工 程 管 理

DOI: 10.3724/j.issn.1674-4969.23011030

TAM-TOE 整合视角下建设行业人工智能技术采纳行为研究

赵娜[1,2*]，李怀琳[1]，杨妮娜[1]

1. 长沙理工大学 交通运输工程学院，长沙 410114；
2. 长沙理工大学 公路工程教育部重点实验室，长沙 410114

摘要：随着建设行业的数字化转型，融合传统工程建设与人工智能技术已成为迫切需求。本研究以技术接受模型和技术-组织-环境框架为理论基础，运用结构方程模型分析了建设行业中人工智能技术采纳行为的影响因素。结果表明，在技术层面，人工智能技术的特性显著影响用户的感知易用性和有用性，进而直接影响采纳行为；而技术复杂性虽对感知有用性影响不显著，但明显增加了感知易用性的难度。在环境方面，外部环境对感知有用性有显著正向影响，但对感知易用性影响较弱，同时也直接影响采纳行为。组织层面上，针对人工智能技术的充分准备能显著提升员工的感知易用性、感知有用性并促进采纳行为，而领导层的支持则主要增强员工的感知易用性，进而推动其采纳行为。这表明，工程建设企业在推动人工智能技术应用时，应综合考虑技术、组织和环境三方面的关键因素，以制定更有效的战略。

关键词：人工智能；技术接受（TAM）模型；技术-组织-环境（TOE）模型；建设行业；技术采纳

中图分类号：TU17 **文献标识码：**A **文章编号：**1674-4969(2024)02-0137-10

引言

随着科技的不断革新和社会经济的稳步发展，建设行业正面临深刻的转型与升级压力。作为支撑社会基础设施和经济发展的重要支柱，建设行业对新技术的接纳与应用显得尤为关键。在众多前沿科技中，人工智能技术以其智能化、自适应等独特优势，为建设行业的创新发展提供了新的契机。近年来，Open AI旗下ChatGPT等先进技术的问世，进一步加速了人工智能技术在各行业的渗透与融合[1-2]。在建设领域，

收稿日期：2023-10-30； **修回日期：**2023-12-03
基金项目：国家级大学生创新创业训练计划项目(S202310536001)；教育部人文社科青年基金项目(23YJC630249)；长沙理工大学公路工程教育部重点实验室开放基金重点项目(kfj220201)
作者简介：*赵娜（1988—），女，讲师，研究方向为工程创新以及人工智能技术采纳。E-mail: zhaona@csust.edu.cn(通讯作者)
李怀琳（1999—），男，硕士研究生，研究方向为工程项目管理。
杨妮娜（2004—），女，本科，研究方向为工程管理。
引用格式：赵娜, 李怀琳, 杨妮娜. TAM-TOE 整合视角下建设行业人工智能技术采纳行为研究[J]. 工程研究——跨学科视野中的工程, 2024, 16(2): 137-146. DOI: 10.3724/j.issn.1674-4969.23011030
Zhao Na, Li Huailin, Yang Nina. TAM-TOE Integrated Perspective Research on Adoption of Artificial Intelligence Technology in Construction Projects[J]. Journal of Engineering Studies, 2024, 16(2): 137-146. DOI: 10.3724/j.issn.1674-4969.23011030

©The Author(s) 2024. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

人工智能技术的应用潜力同样巨大，涉及建筑信息模型（BIM）数据分析优化、智能环境监测与控制、结构健康监测与预警、能源管理智能化以及安全防护自动化等多个方面[3-5]。这些技术的引入有望显著提升建设行业的规划、设计、施工、运营等全过程的智能化水平，进而增强工程项目的质量、效率和安全性。然而，人工智能技术在建设行业的广泛应用仍面临诸多挑战。技术的成熟度与稳定性、与现有工程体系的兼容性、专业人才的培养与引进、数据安全与隐私保护等问题均需深入考虑。特别是在一个以传统工艺和经验为主导的行业中，如何有效推动新技术的采纳与实施，更是一个亟待解决的难题。

虽然过去已有不少关于人工智能技术采纳行为影响因素的研究[6-7]，但专门针对工程建设领域的研究仍相对匮乏。鉴于当前建设行业数字化转型的迫切需求，以及与传统工程建设产业与人工智能技术融合的必然趋势，深入研究建设行业人工智能技术采纳行为的影响因素及其形成机制显得尤为重要。

鉴于此，本研究旨在深入探讨建设行业在采纳人工智能技术过程中的关键影响因素及其作用机制。通过运用技术接受模型（TAM）和技术-组织-环境（TOE）框架，本研究将从技术特性、组织结构和外部环境三个维度出发，系统分析各因素对人工智能技术采纳行为的影响路径和程度。同时，借助结构方程模型等定量分析方法，对研究假设进行实证检验，以期揭示建设行业人工智能技术采纳行为的内在规律和制约因素。通过本研究的开展，期望能够为建设行业在人工智能技术的采纳与应用上提供科学、严谨的决策依据和实践指导。同时，也希望通过研究成果的分享与交流，引发更多学者和实践者对建设行业创新发展问题的关注与思考，共同推动建设行业在人工智能时代的持续健康发展。

