



BIS 工作论文 1298号

探索家用生成式人工智能 的采用和用途：来自意大利 的新证据

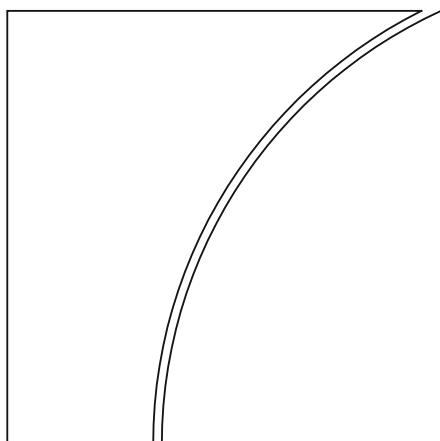
由莱昂纳多·甘巴科尔塔、图利奥·贾佩利和托马索·奥利维罗

货币和经济部门

2025年10月

JEL分类：D10，O33

关键词：生成式人工智能，家庭调查。



工作论文由货币与经济 国际清算银行（BIS）部门，以及不时由其他经济学家撰写，并由该银行出版。这些论文涉及当前感兴趣的主题，并具有技术性。本出版物中表达的观点是作者的观点，并不一定反映国际清算银行或其成员中央银行的看法。

该出版物可在国际清算银行网站（www.bis.org）上获取。

© 国际清算银行 2025 年。保留所有权利。经说明出处后，可复制或翻译简短摘录。

ISSN 1020-0959 (印刷) |
SSN 1682-7678 (在线)

探索生成式人工智能的家庭采用和使用：来自意大利的新证据

Leonardo Gambacorta , Tullio Jappelli , Tommaso Oliviero L

摘要

我们呈现了2024年意大利消费者预期调查 (ISCE) 中包含的一项专门模块关于生成式人工智能 (gen AI) 的研究结果，该调查采用具有代表性的意大利人群样本进行。这项分析提供了关于当前和预期与gen AI工具互动以及采用可能带来的潜在收益的新颖见解。截至2024年4月，18至75岁的意大利人口中75.6%了解gen AI，36.7%在过去12个月内使用过它，20.1%报告每月使用。社会经济因素显著影响采用率，男性、大学学历者和年轻人 (尤其是学生) 的使用率更高。展望未来，预计gen AI在未来几个月将更频繁地用于教育和休闲活动。最后，使用明瑟收入回归模型，我们强调与gen AI使用相关的收入回报率约为2%。

JEL分类：D10；O33。

关键词：生成式人工智能；家庭调查。

这项研究得到了欧盟 - 欧盟下一代，GRINS - 培育有韧性、包容性和可持续项目框架 (GRINS PE00000 018 – CUP E63C22002140007) 的部分资助。Leonardo Gambacorta隶属于国际清算银行 (BIS) 和C EPR。Tullio Jappelli和Tommaso Oliviero隶属于那不勒斯费德里科二世大学和CSEF。我们感谢参加ES PE年度大会 (2025年，那不勒斯)、GRINS spoke 3研讨会、线上会议的参与者。本项目表达的观点是作者的观点，不一定反映国际清算银行和欧盟的观点。

1. 我产品介绍

现代生成式人工智能（以下简称 gen AI）的广泛普及预计将对我们的社会产生深远的社会经济影响。自 2022 年底以来，像 ChatGPT 和 Google Gemini 这样的工具已成为免费获取，影响了购物、个性化金融和医疗建议、信息获取和教育等日常活动。¹ 此外，生成式人工智能工具的采用可以改变劳动力市场的供需双方的就业状况。与早期具有突破性技术的个人电脑和互联网相比，生成式人工智能的采用速度更快（Bick 等人，2024）。由于这些原因，人们越来越关注调查个人使用生成式人工智能的程度。谁在使用生成式人工智能，他们使用多少，以及他们使用它的目的是什么？人工智能使用的潜在回报是什么？本文探讨这些问题。

本文通过呈现一项全面的、具有全国代表性的意大利基因人工智能采用调查结果，为文献做出了贡献。我们的数据来自一项全国性调查，即意大利消费者预期调查（ISCE）。该调查与国家就业和收入估计进行基准化，以确保其代表性（Guiso和Jappelli，2024）。在以往的研究中，采用了结构相似的意大利家庭调查来研究意大利家庭对 Covid-19 大流行的反应（Immordino等人，2022，2024）。

为了研究生成式人工智能的用户，ISCE的第三波调查增加了一个临时的附加模块。该模块询问了受访者关于生成式人工智能的知识和使用情况，以及在不同社会经济环境下的潜在使用情况。在下文中，我们利用这些信息来调查这些方面是否因年龄、性别、教育程度和收入等因素而在不同家庭之间存在差异。我们还分析了生成式人工智能的使用对收入回报的影响。²

数据显示，2024年4月，18至75岁的意大利人口中有75.6%意识到生成式人工智能工具，大约37%在过去的12个月内至少使用过一次。生成式人工智能工具的使用在工作之外更为普遍，但强度较低。三分之一

¹ 对于人工智能对家庭活动影响更广泛的讨论，参见 West 和 Allen (2018) 以及 McKinsey & Company (2021)。

² 我们的研究补充了 Loschiavo 等人（2025）的研究，他们利用美国消费者预期调查和意大利家庭联合调查，比较了美国和意大利的通用人工智能采用情况。他们发现美国采用率更高，这是由人口结构和部门构成驱动的，而意大利人则更信任机构以及通用人工智能提升福祉的潜力。

受访者 (32.7%) 表示他们工作以外使用过生成式人工智能，但只有6.4%的人工作以外每天都在使用。我们发现男性对生成式人工智能的了解程度比女性大约高8个百分点；在了解的基础上，男性在过去一年中使用过生成式人工智能工具的可能性比女性大约高7个百分点。在生成式人工智能工具采用方面存在的显著性别差距证实了相关研究的发现，该研究利用了插入在2024年初消费者预期调查 (Aldasoro et al., 2024b) 中的类似调查问题。我们发现，即使考虑到社会人口统计和个人特征，生成式人工智能工具的知晓和使用性别差距仍然存在，这一结果与奥蒂斯等人 (Otis et al., 2024) 的研究结果一致，他们发现即使机会均等，男性使用生成式人工智能的可能性也显著高于女性。

除了性别，教育和年龄的差异可以解释知识和采用上的差异 (Aldasoro et al., 2024a)。年轻人和受过大学教育的人更有可能将生成式人工智能视为增强就业前景的机会 (Aldasoro et al., 2024b)。年龄和教育的作用在学术环境中也很明显，学生和年轻群体表现出更高的AI采用率 (Yusuf et al., 2024)。我们的结果表明，不同年龄和教育群体的AI知识和使用存在很大差异。年轻人 (尤其是18-34岁的人)，以及受教育程度较高的人也更有可能了解和使用AI。年轻人和老年人之间的显著差异反映了在其他环境中发现的“数字鸿沟”，这种鸿沟可能源于老年人对新技术的感知利益有限 (Doerr et al., 2022 ; Armantier et al., 2024)。在其他社会人口特征的情况下，较高的收入也与更高的AI意识和使用相关，尽管这种效应相对较小。

生成式人工智能应用在教育及专业领域正日益普及，并有望提升生产力与效率。在教育领域，学生反馈在使用人工智能驱动的语法检查、剽窃检测、语言翻译和论文大纲设计工具时体验良好 (Malik等，2023)。这些工具能提升学生的写作能力及对学术诚信的理解。然而，对其对创造力、批判性思维和伦理写作实践的影响仍存担忧。鉴于评估教育领域生成式人工智能工具知识与应用的重要性，我们的研究发现学生展现出高度的意识水平和使用率。相比之下，教师意识水平较低，但在具备意识的前提下，采用率和使用率相当高。

