

Gen - AI：人工智能和工作的未来

由 Mauro Cazzaniga , Florence Jaumotte , Longji Li , Giovanni Melina , Augustus J. Panton , Carlo Pizzinelli , Emma Rockall 和 Marina M. Tavares 编写

SDN / 2024 / 001

基金组织工作人员讨论说明（SDN）展示了基金组织工作人员正在开发的与政策相关的分析和研究，并发表了这些分析和研究以征求意见并鼓励辩论。工作人员讨论说明中表达的观点是作者的观点，不一定代表货币基金组织的观点，其执行董事会或国际货币基金组织管理层。

2024
JAN



© 2024 国际货币基金组织 SDN / 2024 / 001

基金组织工作人员讨论说明
研究部

Gen - AI：人工智能和工作的未来

Mauro Cazzaniga、Florence Jaumotte、Longji Li、Giovanni Melina、Augustus J. Panton、Carlo Pizzinelli、
Emma Rockall 和 Marina M. Tavares 编写*

Pierre - Olivier Gourinchas 授权发行 2024 年 1 月

基金组织工作人员讨论说明（SDN）展示了基金组织工作人员正在开发的与政策相关的分析和研究，并发表了这些分析和研究以征求意见并鼓励辩论。工作人员讨论说明中表达的观点是作者的观点，不一定代表货币基金组织、其执行董事会或货币基金组织管理层的观点。

摘要：人工智能（AI）具有重塑全球经济的潜力，尤其是在劳动力市场领域。发达经济体将比新兴市场和发展中经济体更快地体验到人工智能的好处和陷阱，这在很大程度上是因为它们的就业结构侧重于认知密集型角色。关于人工智能的暴露有一些一致的模式：女性和受过大学教育的人更容易暴露，但也更容易获得人工智能的好处，而年长的工人可能不太能够适应新技术。如果人工智能和高收入工人之间的互补性很强，劳动收入不平等可能会加剧，资本回报会加剧财富不平等。但是，如果生产率提高足够大，大多数工人的收入水平可能会激增。在这种不断变化的格局中，发达经济体和更发达的新兴市场经济体需要专注于升级监管框架和支持劳动力重新分配，同时保护那些受到不利影响的人。新兴市场和发展中经济体应优先发展数字基础设施和数字技能。

推荐引用：Cazzaniga 等。2024 年。“Gen - AI：人工智能和工作的未来”。国际货币基金组织工作人员讨论说明 SDN2024 / 001，国际货币基金组织，华盛顿特区。

ISBN:	979-8-40026-254-8
JEL 分类号:	E24、J24、J31、O33、O38
关键字:	人工智能, 劳动力市场, 就业置换, 收入不平等, 发达经济体, 新兴市场经济体, 低收入发展中国家
作者的电子邮件地址:	

* 作者感谢 Pierre - Olivier Gourinchas 和 Antonio Spilimbergo 的反馈和指导，以及许多国际货币基金组织同事的有用评论。本文表达的观点是作者的观点，不应归因于国际货币基金组织，其执行董事会或管理层。任何剩余的错误都是作者的责任。

Contents

执行摘要	2
I. Introduction	
II. AI 暴露和互补性	5
三、AI 诱导转型中的工人再分配	11
四、人工智能、生产力和不平等	15
V. 人工智能准备	19
六、结论和政策考虑	22
附件一数据	26
附件 2. 关于人工智能职业暴露和潜在互补性的补充信息	28
附件 3. 工人过渡分析方法	29
附件 4. 型号详情	32
附件 5. 人工智能准备指数	34
参考文献	36
盒子	
1. AI 职业暴露与潜在互补 1	24
2. 人工智能主导的创新和更大包容性的潜力 1	25
数字	
1. 按 AI 敞口和互补性划分的就业份额：国家 / 地区组 and 选择	8
2. 按风险敞口和互补性划分的就业份额 (选定国家)	9
3. 按人口群体分列的高暴露职业的就业份额	10
4. 按收入十分位数划分的高暴露职业中的就业份额	11
5. BRA 和 GBR 大学教育高暴露工人的职业转变	12
6. 巴西和美国按教育水平划分的就业份额生命周期概况	13
7. 离职工人 1 年再就业概率	14
8. 根据职业变化估算的工资溢价	15
9. 在英国接触人工智能和自动化和收入	17
10. 按收入百分位数划分的总收入变化	18
11. 对骨料的影响 (百分比)	18
12. 人工智能准备指数和	20
13. ICT 就业份额和 AI 准备指数的各个组成部分	21

执行摘要

人工智能（AI）将深刻改变全球经济，一些评论家认为它类似于新的工业革命。它对经济和社会的影响仍然难以预测。这在劳动力市场的背景下尤其明显，在劳动力市场中，人工智能有望提高生产率，同时威胁要在某些工作中取代人类，并在其他工作中补充人类。

全球近 40 % 的就业都受到人工智能的影响，发达经济体面临更大的风险，但也比新兴市场和发展中经济体更好地利用人工智能的好处。在发达经济体中，由于认知任务导向型工作的普及，大约 60% 的工作接触到了人工智能。对潜在 AI 互补性的新度量表明，其中约一半可能受到 AI 的负面影响，而其余的则可能受益于通过 AI 集成提高的生产力。新兴市场经济体的总体风险敞口为 40%，低收入国家为 26%。尽管许多新兴市场和发展中经济体可能会经历较少的人工智能相关干扰，但他们也没有准备好抓住人工智能的优势。这可能会加剧数字鸿沟和跨国收入差距。

AI 将影响收入和财富不平等。与之前的自动化浪潮不同，自动化浪潮对中等技能工人的影响最大，人工智能取代的风险延伸到了更高的工资收入者。然而，潜在的人工智能互补性与收入呈正相关。因此，对劳动收入不平等的影响在很大程度上取决于人工智能取代或补充高收入工人的程度。模型模拟表明，在高互补性的情况下，高收入者可以预期其劳动收入的增长比例超过比例，从而导致劳动收入不平等的加剧。这将扩大收入和财富不平等的增加，这是由高收入者获得的资本回报增加导致的。各国在人工智能产权定义以及再分配和其他财政政策方面的选择最终将影响其对收入和财富分配的影响。

生产率的提高如果强劲，可能会导致大多数工人的更高增长和更高的收入。由于资本的深化和生产率的激增，AI 的采用有望提高总收入。如果 AI 在某些职业中有力地补充了人类劳动，并且生产率的提高足够大，那么更高的增长和劳动力需求可以弥补 AI 对劳动力任务的部分替代，并且收入可以在大部分收入分配中增加。

受过大学教育的工人更愿意从面临流失所风险的工作转向高互补性的工作；年长的工人可能更容易受到人工智能驱动的转型的影响。例如，在英国和巴西，受过大学教育的个人历史上更容易从现在被评估为具有高流失所潜力的工作转移到具有高度互补性的工作。相比之下，没有受过高等教育的工人的流动性降低。适应和熟悉新技术的年轻工人也可能能够更好地利用新机会。相比之下，年长的工人可能会在再就业，适应技术，流动性和新工作技能培训方面苦苦挣扎。

为了充分利用人工智能的潜力，优先事项取决于各国的发展水平。一项新的人工智能准备指数表明，先进和更发达的新兴市场经济体应该投资于人工智能创新和整合，同时推进适当的监管框架，以优化人工智能使用增加带来的好处。对于准备不足的新兴市场和发展中经济体，基础设施发展和建立数字技能劳动力至关重要。对于所有经济体来说，社会安全网和对人工智能易感工人的再培训对于确保包容性至关重要。

I. Introduction

人工智能（AI）有望提高生产率和增长，但其对经济和社会的影响尚不确定，因工作角色和部门而异，有可能扩大差距。作为积极的生产力冲击，人工智能将扩大经济的生产边界，并将导致劳动力和资本之间的重新分配，同时引发许多就业和部门的潜在深刻变化。人工智能为解决复杂问题、提高预测准确性、加强决策、促进经济增长和改善生活提供了前所未有的机会。然而，正是由于其在众多领域的广泛而灵活的适用性，对经济和社会的影响是不确定的（Ilzetzki 和 Jai 2023）。

AI 代表了广泛的技术，旨在使机器能够感知，解释，行动和学习，以模仿人类的认知能力。在这个范围内，生成 AI（GeAI）包括复杂的大型语言模型等系统，这些模型可以通过从大量的训练数据中学习来创建从文本到图像的新内容。相比之下，其他 AI 模型则更为专业化，专注于模式识别等离散任务。同时，自动化的特点是专注于优化重复性任务以提高生产率，而不是生产新内容。人工智能领域正在经历快速发展，特别是随着 GeAI 的出现，它扩大了人工智能的潜在应用。这表明其影响将扩大，以重塑工作职能和分工。

需要考虑的一个关键方面是人工智能的社会可接受性。可接受性可能因工作角色而异。一些职业可能会无缝集成人工智能工具，而另一些职业可能会因为文化、道德或运营问题而面临阻力。这种不确定性在劳动力市场变得尤为明显。

尽管人工智能具有面向生产的应用程序的潜力，但其效果可能会喜忧参半。在一些需要人类对人工智能进行监督的部门，它可以提高工人的生产率和劳动力需求。相反，在其他领域，人工智能可能会为大量的工作转移铺平道路。然而，经济总生产率的提高可能会增强整体经济需求，从而可能为大多数工人创造更多的就业机会。此外，这种演变还可能导致新部门和工作角色的出现 - 以及其他部门的消失 - 超越了部门间的重新分配。

除了直接的就业影响之外，另一个关键的经济层面是资本收入渠道。随着人工智能推动效率和创新，那些拥有人工智能技术或在人工智能驱动行业拥有股份的人可能会经历资本收入的增加。这种转变可能会加剧不平等。

人工智能挑战了这样一种信念，即技术主要影响中产工作，在某些情况下还影响低技能工作：它的先进算法现在可以增强或取代以前认为不受自动化影响的高技能角色。虽然自动化和信息技术集成的历史浪潮主要影响日常任务，但 AI 的功能扩展到认知功能，使其能够处理大量数据，识别模式并做出决策。因此，即使是高技能的职业，以前被认为不受自动化的影响，因为它们的复杂性和对深厚专业知识的依赖，现在也面临着潜在的破坏。

¹ 受教育程度相对较高的技术的另一个历史例子是计算器的引入。在广泛使用计算器之前，考虑到相当一部分人口没有受过教育，会计师的角色被认为是中高技能的工作。计算器的引入导致会计师的数量减少（Wootton 和 Kemmerer 2007）。

解释 - 传统上是受过高等教育的专业人员的领域 - 现在可能会被高级 AI 算法增强甚至取代，这可能会加剧职业之间和内部的不平等。这种转变挑战了传统观点，即技术进步主要威胁低技能工作，并指出劳动力市场的转变比以前的技术革命更广泛，更深入。

人工智能的影响也可能在不同发展水平或不同经济结构的国家之间存在显著差异。发达经济体及其成熟的行业和服务驱动型经济体通常将更多的工作集中在需要复杂认知任务的部门。因此，这些经济体更容易受到人工智能创新的影响，但也更容易从人工智能创新中受益。

相反，新兴市场和发展中经济体通常仍然依赖体力劳动和传统产业，最初可能会面临较少的人工智能导致的的中断。然而，这些经济体也可能错过早期人工智能驱动的生产率增长，因为它们缺乏基础设施和熟练的劳动力。随着时间的推移，人工智能的鸿沟可能会加剧现有的经济差距，发达经济体利用人工智能获得竞争优势，而新兴市场和发展中经济体则努力将人工智能融入其增长模式。

为了说明人工智能对未来工作的潜在影响以及各国应制定哪些政策作为回应，本说明旨在回答六个问题。

- (1) 哪些国家更容易受到人工智能的采用？哪些国家可能受益最大？
- (2) 人工智能对各国工人的影响有何不同？哪些部分工人可能会蓬勃发展，哪些工人面临更多风险？
- (3) 从历史上看，工人在面临不同 AI 暴露的角色之间转换的频率有多频繁？这些转变揭示了什么关于劳动力适应性的见解？
- (4) 人工智能在哪些方面可以重塑收入和财富不平等？
- (5) 对增长和生产率的潜在影响是什么？
- (6) 哪些国家似乎为 AI 转型做好了更好的准备？政策如何最大化收益并减轻可能的 AI 相关挑战？

本说明建立在越来越多的工作基础上，探讨了人工智能对劳动力市场和宏观经济的影响。到目前为止，许多实证研究主要集中在美国，发现很大一部分劳动力的许多任务，包括高技能工人的任务，可以被人工智能大量取代 (例如，Felte、Raj 和 Seamas 2021 年、2023 年；Elodo 等 2023 年；Webb 2020 年)。一些研究 (OECD 2023；Albaesi 等 2023；Briggs 和 Kodai 2023) 采用了跨国方法；Gmyre, Berg 和 Bescod (2023) 对新兴市场经济体进行了全面审查，发现与先进经济体相比，对 AI 的接触较少；科伦坡，Mercorio 和 Mezzazaica (2019) 专注于意大利劳动力市场。这些研究应用了类似于自动化文献中使用的经验方法 (例如，Ator 和 Dor 2013, Acemogli 和 Restrepo 2022, Das 和 Hilgestoc 2022)。

本注释在四个重要方面对现有文献做出了贡献首先，虽然以前的 AI 暴露措施通常隐含地将暴露与人类任务的可替代性等同起来，但本文试图使用 Pizzielli 等人 (2023 年) 开发的方法来评估与劳动力的互补性和替代的潜力。这种方法考虑了职业的更广泛的社会，道德和物理背景，以及所需的技能水平，以辨别 AI 是否可以补充或取代角色。这增加了最近的研究，这些研究试图使用纯粹基于任务的框架来进行这种区分 (Acemogli 和 Restrepo 2018, 2022；Gmyre, Bert 和 Bescod 2023)。其次，该说明提供了一些对潜力的初步见解。

工人从面临流离失所风险的职业过渡到具有高人工智能互补性潜力的职业，利用一个先进和一个新兴市场经济的微观数据。第三，深入研究人工智能如何影响国家内部的收入和财富不平等。它剖析了不同人口统计学和收入水平的人工智能暴露模式，并使用基于模型的分析来评估人工智能对劳动力和资本收入不平等以及收入水平的影响。最后，该说明使用了大量先进和新兴市场以及发展中经济体的样本，研究了不同收入水平的国家对这一技术转变的人工智能准备情况如何不同。

通过此分析，有一些重要的警告。首先，尽管在模型分析中，人工智能互补性高的职业活动增长，而低互补性的职业下降——模仿部门重新分配——人工智能暴露的分析假设部门规模是固定的，每个职业所需的任务是不变的。因此，结果对于中短期而言更为相关。从长远来看，工人可能会在不同的部门和角色之间迁移，或者获得新的技能，工作也会发生变化。此外，该分析假设同一职业中的工人将受到相同的影响，但 AI 的影响可能会有所不同。人工智能也可能影响公司动态和市场集中度（**Babia** 和其他人，即将出版），推动不同公司工人之间的不平等。其次，这项研究依赖于这样一个前提，即在类似职业中执行的任务在世界各地是同质的，而跨国之间可能存在重大差异。第三，该方法从职业和国家之间的联系（贸易联系）以及 AI 暴露的跨境溢出中抽象出来。最后，虽然对工人的 AI 暴露和社会准备的分析使用了经验方法，但对不平等和生产率的潜在影响是通过模型分析的。因此，后者取决于潜在的强校准假设。人工智能采用的速度，受公司投资于任何必要的实物资本所需的时间以及利用人工智能所需的重组的影响，很难预见。同样，发挥总体宏观经济效应所需的时间，对部门间生产要素重新分配的影响，新产业的诞生以及人工智能对经济和社会的确切影响都具有挑战性。任何估计都体现了一定程度的不确定性，让人想起过去引入的通用技术，例如电力。这种不确定性也适用于本注释的结果。

注释的其余部分结构如下。第二节说明了人工智能暴露和互补性的概念框架，并试图从经验上量化各国和各国工人对人工智能的暴露和互补性。第三部分研究了历史上工人在面临不同程度的 AI 暴露和互补性的角色之间转移的容易程度。第四节使用一个模型来预测人工智能采用对生产力、收入和不平等的潜在影响。第五节评估各国在关键政策领域的人工智能准备情况。第六节总结并提出政策考虑。

II. AI 暴露和互补性

II.1 概念框架

评估人工智能对就业的影响是复杂的，因为它的快速发展、整个生产过程整合的不确定性以及社会观念的转变。鉴于基于 AI 的技术的快速发展和不断发展的能力，哪些生产流程将集成 AI 和哪些人