1　理论模型

1.1　技术接受模型

技术接受模型（technology acceptance model，TAM）是1986年Davis[8]通过运用理性行为理论分析影响用户采纳、接受新技术关键因素的一种理论模型，其主要突出的是用户对技术产品本身的态度以及使用行为。基础的TAM模型主要包括针对新技术的感知易用性、感知有用性、使用态度、使用意向、使用行为，以及影响感知易用性和感知有用性的外部变量[9]。目前对于人工智能技术采纳意愿和行为的相关研究中，对于TAM的使用最多，杜辉等[10]运用TAM模型发现人工智能技术的感知有用性和感知易用性对于企业是否采纳人工智能技术有着重要影响作用；Belanche等[11]运用TAM模型证实了态度是用户是否采用机器人的关键因素；王林和荆林波[12]通过TAM模型验证了向用户传递AI设备的信息，满足用户的社会心理需求，从而能够提升用户对AI设备的接受意愿；而王世明等[13]证明了TAM模型在建设行业数字化技术行为采纳中具有科学性和适用性。

1.2　技术-组织-环境框架理论

技术-组织-环境（technology-organization-environment, TOE）框架理论是在1990年由Flieischer与Tomatzky[14]提出的。TOE模型综合多方面的影响因素，将创新扩散模型进行延伸，指出当用户在采纳某一项新型技术时， T(技术)、O(组织)、E(环境)三个层面将会对其产生共同影响。其中技术因素和环境因素构成了影响用户采纳人工智能技术的重要外部因素。人工智能技术所展现的竞争优势和降本潜力，如提升业务效率、优化决策流程、减少运营成本等，对用户采纳行为产生了显著的正面影响。然而，人工智能技术在执行任务和进行交互时的感知难度却可能成为采纳的障碍，对用户的接受度产生负面影响。此外，政府政策、客户需求、合作伙伴以及竞争对手等多方力量也在不同程度上影响着人工智能技术的采纳行为。与此同时，组织因素在企业内部对用户采纳人工智能技术的过程发挥着关键作用。企业内部针对人工智能技术的相关人力资源、技术储备、资金投入等多种资源的准备程度，直接决定了企业采纳人工智能技术的能力和速度。这些内部资源的充分准备和有效配置，能够为企业的人工智能技术采纳行为提供有力的支持，推动其在市场竞争中占据有利地位[15-16]。建设行业的创新信息技术采纳意愿通常会受到一系列复杂因素的影响，要把这些因素归纳总结并提取出来，需要一定的理论视角，而TOE模型则为本研究提供

了很好的研究视角[17]。

1.3　基于 TAM 和 TOE 的理论模型构建

本文旨在深入探讨建设行业人工智能技术采纳行为的影响机理，通过综合组织层面和个人层面的多重因素，构建一个全面而深入的分析框架。研究逻辑结构和研究假设以信息技术采纳理论中的技术接受模型（TAM）为基础，同时融入技术-组织-环境（TOE）框架理论，形成一个更为完整和系统的研究体系。

在技术接受模型（TAM）的指导下，本研究保留了采纳意向、采纳行为、感知有用性和感知易用性这四个核心变量，并沿用了 TAM 的基本假设，以确保研究的连贯性和一致性。同时，为了更全面地考察外部因素的影响，本研究以技术-组织-环境（TOE）框架作为外部变量的补充，从技术、组织和环境三个维度进行综合考量。

在分析人工智能技术在建筑行业的应用特点基础上，本研究确定了影响建设行业人工智能技术采纳的外部变量，具体包括技术特性、技术复杂性、组织筹备、决策支持以及外部环境影响五个关键要素。这些要素不仅涵盖了技术的本质属性和应用难度，还涉及了组织内部的准备情况和外部环境的制约因素，为全面解析人工智能技术的采纳行为提供了有力的支撑。

基于以上分析，本研究选定了具体的因素指标，并成功构建了整合 TAM-TOE 模型的人工智能技术采纳影响因素模型（如图 1 所示）。该模型不仅融合了 TAM 和 TOE 的理论优势，还充分考虑了建设行业的实际特点和需求，为深入探究人工智能技术在建设行业的采纳行为提供了有力的理论工具和分析框架。

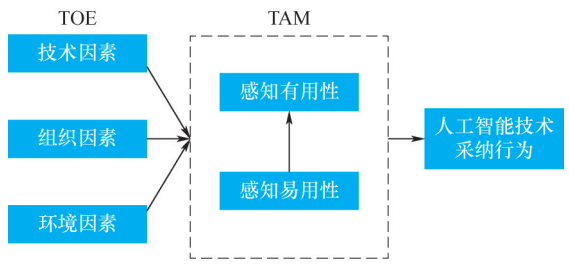

图 1　基于 TAM 和 TOE 的理论模型
Figure 1　Theoretical model based on TAM and TOE

2　研究假设

2.1　采纳意向与采纳行为

采纳意向指工程建设企业采纳或实施人工智能技术的意愿强度，以及今后工作中将会使用某信息技术的倾向；采纳行为指工程建设企业接受、采纳了某项创新信息技术，并在今后的工作、实操当中会使用该创新信息技术的行为[18]。有以往研究表明，行为实现在很大程度上会受到主观意向的影响，同时有大量的研究学者在信息技术采纳研究中也证实采纳意向对采纳行为具有非常显著的正向影响，认为采纳主体因为产生了使用意图，才会对于人工智能技术产生采纳行为。基于此提出以下假设。