我们发现，居住在较大的城市对人工智能意识的提升和使用的影响很小，且在统计上不明显。和任何新兴的开放技术一样，生成式人工智能工具的采用在一定程度上取决于社会信任（Brockman等人，2018）。然而，与许多之前的技术不同，生成式人工智能具有独特的潜力，能够在更广泛的社会环境中影响个人行为（Klockmann等人，2022；2025）。在我们的分析中，创新开放性和积极参与社会活动都与采用生成式人工智能工具的可能性呈正相关。

总体而言，这些发现强调了人口和社会经济因素在塑造人工智能意识和使用方面的重要性，突出了可以通过有针对性的干预措施来促进更广泛采用的地区，特别是在老年人群体和受教育程度较低的人群中。

人工智能工具发展的一个极具争议的方面是它们对就业和工作条件的影响。文献表明，由于与工作相关的因素，采用人工智能工具后，劳动生产率有所提高（Brynjolfsson等人，2023；Peng等人，2024），但对工人的影响存在显著异质性。例如，Noy和Zhang（2023）的一项最近实验记录了 ChatGPT 提高了中级专业写作任务的平均生产率，减少了写作任务所需的时间和提高了写作任务的质量。类似地，使用 GitHub Copilot 等人工智能工具也能提高生产率

³ 以及其他生成式AI应用 在软件开发任务中可提高高达26%（Cui等人，2024年），为战略咨询量身定制可提高约25%的生产力（Dell’Acqua等人，2023年）；企业采用和使用人工智能也被证明可提高各行业的生产力（Czarnitzki等人，2023年）。这些发现说明了生成式人工智能在提高不同职业效率方面的广泛适用性。

利用我们的数据，我们通过分析人工智能使用对收入的影响来估计人工智能的回报率。具体而言，我们将一种门切型收入回归应用于2700名在职受访者的子样本。我们的结果表明，人工智能的使用与收入增加1.8-2.2%相关，相当于多接受半年的教育，并且是20世纪90年代初计算机使用回报率（迪纳多和皮施克，1997）的十分之一。这种估计的影响在包含行业和职业固定效应的模型中保持稳健，并且对于男性来说略高。

³ 在编码行业采用一项准实验，Gambacorta等人（2024年）发现，虽然大型语言模型可以显著提高程序员的生产力，但效果对初级员工更为明显。这种差异似乎源于高级程序员对大型语言模型的参与度较低，而不是该工具对他们来说不够有用。

表明人工智能的采用可能会加剧性别收入差距。尽管人工智能的采用为个人带来了显著收益，但人工智能的接触与更广泛的经济指标（如总工资增长和就业）之间的关系仍然没有定论，一些研究报告了有限的总体影响（Acemoglu，2025年），而另一些研究则报告了更显著的影响（Baily等人，2023年；Briggs等人，2024年；Filippucci等人，2024年）。

本文结构如下。第二节介绍了ISCE。第三节呈现了影响基因人工智能意识和使用的因素的经验分析。第四节提供了与基因人工智能使用相关的收入回报估计。最后一节总结了主要发现并讨论了其政策含义。

2. 调查

我们关于人工智能的数据来源于意大利消费者预期调查（ISCE），这是一项针对18至75岁意大利居民人口进行轮换小组的代表性调查。该调查于2023年10月以及2024年1月、4月、7月和10月进行。作为季度性调查，它收集关于人口统计变量、收入、财富、消费以及关于微观经济和宏观经济变量的预期数据。每次调查包含约5,000个个人观测值，为分析提供了可靠的数据集。

ISCE基于两项突出的国际在线高频调查，这两项调查收集关于实际结果以及预期、偏好和感知的信息。纽约联邦储备银行消费者预期调查收集消费者对通货膨胀、就业、收入和家庭财务的看法和预期的数据。类似地，欧洲中央银行消费者预期调查每月收集来自11个欧元区经济体的约20,000个人的家庭预期数据。ISCE与这些调查的结构一致，确保高质量的数据收集和结果的可比性。

ISCE抽样方案借鉴了意大利中央银行家庭收入和财富调查（SHIW）所使用的方法。样本按居住地区（东北、西北、中部、南部）、年龄段（18-34、35-44、45-54、55-64、65岁以上）、性别、教育程度（大学学历、高中学历、高中以下）和职业（就业、失业）进行分层。数据采集采用计算机辅助网络访谈方式。

(CAWI)。各轮次的平均响应率为33%，与类似的高频调查相比相当。样本权重被应用于确保具有人口代表性的描述性统计数据。有关调查设计、样本结构和与SHIW的比较的详细信息，请参阅ISCE统计公报（参见Guiso和Jappelli, 2024）。

该问卷包含一个每个季度都执行的稳定核心部分，以及轮换的特殊部分。在我们的研究中，我们关注人口统计和经济背景变量以及2024年4月（第3波）的特殊部分，该部分调查了与人工智能相关的话题。具体来说，2024年4月的ISCE包括关于人工智能知识、使用和用途的问题。一个问题要求受访者用1-7分制评价他们对人工智能工具（例如，ChatGPT或Gemini）的熟悉程度。第二个问题询问过去12个月的AI使用频率，范围从“从未”到“每周超过一次”。这些数据被转换为年度使用指标（例如，每年使用的天数）。最后一个问题使用1-7分制评估受访者在不同领域（工作、财务建议、医疗建议、教育或培训，以及休闲）使用人工智能的可能性。为了减少框架效应，这些问题以随机顺序呈现，确保无偏见的回答。调查问题报告在附录A。

表1提供了数据集的关键描述性统计概述。样本包括5005名受访者，包含各种人口统计、教育和地区特征。数据显示，75.6%的受访者了解人工智能，其中35.7%报告使用过人工智能。平均而言，使用人工智能的个体与其互动约10天，但标准差24.9表明使用频率存在显著差异。该表还报告了受访者在不同领域（例如工作、财务建议、医疗建议）使用人工智能的未来计划，休闲和教育/培训是预计未来使用最高的领域（平均得分分别约为2.92和2.99）。

此外，该表格包含性别、教育程度、年龄组、职业、收入和城市规模等人口统计学变量，为数据集的特征提供了全面的快照。这些变量对于理解不同人口群体中影响人工智能意识和使用的各种因素至关重要。

图1直观地展示了年龄与AI知识和使用之间的关系。它揭示出AI意识在较年轻的年龄组中更大，超过80%的受访者声称自己有AI意识；然而，在较老的组别中，意识也很高。尽管存在这种普遍的意识，但在较年轻的年龄组中，AI的使用明显更高。

群体，随着年龄的增长而急剧下降。这在强度边际（使用频率）和广度边际（使用天数）上都得到了证实。

图2说明了不同受教育水平层次上AI知识与使用的关联。该图显示，受教育程度较高的人群（尤其是拥有大学学位者）更可能了解和采纳AI，正如预期的那样。图3描绘了AI认知与使用和家庭收入之间的关系。虽然数据显示较高收入水平与AI采纳之间存在正相关，但关联强度似乎并不强。当聚焦于AI强度使用时，相关性更强。这些证据表明，虽然收入可能影响接触AI工具的机会，但教育程度和年龄等其他因素可能在采纳方面发挥更重要的作用，正如前文图表所示。这些发现意味着，为解决AI获取中的收入差距问题所采取的努力，也应考虑教育和代际因素。

从潜在用途来看，图4展示了受访者未来一年在各类场景中使用AI的计划。直方图揭示，相当一部分受访者（30%）计划在所建议的任何场景都不使用AI。最高的意愿集中在教育、培训和休闲用途，而很少受访者预见到在医疗和财务咨询场景中使用生成式AI，这代表着更关键的应用领域。

3. 人工智能意识和使用的影响因素

表2展示了基于人口统计和社会经济特征的各种因素对基因AI认知和使用情况的回归分析。报告的估计值表示来自概率回归的边际效应（在各个变量的均值处进行评估）。在这些回归中，因变量是二元指标：AI认知（第1列和第2列）和AI使用（第3列和第4列）。AI认知分析使用了所有受访者的样本，而AI使用分析仅限于AI认知指标等于1的受访者子样本。