随着时间的推移，人工智能不断变化的社会可接受性也可能影响其与生产过程的整合。

本说明完善了一个常用的概念框架，以更好地衡量人类工作对人工智能的暴露程度和互补性。为了研究技术创新对工作的影响，标准的做法是将个人职业概念化为一系列任务，并考虑哪些任务可以被技术取代或补充（例如，Acemoglu 和 Restrepo 2022；以及 Moll, Rachel 和 Restrepo 2022 最近的应用）。Felte, Raj 和 Seamas（2021, 2023）将 AI 的“暴露”定义为 AI 应用程序与每个职业所需人类能力之间的重叠程度。该分析通过使用 Pizzielli 和其他人（2023）的潜在 AI 互补性指数来增强这种方法。该指数利用了有关职业的社会、道德和物理背景的信息，以及所需的技能水平（有关详细信息，请参见方框 1）。该指数反映了一个职业可能受到 AI 驱动的工作转移的屏蔽程度，并且当与高 AI 曝光率配对时，可以表明 AI 的互补性潜力。例如，由于文本分析的进步，法官高度接触人工智能，但他们也高度免受流离失所的影响，因为社会目前不太可能将司法裁决委托给无监督的人工智能。因此，人工智能可能会补充法官，提高他们的生产力，而不是取代他们。相反，文书工作者也非常暴露于人工智能，但屏蔽水平较低，更有可能被取代。屏蔽和互补性的水平可能会随着时间的推移而以不同的速度发展，反映出更高的人工智能准确性，这将减少“幻觉”的机会——人工智能系统输出不是基于现实或给定背景。社会偏好和可用的替代方案也将发挥作用（有关此现象的定量说明，请参阅 Pizzielli 等 2023）。例如，在低收入国家，训练有素的医生很少，可扩展的人工智能支持的医疗咨询可能被视为一个有吸引力的选择。本说明的其余部分将高 AI 暴露和高屏蔽驱动的互补潜力更简洁地称为“互补性”。”

对暴露和互补性的联合考虑表明，每个职业更有可能经历人工智能采用的劳动力市场发展类型。人工智能可以自主完成任务的高曝光率职业可能会导致人类劳动力需求减少，从而导致工资下降。需要人类对 AI 进行监督的工作可能会提高生产率，这将提高现有工人的劳动力需求和工资。然而，即使在人工智能可能补充人类劳动的职业中，没有人工智能相关技能的工人也有减少就业的风险。因此，获得 AI 相关技能的难易程度将决定这项技术的最终影响。

根据这两个标准，职业可以分为三类：“高暴露，高互补性”；“高暴露，低互补性”；和“低暴露”（见方框 1）。3 尽管指标（以及用于定义高低的阈值，以它们的中位数值表示）是相对度量，但这种分类突出了不同职业在 AI 暴露和互补潜力方面的总体差异。高曝光率、高互补性的职业在人工智能支持方面具有巨大潜力，因为人工智能可以在工作和决策方面为员工提供补充。然而，在这些角色中无监督使用 AI 的范围有限。这些主要是具有高度责任感和人际交往的认知工作，例如由外科医生，律师和。

² 一个警告是，某些高曝光率、高互补性工作的生产率提高可能导致其需求下降。

³ As discussed in Box 1, complementation is of limited relevant when AI exposure is limited. Hence, for the sake of simplicity, this note groups vocities with low exposure together without of their potential complementation.

法官。在这样的角色中，员工可能会从人工智能中获得生产力优势，只要他们具备与技术交互所需的技能。另一方面，高曝光率、低互补性的职业非常适合人工智能整合，但人工智能取代人工任务的可能性更大。这可能导致劳动力需求下降和这些工作的工资增长放缓。电话推销员就是一个很好的例子。最后，低暴露职业“在人工智能应用方面的潜力很小或根本没有。这个小组涵盖了各种各样的职业，从洗碗机和表演者到其他人。

这个概念框架有几个注意事项。 First, the index of Felten, Raj, and Seamans (2021) and the complementation measure discussed in Box 1 offer only a relative interpretation. In other words, these measures tell us whether a given occupation is more or less exposed, or complementary, than.

其次，高度的互补性仍然可能导致不具备所需技能或雇主不投资于技术的工人脱离职业。早期投资这些技术的公司将巩固相对于竞争对手的商业优势。换句话说，尽管分析假设同一职业中的工人将受到相同的影响，但 AI 的影响可能会有所不同。在整合人工智能方面更成功的公司可能会比竞争对手提高生产率，并支付更高的工资，加剧职业内部的不平等。第三，概念框架仅提供了暴露和互补性的静态视图。在这方面，它没有提到必要的 IT 基础设施的现有或未来可用性，也没有提到工人获得所需技能或跨不同职业搬迁的能力。它也没有考虑到人工智能和机器人技术持续集成的影响。此外，它没有考虑到社会偏好的潜在变化，这也将影响法规，并可能使无监督的人工智能在越来越多的环境中被接受，或者禁止在其他环境中使用。在宏观经济方面，它没有考虑采用速度和影响采用的因素，包括企业承担的成本与生产率收益相比。概念框架也没有考虑到反馈效应，例如，通过采用人工智能带来的更高的整体生产率，可以提高大多数类型工作的劳动力需求，部分抵消人工智能的潜在负面影响。

该说明采用这种分类来评估许多国家当前的就业结构对人工智能的影响。 使用国际劳工组织（ILO）在线就业数据库和国际一致的的职业分类，这些定义适用于 142 个国家。为了检查国家内部的差异，基于 400 多个职业头衔的更细粒度的分类也适用于具有良好微观数据覆盖的国家：两个发达经济体（英国和美国）和四个新兴市场经济体（巴西，哥伦比亚，印度，南非）。

II.2 跨国差异

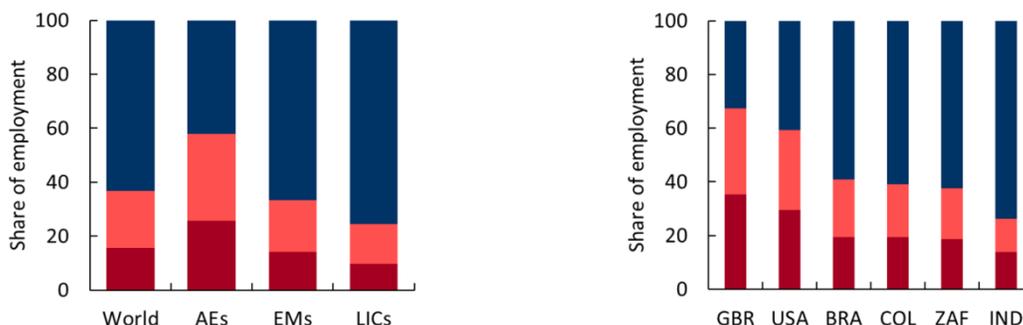
全球约有 40 % 的工人从事高暴露职业；在发达经济体中，这一比例为 60 %，这表明潜在的巨大宏观经济影响。 与新兴市场经济体和低收入国家相比，发达经济体在具有低或高互补性的高暴露职业中所占的份额更大（图 1，面板 1）。在平均发达经济体中，27 % 的就业是高暴露，高互补性的职业，33 % 的就业是高暴露，低互补性的工作。相比之下，新兴市场经济体的相应份额为 16 和。

⁴ 具体而言，对来自国际劳工组织数据库的 142 个国家的分析使用了国际标准职业分类（ISCO）-08 分类的 72 个次主要职业组（2 位数水平）。微观数据分析使用了印度相同分类的 130 个次要组（3 位数）和其他五个国家的 436 个单元组（4 位数）。有关详细信息，请参阅附件 1。

分别为 24 %，低收入国家的份额分别为 8 % 和 18 %。5 在使用更精细的分类来查看选定的单个国家时，也会出现类似的结果（图 1，面板 2）。几乎 70% 和 60% 的英国和美国就业，分别是在高曝光率的职业，大致平等地分布在那些高和低互补性的职位之间。新兴市场经济体的高暴露就业从巴西的 41% 到印度的 26% 不等。

图 1. 按人工智能敞口和互补性划分的就业份额：国家组和选定的单个国家

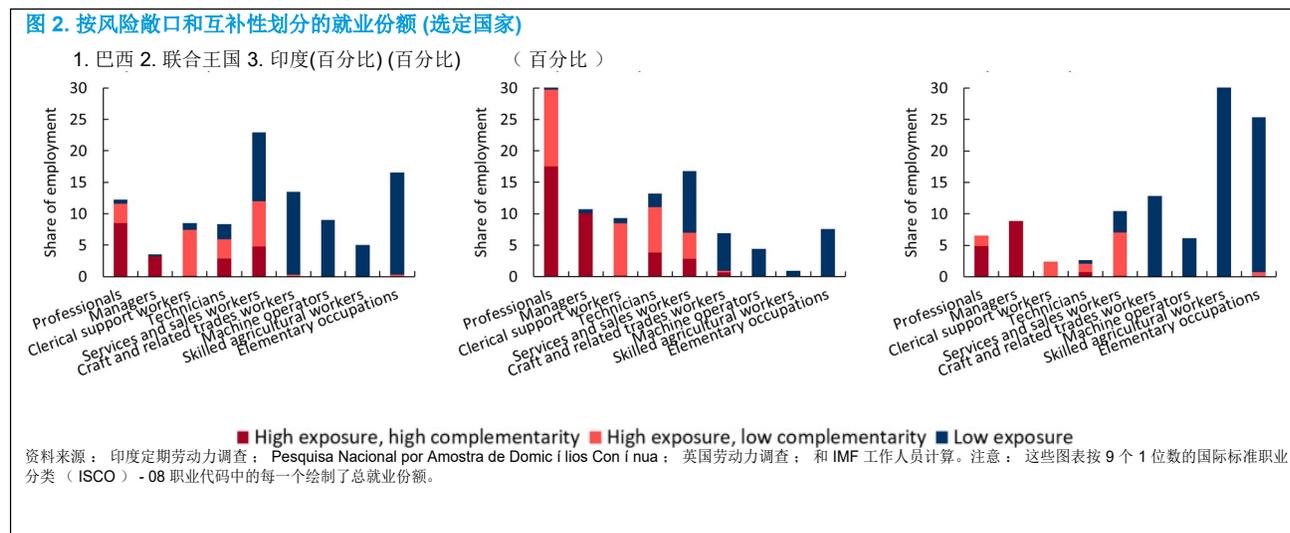
1. 国家组 2. 选定国家 (百分比) (百分比)



资料来源：美国社区调查；印度劳动力定期调查；国际劳工组织；南非的劳动力市场动态；Pesquisa Nacional por Amostragem de Domicílios Contínuos；英国劳动力调查；和国际货币基金组织。High exposure, high complementarity High exposure, low complementarity Low exposure
注：国家 / 地区标签使用国际标准化组织（ISO）国家 / 地区代码。AE = 发达经济体；EMs = 新兴市场经济体；LIC = 低收入国家；世界 = 样本中的所有国家 / 地区。每个国家 / 地区组中的就业份额按工作年龄人口加权平均值计算。

从反映各国经济结构的广泛职业群体来看，劳动力的构成解释了各国在接触和互补性方面的大部分差异。图 2 报告了三个国家按职业群体划分的就业份额，这些国家在暴露职业中的就业份额明显不同。英国在专业和管理职业中的就业占很大一部分，这些职业表现出很高的曝光率和很高的互补性，在文书支持工作者和技术人员职业中，通常曝光率很高，互补性很低。在印度，大多数工人是工匠，熟练的农业工人和低技能或“初级”工人；其中大多数属于低暴露类别。巴西代表了一个广泛的中间案例。

5 平均数字背后存在异质性。在发达经济体中，高暴露，高互补性职业（HEHCs）的就业份额介于 20.2 % 和 37.3 % 之间；高暴露，低互补性职业（HELCS）的份额介于 25.9 % 和 46.1 % 之间；低暴露职业（LE）的份额介于 22.5 和 53.6 %。在新兴市场经济体中，HEHC 的范围为 5.7 - 28.2 %，HELCS 的范围为 10.4 - 34.7 %，LE 的范围为 46.1 - 75.9 %。在低收入国家，HEHC 的范围为 2 - 35.3 %，HELCS 的范围为 1.4 - 33 %，LEs 的范围为 54 - 96.1 %。



这些发现表明，发达经济体可能更容易受到人工智能采用带来的劳动力市场变化的影响，这种变化在比新兴市场经济体和低收入国家更短的时间内实现。鉴于发达经济体在低互补性职业和高互补性职业中的就业比例很高，人工智能带来的结构转型可能会产生更加两极分化的影响。一方面，他们面临着更大的风险，劳动力流离失所和有害的收入发展的工人在高暴露和低互补性的职业。另一方面，由于他们在高曝光率和高互补性工作中的就业人数增加，他们能够更好地利用新兴的人工智能增长机会。净就业影响将取决于各国创新、采用和适应人工智能的能力。发达和新兴市场和发展中经济体都面临着围绕这些预测的相当大的不确定性。例如，在低收入国家，人工智能的采用可以反映移动技术的迅速采用，并从人工智能中带来巨大的边际收益。此外，随着适当的数字基础设施到位，人工智能也可能为新兴市场和发展中经济体提供解决技能短缺的机会，特别是在卫生和教育部门，有可能提高包容性和生产力(方框 2)。

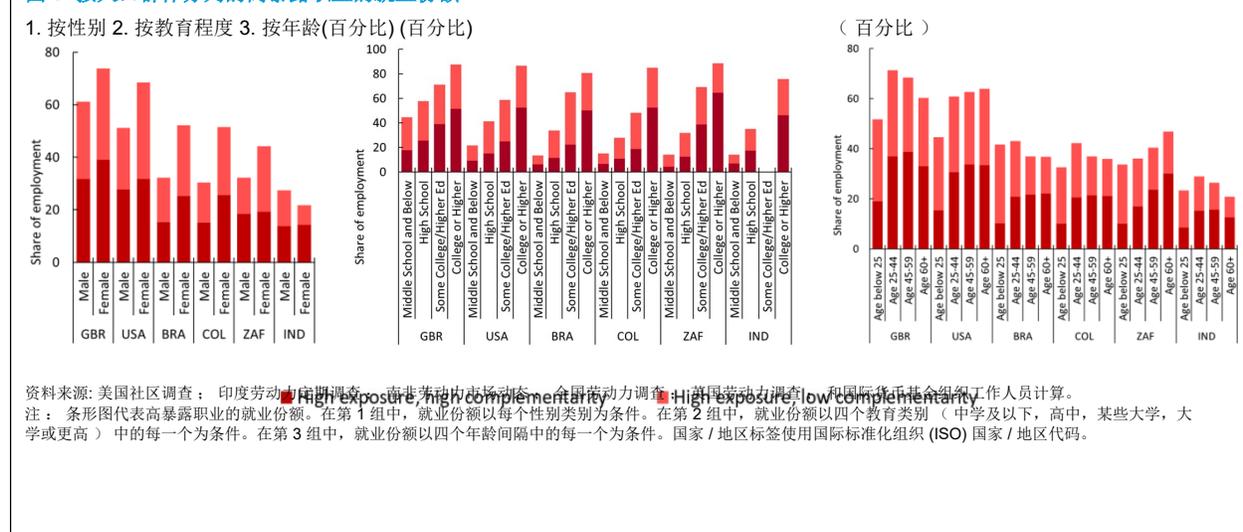
II.3 国内差异

除了每个国家对人工智能的总体暴露外，国家内的不同群体可能会受到不同的影响。人工智能的出现可能会加剧国家内部在不同方面的不平等，如个人收入水平、教育水平或性别。了解哪些群体最脆弱，对于设计可以减轻这些影响的政策至关重要。有趣的是，尽管先进经济体和新兴市场经济体以及发展中经济体之间的国家对人工智能的总体暴露存在显著差异，但对于颗粒微观数据分析中包含的两个发达经济体和四个新兴市场经济体，国家内部个人的暴露模式非常相似。一个重要的警告是，其他国家的发现可能有所不同。

女性和受教育程度更高的工人的接触率更高，但与人工智能互补的可能性更高(图 3)。In most countries, women tend to be employed in high - exposure ocitations more than men (Figure 3, panel 1). Because this share is distributed approximately equally

在低和高互补性工作之间，结果可以解释为意味着女性面临更大的风险和更多的机会。这种模式的例外可能是由于妇女在农业工作中的比例很高，特别是在农业部门很大的国家（例如印度）。关于教育，在所审查的所有国家中，较高的教育水平与高暴露职业的就业份额有关，但这在具有高度互补性的职业中尤其明显（图 3，第 2 部分）。更高的曝光率支持了一种流行的观点，即与自动化不同，人工智能可能会更强烈地影响高技能工人。然而，更大的互补性减轻了更高的暴露。最后，年龄差异没有表现出共同的模式（图 3，面板 3）。这是因为不同年龄群体在性别和教育方面的组成在各国之间非常不同，从而掩盖了基于年龄的差异。在英国和美国，由于过去 30 年大学出勤率的增加，年轻群体拥有更多受过大学教育的人；年龄组的性别组成相似。在新兴市场经济体和低收入国家，受过高等教育的人较少，但由于最近女性劳动参与率的上升，年轻群体拥有更多女性。

