

前沿工作： AI 如何拓展 人们在工作中所做的事



核心结论

- 01 AI 改变的可能不只是工作如何完成，还包括由谁来完成。我们的新研究显示，ChatGPT 用户经常就历史上与其他职业相关联的任务寻求帮助，这表明 AI 可能拓宽岗位角色，并改变工作的分工方式。

- 02 在我们的样本中，全部工作相关消息的 16.8%——以及职业特定消息的 43.5%——涉及历史上与另一职业相关联的任务。

- 03 不同职业的 AI 使用模式各不相同。营销和工程类任务流向了许多其他职业的从业者，而设计、销售和人力资源领域的从业者则更可能承接来自其他岗位的各类任务。

- 04 这些效应在小型企业中更为明显。较小工作区中的典型用户，做的跨职业工作相对更多。这可能是一个信号：当可支配资源较少时，用户会把 AI 当作拓展自身工作类型的工具。

引言

AI 正在如何改变我们的工作方式？我们对 ChatGPT 用户发送的工作相关消息所做的分析，提供了一扇观察岗位任务构成变化的窗口。我们发现，在工作相关且属于职业特定的消息中，有 43.5% 涉及历史上与另一职业相关联的任务。¹

在我们的 AI 岗位转型框架（AI Jobs Transition Framework）中，我们强调：相当一部分岗位很可能会被重组，也就是说，其日常任务可能发生显著变化。我们的 前沿工作（Work at the Frontier）系列研究，正是为了理解这一过程。随着越来越多的劳动者在工作中使用 AI，此前不可能出现的人机活动新组合正在涌现。理解这些变化，是理解工作如何适应 AI 的核心：它改变了一个人独自完成什么、把什么交给同事、以及什么必须交由专家。

有了 AI，过去要把客户数据集交给分析师的销售人员，现在可以自己轻松快速地探索这些数据；过去要等软件或网页开发人员的营销人员，现在可以自己排查网站故障或写一段简单脚本。在每一种情形中，AI 既改变了工作完成的速度，也改变了由谁来完成。我们考察 AI 如何拓展人们所做工作的类型，尤其是当这些工作并不属于他们典型的岗位职责时。我们发现，AI 可能正在改变某一岗位历史上或通常意义上的工作边界。

职业边界是指历史上与某一职业相关联的活动集合。我们考察劳动者使用 AI 所做的活动，是落在这一边界之内，还是之外。

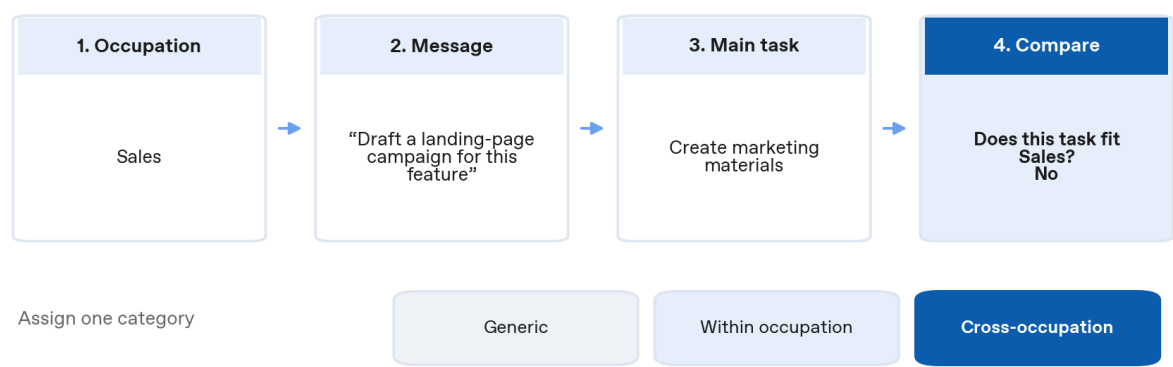
我们聚焦于八个职业群体的用户：客户体验、设计、工程、财务、人力资源、法务、营销和销售。我们使用美国劳工部的职业与工作活动数据库 O*NET，来识别传统上与每个职业群体相关联的任务。我们选取这些用户的工作相关消息随机样本，并将每条消息归类到与其任务内容最接近的一个 O*NET 详细工作活动（DWA）。随后，我们把该活动所对应的职业与发送者自述的职业进行比较。² 职业边界并不总是精确的，因为写作、总结、日程安排等许多通用任务会出现在多种岗位中。因此，我们把消息归入三类：通用、本职业内、跨职业。

