以利益相关者为中心的人工智能设计：通过数据探针与零工劳动者共同设计工人工具

Angie Zhang 信息学院 德克萨斯大学奥斯汀分校 美国德克萨斯州奥斯汀
angie.zhang@austin.utexas.edu

Alexander Boltz*以人为中心的设计与工程 华盛顿大学 美国华盛顿州西雅图
aboltz@uw.edu

Jonathan Lynn 信息学院 德克萨斯大学奥斯汀分校 美国德克萨斯州奥斯汀
jonathan.lynn@utexas.edu

Chun-Wei Wang 信息学院 德克萨斯大学奥斯汀分校 美国德克萨斯州奥斯汀
waynewang@utexas.edu

Min Kyung Lee 信息学院 德克萨斯大学奥斯汀分校 美国德克萨斯州奥斯汀
mi
nkyung.lee@austin.utexas.edu

arXiv:2303.03367v1 [cs.HC] 6 Mar 2023

摘要

人工智能技术不断从数字助理发展到辅助决策。然而，鉴于人工智能的结果和用途尚不明确，人工智能设计仍然是一项挑战。扩展人工智能设计的一种方式，是在设计过程中将利益相关者置于核心位置。我们与零工劳动者开展共同设计会议，探索以零工劳动者为中心的工具设计，并以他们的驾驶模式、决策和个人情境为依据。我们利用劳动者自身数据以及城市级数据，创建数据探针——交互式数据可视化，参与者通过探索这些数据探针，揭示塑造其工作策略的福祉与位置性。我们介绍参与者的洞见，以及通过数据探针发现的相应人工智能设计考量，涉及：1）劳动者的福祉权衡与位置性约束；2）数据探针之外影响福祉的因素；以及3）不公平的算法管理实例。我们讨论了数据探针设计及其应用的意义，以提升以劳动者为中心的人工智能设计，并促进劳动者权益倡导。

CCS 概念

• **以人为中心的计算 → 人机交互 (HCI)**。

关键词

零工工作、人工智能设计、共同设计、数据探针、劳动者福祉、以工人为中心的工人工具

*第二作者在德克萨斯大学奥斯汀分校信息学院担任研究助理期间完成了这项工作。

特此免费授权为个人或课堂用途制作本作品全部或部分内容的数字或纸质副本，但不得为营利或商业利益制作或分发副本，且副本首页须附有本声明及完整引文。作者以外的其他权利人所拥有的本作品组成部分，其版权必须得到尊重。注明出处后可摘录。若需以其他方式复制、再版、发布至服务器或分发至列表，须事先获得明确许可和/或支付费用。请向 permissions@acm.org 申请许可。
*CHI '23，2023*年*4*月*23*日至*28*日，德国汉堡© 2023 版权所有，归所有者/作者所有。出版权已授权给 ACM。ACM ISBN 978-1-4503-9421-5/23/04...$15.00
https://doi.org/10.1145/3544548.3581354

ACM 引用格式：
Angie Zhang、Alexander Boltz、Jonathan Lynn、Chun-Wei Wang 和 Min Kyung Lee。2023。以利益相关者为中心的人工智能设计：通过数据探针与零工劳动者共同设计工人工具。载于 *2023*年*CHI*计算机系统人因大会（*CHI '23*），*2023*年*4*月*28*日，德国汉堡。ACM，美国纽约州纽约市，19页。https://doi.org/10.1145/ 3544548.3581354

1 引言

人工智能的发展催生了各类创新产品与功能。从自动驾驶车辆到心理健康聊天机器人 [8, 43]，，从监测银行欺诈到确定医学诊断 [36]，只要设计得当，人工智能就能成为帮助人们处理各项任务的辅助工具。

在工作场所，人工智能日益实现重复性体力任务的自动化，并提升了劳动者的生产力与效率。在此，人工智能往往体现为算法管理——由算法承担管理职能，监督、分配任务并评估劳动者 [34, 41]。例如，微软套件或生产力应用程序等职场工具包含监控功能，使雇主能够追踪劳动者的效率和产出 [3, 68]。有些工作场所甚至会在员工下班后，继续通过这些应用程序追踪并收集其数据 [2]。这类算法管理实践在零工工作中尤为普遍，劳动者的数据会被大量收集，而强势的算法则会决定劳动者的任务 [66]。

尽管这些应用代表公司收集了大量数据，却未考虑用户的需求，但探索自己的数据却能带来极有价值的见解，并增强个人的自主感。关于个人如何希望追踪、反思并从自身数据中汲取见解的个人信息学（PI）研究表明，这有助于人们了解自身的模式 [65]，甚至促进行为改变 [76]。此外，探索并反思真实数据，能够帮助用户设想数据未来的用途，激发设计师或从业者独自思考时可能想不到的点子[32]。

随着数字数据无处不在，个人信息学研究者探讨了人们如何查看和反思社交媒体平台收集的自身数据 [29, 47]。研究者通常会使用设计探针，

这类物件旨在帮助用户探索开放式问题 [75]。尽管设计探针通常是实体物件 [28], ，也可以呈现为数字制品，甚至纳入数据，以鼓励用户探究问题并开展设计。例如，Gulotta 等人 [29] 通过设计探针向用户展示数据，证明探针既能帮助人们发现自身数据中的模式，也能为设计者设计数字系统提供参考。同样，Subramonyam 等人[73] 证明，这些使用数据的设计探针——他们称之为"数据探针"——也能明确人工智能系统边界：他们表明，设计人工智能时，设计者和工程师在考量用户数据的过程中，能够发现具体的应用场景和局限性。这些例子展现了运用数据的可喜方向：数据不仅能帮助人们理解自身数据，也能推动人工智能设计。然而，除了 [29], 之外，现有的大多数研究都探讨了数据探针如何帮助利益相关者理解自身数据，或帮助从业者设计人工智能，而非探讨它们如何支持利益相关者共同设计人工智能。

我们以零工劳动者为背景，探讨这一问题——如何与利益相关者共同设计人工智能，使其以他们的福祉和个人情境为中心。零工工作平台是一个适合我们探讨这一问题的领域，据估计，16%的美国人在 2021 [5], 从事零工工作，其原因在于零工劳动者经历了高度的数据化。由于他们的工作通过移动应用程序进行管理，大量关于劳动者的数据被收集起来，从工作时长和收入，到更细粒度的信息，例如即使在不工作时也会记录其位置。这为我们探索如何与劳动者共同设计人工智能工具提供了独特机会：通过探索数据探针，帮助他们利用自己的工作数据。我们将数据探针定义为一种数字对象，它利用历史数据帮助参与者回忆过去或当前的模式和事件，同时完成协同设计活动。

我们利用劳动者自身数据设计了五种数据探针——四种可视化和一个人工智能工作规划原型，劳动者可通过与之互动，呈现自己的工作模式、福祉方面的顾虑和位置性。在与12名网约车司机开展的个人协同设计访谈中，司机先反思自身的福祉和位置性，随后与基于其自身工作数据及城市层级汇总数据制作的数据探针互动。对于每种探针，我们都会向司机介绍可视化中呈现的指标，并提出问题以鼓励他们探索。我们发现，司机会将数据探针用作边界对象，借此描述自己的工作模式和情境，这表明人工智能设计应扎根于这些情境。借助探针，司机1）分享了工作中面临的福祉权衡和位置性因素；2）指出了数据探针未呈现、但会影响其工作和福祉的因素；3）发现了数据中的算法管理实例。针对每项发现，我们还提出了相应的人工智能设计考量，例如创建辅助型人工智能，以追踪并反思司机的福祉目标。最后，我们讨论了本研究对数据探针设计以及利用数据探针提升劳动者在人工智能设计中的专业知识所带来的启示，包括揭示个体情境以为人工智能设计提供依据，以及发挥劳动者权益倡导的潜力。

2 相关工作

我们首先介绍研究人员在设计人工智能或机器学习时面临的挑战，以及迄今为止为拓展我们对如何利用数据开展人工智能设计的理解而采取的方法。随后，我们介绍零工工作情境下推动个人信息学和以利益相关者为中心的人工智能发展的方法，以此为我们的设计和方法论提供依据。

2.1 人工智能设计：挑战与近期方法

尽管人工智能技术日益普及，人工智能设计的挑战依然存在 [24, 31, 80, 83]。由于其动态特性，人工智能往往难以适应设计师所习惯的标准原型设计方法，因此需要进行必要的调整 [81], ，并且常常导致高成本的原型设计 [24, 80, 83]。例如，Yang 等人 [81] 探讨了设计师如何运用草图来设计自然语言处理系统，揭示了草图方法必须如何修改，才能支持自然语言处理设计师。此外，设计师常常对人工智能能力感到不确定 [24, 83], ，这可能是由于人工智能知识存在缺口，从而导致他们难以构想人工智能应用场景 [24, 80]。尽管设计师通常可以通过与开发人员合作，快速了解其想法的可行性来弥合这一缺口 [24, 58, 80, 85], ，但在开展人工智能相关工作时，设计师未必总能接触到这些人员。

一个研究领域考察了数据的使用如何能够协助人工智能或数字系统的设计。研究人员采用了基于数据的原型设计方法。例如，Hol- stein 等人 [32] 通过"Replay Enact- ments"使用历史数据来进行功能原型设计，在技术系统上为教师模拟相关经历。Zhang 等人 [88] 也将历史数据与焦点小组结合使用，以引出关于未来组织决策实践的利益相关者反馈。Subramonyam 等人 [73]使用了数据探针，设计师—工程师团队借此考察终端用- 户数据，以呈现人工智能的应用场景和结果。还有研究考察了如何与用户共同使用社交媒体数据，探索数字体验的设计 [29, 47]。尽管其重点是设计实体产品而非人工智能，Bogers 等人 [11] 仍将数据作为设计材料，以改进实体原型。通过访谈和一项日记研究，他们描述了定性数据的收集与分析如何使他们能够加深对定量数据（即传感器采集的数据）的理解；这些数据本身在很大程度上没有意义。这种数据赋能的设- 计方法使数据探针能够得到更深入的融入，从而产生更具吸引力的设计。这些方法主要利用数据来模拟经历、技术和行为。我们发现，有机会拓展 Subramonyam 等人 [73] 提出的数据探针理念，探索利益相关者如何自行探究和解读其自身数据，以进行人工智能设计。

2.2 个人信息学与零工经济

由于我们的研究旨在创建能够支持利益相关者反思其数据模式的数据探针，因此我们转向个人信息学（PI）文献。个人信息学是一个在多个领域得到广泛研究的领域，尤其注重支持个人用户进行反思。在其具有影响力的模型中，Li 等人 [44] 提出了设计个人信息学系统的 5 个阶段。大量研究致力于在个人进行