图 3. 按人口群体分列的高暴露职业的就业份额

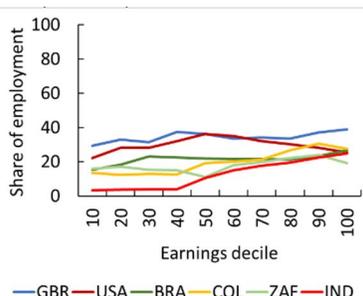


风险敞口沿着劳动收入分配分布，但人工智能的潜在收益与收入呈正相关。面临流离失所风险的职业（高暴露，低互补性工作；图 4，面板 1）的就业份额在收入分位数之间大致相似（新兴市场经济体的斜率为轻度正）。这与以前的自动化和信息技术浪潮不同，在过去的浪潮中，中等收入者流离失所的风险最高。与流行的话语一致，人工智能不同于传统的自动化，可能会影响整个收入分配中工人的工作。但是，与 AI 具有高度互补潜力的职业（高曝光率，高互补性的工作；图 4，面板 2）的就业更集中在高收入分位数。收益与潜在互补性之间的相关性教育水平的研究结果一致，对于新兴市场经济体而言更为明显（图 4，面板 3）。这表明，人工智能的收益可能会不成比例地流向高收入者，特别是在印度等国家，以及在较小程度上的美国，在这些国家，互补性稳步上升。在英国等国家，这种现象可能会更加柔和，因为在这些国家，互补性的增加处于顶峰。

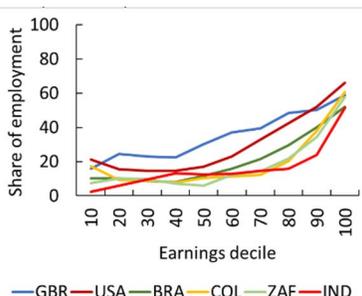
图 4. 高暴露职业和潜在互补性中的就业份额

收入十分位数

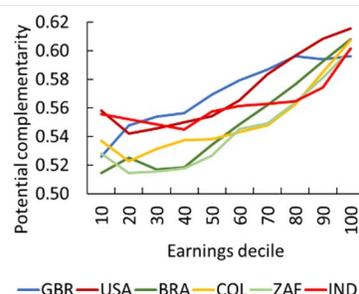
1. 高曝光，低曝光 - 2。
互补性 (百分比)



高暴露、高互补性 (百分比)



3. 潜在的互补性



资料来源：美国社区调查；印度定期劳动力调查；南非劳动力市场动态；Pesquisa Nacional por Amostragem de Domicílios Coninua；Pizzielli 等（2023 年）；英国劳动力调查；和国际货币基金组织的工作人员计算。
注：第 1 小组显示了高曝光率但互补性低的工作中的就业份额，第 2 小组显示了高曝光率和高互补性工作中的就业份额，每个都按收入十分位数分类。第 3 组显示了 Pizzielli 和其他人（2023 年）的潜在 AI 职业互补性，按收入十分位数进行平均和分组。国家 / 地区标签使用国际标准化组织 (ISO) 国家 / 地区代码。

III. AI 诱导的转换中的工人重新分配

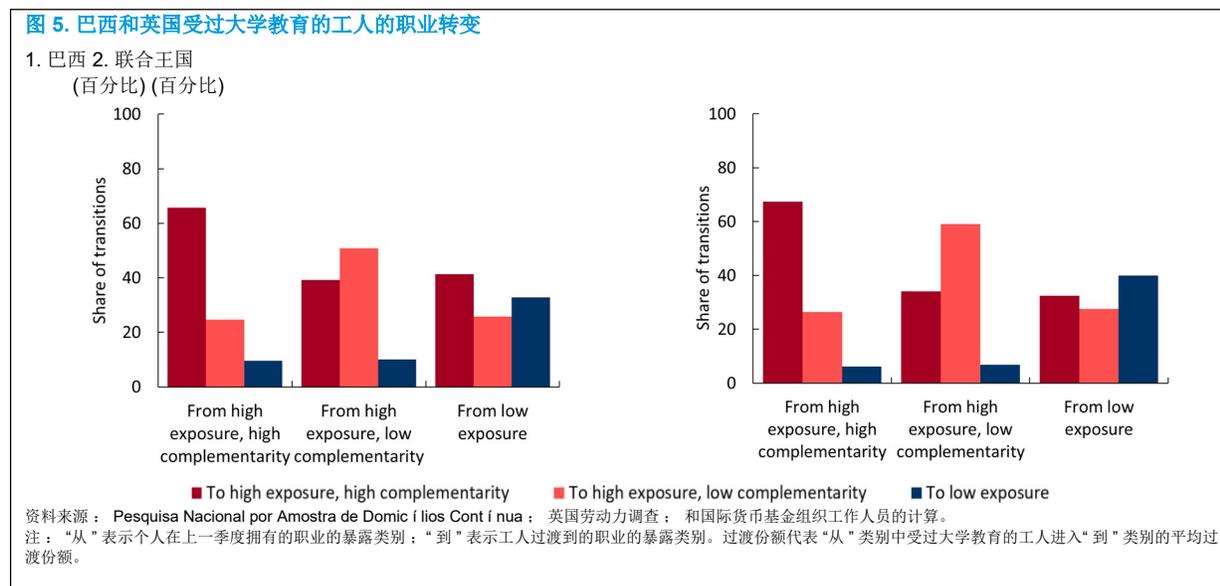
从长远来看，工人将适应不断变化的技能需求和行业变化，有些人可能会过渡到高度人工智能互补的角色，有些人正在努力适应。上一节根据各国当前的就业构成提供了 AI 暴露的静态图片。然而，随着时间的推移，工人可能会适应不断变化的劳动力市场。尽管对 AI 暴露和互补性的分析是在职业层面进行的，但重要的是要区分工作和工人。人工智能的采用可能会破坏一些工作（并取代相关的工人）并创造或提升其他工作 - 但现任者是否可以获得相关利益的人尚不清楚。就业效应可能取决于工人的特征，这反过来也会影响他们的适应性。

历史数据表明，一些工人可能难以适应技术引起的就业市场变化。

历史的工作过渡模式表明工人可以如何适应。本节分析了来自巴西和英国的微观数据，以检查具有不同当前 AI 暴露和

⁶ 在美国，Cortes, Jaimovich 和 Si（2017）发现，自 1980 年代以来，受教育程度较低的年轻男性导致了常规体力劳动的下降，而受过中等教育的女性则导致了常规认知工作的下降。这些工人经常转向低薪职业或失业。大部分的重新分配是通过减少失业和不活动进入这些职业（Cortes 等 2020 年），这表明自动化对求职者的影响比对现有工人的影响更大。在英国，Dabla - Norris, Pizzielli 和 Rappaport（2023）发现，常规工作下降对没有大学学位的女性的影响因年龄而异：老年女性转向高薪工作，而年轻女性则转向低薪体力劳动。

互补性。7 它探讨了年龄和教育程度是否影响过渡 8 以及这些特征如何影响收入。总的来说，工人在类似类型的职业之间切换，这表明适应不断变化的劳动力市场的灵活性可能有限。然而，在不同的 AI 暴露水平的职业之间，有很大一部分的转换。分析这些动态可以为人工智能采用后可能的工人流动提供暗示性证据，并帮助识别潜在的弱势群体。



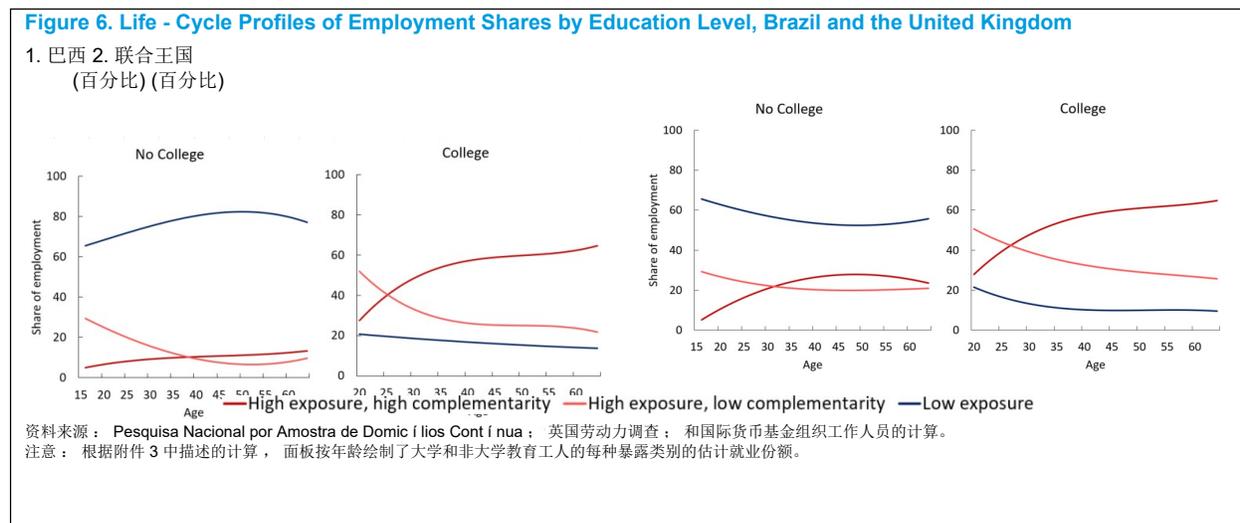
受过大学教育的工人历来表现出更大的能力，可以过渡到现在具有高度 AI 互补潜力的工作。受过大学教育的工人和未受过大学教育的工人都经常更换职业。在巴西，受过大学教育的工人的年平均职业转换概率为 43.7%，在英国为 29.8%，在非受过大学教育的工人中为 38% 和 27%。无论人工智能对其角色的互补性如何 (图 5)。此外，超过三分之一的人从低互补性的工作转向具有更高的人工智能互补性的角色，这表明了就业增长的潜在途径。非受过大学教育的工人主要从事低 AI 暴露的工作，当他们从高暴露，低互补性的职业转变时，他们不太倾向于转向高互补性的职位。

⁷ 附件 3 提供了用于分析的数据的详细信息，Cazzaiga 和其他人（即将出版）描述了方法并进行了进一步分析。本节中的分析仅针对英国和巴西进行，因为这两个国家的劳动力调查结构为旋转面板，可以随着时间的推移跟踪单个工人。但是，该分析带有警告：由于数据的时间序列维度有限，因此不包括队列效应。

⁸ 本节没有直接讨论性别问题，因为下面介绍的每个教育群体的主要结果分别适用于男性和女性。

⁹ 这些价值与发达经济体和新兴市场的其他职业流动证据基本一致。例如，对于美国，Kamborov 和 Maovsii（2009）估计每年的职业转换率为 21%，而 Moscarini 和 Vella（2008）估计每月的职业转换率为 3.5%，相当于每年的 34.7%。同时，对于巴西，Moseto, Moreira Cha 和 da Silva Bichara（2014）估计在四个月内的职业转换率为 30%。

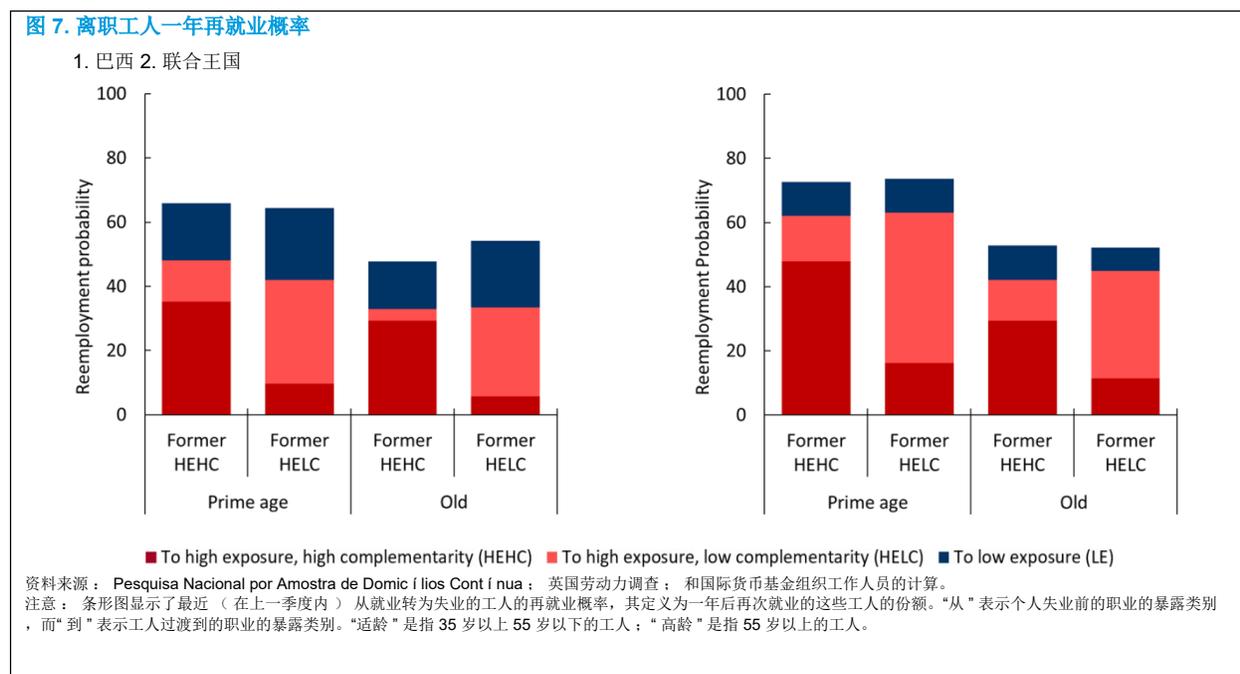
¹⁰ 行业转换也会发生，但人工智能暴露和互补性的分类尚未在行业层面进行。虽然一些职业是特定于行业的（例如，医生通常在医疗保健领域工作），但其他职业则更加通用，可以进入其他行业。



人工智能的采用带来了挑战，但对受过大学教育的年轻工人的职业生涯来说是一个机会。图 6 显示，受过大学教育的工人通常在 20 多岁和 30 多岁时从低互补性工作过渡到高互补性工作。他们的职业发展在 30 多岁到 50 多岁时稳定下来，那时他们通常已经担任高级职务，并且不太愿意进行重大的工作转换。尽管未受过大学教育的工人表现出类似的模式，但他们的进步并不明显，而且他们占据的高曝光率职位也较少。这表明，受过良好教育的年轻工人既面临潜在的劳动力市场中断，也面临可能受人工智能影响的职业机会。一方面，如果诸如文书工作之类的低互补性职位成为高互补性工作的垫脚石，那么对低互补性职业的需求减少可能会使年轻的高技能工人进入劳动力市场更加困难。另一方面，人工智能可以使受过大学教育的年轻工人更快地变得有经验，因为他们利用对新技术的熟悉来提高生产力。随着生成 AI 的引入，AI 的使用本身变得更加容易。最近的一项研究表明，基于 AI 的对话助理对经验较少和技能较低的客户支持人员的生产力影响最大；对经验丰富和高技能的工人的影响很小（Bryjolfsson, Daielle 和 Raymond 2023）。

年龄较大的工人可能适应性较差，并面临流动性的额外障碍，这反映在他们终止后再就业的可能性较低。工作终止后，与年轻和适龄工人相比，年长工人在一年内获得新工作的可能性较小（图 7）。有几个因素可以解释这种差异。首先，由于技术的快速发展，老年工人的技能虽然曾经需求量很大，但现在可能已经过时。此外，在特定地点经历了相当长的时间之后，他们可能具有地理和情感上的联系，例如与配偶和子女的联系，这阻碍了他们为了新的工作机会而搬迁。多年来积累的财务义务也可能使他们不太可能接受减薪的职位。最后，在一个特定的部门或职业中投资多年，如果不是几十年，可能会有自然的不情愿，甚至是向全新的角色或行业过渡的感知障碍。这可能反映了舒适与熟悉的设置，对新领域的学习曲线的关注或感知的年龄偏差的组合。这些限制可能在 AI 引起的中断的背景下也是相关的。

图 7. 离职工人一年再就业概率



从历史上看，年龄较大的工人对技术进步的适应性较差；人工智能可能会对这个人口群体提出类似的挑战。失业后，以前从事高暴露和高互补性职业的老年工人比壮年工人更不可能在同一职业类别中找到工作（图 7）。再就业动态的这种差异可以反映出技术变化，工人偏好的变化以及与年龄有关的偏见或陈规定型观念在高互补性和高曝光率职业的雇用过程中。

技术变革可能会通过学习新技能的需要影响老年工人。公司可能发现投资于向职业前景较短的工人教授新技能是有益的；年长的工人也不太可能参加这种培训，因为鉴于剩余的就业年限有限，感知到的好处可能有限。养老金和失业保险计划的慷慨可以放大这种影响。11 这些渠道与 Braxto 和 Tasa（2023）保持一致，发现技术在失业后占收入损失的 45%。发生这种情况的主要原因是，缺乏新技能的工人转向了对现有技能有价值但工资较低的工作。