H1：采纳意向对建设行业人工智能技术采纳行为有正向影响。

2.2　感知易用性与感知有用性

感知有用性指用户使用某项创新信息技术时个人感觉对工作帮助的程度，也是员工对使用人工智能技术后该技术所表现的有用性。感知易用性是指用户使用某项创新信息技术所感受的难易程度。根据 Lee 等[19]人的研究，感知有用性和感知易用性并不是相互独立的。实际上，对于易用性的感知会对有用性的感知产生积极的影响。感知易用性的提升间接地影响用户对于使用意向的态度。当用户感知到新技术操作容易学习时，他们对其有用性的认知也会更加强烈[19]。基于此，提出以下假设。

H2：感知易用性对建设行业人工智能技术采纳意向有正向影响。

H3：感知有用性对建设行业人工智能技术采纳意向有正向影响。

H4：感知易用性对建设行业人工智能技术感知有用性有正向影响。

2.3　技术因素

2.3.1　*技术复杂性*　技术复杂性是企业用户学习技术的难易程度。技术产品本身的使用过程越简单，越容易被企业用户理解，进而越容易被采纳。而如果技术产品本身过于复杂或者是难以使用，用户可能无法充

分理解技术的功能和优势，会认为该技术不易用，从而影响其对该技术的感知有用性及感知易用性[20]。基于上述分析提出以下假设。

H5：技术复杂性对建设行业人工智能技术感知有用性有负向影响。

H6：技术复杂性对建设行业人工智能技术感知易用性有负向影响。

2.3.2　技术特性　人工智能技术在建设工程行业中展现出的技术特性主要包括智能决策、智能监测、智能预测和智能优化等方面。其中，采用智能决策技术可以提高决策过程的效率以及准确率；采用智能监测技术采集、处理和分析施工现场数据，可以实现对施工进程和质量的实时监测和控制；采用智能预测技术对施工过程中的各种风险因素进行预测分析，可以提前做好应对措施，从而避免工期延误和质量问题；采用智能优化技术对施工过程中材料和设备的优化配置，工序和流程的优化调整，从而提高工程的效率、保障施工安全和质量。

信息技术能否得到应用在于采用该项信息技术是否可以提高员工的工作效率，其技术特性会影响员工对该技术的理解和掌握程度，进而影响他们对该技术的感知易用性。而在建设工程行业，人工智能技术的技术特性是影响个人感知层面的关键因素，因此可以认为人工智能技术的技术特性会对员工的感知有用性和感知易用性产生影响[21]。基于上述分析提出以下假设。

H7：技术特性对建设行业人工智能技术感知有用性有正向影响。

H8：技术特性对建设行业人工智能技术感知易用性有正向影响。

H9：技术特性对建设行业人工智能技术采纳行为有正向影响。

2.4　组织因素

2.4.1　组织筹备　组织筹备包括高层管理对技术采纳的支持程度，以及企业是否做好接受新信息技术的准备，主要包含人力、物力和财力方面组织采纳和实施信息技术所必需的要素[22]。组织筹备是企业采用信息技术的一个关键因素，一般来说，企业组织筹备资源程度越高，则新信息技术采纳意愿越高。此外，组织结构的调整和技术支持的提供也可以提高人工智能技术的易用性和有用性。基于上述分析提出以下假设。

H10：组织筹备对建设行业人工智能技术感知有用性有正向影响。

H11：组织筹备对建设行业人工智能技术感知易用性有正向影响。

H12：组织筹备对建设行业人工智能技术采纳行为有正向影响。

2.4.2　决策支持　决策支持是指高层管理者对于该技术的支持程度，是信息技术采纳的关键影响因素。高级管理层的坚定支持是建筑企业在技术采纳决策方面的重要决定因素。公司高层管理者对信息技术的认知和认可，将推动企业员工对于信息技术的采纳[23]。基于上述分析提出以下假设。

H13：决策支持对建设行业人工智能技术感知有用性有正向影响。

H14：决策支持对建设行业人工智能技术感知易用性有正向影响。

H15：决策支持对建设行业人工智能技术采纳行为有正向影响。

2.5　环境因素

外部环境因素主要包括政策、经济、文化、市场等。如果政策鼓励工程建设企业采纳人工智能技术，市场需求推动相关企业使用人工智能技术，员工则会更容易接受和采纳这些技术[24]，文化和社会价值观认可和支持人工智能技术，员工感知有用，也将更加容易产生人工智能技术采纳行为。此外，社会环境、潮流趋势、技术供应商的信誉、技术能力、技术支持等均会影响员工对人工智能技术的感知有用性和易用性。基于上述分析提出以下假设。