后两个阶段——反思和行动——方面提供帮助，以弥合用户目标与数据 [17, 19, 20, 54]之间的差距：这些论文强调了信息传达中关怀的重要性，需要在“积极”和“消极”助推之间取得平衡，并通过持续的反思支持，使用户能够进行同样细致且个性化的个人反思。You 等人 [86] 与司机及其伴侣共同探索了这两个阶段，发现将技术感知探针（可穿戴设备）与社会意义建构相结合（让司机及其伴侣分享对司机行为的反思），有望促进司机实现工作与生活平衡。他们通过追踪数据的汇总表和日记条目帮助司机进行反思，并提出未来可进一步提高面向司机的数据分析粒度。

然而，还必须注意为数据经验不足的参与者创建易于理解且可操作的衡量指标；否则，研究人员可能面临这样的风险：研究一结束，参与者就放弃自己习得的实践 [12, 26]。Boulard-Massonet 等人 [12] 特别建议为用户提供贴合情境且易于理解 的量化指标，即使这可能会牺牲简洁性。为此，我们不仅根据每位参与者自己的数据创建了数据探针，还将其与当地的城市级数据并列呈现，使他们能够将自己的行为置于同伴的背景中进行比较。我们认为，这不仅是一种有效的情境化方法，也是一种自我反思练习，能够将自己与他人进行比较。

算法管理是研究个人信息学数据时一个尤为棘手却重要的领域。与传统的个人信息应用相比，网约车应用收集数据的目标是实现利润最大化，而非帮助用户（例如司机）了解其数据模式；因此，平台的数据实践有意保持不透明。这使司机只能集体摸索游戏化指标的含义 [22, 74]。尽管也有一些面向网约车司机的个人信息学工具——包括 Gridwise、Hurdlr 或 Stride 等应用 [27]——但这些应用面临若干挑战，包括个性化洞察需要付费墙或“高级”功能、不同应用之间功能各异、应用与平台之间功能混杂、同时使用多个独立应用的复杂性、数据导入，以及司机需要自行解读功能和统计数据。因此，司机往往只能在脑中自行计算统计数据，或使用更简单的数据分析工具，这限制了他们获取更深入洞察的能力 [87]。

基于这些工具的目标以及近期的数据隐私政策变化，我们发现，有望让零工劳动者更普遍地获得个性化数据工具，并使研究人员能够研究获取这些工具对福祉和绩效的影响。例如，欧盟的《通用数据保护条例》（GDPR）保障用户对其自身数据的权利，其中包括零工工作平台上的数据。这为零工劳动者探索、分析并利用自己的数据以获得洞见提供了可能。尽管美国可能尚未出台同等规模的政策，但许多公司已转向开放数据实践，允许用户下载自己的数据（例如，Facebook、Google、Uber）。这为研究人员探究数字劳动领域中的人工智能设计提供了绝佳机会。

2.3 利益相关者参与人工智能设计

以往关于人工智能以人为中心的设计方法的研究，主要侧重于协助用户体验从业者或机器学习从业者；例如，Yang 等人 [82] 访谈用户体验从业者，了解他们将人工智能用作设计材料时所面临的挑战和采取的实践；Subramonyam 等人 [73] 开展共同设计会议，以了解数据探针如何支持开发人工智能的设计师—工程师团队；以及 Yildirim 等人 [85] 探索在跨职能团队中工作的企业设计师的实践。然而，近年来有人呼吁采用以人为中心的人工智能设计方法，以解决当人工智能在缺乏利益相关者情境的情况下被创建时所引发的伦理问题，因为这些情境能够为技术的潜在结果和危害提供参考 [46, 77]。已有资源和指南发布，以支持设计师追求更具包容性的以人为本的人工智能，将受影响的利益相关者纳入其中 [6, 21, 23, 69, 78]。

研究人员通过访谈或研讨会 [14, 72]以及共同设计或参与式设计会议 [60, 87] 与受到影响的利益相关者合作，并展示了如何依据利益相关者自身的经历和处境，提出人工智能设计构想。研究人员也曾专门与零工劳动者合作。Zhang 等人 [87] 与网约车司机开展共同设计会议，探讨司机如何应对或重新设计算法管理；Bates 等人 [9] 与快递员共同设计，考察他们与数据之间的复杂关系，并发现，将 Strava 等个人信息追踪工具重新用于零工工作，有助于填补平台留下的信息空白；Alvarez de la Vega 等人[4] 则运用设计虚构，作为共同设计系统以支持自由职业者的一种方式。共同设计也被用作创建个人信息学系统的方法 [38, 63, 84], 不过，这类研究大多聚焦于作为消费者的用户。劳动者的个人信息数据涵盖其工作与生计，是我们研究的一个重要方向。

鉴于算法管理或与劳动者相关的模型缺乏用户情境，将这些方法融入零工工作人工智能设计尤其重要。Uber 和 Lyft 目前使用先进的动态匹配与定价算法来为司机和乘客匹配，通常只需几秒钟 [79]。尽管效率很高，这些算法也要求司机进行复杂的决策，而他们往往还没完成上一项任务就必须做出决定。这种做法称为动态等待，由于司机几乎没有机会表达自己的工作偏好，因此会对司机福祉产生负面影响 [87]。除了平台之外，[15] 和 [59] 等研究人员也开发了利用劳动者数据来了解其收入或改善收入的算法。然而，这些模型目前尚未纳入劳动者情境，因此可能导致工具不适用于劳动者，或错失发现独特的以劳动者为中心的问题的机会。

这些案例以及其他以利益相关者为中心的案例 [4, 7, 33, 40, 45,89] 表明，与利益相关者合作，借助他们的个人情境和经历来指导人工智能设计，具有很大潜力。

3 背景：与独立司机工会合作

2021年夏季，我们开始与美国伊利诺伊州独立司机协会的联合创始人合作，以更好地了解司机面临的福祉挑战和算法管理，为我们当时正在进行的研究设计提供参考。不久之后，

我们聘请他担任有偿社区顾问，定期征求他的反馈，了解我们的研究方向是否符合司机最迫切的需求。2021年秋季，在完成首次研究后，我们向社区顾问展示了研究结果，征求他对后续研究方向构想的意见，并结合他直接参与司机权益倡导工作的经验，讨论他的想法。他尤其关注研究中司机提出的数据驱动构想，并指出可以利用数据帮助司机将个人指标与城市层面司机的指标进行比较。例如，他设想了一种人工智能工具，可以根据司机的驾驶习惯，为其量身定制每周计划，结合其目标和约束，建议他们在何时、何地工作。他向我们介绍了芝加哥公共数据集中的网约车数据，并鼓励我们探索如何利用这些数据帮助司机。

这是引导我们确定研究方向的关键因素：通过基于个人数据和城市级数据创建的数据探针，与零工劳动者共同设计人工智能。我们首先利用城市公共数据，在 Tableau 上制作有关网约车收入的数据可视化图表。随后，我们于2021年冬季联系了社区顾问，征求他对这些图表的反馈，并询问他认为司机可能会对探索哪些图表感兴趣。最终，我们采用了他认为最有帮助的图表——一种用于预测每周驾驶收入的初步工作规划工具。我们还开始探索司机的个人数据，以了解如何利用这些数据帮助司机从工作中发掘设计人工智能的想法。我们了解到，Uber平台允许司机申请获取自己的数据。2022年春季，我们联系了两位曾参与研究的参与者，他们欣然同意提供自己的驾驶数据，参与一项有偿试点，以探索个人数据。[1]

通过这些试点，我们更深入地了解了司机如何通过数据探针探索自己的数据并从中获益。最值得注意的是，我们发现两位司机都会自然而然地利用他们看到的可视化图表（图3和图4见附录）来回忆并讲述具体事件（例如一次前往密尔沃基的行程）、他们已内化的时间模式（例如酒吧打烊时间），以及影响其驾驶模式的福祉或个人状况（例如一位家人因新冠肺炎去世）。此外，其中一位司机还利用数据说明了自己希望以哪些具体方式查看数据，以调查自己遵循的某些模式是否有助于取得良好的收入。例如，他解释说，预计夏季乘客量会下降，因此想出了一种策略，尝试增加小费，进而提高每次行程收入。他表示，查看这一时期的数据可以帮助他判断这个想法是否产生了实际效果："如果能知道，如果我——如果我付出的额外努力确实产生了影响，那就好了。"

这些互动促使我们将数据可视化修改为研究中的当前版本。在研究中，我们重点使用数据探针来支持司机进行反思与讲述，呈现其驾驶福祉的具体情境以及策略制定过程，从而为人工智能设计提供信息。在第 4 节中，我们将介绍设计目标、设计原则以及所面临的挑战；为揭示能够帮助人工智能设计实践者的敏化概念，我们在制定活动环节和数据探针时对这些目标、原则与挑战进行了处理。

[1]这些试点参与者不纳入表 2

4 设计数据探针

试点参与者对于自身数据的洞察十分细致且富有反思性，这一点吸引了我们：从他们回忆起的具体接单行程，到个人情境如何塑造其模式，均是如此。我们思考，司机通过探索自身数据所呈现的情境，或许能够为人工智能设计或面向司机的基于人工智能的工具提供信息。人工智能设计可以指不同的设计阶段——例如，Zhang 等人 [87] 通过与司机开展基于场景的共同设计活动，探索算法管理干预——也可以指为人工智能工具呈现具体组成部分，例如数据类型、特征工程、预测与优化目标，以及约束。司机在 [87]中提出的一组构想，围绕利用自身数据发现洞察并支持自身福祉展开。在此基础上，结合我们的试点研究，以及过去使用数据探针开展人工智能设计的相关工作（第 2.1 节），我们的目标转变为：通过数据探针——即使用司机自身数据创建的可视化——与司机共同设计人工智能，探索人工智能工具的组成部分，例如特征工程和约束。为了设计出有效的数据探针，使司机无论是否具备数据分析经验，都能有充分自主感地使用，我们确定了需要遵循的设计原则。

4.1 支持反思与行动

对于我们的第一项原则，我们希望确保数据探针能帮助司机轻松理解自己的数据，并据此识别后续可采取的行动 [44]。考虑到没有数据分析经验的参与者可能会觉得数据分析令人望而生畏 [52], ，我们希望设计的数据探针能以司机熟悉的形式呈现其数据，理想情况下，采用能够让他们联想到日常呈现方式的格式。

因此，我们设计了一种在日历上展示司机数据的数据探针。之所以这样设计，是因为在我们之前的研究中，司机经常提到会在一天或一周结束时查看收入。此外，考虑到日历无处不在，我们希望日历数据探针能够帮助司机反思个人活动日历，并讨论生活事件或情境如何影响他们的驾驶。