¹ 我们依据用户 ChatGPT Business 账户中提供的岗位信息，将用户与职业相关联。

² 我们剔除了在注册 ChatGPT Business 时未提供部门与岗位的用户。我们使用 ChatGPT 依据任务内容对每条消息进行匿名分类，从不阅读消息原文。

图 1

识别任务跨界



注：职业边界基于 O*NET 中历史上与各职业相关联的任务。

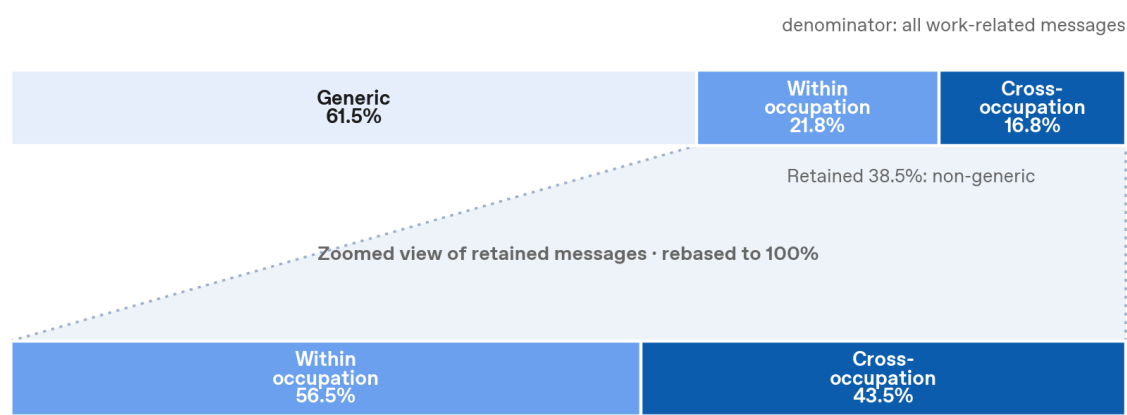
在这份工作相关消息的随机样本中：

- 16.8% 的消息被归类为跨职业，即它们涉及历史上与另一职业相关联的任务；
- 21.8% 被归类为本职业内，即它们涉及历史上与用户自身职业相关联的任务；
- 61.5% 被归类为通用，即它们涉及在各职业间广泛共享的任务，例如撰写邮件或安排会议。

在非通用消息中，43.5% 属于跨职业。在剔除写邮件这类通用工作后，这一类别占职业特定消息的 28% 至 77%。

图 2

近半数职业特定的 AI 使用属于跨职业



来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET DWA 描述。注：职业特定的占比剔除了通用工作，并将其余部分重新以 100% 为基数计算。

我们把这种模式称为任务跨界：历史上与某一职业相关联的工作，出现在另一职业从业者的 AI 使用中。在这八个职业群体中，有 11% 至 30% 的消息涉及任务跨界。

任务跨界在不同类型的劳动者之间存在差异。营销和工程类工作广泛出现在其他领域从业者的 AI 使用中；与此同时，设计、销售和人力资源等领域的从业者，更可能使用 AI 处理其典型岗位职责之外的任务。任务跨界在较小的工作场所中更为常见，但这一差异集中在典型用量用户身上：在按消息量处于中间 50% 的用户中，2-5 个席位的工作区跨职业使用占 18.9%，而 101 个及以上席位的工作区为 16.3%；在用量最高的四分位用户中，类似的模式并不单调。这一分化可能反映出：当身边可求助的同事或专家较少时，劳动者会就更广范围的任务寻求 AI 帮助。

我们的结果指向一种更宽泛的、由 AI 驱动的职业变迁图景。AI 可能自动化一部分现有任务，并在另一些任务上增强劳动者的能力。AI 也可能通过拓宽劳动者能够完成的任务集合、让与某一职业相关联的工作迁移到另一职业，从而改变工作的分工方式。对劳动力市场政策、劳动力发展和企业组织而言，关键是要理解：哪些新的人机活动组合变得可行，以及谁有准备、被允许、并获得报酬去执行它们。

研究背景

在劳动经济学中，基于任务的分析框架把关注点从作为不可分割单元的职业，转向劳动者与机器所执行的具体活动。Autor、Levy 和 Murnane（2003）运用基于任务的框架——考察构成人们工作的一项项具体任务——来理解计算机的出现如何影响了不同职业。此后，Acemoglu 和 Restrepo（2019）强调，技术会把现有任务重新配置给资本，并创造出劳动具有比较优势的新任务，从而改变对不同岗位劳动者的需求。这一进路清楚地表明：技术不必以相同方式影响一份工作的每个部分，并提供了一个可用于分析技术等各类因素如何通过改变任务来影响岗位的框架。

