



企业创新中的“双元平衡”一直重要吗？

——基于机器学习的动态分析

金 昕¹ 陈 松² 邵俊岗¹

(1. 上海海事大学 经济管理学院, 上海 201306; 2. 同济大学 经济与管理学院, 上海 200092)

摘要:针对探索式创新、利用式创新及其平衡对企业绩效的影响, 现有研究多基于静态的视角和方法。应用遍历理论, 采用“机器学习”的前沿方法, 深入探究了探索式创新和利用式创新的平衡与企业成长绩效和企业财务绩效之间的多维度、阶段性和非线性的动态演化规律。结果发现: 第一, 对于企业成长绩效, 当创新水平较低时, 无论提升探索式创新还是利用式创新, 都能够促使企业成长绩效较快提升; 第二, 对于企业财务绩效, 当创新水平较低时, 在利用式创新和探索式创新的交替作用下, 企业财务绩效得到逐步提升, 即在企业创新水平较低时, 两类创新的平衡对企业绩效的提升不显著。第三, 当创新水平较高时, 无论是对企业成长绩效还是企业财务绩效, 都适用“双元平衡”理论, 即探索式创新和利用式创新的平衡更加有利于企业绩效的提升。

关键词:机器学习; 双元平衡; 探索式创新; 利用式创新; 企业绩效

中图分类号:F273.1 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-0241(2018)11-0074-11

0 引 言

2017年三星财务报表出炉, 数据显示其收入和利润大部分来自三星半导体业务, 成为三星营业利润率增长的中坚力量; 与此形成鲜明对比的是, 三星手机市场销售额已连续下滑3年, 全球销售量占比不到10%。三星半导体业务的强劲增长得益于近些年其在基础研究领域的高额投入和对探索式创新的重视; 而三星在智能手机业务方面, 由于没有重视倾听客户声音进而对产品进行持续改进, 导致其创新乏力、产品特性不突出等弱点不断显现, 造成市场表现持续不佳。一半是海水, 一半是火焰, 企业创新中的“双元平衡”是否一直重要? 近年来, 在创新研究领域, 关于探索式创新和利用式创新及其平衡对企业绩效的影响逐步受到

理论界和实践界的广泛关注^[1]。

自从 March 最先从组织学习的角度提出探索式学习与利用式学习的定义后, 一些研究把探索和利用与创新直接联系起来^[2-4], 即探索式创新和利用式创新。然而, 关于探索式创新与利用式创新对企业绩效的影响研究, 已有研究结果的分歧在于一些研究认为探索式创新或者利用式创新均有利于企业绩效的改善^[5-7]。但近年来也有部分学者指出过度的探索式创新会导致企业资源的大量消耗、创新失败几率增高, 进而减少企业的收益; 过度的利用式创新会在特定领域使企业产生认知障碍, 从而削弱其领先部署技术的能力, 进而对企业绩效起到阻碍作用^[3,8]。在此基础上, 一些学者通过实证研究发现探索式创新和利用式创新与企业绩

收稿日期: 2018-04-03

基金项目: 上海市软科学重点研究项目(17692106500, 17692102300)

第一作者简介: 金昕(1974—), 女, 江苏无锡人, 上海海事大学经济管理学院讲师、硕士生导师, 管理学博士学位, 研究方向: 知识管理与技术创新等。

通信作者: 陈松, chens@tongji.edu.cn

效之间存在着“先扬后抑”的倒U型关系^[9-10]。

随着研究的深入,一些学者借鉴“双元平衡”理论提出探索式创新和利用式创新之间的平衡能够促进企业绩效的提升^[7,11-12]。这些学者认为企业进行探索式创新和利用式创新,这2种行为将同时争夺组织资源,当企业进行探索式创新时将降低其在原有知识通道中挖掘的深度与速度,而当企业进行利用式创新时将减少从其他新知识源中获取新概念、新想法的机会。因此,组织需要对探索式创新和利用式创新进行总体平衡。然而也有个别学者认为探索式创新与利用式创新本质上是一种对立关系,这两类创新对组织产生了一种张力,其本质难以协调,所以“双元平衡”创新对企业绩效产生负向影响^[13]。

围绕探索式创新和利用式创新与企业绩效研究中现存的分歧,引发出一系列的相关问题值得学者们深入探讨,即:探索式创新和利用式创新的“双元平衡”是否对企业绩效有益?在平衡未达到 的情况下,探索式创新和利用式创新与企业绩效之间的关系会朝着什么方向发展?创新与绩效之间的关系应该是一个动态演化的过程,而现有的研究主要停留在静态层面,两者之间的动态演化关系究竟如何?这些问题在现有的文献中尚未有足够深入的探讨。此外,通过文献回顾发现,现有关于探索式创新和利用式创新对企业绩效的研究主要是将企业绩效作为一个整体构念,尚未将企业绩效进一步细分,而探索式创新与利用式创新对不同维度的企业绩效很可能呈现出不同的影响路径,例如对企业普遍关注的财务绩效和成长绩效的影响路径有可能不同,这些都缺乏具体而清晰的研究。

