关键词]人工智能企业;融资效率;博弈交叉效率模型;Tobit模型

doi:10.3969/j.issn.1673-9477.2023.03.004

[中图分类号]F224

[文献标识码]A

[文章编号]1673-9477(2023)03-0023-09

2017年,国务院颁布《新一代人工智能发展规划》,强调了新一代人工智能发展“三步走”重要战略目标,将人工智能作为新一轮科技革命和产业变革的战略性技术。“十四五”规划明确指出,“瞄准人工智能、量子信息、集成电路等前沿领域”“推动互联网、大数据、人工智能同各产业深度融合”。党的二十大报告指出要构建新一代信息技术、人工智能等一批新的增长引擎。在智能经济发展背景下,人工智能已然成为经济快速发展的重要驱动力,在产业转型和升级过程中发挥重要作用(刘松竹等,2022)^[1]。目前人工智能发展处于弱人工智能阶段,呈现出融资需求旺盛的特征(张鑫和王明辉,2019)^[2],但仍面临产业支持政策和融资体系不完整、资源整合度低和融资效率低下等问题(董坤坤和王琦,2021)^[3]。为实现人工智能产业经济增长由融资驱动转为创新驱动,亟待解决融资过程造成的资金配置不合理、资金冗余等效率低下问题。因此,重点关注我国人工智能产业融资过程,深入研究目前人工智能企业融资效率和影响因素构成,对于人工智能行业相关战略平稳落地实施、加速技术创新迭代以及改变经济社会各领域运行模式具有重要理论

价值和现实意义。

一、文献综述

国内外学者围绕企业融资结构、融资约束和资本配置等方面的融资问题研究成果丰富。在西方特殊的资本市场环境下,Modigliani和Miller(1958)^[4]认为企业价值与融资结构无明显相关关系,但在1963年作出修正,当债务资本在资本结构中趋近100%时是最佳的资本结构,可增加企业的价值(Modigliani,1963)^[5]。良好的融资结构在企业筹资、经理的经营激励、公司清算或产业收缩等方面均呈积极影响(孙永祥,2001)^[6]。而融资约束在一定程度上限制企业发展,企业受融资约束影响会出现市场机制失灵等消极效应,同时在企业创新投资波动中形成障碍(Czarnitzki,2006;鞠晓生等,2013)^[7-8]。管理者通过合理的资本配置将企业融资需求与外部投资者利益保障、现金流权以及规模相关联,对提升企业价值具有显著作用(Almeida和Wolfenzon,2005;邵军和刘志远,2008)^[9-10]。

目前对融资效率评价的方法包括模糊综合评价法(魏开文,2001)^[11]、灰色关联度法(伍装,

[投稿日期]2023-06-06

[基金项目]国家社科基金项目(编号:15BGL018);安徽省高校自然科学研究重点项目(编号:KJ2021A0474)

[作者简介]郑兵云(1977-),男,河南信阳人,博士,教授,研究方向:管理科学,效率评价。

2006)^[12]、数据包络分析法等。为避免主观成分过多,综合考虑融资投入产出,国内学者多采用数据包络分析法对不同产业融资效率进行研究。方先明和吴越洋(2015)^[13]运用 DEA 模型发现中小企业在新三板市场融资效率整体不高。其他学者基于 DEA 方法分析了中小工业企业(王小宁等,2016)^[14]、PPP 项目的国有企业与民营企业(高若兰等,2022)^[15]、上市 ECEP 公司(Jin, et al, 2021)^[16]、建筑业上市公司(Yu, et al, 2022)^[17]等的融资效率。

目前对人工智能产业的研究仍处于初级阶段,主要集中在三个方面。第一,人工智能在其他行业的应用,比如智慧医疗(杨善林等,2021)^[18]、高等教育(管佳等,2022)^[19]及安保识别(高春艳等,2020)^[20]等。第二,人工智能产业的发展现状(答凯艳,2022)^[21]、存在的问题及促进其发展的建议(吴戈,2021)^[22]。第三,利用实证分析方法对人工智能产业发展进行评估,如产业政策评估(吕文晶,2019)^[23]、创新评估(叶琴等,2022)^[24]等,而人工智能产业融资效率主要集中在理论探讨,从融资政策、融资渠道等方面提出建议,实证测度文献较少。姜妍(2020)^[25]利用 Super-SBM 和 Logit 模型实证分析得出我国人工智能产业的整体融资效率有提升空间。刘超等(2019)^[26]结合我国 37 家人工智能企业 2013—2016 年的融资数据,实证研究发现人工智能产业整体融资效率不高。

综上所述,国内外对融资问题和融资效率研究取得了一定成就,但目前对于人工智能产业融资效率的研究相对不足,特别缺乏更细化的定量研究。本文将在以下两个方面作出补充和创新。第一,已有企业融资效率研究中多采用传统 DEA 模型,未考虑企业间竞争关系。由于资源具有稀缺性,企业融资过程中必然会存在竞争关系。因此,本文构建考虑竞争关系的博弈交叉效率 DEA 模型对人工智能企业融资效率进行测度。第二,少量文献对人工智能企业融资效率进行定量评价,但缺少对影响融资效率变化的因素进行进一步探究,本文在中国经济转型背景下,利用 Tobit 方法构建融资效率影响因素模型。