据估计，性别虚拟变量的影响是正向且具有统计学意义的，表明男性在了解人工智能方面的可能性比女性平均高约7个百分点。这种性别差异在所有模型中均显著。男性与女性在人工智能使用方面的差距也很强且显著，表明男性对人工智能的了解在一定程度上转化为实际使用。这些发现与

近期研究表明，在各种样本和国家中存在生成式AI性别差距（Aldasoro等人，2024a；Bick等人，2024；Otis等人，2024）。这些性别差异的潜在原因可能包括对技术的兴趣水平、资源获取和社会规范的不同。解决这一性别差距对于确保AI利益平等获取至关重要。

高等教育水平与更高的AI意识和使用相关。具体而言，拥有高中文凭或大学学位的受访者分别比教育程度较低者更有可能了解生成式AI，前者大约高10个和16个百分点。此外，在了解AI的前提下，拥有大学学位显著增加了使用AI的可能性。这表明，受教育程度较高的人可能既具备AI知识，也拥有使用它的实际技能或机会。这些发现强调了教育倡议在推广AI素养和采用方面的重要性，并突出了教育机构需要开展有针对性的AI培训项目。

意识和使用人工智能与年龄密切相关。以最年长群体（65岁以上）为基准，最年轻群体（18-34岁）表现出最大的差异，在知晓的条件下，其知晓人工智能的可能性高出11个百分点，使用人工智能的可能性高出30个百分点。因此，年轻人不仅更了解人工智能，也更倾向于使用它。中年群体（35-44岁和45-54岁）的系数显著但低于最年轻群体，而最年长群体（55-64岁）的知晓和使用水平非常低。这些结果表明，在人工智能意识和采用方面存在显著代际差异，这可能是由于年轻人接触技术和数字素养更多。

职业差异进一步支持了这些发现。学生表现出显著更高的AI意识和使用水平，这可能是由于教育环境和他们年龄组与新技术的更大开放性所致。另一方面，教师则显示出较低的AI意识水平，尽管这些差异在统计上并不显著。然而，在控制意识的情况下，教师的AI使用系数显著更高，这表明一旦意识到AI，他们更有可能在实践中采用AI。

对对数收入的系数表明，较高的收入水平与人工智能意识和使用呈正相关。然而，这些效应是适度的，表明随着收入的提高，意识和使用会逐渐增加。有趣的是，人工智能使用的系数小于意识的系数，这意味着收入可能会影响人工智能的获取，但不会

必然是其实际应用。这些发现与麦肯锡公司（2021）的见解一致，后者强调将人工智能融入日常生活实际使用和整合取决于收入之外的其他因素，例如教育、数字素养和个人兴趣。

居住在中等或大型城市与居住在较小城市相比，并不能显著预测人工智能认知度或采纳的差异，这表明生成式人工智能的采纳并非与城市化水平有很强的关联性。在2和4列中，增加了三个额外的变量——风险创新、社交活动与信任，使用的是参与先前调查波次的部分受访者的数据。风险创新作为对创新或风险开放性的代理变量，与人工智能认知度和使用呈正相关，但系数通常不具有统计学意义。相比之下，社交活动所对应的系数与人工智能认知度和使用都呈显著正相关，这表明更大的社交曝光度可能有助于人工智能的采纳。信任的系数对人工智能认知度呈正值，但对人工智能使用则可以忽略不计，这表明信任影响认知度但几乎不影响使用。

表3检验了AI使用的强度，该强度通过过去一年中使用AI工具的天数来衡量。列（1）和（2）展示了OLS估计结果。它们表明，在控制其他因素后，男性平均每年使用生成式AI工具的天数比女性多约四天。对于具有大学学历的受访者与没有高中学历的受访者之间也观察到类似的差异。年龄组的系数证实了早期的研究发现：年轻人更密集地使用AI工具，随着年龄的增长，使用频率下降。学生以及社交互动水平较高的受访者也报告了更密集的AI工具使用情况。为了保证稳健性，列（3）和（4）报告了Tobit估计结果，这些估计考虑了数据的删失特性，并证实了OLS模型得出的统计显著性结论。这些发现表明，某些人口统计群体不仅采用AI，还更深入地参与其中。

表4将焦点转移到不同情境下潜在人工智能使用的决定因素，包括工作、医疗和财务建议、教育/培训以及休闲。因变量测量受访者在这些情境下使用人工智能的可能性，采用1（非常不可能）到7（非常可能）的量表。基于OLS回归模型的结果显示，男性在所有情境下都更可能使用人工智能，其中财务建议的效果最强（系数：0.062）。

教育程度也在未来人工智能使用中发挥作用。虽然高中教育的系数很小且通常不显著，但拥有大学学位的受访者在大多数情况下显示出积极且显著的影响，特别是在与工作相关的（0.068）和休闲（0.035）活动方面。相比之下，大学教育对获得医疗和财务建议的影响微不足道或不显著，反映了人工智能在不同领域的相关性差异。年龄对未来人工智能使用具有强烈、积极且递减的影响。较年轻的群体（18-34岁）在所有类别中显示出最大且最显著的系数（平均：0.178），而最年长的群体（55-64岁）显示出较小但仍显著的影响（平均：0.048）。这些结果再次证实，较年轻的人更有可能在未来使用人工智能工具，这可能是由于他们对技术的熟悉程度更高和数字素养水平更高。职业差异也很明显：学生和教师显示出更高的未来人工智能使用，特别是在与工作和教育相关的环境。收入效应是一致的但适度，系数在不同环境下从0.014到0.030不等。最后，城市规模显示出只有微弱且边缘显著的影响，表明城市化水平对未来人工智能使用的变化有限。

4. 对人工智能的回报

在这一节中，我们使用明瑟型收入函数估计人工智能使用对收入的影响——这是劳动经济学中一个标准框架，它将工资与人力资本联系起来，人力资本通常由教育和工作经验来衡量。该模型以对数线性形式规定，使得估计系数可以被解释为与额外一年的教育、额外一年的经验或工作中的人工智能使用相关的收入近似百分比变化。

我们初步检验了人工智能不影响就业概率。然后我们关注2,700名18至64岁就业受访者样本，使用受访者收入的对数作为因变量。表5报告了结果。在基准设定中，我们控制了收入的标准决定因素，包括高中和大学虚拟变量、年龄、性别和城市规模。在其他回归中，我们还控制了行业固定效应（第2列）、职业类型效应（第3列）以及行业和职业效应（第4列）。所有回归，包括基准回归，都控制了地区固定效应。

在所有规格中，性别收入溢价约为15%，并且仍然高度显著。控制职业和部门固定效应会略微降低估计

“男性溢价”。完成高中学业与没有高中学历的人员相比，收入增加了2.8%至4.1%，而完成大学学业则使收入增加约18%至20%，与现有关于收益的实证证据一致。

⁴ 注意，然而，该样本包括更高比例的大学生为了意大利的教育。毕业生相对于人口的比例。年龄系数表明，年轻工人（18-34岁）的收入比参考组（55岁以上）低约3%，这与劳动力市场经验较低水平一致。对于35-44岁年龄组，效应较小（约2%），但仍然具有统计显著性。最后，中大型城市的系数接近于零，并且在所有规格中都不显著。包括职业和部门固定效应略微降低了高中和大学教育的估计回报，表明部分观察到的收入差异可归因于排序到更高收入的职业和部门。

对于本文的目的而言，最重要的是，使用通用人工智能工具与收入增长1.8-2.2%相关联，其他因素保持不变。⁵ 这种效应在经济上不可忽视，因为它相当于额外半年教育投资的回报，并且代表着90年代初观察到计算机使用回报的约10%（Di Nardo和Pischke，1997）。这些发现表明，人工智能的采用可以提升生产力和收入，突出了将人工智能工具整合到劳动力队伍中的潜在经济收益。