因此，将基于任务的框架应用于 AI 的研究，大多从当前分配给某一职业的活动组合出发，追问这些活动将随技术如何变化。然而，这假定了每位劳动者所做的任务集合是固定的。Gans（2026）讨论了这一局限。当自动化改变了执行特定活动的成本时，企业可能把一份现有工作拆分为更窄的岗位，让劳动者更加专业化；也可能把多项活动重新组合成更宽泛的岗位，从而造就更多通才。关键在于：人类工作的组合——以及劳动力市场所回报的技能组合——会随 AI 而改变。

历史证据表明，职业边界始终在演变。Atalay、Phongthientham、Sotelo 和 Tannenbaum（2020）发现，工作任务构成的长期变化中，有相当大一部分发生在同一职位名称内部，而不仅仅来自职业构成的变化。Autor、Chin、Salomons 和 Seegmiller（2024）表明，技术变革还会催生新的工作形态，这些形态最终会出现在职业分类之中。上述研究观察到的岗位与任务变化，都是在其已被纳入招聘广告、职位名称或就业格局之后才被记录下来的。

对生成式 AI 使用情况的分析，为我们打开了一扇窗，让我们得以观察岗位演化过程中更早的阶段——在企业修订岗位说明书、甚至创造出全新职位名称之前，劳动者就已经开始试验并重新组合任务。近期关于 AI 使用的证据也指向这一转变：Yang 等（2026）发现，Perplexity 上的查询经常落在用户被推断的主要职业之外，这表明 AI 工具可能拓展了用户所尝试的工作范围。我们则利用与自述职业相关联的工作相关消息，更直接地测量任务跨界，从而能够看到用户何时就传统上属于另一职业的任务寻求 AI 帮助，以及这些模式如何随工作场所规模而变化。

劳动者正用 AI 处理传统职业范围之外的任务

劳动者经常使用 AI 处理传统职业边界之外的任务。即便某些活动并非其本职工作的核心，他们仍会要求 AI 去排查软件故障、撰写广告文案、解释技术规格。

在把每条消息归类为本职业内、通用或跨职业之后，我们考察任务跨界在这八类用户职业之间的差异。

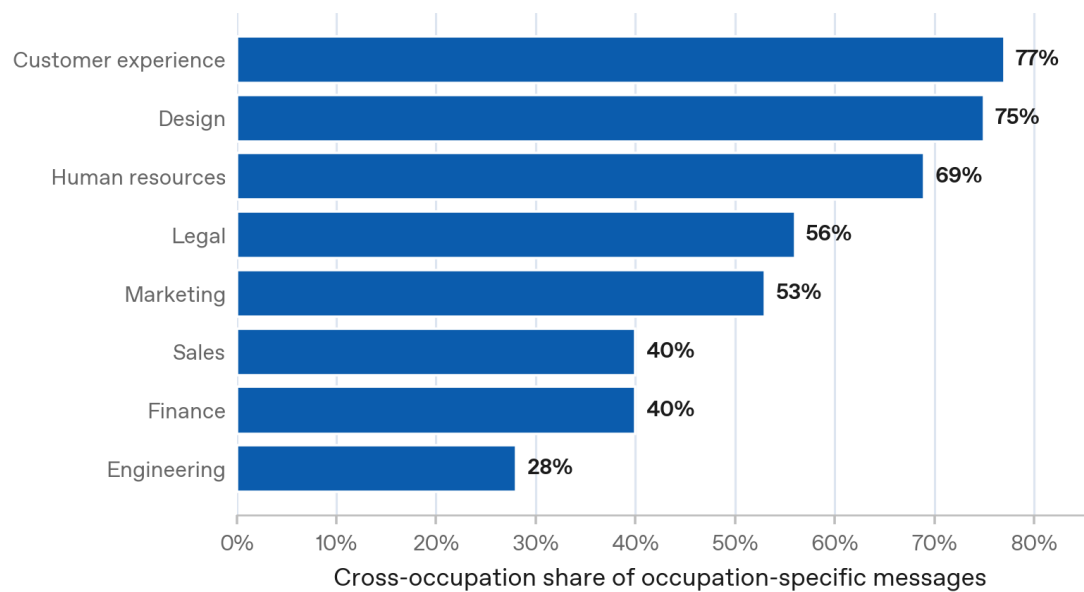
表 1

任务跨界的分类方式

本职业内	与用户的职业边界直接关联，或非常接近。
通用	在许多职业中都很常见。
跨职业	与另一职业相关联；计为跨越边界。

在八个群体中的五个里，跨职业任务构成了职业特定消息的大多数：客户体验为 77%，设计为 75%，人力资源为 69%，法务为 56%，营销为 53%。图 3 的分母是每类劳动者职业内部的职业特定（非通用）消息：它剔除了广泛共享的工作，并把剩余的本职业内与跨职业占比重新以 100% 为基数计算。