二、模型构建

“十四五”规划和党的二十大报告重点提及人工智能企业发展,测度人工智能企业融资效率时不能忽略各企业间的竞争关系。本文在交叉效率模型的基础上充分考虑各人工智能企业间的竞争关系,构建博弈交叉效率模型对人工智能企业融资效率进行

测度,得出的效率值为帕累托最优。然后,利用 Tobit 方法构建融资效率影响因素模型。

(一) 博弈交叉效率模型

由 Charnes、Cooper 和 Rhodes(1978)^[27]提出的包络分析方法,是以自身效率最大化为权重选择标准的,在排序方面存在争议。交叉效率方法作为 DEA 方法的拓展,因在不需要对权重约束施加事先信息的情况下消除 DEA 权重不现实的问题而受到众多研究者的关注(梁樑和吴杰,2013)^[28],但没有考虑决策单元间的竞争关系。由于资源的稀缺性,企业间的竞争关系影响到人工智能企业的融资效率。考虑到人工智能企业间的竞争关系,本文将非合作博弈理论引入到 DEA 交叉效率评价方法中,构建博弈交叉效率模型,测度出的效率值是非合作博弈的纳什均衡解(吴杰,2008)^[29]。在博弈交叉效率运算过程中,在不降低其他评价 DMU 的效率值的情况下,找出被评价 DMU 的最优权重,使自身达到最大效率值。

设有 n 个决策个体,每个决策个体耗费 m 种投入,得到 s 种产出。将决策体 DMU_j 的第 i 种投入和第 r 种产出分别记为 $x_{ij}(i=1,2,\dots,m)$ 和 $y_{ij}(r=1,2,\dots,s)$,定义 DMU_j 相对于 DMU_d 的博弈交叉效率值为 $\alpha_{dj} = \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^d y_{rj} / \sum_{i=1}^m \omega_{ij}^d x_{ij}$, $d=1,2,\dots,n$,其中 α_{dj} 的下标 dj 表示其他被决策单元 DMU_j 在不降低被决策单元 DMU_d 的效率值情况下选择权重, μ_{rj}^d 和 ω_{ij}^d 是 CCR 模型的可行权重。为测算博弈交叉效率,对于每个决策个体 DMU_j 求解以下线性规划问题:

$$\begin{aligned} & \max \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^d y_{rj} \\ & \text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^m \omega_{ij}^d x_{ij} - \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^d y_{rj} \geq 0, \\ \sum_{i=1}^m \omega_{ij}^d x_{ij} = 1, \\ \alpha_d \times \sum_{i=1}^m \omega_{ij}^d x_{id} - \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^d y_{rd} \leq 0, \\ \mu_{rj}^d \geq 0, r=1,2,\dots,s, \\ \omega_{ij}^d \geq 0, i=1,2,\dots,m. \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $\alpha_d \leq 1$ 作为参数。当算法达到收敛时, α_d 取值为最优博弈交叉效率值。设 $\mu_{rj}^{d*}(\alpha_d)$ 为最优解,对于每个决策个体 DMU_j 的平均博弈交叉效率值为 $\alpha_j = \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^{d*}(\alpha_d) y_{rj}$ 。求解决策个体的博弈

交叉效率值的运算步骤如下:

第一步,确定 DMU_d 初始交叉效率值 $\alpha_d = \alpha_d^1 = \frac{1}{E_d}$ 。

第二步,将初始值代入该模型,经过 t 次运算,第 $t + 1$ 次测度出的效率值一般形式为 $\alpha_j^{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^{d*} (\alpha_d^t) y_{rj}$ 。

第三步,如果所有 j ,均满足 $|\alpha_j^{t+1} - \alpha_j^t| < \delta$,其中 δ 是一个小的特定正值,则运算停止;反之则返回第二步继续运算。 α_j^{t+1} 为平均博弈交叉效率值。

(二) Tobit 模型

博弈交叉效率模型测算出的人工智能产业融资效率值,以1为上限,0为下限,若采用普通最小二乘法(OLS)无法呈现完整数据,以致估计偏差,可采用以最大似然估计为机理的Tobit模型解决受限因变量的问题(Tobin, 1958)^[30]。Tobit模型的基本形式如下:

$$Y_i = \begin{cases} Y_i^* = \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i, Y_i^* > 0, \\ 0, Y_i^* \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, Y_i 为潜在因变量,潜在因变量大于0时取值为 Y_i^* ,而小于等于0时截尾; α 为系数向量; X_i 是自变量,选用可能影响人工智能企业融资效率影响因素的变量; ε_i 为误差项且服从正态分布: $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ 。

三、变量选取与数据整理

(一) 人工智能企业融资效率测度指标体系的建立

本文在对人工智能企业融资效率评价前,首先明确融资效率定义,已有文献将交易效率和配置效率(宋文兵, 1998)^[31]、资金利用效率(卢福财, 2000)^[32]、融资能力(贾丽虹, 2003)^[33]等概念与融资效率等价,在此基础上,结合人工智能企业特点,将人工智能企业融资效率定义为在智能经济环境背景下,企业筹集资金并合理配置资金的能力。基于此,本文选用2015—2020年国内40家人工智能企业的财务报表相关数据作为研究基础,对企业的融资效率进行评价研究。在效率评价的投入产出指标选择上,参考已有融资效率研究,构建以下投入产出评价指标体系。