我们承认我们的估计不一定能识别出AI使用与收入之间的因果关系。由于潜在的内生性和自我选择进入AI采用，建立因果关系仍然具有挑战性。然而，观察到的关联与关于AI提高生产力的日益增多的微观层面证据一致。工具变量方法可能有助于解决内生性问题，但它们需要难以验证的强烈假设。尽管如此，最近的实验和准实验研究表明，AI采用后任务层面的生产力有显著提高。例如，Gambacorta等人（2024年）记录了编码任务中55%的生产力提升。一项涉及96名谷歌软件工程师的随机对照试验表明，使用AI工具可将任务时间缩短21%。类似地，崔等人（2024年）报告了高达26%的增长。

⁴ 阿尔加恩等（2021）报告称，在意大利，高等教育学位相对于高中毕业证书的平均内部回报率约为10%，这一效应处于经合组织估计值的较低水平。

⁵ 这种效应大于Humlum和Vestergaard（2025）对使用AI聊天机器人所估计的效应。他们采用利用雇主政策差异作为准实验的差异-差异方法，发现仅对职业的收益和记录工作小时有适度效应，其置信区间排除了超过1%的影响。

软件开发任务。Brynjolfsson等人（2023年）发现，人工智能通过每小时解决的问题数量使客户服务水平提高了14%。这些研究表明，人工智能的生产力效应在特定行业（例如服务业）和编码、客户支持等任务中尤为显著。

重要的是，这些微观层面的生产率提升并不总是能转化为巨大的总体效应。在宏观经济层面，最近的估计表明人工智能对全要素生产率（TFP）增长的贡献只有适度。例如，Acemoglu（2025）估计人工智能导致美国TFP增长提高了0.07个百分点。Bergeaud（2024）报告了欧元区提高了0.29个百分点，而Filippucci等人（2024）估计美国提高了0.24-0.64个百分点。协调这些微观和宏观层面的发现需要进行进一步分析，特别是在人工智能采用如何在更广泛的人群中扩散，以及如何因人口群体、部门和职业而异，尤其是在那些更容易受到自动化影响的人群中。

图5展示了基于表5第4列报告的回归模型（该模型包含职业和部门固定效应）估计的AI对不同人口子群体的效应。首先，我们按性别划分样本，并强调男性在使用通用AI方面的估计回报更大且估计更精确。虽然系数彼此之间在统计上没有差异，但结果表明AI的使用可能会加剧劳动力市场中的男性性别溢价。其次，使用部门总衡量

⁶ 我们把样本中的人分类为接触由Aldasoro等人（2024c）开发的生成式人工智能，如同在高暴露或低暴露行业工作。高暴露行业包括金融、房地产和商业服务、专业活动和公共行政。图5中的估计表明，在这些高暴露行业中就业的个人从生成式人工智能的使用中所获得的回报略大。

为了进一步探究异质性，我们将样本限制为就业人员（不包括个体经营者），并根据职业暴露进行分类。高暴露职业包括教师、经理、高级官员、大学教授和法官。再次，我们发现，在职业暴露程度更高的群体中，生成式AI使用的回报率更高且更精确地估计，尽管与低暴露群体相比，这种差异很小。这种有限的差异可能反映了AI使用的回报率不仅

⁶ 这项措施基于Felten等人(2021)的数据集，该数据集将美国的职业、行业和地理暴露映射到人工智能上。

通过职业或行业暴露，还通过个人特征，如技能、对技术的熟悉程度和学习能力。

与这一解释一致，我们观察到在年龄在18-44岁的人群和大学毕业生中，估计回报的差异更为明显，这两个群体如先前分析所示，报告了显著更高的对生成式AI工具的认知和采用。

总体而言，这些结果与近期记录人工智能采用者获得积极收入回报的研究结果相符。它们有助于弥合大型微观经济效应（通常关注特定群体或行业）与生成式人工智能对总收入的更为谦逊的宏观经济估计之间的差距。重要的是，除了平均效应之外，我们的研究结果表明需要解决结果中的潜在不平等来源，以确保人工智能采用带来的经济利益的公平获取。

5. 结论

生成式人工智能工具的采用正以深刻的方式改变行业、经济和社会。我们的研究为意大利家庭生成式人工智能意识和使用的影响因素以及与生成式人工智能采用相关的经济回报提供了宝贵的见解。

我们发现人工智能意识和使用方面存在显著的性别、年龄和教育程度差异。男性、较年轻人群以及受教育程度较高的人群更有可能了解和使用生成式人工智能工具。这些差异表明需要采取有针对性的措施来弥合数字鸿沟，以确保人口所有群体都能从人工智能进步中受益。此外，收入对人工智能使用的适度影响表明，虽然较高的收入有助于获得人工智能工具，但其他因素——如教育和数字素养——在实践应用中发挥着更重要的作用。

人工智能应用的经济效益在我们的研究中显而易见，人工智能的使用与收入增长2%相关。这一收益相当于半年额外教育所带来的回报，突出了人工智能提升生产力和收入的可能性。然而，男性在人工智能使用上获得更大回报的现象表明，人工智能的采用可能会加剧劳动力市场上的现有性别差异。

为应对人工智能认知和使用方面的差距，政策制定者应投资数字素养项目，并将人工智能培训纳入教育课程。这些举措应面向所有年龄段，特别关注老年人及受教育程度较低的人群，以弥合数字鸿沟。项目可包括有针对性的推广 outreach，

导师机会，以及技术领域女性的支持网络。最后，劳动力培训计划应专注于培养与人工智能相关的技能。这包括提升技能和再培训计划，帮助工人适应不断变化的劳动力市场需求。政策应考虑不同行业和职业在推广人工智能应用中的具体需求。量身定制的培训计划和对跨行业人工智能整合的支持可以帮助确保人工智能的收益在整个经济中得到广泛分配。

参考文献

- 阿西莫格鲁, D. (2025). “人工智能的简单宏观经济学” *经济政策*, 40(121), 13-58. 阿尔甘, Y., G. 布伦内洛, E. 戈雷奇, 和 A. 希斯托娃 (2021). “通过投资教育增强欧洲的社会和经济韧性”, EE NEE 分析报告 42. 阿尔达索罗, I., O. 阿尔芒蒂耶, S. 多尔, L. 加姆巴科尔塔, 和 T. 奥利维罗 (2024a). “关于生成式人工智能和家庭就业前景的调查研究证据: 信任问题下的就业前景”, BIS公报 86. 阿尔达索罗, I., O. 阿尔芒蒂耶, S. 多尔, L. 加姆巴科尔塔, 和 T. 奥利维罗 (2024b). “生成式人工智能的性别差距”, *经济学通报*, 241, 111814. 阿尔达索罗, I., S. 多尔, L. 甘巴科尔塔和D. 里斯 (2024c). “人工智能对产出和通胀的影响”, 国际清算银行工作论文1179. 阿尔芒蒂耶, O., S. 多尔, J. 弗罗斯特, A. 富斯特和K. 舒 (2021). “消费者信任谁处理他们的数据? 美国调查证据”, 国际清算银行简报42. 阿尔芒蒂耶, O., S. 多尔, J. 弗罗斯特, A. 富斯特和K. 舒 (2024). “毫无隐瞒? 性别和年龄在共享数据意愿上的差异”, 国际清算银行工作论文1187. 贝利, M., E. 布赖约夫森和A. 科里尼克 (2023). “心智的机器: 人工智能驱动生产力繁荣的案例”, 布鲁金斯学会, 2023年5月. 伯热, A. (2024). “欧洲生产力的过去、现在和未来”, 于2024年7月里斯本欧洲中央银行论坛上提交的论文. 比克, A., A. 布兰丁, 和D.J. 德明 (2024). “生成式人工智能的快速采用”, 美国国家经济研究局工作论文32966. 布里斯, J. 和D. 科德纳尼 (2024). “一年后的AI转型: 仍在轨道上, 但宏观影响仍需数年”, 高盛全球经济分析, 2024年4月. 布罗克曼, P., I. 库拉纳和R. 钟 (2018). “社会信任与开放式创新”, 研究政策, 47 (10), 2048-2065. 布赖约夫森, E., D. 李和L. 雷蒙德 (2023). “工作中的生成式人工智能”, 美国国家经济研究局工作论文31161. 陈, S., S. 多尔, J. 弗罗斯特, L. 甘巴科尔塔和H.S. 辛 (2023). “金融科技性别差距”, *金融中介杂志*, 54, 101026. 崔志康, M. Demirer, S. Jaffe, L. Musolf, S. Peng, 和 T. Salz (2024). “生成式人工智能对高技能工作的影响: 来自三个软件开发商现场实验的证据”. 可在SSRN上找到, 编号4945566. Czarnitzki, D., Fernández G.P. 和 Rammer C. (2023). “人工智能与企业层面的生产力”, *经济行为与组织杂志*, 211, 188-205. 德尔阿夸, F., E. 麦弗朗德三世, E.R. 莫利克, H. 利弗希茨-阿萨夫, K. 凯洛格, S. 拉贾恩德兰, L. 克雷耶, F. 卡德隆, 和 K.R. 拉卡尼, (2023). “穿越参差不齐的技术前沿: 人工智能对知识工作者生产率和质量影响的实地实验证据”. 哈佛商学院技术与运营管理单位工作论文 24-013. 迪纳多, J.E., 和 Pischke J.S. (1997). “重新审视计算机使用的回报: 铅笔是否也改变了工资结构”. *经济学季刊*, 112(1), 291- 303. 多尔 S., 弗罗斯特 J., 盖巴科塔 L. 和 邱 H. (2022). “人口老龄化和数字鸿沟”. 苏尔福政策简报, 270.