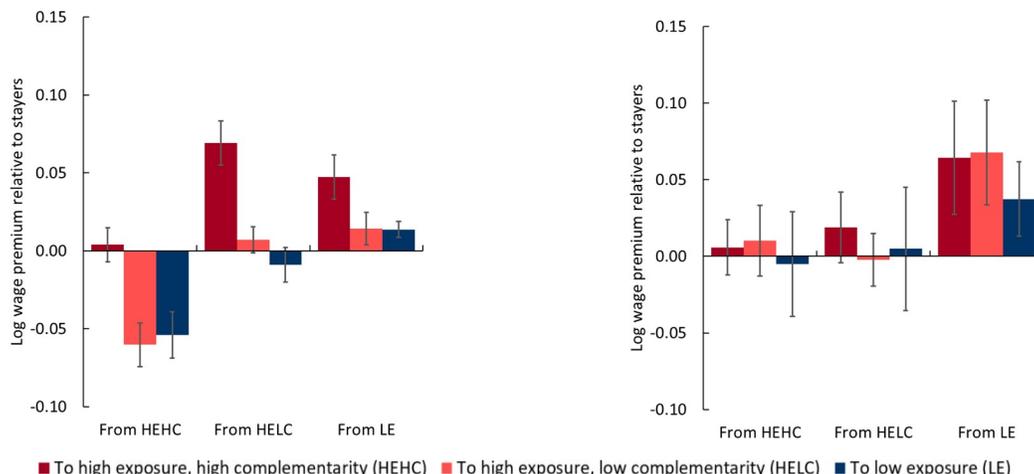
职业转换也会影响工人的收入。在巴西和英国，向高曝光率、高互补性的职业发展与更高的工资相关（图 8）。因此，更多地获得这些类型的工作可能是先进和新兴市场和发展中经济体工人收入增长的重要驱动力。在巴西（图 8，图 1），从高暴露职业转换到低暴露的工人倾向于经历小时工资的收缩。因此，这种转变可能与收入损失有关。

11 例如 Yashiro 和其他人（2022 年），他们发现在芬兰，从事数字技术工作的老年工人每年更有可能退出就业，当工人可以获得延长的福利时，这种影响就会被放大。

12 从 Kambourov 和 Manovskii（2009）开始的大量文献发现，职业流动性是个人工资增长和工人工资不平等的重要驱动因素。

图 8. 因职业变动而估计的工资溢价
(百分比)

1. 巴西 2. 联合王国



资料来源：Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua；英国劳动力调查；和国际货币基金组织工作人员的计算。
注：“从”表示个人在上一年所从事职业的暴露类别，而“到”表示工人过渡到的职业的暴露类别。保费是相对于住宿者而言的；也就是说，它们代表了与“来自”类别的工人有关的工资的增加或减少，这些工人没有在一年内转换职业。工资溢价根据附件 2 中的回归规范计算。点估计的 95% 置信区间用胡须表示。

总之，随着人工智能重塑劳动力市场，工人可能会适应不断变化的需求，结果因教育和年龄而异。受过大学教育的年轻工人是最脆弱但适应性最强的，通常在工作类型之间摇摆不定。巴西和英国的历史模式表明，高曝光率，高互补性的角色提供了工资溢价，而切换到低曝光率的角色可能会降低工资。失业后，各个年龄段的工人都有重返类似职位的趋势，这表明劳动力市场存在一定的灵活性。调整能力对于导航 AI 引起的变化至关重要。最后，虽然本节中研究的历史模式是有益的，但人工智能的采用将产生的结构转型仍然不确定，没有人知道整个劳动力市场和个体工人将如何调整。

IV. 人工智能、生产力和不平等

在本节中，基于模型的分析用于评估 AI 采用对经济和不平等的潜在影响。这种分析方法通过研究对经济的更广泛影响来补充先前的经验发现，强调了 AI 可能影响经济的三个关键渠道：（1）劳动力转移，（2）互补性和（3）生产率提高。这三个渠道对于衡量人工智能采用的潜在影响至关重要。首先，人工智能的采用可能会将以前由劳动力执行的任务转移到人工智能资本，导致劳动收入减少。其次，人工智能的采用可能会增加未被人工智能取代的任务的重要性，特别是在人类劳动和人工智能高度互补的职业中。这导致附加值和劳动力需求转向具有高度 AI 互补性的职业，而不是其他职业。第三，人工智能的采用可能会导致广泛的生产率提高，增加投资并增加整体劳动力需求，这可能会抵消人工智能导致的劳动力流离失所导致的劳动收入下降。因此，人工智能对收入水平和不平等的总体影响将取决于人工智能引起的生产率产生的经济活动收益在多大程度上补偿了任何劳动收入损失。

要了解人工智能对收入水平和收入不平等的影响，必须检查劳动力和资本收入渠道。开发了基于任务的模型，详细介绍了 Rocall, Pizzielli 和 Tavares（即将出版）。该模型建立在 Drozd, Tascherea - Dmochel 和 Tavares（2022）以及 Moll, Rachel 和 Restrepo（2022）的工作基础上。代理人的劳动生产率和资产持有量不同，提供了收入和财富分配的丰富图景。假定 AI 以其最大潜力被采用，并根据其 AI 暴露和互补潜力影响代理商。在这个分析框架内，人工智能对收入的影响主要通过上述三个渠道运作。人工智能的采用还导致资本回报率的增加，提高资本收入，这反过来又增加了财富和财富不平等，与资产持有的初始分配一致。

该模型被校准到英国，一个高度暴露于人工智能采用的国家。工人的收入分为三类：（1）劳动收入，根据其与其技能的互补程度，可以积极或消极地暴露于 AI；（2）资本收入，随着人工智能的采用而增加；（3）福利和其他收入（政府福利，养老金等）。中低收入劳动者的总收入更多地取决于劳动收入。人工智能对劳动收入的影响将随着工人的人工智能暴露和互补性而有所不同。与第二节中提供的证据一致，图 9 的第 2 部分显示，工人对人工智能的接触随着收入的增加而增加。然而，工人与人工智能的潜在互补性也随着收入的增加而增加，尽管在英国，它在第 75 百分位数左右达到顶峰，此后略有下降。

人工智能的影响是通过构建三个场景来模拟的，这些场景假设劳动力份额下降与与自动化相关的可比历史事件一致。从历史上看，劳动力份额的下降与常规的自动化有关，在较小程度上，与贸易增加，加价增加以及工会削弱导致的工人议价能力下降有关。我们假设人工智能引入后，劳动力份额下降了 5.5 个百分点。这种影响在整个收入分配中分布，取决于工人的 AI 暴露和互补性，如图 9，面板所示。

2. 这三种情景通过资本深化效应嵌入了相同的劳动任务位移，但区别在于（1）低互补性，如果人工智能只是轻度增加对高互补性职业的需求；（2）高互补性，如果人工智能强烈支持对高互补性职业的需求；（3）高互补性和高生产率，如果人工智能像情景（2）那样有力地补充高互补性职业，并进一步提高经济生产率，主要是通过从事高互补性职业的工人。在人工智能采用后的前 10 年，生产率的提高将使工人的平均年生产率增长率提高近 1.5 个百分点。这一价值处于估计人工智能采用对工人生产力的潜在影响的公司层面研究的低端（如 Briggs 和 Kodai 2023 所述）。

¹³ 虽然养老金福利通常被归类为普通收入，但养老金收入被归类为资本收入。为简单起见，在图 9 的面板 1 中，养老金收入与政府福利和其他收入混在一起。

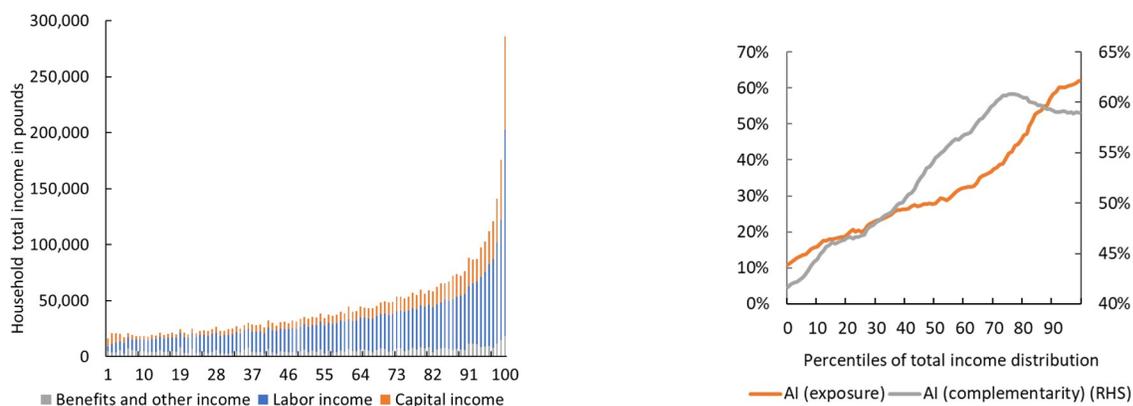
¹⁴ 参见国际货币基金组织（2017 年）；道、米塔利和科赞（2019 年）；以及 Bergholt、Furlanetto 和 Maffei - Faccioli（2022 年），了解可能解释劳动力份额下降的因素。

¹⁵ 虽然本节介绍的分析比较了稳态情景，但该模型也将允许研究长期稳态的短期动态。

图 9. 英国对人工智能和自动化的敞口和收入

1. 收入对人工智能的敞口 2. 按收入（英镑）百分位数划分的敞口和互补性

（AI 和互补性指数）



资料来源：英国国家统计局，财富和资产调查；以及国际货币基金组织的工作人员计算。

注：第 1 小组按总收入百分位数显示了三类工人收入：（1）工资收入；（2）福利、养老金和其他收入；（3）资本收入（租金和估计投资收入）。在第 2 组中，AI 暴露是根据 Felte, Raj 和 Seamas（2021 年）的 AI 职业暴露得分最高 30% 的工作总工作时间的比例来衡量的。选择该阈值以使分析与自动化的历史事件具有可比性。人工智能的互补性是通过考虑工作环境和技能来衡量的，如方框 1 和 Pizzielli 等 (2023) 中详细讨论的那样。在面板中，我们按总收入百分位数绘制了 AI 暴露和互补性。RHS = 右刻度。

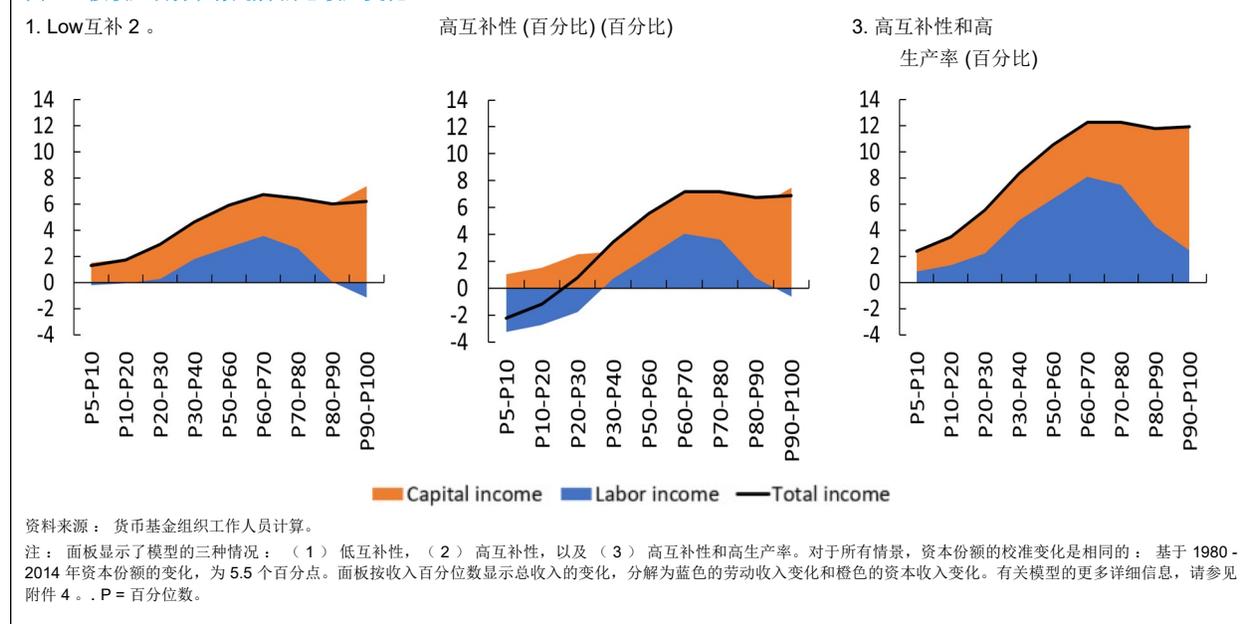
人工智能对劳动收入不平等的影响取决于人工智能的暴露程度和互补性，以及它对生产力的提升。当人工智能与劳动力的互补性较低时，由于位移效应，人工智能的采用导致劳动收入不平等的下降（图 10）。收入分配顶部的位移效应大于互补收益，导致顶部的劳动收入下降。当 AI 与劳动高度互补时，互补效应变得强于位移效应，特别是在收入分配的上半部分，导致与低互补情况相比，受 AI 负面影响的高收入工人的比例较小。受负面影响最高的工人比例从近 15% 下降到不到 5%。这种高度的互补性也导致那些具有较少互补性任务的人的劳动收入下降，这些人通常是低收入工人。因此，劳动收入不平等加剧。最后，当人工智能对生产力的影响也被考虑时，经济中所有工人的劳动收入都会增加，即使是低曝光率和高曝光率和低互补性的工人。主要原因是生产率提高导致对经济中所有生产要素的需求增加，导致劳动收入增加。然而，劳动收入不平等加剧，因为对于具有高 AI 互补性的工人来说，这种增长更大。

与劳动收入不平等不同，资本收入和财富不平等总是随着人工智能的采用而增加（图 10）。资本收入和财富不平等增加的主要原因是人工智能导致劳动力流失失所和对人工智能资本的需求增加，增加了资本回报和资产持有价值。在所有情况下，利率都增加了近 0.4 个百分点，有可能部分抵消英国和一般发达经济体自然利率的下降。

¹⁶ 附件 4 讨论了另外两个假设情景，这些情景解开了暴露和互补性的重要性。¹⁷ 利率的增长与人口统计学（IMF 2023）导致的英国自然利率下降幅度大致相同。

数据显示，高收入劳动者持有很大一部分资产，他们更受益于资本回报率的上升。因此，在所有情景中，与对劳动收入的影响无关，高收入者的总收入因资本收入收益而增加。这些模型模拟从产权定义的可能变化以及财政和再分配政策的变化中抽象出来，这些变化可以帮助重塑分配结果（例如，在自动化的背景下，参见 Berg 等 2021；在 AI 的背景下，参见 Kliova 和 Korie 2021）。

图 10. 按收入百分位数划分的总收入变化

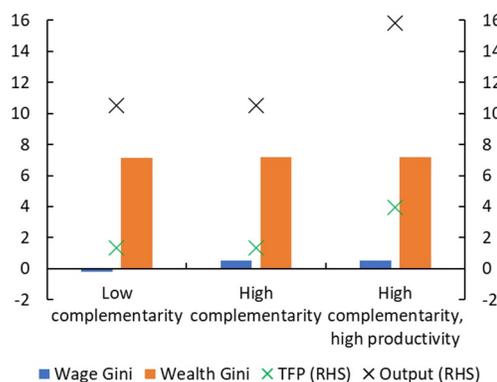


在高互补性，高生产率的情景下，国民总收入的增长最大，使所有工人受益，尽管最高层的收益更大。在第一种情况下，人工智能的互补性较低，由于资本深化和小幅增长，人工智能的使用导致产出增加近 10%

全要素生产率（图 11）。当考虑到更高的互补性（第二种情况）时，AI 对产出和全要素生产率的影响与低互补性情况下的影响相似，因为这些情况假设相同的资本深化和资本生产率收益。然而，更高的互补性导致部门重新分配，劳动力需求和经济活动从低互补性职业转向高互补性职业。低收入工人的总收入水平下降了 2%，而最高层的收益几乎是 8%，导致国民收入水平的增长与第一种情况大致相同，劳动收入不平等加剧。最后，当还考虑生产率影响时，稳态和全要素生产率之间的产出增加了 16%。

图 11. 对骨科的影响

(百分比点, 左刻度; 百分比, 右刻度)



资料来源：货币基金组织工作人员计算。
注：该图显示了每种情况下初始和最终分配之间的总工资和财富 Gini 的变化，以及全要素生产率和产出的变化。有关模型的更多详细信息，请参见附件 4。RHS = 正确比例：全要素生产率 = 全要素生产率。

增长了近 4%。这些增长主要发生在转型的前 10 年。在第三种情况下，尽管劳动收入不平等加剧，但经济中所有工人的总收入水平都有所提高，从低收入工人的 2% 到高收入工人的近 14%。

在初始不平等程度较高的新兴市场和发展中经济体，人工智能可以在更大程度上扩大贫富差距并减少工资差距，但如果人工智能的风险敞口较低且广泛，则可以抑制这些影响。 一个重要的问题是，在考虑与新兴市场和发展中经济体相关的两个方面时，模型结果可能会发生变化：（1）收入和财富不平等的初始水平更高，以及（2）对人工智能的风险敞口较低。模拟表明，更高的初始收入和财富不平等可能加剧财富差距，因为与人工智能相关的收益主要来自高收入者。同时，劳动收入不平等可以在更大程度上减少，因为在收入分配的顶端有更高的 AI 暴露工人。然而，最终效果取决于互补性的程度，就像发达经济体一样。在一个接触人工智能的工人较少的经济体中，人工智能对收入和财富分配的直接影响可能不那么明显，因为更少的人将受益于人工智能。尽管这些方面超出了模型分析的范围，但在方框 2 中进行了讨论。