根据与社区顾问的讨论，并考虑到地图是司机最常接触的工具，我们又创建了两种数据探针：1）一张芝加哥交互式地图，展示各社区的收入趋势；2）一段动画，呈现司机一天的行程。我们交谈过的司机在描述用于决策的信息时，常常会提及网约车应用中的地图。然而，这些地图只显示特定区域的即时需求，并不提供有关司机个人模式的洞见。因此，我们创建了一张交互式地图，帮助司机生成特定地点的洞见。同样，我们还向司机展示了个性化动画，逐点描绘他们的行进路线，使数据更为具体直观，便于反思。

我们将工作规划工具 Planner 纳入数据探针，因为我们的社区顾问认为它可能对司机有益，而且它提供了一个用例，可帮助司机围绕人工智能组件（例如预测或需要考虑的约束）形成想法。司机可以输入驾驶参数，例如工作时间和地点，以及每周开支，从而获得每周预测（例如一周的总收入、行程和英里数）。这些内容会以表格和文字摘要的形式呈现

No.	数据探针名称	数据类型	描述
1	驾驶动画（动画）	个人	直观呈现工人某一天的动画 GIF 在其所在城市地图上的移动模式
2	社区地图（地图）	个人 & 城市级	显示接客发生所在社区的交互式地图 司机可以将鼠标悬停在或点击 社区，以查看接客发生的时间和次数等统计数据 以及平均车费和每趟里程。
3	日历	个人 & 城市级	直观的月历和周历，可展示 收入趋势以及某一 具体日期或星期几的行程明细。
4	按小时	个人 & 城市级	使用个人或城市级 数据展示收入和行程趋势 具体取决于一天中的小时。
5	工作规划器（规划器）	城市级	允许用户输入工作信息的交互式原型 参数（例如工作时长、天数和社区 工作情况），并利用城市级数据提供 对司机一周内基本收入、小费和里程收入的估算 一周内司机

表 1：5 种数据探针概述。有关用于创建这些探针的数据的更多详情，请参阅第 4 节和第 5.2 节。

，以满足个人阅读和反思数据的偏好。有关 Planner 的完整输入和输出选项，请参见图2；有关 Planner 的工作方式，请参见第 5.2.2 节。

对于最后一种根据行程接客时间呈现司机收入的数据探针，我们进行了多次迭代，最终采用了条形图，因为与其他选项相比，它作为可视化形式更为简单。

为了进一步帮助司机进行反思，我们将热力图融入日历和地图数据探针中。不同颜色让参与者可以轻松识别收入较高的天数或社区。我们还设计了由任务型问题逐渐转向开放式问题的提问方式，而不是询问“你有什么想法？”之类的开放式问题，因为面对所呈现的数据，这类问题可能会让人感到不知所措。这些数据探针汇总于表 1；图 1 则展示了每种探针在共同设计会议中的位置。第 5.2 节介绍了填充这些探针的数据。

4.2 以情境为中心

我们的第二项原则聚焦于司机所处的个体情境，这些情境会影响他们的工作偏好、模式和限制。让司机讨论在约束其工作的情境下所采用的策略和模式，或许能使人工智能的能力更加明确，并让输出更贴合司机的需求。我们的方法主要受到 D'ignazio 和 Klein 的建议启发 [23]。我们使用可视化呈现数据探针中的模式，随后通过针对数据的探查性问题，揭示所呈现模式背后的情境。

为了凸显司机的实际情况，我们在探索数据探针之前纳入福祉和位置性方面的考量，并在参与者探索数据探针的过程中持续通过问题引导他们思考这些方面。为了鼓励司机思考影响其工作的个人情境，我们在每次访谈开始时向参与者介绍福祉和位置性的概念。本研究聚焦于三种福祉：身体、心理和财务福祉，并以Hickok等人对这些术语的定义为基础 [30]'s [42]。我们还请司机完成一项位置性活动——“影响个人如何参与并理解世界的价值观、观点，以及其在时间和空间中的位置” [35]——让他们思考哪些因素会使自己作为司机处于有利或不利地位。其中一些因素源自现有的位置性轮盘（例如“教育程度、年龄、种族与族裔”） [56]，另一些则是我们针对零工工作添加的（“自有车与租赁车”、“单平台与多平台工作者”）。之后，在司机与数据探针互动时，我们会询问他们的工作模式如何影响其福祉，并提醒他们回想自己指出的位置性因素，以了解这些因素是否以及如何影响他们在特定时间或地点选择工作或不工作。

5 方法

5.1 研究参与者

5.1.1 参与者标准。我们招募了芝加哥活跃的 Uber 司机。我们要求参与者必须是 Uber 司机，主要是因为在我们发现的网约车平台中，只有 Uber 允许司机轻松申请并下载自己的数据。参与者必须仍在开车接单，因为我们展示的数据探针之一基于他们的地理数据，而 Uber 只提供过去 30 天的此类数据。最后，参与者必须在芝加哥工作，因为这里有可用的城市级网约车收入数据。

我们采用了多种招募方式：Facebook 广告、在 Facebook 群组中发帖、在子版块中发帖、Reddit 广告、口碑传播，

P	Age	Race	性别	教育程度	零工工作 任职时间	工作时长 每周工作时数	家庭 Size	其他 Job?	工作过的平台 （主要平台排在最前）
1	33	亚裔	Male	不愿回答	5年+	30至45岁	不愿回答	No	Uber、Lyft 亚马逊 Flex、DoorDash, Grubhub
2	32	西班牙裔	Male	部分研究生教育	2至5年	45至60岁	2	No	Uber、Lyft、DoorDash
3	35	亚裔	Male	研究生/专业学位	6至12个月	45至60岁	3	No	Uber
4	56	白人	Male	上过大学但未获得学位	5年+	0至15岁	2	Yes	Uber
5	50	亚裔	Male	上过大学但未获得学位	5年+	30至45岁	4	No	Uber
6	55	白人	Male	上过大学但未获得学位	5年+	30至45岁	1	No	Uber、Lyft
7	43	白人	Male	研究生/专业学位	2至5年	30至45岁	1	No	Uber、Lyft
8	49	白人	女性	研究生/专业学位	2至5年	15-30	1	No	Lyft、Uber
9	35	亚裔	Male	高中	5年+	45至60岁	3	No	Uber
10	40	白人	Male	研究生/专业学位	5年+	0至15岁	3	Yes	Uber、Lyft
11	54	白人	女性	两年制副学士学位	5年+	30至45岁	3	Yes	Lyft、Instacart
12	45	白人	Male	上过大学但未获得学位	2至5年	45至60岁	7	No	Uber、Lyft、Rodeo

表 2：参与者人口统计与工作经历

以及通过合作伙伴渠道发送电子邮件。我们发放了一份预筛选问卷。除了基本的人口统计数据外，我们还请受访者自行判断其零工工作生涯的长期性 [25], 、是否另有一份工作，以及他们对网约车收入的依赖程度（“有了更好，但对我的预算并非必不可少”或“满足基本需求必不可少” [71]）。研究团队联系了受访者，详细说明了如何下载其 Uber 数据并与研究团队分享。

5.1.2 参与者。 我们共有 n=12 名参与者。他们的平均年龄为43.9岁（标准差为 = 2.57）。在我们的12名参与者中，7人（58.3%）认同自己为白人，4人（33.3%）为亚裔，1人（8.3%）为西班牙裔。我们的参与者中有10人（83.3%）认同自己为男性，另外2人认同自己为女性（16.7%）。我们的参与者中有11人（91.7%）在网约车平台工作了2年或更长时间。另有10名参与者（83.3%）报告称，他们每周至少在零工平台工作30小时；这10人同时报告称，零工工作收入“对于满足基本需求至关重要”；2名参与者报告称，他们的收入“有了更好，但并非预算所必需”。

5.2 数据探针创建

我们首先介绍所使用的数据源和四种可视化数据探针，随后说明第五种数据探针——规划器的运作机制和计算方式。大多数数据探针主要使用 Tableau（一种交互式数据可视化平台）创建。

5.2.1 创建数据探针的数据源。

个人数据。 为创建个人数据探针（见图 5），我们使用了司机自己的 Uber 数据[2]。

个人行程动画数据探针。 我们为每位司机制作了个性化的行程动画，将过去 30 天的行程与位置数据相结合。借助该文件，我们使用 Unfolded.ai[3]生成了参与者移动轨迹的延时动画，并将其叠加在芝加哥地图上。在活动中，我们将动画限定为最近一天的行程。制作该动画的目的是，当参与者描述其总体工作策略时，以直观而切身的方式呈现他们的移动数据。

个人小时、日历和地图数据探针。接下来，参与者查看了自己的小时数据探针，这是一张条形图，展示了 6 月份每天各小时的每分钟平均车费。随后，他们查看了日历，其中按天汇总了自 2022年6月以来的类似指标。对于地图数据探针，参与者查看了两张个性化地图，各社区根据每分钟平均车费以不同深浅的颜色标示。第一张地图展示了他们常见的上车地点（悬停时还会显示各区域的上车总次数），第二张则展示了他们常见的下车地点。这些地图具有交互性：选择一个上车社区后，下车地图便会更新，仅显示始发于所选社区的行程的下车地点。

城市级数据。城市级数据探针的数据直接来自芝加哥市[4]。数据最早可追溯至2018年。考虑到数据集规模和处理能力的局限性，我们仅使用最近一个可获取月份（2022年6月）的数据。为准备分析数据集，我们使用了 Pandas——一种基于 Python 的数据处理工具——将所有上车和下车坐标归类到芝加哥官方社区，这些社区由芝加哥市

[2]Uber 的方法说明见此处：https://help.uber.com/driving-and-delivering/article/request-your-personal-uber-data?nodeId=fbf08e68-65ba-456b-9bc6-1369eb9d2c44

[3]https://www.unfolded.ai/ 是一个地理空间分析平台 [4] https://data.cityofchicago.org/Transportation/Transportation-Network-Providers- 行程/m6dm-c72p

芝加哥市[5]定义。接下来，我们使用 Pandas 添加了从 VisualCrossing（一种实时天气 API[6]）获取的相应时段天气数据。

城市级小时、日历和地图数据探针。 城市级数据探针均与其个人对应版本并排呈现。它们与个人对应版本几乎完全相同，唯一的区别在于，这些版本使用了城市级司机数据（见图6）。对于日历，由于芝加哥数据集无法识别唯一的司机，因此使用周历来比较个人数据和城市级数据。司机可以看到按星期几排列的4个变量矩阵：行程总数（针对整个城市的数据集）、平均车费、平均行程时长（车辆载有乘客时）以及每分钟平均车费。地图数据探针显示了一张芝加哥的交互式地图，并通过颜色编码标示每分钟平均车费最高的社区。