H16：外部环境对建设行业人工智能技术感知有用性有正向影响。

H17：外部环境对建设行业人工智能技术感知易用性有正向影响。

H18：外部环境对建设行业人工智能技术采纳行为有正向影响。

综合以上假设，本文的研究假设总结如图2所示。

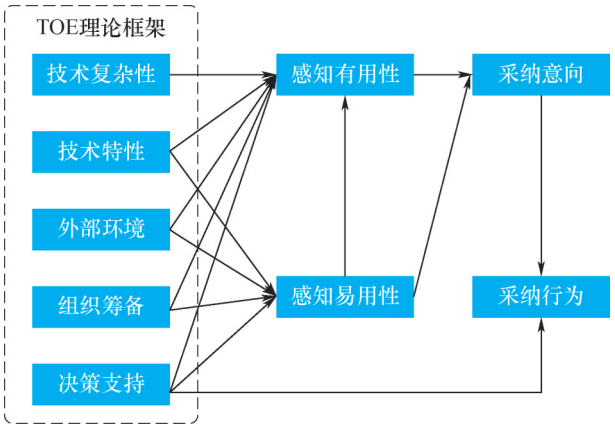

图2 人工智能技术采纳行为研究假设汇总
Figure 2 Summary of research hypotheses on the adoption behavior of AI technology

3 研究设计

3.1 问卷设计与数据来源

本文主要通过线上对全国各地建设行业从业人员进行问卷调查，具体方式为通过“问卷星”以自填式问卷的形式对调查对象进行网络调研。问卷大致分为两个主要部分：①个人基本信息情况；②基于上述理论模型，参考国内外现有相关量表，结合本研究的特点，征询专家意见，提炼出适合本研究的测量指标。同时为保证问卷结果的准确性与有效性，在正式发放问卷之前，选取了一定数量的调查对象进行测试，根据测试过程中的问题反馈，针对问卷设计进行调整，最后在保证问卷整体合理性的基础上开展问卷的发放。最终，问卷共计回收323份，剔除不合格问卷后，有效问卷307份，有效回收率95.05%。

3.2 数据分析方法及工具

本文使用SPSS 27.0对问卷数据进行处理，调查问卷中各量表总体Cronbach’s α值均大于0.8，可靠性较高。各量表题项的项总计相关性均大于0.5，内部一致性较高。同时经过检验发现，问卷的KMO值为0.908，Bartlett球形检验系数为8482.306，显著性水平0.000，可以说明量表结构效度达标，由此，进一步通过AMOS软件进行验证性因子分析并对研究

表1 调查问卷有效数据验证性因子分析
Table 1 Confirmatory factor analysis of valid survey data

因素	题项	标准化因子载荷	CR	AVE
技术复杂性	TC1	0.727	0.888	0.668
	TC2	0.861		
	TC3	0.726		
	TC4	0.936		
技术特性	TF1	0.832	0.932	0.774
	TF2	0.909		
	TF3	0.825		
	TF4	0.946		
外部环境	EE1	0.781	0.888	0.667
	EE2	0.867		
	EE3	0.680		
	EE4	0.918		
组织筹备	OP1	0.830	0.8984	0.690
	OP2	0.899		
	OP3	0.731		
	OP4	0.853		
决策支持	DS1	0.866	0.898	0.689
	DS2	0.882		
	DS3	0.836		
	DS4	0.727		
感知有用性	PU1	0.813	0.871	0.628
	PU2	0.770		
	PU3	0.743		
	PU4	0.840		
感知易用性	PEU1	0.793	0.879	0.645
	PEU2	0.834		
	PEU3	0.812		
	PEU4	0.773		
采纳意向	AI1	0.873	0.923	0.750
	AI2	0.896		
	AI3	0.905		
	AI4	0.786		
采纳行为	AB1	0.887	0.923	0.749
	AB2	0.851		
	AB3	0.878		
	AB4	0.844		

假设和实证模型进行检验[25]，结果见表1[CR（construct reliability）和AVE（average variance extracted）是在进行验证性因素分析时常用的两个指标，主要用于评估测量模型的质量。CR衡量了每个潜变量中所有题目是否一致性地解释该潜变量。当CR值高于0.70时，通常认为该潜变量具有较好的建构信度；AVE，即平均方差提取值，用于衡量收敛效度，计算方式是所有测量变量对该潜变量的变异解释力的平均值。一般来说，当AVE值大于0.5时，表示潜变量具有较好的收敛效度]。

4　数据分析与结果

4.1　信效度检验

在一般的数据分析过程中，若分析结果标准化因子负荷值处于0.5~0.95，则说明模型的适配度良好，且量表的一致性较高。检验结果显示，本文问卷的验证性因子分析结果均能够满足要求，同时其组合信度（CR）均大于0.6，处于理想状态；各变量平均方差抽取值（AVE）均在0.6以上，处于理想状态，因此问卷具有很好的区别效度。