虽然模型模拟侧重于国内不平等，但人工智能的采用也可能对全球经济差距产生重大影响，这是由向发达经济体转移活动的潜在驱动。 这种转变可能会引发资本和劳动力从不准备利用人工智能的欠发达地区向技术更先进和人工智能就绪的国家重新分配 (阿隆索等，2022 年)。位于新兴市场经济体的呼叫中心是一个潜在的例子。这些可能面临被人工智能驱动的解决方案取代的风险，随后导致它们转移到发达经济体。除了劳动力再配置之外，采用人工智能的公司盈利能力的提高可能会导致资本从新兴市场和发展中经济体涌入发达经济体，这可能会降低发达经济体的均衡利率，并对资本收入施加下行压力。如果有足够的投资，人工智能也有可能帮助新兴市场和发展中经济体在某些领域实现跨越式发展，促进更广泛任务的离岸外包，从而减少跨国不平等。

V. AI 准备

人工智能采用的准备对于利用其潜力和减轻其固有风险至关重要。 人工智能的采用可能会导致各国不同的劳动力市场结果，特别是在劳动力重新分配和不平等方面。这些可能不同的结果与各国的结构和体制框架交织在一起。一个国家的准备水平在最大限度地提高人工智能的利益同时管理下行风险方面起着关键作用，正如技术采用的历史事件所证明的那样 (Cirera, Comi 和 Crz 2022)。

¹⁸ 一个重要的警告是，新兴市场和发展中经济体的富人在多大程度上投资了可能从人工智能采用中受益的外国股票。如果这种投资很大，即使国内采用率很低，富人也可能从持有的外国资本中获得更高的回报。

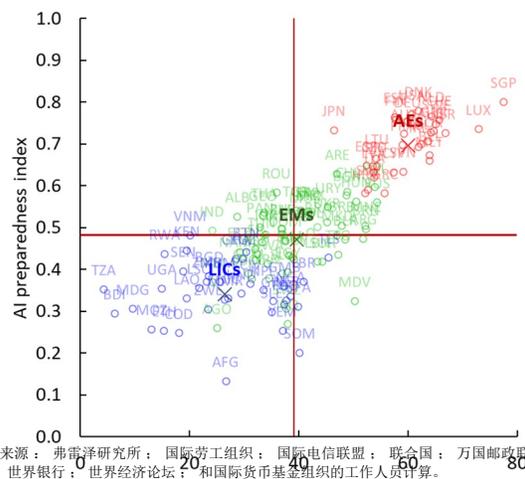
¹⁹ 该模型的多国家版本可以调查此问题和其他相关问题。

本节提出了 AI 准备指数（AIPI），该指数涵盖了 AI 准备的多个战略领域。从有关技术扩散（例如，Keller 2004）和采用（例如，Nicoletti, Rede 和 Adrews 2020）的跨国决定因素的文献中，该指数由一组选定的宏观结构指标组成与人工智能采用相关。它们分为四个类别：（1）数字基础设施，（2）创新和经济一体化，（3）人力资本和劳动力市场政策，以及（4）监管和道德。附件 5 包含子指标的完整列表和指标构建方法的详细信息。

尽管 AIPI 的每个组成部分都很重要，但 AI 引起的结构转型的准备工作可能取决于所有领域的集体表现。例如，数字基础设施组件是信息和通信技术采用的关键决定因素（例如，Nicoletti, Rede 和 Adrews 2020）可以为 AI 技术的传播和本地化应用奠定基础。尽管如此，如果没有能够利用数字平台进行创新工作场所应用程序的熟练劳动力，这种基础设施的使用将是有限的（Bartel, Ichiowski 和 Shaw 2007）。因此，人力资本和劳动力市场政策要素纳入了社会安全网的存在，评估了劳动力中数字技能的普遍性和包容性分布，以及促进劳动力重新分配的政策的存在，同时保护了受人工智能诱导的转型伤害的人（Nicoletti, Rede 和 Adrews 2020）。再加上强大的基础设施，具有数字技能的劳动力对于创新和经济一体化至关重要（Ator, Levy 和 Mrae 2003），这不仅通过充满活力的研发生态系统促进国内技术发展，而且还促进国际贸易，吸引外国投资和新（AI）技术（Bloom, Draca 和 Va Ree 2015）。最后，监管和道德维度评估现有法律框架对不断发展的新（数字）商业模式和商业模式的适应性程度。存在有效执法的强有力的治理。

较富裕的经济体，包括发达经济体和一些新兴市场经济体，通常比低收入国家更好地准备采用人工智能，尽管各国之间存在相当大的差异（图 12）。从广义上讲，发达经济体和一些新兴市场经济体高度暴露于人工智能的潜在干扰，而在高度暴露的职业中，就业占很大比例。然而，这些高度暴露的经济体，特别是英国和美国，正如第二节所分析的那样，由于其强大的准备，特别是在数字基础设施、人力资本和适应性监管框架方面，也处于利用人工智能的好处和降低风险的有利位置。另一方面，低收入国家虽然风险相对较低，但在利用人工智能的好处方面各方面都准备不足。值得注意的是，薄弱的数字基础设施和较低的数字技能劳动力是一个令人担忧的问题。这些。

图 12. AI 准备指数和高暴露职业的就业份额

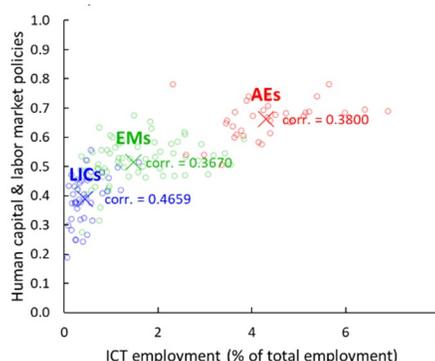
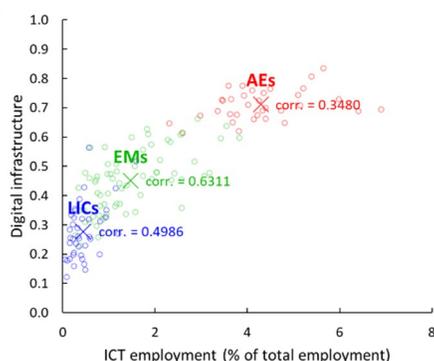


资料来源：弗雷泽研究所；国际劳工组织；国际电信联盟；联合国；万国邮政联盟；世界银行；世界经济论坛；和国际货币基金组织的工作人员计算。
注：该图包括 121 个国家。High exposure 表示每个相应国家组的平均值。圆圈代表每个国家组的平均值。AEs = 发达经济体；EMs = 新兴市场经济体；LIC = 低收入国家。国家 / 地区标签使用国际标准化组织 (ISO) 国家 / 地区代码。

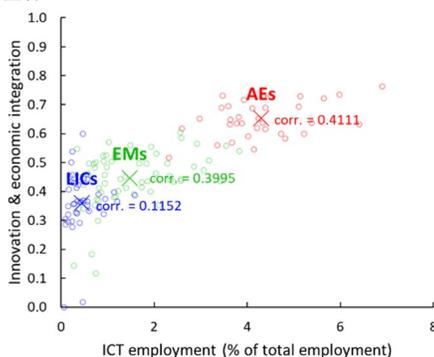
跨国差异有可能放大富国和穷国之间现有的收入差距，因为发达经济体期望生产率提高，如上一节中基于模型的模拟所示。

图 13. 信息和通信技术就业份额和人工智能准备指数的各个组成部分

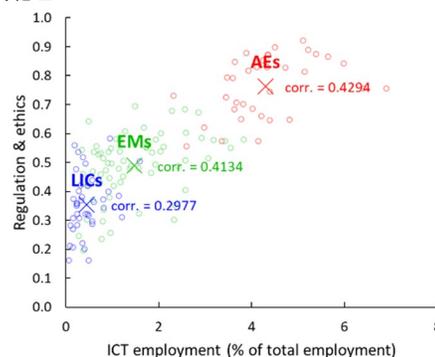
1. 数字基础设施 2. 人力资本和劳动力市场政策



3. 创新与整合



4. 监管与伦理



资料来源：弗雷泽研究所；国际劳工组织；国际电信联盟；联合国；万国邮政联盟；世界银行；世界经济论坛；和国际货币基金组织的工作人员计算。
注：信息技术就业是指根据国际标准产业分类修订版在信息和通信部门工作的人。4 分类。包括 142 个国家：35 个 AE，67 个 EMs 和 40 个 LIC。Exes 表示每个相应国家组的平均值。圆圈代表每个国家组的平均值。简单相关性 (相应) 也为每个国家 / 地区组添加了。AEs = 发达经济体；EMs = 新兴市场经济体；ICT = 信息和通信技术；LIC = 低收入国家；ISIC = 国际标准行业分类。

改革优先次序应与 AI 准备差距保持一致。在这种情况下，区分基础 AI 准备（使工人和公司能够采用 AI 的数字基础设施和人力资本）和第二代准备（创新和法律框架）是有用的。对于具有高 AI 曝光率和强大的 AI 采用准备的经济体（发达经济体和一些新兴市场经济体），应更加重视加强其数字创新能力，并调整其法律和道德框架以管理和促进 AI 进步。因此，监管框架的改进——这对于扩大社会对人工智能工具的信任至关重要——其次是创新和整合——是人工智能准备维度与发达经济体数字部门规模的相关性更强 (图 13, 面板 3 和 4)。监管框架也需要减轻网络安全风险 (Carriere - Swallow 和 Hasar 2019; Hasar 等 2021)，这些风险随着人工智能的广泛使用而增加 (美国银行 2023)，并可能对公司的业绩产生不利影响 (Jamilov、Rey 和 Taho 2023)。

在基础准备薄弱的地方（低收入国家和一些新兴市场经济体），

应该优先考虑对数字基础设施和人力资本的投资，以便从人工智能中获得早期收益，同时为第二代准备铺平道路。换句话说，虽然创新和加强数字企业监管框架的能力对于在低收入国家吸引（数字）投资至关重要，但如果没有强大的人工智能基础设施和数字技能劳动力，这些框架的效率将降低。在一些新兴市场经济体和低收入国家，基础准备不是一个强有力的约束，创新和监管框架的改善可能会促进私人对数字创新的投资。图 13（图 1 和图 2）中报告的相关性证实了这些论点，数字基础设施和人力资本与低收入国家的数字部门规模密切相关。通过这些投资，人工智能有可能改善教育和医疗保健等基本服务的提供，并可以在熟练劳动力稀缺的领域执行复杂的任务。

然而，考虑到此类投资的相关成本和许多低收入国家有限的财政空间，将支出集中在高回报项目上是谨慎的。

VI. 结论和政策考虑

人工智能的采用可能会导致劳动力市场的转变，并带来显著的跨国差异。人工智能对经济和社会的确切影响难以预测，体现了一定程度的不确定性，让人想起过去引入电力等通用技术的过程。这种不确定性在劳动力市场中尤为明显，人工智能在提高生产率的同时也带来了工作转移的风险。本报告的调查结果强调了人工智能在全球就业中的很大一部分，与大多数新兴市场和发展中经济体相比，发达经济体通常更容易暴露，但也更好地利用这项技术。这种动态表明数字鸿沟和全球收入差距有可能扩大。

女性和受过高等教育的工人始终更容易接触人工智能，但也更有可能从人工智能中受益；年长的工人可能更有可能在这种技术转型中挣扎。无论是在服务业中拥有强大影响力的女性，还是通常从事认知密集型职业的受过高等教育的工人，都面临着更大的 AI 暴露。然而，这两个群体也将从其整合中获得最大收益。受过大学教育的年轻人更容易进入高互补性的工作；然而，年长的工人在再就业和适应新技术、流动性和获得新的工作技能方面面临挑战。

除了对大多数工人的收入水平的影响之外，人工智能还将重塑财富和收入分配。由人工智能驱动力的资本深化和生产力的激增，有可能提高广泛工人的工资收入并增加总收入。如果人工智能在几个角色中与人类劳动表现出显著的互补性，并且生产率提高足够强，这更有可能发生。人工智能刺激的经济活动和劳动力需求的增强可以抵消劳动力流失所面临的负面影响。与以前的自动化浪潮（主要影响中等技能工人）不同，人工智能的流失所风险涵盖整个收入范围，包括高收入者和熟练专业人员。然而，人工智能补充工作的潜力与收入水平呈正相关。因此，劳动收入不平等的轨迹取决于人工智能对高收入专业人员承担的任务的补充程度。模型模拟表明，具有很强的互补性，高收入者的收入可能会不成比例地增加，从而加剧劳动收入不平等。该渠道将放大由于资本回报增加而导致的收入和财富不平等的增加，这通常会导致收入较高的人。这些渠道来自各国对人工智能产权定义和再分配政策的选择，最终将影响收入和财富分配。

利用人工智能的优势将取决于各国的准备和工人适应这项新技术的能力。先进的和一些新兴市场经济体在利用人工智能方面处于有利地位，这要归功于他们的高曝光率和准备。其他新兴市场经济体和低收入国家可能会发现，由于基础设施不足，工人缺乏技能以及缺乏体制框架，很难利用潜在的人工智能优势，这使他们面临竞争劣势的风险。经济发展阶段影响备灾优先事项。先进和更发达的新兴市场经济体应该启动适当的监管框架，以优化增加人工智能使用的好处，并投资于互补创新。低收入国家和其他新兴市场经济体应该优先考虑数字基础设施和人力资本。通过这些投资，人工智能可以帮助缓解技能短缺，扩大医疗保健和教育的提供，并提高新部门的生产率和竞争力。

人工智能的潜在影响要求决策者采取积极主动的方法来维持社会凝聚力。虽然人工智能可能会带来长期的生产率提高，但在转型期间，工作转移和收入分配的变化可能会产生重大的政治经济影响。历史表明，经济压力可能导致社会动荡和对政治变革的要求。确保社会凝聚力至关重要。政策必须促进人工智能的公平和道德整合，并培训下一代工人使用这些新技术；他们还必须保护和帮助重新培训目前面临中断风险的工人。人工智能的跨境性质加剧了其道德和数据安全挑战，并呼吁国际合作以确保负责任的使用，正如最近由28个国家和欧盟签署的《布莱切利宣言》所规定的那样。各国解决这些问题的能力各不相同，这突出表明需要协调全球原则和地方立法。

方框 1. 人工智能职业暴露和潜在互补性

一些研究提出了职业层面的 AI 暴露定义。最常见的是 Felte, Raj 和 Seamas 的 AI 职业暴露 (AIOE) 指数 (2021 年), 用于衡量 10 个 AI 应用程序与 52 个人类技能之间的对应关系。人工智能和人类能力之间的这种重叠然后由每个工作中这些技能的重要性和复杂性来加权。该指数以相对术语解释, 并报告为在 0 和 1 之间标准化或重新缩放。对于暴露对人类劳动的影响也是不可知论的。换句话说, 它侧重于人工智能整合到给定工作功能中的相对可能性, 但它没有考虑人工智能作为补充技术或替代人类劳动的可能性。

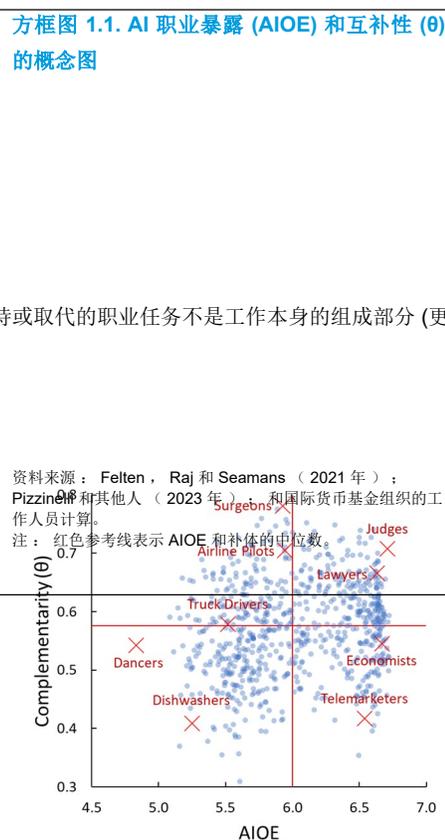
一些研究建立在 AIOE 度量的基础上, 试图回答这个问题。Pizzinelli 和其他人 (2023) 提出了一个潜在的互补指数来调整原始的 AIOE 度量。在这种方法中, 更大的潜在互补性减少了暴露。因此, 更高的互补性调整 AIOE (C - AIOE) 更明确地反映了更高的劳动力替代机会。为了开发该指数, 作者使用了 O*NET, 这是 Felte, Raj 和 Seamas (2021) 所采用的职业特征库, 但来自两个不同的领域: 工作环境和技能。工作背景包括如何在特定职业中进行工作的社会 and 身体方面。作者认为, 在某些情况下, 社会可能不太可能允许无监督使用人工智能。例如, 决策的重要性和错误后果的严重性是两个工作方面, 可能会促使社会要求人类做出最终决定或采取行动。例如, 法官和医生, 尽管人工智能暴露量很高, 但仍然可能是人类。