本研究借鉴“双元平衡”视角,应用遍历理论,采用“机器学习”的前沿方法,深入探究了探索式创新和利用式创新的平衡与企业成长绩效和企业财务绩效之间的动态演化规律。研究结论不仅在

理论上揭示了双元创新平衡与企业绩效之间的多维度、阶段性和非线性的动态演化规律,而且在实践上对指导企业进行创新战略选择也提供了新的可供参考的视角和方法。

1 理论背景

1.1 探索式创新与利用式创新

关于探索式创新和利用式创新,不同学者基于不同的研究视角对其进行了定义。基于技术创新的视角,Greve用“开发对企业全新的技术”定义探索式创新,其他类型的创新活动则归属于利用式创新^[4]。基于创新方法的视角,Bierly和Daly提出探索式创新是指实验有突破性的新观念或新方法,利用式创新是指发挥现有知识作用来提升当前效率的活动^[14]。基于技术和市场的视角,Danneels认为探索式创新是指开发新技术用以服务新客户的活动,利用式创新是指强化现有技术服务于当前客户的活动^[15-16]。鉴于以上研究,本研究借鉴Benner和Tushman的观点,定义探索式创新为依靠当前知识或者脱离既有知识进行新产品的设计、新市场的开发、新流程的应用和新生产方式的发现,利用式创新为对已形成的知识进行复制、提炼、推广和实施到相关领域,从而改善组织的既有技术、流程和效率^[17]。

1.2 遍历理论

遍历理论(ergodic theory)作为研究保测变换的渐近性态的数学分支,认为宏观测量的物理量都是一个微观相当长时间的平均值,并试图回答随机过程的各数字特征(集合平均)如何用一条样本函数的特征(时间平均)来代替^[18]。遍历理论从自然辩证法的角度进行诠释,其核心思想是人们认为他们能从自己看到的采样中总结出分布规律。该理论可以实现在微观基础层面,将低位空间序列映射到高维时间序列,从而实现空间平均与时间平均的转化。由于单个个体的发展历程无法代表规模样本的发展规律,所以本研究依据遍

历史理论(空间平均=时间平均),通过规模样本的空间分布规律,总结出该样本基于时间序列的发展规律。对于单个企业,探索式创新、利用式创新与企业绩效的关系是一个由低到高、不断发展的动态过程。本研究将所收集到的规模样本数据,依据遍历理论,采用机器学习算法,按照创新发展水平由低到高进行排序,将其抽象成一个企业的创新与绩效关系的发展历程,进而总结出企业探索式创新、利用式创新及其平衡与企业绩效之间的动态微观演化路径。

1.3 机器学习

机器学习使用的是起源于计算机科学领域的工具方法,它摒弃了统计学依据假设进行验证的漫长历史^[19],使用实际预测精度作为性能的独特测量。这让人们能够有机会去探索更加复杂的学习模型,进而捕捉那些隐藏在大型现代数据中的“真实”信息。相对于统计分析,机器学习的独特优势包括:第一,可以用混合值类型(离散、连续、二元分组、多元分组,甚至缺失的值)处理大数据和实时数据流;第二,可以选择从不同的学习模型和控制参数来捕获数据的非线性或高阶结构;第三,可以认知那些无法用数学公式表示的复杂模型;第四,可以通过维度映射可视化数据和预测曲线;第五,可以整合其他数据库管理系统中的学习模型^[20]。本研究采用机器学习算法,通过对不同学习模型的训练集和测试集的比较分析,最终选择最具有解释力的MART(multiple additive regression tree,多重累计回归树)模型进行模拟,呈现探索式创新、利用式创新及其平衡与企业绩效之间的动态演化关系。

2 研究设计

2.1 研究样本

鉴于本研究的主要内容是探索式创新和利用式创新与企业绩效关系,因此选择的样本对象是知识密集型服务企业^[21]。它们都是以服务业为驱动的知识创新型经济体,适合本研究目的。考虑

到企业性质分布的均匀性,抽样对象主要涉及国有企业、股份制企业、民营企业、独资企业和合资企业;考虑到知识与创新的累积性,所选样本公司规模至少在100人以上,成立时间至少为3年。为了获得有效的调研数据,本研究的调研对象主要是各企业的中高层主管,如首席信息官、人力资源经理、战略规划经理、以及研发总监等。问卷共回收238份,其中对遗漏项过多以及呈现大多数测量题项打分一致的问卷予以剔除,最终得到有效样本214个。