5.2.2 **工作规划器。** 我们创建了工作规划器（规划器），利用上述芝加哥数据，对预测收入和支出进行全面模拟。图2展示了该工具的完整细节，包括输入和输出变量。

使用该工具时，司机需要输入自己的驾驶偏好：假设一周内的工作时长、每周哪几天开车、每天开车的时段、选择接单的社区、室外温度和降水量。纳入天气变量，是因为过去有司机表示，他们认为天气可能会影响收入。司机还要输入支出，包括汽油价格、车辆里程、汽车保险费用和其他杂项支出。计算支出这一功能是网约车平台目前所缺少的，加入它是为了让司机更真实地了解自己的净利润。他们还可以调整其他对模拟至关重要的变量，包括平台扣除车费的比例，以及车内有乘客时所占的时间比例。纳入第一个变量，是为了尊重司机对平台抽成比例的个人看法，因为这种看法往往与平台的正式说法不同。纳入第二个变量，是因为司机此前提醒我们，时薪收入还包括寻找乘客或开车去接乘客所花费的无偿时间。对于这两个变量，我们将默认参数分别设为 25% 和 55%，这是芝加哥的标准值 [49]。

输出统计数据是通过使用参与者输入筛选城市级数据，选出符合这些输入的行程子集而生成的。例如，要计算每周收入，规划器首先直接根据该数据子集计算平均车费（AF，美元）和平均行程时长（ATD，分钟）。接着，它通过以下公式确定预计行程数（PT）：

$$PT = \frac{60}{ATD} * TPC * HPW \quad (1)$$

其中，TPC 指司机载客时所占的时间百分比，HPW 表示司机输入的每周工作时数。最后，可通过以下方式得出每周收入（WE，美元）：

$$WE = AF * PT \quad (2)$$

其他统计数据也通过类似的计算得出。

我们向参与者解释，这些计算仅基于芝加哥地区2022年6月的数据。我们还解释说，根据他们对工作时间和地点的选择，该工具的输出会相应调整，以纳入在这些天数、工作时长或社区开始的行程。

5.3 共创设计流程

参与者首先使用规划器创建自己的典型每周日程。接下来，我们向他们介绍了三种福祉，并询问他们是否希望改善工作中的任何一种。参与者完成了一项位置性活动：他们从一组常用于位置性练习的因素中，选出1至4项在工作中对自己有利的因素，以及1至4项对自己不利的因素 [56]，其中还包括与零工工作相关的因素。本节最后，参与者回答了："有没有什么是你想了解的，或者想做些什么来改善自己的工作策略？"

随后，参与者探索了基于其个人 Uber 数据创建的数据探针。第一个探针是展示他们 Uber 行程的动画，他们一边观看，一边描述自己通常采用的驾驶策略。第二个探针是他们在2022年6月7日期间收入的每小时柱状图。第三个探针是日历，时间范围从6月到最近可用的数据日期，其中每天的阴影深浅根据当天的总收入确定。最后，我们向参与者展示了地图数据探针，呈现过去30天内他们在各个社区的上车和下车地点以及车费模式。

对于每个探针，我们都会引导参与者回答基于任务的问题（例如："日历显示你在哪些天赚得最多？"），然后询问他们的模式、影响这些模式的因素，以及这些模式对其福祉的影响。参与者还可以将鼠标悬停在每个探针上，查看有关其工作的指标（完整指标请参阅补充信息）。

接下来，参与者将自己的个人数据探针与基于芝加哥司机数据创建的对应探针进行比较：小时、日历和地图数据探针。参与者并排查看个人和城市层面的小时数据探针，并被要求指出其中的异同，以及他们认为产生这些异同的原因。随后，他们以同样的方式比较日历和地图数据探针。

最后，参与者根据从数据探针中获得的关于最佳工作时长、天数和地点的见解，使用规划器制定了新的日程安排。他们比较了原有日程安排和新日程安排的结果，并分享了自己对两者的反思和偏好。图1展示了共同设计会议的流程。会议最后，参与者反思了使用五种数据探针的体验，具体思考这些探针如何帮助了自己，以及最喜欢哪些可视化。

5.4 分析

所有共同设计会议均通过 Zoom 进行并录制，并使用 Otter.ai 转录。每场会议平均持续两小时，参与者获得了价值 90 美元的礼品卡作为报酬。访谈者和记录员审阅了笔记和转录文本，为每位参与者整理出摘要。这些摘要（包括笔记、备忘录和反思）被归类

[5]https://data.芝加哥.org/Facilities-Geographic-Boundaries/Boundaries- 社区/bbvz-uum

[6]https://www.VisualCrossing.com/weather-history/芝加哥/us

[7]对于 P4 和 P10，由于他们作为兼职司机的行程数据稀疏，因此改为采用其 2021-2022 全部数据

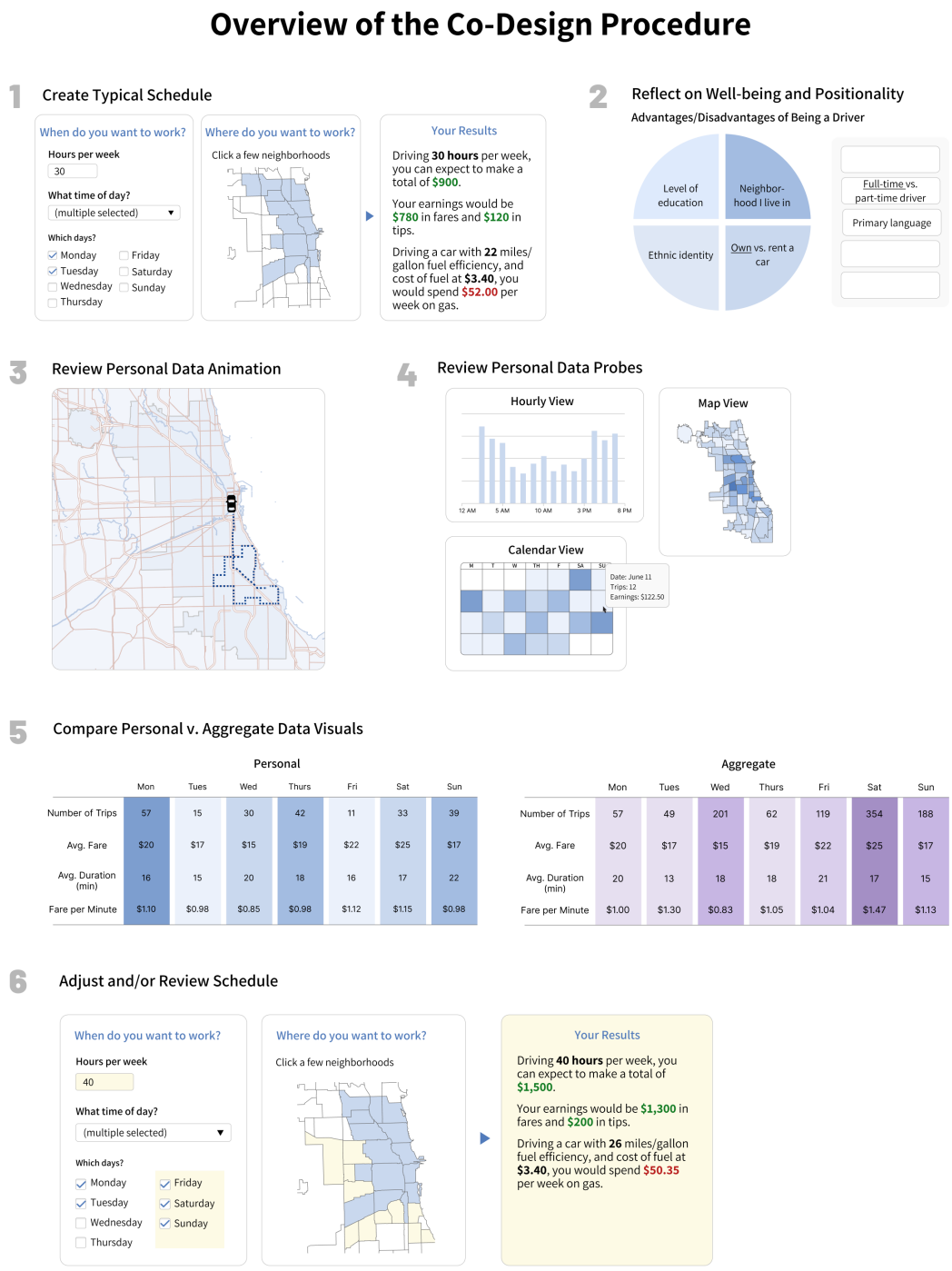

图 1：协同设计流程：1. 参与者与规划器互动，输入其典型工作安排的参数和与支出相关的信息。他们查看预测收入，并评估其是否符合自己的实际经历。2. 参与者讨论福祉和位置性，以确定自己的福祉目标，以及作为司机所面临的优势或劣势。3. 参与者在芝加哥地图上查看根据自己的驾驶数据生成的行程动画。4. 参与者查看个人数据探针，以识别趋势和／或反思影响其工作习惯的因素。5. 他们将个人数据探针与基于芝加哥市级司机数据生成的数据探针对比，以反思自己与城市驾驶人群的相似之处和差异。6. 参与者根据从数据探针中识别出的趋势制定另一份工作安排，并将结果与步骤（1）中的安排进行比较，以了解哪一份更符合自己的偏好。

依据协议领域和数据探针开展。随后，按照 Patton [62]的定性数据分析方法对数据进行分析。两位研究人员对数据进行编码，并将其归类，以提炼出初步主题。之后，整个研究团队共同讨论这些主题，最终得出本文报告的主题。

5.5 Uber功能背景

我们简要介绍参与者提及的优步平台功能，以便读者更清楚地理解研究发现。**Quest任务奖励活动**是 Uber 以奖励为基础、鼓励司机增加短期驾驶[8]的方式。Quest任务会在限定时间内奖励司机完成一定数量的行程；例如，“周五至周日完成 *60* 趟行程，奖励 *150* 美元”。Quest任务的出现并不规律，门槛和奖励也各不相同。许多司机怀疑，Quest任务不公平地偏向较新的司机或不活跃的司机。然而，由于奖励活动缺乏透明度，他们无法确凿证明这一怀疑 [87]。**高峰奖励活动**是 Uber 用来匹配司机供给与乘客需求[9]的方式。Uber 会在高需求区域暂时设置“高峰奖励”，鼓励司机前往这些区域。**Uber Pro** 是 Uber 的司机奖励计划，所有 Uber 司机都会自动加入[10]。Uber Pro 分为四个等级：蓝色、金色、铂金和钻石。司机等级由多种因素决定，包括司机评分（乘客最近 500 次评分的平均值）、取消率、行程接单率，以及获得的“积分”数量。积分每 3 个月重新计算一次；完成行程即可获得积分，在某些高需求时段完成的每趟行程可获得更多积分。