从概念上讲, 暴露和互补性可以被认为两个相关性的维度, 如方框图

1.1 所示。在第一阶段, 曝光 (x 轴) 定义了应用 AI 来执行作业主要功能的范围。在第二阶段, 考虑到潜在的应用程度, 一系列社会和技术问题决定了互补性。对于高曝光率的职业, 低互补性意味着人工智能取代关键任务的可能性相对更高。在更严重的情况下, 人工智能可能会导致对职业的需求完全减少。这反过来会导致就业前景下降、工资下降和流离失所风险增加。高曝光率与高互补性相结合, 意味着这些工作中的工人更有可能因采用人工智能驱动的技术而经历生产率增长和工资增长。然而, 这些好处可能取决于拥有使用人工智能所需的技能。没有这样的技能, 工人可能会处于一种状态。最后, 在较低的曝光率下, 互补性变得不那么重要, 因为可能由人工智能支持或取代的职业任务不是工作本身的组成部分 (更多细节见附件 2)。

这个盒子是由 Carlo Pizzinelli 准备的。

方框图 1.1. AI 职业暴露 (AIOE) 和互补性 (θ) 的概念图



方框 2. 人工智能主导的创新和实现更大包容性的潜力

不断增长的人工智能采用率有可能加剧跨国和国内的不平等。然而，这个方框认为，也有几种途径可以利用人工智能来促进发展中经济体的包容性。加强公共服务的包容性，这些公共服务的提供侧重于增加人力资本，如医疗保健和教育，以及农业和信贷获取，是人工智能可以提高生产力的有希望的途径。

一个例子是数字化在政府技术（“govtech”）中的变革作用。从历史上看，数字化通过提高收入收集和支出效率来帮助实现公共财政的现代化。它还改善了社会服务的提供，从而促进了包容性并减少了不平等（Amaglobeli 等 2023 年）。值得注意的是，在与 COVID - 19 相关的封锁期间，纳米比亚、秘鲁、赞比亚和乌干达等国成功地利用其数字基础设施加快了财政援助的分配。人工智能可以通过协助知情决策、识别服务差距、检测欺诈和腐败以及定制当地干预措施来扩大这一转型浪潮。

通过简化官僚任务，人工智能工具还可以腾出时间和资源，可以更好地分配给关键部门，例如农业，医疗保健和教育。这些部门的干预措施主要使社会和经济上的弱势群体受益。在农业中，人工智能可用于预测产量、优化灌溉和识别潜在害虫，从而提高粮食安全和生产力（IFC 2020）。在医疗保健方面，人工智能可以协助预测分析，以预测疫情，优化医院的资源分配，促进诊断，并使高质量的医疗保健即使在合格医务人员短缺的地区也可以获得和负担得起（Wahl 等人 2018; USAID 2019）。在教育领域，可以通过 AI 算法提供个性化的学习体验，从而减少缺乏合格教育工作者的地区的人力资本鸿沟（UNESCO 2021）。

人工智能还承诺推进金融包容性，特别是通过使用非常规数据来评估信誉（IFC 2020）。这将使服务不足的社区能够获得原本无法获得的金融服务。鉴于与人工智能技术相关的风险——例如潜在的嵌入式偏见和不透明的结果（Shabsigat 和 Boheroaa 2023）——它们的部署应该伴随着更强大的监测和监督框架（Boheroaa 等 2021 年; FCA 2022 年）。从历史上看，数字金融服务的扩展与包容性的增加有关。国际货币基金组织（IMF）的一项研究（Sahay 和 Celih á 2020）分析了 52 个新兴市场和发展中经济体，并强调了数字金融包容性的显著增长，在非洲和亚洲取得了显著进展。COVID - 19 进一步加速了数字金融服务的增长，这些服务往往有利于低收入家庭和小企业，同时促进经济增长和减少不平等（Sahay 等人，2017 年；Sahay 等人，2020 年）。

虽然人工智能的采用有望实现变革性的变革，但其成功实施需要大量投资、政治承诺以及对数据安全和隐私的保障。

这个盒子是由 Giovanni Melina 准备的。

附件一数据

I.1 描述性图表

附表 1.1. 程式化事实的数据来源

数据来源经济		
图 1. 按 AI 敞口划分的就业份额和互补性： 1. 国家团体	国际劳工组织 32 个 AE ， 56 个 EMs ， 37 个 LIC	
Figure 1. Employment Shares by AI exposure and complementarity: 2. Selected Countries Figure 2: Employment Shares by exposure and complementarity	ACS, GEIH, 印度 PLFS, LMDSA, PNADC, 英国 LFS 印度 PLFS 、 PNADC 和英国 LFS	BRA, COL, GBR, IND, USA, ZAF BRA, GBR, IND
图 3. 按人口群体划分的高暴露职业中的就业份额	ACS, GEIH, 印度 PLFS, LMDSA, PNADC, 英国 LFS	BRA, COL, GBR, IND, USA, ZAF
图 4. 按收入十分位数划分的高暴露职业和潜在互补性中的就业份额	ACS, GEIH, 印度 PLFS, LMDSA 、 Pizzinelli 等 (2023 年) 、 PNADC 和英国 LFS	BRA, COL, GBR, IND, USA, ZAF
图 5. 大学的职业转变 - 巴西和英国受过教育的工人	PNADC 和英国 LFS BRA 和 GBR	
图 7. 离职工人一年再就业概率	PNADC 和英国 LFS BRA ， GBR	
图 8： AI 和非正式 PNADC BRA		
图 12. AI 准备指数和高暴露职业中的就业份额	FI, ILO, ITU, UN, UPU, WB, WEF	32 个 AE ， 56 个 EMs ， 37 个 LIC
图 13. 信息和通信技术就业份额和人工智能准备指数框的各个组成部分图 1.1： 人工智能职业暴露 (AIOE) 和互补性 (θ) 的概念图	FI, ILO, ITU, UN, UPU, WB, WEF Felten ， Raj 和 Seamans (2021 年) ， Pizzinelli 和其他人 (2023 年)	35 个不良事件 ， 67 个 EMs ， 40 个 LIC
资料来源： 货币基金组织工作人员。		
注： 考虑的调查年份： 2019 年为美国， ZAF, IND； 2022 年为 COL, GBR, BRA。关于调查样本量，美国为 2, 239, 553， GBR 为 238, 251， BRA 为 1, 923, 188， COL 为 919, 459， ZAF 为 69, 420， IND 为 420。美国社区调查 (ACS)； Gra Ecesta Integrada de Hogares (GEIH)； 印度定期劳动力调查 (PLFS)； 国际劳工组织 (ILO)； 南非劳动力市场动态 (LMDSA)； Pesquisa Nacioal por Amostra de Domicílios Cotia (PNADC)； 英国劳动力调查 (LFS)。AEs = 先进经济学； EMs = 新兴市场； LIC = 低收入国家。国家 / 地区名称使用国际标准化组织 (ISO) 国家 / 地区代码。		

1.2 国家 / 地区覆盖范围

附件表 1.2. 国家样本覆盖范围

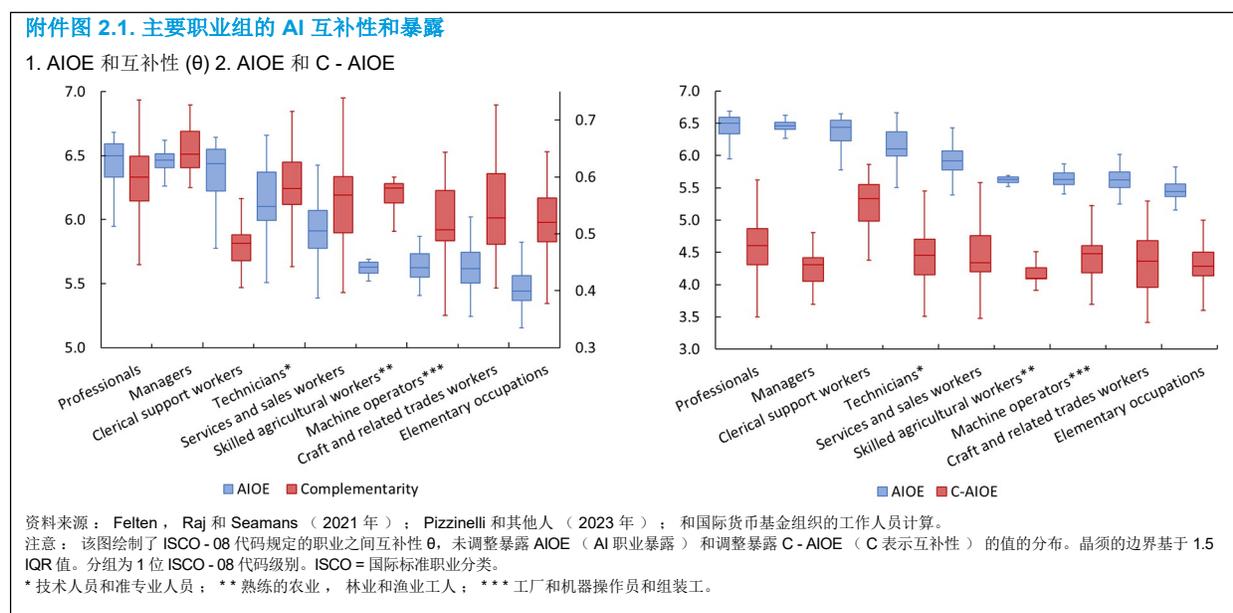
ISO3	Country	收入组	ISO3	Country	收入组	ISO3	Country	收入组
SSD	南苏丹	LIC	BOL	玻利维亚	EM	GEO	格鲁吉亚	EM
AFG	阿富汗	LIC	IRN	伊朗	EM	SYC	塞舌尔	EM
CAF	中非共和国	LIC	PRI	波多黎各	AE	MEX	墨西哥	EM
SOM	索马里	LIC	BGD	孟加拉国	LIC	OMN	阿曼	EM
捷运	毛里塔尼亚	LIC	SLV	萨尔瓦多	EM	QAT	卡塔尔	EM
SDN	苏丹	LIC	GTM	危地马拉	EM	THA	泰国	EM
TCD	Chad	LIC	EGY	埃及	EM	SRB	塞尔维亚	EM
LBY	利比亚	EM	SEN	塞内加尔	LIC	CRI	哥斯达黎加	EM
COD	刚果民主共和国	LIC	MAC	澳门特别行政区	AE	TUR	T ü rkiye	EM
STP	圣多美和普林西比	LIC	PRY	巴拉圭	EM	URY	乌拉圭	EM
YEM	也门	LIC	BWA	博茨瓦纳	EM	KAZ	哈萨克斯坦	EM
ETH	埃塞俄比亚	LIC	LBN	黎巴嫩	EM	RUS	俄罗斯	EM
COM	科摩罗	LIC	SUR	苏里南	EM	HUN	匈牙利	EM
MOZ	莫桑比克	LIC	NAM	纳米比亚	EM	SAU	沙特阿拉伯	EM
AGO	安哥拉	EM	BLZ	伯利兹	EM	BGR	保加利亚	EM
GNB	几内亚比绍	LIC	GUY	圭亚那	EM	HRV	克罗地亚	AE
HTI	海地	LIC	GHA	加纳	LIC	GRC	希腊	AE
IRQ	伊拉克	EM	KGZ	吉尔吉斯共和国	LIC	ROU	罗马尼亚	EM
VEN	委内瑞拉	EM	TLS	东帝汶	LIC	CHL	智利	EM
COG	刚果共和国	LIC	BIH	波斯尼亚和黑塞哥维那	EM	SVK	斯洛伐克共和国	AE
PNG	巴布亚新几内亚	LIC	MAR	摩洛哥	EM	POL	波兰	EM
BDI	布隆迪	LIC	CPV	佛得角	EM	ITA	意大利	AE
MLI	马里	LIC	JAM	牙买加	EM	ARE	阿拉伯联合酋长国	EM
SLE	塞拉利昂	LIC	TTO	特立尼达和多巴哥	EM	MYS	马来西亚	EM
SYR	叙利亚	EM	LKA	斯里兰卡	EM	CYP	塞浦路斯	EM
ZWE	津巴布韦	LIC	RWA	卢旺达	LIC	LVA	拉脱维亚	AE
MDG	马达加斯加	LIC	BTN	不丹	LIC	SVN	斯洛文尼亚	AE
SWZ	埃斯瓦蒂尼	EM	ECU	厄瓜多尔	EM	CHN	中国	EM
BFA	布基纳法索	LIC	KEN	肯尼亚	LIC	PRT	葡萄牙	AE
TGO	多哥	LIC	FJI	斐济	EM	CZE	捷克共和国	AE
DJI	吉布提	LIC	BHS	巴哈马, The	EM	ESP	西班牙	AE
GAB	加蓬	EM	KWT	科威特	EM	MLT	马耳他	AE
GIN	几内亚	LIC	TUN	突尼斯	EM	LTU	立陶宛	AE
MDV	马尔代夫	EM	DOM	多米尼加共和国	EM	TWN	中国台湾省	AE
NER	尼日尔	LIC	BLR	白俄罗斯	EM	BEL	比利时	AE
MMR	缅甸	LIC	AZE	阿塞拜疆	EM	IRL	爱尔兰	AE
老挝	老挝 P. D. R.	LIC	ARG	阿根廷	EM	FRA	法国	AE
NIC	尼加拉瓜	LIC	MDA	摩尔多瓦	LIC	ISL	冰岛	AE
NGA	尼日利亚	LIC	VNM	越南	LIC	HKG	香港特别行政区	AE
MWI	马拉维	LIC	MKD	北马其顿	EM	NOR	挪威	AE
CMR	喀麦隆	LIC	JOR	Jordan	EM	CAN	加拿大	AE
HND	洪都拉斯	LIC	MNG	蒙古国	EM	AUT	奥地利	AE
VCT	圣文森特和格林纳丁斯	EM	COL	哥伦比亚	EM	ISR	以色列	AE
UZB	乌兹别克斯坦	LIC	PER	秘鲁	EM	KOR	韩国	AE
NPL	尼泊尔	LIC	IND	印度	EM	AUS	澳大利亚	AE
TZA	坦桑尼亚	LIC	ARM	亚美尼亚	EM	GBR	United Kingdom	AE
UGA	乌干达	LIC	BRN	文莱达鲁萨兰国	EM	JPN	Japan	AE
LSO	莱索托	LIC	ZAF	南非	EM	LUX	卢森堡	AE
GMB	冈比亚, The	LIC	PHL	菲律宾	EM	SWE	瑞典	AE
BEN	贝宁	LIC	PAN	巴拿马	EM	DEU	Germany	AE
CIV	科特迪瓦	LIC	BRA	巴西	EM	NZL	新西兰	AE
TJK	塔吉克斯坦	LIC	MNE	黑山	EM	CHE	瑞士	AE
PAK	巴基斯坦	EM	BRB	巴巴多斯	EM	FIN	芬兰	AE
KHM	柬埔寨	LIC	UKR	乌克兰	EM	EST	爱沙尼亚	AE
LBR	利比里亚	LIC	BHR	巴林	EM	NLD	荷兰, The	AE
DZA	阿尔及利亚	EM	IDN	印度尼西亚	EM	美国	美国	AE
ZMB	赞比亚	LIC	MUS	毛里求斯	EM	DNK	丹麦	AE
LCA	圣卢西亚	EM	ALB	阿尔巴尼亚	EM	SGP	新加坡	AE

附件 2. 关于人工智能职业暴露和潜在互补性的补充信息

附件图 2.1，面板 1，绘制了人工智能职业暴露（AIOE）的分布和每个主要职业群体内个人职业的互补性（即国际标准职业分类 [ISCO] - 08 分类的每个主要群体内的 4 位职业）。显然，平均而言，一些职业群体的特点是高曝光率和高互补性，如专业人员、管理人员和技术人员。其他人既有高曝光率，又有低互补性，如文书工作者。另一个重要的观察结果是，总的来说，与接触相比，潜在互补性的分散在职业群体内部比跨职业群体更大，这表明可能决定互补性的因素在工作范围内受到影响。

考虑到潜在的互补性， θ ，互补性调整的 AI 职业暴露（C - AIOE）度量可以构建如下： $C - AIOE = AIOE * (1 - \theta - \theta \text{ MIN})$ 。相对于互补性最低的职业（ $\theta \text{ MIN}$ ），该调整降低了 θ 值较高的职业的暴露。

附件图 2.1，面板 2 比较了 AIOE 和 C - AIOE。对于专业人士和管理者来说，互补性调整后的平均风险敞口要低得多。同时，平均而言，文书职业的互补性调整风险最高，这表明他们最容易受到干扰。最后，对于平均暴露量已经很低的职业群体，与未调整的衡量标准相比，调整后不会实质性改变他们在排名中的相对位置。



附件 3. 工人过渡分析方法

III.1 Data

为了分析第三节中职业之间的工人重新分配，本说明使用了英国劳动力调查（LFS）和巴西的 Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Coíia（PNADC，全国连续家庭抽样调查）的面板结构。两项调查都有类似的设计：每季度对家庭进行采访，他们在样本中保留了五个季度（滚动替代调查）。

尽管 PNADC 调查识别了不同季度的家庭，但它并没有识别家庭内的人数。因此，必须使用匹配算法根据个人特征识别不同季度的人。该注释使用了 Ribas 和 Soares (2008) 提出并由 Datazoom 实施的算法。

III.2 构造工人流

使用面板数据，可以估算就业流量并构建附件表 3.1 中所示的过渡矩阵。例如，从失业到不活动（U2N）的过渡被定义为当工人在本季度不活动但在上一季度失业时发生。同样，从高暴露就业到低暴露就业（HE2LE）的过渡被定义为当工人在本季度的暴露高于中位数的职业代码中被雇用，但在上一季度的暴露低于中位数的职业代码中被雇用。

职业转换或转换定义为当工人在季度中报告的职业代码与上一季度报告的职业代码不同时发生。这包括工作间转换（当工人更换雇主时）和工作内转换（当工人转换职业但仍属于同一雇主时）。

III.3 工资动态

英国 LFS 仅在家庭参与调查的第一波和最后一波中报告工资数据。因此，对于图 7 所示的分析，注释考虑了一年而不是一个季度的过渡和工资变化。尽管巴西的工资数据可用于家庭参与调查的所有五波浪潮，但仍考虑过渡一年，以使方法与英国使用的方法保持一致。

The wage variation is constructed as the variation in the log gross hour wage between the fifth and first quarters a individual is in the sinvestment. The following regression specification is run for both countries:

$$\ln w_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln w_{it-1} + \alpha_2 \ln w_{it-2} + \alpha_3 \ln w_{it-3} + \sum_k \beta_k \ln w_{it-1}^k + \sum_{kj} \gamma_{kj} \ln w_{it}^k \left(\frac{w_{it-1}}{w_{it}} \right)^{<unk>j<unk>}$$

+ <unk> <unk> <unk> + <unk> t + r + <unk>.