图 3
在八个群体中的五个里，跨职业工作占多数



来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET DWA 描述。注：每条消息都被归入其传统任务最为接近的那个职业。分母是每类用户职业内部的职业特定（非通用）消息；本职业内与跨职业占比被重新以 100% 为基数计算。柱状图仅显示跨职业占比。

客户体验、设计和人力资源的跨职业占比最高。接下来，我们转向理解哪些任务在职业之间流动。

劳动者从其他岗位借用特定任务

有些任务在许多不同职业用户的消息中反复出现。在我们的工作相关消息随机样本中，反复出现的任务包括：制作营销素材、排查计算机应用故障、计算财务数据，以及解释法规或政策。

财务计算与计算机故障排查是各类用户职业中特别常见的任务。在每一个非财务的用户职业中，计算财务数据都位列最常见的三项财务相关任务之中。同样，在每一个非工程的用户职业中，排查计算机应用与系统故障都位列最常见的三项工程相关任务之中。在非财务用户发送的全部财务相关消息中，有 9.8% 涉及计算财务数据；在非工程用户发送的工程相关消息中，有 6.1% 涉及排查计算机应用或系统故障。

在非营销职业的用户中，制作推广物料是最常见的营销相关任务，占营销相关消息的 25%。由 AI 生成的该类消息摘要包括：制作广告、社交帖文、传单、宣传视频、演示文稿、产品说明页以及营销活动图形等请求，显示出归入这一任务的工作范围之广。制作营销素材是第二常见的营销相关任务，占营销相关消息的 9.3%，其中在设计人员中占比最高。制定营销计划或策略又占 6.5%。

表 2

反复出现的跨职业任务

任务	最接近的职业	群体数	占比最高群体
计算财务数据	财务	7/7	销售：14.3%
排查计算机应用或系统的故障	工程	7/7	客户体验：7.6%
与客户或顾客沟通商品或服务信息	客户体验	7/7	营销：70.8%
制作营销素材	营销	5/7	设计：13.6%
与政府机构沟通	法务	7/7	客户体验：21.4%

来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET 描述。注：“最接近的职业”是指其传统工作与该任务最为相似的职业。其余各列指的是属于另外七个职业群体的用户。“群体数”统计在另外七个用户职业中，该任务位列与最接近职业相关的三项最常见详细工作活动之中的职业数量。“占比最高群体”是指在匹配到最接近职业的消息中，所列任务占比最大的那个用户职业。

营销与工程类任务在各岗位间流动

图 2 和图 3 显示的是某项非通用活动落在用户职业边界之内还是之外。由于职业边界彼此重叠，一项活动可能同时落在不止一个职业的边界之内。图 4 则把每项活动归入其任务最为相似的单一职业。对于每一类用户职业，对应的行报告的是：任务内容与各列职业最为匹配的非通用消息所占的比例。营销和工程之外领域的劳动者，最常从事的正是与这两个职业相关联的工作。在销售和营销类用户中，营销类任务约占非通用消息的 28% 至 29%，在客户体验类用户中占 26%。工程类任务在设计类用户中占 28%，在客户体验和财务类用户中约占 20% 至 22%。

气泡面积表示某一劳动者群体的职业特定消息中，与各传统任务来源相关联的比例。对角线上的深色气泡表示各来源在本职业内的基准值。所显示的各行百分比因四舍五入，可能不会恰好加总为 100%。