6 研究发现

在共同设计会议中，我们观察到，数据探针充当了边界对象，使参与者能够有效地向研究团队传达他们的工作模式和情境，并提出植根于这些情境的人工智能设计启示。本节将介绍参与者通过数据探针提出的三项主要见解，以及相应的（人工智能）设计考量。首先，参与者借助数据探针分享了福祉权衡和不可改变的位置性因素如何限制他们实际使用规划器（我们创建的基于 Tableau 的排班与收入模拟器）的方式，同时也提出了算法工作规划工具如何在这些约束条件下以福祉为中心的替代方案。其次，参与者利用数据探针探究数据探针未呈现、但会影响其工作和福祉的因素，并为能够支持他们的人工智能工具提出了新的预测构想。第三，参与者利用数据探针识别算法管理不公的具体事例，并提出重新利用数据探针和设计算法工具来审计平台的方法。

6.1 影响劳动者策略的福祉权衡与位置性约束

参与者利用自己的数据探针解释，这些可视化如何反映他们目前在策略中平衡福祉的方式，以及个人义务如何限制他们工作的灵活性。以劳动者为中心的人工智能设计必须考虑这些局限性，才能提供劳动者确实能够采用的福祉支持。

6.1.1 通过按小时、日历和地图数据探针呈现福祉与位置性。

围绕福祉与位置性的初步反思。当我们首次介绍福祉与位置性时，一些参与者提出了对福祉的担忧，例如安全或疲惫（P3、P8、P10）、对收入不稳定和乘客态度的压力（P3、P12），以及对交通或平台不公平待遇的挫败感（P8、P11）。关于位置性，参与者分享了会直接影响其收入的优势，例如“作为多平台劳动者”，或能够减少其支出的优势，例如“拥有自己的汽车”；他们也分享了会限制其赚钱能力的劣势，例如居住在远离中心城区高收入社区的地方。

利用按小时和地图数据探针阐述福祉权衡与位置性约束。通过数据探针，参与者揭示了或进一步阐述了最初识别出的福祉状况与位置性。按小时和地图数据探针尤其有效，帮助参与者讨论他们面临的具体福祉权衡——例如如何在身心健康与经济收益之间取得平衡——以及他们面临的位置性约束，尤其是家庭责任。鉴于参与者对芝加哥高发的劫车案和枪击事件（P1-3、P5、P8-12）存在安全问题，而这些事件与深夜和凌晨时段以及特定社区密切相关 [1, 57]，这些探针很可能因此发挥了作用。参与者在针对城市级数据的按小时和地图数据探针中，明确指出了高收入时段和社区，并表示探针证实了他们早已“知道”的盈利策略。随后，他们解释说，个人数据探针反映了他们有意识地决定不在这些时段或区域开车，因为他们顾虑福祉和位置性局限。P2说：“也许 [深夜时段工作] 会对我的财务状况、费率和收入产生积极影响，但我就是会觉得不安全。而且我会感到，你知道，焦虑。”P10则提到，他担心女儿失去父亲，因此不在某些区域开车。相比之下，P4对自身福祉没有同样的顾虑，反而表现出对这些社区居民位置性的高度同理心。无论上车地点或下车地点在哪里，他都会接单，因为他不希望有人仅仅因为住在更“危险”的社区，就无法使用接单行程服务。

使用日历数据探针揭示劳动者的位置性所施加的责任。日历数据探针揭示了更多独特视角，展现劳动者的位置性对其工作模式施加的各种局限性。由于人们通常使用日历记录和查看日常任务，该探针旨在帮助人们结合自身责任和日常安排，直观地回忆数据。因此，在查看自己的日历时，P2解释说，他的数据探针显示周六和周日工作的次数很少，因为他会将休息日安排为与

[8]https://help.uber.com/driving-and-delivering/article/how-does-quest-work?nodeId=3a43fa72-4fc2-42d0-bc1d-63c4c0bddb9d [9] https://www.uber.com/blog/courier-surge-intro/ [10] https://www.uber.com/us/en/drive/uber-pro/

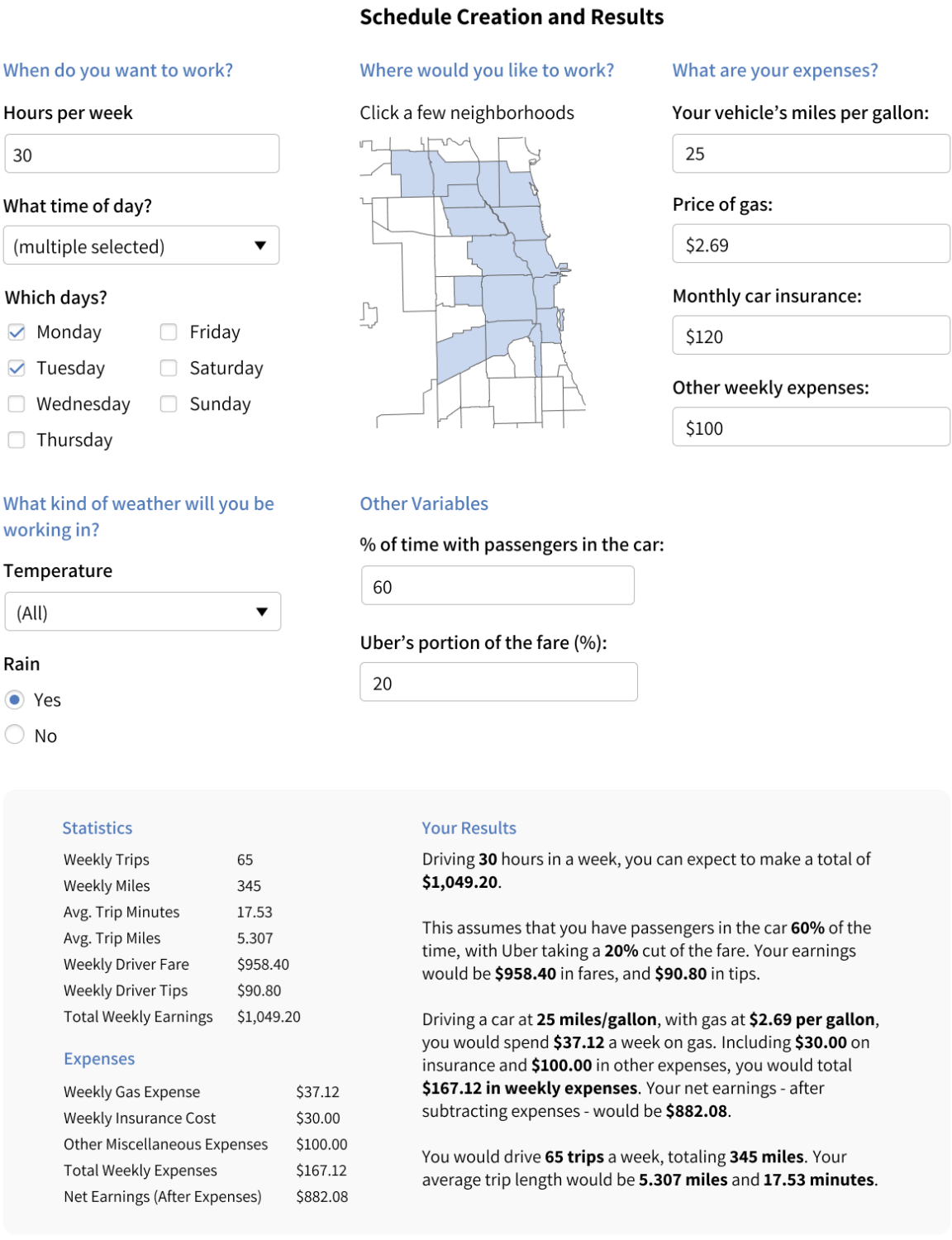

图2 ：参与者通过工作规划器数据探针查看其日程安排预测，他们与之互动以查看其日程安排的预测—规则和 表面设计考量。

他的女友。比较城市级和他个人的周历后，P3感叹自己因照顾婴儿而无法利用收入丰厚的周末。P1查看个人月历，寻找令人难忘的低收入或高收入日子；当他想起自己因家庭义务而无法在7月4日工作时，表达了遗憾。P5、P7、P9-10和P12也表示，由于需要陪伴家人和朋友，他们的每周日程安排同样受到类似约束。

6.1.2 在人工智能设计中以福祉为中心的设计考量。**开发辅助型人工智能，以追踪并反思福祉目标**。在探索自己的数据时，几位参与者谈到，他们如何尝试通过休息日优先关注自身的身心健康，但并非总能做到。例如，P5 告诉我们，星期日是家庭日，但他的日历显示，他有一半的星期日都在工作。随着年龄增长，P6 试着优先安排与家人和朋友相处的时间，但他并不把这视为休假，而觉得自己之后必须把工作补回来。P2 看到自己的日历时感到惊讶，并解释说，他原以为自己 6 月只工作了 15 天，实际上当月工作了 25 天。数据探针揭示了司机认为自己为福祉所做之事与实际情况之间的差异。人工智能工具也可以着眼于以类似方式支持司机。例如，可以开发一种人工智能工作规划工具，利用司机的数据展示近期工作天数的统计信息，让他们了解自己是否以及如何实现福祉目标，并思考如何将这些知识融入下一周的计划。

人工智能工具还可以通过预测何时休息，或过去哪些因素促成了盈利的一天，帮助司机制定以福祉为中心的日程安排。不出所料，任职时间较长的司机对自己的驾驶策略很有信心，似乎不太愿意改变。不过，也有几位提到有兴趣利用自己的数据来调整策略。P6想用自己的数据预测盈利能力，以便在预测收入较低的日子安排预约或休息。P12分享了他希望预测模型能帮助自己弄清楚哪些因素导致某一天收入好或不好：“作为一名司机，你可以分析一下，然后想：‘天哪，我今天过得真糟。为什么今天这么糟？’或者‘我今天过得真棒。是什么让今天这么棒？’”与P6类似，P8有兴趣利用自己的数据规划休息日，并补充说这样还能腾出时间照顾自己：“我发现休息几天后，小费往往会变多，这说明我只是被人们弄得精疲力尽了。”针对她的说法，人工智能工具还可以利用劳动者自身数据，让他们追踪并反思自己的休假情况，了解何时可能需要休息。