菲利普奇, F., P.加尔和M.施费夫 (2024年)。“奇迹还是神话? 评估人工智能带来的宏观生产率提升”, 经合组织人工智能论文, 第29号, 11月。费尔滕, E., M.拉贾和R.西曼斯 (2021年)。“人工智能的职业、行业和地理暴露: 一个新数据集及其潜在用途”, 战略管理杂志42, 219 5-217。甘巴科塔, L., H.邱, D.里斯和S.山 (2024年)。“生成式人工智能与劳动生产率: 一项关于编码的实地实验”, BIS工作论文1208。吉乌索, L.和T.贾佩利 (2024年)。“意大利消费者预期调查: 统计简报”, CSEF工作论文722。胡姆兰, A.和E.韦斯特加德 (2025年)。“大型语言模型, 小劳动效应”, NBER工作论文, 33777。伊莫尔迪诺, G., T.贾佩利和T.奥利维罗 (2024年)。“疫情期间消费和收入预期”, 家庭经济评论, 22 (1), 95-116。Immordino, G., T. Jappelli, T. Oliviero和A. Zazzaro (2022年)。“对新冠感染的恐惧与消费: 来自意大利家庭调查的证据” 卫生经济学, 31 (3), 496-507。克洛克曼, V., 冯·申克 A. 和 维莱瓦 M.C. (2022)。“人工智能、伦理和代际责任” 经济行为与组织杂志, 203, 284-317。克洛克曼, V., 冯·申克 A. 和 维列瓦 M.C. (2025)。“人工智能, 分布公平性和关键性”, 欧洲经济评论 178, 105098。Loschiavo, D., O. Armantier, A. Dalla Zuanna, L. Gambacorta, M. Moscadelli, 和 I. Supino (2025)。“GenAI 采用: 美国和意大利的比较研究”, 手稿。Malik, A.R., Y. Pratiwi, K. Andajani, W. Numertayasa, S. Suharti, A. Darwis, 和 Marzuki (2023)。“在学术论文中探索人工智能: 高等教育学生的视角” 国际教育研究杂志开放, 5, 100296。麦肯锡公司 (2021年)。“人工智能在日常生活中的应用: 人工智能如何改变消费品和服务”。麦肯锡全球研究所。诺伊, S., 和Zhang, W. (2023年)。“关于生成式人工智能生产力的实验证据”, 科学, 6654(381), 187-92。奥蒂斯, N.G., B. 哈斯, K. 克兰尼, S. 德科尔, 和 R. 孔宁, (2024)。“全球性别差距和生成式人工智能的证据”。哈佛商学院工作论文, 25-023。彭, S., W. 斯瓦泰克, A. 高, P. 塞万利, 和 H. 张 (2024)。“聊天机器人的人工智能革命: 来自随机对照实验的证据”, 工作论文。帕沙罗普洛斯, G., 和 H. 帕特里诺斯 (2018)。“教育投资的回报: 全球文献的十年回顾”, 政策研究工作论文 8402。世界银行, 华盛顿特区。韦斯特, D.M., 和 J.R. 艾伦, (2018)。“人工智能与工作的未来”。布鲁金斯学会。雅苏夫, A., N. 普尔文, 和 M. 罗曼-戈内茨 (2024)。“生成式人工智能与高等教育的未来: 对学术诚信的威胁还是改革? 来自多元文化视角的证据”, 高等教育中的教育技术应用国际杂志, 21, 1-29。

表1. 描述性统计

	均值	SD	N
人工智能意识	.756	.43	5005
AI使用 (0/1)	.357	.479	5005
人工智能使用 (天)	10.028	24.936	5005
人工智能未来应用 (工作)	2.525	1.896	5005
人工智能的未来应用 (财务建议)	2.398	1.75	5005
人工智能未来应用 (医疗建议)	2.551	1.809	5005
人工智能未来应用 (教育和培训)	2.92	1.952	5005
人工智能未来应用 (休闲)	2.999	1.968	5005
AI未来应用(平均)	2.678	1.599	5005
男性	.494	.5	5005
高中	.471	.499	5005
大学	.217	.412	5005
年龄 (18-34)	.235	.424	5005
年龄 (35-44)	.16	.367	5005
年龄 (45-54)	.228	.42	5005
年龄 (55-64)	.223	.416	5005
年龄 (65-以上)	.154	.361	5005
老师	.023	.15	5005
学生	.039	.193	5005
北	.461	.499	5005
中心	.198	.398	5005
南	.341	.474	5005
Log(income)	.678	.523	5005
中等城市	.223	.416	5005
大城市	.244	.429	5005
创新风险	.405	.308	3743
社交活动	1.868	1.129	4218
信任	5.265	2.281	4218

注意。该表报告了使用样本权重的选定变量的均值和标准差。

表2。人工智能意识和使用的影响因素

	人工智能意识	人工智能意识	人工智能使用	人工智能使用
男性	0.073 (0.012)***	0.055 (0.016)***	0.077 (0.017)***	0.078 (0.021)***
高中	0.098 (0.013)***	0.108 (0.016)***	0.037 (0.021)*	0.031 (0.026)
大学	0.161 (0.014)***	0.158 (0.018)***	0.118 (0.026)***	0.130 (0.032)***
年龄 (18-34)	0.113 (0.018)***	0.092 (0.023)***	0.366 (0.026)***	0.336 (0.034)***
年龄 (35-44)	0.083 (0.018)***	0.093 (0.022)***	0.247 (0.029)***	0.214 (0.037)***
年龄 (45-54)	0.054 (0.018)***	0.060 (0.022)***	0.191 (0.028)***	0.177 (0.035)***
年龄 (55-64)	0.000 (0.019)	-0.001 (0.023)	0.088 (0.030)***	0.100 (0.036)***
老师	-0.031 (0.047)	-0.054 (0.060)	0.125 (0.056)**	0.123 (0.069)*
学生	0.084 (0.032)***	0.075 (0.047)	0.208 (0.043)***	0.155 (0.063)**
Log(income)	0.038 (0.012)***	0.041 (0.016)***	0.031 (0.017)*	0.021 (0.022)
中等城市	0.006 (0.015)	0.005 (0.020)	0.003 (0.022)	-0.011 (0.027)
大城市	0.027 (0.015)*	0.027 (0.019)	0.005 (0.022)	-0.032 (0.027)
创新风险		0.007 (0.025)		0.038 (0.036)
社交活动		0.015 (0.007)**		0.033 (0.010)***
信任		0.012 (0.004)***		0.002 (0.005)
<i>N</i>	5,005	3,234	3,783	2,438