图 4
营销与工程类任务流向了许多职业



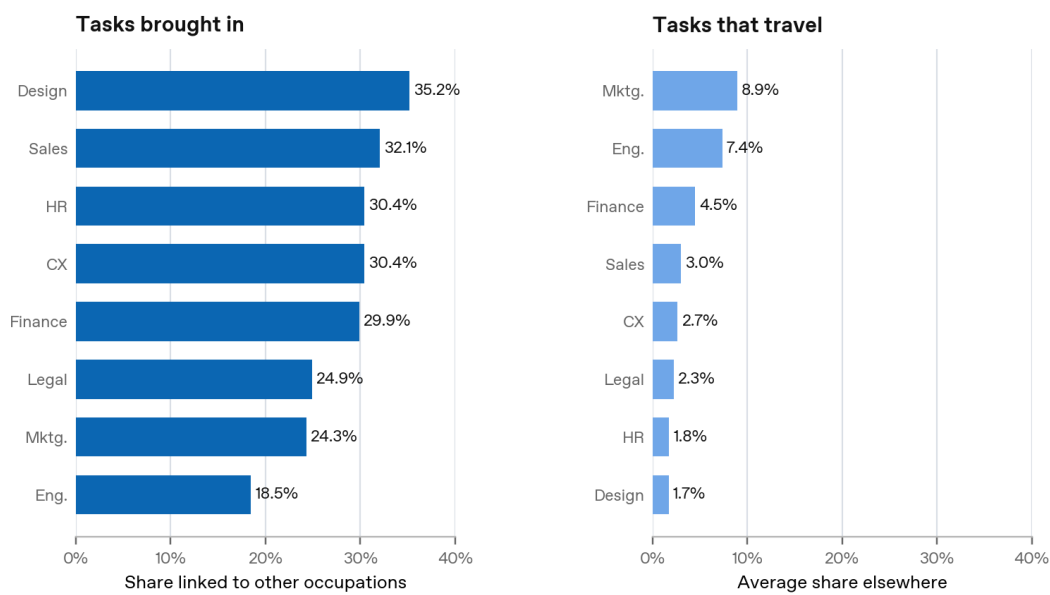
来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET 描述。注：每条消息都被赋予一个传统任务来源。分母是每类劳动者职业的非通用、职业特定消息；通用工作被剔除。

有些职业大量吸纳跨职业任务；另一些职业的任务则向外流动

图 5 区分了任务跨界的两个方向，拆解出哪些职业更多地向其他职业输出任务，哪些职业则更多地接收任务。左图以每类劳动者职业内部的全部工作相关消息（含通用消息）为分母；右图显示的是各职业的任务在其他职业用户消息中出现的频率：

- 吸纳进来的任务：左图显示每个劳动者群体的 AI 使用中，有多少取自其他职业。
- 向外流动的任务：右图显示各职业自身的任务组合在别处出现的广泛程度。

图 5
设计最多地吸纳跨职业任务；营销与工程的任务流传最远



来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET DWA 描述。注：左图以每类用户职业内部的全部工作相关消息（含通用消息）为分母，统计被归入其他职业传统任务的比例。右图显示各职业的任务在其他职业用户消息中出现的频率。对每个职业，我们计算在另外七个职业用户中与之相关的消息占比，然后报告这七个占比的平均值。

这两种任务跨界并不总是同时出现。某一职业的劳动者可能经常使用 AI 处理通常与其他领域相关联的任务，即便其他领域的劳动者很少承接该职业的任务；反过来的情况同样可能成立。

设计体现了第一种模式。设计人员发送的消息中，约 35.2% 涉及通常与另一职业相关联的工作。但在其他领域劳动者发送的消息中，设计类任务仅占 1.7%。换句话说，设计人员大量借用别处的任务，而设计工作本身却很少出现在设计之外。

工程更接近相反的模式。工程类消息中只有 18.5% 涉及来自其他领域的任务，但在其他职业劳动者的消息中，工程类任务占到 7.4%。因此，工程似乎是被别处劳动者广泛采纳的重要任务来源。

营销在两个方向上都很突出。营销人员把 24.3% 的消息用于与其他职业相关联的任务；与此同时，在其他领域劳动者的消息中，营销类任务占到 8.9%——为样本中的最高比例。

因此，图 4 和图 5 揭示了任务在职业间流动时的三种不同角色。设计人员用 AI 把多个领域的工作组合起来；工程类任务频繁被别处的劳动者接手；营销则两者兼具：营销人员承接了大量跨职业工作，其自身任务也广泛出现在其他职业中。