4.2　模型拟合与假设检验

本文模型的拟合情况主要基于RMSEA、X^2/df、IFI、TLI、CFI、PGFI、PNFI等用于评估结构方程模型（SEM）适配度的指标进行全面检验。表2显示了采纳模型拟合指标结果，由表可知，RMSEA的值为0.052，小于0.08。X^2/df值为1.812，小于5。由此可见，绝对拟合指标适配程度良好。IFI的值为0.945，大于0.9。TLI的值为0.938，大于0.9。CFI的值为0.944，大于0.9。由此可见，增值拟合指标适配程度良好。PGFI的值为0.716，大于0.5。PNFI的值为0.794，大于0.5。由此可见简约拟合指标适配程度良好。因此，模型整体的适配程度理想（图3）。

假设检验结果如表3所示。在本文提出的18条研究假设中，H1、H2、H3、H4、H6、H7、H8、H9、H10、H11、H12、H14、H15、H16、H17、H18通过了模型验证，假设成立，即技术复杂性影响感知易用性、技术特性影响感知易用性、技术特性影响感知有用性、技术特性影响采纳行为、外部环境影响感知有用性、外部环境影响感知易用性、外部环境影响采纳行为、组织筹备影响感知有用性、组织筹备影响感知易用性、组织筹备影响采纳行为、决策支持影响感知易用性、决策支持影响采纳行为、感知有用性影响采纳意向、感知易用性影响采纳意向、感知易用性影响感知有用性、采纳意向影响采纳行为；H5、H13未能通过模型验证，即技术复杂性影响感知有用性、决策支持影响感知易用性这两条假设不成立。

5　结果与讨论

通过对本文TOE-TAM模型人工智能技术采纳影响因素的分析与检验，可以得到以下结论：

（1）技术方面：根据假设H5、H6可知，人工智能技术的复杂性对建设行业从业人员的感知有用性无

表2　人工智能技术采纳模型拟合指标结果

Table 2　Fit index results of the artificial intelligence technology adoption model

项目	绝对拟合指标		增值拟合指标			简约拟合指标	
适配度指标	X^2/df	RMSEA	IFI	TLI	CFI	PGFI	PNFI
判断标准	<5	<0.08	>0.9	>0.9	>0.9	>0.5	>0.5
拟合效果	1.812	0.052	0.945	0.938	0.944	0.716	0.794

注：RMSEA（root mean square error of approximation）近似误差均方根，RMSEA值越小，表示模型的适配度越好。RMSEA值小于0.08表示模型适配度可以接受；X^2/df卡方与自由度的比值。这个比值越小，说明模型的协方差矩阵与样本数据的协方差矩阵越接近，模型的适配度越好。X^2/df的值超过5则可能表示模型适配度不佳；IFI（incremental fit index）增量适配指数，用于比较所设定的模型与独立模型之间的差异。IFI大于0.9表示模型适配度较好；TLI（tucker-lewis index）也称为非规范适配指数，用于评估模型的适配度。TLI大于0.9通常表示模型适配度较好；CFI（comparative fit index）比较适配指数，CFI大于0.9通常被认为模型适配度较好；PGFI（parsimony goodness-of-fit index）简约适配度指数，用于评估模型的简约性和适配度。PGFI大于0.5表示模型可以接受；PNFI（parsimony normed fit index）简约规范适配指数，也是用于评估模型简约性和适配度的指标。PNFI大于0.5通常表示模型可以接受。