1. 投入指标

根据人工智能行业等战略性新兴产业融资模式渠道原理,同时借鉴方先明和吴越洋(2015)^[13]、沈忱(2017)^[34]已有研究,以内源融资、债权融资和股

权融资三个角度选取投入指标。(1)盈余公积、未分配利润:反映投资者对企业未来的预期程度。其中盈余公积反映企业上期资本转入下期投资的资金量,未分配利润是企业所获净利润经弥补亏损、转增资本和分配股东股利后可供企业自主支配的资金。(2)资产负债率:反映企业长期偿债能力。根据融资结构理论,企业经营风险与偿债风险呈正相关关系,经营风险越小,偿债风险也越小,在财务杠杆作用下获取更高的利润。因此,资产负债率不仅反映了企业偿债能力,还显现了该资金结构下的经营风险。(3)股东权益比率:反映企业获取外界融资规模大小。实收资本的构成比例代表企业股利分配占比,表明投资者与企业的产权关系。故股东权益比率越高,意味着所获得外界融资规模越大。

2. 产出指标

人工智能企业经营收益和市场发展反馈反映企业融资效率水平,本文延续杨国佐等(2017)^[35]、刘超等(2019)^[26]产出指标的选取,从营运能力、获利能力、发展潜力三方面选取产出指标。(1)总资产周转率:反映企业资产经营规模扩张速率。企业在生产经营过程中资产的增长额越高,即资产利用率越高,经营规模扩张的速率越高。(2)净资产收益率:反映企业自有资本获取收益的能力,用来衡量企业盈利水平。企业将资金转化为收益的过程中,盈利额受交易成本、弥补亏损等影响,其比率越高说明运营效益越好。(3)主营业务收入增长率:反映市场前景好坏。主营业务收入作为企业的主要收入来源,维持企业的长远发展,主营业务收入增长率越高,企业的发展潜力越大。

综上,人工智能企业融资效率具体指标体系见表1。

(二) 影响因素的经验假设

根据人工智能行业发展特征,对企业融资效率影响因素进行Tobit回归分析,以人工智能企业融资效率为因变量,债权融资水平、股权集中度、企业规模、盈利能力、成长能力为自变量,作出以下经验假设。

企业最优融资结构是处于负债价值最大化和债务上升带来的破产成本和代理成本之间的最佳适应点,债权融资的积极信号鼓励带动企业管理者合理经营,避免破产(张璟和刘晓辉, 2018)^[36]。而资本负债受融资成本、杠杆效应、最优资本结构原则和企业自身经营模式和销售特点决定,具有灵活性。故选用利息保障倍数作为人工智能企业债权融资水平衡量指标。

表1 人工智能企业融资效率评价指标体系

指标名称	一级指标	二级指标	计算公式	指标说明
投入指标	内源融资	盈余公积	—	反映企业上期资本转入下期投资的资金量
		未分配利润		企业所获净利润经弥补亏损、转增资本后可供企业自主支配的资金
	债权融资	资产负债率	$(\text{银行借款} + \text{应付账款}) / \text{资产总额}$	资产负债率越小,表明企业长期融资偿债能力越强
		股东权益比率	$\text{实收资本增加值} / \text{资产总额}$	股东权益比率越高,表明企业所获取的融资规模越高
营运能力	总资产周转率	$\text{本年总资产增长额} / \text{年初资产总额}$	该指标越高,表明企业一定时期内资产经营规模扩张的速度越快	
产出指标	获利能力	净资产收益率	$\text{净利润} / \text{平均净资产}$	净资产收益率越高,企业自有资本获取收益的能力越强,运营效益越好
	发展潜力	主营业务收入增长率	$\text{本年营业收入增长额} / \text{上年营业收入}$	主营业务收入增长率越高表明增长速度越快,企业发展前景越好

假设1:债权融资水平与人工智能企业融资效率呈正相关关系。

股东在参与公司治理过程中借助“用手投票”的方式改善公司结构和提高融资效率,从而获得自身的投资收益。股权集中度的合理分配避免因过度集中导致股东间信息不对称,获取个人利益等问题(李蒙等,2021)。^[37]对于投资者而言,相比于短期投资炒作,更愿意获得长期稳定的增值回报。故选用股东资金回报率衡量人工智能企业股权集中度。

假设2:股权集中度对人工智能企业融资效率具有积极的促进作用。

大中小企业间受规模影响导致的有形资产有限、破产风险未知等问题,融资成本也有所差异(李艳,2021)。^[38]大企业借助自身优势也更容易进入负债市场,获得一定的规模经济,也具备与债权人讨价还价的资格,从而降低融资成本,提高融资效率。企业规模扩张速度会对企业融资效率产生积极效应,故选用总资产对数作为人工智能企业规模的代理变量。

假设3:企业规模与人工智能企业融资效率成正

比关系。

具有良好盈利能力的企业有充裕的可支配资金,通过内源融资的方式不仅可以极大地降低外部融资带来的风险,还能降低融资过程中的成本花费。同时吸引大量投资者以股权融资方式加入企业,“加固”企业资金结构(姜妍,2020)^[25]。盈利能力直接影响企业融资方式选择,多种融资方式又直接或间接正向影响企业融资效率。故选择主营业务利润率来反映人工智能企业盈利能力。