尊重司机的实际情况和知识。对大多数参与者而言，查看数据探针并没有促使他们改变工作策略，这是由于存在不可变约束——尽管夜间驾驶可能带来潜在收益，他们仍因安全问题而不在夜间驾驶；或者作为照护者，他们能够工作的时间受到限制。不过，他们提出了如何设计能够辅助其进行有益于福祉的决策的人工智能工具的建议。这提醒我们，如果设计工具时不考虑劳动者情境，很可能会违背他们的个人约束或专业知识，也不太可能被采用。相反，人工智能工具应当承担辅助性角色，将最终决策权留给劳动者自己。例如，司机们自己也承认，他们会感到精疲力竭，因此，与其设计一款要求他们休息的工具，不如设计一款能够追踪休假情况并帮助他们反思休假的影响的工具，这在促进劳动者福祉方面可能更为有效。

此外，我们观察到，对于少数参与者而言，这次访谈确实让他们意识到可以做出一些改变来改善自身福祉。P2虽然是一位经验丰富的司机，却将自己描述为正处于“过渡期”：他正在搬家，而女友最近也调整了休息日，因此他正在制定新的日程安排。尽管他相信旧日程安排的优点，他仍对使用规划器模拟如何调整日程安排表现出兴趣。P1和P11都考虑过尝试新的日程安排；这些安排预计会带来较低的收入，但也意味着工作时长更短或有所不同，以改善他们的心理与身体福祉。P8和P12虽然没有兴趣改变自己的安排，但他们表示，回顾数据探针并使用规划器或许能帮助新手司机，而非资深司机。再次，通过了解他们的具体情况，我们可以更恰当地确定算法工作规划等工具的用途和目标受众。工作规划工具不应面向一般用户，而可以围绕新司机的入职引导，或针对已有意愿调整策略的资深司机进行设计。

6.2 识别数据探针设计中未纳入的新因素

通过探索数据探针，参与者识别出影响福祉的其他因素，以及他们希望人工智能工具提供的预测内容。他们还利用数据探针发现并解释了 Uber 数据中的缺漏，这些缺漏是其他平台工作造成的。

6.2.1 通过所有数据探针识别影响福祉的其他因素。

我们的数据探针围绕参与者对工作日程相关因素（如时间、日期、地点）的反思展开。令人欣喜的是，以这些方式探索数据，也让参与者想起了我们未纳入数据探针、但他们认为会影响福祉的因素，包括乘客特征、总体工作不稳定性、对驾驶模式成功与否的感知，以及多平台工作。

乘客特征。查看小时数据探针后，P7 和 P9 认为自己目前的工作时段安排得当，不会导致疲惫或压力。相反，P7 反思道，对他的福祉影响更大的是与乘客的互动——负面互动会让他的情绪低落：“没人愿意和……虐待自己或行为讨厌的人互动。”此外，与乘客的积极互动也能提振司机的情绪。通过查看记录高收入日的日历数据探针，P8 想起周六下午常因游客而生意兴隆，并补充说，能与乘客建立联系的一天就是美好的一天：“有时我觉得自己是我所在城市的倡导者。”

工作不稳定性。由于参与者能够借此查看自己每天收入的变化趋势，日历数据探针促使几位参与者指出，工作不稳定性也是影响其福祉的另一项负面因素（P3、P5-6）。对他们而言，工作

不稳定性会带来持续的压力：既要努力实现财务目标，又不得不在其他时间补足工作时长。他们说，这种担忧通常会让自己在周初感到提不起劲，到了周末又焦虑地通过不停工作、延长工作时间来弥补。参与者指着日历上的颜色渐变来说明这种情况：周一和周二颜色较浅（收入较低），而周五和周六颜色较深（收入较高）。相比之下，兼职司机 P4 和 P10 表示，零工工作的不稳定性对他们没有影响，因为这份收入并非生活所必需，因此他们可以随心所欲地开始或停止工作。

对驾驶模式成功与否的感知。一些人将福祉与自己感觉是否成功遵循驾驶偏好或计划联系起来。他们表达了无法遵循这些模式如何影响他们的一天。使用地图数据探针时，P1 提到，相较于他喜欢的区域（如机场），在市中心驾驶会给他带来压力。P3 解释说，如果他经历了一次自己认为是"失误"的行程，例如在交通高峰期于郊区驾驶，就可能毁掉他的一天。只要能够通过更高的收入和更短的行程时长最大化效率，P8 就会在经济和身体方面都感到舒适。

来自其他工作平台的缺失数据。在所有数据探针中，我们观察到多平台工作者（P1、P4、P6-12）在真正理解其工作模式的背景以及自身福祉方面所面临的挑战。P7 在查看自己的日历时解释说，他并不太看重所显示的模式，因为这些只是部分信息。但如果他拥有来自所有平台的数据，他就可以"更好地判断我在做什么、我赚了多少，以及为什么是在那个特定时间和特定日子"。不过，我们发现，即使存在缺失数据，查看自己的数据探针以识别收入极少或没有收入的工作时长或天数，也能帮助许多人回忆起自己因更好的奖金或任务而转向另一个平台，并进一步阐述其多应用工作的典型模式（P4、P6-P12）。

6.2.2 算法工作规划器或其他人工智能工具的设计考量。

为应对影响福祉的因素，提出新的预测内容。一些参与者提出了他们希望在规划器中看到预测的新内容。P11 建议预测乘客小费，因为这会直接影响他们的总收入；这也呼应了其他参与者的看法：乘客行为的不确定性会极大地影响他们的情绪（P7、P9）。P11 还建议预测最佳开始时间和地点，以帮助司机规划工作。这也有助于应对司机面临的工作不稳定性挑战，为他们提供一个起点，让他们每天都能按计划推进工作。P5 也提出了一种帮助劳动者按日程安排推进工作的方式，并解释说，他希望将即将发生的购买或支出整合到日历数据探针中。根据他的意见，人工智能工具可以利用司机的历史数据和未来支出，提供达成购买目标所需时间的反馈，帮助他们在工作计划中获得更多掌控感。

利用数据探针了解平台数据缺失造成的认知空白。理想情况下，支持劳动者的工具应整合他们所工作的所有平台的数据，以便全面了解情况，并为未来的决策提供有用的支持。然而，由于各个平台向劳动者提供数据的政策不同，这并非总能实现。因此，我们观察到，数据探针至少可以填补平台数据缺失所留下的部分认知空白。我们还记得，P8 曾利用她的小时数据探针查看异常模式，并回忆起具体的多平台行为：她在2022年6月的某些时段（例如下午1点、下午3点）没有 Uber 数据，并想起当月曾利用 Lyft 在下午非整点时段推出的一项奖励活动。数据从业者面临的一个常见问题是，在构建模型时如何处理缺失数据；与劳动者合作，可以揭示数据缺失的具体原因（例如，劳动者在另一个平台参与了促销活动），并依据劳动者自身的经历，了解应如何处理这些数据。

6.3 不公平的算法管理实例

在讨论自己面对不公平的平台算法时无法掌控策略，参与者在交流过程中频繁主动提及算法管理。借助数据探针，参与者指出了算法管理的实例，并设想数据探针或其他算法工具如何帮助他们抵制或调查算法管理。

6.3.1 通过动画、按小时和地图数据探针展示不公平的算法管理。

尽管一些参与者使用了规划器，并认为新的日程安排值得进一步探索，但另一些参与者（P3、P5、P11-12）则感叹，他们无法实现自己对驾驶地点所做的调整，因为 Uber 不允许他们完全掌控平台提供的行程下车地点。这种缺乏掌控的情况，与先前研究中司机指出的强势算法管理有关 [51, 87]。

通过动画和地图数据探针识别不公平的算法管理。动画和地图数据探针帮助参与者识别出偏离其通常偏好的行程。刚入行不到一年的 P3 将这些偏差描述为"可能是意外造成的"，但其他人则认为这些行程是操纵性算法管理的结果（P2、P5-P6、P10-11）。对他们而言，这些探针表明，平台会向司机分配违背其偏好和福祉的接单行程，从而降低司机自主权。观看动画时，P10 对平台似乎故意在不合时宜的时刻向他派送前往相反方向的行程感到沮丧："是的，我记得那趟行程……我想结束这一晚回家，结果当然，这种事似乎总会发生，就好像 Uber 或 Lyft 碰巧知道了……所以后来我很难找到行程回家，你知道，凌晨两三点时想接单回家并不容易。"

一些参与者提到，Uber 确实允许司机每天设置两个目的地筛选器，以提供有限程度的控制。不过，也有不少人表示，这些目的地筛选器

“不起作用”，或者在过去一个月里已经停止工作（P3、P8、P10-11）。P9 提到，Uber 可能会根据司机的状态区别对待他们。他表示，自己认为行程分配算法会优待 Uber 状态较高的自己（也就是说，接到行程请求之间的空档时间很短），而状态较低的司机可能会在请求之间经历较长的空档。如果属实，这一假设也可能解释我们的参与者在使用目的地筛选器时为何有不同的经历。

通过小时数据探针和地图数据探针识别平台操纵。一些参与者提到，数据探针反映了 Uber 的操纵策略：尽可能长时间地让人们留在平台上接单。当被问及小时数据探针所显示的驾驶模式受什么因素影响时，P3 解释说，这些模式是 Uber 的 Quest任务所致。原本，在订单清淡的时段，他会退出平台休息，但 Uber 会施压，促使他继续接单，试图完成 Quest任务。查看地图数据探针时，P6 谈到自己会尽量待在经常出现激增的地点附近。他解释说，从过去的教训中，他已经明白不要追逐激增：他意识到，这是 Uber 使用的一种诱饵和调包策略，先把司机引到某个区域，再撤回激增奖金。

6.3.2 对抗算法管理的算法工人工具设计考量。

通过定量方法验证对算法不公平的直觉 - 定量数据。查看数据探针后，参与者提出了一些建议，指出工具或数据探针如何帮助司机应对算法管理。参与者普遍喜欢能够通过动画直观地看到自己的策略和移动模式。P1-2 和 P6 补充说，这有助于他们量化自己对移动模式以及行程会把他们带到哪里的直觉。P1 和 P6 特别表示，动画证实了他们的看法：平台经常把他们的接单行程派往他们不想去的地方：“所以，这种方式挺好的，可以让我看到，哦，我确实会遇到这种情况——这不是我的错觉。我总是被派去跑这些会把我带到这里的行程。”（P6）。这些关于利用数据探针提供证据的建议，指明了支持司机的工具可以发展的一个绝佳方向：我们如何利用参与者的数据，让司机以可衡量的方式调查自己对平台操纵的直觉?