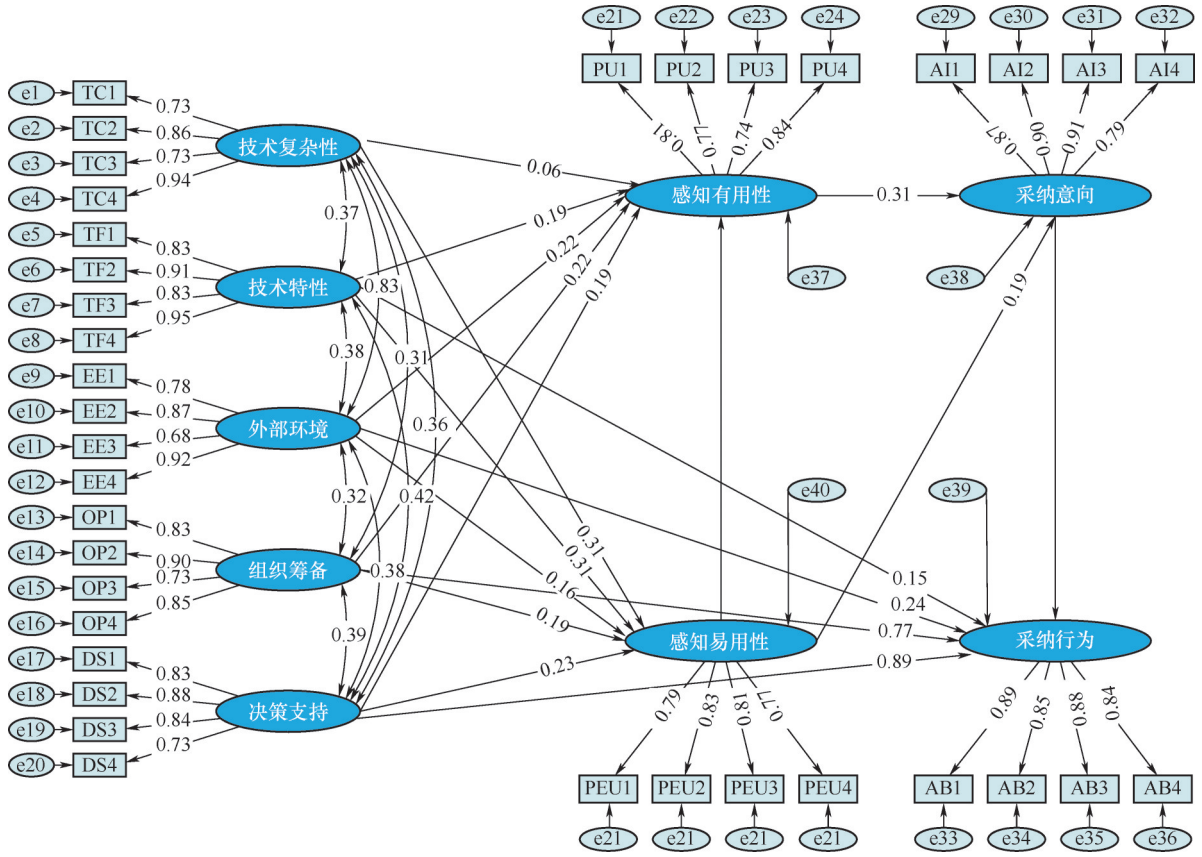

图3　人工智能技术采纳模型拟合指标结果

Figure 3　Results of model fit indices for the adoption of artificial intelligence technology

显著影响，而对其感知易用性产生负面影响。当用户在感知一项技术时，如果该技术在建设行业中已经被广泛认可，从业人员可能对其有用性有更高的期望，并不太会受到其技术复杂性的影响，但技术复杂性的增加可能导致用户需要投入更多的时间、精力来学习和理解新技术的使用，也会增加其对该技术感知易用性的负担，从而对技术的感知易用性产生负面影响。由假设H7、H8、H9可知，人工智能技术特性对感知有用性、感知易用性、采纳行为均能够产生正向影响。如果技术特性能够满足其需求，提供解决问题的能力或带来显著的价值，则更能感知到技术的有用性。同时，人工智能的技术特性使得界面设计更直观、功能操作更简单，从业人员在使用技术时会更加方便和高效，从而增加对于技术的感知易用性。不仅如此，人工智能技术特有的价值和可操作性可以直接影响用户对于采纳行为的意愿，并推动其积极参与和应用该技术。

（2）组织方面：根据假设H10、H11、H12可知，组织筹备对其感知有用性、感知易用性及采纳行为均产生正向影响。组织可增加投入和技术支持增强员工对技术的感知有用性的评价，也可以通过优化技术的部署和集成，改善技术使用的流程和环境，从而增强员工对技术的感知易用性。同时，高层管理参与和支持同样可以激发员工的积极性，并促使其在工作中主动应用技术。根据假设H13、H14、H15可知，决策支持并没有对感知有用性产生显著影响，但会对感知易用性和采纳行为产生正向影响。企业可以增加更多的资源投入来优化技术的易用性，同时提供战略指导和决策方向，以帮助员工理解技术采纳的重要性，使员工更容易接受和支持技术变革。

（3）环境方面：根据假设H16、H17、H18可知，外部环境对感知有用性、感知易用性及采纳行为均产

表3　人工智能技术采纳模型假设标准化输出结果

Table 3　Standardized output results of hypotheses for the adoption model of artificial intelligence technology

假设	假设路径	估计值	标准误差	临界比	显著性	检验结果
H5	感知有用性←技术复杂性	−0.057	0.067	1.021	0.307	不成立
H6	感知易用性←技术复杂性	−0.131	0.068	2.210	0.027	成立
H7	感知易用性←技术特性	0.216	0.063	3.495	***	成立
H8	感知有用性←技术特性	0.193	0.063	3.261	0.001	成立
H9	采纳行为←技术特性	0.150	0.079	2.671	0.008	成立
H16	感知有用性←外部环境	0.307	0.062	5.159	***	成立
H17	感知易用性←外部环境	0.156	0.060	2.584	0.010	成立
H18	采纳行为←外部环境	0.242	0.078	4.261	***	成立
H10	感知有用性←组织筹备	0.216	0.063	3.710	***	成立
H11	感知易用性←组织筹备	0.190	0.063	3.142	0.002	成立
H12	采纳行为←组织筹备	0.180	0.080	3.223	0.001	成立
H13	感知有用性←决策支持	0.091	0.067	1.499	0.134	不成立
H14	感知易用性←决策支持	0.227	0.067	3.561	***	成立
H15	采纳行为←决策支持	0.141	0.085	2.441	0.015	成立
H3	采纳意向←感知有用性	0.315	0.102	4.284	***	成立
H2	采纳意向←感知易用性	0.194	0.105	2.680	0.007	成立
H4	感知有用性←感知易用性	0.150	0.071	2.209	0.027	成立
H1	采纳行为←采纳意向	0.303	0.049	5.831	***	成立