假设4:盈利能力对人工智能企业融资效率具有显著的积极影响。

对于战略性新兴产业而言,盈利能力不一定等同于成长能力(邴海拓等)^[39],以现有研发资金投入为基础,在长期经营后获得丰厚利润。企业成长能力具备的环境适应性,体现在企业资产规模、盈利能力、市场占有率持续增长等方面,反映了企业未来的发展前景。主营业务收入增长率越高,企业发展前景越好,故以主营业务收入增长率代表成长能力。

假设5:成长能力正向促进人工智能企业融资效率。

表2 人工智能企业融资效率影响因素

影响因素	变量名称	计算公式	变量符号	单位
债权融资水平	利息保障倍数	$(\text{利润总额} + \text{利息费用}) / \text{利息费用}$	EBIT	%
股权集中度	股东资金回报率	$\text{净利润} / \text{实收资本}$	ROE	%
企业规模	总资产	总资产对数	TA	—
盈利能力	主营业务利润率	$\text{主营业务利润} / \text{主营业务收入}$	GP	%
成长能力	主营业务收入增长率	$\text{本年营业收入增长额} / \text{上年营业收入}$	OR	%

(三)数据来源

本文剔除部分数据不全和ST股的企业,选取2015—2020年国内40家人工智能企业的财

务报表相关数据作为研究基础,数据来源于CS-MAR国泰安财经研究数据库、国研网、万得金融终端数据库及部分上市公司年报。人工智能企

业的选取依据参照万得数据库中划分的人工智能版块。

博弈交叉效率模型要求投入产出指标值为正,但资产负债率、净资产收益率等数值可能为负。故利用以下归一化方法处理所有指标,使数据映射到 $[0,1]$ 区间上。

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \text{Min}_i}{\text{Max}_i - \text{Min}_i} \quad (3)$$

其中 x_{ij}^* 为每年第j家人工智能企业归一化处理

后的第i项指标, Max_i 为第i项指标中的最大值, Min_i 为第i项指标中的最小值。

四、实证分析

(一)人工智能企业融资效率分析

基于人工智能企业融资效率评价指标体系中选取的投入产出指标,构建博弈交叉效率模型,运用MATLAB 2018a软件对40家人工智能企业进行融资效率测算,结果见表3。

表3 人工智能企业融资效率结果

企业名称	2015	2016	2017	2018	2019	2020	均值	排序
汉马科技	0.9771	0.8760	0.8178	0.6546	1.0000	0.9854	0.8851	8
京山轻机	0.8801	0.7017	0.6925	0.8553	0.6944	0.7226	0.7578	30
紫光股份	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1
巨轮智能	0.8523	0.5908	0.4842	0.7993	0.7645	0.6307	0.6870	34
江南化工	0.9708	0.6995	0.6588	0.7796	0.7845	0.7689	0.7770	28
科大讯飞	0.9996	0.7682	0.5806	0.8677	0.9494	0.8736	0.8399	15
川大智胜	0.9854	0.7879	0.7685	0.9867	0.9883	0.9089	0.9043	5
拓维信息	0.9433	0.7731	0.6640	0.7226	0.9357	0.8125	0.8085	22
奥飞娱乐	0.9149	0.6923	0.5401	0.5686	0.7940	0.5796	0.6816	35
高乐股份	0.9870	0.7259	0.6680	0.9584	0.8591	0.7021	0.8167	19
汉王科技	1.0000	0.8301	0.7789	0.9966	0.9936	0.9662	0.9276	4
康力电梯	0.9508	0.7779	0.7015	0.8113	0.7738	0.7952	0.8017	25
和而泰	0.9827	0.7652	0.7140	0.8982	0.8478	0.7978	0.8343	17
巨星科技	0.9218	0.8214	0.7688	0.9265	0.8523	0.8498	0.8568	11
远大智能	0.9533	0.6908	0.6212	0.9330	0.8811	0.7694	0.8081	23
同花顺	0.9902	0.9976	0.8848	0.9587	0.9403	0.9999	0.9619	3
蓝色光标	0.9114	0.7051	0.5277	0.8067	0.9382	0.9327	0.8036	24
思创医惠	0.9050	0.7730	0.6690	0.8964	0.8761	0.7541	0.8123	20
高新兴	0.9346	0.7980	0.6428	0.8680	0.5968	0.4388	0.7132	31
振芯科技	0.9820	0.7757	0.6745	0.9730	0.9676	0.8336	0.8677	9
佳讯飞鸿	0.9610	0.7992	0.6604	0.9161	0.9146	0.7979	0.8415	14
科大智能	0.9771	0.8566	0.6885	0.8954	0.5075	0.7517	0.7795	27
卫宁健康	0.9411	0.9121	0.6457	0.9355	0.9237	0.8153	0.8623	10
慈星股份	0.9442	0.6806	0.6733	0.8646	0.7865	0.6153	0.7608	29
东方通	0.9964	0.8859	0.6038	0.9731	0.9752	0.9331	0.8946	6
香江控股	0.7628	0.6960	0.4791	0.5983	0.5264	0.4903	0.5922	39
金自天正	0.8801	0.7552	0.7084	0.9125	0.9170	0.8496	0.8371	16
恒生电子	0.8869	0.6000	0.6915	0.9218	0.8738	0.9425	0.8194	18
浙数文化	0.9685	0.9830	0.9982	0.9716	0.9903	0.9366	0.9747	2
浙大网新	0.9030	0.7606	0.6890	0.8669	0.8195	0.7248	0.7940	26
四川长虹	0.7252	0.7187	0.5775	0.6586	0.7599	0.7476	0.6979	33
长安汽车	0.6777	0.8224	0.6138	0.4770	0.5118	0.5731	0.6126	37
张江高科	0.4747	0.5517	0.3865	0.5539	0.3934	0.6443	0.5007	40
卓翼科技	0.9645	0.7321	0.7064	0.8574	0.8228	0.7868	0.8117	21
神州泰岳	0.9563	0.7533	0.6889	0.8391	0.9252	0.9349	0.8496	12
全志科技	0.7642	0.7781	0.7346	0.8563	0.6023	0.5316	0.7112	32
中科创达	0.9265	0.7597	0.6274	0.8675	0.9689	0.9462	0.8494	13
华大基因	0.9887	0.8832	0.8245	0.6745	0.9963	0.9845	0.8920	7
佳都科技	0.5234	0.6107	0.6985	0.5813	0.6049	0.5967	0.6026	38
中兴通讯	0.5469	0.6294	0.6841	0.5790	0.6349	0.6947	0.6282	36
均值	0.8953	0.7680	0.6810	0.8265	0.8223	0.7855	0.7964	