逆向工程平台算法。P6 还提出了一个帮助司机预测激增的想法，即通过逆向工程 Uber 的激增算法。他观察到，乘客端的 Uber 应用似乎会在司机看到激增定价前几分钟就将其纳入考量，因此他表示，若要开发帮助司机有效预测激增的工具，就需要连接到“乘客端应用中显示……需求通常最高的地点”的部分。他解释说，一些司机已经会用笔记本和截图记录这些信息，不过他本人并没有记录。

这些通过数据进行逆向工程和平台审计的构想，与 [15] 所开展的工作相呼应；在这类工作中，劳动者可以集体分享和分析数据，以识别普遍存在的平台操纵或不公平现象。

7 讨论

我们的研究结果表明，参与者能够使用不同的数据探针，帮助他们识别并传达工作模式，以及影响其策略的个人或情境背景。我们讨论了数据探针设计的启示，以及如何利用数据探针与利益相关者共同设计人工智能，并推动劳动者权益倡导。

7.1 如何使用和改进数据探针

7.1.1 使用数据探针开展共同设计会议的反思。 使用数据探针的一大优势，是能够揭示劳动者所面临的情境背景或局限性，而这些情况仅凭他们的数据可能并不明显；这与 [11] 通过日记条目和访谈来理解原始传感器数据的做法类似。若缺乏情境信息，人工智能工具中的数据可能会导致不恰当的建议。例如，单凭数据就能发现司机告诉我们的一个趋势：工作时段通常在上午 10 点至下午 2 点之间较为清闲。然而，对 P1 来说，这段时间与他停止工作、开始承担照护父亲的照护职责的时段重叠。如果创建一个工具来建议 P1 最适合工作的时段，它可能会误以为他因为需求量低而选择不在这些时段工作，从而未能将此视为他必须遵守的硬性约束。

使用多个数据探针也至关重要，不仅是为了引出不同的见解，也因为参与者往往需要反复提及福祉或位置性，才会充分透露自身处境。这可能是因为需要在会议中建立信任。例如，P1 没有将照护者选作一种位置性特征，也没有在按小时探针中提及这一点，尽管它限制了他的工作时长。但他在日历探针中透露了这一局限。使用不同的数据探针或许也有助于打破劳动者对何种福祉问题才算合理的固有看法。P9 最初这样描述自己的福祉：“身体上，我状态很好；经济上，我赚得不错；心理上，我感觉完美。”但在讨论自己深夜开车时的感受后，我们发现，他对福祉的看法受到其对平台惩罚的担忧影响：他解释说，由于害怕平台停用，他会刻意向乘客掩饰自己的身体疲惫。

7.1.2 数据探针的改进。为了更好地与芝加哥司机进行比较，参与者建议展示不同的指标，并查看司机数据的不同子集。尽管我们展示了平均车费、每趟或每分钟的英里数等指标，但参与者会将不同指标与不同类型的策略联系起来：有些人试图最大化每次行程收入，而另一些人则试图最大化行程总数。P2采取后者的策略，希望将下车点数量与所有芝加哥司机进行比较，并解释说：“你的每分钟平均行程数可能非常高，但在行程数量方面，或许并没有那么高。”参与者还建议，与其和所有芝加哥司机比较，不如与相似的司机子集进行比较，例如仅包括经验丰富的全职司机（P6、P8）、使用相同类型汽车的司机（P8）以及具有相同 Uber Pro 状态的司机（P9）。P4居住在郊区，P8居住在城市，他们建议根据行程起点位于郊区还是城市进行筛选，这样比较会更可靠，因为两者存在固有差异：市区行程收入较低但速度较快，而郊区行程收入较高但耗时更长。P4评论道：“虽然我被归入芝加哥数据，但我并不属于芝加哥。这完全是另一回事。”

参与者还提出了改进数据探针中特征定义方式的建议。P2和P9提醒我们，规划器应考虑并非每周发生的汽车费用，例如汽车保养。几乎所有参与者都表示，我们目前为规划器设置的天数和小时输入限制过多，因为这些特征会因日期和周次而变化。最后，在探索日历探针时，参与者指出，有必要使数据探针对每天起止时间以及工作日与周末的定义方式，与 Uber 及其所采用的、因而也是司机所采用的定义保持一致（P1、P4、P9–10）——例如，司机根据周末任务定义周末，而周末任务通常从周五凌晨4点持续到周一凌晨4点。

我们认为，这些针对数据探针的改进也适用于人工智能设计考量，这是由于它们所呈现的特征具有相似性——例如，关于重新定义特征边界的建议与特征工程相契合。此外，尽管某些特征（如支出）无需数据探针也可能为人所知，但其他特征若没有数据探针之类的工具，则未必会自然显现。例如，在访谈中，询问司机（或任何人）“你如何定义一天/周末的工作时长？”可能并不显得显而易见。如果数据分析工具基于有缺陷的逻辑构建（而这种逻辑通常不会向用户展示），误解可能会持续存在。相反，在我们的活动中，参与者通过数据探针查看日历中各天的按小时细分，从而能够纠正我们对一个看似简单特征的定义。

7.2 使用数据探针提升人工智能共同设计中的利益相关者专业知识

首先，我们分享研究发现中对自身关于司机的假设所产生的认识，以此说明工具应当与他们共同打造，而不是为他们打造。具体而言，我们探讨位置性和福祉如何塑造参与者的工作偏好和约束，并总结了我们在参与者探索数据探针时所展现的想法与情境，以及这些内容如何为人工智能设计提供参考。

我们了解到的参与者个人情境和各种情境因素，可以为人工智能从业者和用户体验设计师提供值得考虑的方向与挑战。共同设计会议对人工智能设计的一项启示是：应明确支持劳动者的人工智能产品所面临的硬性约束。正如我们在会议中了解到的，参与者的位置性并不总会在有关福祉和位置性的活动中显现，却会通过探索数据探针变得更加明确。这些硬性约束也能为人工智能设计师在考虑工具时提供参考。例如，在设计助推时，若要展示尊重利益相关者能力范围的建议，设计师就必须明确并纳入这些细微的硬性约束。

以往研究探索了对乘客出行行为进行建模和预测的不同方法，以预测在特定时间间隔内乘客需求会出现在哪里 [18, 55], ，甚至利用天气、人口统计数据和犯罪率等外部特征 [18]。然而，这些研究将需求作为乘客行为的核心要素。未来的研究可以根据乘客数据的可用情况以及数据隐私和保密性方面的问题，预测其他乘客特征，例如小费习惯、出行模式和交谈倾向。关于当然，在制定和整合这些洞见时，也必须注意确保它们不会成为歧视某些乘客群体、进而导致这些群体无法获得接单行程的手段。

将劳动者视为专家，也有助于人工智能从业者和设计师意识到需要考虑他们此前可能未曾想到的挑战。例如，参与者不稳定的工作模式，以及他们对 Uber 不断更改应用程序的担忧，都会影响用于人工智能工具的数据所呈现的模式。我们回想起，P8 和 P11 常常因 Uber 频繁变更而不得不调整工作策略。我们也回想起，多平台司机会以不一致的方式在不同应用程序之间切换工作，并因同时使用多个平台而导致 Uber 数据出现缺失。参与者指出的这些问题令人想到数据漂移问题，即模型训练所用数据与未来数据之间存在不匹配。为了帮助拓展该领域的探索，劳动者可以根据平台应用程序的变化或自身情况，提供更多解释，说明其模式发生变化的背景，以及变化的原因。

正如前文所述，参与者建议为规划器增加其他影响因素，或让规划器提供新的预测，这进一步体现了与利益相关者开展人工智能协同设计的价值。基于日常驾驶经历，参与者能够分享过去影响其驾驶模式和收入的因素，包括司机所在的社区和通勤习惯、会带来高额激增的大型活动，以及天气或其他季节性数据。参与者还提出，相较于我们展示的收入数据，哪些预测对他们更有用，例如最佳出发地点和时间，以及不同社区乘客的小费概率。参与者的这些想法再次彰显了将他们视为人工智能设计专家的价值，有助于推动共同设计以工人为中心的工具。

7.3 网约车工人倡议

基于我们的发现，我们认为，数据探针作为边界对象，具有与研究人员、倡导者以及推动劳动者权益的政策制定者开展合作的潜力。司机的集体目标通常包括：提高算法和数据透明度 [37, 70], 提高并保障薪酬[11][39], 以及增加获得医疗保健、健康支持和教育报销等福利的机会[12]。

我们观察到，数据探针对劳动者而言是非常有效的工具：它们帮助劳动者向我们传达复杂的想法和趋势，也帮助我们理解他们的工作策略及其形成方式。几位参与者（P1、P6、P10）在访谈过程中指出，数据探针使他们能够量化或证明自己对算法管理的看法。动画帮助他们量化 Uber 何时故意不遵守应用内目的地筛选功能；Uber 声称，该功能可以帮助司机选择他们想要前往的地点。数据探针一方面作为我们与参与者之间的边界对象发挥作用，另一方面帮助参与者识别操纵性算法管理的实例；基于这两点，我们提出，将所开发的数据探针

[11]https://www.drivers-united.org/ [12] https://il.driversguild.org/about-us/

作为其他与零工劳动者合作的研究人员、倡导者和政策制定者可以采用的方法，以促进劳动者权益。

7.3.1 倡导的边界对象。本研究设计的工具可为未来面向非司机群体的工具设计提供框架。政策制定者对平台运营实践的了解有限；而且，由于 Uber 和 Lyft 的流程不透明、可获取的数据有限，政府和监管机构很难准确把握司机的实际情况。不过，地方政府和法院正越来越多地颁布立法并作出裁决，要求网约车公司公开其数据，其中包括纽约在 2017 [53], 西雅图在2018 [13], 以及旧金山在 2019 [67]的相关举措。随着数据可获取性的提高，为不同城市开发类似的可视化工具并扩大其应用规模，正变得越来越可行。这类交互式工具所提供的深入理解，超越了白皮书或情况说明书中常见的统计数据，可充当司机与政策制定者之间的边界对象。通过提供更易获取、面向公众的数据驱动工具，提高公众对司机所面临问题的认知，这有助于推进司机的集体利益。

尽管一些城市和州已为司机设定最低工资标准，例如纽约市在 2018 [16], 加利福尼亚州于2020年[48],以及华盛顿州在 2022 [10],，但其他地区（如芝加哥）缺乏立法，这意味着扣除支出后，司机的收入往往低于当地最低工资标准 [49, 64]。