注：***表示显著性小于0.001。

生正向影响。一方面政府和相关机构的政策支持和鼓励可以促使企业更加积极地采纳特定技术，以政策导向增强企业对技术的感知易用性。另一方面，当某项技术成为社会或行业的潮流趋势时，组织可能面临来自用户、合作伙伴或其他利益相关者的压力，潮流压力可以促进组织对技术的价值和有用性的认可，并采取相应的行动。尤其当竞争对手采纳了某项技术并获得了显著的竞争优势时，组织为了保持竞争力，会被迫感知并采纳相同的技术，从而促使组织主动寻求创新和变革，以适应外部市场和行业环境的变化。

本文研究虽从技术、组织和环境三个层面，结合TAM理论，探讨了建设行业从业人员对人工智能技术的采纳行为，但仍存在不足。首先，概念模型未涵盖所有影响因素，如技术焦虑、个人创新性等。其次，数据收集方法可能受限，未来可尝试更多样化的手段以获取更全面真实的数据，并进一步完善理论框架。最后，本研究主要关注短期影响，未来可开展纵向研究以深入探究长期影响和技术采纳的动态过程。未来期待更全面的研究为行业实践提供更有力的指导。

参考文献

[1] 惠炜, 姜伟. 数字化治理视角下人工智能对就业质量的影响[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2023, 23(5): 123-137.
Hui W, Jiang W. The impact of artificial intelligence development on employment quality from the perspective of dgital governance[J]. Journal of Beijing University of Technology (Social Sciences Edition), 2023, 23(5): 123-137.

[2] Duan Y Q, Edwards J S, Dwivedi Y K. Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data - evolution, challenges and research agenda[J]. International Journal of Information Management, 2019, 48: 63-71.

[3] 周绪红. 智能建造关键技术研究[J]. 建筑, 2023(6): 26-28.
Zhou X H. Research on key technologies of intelligent building[J]. Construction and Architecture, 2023(6): 26-28.
[4] 汪燕. 智能建造的发展需要技术和管理上的突破[N]. 中国计算机报, 2023-06-19(3).
Wang Y. The development of smart construction requires technological and management breakthroughs[N]. China Information World, 2023-06-19(3).
[5] 刘佳, 陈金锋, 穆锐. 智能建造背景下装配式建筑生产控制的优化设计与应用研究[J]. 建筑结构, 2023, 53(S1): 1178-1182.
Liu J, Chen J F, Mu R. Optimal design and application of production control for assembled buildings in the context of intelligent construction[J]. Building Structure, 2023, 53(S1): 1178-1182.
[6] Alsheibani S, Cheung Y, Messom C. Artificial intelligence adoption: AI-readiness at firm-level[J]. PACIS, 2018, 4: 231-245.
[7] Alsheibani S, Cheung Y, Messom C. Factors inhibiting the adoption of artificial intelligence at organizational-level: a preliminary investigation[J]. Americas Conference on Information Systems, 2019
[8] Davis F D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology[J]. MIS Quarterly, 1989, 13(3): 319.
[9] 李彩云. 建设项目专业人员数字技术采纳意愿影响因素及作用机理研究[D]. 沈阳: 辽宁工程技术大学, 2022.
Li C Y. Research on influencing factors and mechanism of digital technology adoption willingness of construction professionals[D]. Shenyang: Liaoning Technical University, 2022.
[10] 杜辉, 郑云梅, 田璐. 基于TAM的企业人工智能技术采纳意愿的影响因素与作用模型[J]. 河北企业, 2023(3): 62-64.
Du H, Zheng Y M, Tian L. Influencing factors and action model of enterprise artificial intelligence technology adoption willingness based on TAM[J]. Hebei Qiye, 2023(3): 62-64.
[11] Belanche D, Casaló L, Flavián C. Artificial Intelligence in FinTech: understanding robo-advisors adoption among customers[J]. Industrial Management & Data Systems, 2019, 119(7): 1411-1430.
[12] 王林, 荆林波. 用户对人工智能设备的接受意愿研究[J]. 产业经济评论, 2020(3): 93-107.
Wang L, Jing L B. Research on users' acceptance of artificial intelligence devices[J]. Review of Industrial Economics, 2020(3): 93-107.
[13] 王世明, 李彩云. TAM-TTF整合视角下建设项目数字技术采纳的影响因素研究[J]. 项目管理技术, 2023, 21(2): 55-62.
Wang S M, Li C Y. Research on influencing factors of digital technology adoption in construction projects from the perspective of TAM-TTF integration[J]. Project Management Technology, 2023, 21(2): 55-62.
[14] Tornatzky L G, Fleischer M, Chakrabarti A K. Processes of Technological Innovation[M]. Lanham: Lexington Books, 1990.
[15] Pillai R, Sivathanu B. Adoption of AI-based chatbots for hospitality and tourism[J]. International Journal of Contemporary Hospitality Management, 2020, 32(10): 3199-3226.
[16] Pan Y A, Froese F, Liu N, et al. The adoption of artificial intelligence in employee recruitment: the influence of contextual factors[J]. The International Journal of Human Resource Management, 2022, 33(6): 1125-1147.
[17] 李燕萍, 陶娜娜. 员工人工智能技术采纳多层动态影响模型: 一个文献综述[J]. 中国人力资源开发, 2022, 39(1): 35-56.
Li Y P, Tao N N. Multi-level dynamic impact model of employee artificial intelligence technology adoption: a literature review[J]. Human Resources Development of China, 2022, 39(1): 35-56.
[18] 王亚新. BIM技术采纳模型与应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
Wang Y X. BIM technology adoption model and implication research[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
[19] Lee Y W, Strong D M, Kahn B K, et al. AIMQ: a methodology for information quality assessment[J]. Information & Management, 2002, 40(2): 133-146.
[20] 杜龙波. 企业用户人工智能技术采纳行为研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
Du L B. Research on adoption behavior of enterprise user of the artificial intelligence technology[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
[21] 蔡雯怡. 建筑施工企业智能建造技术采纳意愿影响因素研究[D]. 西安: 长安大学, 2021.
Cai W Y. Research on the influencing factors of the willingness to adopt intelligent construction technology in construction enterprises[D]. Xi'an: Chang'an University, 2021.
[22] Iacovou C L, Benbasat I, Dexter A S. Electronic data interchange and small organizations: adoption and impact of technology[J]. MIS Quarterly, 1995, 19(4): 465.
[23] Thong J Y L. An integrated model of information systems adoption in small businesses[J]. Journal of Management Information Systems,