由表3可看出,40家人工智能企业整体融资效率不高。从融资效率均值来看,最大值为1.0000,最小值为0.5007,均值为0.7964,说明我国人工智能企业间融资效率差异明显。2015—2020年40家人工智能企业融资效率均值排名前十的企业为紫光股份、浙数文化、同花顺、汉王科技、川大智胜、东方通、华大基因、汉马科技、振芯科技和卫宁健康。融资效率均值最高的是紫光股份,说明该企业投入产出适度,投入无冗余,产出无短缺,整体融资配置高效合理,处于效率前沿面之上。而香江控股和张江高科融资效率均值分别为0.5922和0.5007,不足0.6,融资效率总体偏低,说明企业存在资金冗余、资金使用率低、产出不足等问题。因此,亟待优化资本配置结构和调整融资方式,提高企业融资效率。

如表4所示,根据自然断点法原理按均值大小对企业进行分区:(1)融资效率高企业: $0.9 < \theta \leq$

1;(2)融资效率中企业: $0.75 < \theta \leq 0.9$;(3)融资效率低企业: $\theta \leq 0.75$ 。在选取样本中仅有5家企业属于融资效率高企业,说明这些企业融资投入结构科学合理,融入资金得到有效利用,融资活动产出处于生产前沿面以上。效率均值介于0.75和0.9之间的25家企业,属于融资效率中企业,说明企业具备优秀管理结构和较高创新能力,但在获取资本方式和资本结构的选择有待商榷,财务杠杆作用不明显,导致融资效率不高。而效率均值低于0.75的企业占选取样本的25%,表明这类企业在资金使用、融资规模以及资本结构等方面存在诸多问题,应从经营管理模式和经营战略选择入手进行调整和改进,强调筹资阶段资金获得和融资活动使用阶段使资产配置高效合理,提高企业融资效率。因此,通过对各类型企业效率均值对比,我国人工智能企业整体效率不高,部分企业还处于低于0.75的区间,存在较大优化空间。

表4 人工智能企业融资效率分布情况

企业类型	效率值分区	个数	典型企业
融资效率高企业	$0.9 < \theta \leq 1$	5	紫光股份、浙数文化、同花顺、汉王科技、川大智胜
融资效率中企业	$0.75 < \theta \leq 0.9$	25	东方通、华大基因、汉马科技、振芯科技、卫宁健康、巨星科技、神州泰岳、中科创达、佳讯飞鸿、科大讯飞、金自天正、和而泰、恒生电子、高乐股份、思创医惠、卓翼科技、拓维信息、远大智能、蓝色光标、康力电梯、浙大网新、科大智能、江南化工、慈星股份、京山轻机
融资效率低企业	$\theta \leq 0.75$	10	高新兴、全志科技、四川长虹、巨轮智能、奥飞娱乐、中兴通讯、长安汽车、佳都科技、香江控股、张江高科

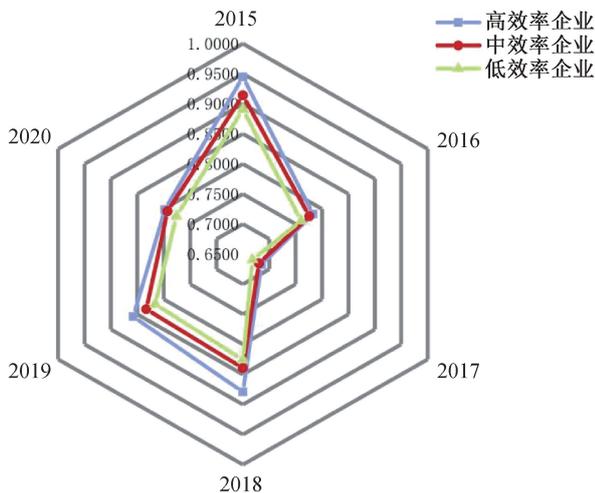


图1 2015—2020年企业融资效率均值时序特征图

2015年至2020年40家企业融资效率均值经历了0.8953、0.7680、0.6810、0.8265、0.8223、0.7855的变化,呈现出下降—急剧上升—缓慢下降的总体趋势,说明我国人工智能产业发展处于初期阶段,企业对宏观金融环境、技术创新方式、政府扶持政策等外部影响因素敏感程度高,缺少应对突发事件的环