2.2 变量测度

自变量测度。对探索式创新和利用式创新的衡量,已有一些研究通过专利数来衡量^[22-24]。然而,使用专利数来测量企业创新存在一定缺陷^[25-26]。首先,由于获取专利的标准比较高,不能反映一些改良性创新,因而在一定程度上会低估企业的创新行为;其次,由于申请专利需要一定的时间和成本,企业申请专利的积极性存在一定差异,中国企业普遍存在专利保护意识薄弱的现象;再次,某些企业出于战略原因不愿对创新产出申请专利,以防范技术泄露,也会影响这一指标测量创新行为的准确性,因此本研究未选用专利指标。在参考了Atuahene-Gima的成熟量表的基础上^[27],本研究结合访谈结果对Atuahene-Gima测量题项进行了适度修正^[27],最终形成了适合中国企业情境的创新初始量表,共包括14个测度题项,采用Likert-5级分量表。其中,探索式创新的测量题项包括:企业经常利用新市场上的新机会的程度,企业能持续创造新产品和服务的程度,企业将全新产品和服务商业化的程度,企业定期寻找新市场和新客户的程度,企业不断开拓新的分销渠道的程度,企业客户化定制产品和服务的程度,企业主动接受新需求的程度。利用式创新的测量题项包括:企业不断推出升级产品和服务的程度,企业经常对现有产品和服务进行改进的程度,企业定期对现有

产品和服务进行微调的程度,企业为本地市场引进经过改进的产品系列的程度,企业不断提升产品和服务的供应效率的程度,企业将降低内部流程成本作为一个重要目标的程度,企业不断扩大现有市场的经济规模的程度。

信度检验结果显示,未删除任何条款的 *CITC* 值均大于 0.5;探索式创新和利用式创新的 α 系数均大于 0.8;探索式创新和利用式创新 2 个变量所包含的各条款分别删除后,2 个变量的内部一致性信度 α 值都有所降低。因此,探索式创新和利用式创新 2 个维度的测量量表的内部一致性信度较好,均满足研究的要求。

因变量测度。考虑到本研究样本中的大部分企业并非上市公司,很难获得公开的客观绩效数据,而已有研究发现,客观绩效数据和主观绩效数据之间存在相关性,在难以获得客观绩效数据的情况下,本文参照现有学者的通常做法^[28-30],采用多重指标的主观评价法对企业绩效进行测量。本研究对企业绩效的测评主要参考了 Bogavac 等所开发量表中的测量题项^[31],并在此基础上结合访谈结果进行了适度修正,形成了最终量表,共包括 9 个测度题项,采用 Likert-7 级评分量表。其中,企业成长绩效的测量题项包括:企业持续提升竞争优势的程度,企业持续提升市场营销的程度,企业持续聚焦客户需求的程度,企业持续降低成本的程度,企业持续关注员工发展的程度。企业财务绩效的测量题项包括:企业市场份额增长情况,企业销售额增长情况,企业资产回报率情况,企业利润率情况。

信度检验结果显示,未删除任何条款的 *CITC* 值均大于 0.5;企业成长绩效和企业财务绩效的 α 系数均大于 0.8;企业成长绩效和企业财务绩效 2 个变量所包含的各条款分别删除后,2 个变量的内部一致性信度 α 值都有所降低。因此,企业成长绩效和企业财务绩效 2 个维度的测量量表的内部一致

性信度较好,均满足研究的要求。

2.3 共同方法偏差

为了降低共同方法偏差,本研究在量表的测量题项上,尽量使用客观语言;在量表的评分设计方面,对不同维度的测量题项分别采用了五点量表法和七点量表法;在统计控制方面,采用 Harman 单因素检验方法对样本数据进行了检验,结果显示共同方法偏差在本研究中造成的影响较小,可以忽略不计。

2.4 数据处理过程

良好的学习模式必须考虑预测偏差和方差之间的权衡。因为问卷调查数据有较高的测量噪声,所以在基于调查的机器学习中,如果数据集不大,要关注减少模型的预测方差。为了评估每个学习模型的表现,不仅要估计模型与测量数据的吻合程度如何(训练数据),正如在传统统计分析中所做的;还需要估计该模型对看不见的数据的预测(测试数据)。因此,本研究将重复以下 3 个步骤:(1) 随机将 214 个数据分为 180 个训练集和 34 个测试集;(2) 在训练集中训练学习模型;(3) 使用该模型拟合训练集和测试集中的数据,并分别计算训练集和测试集的 R^2 值。其中,对训练集和测试集的划分,本文参照了传统机器学习的分配方法,按照训练集对测试集 5:1 的大致比例,对样本进行随机分配。因此将 214 个样本数据随机分为 180 个训练集和 34 个测试集。此外,本文也做了 10:1 交叉验证,结果类似。

机器学习的特征值包括所有影响因变量的变量,因此本研究中的特征值包括控制变量和自变量,而且模型偏差不会增加。鉴于本研究更侧重从训练的模型中得到特征值中自变量对因变量的影响,因此控制变量对因变量的影响将不再赘述。本研究共使用了 MART、NN(neural network,神经网络)、SVM(support vector machine,支持向量机)和 LR(linear regression,线性回归)4 种模型