这里，i 是指调查中的个人，t 是季度，r 是地理区域，这样 <unk> t 是一个季度的固定效应，<unk> r 区域固定效应。<unk> irt 是人口特征的矩阵：年龄、教育、

和性别 (包括年龄 - 教育互动, 在巴西, 非正式假人)。J2J 是一个代表工作到工作过渡的虚拟变量, 定义为当工人在调查的第 5 波中与当前雇主在一起不到 12 个月并在第 1 波中受雇时发生。EUE 代表通过失业过渡, 当工人在第 2 波到第 4 波中失业时编码。OS 是用于职业交换机的虚拟。最后, δ_{ik} 是时间段内暴露类别 k 中的工人的虚拟人

因此, θ_k 系数代表 k 类“滞留者”的对数工资变化; 也就是说, 那些没有换职业的人, 而 φ_{kj} is the change for those who changed occupation from exposure category k to exposure category j . For example, the wage premium related to stayers in Figure 7 for a worker who went from HELC to HEHC would be represented as $\varphi_{HELC, HEHC} - \theta_{HELC}$.

III.4 职业股票的生命周期概况

图 6 绘制了通过估计以下三次多项式回归获得的每个类别的职业份额:

$$\delta_{ik} = \alpha_0 + \alpha_1 \delta_{ik} + \alpha_2 \delta_{ik} + \alpha_3 \delta_{ik} + \epsilon_i$$

在其中 δ_{ik} 是一个虚拟人, 表示工人 i 是否处于暴露类别 k 中的职业。然后, 该图绘制了预测值 δ_{ik} 每个年龄值。

附件表 3.1. 巴西和联合王国职业类型和劳动力市场状态的季度过渡概率

1. 巴西 2. 联合王国
(百分比) (百分比)

	2HE	2LE	2U	2N		2HE	2LE	2U	2N
HE2	81.3	11.2	2.5	5	HE2	96	1.7	0.8	1.5
LE2	7.1	82.3	3.8	6.8	LE2	3.3	94	1.1	1.6
U2	10.2	21.7	43	25.1	U2	13.5	10.5	60	16
N2	4.3	9	7	79.7	N2	2.6	1.4	5	90

资料来源: Pesquisa Nacional por Amostragem de Domicílios Contínuos; 英国劳动力调查; 和国际货币基金组织工作人员的计算。
注: 每个单元格报告在两个季度之间从相应行中列出的职业或劳动力市场状态过渡到相应列中列出的工人的百分比。每行加起来达到 100% ; 也就是说, 第一季度各行列出的职业或劳动力市场地位的工人总数。U2N = 从失业到不活动的过渡; HE2LE = 在本季度 AI 暴露高于中位数的职业代码中受雇的工人, 但在上一季度 AI 暴露低于中位数的职业代码中受雇。

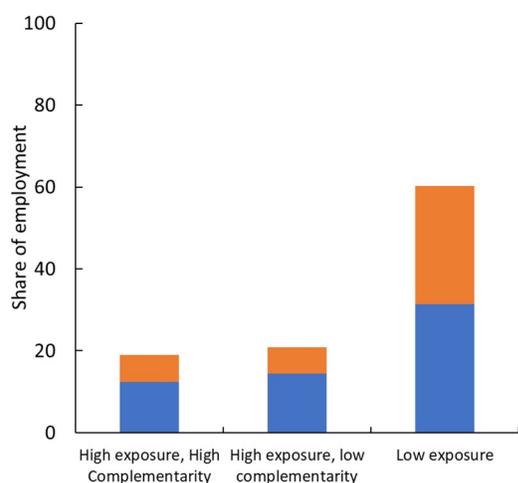
III.5 AI 与非正式

在许多新兴市场和发展中经济体, 尽管劳动力非正式性高, 但人工智能引起的劳动力再分配不太可能对正式劳动力的规模产生重大影响。高曝光率、高互补性职业的增长很可能出现在正规部门, 因为这些角色大多需要有技术、正式就业的工人。因此, 人工智能的增长并不一定会将工人从非正规部门转移到正规部门。然而, 从高曝光率、低互补性职业中流离失所的工人可能会面临失业, 转而从事非正式工作。然而, 来自巴西的证据表明, 这种双重打击的风险有限 (附件图 3.1)。在低暴露职业中, 很大一部分就业是在正式的工作安排中 (第 1 组) —— 尽管这一发现不一定会延伸到其他新兴市场经济体。此外, 大多数正规工人的职业转换不涉及进入非正规部门 (第 2 组)。

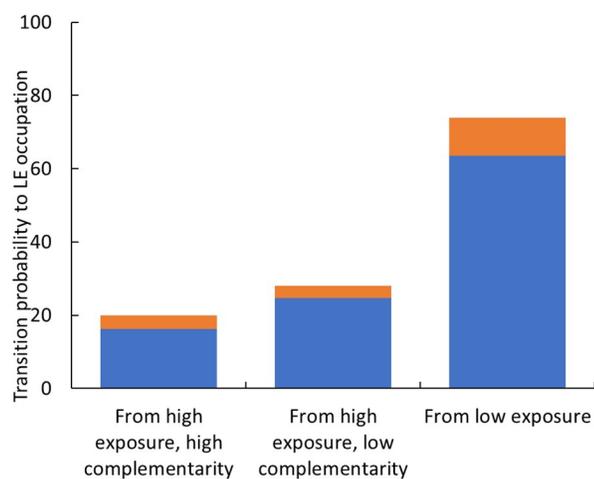
从历史上看，只有约 20 % 的工人从高暴露职业转移到低暴露职业也进入非正规部门。

附件图 3.1. AI 和非正式性

1. 按形式和风险类别划分的巴西就业份额 (百分比)



2. 按暴露类别划分的正式工人过渡到低暴露职业的概率 (百分比)



资料来源：Pesquisa Nacional por Amostragem de domicílios Contínua；和国际货币基金组织工作人员的计算。To formal To informal
 注：第 1 小组按形式和接触类别显示了就业在总就业中的份额。第 2 组显示了正式工人转向低暴露职业的概率。“From”表示上一季度个人职业的暴露类别。过渡概率代表“从”类别中正式工人转移到低暴露职业的平均比例。蓝条代表正式工人转为正式工作的概率；橙色条代表正式工人转为非正式工作的概率。LE = 低暴露。

附件 4. 型号详情

本附件简要概述了模型的主要元素，并考虑了两种极端情况，这些情况说明了人工智能采用影响经济的主要渠道。模型细节在 Rockall, Pizzinelli 和 Tavares (即将出版) 的论文中，该论文结合了 Drozd, Taschereau - Dumouchel 和 Tavares (2023) 以及 Moll, Rachel 和

IV.1 主要模型特征

模型中的时间被视为连续的。最终消费品是使用根据柯布 - 道格拉斯生产函数聚合的连续任务获得的中间产品生产的。可以使用劳动力或资本来生产任务。代理商在投资资本市场的技能和能力上存在差异，导致其资本禀赋发生变化。代理商在不同部门无弹性地提供劳动力，并受到耗散冲击。不同部门支付的工资不同，投资于债券的代理人获得无风险利率，而投资于资本市场的代理人获得的利率更高，等于资本回报率。代理商在预算约束和自然债务限制的前提下，对来自消费的效用流的标准偏好最大化。技能类型和投资的异质性使该模型能够复制收入和财富不平等。

在该模型中，人工智能采用影响经济的主要渠道有三个。首先，劳动力转移的产生是因为劳动力执行的任务是由资本执行的，因为技术进步使人工智能执行这些任务变得可行。假设在执行这些任务时，资本的生产率高于劳动力，从而提高了劳动力的生产率。其次，互补性将附加值，从而将劳动力需求和收入从 AI 互补性较小的工人重新分配给 AI 互补性较高的工人。假设互补渠道不会影响经济中的整体劳动力份额。第三，生产力渠道增加了具有高度 AI 互补性的工人的产出和工资。

该模型的柯布 - 道格拉斯生产函数如下：

$$Y(K) := AK^{\sum_z \alpha_z \eta_z} \prod_z (\psi_z \ell_z)^{(1-\alpha_z)\eta_z},$$

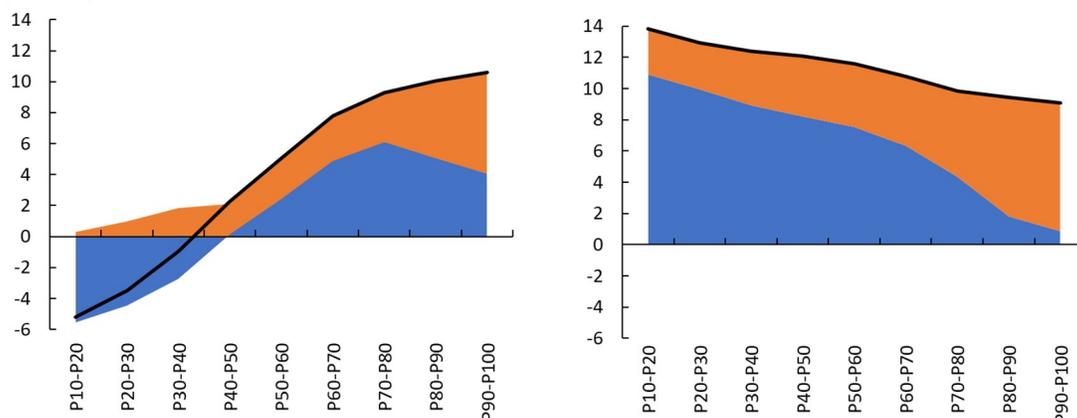
在其中 α_z 表示技能 z 可以执行的任务的附加值的重要性， η_z 表示这些任务的劳动生产率， K 表示经济中资本的总存量。在这个模型中，位移通道的特征是 α_z ，通过变化的互补渠道 η_z ，以及生产力渠道的变化 ψ_z 。

IV.2 其他场景

据报道，有两种假设情景强调了流离失所和互补渠道的影响。在第一种情况下，根据图 9 面板 2 所示的数据，位移效应对所有工人的影响相同，而互补性对工人的影响相同。在第二种情况下，互补通道被去激活，并且根据图 9, 图 2 中报告的数据发生位移。

附件图 4.1. 按收入百分位数计算的总收入变化

1. 同等分布的曝光和数据驱动 2. 数据驱动的非互补的曝光（百分比）
（百分比）



资料来源：货币基金组织工作人员计算。

注：该图代表两种假设的基于模型的情景：（1）同等分布的暴露和数据驱动的互补性，以及（2）数据驱动的暴露没有互补性。对于所有情景，资本份额的校准变化是相同的：5.5个百分点，与1980-2014年观察到的资本份额变化一致。该图按收入百分位数显示了总收入的变化，分解为蓝色的劳动收入变化和橙色的资本收入变化。P = 百分位数。

当位移效应对所有工人的影响相等时（附件图 4.1，面板 1），所有工人都会遭受劳动收入的损失，因为他们经历了执行任务数量的下降。然而，具有高 AI 互补性的工人对任务的需求增加，这些任务没有以牺牲低 AI 互补性的工人作为代价而被取代。这两种效应的结合导致具有高 AI 互补性的工人（如数据所示，他们也是高收入工人）积累了 AI 采用带来的大部分生产率提高。因此，在这种情况下，人工智能的采用导致更显著的劳动收入和财富不平等。

相反，当 AI 暴露影响随收入增加而增加并且没有互补性时（附件图 4.1，面板 2），采用 AI 带来的收入收益在收入分配的底部较高。之所以发生这种情况，是因为处于收入分配底层的工人较少接触人工智能，因此任务移位较少。相比之下，收入较高的工人更容易受到影响，因此遭受更大的任务流离失所。因此，在这种情况下，人工智能的采用导致收入不平等的降低，因为资本收入的收益不足以弥补任务转移导致的顶层劳动收入的较低收益。

这两种情况说明了暴露和互补性如何在收入分配中分布的重要性。当风险敞口分布更加平等，互补性集中在顶部时，人工智能的采用可能会加剧收入和财富的不平等。当风险敞口集中在收入分配的顶端，互补性较弱时，人工智能的采用可能会导致收入不平等的下降。

附件 5. 人工智能准备指数

V.1 指标

本说明的主要贡献之一是构建了一个指数 - 支持第五节中的分析 - 评估人工智能水平

各国做好准备。衡量 AI 准备工作具有挑战性，包括因为整个经济范围的 AI 整合的机构要求仍然不确定。然而，关于技术采用的历史事件的文献（见 Keller 2004; Chi 和 Fairlie 2007; Nicoletti, Rede 和 Adreus 2020; Cirera, Comi 和 Crz 2022）已经确定了可能与 AI 相关的关键决定因素：数字基础设施，人力资本，技术创新和法律框架。这些广泛的决定因素补充了一组指标，这些指标对于 AI 的顺利采用至关重要。其中包括持续的人力资本投资，包容性的 STEM [科学，技术，工程和数学] 专业知识，国家内部和国家之间的劳动力和资本流动，以及法律框架对新（数字）商业模式的适应性。附件表 5.1 总结了全套指标。

生成的索引在常见的

文献中的 AI 准备指标（例如，Oxford Insights 2022）

允许所有经济体的准备水平具有可比性，包括低收入国家（在这些国家，重点将更多地是采用耐用而不是发明新技术）

数还纳入了与人工智能时代相关的劳动力市场转型指标，包括活跃的劳动力市场（例如，技能提升和技能培训）和社会保护。数字基础设施、人力资本和劳动力市场政策可以被认为是人工智能准备的“基础”要素，因为它们是采用人工智能的先决条件。创新和

经济一体化以及监管和伦理可以被认为是“第二代”要素，可能会最大限度地发挥

附件表 5.1. AI 准备指标

Dimension	Indicator
1. FOUNDATIONAL AI PREPAREDNESS	
I. Digital Infrastructure	
<i>Accessible, affordable, and secured internet access</i>	- Estimated internet users per 100 inhabitants [UN]
	- Number of main fixed telephone lines per 100 inhabitants [UN]
	- Number of mobile subscribers per 100 inhabitants [UN]
	- Number of fixed broadband subscriptions per 100 inhabitants [UN]
	- Number of wireless broadband subscriptions per 100 inhabitants [UN]
	- Cost of internet access (percent of monthly GNI per capita) [ITU]
<i>Mature e-commerce infrastructure</i>	- Secure internet servers per 1 million people [WB]
	- Private sector's e-commerce business environment
	o Postal reliability index [JPUJ]
	o Use of mobile phone for online transactions (% of population ages 15+) [WB]
	- Public sector's online services infrastructure [UN]
II. Human Capital and Labor Market Policies	
<i>Education and digital skills</i>	- Human capital index (i.e., mean years of schooling, expected years of schooling, gross enrolment ratio, adult literacy) [UN]
	- Public education expenditure (10-year average, %GDP) [WB]
	- Skillset of graduates (proxy for equality of education) [WEF]
	- Digital skills among active population (e.g., computer skills, basic coding, etc.) [UN]
	- Number of STEM graduates (10-year average; % of total graduates) [WB]
	- Number of female STEM graduates (10-year average; % of STEM graduates) [WB]
<i>Labor market flexibility and policies</i>	- Flexibility of wage determination (centralized vs individual firm level) [WEF]
	- Social protection (% of population covered by social protection schemes) [ILO]
	- Active labor market policies (e.g., skills matching, retraining) [WEF]
III. Innovation & Economic Integration	
<i>Innovation</i>	- R&D spending per unit of GDP [WB]
	- Frontier technology readiness (i.e., AI related R&D activity: number of scientific publications, number of patents on frontier technologies) [UN]
	- Domestic credit to private sector (%GDP) [WB]
	- Pay and productivity (i.e., extent to which wages are market-determined) [WEF]
<i>Economic integration</i>	- Mean tariff rate [FI]
	- Non-tariff barriers [FI]
	- Free movement of capital and people (average of three indicators: financial openness, capital controls, freedom of foreigners to visit) [FI]
IV. Regulation and Ethics	
<i>Strong legal frameworks and enforcement mechanisms</i>	- Legal framework's adaptability to digital business models [WEF]
	- Overall governance (proxy for enforcement/accountability) [WB]