境适应性,融资速度快但效率低,直接影响产业升级进程。高、中、低融资效率企业变化趋势呈现高度一致性,2015年融资效率均最高,说明国家出台的《关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》将人工智能发展纳入重点任务的作用显著,推动人工智能进入新阶段,人工智能产业在获得投资者信任基础上,合理发挥内外源融资优势,取得良好融资效益。企业融资效率在2016年和2017年呈现下降趋势,因投资并购密集化、产业竞争白热化、基础平台开源化等诸多因素,导致资金配置不合理,融资活动产出与筹资力度难以平衡,并且这两年人工智能处于基础架构阶段,需要将重心放在降低融资成本、优化资本配置结构等方面,依靠资本融资模式创新和技术创新来增加产出。2018年在《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018—2020年)》引导下,上升到国家战略层面的人工智能融资过程取得良好成效,融资效率均值急剧上升,在2019年也趋于稳定态势。2020年由于大环境不稳定,人工智能产业融资受限,但以智慧医疗为首的创新发展试验仍在路上,保留多数消费和投资,这也是2020年融资效率

并未骤降的首要原因。

(二) 人工智能企业融资效率影响因素分析

1. Tobit 回归模型结果

为减少 OLS 估计结果的偏误,对人工智能企业融资效率的影响因素研究,采用受限因变量模型(即 Tobit 模型)进行分析。选用博弈交叉效率模型测得的人工智能企业融资效率作为被解释变量,各影响因素指标作为解释变量,根据模型运算原理,利用 Stata16.0 进行回归分析,并构建以下模型:

$$Eff_{it} = \beta_0 + \beta_1 EBIT_{it} + \beta_2 ROE_{it} + \beta_3 TA_{it} + \beta_4 GP_{it} + \beta_5 OR_{it} + \mu_{it} \quad (4)$$

其中, Eff 为人工智能企业融资效率值; $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$ 为各影响因素的回归系数, β_0 为企业所属行业的固定效应,控制行业层面不随时间变化的产业特征向量,如产业的土地依赖程度、关税等影响因素; i 为人工智能企业编号, $i = 1, 2, \dots, n$, 且 $n = 40$; t 为年份,区间为 2015—2020 年; μ 为残差项。

在 Tobit 模型分析前,利用 Stata16.0 进行 LR 检验,测得 LR 统计量为 149.18,其伴随概率小于 0.01,拒绝原假设,故选择面板随机效应 Tobit 模型进行回归分析,具体结果见表 5。

表 5 人工智能企业融资效率影响因素 Tobit 回归分析结果

变量	系数估计值	标准误差	Z 检验值	显著性水平
EBIT	-2.20E-08	2.38E-07	-0.09	0.0024***
ROE	0.053626	0.0128612	4.17	0.2973
TA	0.0465807	0.0133115	3.50	0.0017***
GP	0.0947451	0.035028	2.70	0.007***
OR	0.0500618	0.0287481	1.74	0.0284**
Cons	1.815264	0.2988949	6.07	0.2742

注:***、**和*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平。

2. Tobit 回归模型结果分析

从表 5 可以看出,债权融资水平对人工智能企业融资效率存在显著效应,但最终测得系数估计值为负,与经验假设预期相反,故假设 1 不成立。股权集中度对人工智能企业融资效率无显著影响,故假设 2 也不成立。企业规模、盈利能力和成长能力显著正向影响人工智能企业融资效率,因此假设 3、假设 4 和假设 5 均成立。具体来看包括以下五个方面。

第一,债权融资水平在 1%的水平上负向影响人工智能企业融资效率。企业利息保障倍数越低,资产负债水平越高,即融资结构中债权融资占比越高。虽然合适的举债能够减少企业资金压力和税务,但在融资约束环境下,过度负债会降低企业竞争活性,对融资活动产出造成消极影响,从而降低企业融资

效率。

第二,股权集中度与人工智能企业融资效率呈现不显著的正向影响关系。诸多企业治理机制中存在信息不对称等问题,而股权高度集中会削弱企业治理能力。但股权融资会降低内源融资和债权融资不足的压力,不过股东所持股份比例不能体现企业运营情况,仅能体现企业融资结构中股权融资占比,反映公司治理结构。因此,股权集中度与人工智能企业融资效率表现为不显著的正向相关关系。

第三,企业规模在 1%的显著性水平上正向影响人工智能企业融资效率。中小规模企业受限于自身条件不足、银行信贷额度低、行业信息不对称等问题,融资过程中成交量不高,融资效果差。反观具备极强核心竞争力的大规模企业,能够享有先进技术和物质基础,发展态势更为稳定。企业规模越大越利于融资效率的提高。

第四,盈利能力在 1%的显著性水平上正向影响人工智能企业融资效率。具备良好盈利能力的企业,用于下期投资、弥补亏损和分配利润等自主支配的资金更为充足,意味着内源融资水平越高。以内源融资为主要渠道的企业不仅在融资成本和资金配置自由度方面优于外源融资方式,还会降低外部环境带来的融资风险。因此盈利能力会提高企业融资效率。

第五,成长能力在 5%的水平上正向影响人工智能企业融资效率。人工智能产业等战略性新兴产业正处于开发部署的重要阶段,具备良好成长能力,会吸引大量投资者,产业规模也随之壮大。在融资大环境下,以自身核心竞争力优势拓宽融资渠道,着眼于低融资成本,高融资收益,提高人工智能企业融资效率。