来刻画探索式创新、利用式创新与企业绩效(企业成长绩效/企业财务绩效)之间的关系^[32-33]。

3 实证结果

3.1 动态演化分析

本研究以遍历理论为基础,采用机器学习方法呈现“探索式创新和利用式创新与企业绩效”之间的动态演化路径。根据 James 等检验机器学习的方法可知,训练集的 R^2 值越高,表示偏差越小、拟合度越高;测试集的 R^2 值越高,表示方差越小、稳定度越高^[34]。因此,本研究将通过比较 MART、LR、NN 和 SVM 4 种不同学习模型的训练集和测试集的 R^2 值,并从中选择最具有解释力的模型进行分析。

研究首先分析探索式创新与利用式创新对企业成长绩效的影响,4 种不同学习模型的 R^2 值分析如表 1 所示。其次分析探索式创新与利用式创新对企业财务绩效的影响,4 种不同学习模型的 R^2 值分析如表 2 所示。

表 1 和表 2 的分析结果可知,采用 NN 学习模型的稳定度都最高。采用 MART 模型,拟合度分别为第一高和第二高,但 MART 模型的稳定度不高。这是因为 MART 是阶梯函数,导致在做预测时,稍有偏差就会有很大波动;但鉴于本研究是基于已有数据进行规律分析而并非预测,所以主要参考 MART 模型的拟合度系数。因此本研究利用 NN 学习模型和 MART 学习模型模拟探索式创新和利用式创新对企业绩效的影响。采用 R version 3.0.1 软件包,探索式创新与利用式创新对企业成长绩

效的模拟结果如图 1 和图 2 所示,探索式创新与利用式创新对企业财务绩效的模拟结果如图 3 和图 4 所示。

通过比较分析发现,NN 模型不能很好地解决关联变量,所以会过度拟合,尤其在数据点少的情况下;而 MART 模型不会被特征值中存在的共线性影响,因为每个决策分支都是独立的。此外,对探索式创新和利用式创新对企业绩效的影响路径进行模拟,结果显示基于 MART 模型的模拟比基于 NN 模型的模拟更加贴近创新实际和具有解释力。因为,科学进步的历程已表明其不是渐进式的,而是阶梯式的、跳跃式的。因此,本文选用基于 MART 模型的探索式创新和利用式创新对企业绩效的影响路径模拟进行分析,并得出以下结论。

首先,探索式创新与利用式创新对企业绩效的影响并非简单的线性关系,而是一个复杂的非线性关系。随着企业创新行为的开展,企业绩效呈现出高低起伏的阶段水平。如同生物体的适合度景观,企业绩效本身也是一个不断演化的动态过程。从探索式创新与利用式创新 2 个角度结合考察与企业绩效的关系,犹如延绵起伏的山岭地形,后部高位的“峰顶”代表企业绩效的最高点。

其次,探索式创新和利用式创新对企业绩效的影响呈现出一定的涌现性。当探索式创新与利用式创新有了质的提升时,企业绩效会实现一定飞跃。一项创新的成功,可能会带动整个社会的发展。例如,计算机和互联网技术的发展,不仅带来了信息产业,而且创造了一个信息时代,这就是涌

表 1 探索式创新与利用式创新对企业成长绩效影响的 R^2 值分析

| 项目 | MART 模型 | LR 模型 | NN 模型 | SVM 模型 |
|-------------|---------|--------|--------|--------|
| 训练集 (Train) | 0.3689 | 0.2793 | 0.3407 | 0.2902 |
| 测试集 (Test) | 0.2016 | 0.2079 | 0.2356 | 0.1476 |

表 2 探索式创新与利用式创新对企业财务绩效影响的 R^2 值分析

| 项目 | MART 模型 | LR 模型 | NN 模型 | SVM 模型 |
|-------------|---------|--------|--------|--------|
| 训练集 (Train) | 0.1761 | 0.1571 | 0.2230 | 0.1481 |
| 测试集 (Test) | 0.1417 | 0.1310 | 0.1844 | 0.1129 |

现。而探索式创新与利用式创新的积累期,往往表现为企业绩效的平台整理期。所以,企业必须不断地进行探索式创新和利用式创新,以最终实现其企业绩效的提升。

第三,探索式创新和利用式创新对不同维度的企业绩效呈现出不同的影响路径。从图2可知,当探索式创新与利用式创新都处于较低水平时,企业成长绩效也处于较低水平。但当探索式创新处于较高水平、而利用式创新仍处于较低水平时,企业成长绩效可以得到较快提升;同时,当探索式创新处于较低水平、而利用式创新处于较高水平时,企业成长绩效也可以得到较快提升。由此可见,当探索式创新与利用式创新都处于较低水平时,