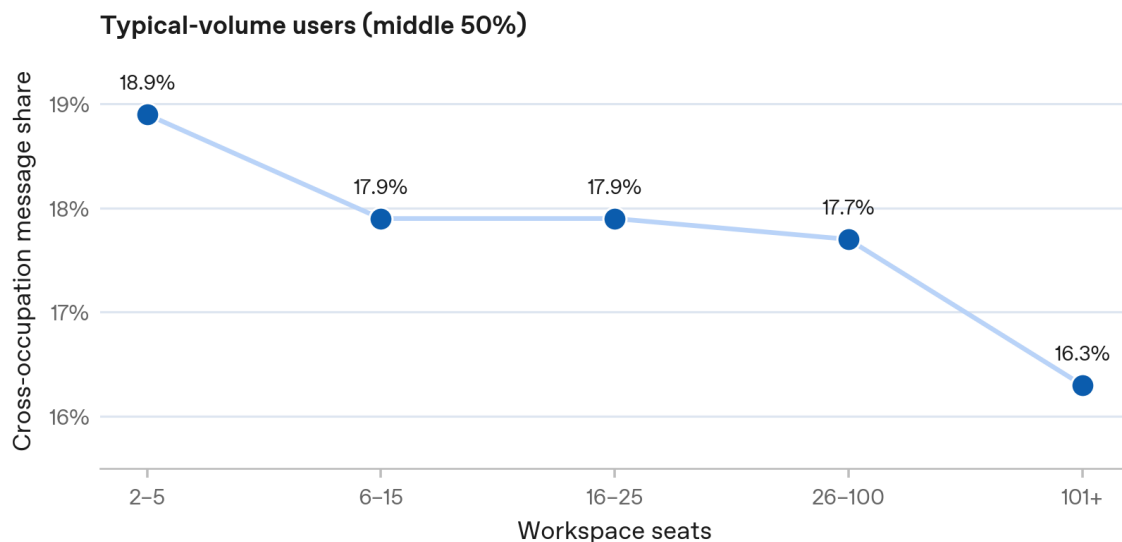
这些模式表明，AI 可能改变工作在各职业间的分工方式，但这并不意味着这些职业本身正在消失。AI 可能让一项任务对外行来说更容易上手，而专家在专业级判断与复核上依然至关重要。因此，这些结果应被理解为工作分工正在发生变化的证据，而非对哪些职业将增加或减少岗位的直接估计。

在典型用量用户中，较小的工作区呈现出更多的边界跨越

图 6 聚焦于典型用量用户：即消息量处于中间 50% 的用户。其分母是典型用量用户的全部工作相关消息，含通用消息。对这一群体而言，被归类为跨职业的消息占比，从 2-5 个席位工作区用户的 18.9%，降至 101 个及以上席位工作区用户的 16.3%。这大约相差 2.5 个百分点，相对于最小工作区的水平约为 13%。相比之下，在高用量用户中并不存在单调趋势。

图 6

在典型用量用户中，较小的工作区呈现出更多的边界跨越



来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET 描述。注：分母是每个工作区席位区间内的全部工作相关消息，含通用消息。跨职业消息指超出用户基于 O*NET 推导出的职业边界、且未被归类为通用的消息。占比按消息量加权，因此用量更高的用户贡献更多观测。图中展示的是处于用户消息量分布中间 50% 的用户。工作区席位不等于公司总规模。

在小型工作区中观察到的更多边界跨越，出现在构成用量分布中间 50% 的较为典型的用户身上。一种可能的解读是：小型组织中偶尔或中度使用 AI 的用户，在遇到原本需要另一位同事协助的任务时，会转向 AI。小企业中的一名员工可能会间歇性地用 AI 起草营销文案、排查软件故障、审阅合同或做基础分析，因为身边没有可以委托的专家。而在较大的组织中，同样一名员工可能更倾向于依靠既有的团队、流程或内部服务。

在重度用户——即按消息量处于最高四分位的用户——中重复这一分析，会呈现出不同的使用模式。重度用户可能已经形成了稳定的、由 AI 支持的工作流，这些工作流在不同组织环境下相对一致。另一种可能是：他们额外的消息量反映的是本职业核心工作的反复进行——例如迭代编码、编辑或分析——而非持续向新的职能领域扩张。若如此，更高的消息量会增加 AI 辅助工作的总量，却不一定提高跨职业占比。

这些比较是描述性的。工作区规模可能是许多因素的代理变量——如专业化程度、所属行业、用户职业、组织成熟度以及能否找到同事协助。它也不同于公司总规模，因为企业购买的席位可能与其员工总数并不一致。

结论

许多关于 AI 与工作的研究，都从一份固定的任务清单出发，追问模型能完成其中哪些任务。我们的证据表明，这份清单本身正在改变。人们把 AI 带入了超出其职业历史边界的工作之中。一个悬而未决的问题是：反复将 AI 用于自身传统职业边界之外的活动，是否会带来岗位职责的持久变化。如果会，劳动者可能需要接受培训，以评估自己既有专长之外的 AI 辅助成果；组织也需要为复核与问责准备清晰的流程。

本报告还凸显了一项测量挑战。政府数据集对工作在历史上如何在各岗位间划分，提供了宝贵的记录。但如果 AI 改变了由哪些劳动者执行特定任务，那么仅基于既有岗位说明书的测量，将逐渐偏离工作实际的组织方式。