注意。该表格报告了使用稳健标准误估计的probit模型的边际效应（在各个变量的均值处评估）。所报告的估计值代表probit回归的边际效应。在这些回归中，因变量是二元指标：AI意识和AI使用。AI意识度分析（第1列和第2列）使用了所有受访者的样本，而AI使用分析（第3列和第4列）仅限于AI意识度指标等于1的受访者子样本。所有回归均包含地区固定效应。*** p值≤0.01；** p值≤0.05；* p值≤0.1。

表3. 人工智能使用决定因素 (天)

	最小二乘法	最小二乘法	托比特	托比特
男性	4.121 (0.887)***	4.512 (1.038)***	9.115 (1.682)***	10.231 (2.131)***
高中	0.591 (0.938)	-0.078 (1.080)	3.161 (2.109)	1.880 (2.560)
大学	5.279 (1.369)***	4.487 (1.582)***	11.867 (2.544)***	11.786 (3.083)***
年龄 (18-34)	14.256 (1.442)***	11.588 (1.857)***	37.263 (3.081)***	32.237 (3.831)***
年龄 (35-44)	8.635 (1.420)***	5.318 (1.682)***	25.800 (3.242)***	19.845 (3.924)***
年龄 (45-54)	5.489 (1.212)***	3.446 (1.471)**	18.958 (3.080)***	15.474 (3.748)***
年龄 (55-64)	2.213 (1.122)**	1.310 (1.319)	8.371 (3.195)***	7.875 (3.778)**
老师	3.540 (3.374)	9.260 (4.453)**	9.403 (4.930)*	16.027 (6.340)**
学生	9.944 (3.153)***	13.439 (4.792)***	16.969 (3.860)***	19.962 (5.923)***
Log(income)	1.106 (0.943)	0.546 (1.115)	2.713 (1.720)	1.648 (2.175)
中等城市	1.956 (1.183)*	2.079 (1.484)	2.197 (2.179)	2.087 (2.840)
大城市	1.246 (1.143)	0.237 (1.285)	1.513 (2.147)	-1.456 (2.665)
创新风险		0.764 (1.786)		2.774 (3.633)
社交活动		1.305 (0.505)***		3.465 (1.007)***
信任		-0.101 (0.251)		-0.082 (0.498)
N	3,783	2,439	3,783	2,439

注意。该表报告了列 (1) 和 (2) 中的 OLS 估计值以及列 (3) 和 (4) 中的 Tobit 估计值，均采用稳健标准误。所有回归均包含地区固定效应。*** p 值 ≤ 0.01 ；** p 值 ≤ 0.05 ；* p 值 ≤ 0.1 。

表4。使用人工智能的计划

	工作	财务建议	医疗建议	教育/ 训练	闲暇	平均
男性	0.058 (0.007)***	0.062 (0.007)***	0.035 (0.007)***	0.050 (0.008)***	0.056 (0.008)***	0.052 (0.006)***
高中	0.005 (0.008)	-0.000 (0.008)	-0.007 (0.009)	0.011 (0.009)	0.014 (0.009)	0.004 (0.007)
大学	0.073 (0.011)***	0.017 (0.011)	-0.010 (0.011)	0.054 (0.012)***	0.048 (0.012)***	0.037 (0.010)***
年龄 (18-34)	0.248 (0.011)***	0.143 (0.012)***	0.091 (0.013)***	0.200 (0.012)***	0.208 (0.013)***	0.178 (0.010)***
年龄 (35-44)	0.189 (0.012)***	0.109 (0.012)***	0.064 (0.013)***	0.143 (0.013)***	0.160 (0.013)***	0.133 (0.011)***
年龄 (45-54)	0.161 (0.010)***	0.083 (0.011)***	0.048 (0.012)***	0.119 (0.012)***	0.110 (0.012)***	0.104 (0.010)***
年龄 (55-64)	0.083 (0.010)***	0.031 (0.010)***	0.010 (0.012)	0.055 (0.011)***	0.063 (0.012)***	0.048 (0.009)***
老师	0.087 (0.028)***	-0.025 (0.025)	-0.010 (0.026)	0.072 (0.028)***	0.005 (0.029)	0.026 (0.022)
学生	0.035 (0.021)*	-0.019 (0.019)	-0.027 (0.020)	0.124 (0.022)***	0.019 (0.022)	0.027 (0.016)*
Log(income)	0.030 (0.007)***	0.026 (0.007)***	0.014 (0.008)*	0.026 (0.008)***	0.023 (0.008)***	0.024 (0.006)***
中等城市	0.010 (0.009)	0.004 (0.009)	0.018 (0.009)*	0.017 (0.010)*	0.013 (0.010)	0.012 (0.008)
大城市	0.017 (0.009)*	0.002 (0.009)	0.007 (0.009)	0.008 (0.009)	0.009 (0.010)	0.009 (0.008)
<i>N</i>	5,005	5,005	5,005	5,005	5,005	5,005

注意。该表报告了使用稳健标准误的OLS估计。所有回归均包含地区固定效应。*** p值≤0.01；** p值≤0.05；* p值≤0.1。

表5. 对AI的回报

	基线	职业FE	扇区FE	FE
男性	0.155 (0.007)***	0.155 (0.007)***	0.145 (0.007)***	0.148 (0.007)***
高中	0.040 (0.009)***	0.027 (0.009)***	0.039 (0.009)***	0.027 (0.009)***
大学	0.240 (0.009)***	0.214 (0.011)***	0.235 (0.010)***	0.211 (0.011)***
年龄 (18-34)	-0.036 (0.010)***	-0.036 (0.010)***	-0.033 (0.010)***	-0.035 (0.010)***
年龄 (35-44)	-0.022 (0.011)**	-0.023 (0.011)**	-0.020 (0.011)*	-0.022 (0.011)**
年龄 (45-54)	-0.012 (0.010)	-0.014 (0.010)	-0.011 (0.010)	-0.013 (0.010)
中等城市	-0.004 (0.008)	-0.006 (0.008)	-0.003 (0.008)	-0.005 (0.008)
大城市	-0.002 (0.008)	-0.008 (0.008)	-0.001 (0.008)	-0.007 (0.008)
AI使用 (0/1)	0.023 (0.007)***	0.020 (0.007)***	0.022 (0.007)***	0.019 (0.007)***
N	2,700	2,700	2,700	2,700

注意。该表格报告了使用稳健标准误的 OLS 估计值。所有回归均包含地区固定效应。样本包括年龄在 18-64 岁之间的就业受访者。*** p 值 ≤ 0.01 ; ** p 值 ≤ 0.05 ; * p 值 ≤ 0.1 。