单纯地关注探索式创新与利用式创新之间的平衡对于提升企业成长绩效没有实际意义,而是应该努力提升企业的探索式创新和利用式创新,以使企业更加有效地提升成长绩效。与此相对比,通过图4可以看到,当探索式创新与利用式创新都处于较低水平但处于一个平衡态时,企业财务绩效呈现出与其平衡态相对应的水平;然后,随着利用式创新和探索式创新的交替作用,企业财务绩效得到逐步提升,先是利用式创新,然后是探索式创新,然后再是利用式创新,最后当两者达到平衡时,组织财务水平达到最大。通过观察可以发现图2和图4的共同之处是当探索式创新与利用式创新都达到较高水平时,无论对于企业成长绩效

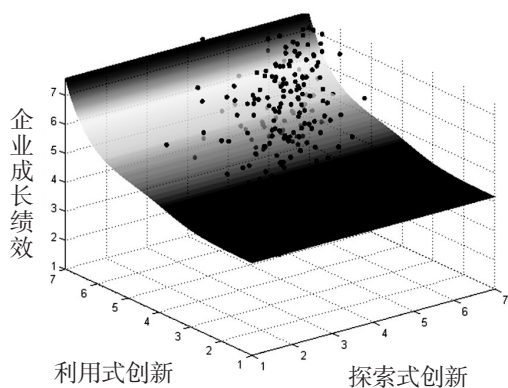


图1 基于NN模型的探索式创新和利用式创新对企业成长绩效的影响路径

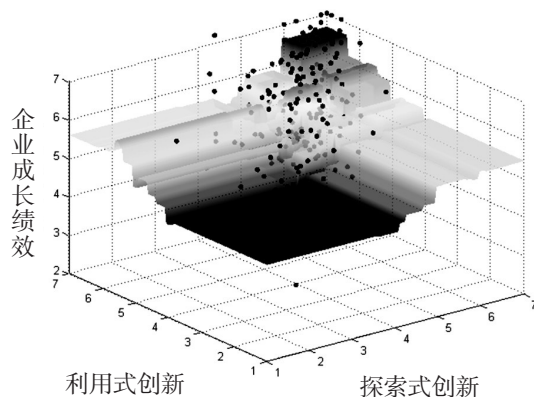


图2 基于MART模型的探索式创新和利用式创新对企业成长绩效的影响路径

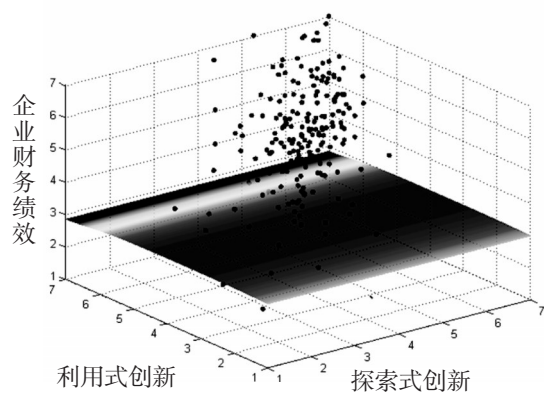


图3 基于NN模型的探索式创新和利用式创新对企业财务绩效的影响路径

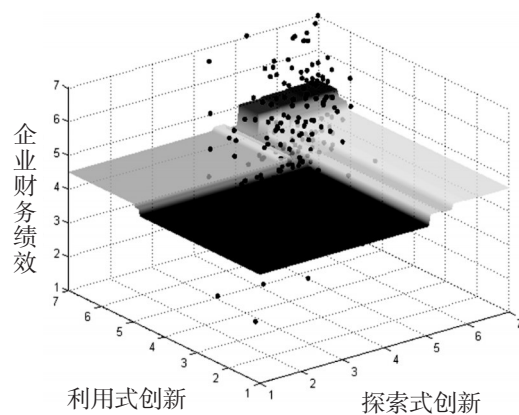


图4 基于MART模型的探索式创新和利用式创新对企业财务绩效的影响路径

还是企业财务绩效,都更加适用“双元平衡”理论,即探索式创新与利用式创新的平衡无论是对企业成长绩效还是企业财务绩效都会有显著的提升。

第四,企业绩效并非一个平滑上升的山坡地形,也不一定是一个逐步上升的阶梯地形,有可能是崎岖的,由高低不等的平台和甚至峡谷组成。当由一个平台走向另一个更高平台时,可能需要先历经深凹的峡谷,以期攀登到更高的平台。由此可见,提升企业绩效的路径并非是不变和显现的,而是一个充满周折的“登山”过程。在企业绩效路径的选择上常常会面临一个两难处境:一是放弃眼前的绩效高度,沿着绩效下滑的山坡走向低凹的山谷,然后再登上更高的绩效平台;一是满足于眼前的绩效高度,选择次优的路径,沿着既定的路线登山,但最终可能会在与更具有竞争力的对手的较量中被淘汰出局。前一路径从长远看可能更为明智,但因为需要付出高昂的代价才能完成这样的“飞跃”并具有很大的风险和不确定性,所以许多计较眼前利益的企业不愿去选择。因此,借助MART模型对企业绩效地形进行分析,可以直观地展现不同维度绩效地形中局部或全局的最佳点位置及其周围潜在的陷阱及障碍,以便企业创新目标和路径的选择更趋于合理和有效。