1999, 15(4): 187-214.

[24] Janz B D, Pitts M G, Otondo R F. Information systems and health care-Ⅱ: back to the future with RFID: lessons learned - some old, some new[J]. Communications of the Association for Information Systems, 2005, 15: 132-148.

[25] 董雪旺, 叶周婧, 徐宁宁, 等. 基于TAM和TRI的游客网约导游使用意向研究[J]. 旅游学刊, 2020, 35(7): 24-35.
Dong X W, Ye Z J, Xu N N, et al. Tourists' intention to book freelance tour guide online based on technology acceptance model and technology readiness index[J]. Tourism Tribune, 2020, 35(7): 24-35.

TAM-TOE Integrated Perspective Research on Adoption of Artificial Intelligence Technology in Construction Projects

Zhao Na[1,2*], Li Huailin[1], Yang Nina[1]

1. *School of Traffic and Transportation Engineering*, *Changsha University of Science & Technology*, *Changsha* 410114, *China*;
2. *Key Laboratory of Highway Engineering of Ministry of Education*, *Changsha University of Science & Technology*, *Changsha* 410114, *China*

Abstract: The advancement and implementation of artificial intelligence (AI) technologies have engendered numerous novel opportunities and challenges for the construction sector. In an era where digital transformation is incrementally taking root in the construction industry, the imperative integration of AI with traditional construction enterprises is a fundamental demand for current development. However, the majority of existing research within the realm of construction is chiefly concentrated on the application of AI technologies, leaving a discernible gap in the exploration of AI adoption. Thus, investigating how to efficaciously propel the construction industry to adopt AI more proficiently bears significant practical relevance. The present study, grounded in information technology adoption theories, amalgamates the Technology Acceptance Model—attuned to the individual level of IT adoption—with the Technology-Organization-Environment Framework, oriented toward organizational-level IT adoption. By synthesizing variables at both individual and organizational levels, a conceptual model was erected for this research, alongside the development and design of a corresponding metric scale. Subsequently, leveraging surveys and structural equation modeling executed through SPSS and AMOS software, this study empirically dissects the determinants influencing the adoption behaviors of AI within the construction industry, delving into the intrinsic mechanisms that shape employees' willingness to embrace AI technologies. The findings uncover significant insights: Concerning the internal components of the Technology Acceptance Model, the intent to adopt AI markedly sways adoption behaviors, with perceived ease of use and perceived usefulness exerting substantial impacts on the actual adoption of AI. Perceived ease of use also positively influences perceived usefulness, consistent with expectations of the Technology Acceptance Model. Pertaining to technical attributes, AI's intrinsic capabilities such as autonomous decision-making, real-time monitoring, collaborative processing, and optimization analysis all profoundly sway perceived ease and usefulness, directly affecting adoption behaviors. However, the complexity of the technology itself does not significantly affect perceived usefulness but has an evident negative impact on perceived ease of use. Within the organizational domain, resource allocations for AI technology substantially influence employees' perceptions of ease and usefulness, as well as their adoption behaviors. Furthermore, executive leadership's decision-making support in projects primarily shapes employees' perceived ease of use and directly affects adoption behaviors. In the environmental domain, while government incentives and industry trends tend to have a weaker influence on perceived ease of use, they significantly affect perceived usefulness and directly catalyze the adoption of AI technologies. By emphasizing the technological, organizational, and environmental perspectives, this study elucidates critical factors in AI technology adoption within the construction industry and informs the formulation of strategies for AI adoption. It accelerates digital transformation within the construction sector and enhances firms' capabilities to navigate new technologies, offering a framework that could bolster ongoing industry development. This research also furnishes a valuable model for scholars exploring the current state of AI adoption in the construction industry and provides robust support for the sector's sustained progression.

Keywords: artificial intelligence; technology acceptance model (TAM); technology-organization-environment (TOE) model; construction industry; technology adoption