资料来源:

注：每个指标的数据来源显示在方括号中。FI = 弗雷泽研究所；GNI = 国民总收入；劳工组织 = 国际劳工组织；ITU = 国际电信联盟；STEM = 科学、技术、工程和数学；联合国 = 联合国；万国邮政 = 万国邮政联盟；WB = 世界银行；WEF = 世界经济论坛。

V.2 聚合和健壮性检查

在四个聚合维度中的每个维度中，子指标 (i) 对于有可用数据的最近一年 - 在 0 - 1 量表上归一化如下：

$$\frac{\text{<unk>} - \text{<unk> min}}{\text{max} - \text{min}}$$

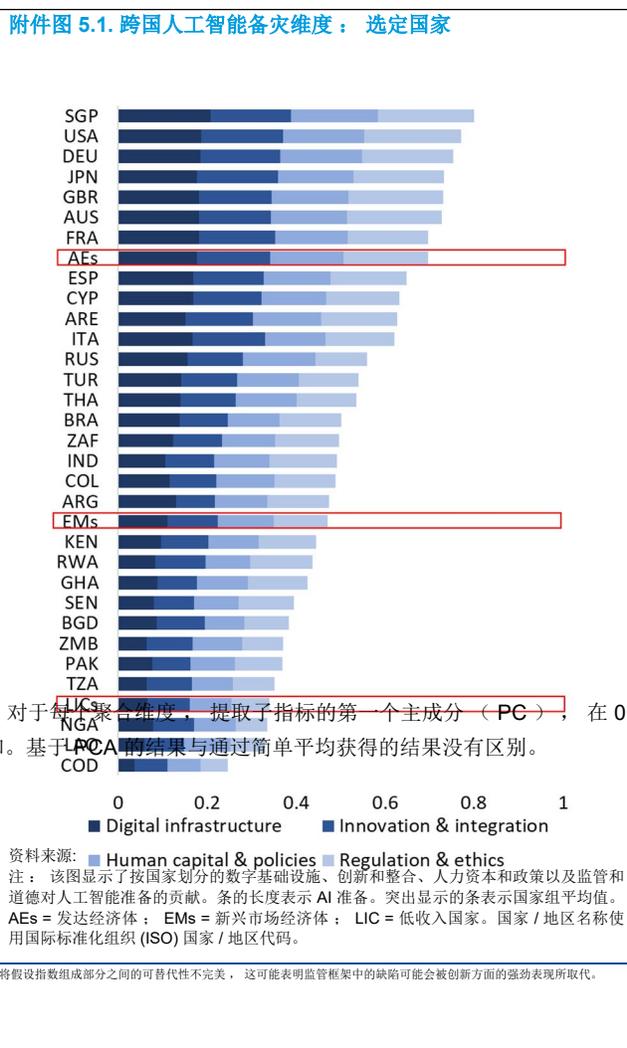
每个聚合维度 (数字基础设施、人力资本和劳动力市场政策

、数字创新和经济一体化、监管和伦理) 是其归一化子组件的简单平均值。然后将 AI 准备指数作为四个聚合维度的简单平均值得出。该指数是针对 32 个发达经济体, 56 个新兴市场经济体和 37 个低收入国家计算的。附件图 5.1 概述了选定经济体的人工智能准备水平及其主要组成部分。

第五节表明, 该指数的组成部分与信息通信技术就业相关, 证实了它们的相关性。此外, 以发展水平为条件的这些相关性的强度具有直观的意义。

在汇总指数时采用简单的平均值至少有两个缺点。20 首先, 相等的权重固有可能低估关键组成部分并过分强调次要组成部分, 从而掩盖重要的弱点或优势, 第二, 简单平均数的使用对异常值和极值很敏感。

作为稳健性检验, 我们采用主成分分析 (PCA) 来聚合指数。对于每个聚合维度, 提取了指标的第二个主成分 (PC), 在 0 和 1 之间进行归一化, 然后将指数计算为这些归一化 PC 的总和。基于 PCA 的结果与通过简单平均获得的结果没有区别。



其他聚合方法有其自身的优势, 但在这种情况下, 它们也有缺点。例如, 恒定的替代弹性 (CES) 聚合, 这将假设指数组成部分之间的可替代性不完美, 这可能表明监管框架中的缺陷可能会被创新方面的强劲表现所取代。

参考文献

- Acemoglu, D. 和 P. Restrepo。2018。“人工智能，自动化和工作。”在人工智能经济学：议程中，由 A. Agrawal, J. Gans 和 A. Goldfarb 编辑，197 - 236。芝加哥：芝加哥大学出版社。
- Acemoglu, D. 和 P. Restrepo。2022。“任务、自动化和美国工资不平等的上升。”计量经济学 90 (5): 1973–2016。
- Albanesi, S., A. D. da Silva, J. F. Jimeno, A. Lamo, and A. Wabitsch. 2023. "New Technologies and Jobs in Europe." CEPR Discussion Paper DP18220, Centre for Economic Policy Research, London, UK.
- Alonso, C., A. Berg, S. Kothari, C. Papageorgiou, and S. Rehman. 2022. "Will the AI Revolution cause a great divergence?" Journal of Monetary Economics 127: 18 - 37.
- Amaglobeli, D, R. de Mooij, A. Mengistu, M. Moszoro, M. Nose, S. Nunhuck, S. Pattanayak, L. Rivero del Paso, F. Solomon, R. Sparkman, H. Tourpe, and G. Uñ a. 2023.
- Autor, D. H., and D. Dorn. 2013. "The growth of low - skill service jobs and the polarization of the US Labor Market." American Economic Review 103 (5): 1553 - 597.
- Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane. 2003. "The Skill Content of Recent Technology Change: An Empirical Extrihution." Quarterly Journal of Economics 118 (4): 1279 - 333.
- Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson. Forthcoming. "人工智能、企业成长和产品创新". Journal of Financial Economics.
- 美国银行。2023 年。“网络安全报告：形势、趋势和接下来会发生什么。”美国银行全球研究，纽约。
- Bartel, A., C. Ichniowski, and K. Shaw. 2007. "How Does Information Technology Affect Productivity? Plant - Level Comparisons of Product Innovation, Process Improvement, and Worker Skills *." Quarterly Journal of Economics 122 (4): 1721 - 758.
- Berg, A., L. Bounader, N. Gueorguiev, H. Miyamoto, K. Moriyama, R. Nakatani 和 L. F. Zanna。2021 年。“为了所有人的利益：自动化时代的财政政策和公平 - 效率权衡。”IMF 工作文件 2021 / 187，国际货币基金组织，华盛顿特区。
- Bergholt, D., F. Furlanetto, and N. Maffei - Faccioli. 2022. "The decline of the Labor share: New existical evidence." American Economics Journal: Macroeconomics 14 (3): 163 - 98.
- Bloom, N., M. Draca, and J. Van Reenen. 2015. "Trade 诱导型技术变革? The impact of Chinese imports on Innorts on Innovation, IT and Productivity." Review of Economic Studies 83 (1): 87 - 117.
- Braxton, J. Carter, and B. Taska. 2023. "技术变革和失业的后果". American Economic Review 113 (2): 279 - 316.
- Brynjolfsson, E., L. Danielle, and L. R. Raymond. 2023. "Generative AI at Work." NBER Working Paper 31161, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

- Boukherouaa, E., G. Shabstrapt, K. AlAjmi, J. Deodoro, A. Farias, E. S. Iskender, A. T. Mirestean, and R. Ravikumar. 2021. "为数字经济提供动力: 金融中人工智能的机会和风险" IMF 部门文件 2021 / 024, 国际货币基金组织, 华盛顿特区。
- Briggs, J., and D. Kodnani. 2023. "人工智能对经济增长的潜在巨大影响". Goldman Sachs - Global Economics Analyst, New York.
- Carriere - Swallow, Y. 和 V. Haksar。2019。"数据的经济学和含义: 综合视角", 国际货币基金组织部门文件 2019 / 013, 国际货币基金组织, 华盛顿特区。
- Cazzaniga, M., C. Pizzinelli, E. Rockall, and M. M. Tavares. Forthcoming. "Exposure to Artificial Intelligence and occupational Mobility: A Cross - Country Analysis." IMF Working Paper, International Monetary Fund, Washington, DC.
- Chinn, M. D., and R. W. Fairlie. 2007. "The Determinants of the Global Digital Divide: A Cross - Country Analysis of Computer and Internet Penetration." *Oxford Economic Papers* 59 (1): 16 - 44.
- Cirera, X., D. Comin, and M. Cruz. 2022. "Bridging the Technological Divide: Technology Adoption by firms in Developing Countries." World Bank, Washington, DC.
- 科伦坡, E., F. Mercurio 和 M. Mezzanzanica。2019, "人工智能遇到劳动力市场: 探索自动化与技能之间的联系。" *信息经济学与政策* 47: 27 - 37。
- Cortes, G. M., N. Jaimovich 和 H. E. Siu。2017。"消失的常规工作: 谁, 如何以及为什么?" *货币经济学杂志* 91: 69 - 87。
- Cortes, G. M., N. Jaimovich, C. J. Nekarda, and H. E. Siu. 2020. "The Dynamics of Disappearing Jobs: A Flows Approach." *Labour Economics* 65: 101823.
- Dabla - Norris, E., C. Pizzinelli, and J. Rappaport. 2023. "Job Polarization and the Declining Wages of Young Female Workers in the United Kingdom." *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 85 (6): 1185 - 1210.
- 道, M. C., D. Mitali 和 Z. Koczan。2019。"为什么劳动力在全球收入中所占份额较小?" *经济政策* 34 (100): 723 - 59。
- Das, M., and B. Hilgenstock. 2022. "The exposure to routinization: Labor Market implications for Developed and Developing Economies." *Structural change and Economic Dynamics* 60 (C): 99 - 113.
- Drozd, L. A., M. Taschereau - Dumouchel, and M. M. Tavares. 2022. "Understanding Growth through Automation." Research Department, Federal Reserve Bank of Philadelphia, Philadelphia, PA.
- Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock. 2023. "GPT are GPT: An early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models." arXiv. org working paper.
- 金融行为监管局 (FCA)。2022。"英国金融服务中的机器学习。" 英格兰银行和金融行为监管局, 英国伦敦。
- Felten, E., M. Raj 和 R. Seamans。2021年。"人工智能的职业, 行业和地理暴露: 新颖的数据集及其潜在用途。" *战略管理杂志* 42 (12): 2195 - 217。
- Felten, E., M. Raj, and R. Seamans. 2023. "How Will Language Modelers like ChatGPT affect occupations and Industries?" arXiv. org working paper.

Gmyrek, P., J. Berg, and D. Bescond. 2023. Generative AI and Jobs: A Global Analysis of Potential Effects on Job Quantity and Quality. ILO Working Paper 96. International Labor Organization, Geneva, Switzerland.

国际金融公司 (IFC)。2020 年。“新兴市场中的人工智能: 机遇、趋势和新兴商业模式”。国际金融公司。世界银行, 华盛顿特区。

Ilzetzki, E., and S. Jain. 2023. The Impact of Artificial Intelligence on growth and Employment. VoxEu. org, June 20.

Haksar, V., Y. Carriere - Swallow, E. Islam, A. Giddings, K. Kao, E. Kopp, and G. Quiros - Romero. 2021. "Toward a Global Approach to Data in the Digital Age", IMF Staff Discussion Note 2021 / 005, 国际货币基金组织, Washington, DC.

国际货币基金组织 (IMF)。2017 年。世界经济展望: 获得动力? 第 3 章。
国际货币基金组织, 华盛顿特区, 4 月。

国际货币基金组织 (IMF)。2023 年。《世界经济展望: 震荡复苏》, 第 2 章。
国际货币基金组织, 华盛顿特区, 4 月。

Jamilov, R., H. Rey, and A. Tahoun. 2023. "The Anatomy of Cyber Risk." NBER Working Paper 28906, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

Kambourov, G., and I. Manovskii. 2009. "职业流动和工资不平等". Review of Economic Studies 50: 731 - 59.

Keller, W. "International Technology Diffusion." 2004. Journal of Economic Literature 42 (3): 752 - 82. Klinova, K., and

A. Korinek. 2021. "AI and Shared Prosperity." In Proceedings of the 2021 AAAI / ACM
人工智能、伦理和社会会议, 645 - 51。

Moll, B., L. Rachel 和 P. Restrepo。2022。“不均匀的增长: 自动化对收入和财富不平等的影响。”计量经济学 90 (6): 2645 - 683。

Monsueto, S. E., A. Moreira Cunha, and J. da Silva Bichara. 2014. “职业流动性和收入差异: 2002 年至 2010 年巴西的经验”。Cepal Review 113: 139 - 55.

Moscarini, G., and F. G. Vella. 2008. “职业流动和商业周期”。NBER Working Paper 13819, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

Nicoletti, G., C. V. Rueden 和 D. Andrews。2020 年。“数字技术扩散: 能力, 激励或两者兼而有之?” 欧洲经济评论 128: 103513。

经济合作与发展组织 (OECD)。2023 年。“经合组织就业展望 2023: 人工智能和劳动力市场。”法国巴黎。

牛津见解。2022 年。“政府人工智能准备指数”。英国马尔文。

Pizzinelli, C., A. Panton, M. M. Tavares, M. Cazzaniga, and L. Li. 2023. "Labor Market Exposure to AI: Cross - Country Differences and Distributional Implications." IMF Working Paper 2023 / 216, International Monetary Fund, Washington, DC.

Ribas, R. P. 和 S. S. D. Soares。2008 年。“IBGE 月度就业调查 (PME) 小组。”讨论文件 1348, 巴西巴西利亚应用经济研究所。

- Rockall, E., C. Pizzinelli, and M. Mendes Tavares. Forthcoming. "Artificial Intelligence Adoption and Inequality." IMF Working Paper, International Monetary Fund, Washington, DC.
- Sahay, R., M. Carrión-i-Katyal, P. N'Diaye, A. Barajas, S. Mitra, A. Kyebe, Y. N. Mooi, and S. R. Yousefi. 2017. "Financial Inclusion: Can it meet multiple Macroeconomic goals?"
- Sahay, R., and M. Carrión-i-Katyal. 2020. "Finance and Inequality." IMF Staff Discussion Note 2020 / 001, International Monetary Fund, Washington, DC.
- Sahay, R., U. Eriksson von Allmen, A. Lahreche, P. Khera, S. Ogawa, M. Bazarbash 和 K. Beaton。2020年。“金融科技的承诺：后 COVID - 19 时代的金融包容性。”国际货币基金组织部门文件 2020 / 009，华盛顿特区。
- Shabsigat, G., and E. B. Boukherouaa. 2023. "Generative Artificial Intelligence in Finance." Fintech Note 2023 / 006, International Monetary Fund, Washington, DC.
- 联合国教育、科学及文化组织 (教科文组织)。2021年。“人工智能和教育: 政策制定者指南”。法国巴黎。
- 美国国际开发署 (USAID)。2019年。“全球健康中的人工智能：定义集体前进道路”。华盛顿特区。
- Wahl, B., A. Cossy - Gantner, S. Germann 和 N. R. Schwalbe。2018。“人工智能 (AI) 和全球健康：AI 如何在资源匮乏的环境中为健康做出贡献？”BMJ Global Health 3 (4) : e000798。
- 韦伯, M. 2020。“人工智能对劳动力市场的影响。”斯坦福大学工作文件，斯坦福大学，加利福尼亚州。
- Wootton, C. W., and B. E. Kemmerer. 2007. "The emergence of Mechanical Accounting in the US, 1880 - 1930." Accounting Historians Journal 34 (1): 91 - 124.
- Yashiro, N., T. Kyryś, H. Hwang, and J. Tuomala. 2022. "技术、劳动力市场机构和早期退休". Economic Policy 37 (112): 811 - 49.



PUBLICATIONS

Gen - AI : 人工智能和工作的未来

员工讨论稿编号 : SDN / 2024 / 001