3.2 动静态结论之比较分析

本研究借鉴“双元平衡”研究视角,探讨了探索式创新和利用式创新与企业绩效的动态关系。鉴于个体案例无法代表事物的普遍发展规律,因此本研究尝试依据遍历理论、运用机器学习方法,通过规模样本数据模拟出企业绩效的动态演化路径。机器学习作为自然科学领域最前沿的研究工具和方法,摒弃了传统统计学在验证之前必须明确研究假设的漫长历史,因此本研究在尝试将机器学习方法运用到社会科学领域之际,认为有必要将所发现的研究结论与现存研究结论进行比较。这样做的目的有2个:其一,将研究发现与相

类似的研究结论比较,可以深化和完善现有理论;其二,将研究发现与相冲突的研究结论比较,可以进一步厘清不同理论成立的情境条件。主要结论及与现有研究结论的对比分析结果如下。

(1) 通过机器学习方法发现,当探索式创新与利用式创新都处于较低水平时,企业成长绩效也处于与之相对应的较低水平;但当探索式创新或者利用式创新任意一个有较大提升时,企业成长绩效可以得到较快提升。这一研究结论与Sirén等采用传统统计学分析方法得出的结论具有部分一致性,即探索式创新或者利用式创新均会有利于企业绩效的改善^[9]。但2种方法所发现的结论又有不同之处:通过机器学习方法发现的是在较低水平时,提升探索式创新或利用式创新可以较快提升企业成长绩效,而当探索式创新和利用式创新都处于高水平时则更加适用的是“双元平衡”理论,即探索式创新与利用式创新的平衡更加有利于企业成长绩效的提升。传统统计学方法只是笼统的验证探索式创新和利用式创新均有利于企业绩效的提升,没有将其发展进程作为考虑因素纳入其中。

(2) 通过机器学习方法,发现当探索式创新与利用式创新都处于较低水平但处于一个平衡态时,企业的财务绩效呈现出与其平衡态相对应的绩效;然后,随着利用式创新和探索式创新的交替作用,企业财务绩效得到逐步提升,先是利用式创新,然后是探索式创新,然后再是利用式创新,最后当两者达到平衡时,企业财务绩效达到最大。因此,当探索式创新与利用式创新都处于较高水平时,则适用于“双元平衡”理论,即探索式创新与利用式创新的平衡有利于企业财务绩效。这一研究发现与刘志迎等得出的结论具有相似之处,即探索式创新与利用式创新的平衡对企业绩效有显著的正向影响^[31]。

(3) 通过机器学习,本研究发现探索式创新

与利用式创新对企业绩效的影响并非简单的线性关系,而是一个复杂的非线性关系。在不同发展阶段,探索式创新和利用式创新对不同维度的企业绩效的影响路径和机制也不同。因此,企业绩效并非一个平滑上升的山坡地形,而是由高低不等的平台和甚至峡谷组成。而该发现是用传统统计学方法所无法模拟的,传统统计学通过线性回归实现对变量间的关系分析,而机器学习能够实现对样本数据的无数次切割和分组,模拟出更加贴近实际的仿真效果。也有一些学者运用适应度景观理论进行研究,在组织搜索和技术创新方面提出了类似的观点,如 Winter 等^[35]、王凤彬等^[36],但由于所运用的研究工具仍然是传统的线性回归分析,所以所呈现出的仍是静态的线性关系,只不过是三维立体的静态线性关系。但本研究所呈现的是“非线性”、“阶段性”、“因果关系”,因此能够更加真实地反映创新与绩效的实际情境。

4 结论与启示

4.1 理论启示

研究借鉴“双元平衡”视角,应用遍历理论、采用“机器学习”的前沿方法,深入探究了探索式创新和利用式创新及其平衡与企业绩效之间的动态演化规律。与已有研究相比,本研究的理论贡献主要有:

第一,通过机器学习,研究发现探索式创新与利用式创新及其平衡对企业绩效的影响并非简单的线性关系,而是一个“复杂的”、“非线性的”、“阶段性的”动态关系,因此能够更加真实地反映创新与绩效的实际情境。企业绩效并非一个平滑上升的山坡地形,而是由高低不等的平台甚至峡谷组成,而该发现是用传统统计学方法所无法模拟的。机器学习通过对样本数据的无数次切割和分组,能够模拟出更加贴近实际的仿真效果。

第二,通过机器学习,研究发现在企业创新水平较低时,探索式创新和利用式创新的平衡对企

业绩效的提升不显著。对于企业成长绩效,当创新水平较低时,无论提升探索式创新还是利用式创新,都能够促使企业成长绩效较快提升;对于企业财务绩效,当创新水平较低时,在利用式创新和探索式创新的交替作用下,企业财务绩效得到逐步提升。