研究方法局限

我们分析了美国用户个人 ChatGPT 账户上超过 80 万条工作相关消息的随机样本，这些用户的自述职业与账户信息通过 ChatGPT Business 关联；我们将消息筛选为被判定为工作相关的部分。岗位数据来自 ChatGPT Business；被分析的消息则来自这些用户的个人 ChatGPT 账户。ChatGPT Business 与 Enterprise 是彼此独立的产品用户群体，因此这些估计不应推广至 Enterprise 用户。分析覆盖八个职业群体。我们以 O*NET 作为不同职业相关活动的历史基线，将每位用户自述的职业与每条消息中的主要工作活动进行比较。

本研究描绘的是 AI 辅助的工作，并不估计 AI 对就业或生产率的影响。该随机样本并不代表全体美国劳动力。职业来自 ChatGPT Business 中自述的岗位信息；被分析的消息是这些用户个人 ChatGPT 账户上的工作相关活动。

分析单位是一条消息，而非一小时工作、一个已完成的项目或一份工作。我们无法观察到：产出是否被采用、质量如何、节省了多少时间、用户在没有 AI 的情况下能否完成该任务，以及是否有专家对其进行了复核。

符合条件的消息首先被归入一项中间工作活动（IWA），随后被映射到取自该 IWA 或与其语义最相近的五个 IWA 之一的详细工作活动（DWA），依据为 IWA 标题的向量嵌入。职业边界则由按就业加权的职业—SOC 对照表、O*NET 的任务—DWA 关联、任务评分以及 DWA 嵌入共同构建。由于一条消息可能包含多项或相互重叠、并可对应不同 DWA 与职业的任务，所赋予的 DWA 代表其主要活动，而非该消息所反映的全部任务或职业。

最重要的是，这些结果是描述性的。它们表明人们把 AI 用于比固定岗位说明书所预测的更广泛的活动，但并不揭示同一批人在没有 AI 的情况下会如何分配自己的工作。

技术附录：分类与测量

A1. 样本与分析单位

初始样本包含美国用户从个人 ChatGPT 账户发出的逾 80 万条工作相关消息。我们依据 ChatGPT Business 中自述的部门或岗位信息，把每位用户归入八个职业群体之一，并只保留信息能够映射到单一群体的用户。分析单位是一条用户消息。为对选定消息进行分类，模型会把该消息以及同一会话中此前最多九条消息作为上下文；但只对选定的那条消息进行分类。

A2. 层级式分类与职业边界

分类分三步进行。第一步，由模型判断某条消息是否具备进行职业任务分类的资格，这意味着我们能够识别用户的职业、用户位于美国，且该消息被判定为工作相关。符合条件的消息首先被归类到一项 IWA（中间工作活动），随后依据 IWA 标题的向量嵌入，被归类到取自该 IWA 或与其语义最相近的五个 IWA 之一的 DWA。这是层级式的分类，而非从消息到 DWA 的单一直接标注。

对每一类用户职业，我们构建基于 O*NET 的任务边界。我们用就业份额权重把用户职业映射到细分 SOC 职业，再利用 O*NET 的任务关联与任务评分，识别与这些 SOC 相关联的 DWA。每个 DWA 以其 DWA 标题加上所属 IWA 标题进行向量嵌入。当一个 DWA 与某职业直接关联，或其与最接近的边界 DWA 的余弦相似度不低于 0.80 时，即视为落在该职业边界之内。

A3. 面向读者的分类与任务来源

在每条消息被映射到一项详细工作活动之后，我们将其归入三类之一。首先，当某条消息的详细工作活动，与分类所用的多数职业群体在传统上相关联的工作相似时，我们将其标注为“通用”。我们还做了有限的人工调整：把广泛共享的活动（如编辑书面材料、收集商品与服务信息）归为通用；仅在人工复核发现明显更合适的职业匹配时才重新归类；并把不适用于任何匹配职业的活动标注为处于职业分类体系之外。对于其余消息，如果其任务与用户自身的职业边界直接关联或语义相近，则标注为“本职业内”；其余全部标注为“跨职业”。

用于绘制各图表的共同分析样本，包括通用消息以及被归入所研究八个职业之一的非通用消息。落在这八个职业之外的非通用消息（例如被归入医疗健康的消息）被剔除。各图表随后再施加下文所述的附加限制。

对于展示某项任务传统上所属职业的图表，我们使用上文所述同样基于 O*NET 的边界，把每个非通用 DWA 归入一个所展示的职业。如果该 DWA 与某一个所展示职业直接关联，我们就把它归入该职业；如果它与不止一个所展示职业直接关联，我们就把它归入该 DWA 边界权重最大的那个职业；如果与任何所展示职业都没有直接的 O*NET 关联，我们就比较该