(三) 稳健性检验

为保证回归结果的稳定性,本文通过选用企业员工人数对数替换总资产对数衡量企业规模,在保持其他变量不变的情况下,构成 Tobit 回归模型进行实证结果检验,具体的稳健性检验结果见表 6。

表 6 稳健性检验回归结果

变量	系数估计值	标准误差	Z 检验值	显著性水平
EBIT	-1.90E-08	2.34E-07	-0.09	0.0023***
ROE	0.055328	0.0128334	4.33	0.3053
NOE	0.0244368	0.0136711	6.7	0.0263**
GP	0.0900347	0.036271	2.3	0.0074***
OR	0.0522759	0.0281186	1.71	0.0250**
Cons	1.785044	0.2786663	6.02	0.2634

注:***、**和*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平。

由表6的稳健性检验结果可知,检验模型中的影响因素对融资效率作用程度与原始回归结果基本一致,表明实证研究的回归结果具有稳健性,因此前文的研究结论是真实可靠的。

五、结论和政策建议

本文利用万得数据库中40个人工智能企业2015—2020年的面板数据,考虑人工智能企业之间的竞争行为,构建博弈交叉效率模型对企业融资效率进行测度,从行业整体、企业分布和时序变化三方面进行特征分析,最后利用Tobit模型对企业融资效率影响因素进行探究,得出以下结论:(1)我国人工智能企业整体融资效率不高,企业间融资效率差异明显。(2)从时序变化角度看,2015年至2020年40家企业融资效率均值呈现出波动式发展的总体趋势,高中低融资效率企业变化趋势呈现高度一致性。(3)在影响因素分析中,债权融资水平会负向影响融资效率,股权集中度无显著影响,企业规模、盈利能力和成长能力均正向影响人工智能企业融资效率。

根据研究结果,结合实际情况,本文提出以下管理政策以提升融资效率。(1)优化人工智能企业配置管理结构。实证结果表明债权融资水平过高会负向影响企业融资效率,股权集中度无显著影响。一方面注重内源融资的积累,另一方面合理选择债权融资,有效降低融资成本和融资风险;避免股权过度集中,适度分散股权,并通过整合企业资源和强化管理方式不断提高企业经营管理能力,促使管理者提高配置效率,实现融资效率提高。(2)适当扩大人工智能企业经营规模。实证结果表明,企业规模正向影响人工智能企业融资效率。对于弱人工智能发展阶段的企业,应适当扩大企业经营规模,通过提高市场占有率和核心竞争力来增加企业的收益,提高融资资金的使用效率。

参考文献

- [1]刘松竹,肖生鹏,梁运文.人工智能与中国制造业企业高质量发展[J].江汉论坛,2022,529(7):24-31.
- [2]张鑫,王明辉.中国人工智能发展态势及其促进策略[J].改革,2019,307(9):31-44.
- [3]董坤坤,王琦.社会资本、融资约束与人工智能企业创新绩效[J].调研世界,2021,339(12):43-50.
- [4]MODIGLIANI F, MILLER M. The Cost of Capital Corporation Finance and the Theory of Investment[J]. The American Economic Review, 1958, 48(3): 261-297.
- [5]MODIGLIANI F, MILLER M H. Corporate Income Taxes and

- the Cost of Capital: A Correction[J]. The American Economic Review, 1963, 53(3): 433-443.
- [6]孙永祥.所有权、融资结构与公司治理机制[J].经济研究, 2001(1): 45-53.
- [7]CZARNITZKI D. Research and Development in Small and Medium-sized Enterprises; the Role of Financial Constraints and Public Funding[J]. Scottish Journal of Political Economy, 2006, 53(3): 335-357.
- [8]鞠晓生,卢荻,虞义华.融资约束、营运资本管理与企业创新可持续性[J].经济研究, 2013, 48(1): 4-16.
- [9]ALMEIDA H, WOLFENZON D. The Effect of External Finance on the Equilibrium Allocation of Capital[J]. Journal of Financial Economics, 2005, 75(1): 133-164.
- [10]邵军,刘志远.企业集团内部资本配置的经济后果——来自中国企业集团的证据[J].会计研究, 2008, 246(4): 47-53.
- [11]魏开文.中小企业融资效率模糊分析[J].金融研究, 2001(6): 67-74.
- [12]伍装.中国中小企业融资效率研究[J].软科学, 2006(1): 132-137.
- [13]方先明,吴越洋.中小企业在新三板市场融资效率研究[J].经济管理, 2015, 37(10): 42-51.
- [14]王小宁,都灵,王起彤.基于三阶段DEA模型的中小企业融资效率分析[J].统计与决策, 2016, 449(5): 179-182.
- [15]高若兰,胡嘉,刘继才. PPP项目中国有企业与民营企业的融资效率对比研究[J].运筹与管理, 2022, 31(6): 204-210.
- [16]JIN Y, GAO X, WANG M. The Financing Efficiency of Listed Energy Conservation and Environmental Protection Firms; Evidence and Implications for Green Finance in China[J]. Energy Policy, 2021, 153(3): 30-54.
- [17]YU Y G, YAN Y N, SHEN P N, et al. Green Financing Efficiency and Influencing Factors of Chinese Listed Construction Companies Against the Background of Carbon Neutralization: A Study Based on Three-Stage DEA and System GMM[J]. Axioms, 2022, 11(9): 467-467.
- [18]杨善林,范先群,丁帅,等.医联网与智慧医疗健康管理[J].管理科学, 2021, 34(6): 71-75.
- [19]管佳,韩婷芷,徐国兴.人工智能技术赋能我国高等教育拔尖人才培养[J].中国电化教育, 2022, 429(10): 97-101.
- [20]高春艳,唐佳强,吕晓玲,等.移动机器人目标检测技术及其安保场合应用[J].机械设计, 2020, 37(6): 58-64.
- [21]答凯艳.人工智能的过去、现在和未来[J].系统科学学报, 2022, 30(1): 47-51.
- [22]吴戈.人工智能发展带来的问题及其伦理思考[J].中州学刊, 2021, 291(3): 93-95.
- [23]吕文晶,陈劲,刘进.政策工具视角的中国人工智能产业政策量化分析[J].科学学研究, 2019, 37(10): 1765-1774.
- [24]叶琴,徐晓磊,胡森林,等.长三角人工智能产业空间格