第三,当创新水平较高时,无论是对企业成长绩效还是企业财务绩效,都适用“双元平衡”理论,即探索式创新和利用式创新的平衡更加有利于企业绩效的提升。由此可见,在不同的发展阶段,探索式创新和利用式创新及其平衡对企业绩效具有不同的影响机制。这一研究结论不仅有助于更深入地理解“双元平衡”与企业绩效之间的关系,而且为今后有关创新和绩效的动态研究提供了可供参考的方向。

4.2 实践启示

尽管“双元创新”对企业绩效的影响近年来成为理论界和实践界关注的热点,但现有研究结论存在一定分歧。正如三星集团内部,是应该继续做强基础研究、加强探索式创新的投入?还是应该加强对客户声音的管理、在持续改进方面做精做细?抑或是并驾齐驱,努力做到探索式与利用式创新的平衡?对此的建议恐怕是仁者见仁,并大多基于静态的视角。然而,本研究能够从企业创新发展历程的动态视角出发,对“企业创新中的双元平衡是否一直重要?”提出见解。对企业来说,本研究具有如下启示。

首先,企业应当根据自身特点选择合适的创新战略,从而获得较高的绩效水平和保持自身的竞争优势。当企业创新水平较低时,应当努力提升探索式创新或利用式创新,以提升企业成长绩效;或是选择探索式创新和利用式创新交替进行的战略,以寻求企业财务绩效的最大化。而当企业创新处于较高水平时,企业则应当选择创新的“双元平衡”战略,即共同提升企业的探索式创新和利用

式创新,以取得更高的成长绩效和财务绩效。

其次,企业应当充分考虑自己所处的绩效位势分配创新资源。企业应当意识到探索式创新与利用式创新对企业绩效的影响并非简单的线性关系,而是一个复杂的非线性关系。伴随着企业创新的不断开展,企业绩效呈现出高低起伏的阶段水平,由高低不等的平台甚至峡谷组成。因此,管理者应擅于借助机器学习方法对企业的绩效地形进行分析,可以直观地展现不同维度绩效地形中局部或全局的最佳点位置及其周围潜在的陷阱及障碍,以便企业创新目标和路径的选择更趋于合理和有效。

4.3 局限与展望

首先,尽管研究样本的数量已经达到了统计分析的要求,但在后续研究中,仍可考虑扩大样本的数量和抽样的地域,使相关研究成果具有更高的稳定性和推广性。其次,未来研究还可加入不同的中介变量或调解变量以进一步探究创新与绩效之间的内在动态影响机制。

参考文献

- [1] Ali M, Kan K A S, Sarstedt M. Direct and configurational paths of absorptive capacity and organizational innovation to successful organizational performance[J]. *Journal of Business Research*, 2016,69(11):5317-5323.
- [2] Popadic M, Pucko D, Cerne M. Exploratory innovation, exploitative innovation and innovation performance: The moderating role of alliance portfolio partner diversity[J]. *Economic and Business Review*, 2016, 18(3):293-318.
- [3] Zang J. Structural holes, exploratory innovation and exploitative innovation[J]. *Management Decision*, 2018, 56(8):1682-1695.
- [4] Greve H R. Exploration and exploitation in product innovation[J]. *Industrial and Corporate Change*, 2007, 16(5):945-975.
- [5] Sirén C A, Kohtamäki M, Kuckertz A. Exploration and exploitation strategies, profit performance, and the mediating role of strategic learning: Escaping the exploitation trap[J]. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 2012, 6(1):18-41.
- [6] Lubatkin M H, Simsek Z, Ling Y, et al. Ambidexterity and performance in small-to medium-sized firms: The pivotal role of top management team behavioral integration[J]. *Journal of Management*, 2006,32(5):646-672.
- [7] Ho Y C, Fang H C, Lin J F. Technological and design capabilities: Is ambidexterity possible?[J]. *Management Decision*, 2011,49(2):208-225.
- [8] Gupta A K, Smith K G, Shalley C E. The interplay between exploration and exploitation[J]. *Academy of Management Journal*, 2006,49(4):693-706.
- [9] Uotila J, Maula M, Keil T, et al. Exploration, exploitation, and financial performance: Analysis of S&P 500 corporations[J]. *Strategic Management Journal*, 2009, 30(2):221-231.
- [10] Wang H, Li J. Untangling the effects of overexploration and overexploitation on enterprise performance: The moderating role of environmental dynamism[J]. *Journal of Management*, 2008,34(5):925-951.
- [11] Aubry M, Lievre P. Ambidexterity as a competence of project leaders: A case study from two polar expeditions[J]. *Project Management Journal*, 2010,41(3):32-44.
- [12] 刘志迎,付丽华,马朝良,等. 基于Meta分析的创新二元性与企业绩效关系研究[J]. *科学学与科学技术管理*,2017, 38(6):171-180.
- [13] Parida V, Lahti T, Wincent J. Exploration and exploitation and firm performance variability: A study of ambidexterity in entrepreneurial firms[J]. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 2016,12(4): 1147-1164.
- [14] Bierly P E, Daly P S. Alternative knowledge strategies, competitive environment, and enterprise performance in small manufacturing firms[J]. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 2007,31(4):493-516.
- [15] Danneels E. The dynamics of product innovation and