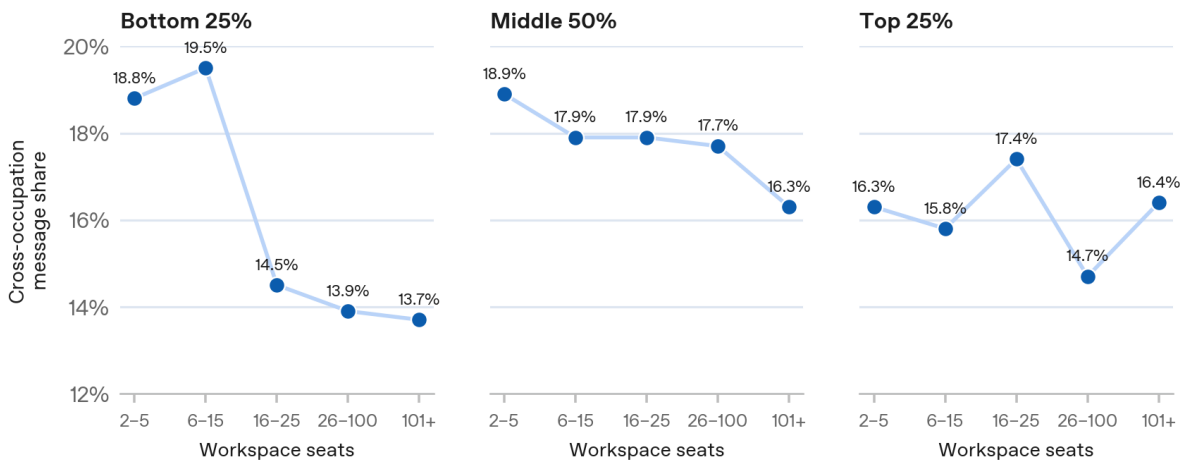
DWA 与 O*NET 中已经和各所展示职业相关联的任务，在相似度得分不低于 0.80 时，把它归入匹配最接近的那个职业。这一测量描述的是该 DWA 与哪个职业的 O*NET 任务最为接近，而非该工作是否由那个职业委派而来、或实际起源于该职业。

A4. 各图表测量的内容

图 3 以每类劳动者职业内部的职业特定（非通用）消息为分母，在把剩余的本职业内与跨职业占比重新以 100% 为基数计算后，报告跨职业占比。图 4 同样使用每类劳动者职业内部的非通用、职业特定消息；每个单元格报告某一传统任务来源在该分母中所占的比例。图 5 展示任务跨界的两个方向：左图使用每类用户职业内部的全部工作相关消息（含通用消息），右图则对某一任务来源在其他用户职业中的出现情况取平均。图 6 使用每个工作区席位区间内的全部工作相关消息（含通用消息），报告典型用量用户（定义为用户消息量分布中间 50%）中被归类为跨职业的占比。图 A1 则分别针对最低四分位、中间 50% 和最高四分位展示同一比较。

图 A1 展示了图 6 背后完整的用户用量分组。中间 50% 呈现出稳定的小工作区梯度；最高四分位并未呈现单调下降；最低四分位下降幅度很大，但在席位最多的工作区区间中精确度较低。

图 A1
不同用户用量群体之间，企业规模差异的表现各不相同



来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET 描述。注：各分图按抽样消息量把用户划分为最低四分位、中间 50% 和最高四分位。占比按消息量加权且未作调整；最低四分位中席位最多的工作区单元仅包含 197 条消息，因此该分图精确度较低。工作区席位数不等于公司总规模。

图 A2 把通用工作纳入同职业的对角线之中。每个单元格显示某一劳动者职业内部，被归入所在列传统任务来源的消息占比；对角线单元格则合并了同职业工作与通用工作。

图 A2
将共享工作计入对角线后的任务来源构成



来源：OpenAI 经济研究团队对美国用户个人 ChatGPT 账户上工作相关消息随机样本的分析，这些用户的自述职业通过 ChatGPT Business 账户信息进行关联，任务则映射至 O*NET 描述。注：每个单元格报告某一任务来源在某一劳动者职业内部所占的比例。对角线单元格合并了同职业工作与共享工作；百分比按消息量加权。

当我们在图 A2 中把“通用”工作重新归类为本职业工作时，可以清楚看到：任务跨界并未取代岗位专属工作——每个职业依然保有相当分量的同职业或共享活动对角线。与此同时，非对角线单元格显示，用户经常把自己的核心工作与传统上属于其他领域（尤其是营销和工程）的任务结合起来。这样看来，该图表明任务组合正变得更加混合：AI 的使用似乎在拓宽岗位角色的同时，仍保留了一个清晰可辨的职业核心。