图1. 按年龄分的AI知识与使用

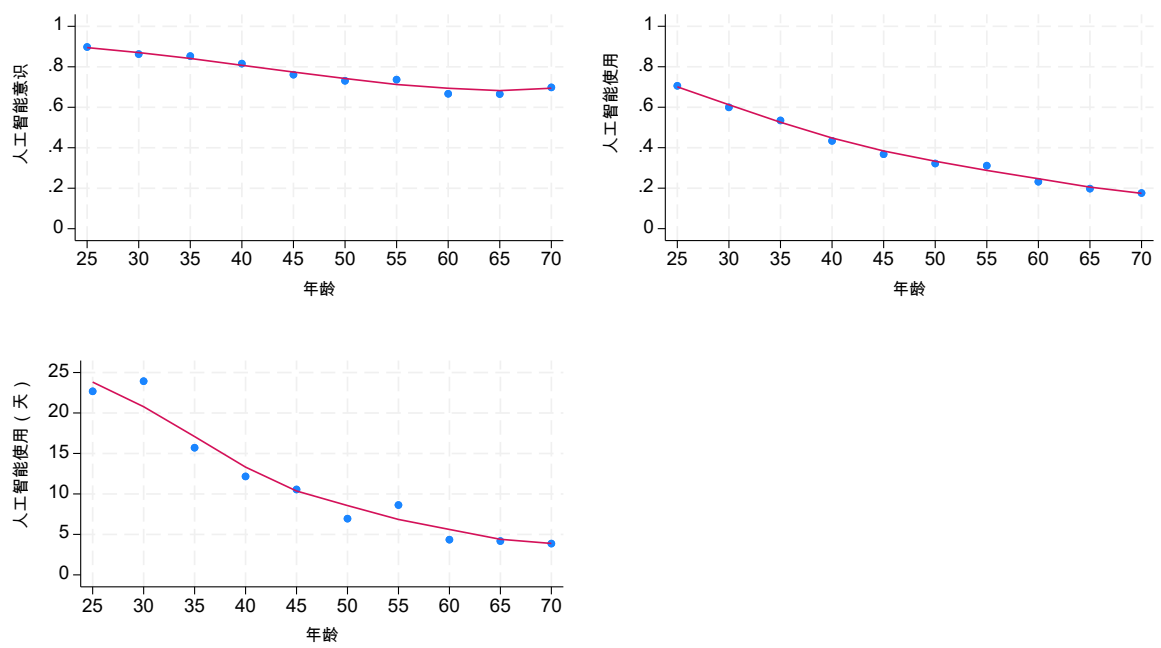


图2. 按教育程度划分的人工智能知识与使用

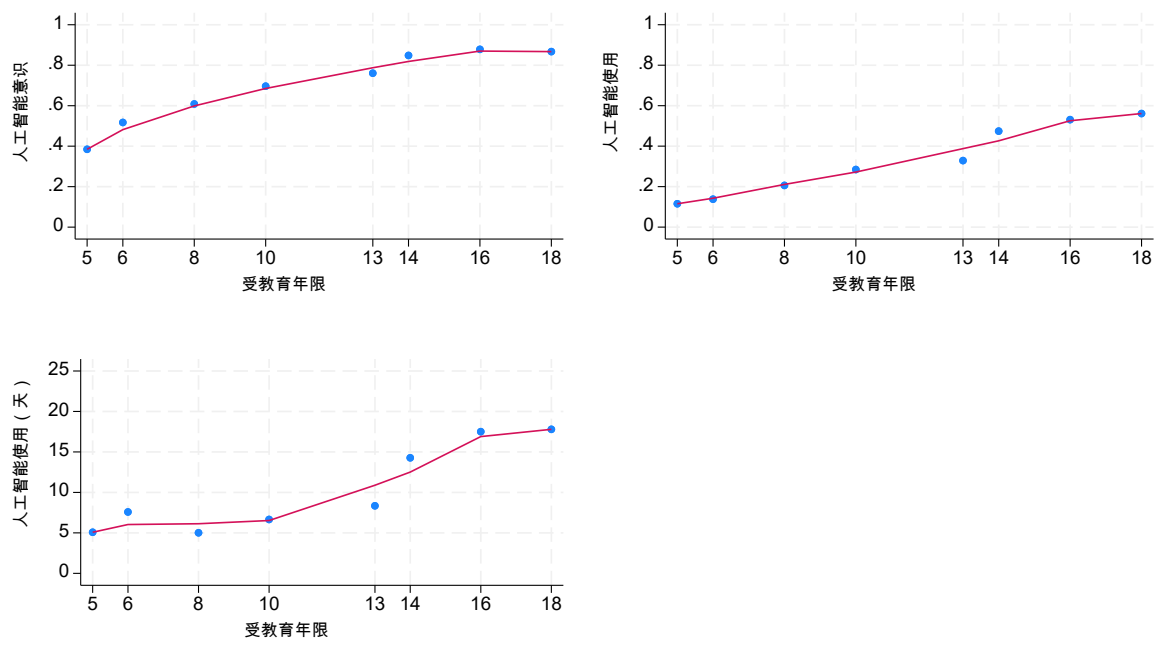


图3. 按收入划分的人工智能知识和使用情况

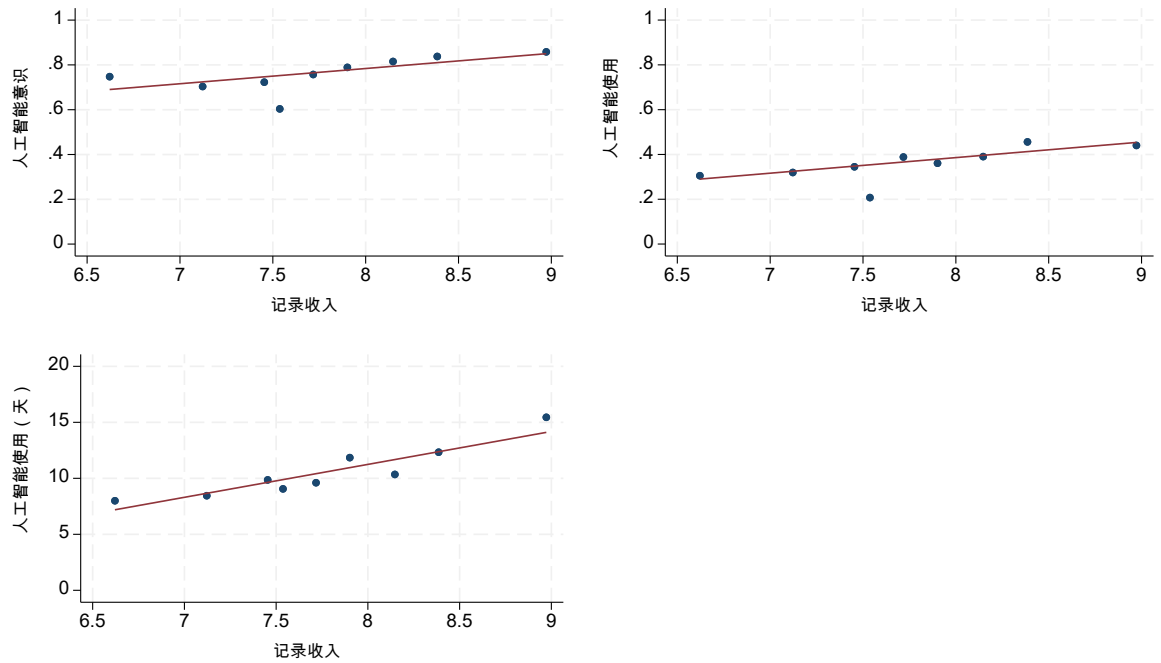


图4. 未来12个月使用AI的计划

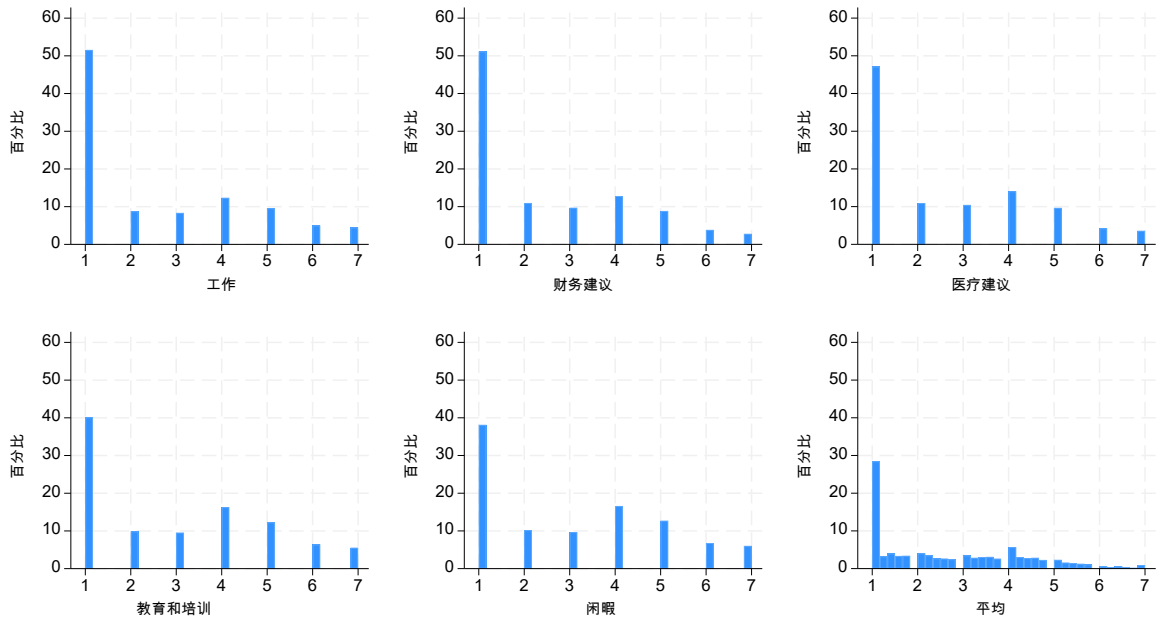
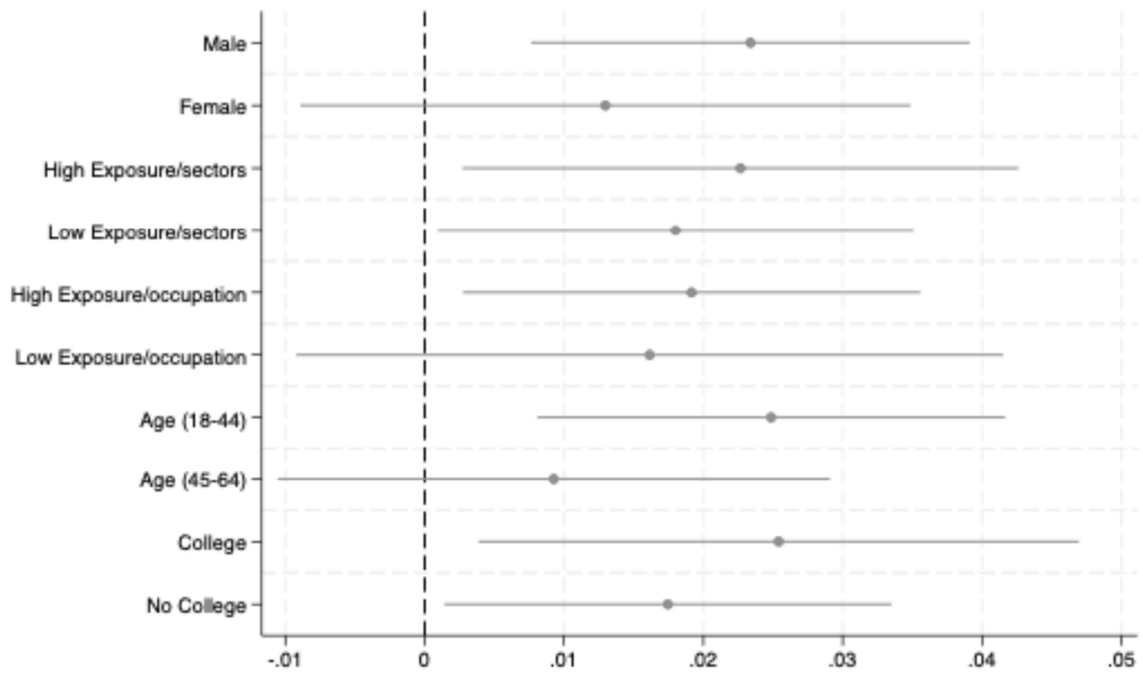


图5. 人工智能和日志收益：异质性分析



注意。该图报告了因变量“AI使用（0/1）”对不同子群个体的OLS估计，Y轴上标注了这些子群。95%置信区间使用稳健标准误报告。所有回归都包含了地区、行业和职业的固定效应。

附录 A

1. 调查问题

H7. 关于人工智能工具（如ChatGPT和Gemini）您了解多少？请根据1到7的评分标准给您的答案打分，其中1表示“我一无所知”，7表示“我了解很多”

1 “我一无所知”	2	3	4	5	6	7 “我知道很多”
○	○	○	○	○	○	○

H8. 在过去12个月里，您使用过人工智能工具（例如ChatGPT或Gemini）的频率如何？（仅限一个答案）

1. 从不 2. 每月不到一次 3. 每月一次 4. 每周一次 5. 每周多次

H9. 在未来12个月里，你可能在以下哪些情境中使用人工智能工具？对于每一个，请在从1到7的量表上标出使用概率，其中1表示“非常不可能”，7表示“非常可能”。（每项一个答案，轮流输出）

	1 “非常 不太可能”	2	3	4	5	6	7 “非常 可能”
1. 在你的工作中	○	○	○	○	○	○	○
2. 获取财务建议	○	○	○	○	○	○	○
3. 获取医疗建议	○	○	○	○	○	○	○
4. 用于教育或培训	○	○	○	○	○	○	○
5. 对于休闲活动（例如 绘画或创建视频）	○	○	○	○	○	○	○