- firm competences[J]. *Strategic Management Journal*, 2002,23(12):1095-1121.
- [16] Danneels E. The process of technological competence leveraging[J]. *Strategic Management Journal*, 2007, 28(5):511-533.
- [17] Benner M J, Tushman M L. Exploitation, exploration, and process management: The productivity dilemma revisited[J]. *Academy of Management Review*, 2003, 28(2):238-256.
- [18] Moore C C. Ergodic theorem, ergodic theory, and statistical mechanics[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2015, 112(7):1907-1911.
- [19] Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, 2015,349(6245): 255-260.
- [20] Drew C, John M W. *Machine Learning for Hackers*[M]. Portland: Ringgold Inc., 2012.
- [21] 杨向阳,童馨乐. 政府支持对KIBS企业研发投入的影响研究[J]. *科研管理*,2014,35(12):46-53.
- [22] Ahuja G. Collaboration networks, structural holes, and innovation: A longitudinal study[J]. *Administrative Science Quarterly*, 2000,45(3):425-455.
- [23] Russo A, Vurro C. Cross-boundary ambidexterity: Balancing exploration and exploitation in the fuel cell industry[J]. *European Management Review*, 2010,7(1): 30-45.
- [24] Sørensen J B, Stuart T E. Aging, obsolescence, and enterprise innovation[J]. *Administrative Science Quarterly*, 2000,45(1):81-112.
- [25] Moser P. Patents and innovation: Evidence from economic history[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2013,27(1):23-44.
- [26] Griliches Z. Patent statistics as economic indicators: A survey[J]. *Journal of Economic Literature*, 1990,28(4): 1661-1707.
- [27] Atuahene-Gima K. Resolving the capability: Rigidity paradox in new product innovation[J]. *Journal of Marketing*, 2005,69(4):61-83.
- [28] Zhou K Z, Li C B. How knowledge affects radical innovation: Knowledge base, market knowledge acquisition, and internal knowledge sharing[J]. *Strategic Management Journal*, 2012,33(9):1090-1102.
- [29] Jin X, Wang J, Chen S, et al. A study of the relationship between the knowledge base and the innovation performance under the organizational slack regulating[J]. *Management Decision*, 2015,53(10):2202-2225.
- [30] Goyal P, Rahman Z, Kazmi A A. Corporate sustainability performance and firm performance research literature review and future research agenda[J]. *Management Decision*, 2013,51(1/2):361-379.
- [31] Bogavac M, Miljkovic L, Lalic Z, et al. Enterprise performance measurement systems[J]. *Ekonomski Vjesnik*, 2014,27(1):143-145.
- [32] Friedman J H. Stochastic gradient boosting[J]. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2002,38(4): 367-378.
- [33] Muller K R, Mika S, Ratsch G, et al. An introduction to kernel-based learning algorithms[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2001,12(2):181-201.
- [34] James G, Witten D, Hastie T, et al. *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*[M]. New York: Springer, 2013.
- [35] Winter S G, Cattani G, Dorsch A. The value of moderate obsession: Insights from a new model of enterprise search[J]. *Organization Science*, 2007,18(3):403-419.
- [36] 王凤彬,陈建勋,杨阳. 探索式与利用式技术创新及其平衡的效应分析[J]. *管理世界*,2012,3(3):96-112.

Has 'Ambidexterity' in Corporate Innovation Always Been Important? Dynamic Analysis based on Machine Learning

JIN Xin¹, CHEN Song², SHAO Jungang¹

(1. School of Economics and Management, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 2. School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: To identify the influence of the explorative innovation and exploitative innovation of enterprises, as well as to find the ambidexterity of both explorative and exploitative innovations on the corporate performance, most existing studies use static views and methodologies. By employing ergodic theory and applying the most advanced machine-learning methods, this study explores the rules of multi-dimensional, phased and non-linear dynamic evolution between the explorative and exploitative innovations and the corporate performance. Following conclusions are obtained. First, regarding corporate growth performance, when both the explorative and exploitative innovations are at a low level, the enhancement of the explorative innovation or exploitative innovation may rapidly lift the corporate growth performance. Second, in terms of corporate financial performance, when both the explorative and exploitative innovations are at a low level, the explorative innovation and exploitative innovation can promote the corporate financial performance alternately. Third, when the innovations are at a high level, the theory of ambidexterity' is more applicable to find a balance between the explorative and exploitative innovations for the enhancement of the corporate performance.

Key words: machine learning; ambidexterity; explorative innovation; exploitative innovation; corporate performance