- 局及影响因素[J]. 长江流域资源与环境, 2022, 31(3): 526-536.
- [25] 姜妍. 基于 Super-SBM 和 Logit 模型的人工智能产业融资效率及影响因素研究[J]. 工业技术经济, 2020, 39(7): 131-136.
- [26] 刘超, 傅若瑜, 李佳慧, 等. 基于 DEA-Tobit 方法的人工智能行业上市公司融资效率研究[J]. 运筹与管理, 2019, 28(6): 144-152.
- [27] CHARNES A, COOPER W W, RHODES E. Measuring the Efficiency of Decision-Making Units[J]. *European Journal of Operational Research*, 1978, 2(6): 429 - 444.
- [28] 梁樑, 吴杰. 数据包络分析(DEA)的交叉效率研究进展与展望[J]. 中国科学技术大学学报, 2013, 43(11): 941-947.
- [29] 吴杰. 数据包络分析(DEA)的交叉效率研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2008.
- [30] TOBIN J. Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables[J]. *Econometrica*, 1958, 26(1): 24-36.
- [31] 宋文兵. 关于融资方式需要澄清的几个问题[J]. 金融研究, 1998(01): 35-42.
- [32] 卢福财. 企业融资效率分析[D]. 北京: 中国社会科学院研究生院, 2000.
- [33] 贾丽虹. 我国中小企业的融资问题探析[J]. 经济体制改革, 2003(1): 113-116.
- [34] 沈忱. 中小企业在新三板市场融资效率研究——基于三阶段 DEA 模型定向增发研究[J]. 审计与经济研究, 2017, 32(3): 78-86.
- [35] 杨国佐, 张峰, 陈紫怡. 新三板挂牌公司融资效率实证分析[J]. 财经理论与实践, 2017, 38(2): 48-53.
- [36] 张璟, 刘晓辉. 融资结构、企业异质性与研发投入——来自中国上市公司的经验证据[J]. 经济理论与经济管理, 2018, 325(1): 75-86.
- [37] 李蒙, 扈文秀, 李秉祥. 股权集中度对企业资本结构调整速度的影响研究——基于经理管理防御视角[J]. 西安财经大学学报, 2021, 34(2): 91-99.
- [38] 李艳. “互联网+”下中小企业的融资机制创新[J]. 宏观经济管理, 2021, 448(2): 64-69.
- [39] 鄯海拓, 姚雨非, 郭婧, 等. 政府补助强度、企业盈利能力和成长能力之间的动态互动效应研究——基于绿色低碳新兴产业的实证证据[J]. 情报杂志, 2021, 40(11): 190-199.

[责任编辑 李 新]

Research on Financing Efficiency and Influencing Factors of Artificial Intelligence Industry Based on Game Cross Efficiency and Tobit Model

ZHENG Bingyun¹, ZHU Shaocong¹, LI Sui²

(1. School of Management Science and Engineering, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu, Anhui 233030, China;

2. Institute of Statistics and Applied Mathematics, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu, Anhui 233030, China)

Abstract: Artificial intelligence (AI) industry plays an important role in promoting the transformation and upgrading of China's economic structure and promoting high-quality economic development. The report of the 20th National Congress pointed out that a new generation of information technology, artificial intelligence and other new growth engines should be built. At present, the financing situation of AI enterprises is good, and the financing efficiency has become one of the key factors affecting the development of AI enterprises. Considering the competitiveness of enterprise financing, this paper builds a game cross efficiency model to measure the financing efficiency of AI enterprises, and uses Tobit method to build a model of factors affecting financing efficiency. The research shows that the overall financing efficiency of AI enterprises is not high, and there are obvious differences between enterprises. The enterprises are divided according to the average size, and the changing trend of high-, medium- and low-efficiency enterprises shows a high degree of consistency. From the perspective of timing, it showed an overall downward, sharp rise, slow downward trend from 2015 to 2020. The analysis of the factors affecting the financing efficiency of AI enterprises from the Tobit model shows that the scale, profitability and growth ability of enterprises all significantly positively affect the financing efficiency of AI enterprises, the level of creditor's rights will significantly affect the financing efficiency, and the concentration of equity has no significant impact on the financing efficiency of AI enterprises. Finally, suggestions targeted for optimizing financing are put forward.

Key Words: artificial intelligence enterprises; financing efficiency; game cross efficiency model; Tobit model