本系列之前卷册

1297 2025年10月	BIS多部门模型：一个多国 宏观经济分析环境	马蒂亚斯·伯格特，朱利奥·科尔内利 Burcu Erik，Benoit Mojon，Daniel 里斯和马蒂亚斯·罗特纳
1296 2025年10月	预测央行数字货币支付偏好： 一个离散选择实验	蔡成珠，金奉燮， 金容植、權五根 朴昭恩
1295 2025年10月	快速支付中的定价：实用且 理论概述	何塞·奥拉佐，霍尔蒂银行，吉列尔莫 加利西亚，尼利玛·拉姆特基，瓦特拉 Shreeti和Kiyotaka Tanaka
1294 2025年10月	分析脉搏：分解 宏观情绪与大型语言模型	权兵川，朴泰镇， Phurichai Rungcharoenkitkul and 弗兰克·斯梅茨
1293 2025年10月	国际风险分担和财富 高阶累积量分配	吉安卡拉洛·科尔塞蒂，安娜·利皮尼斯卡 和 Giovanni Lombardo
1292 2025年9月	天气灾害的宏观经济影响： 一个全球和行业分析	托尔sten·艾勒斯，乔恩·弗罗斯特，卡洛斯 马德拉和伊利约克·Shin
1291 2025年9月	利用人工智能 监控金融市场	马特奥·阿基利纳，道格拉斯·阿劳约， 加斯顿·杰洛斯，泰津·帕克和 费尔南多·佩雷斯-克鲁斯
1290 2025年9月	速度溢价：高频交易 和资本成本	马特奥·阿基林纳，杰纳·伊比库勒 哈拉丁·尔扎耶夫和许思
1289 2025年9月	货币的流动性状态依赖 政策传达	奥利弗·阿什塔里·塔夫蒂，罗德里戈 古伊马雷斯，加博尔·潘德和 让-夏尔·温南特斯
1288 2025年9月	首都谜题	爱德华多·阿马拉尔
1287 2025年9月	银行的监管风险承受能力	米凯尔·尤塞利乌斯，奥雷娅·蓬特 马奎斯和尼古拉·塔拉谢夫
1286 2025年9月	量化宽松和收紧是如何的 影响公司吗？	埃杰门·埃伦，丹尼斯·戈雷亚和 道境斋
1285 2025年8月	R* 在东亚：商业、金融周期和 外溢效应	皮埃尔·L·西克洛斯，多拉·夏 陈宏毅

所有卷册均可在我们的网站www.bis.org上获取。