已有无数研究对网约车数据集进行了考察 [49, 61], ，但如果没有公开可用的数据，这类独立分析便无从开展。然而，将数据驱动研究作为社会行动手段仍存在问题。此前有两项研究试图计算西雅图的平均时薪收入，却得出了截然不同的结果（每小时23.25美元和9.73美元），原因是它们计算支出的方法大相径庭 [50]。在根据数据发布明确声明或制定立法之前，必须格外谨慎地理解研究方法和网约车术语的含义。通过与独立司机协会合作，我们希望开发更多面向公众的工具，帮助人们了解网约车工作的真实情况，并推动劳动者权益。

8 局限性

我们承认本研究存在局限性。招募不同背景的司机时，我们遇到了困难，这可能是因为研究要求参与者提供数据；我们的参与者主要来自 Reddit、Facebook 司机论坛或司机权益倡导团体，因此他们可能比普通司机更具数据素养，也更了解平台相关问题。我们在芝加哥司机中开展了这项研究，因为我们能够获取公开可用数据。此外，由于 Uber 数据的局限性，我们无法为司机计算某些指标。会议时长限制了参与者能够与我们分享的内容。我们的会议持续了两小时，但有些参与者希望在会议结束后继续讨论。最后，作为一项定性研究，我们提出的以劳动者为中心的人工智能设计相关发现，还需要通过其他研究方法并扩大参与者人数来进一步探究。

9 结论

我们利用劳动者自身数据设计了数据探针，并与劳动者开展共同设计会议，以呈现他们的工作模式，以及这些模式如何受到其福祉和位置性的影响。我们发现，数据探针发挥了边界对象的作用，帮助参与者提出了三项主要见解：1）参与者描述了他们在工作中面临的福祉权衡和位置性因素；2）他们指出了数据探针中未包含、却会影响其工作和福祉的因素，例如乘客的不确定性；3）他们利用数据探针识别出算法管理的实例。对于每项发现，我们还分享了参与者借助数据探针提出的设计考量。我们讨论了本研究对数据探针设计的启示，以及如何利用数据探针在人工智能设计中彰显劳动者专业知识，包括揭示个体情境以帮助确定人工智能产品的约束，以及未来利用数据探针支持劳动者倡导工作的可能性。

致谢

本研究部分得到了以下资助：美国国家科学基金会资助项目 CNS-1952085、IIS-1939606、DGE-2125858；Good Systems（得克萨斯大学奥斯汀分校的一项重大挑战项目，旨在开发负责任人工智能技术）[13]；以及得克萨斯大学奥斯汀分校信息学院。我们衷心感谢 Mark Smithivas 提供不可或缺的建议，指引了我们的研究方向；感谢 Bianca Talabis 为本文绘制插图；感谢 Charles Miele 和 Yihan Xi 协助制作动画数据探针；感谢提供宝贵反馈的匿名评审，以及感谢参与者对我们工作的信任和在各场次中分享的深刻见解。

参考文献

[1] 2022。追踪芝加哥劫车案。*CBS*新闻（2022年4月）。https://www.cbsnews.com/chicago/news/carjacking/ [2] Ifeoma Ajunwa。2018年。工作中的算法：生产率监控应用和可穿戴技术作为雇佣与劳动法以数据为中心的新研究议程。《圣路易斯大学法律评论》63（2018年），21。[3] Ifeoma Ajunwa、Kate Crawford 和 Jason Schultz。2017年。无限制的工人监控。《加州法律评论》105（2017年），735。[4] Juan Carlos Alvarez de la Vega、Marta E Cecchinato 和 John Rooksby。2022年。自由职业平台的设计机遇：在线自由职业者对以劳动者为中心的设计虚构的看法。载于*2022*年工作人机交互研讨会。1–19。[5] Monica Anderson、Colleen McClain、Michelle Faverio 和 Risa Gelles-Watnick。2021年。2021年零工工作的现状。（2021年）。[6] Cecilia Aragon、Shion Guha、Marina Kogan、Michael Muller 和 Gina Neff。2022年。以人为中心的数据科学：导论。麻省理工学院出版社。[7] Amid Ayobi、Katarzyna Stawarz、Dmitri Katz、Paul Marshall、Taku Yamagata、Raúl Santos-Rodríguez、Peter Flach 和 Aisling Ann O'Kane。2021年。作为边界对象的机器学习解释：人工智能研究人员如何解释机器学习，以及非专家如何理解机器学习。（2021年）。[8] Petter Bae Bae Brandtzæg、Marita Skjuve、Kim Kristoffer Kristoffer Dysthe 和 Asbjørn Følstad。2021年。当社交变得非人化：年轻人对聊天机器人社会支持的看法。载于*2021*年*CHI*计算系统人因会议论文集。1–13。[9] Oliver Bates、Carolynne Lord、Hayley Alter、Adrian Friday 和 Ben Kirman。2021年。未来工作的一种可能图景带来的启示：扭转零工经济的机遇。*IEEE*普适计算 20，4（2021年），26–34。[10] Tina Bellon。2022年。华盛顿州州长签署法案，将Uber、Lyft司机收入保障写入法律。https://www.reuters.com/business/autos-transportation/washington-gov-signs-state-wide-uber-lyft-driver-pay-guarantee-into-law-2022-04-01/[11] Sander Bogers、Joep Frens、Janne Van Kollenburg、Eva Deckers 和 Caroline Hummels。2016年。联网婴儿奶瓶：迈向数据赋能设计框架的设计案例研究

[13]https://goodsystems.utexas.edu

。载于《2016年ACM交互系统设计大会论文集》。301–311。[12] Cécile Boulard-Masson、Tommaso Colombino 和 Antonietta Grasso。2018年。“量化自我技术”的分析：对失败的解释。载于国际人类工效学协会大会。Springer，579–583。[13] James Brasuell 和 Brian Minkoff。2018年。Uber和Lyft公布西雅图地区行程数据。https://www.planetizen.com/news/2018/11/101400-uber-and-lyft-reveal-seattle-area-trip-data [14] Anna Brown、Alexandra Chouldechova、Emily Putnam-Hornstein、Andrew Tobin 和 Rhema Vaithianathan。2019年。迈向公共服务领域的算法问责：受影响社区对儿童福利服务中算法决策的看法——一项定性研究。载于《2019年CHI计算系统人因会议论文集》。1–12。[15] Dan Calacci 和 Alex Pentland。2022年。与黑箱博弈：设计并部署以劳动者为中心的工具，以审查算法管理。《ACM人机交互会议论文集》6，计算机支持的协同工作2（2022年），1–24。[16] Alexia Fernández Campbell。2018年。纽约市通过全美首个针对Uber和Lyft司机的最低薪酬标准。Vox。12月5日（2018年），2018。[17] Ana Caraban、Evangelos Karapanos、Daniel Gonçalves 和 Pedro Campos。2019年。助推的23种方式：人机交互中技术介导助推的综述。载于《2019年CHI计算系统人因会议论文集》。1–15。[18] Long Chen、Piyushimita Vonu Thakuriah 和 Konstantinos Ampountolas。2021年。网约车服务需求的短期预测：一种深度学习方法。《交通大数据分析》3，2（2021年），175–195。[19] Janghee Cho、Tian Xu、Abigail Zimmermann-Niefield 和 Stephen Voida。2022年。理论中的反思与实践中的反思：探索个人信息学应用在反思支持方面的差距。载于《CHI计算系统人因会议》。1–23。[20] Felicia Cordeiro、Daniel A Epstein、Edison Thomaz、Elizabeth Bales、Arvind K Jagannathan、Gregory D Abowd 和 James Fogarty。2015年。障碍与负面助推：探索饮食记录面临的挑战。载于《第33届ACM人机系统人因年度会议论文集》。1159–1162。[21] Sasha Costanza-Chock。2020年。设计正义：以社区为主导，构建我们所需世界的实践。麻省理工学院出版社。[22] Jackie Davalos 和 Drake Bennett。2022年。零工经济中的游戏化：究竟谁是赢家? https://www.bloomberg.com/news/features/2022-05-27/how-uber-and-lyft-gamify-the-gig-economy?leadSource=uverify%20wall [23] Catherine D’ignazio 和 Lauren F Klein。2020年。数据女性主义。麻省理工学院出版社。[24] Graham Dove、Kim Halskov、Jodi Forlizzi 和 John Zimmerman。2017年。用户体验设计创新：将机器学习作为设计材料所面临的挑战。载于《2017年CHI计算系统人因会议论文集》。278–288。[25] Michael Dunn。2020年。让零工工作行得通：数字平台、工作质量与劳动者动机。《新技术、工作与就业》35，2（2020年），232–249。[26] Daniel A Epstein、Monica Caraway、Chuck Johnston、An Ping、James Fogarty 和 Sean A Munson。2016年。从弃用到后续步骤：理解并为个人信息学工具使用后的生活进行设计。载于《2016年CHI计算系统人因会议论文集》。1109–1113。[27] Gabe Ets-Hokin。2022年。里程追踪器评测——最佳免费英里追踪应用 [更新于 2022]。https://theridesshareguy.com/day-5-what-are-the-best-apps-to-track-your-mileage/ [28] Bill Gaver、Tony Dunne 和 Elena Pacenti。1999年。设计：文化探针。《interactions》6，1（1999年），21–29。[29] Rebecca Gulotta、Aisling Kelliher 和 Jodi Forlizzi。2017年。数字系统与遗产体验。载于《2017年交互系统设计大会论文集》。663–674。[30] Eloanni Hickok、Ann Skeet、Christina Colclough、Jonnie Penn 和 Richard Zuroff。2022年。促进人工智能融合型职场劳动力福祉的框架。（2022年）。[31] Lars Erik Holmquist。2017年。随取随用的智能：人工智能作为一种新型设计材料。《interactions》24，4（2017年），28–33。[32] Kenneth Holstein、Erik Harpstead、Rebecca Gulotta 和 Jodi Forlizzi。2020年。回放演练：借助历史数据探索可能的未来。载于《2020年ACM交互系统设计大会论文集》。1607–1618。[33] Kenneth Holstein、Bruce M McLaren 和 Vincent Aleven。2019年。共同设计实时课堂编排工具，以支持教师与人工智能的互补性。《学习分析期刊》6，2（2019年）。[34] Mohammad Hossein Jarrahi、Gemma Newlands、Min Kyung Lee、Christine T Wolf、Eliscia Kinder 和 Will Sutherland。2021年。工作情境中的算法管理。《大数据与社会》8，2（2021年），20539517211020332。[35] Darla Benton Kearney。2022年。4.2：位置性与交叉性。https://ecampusontario.pressbooks.pub/universaldesign/chapter/positionality-intersectionality/#:~:text=位置性指个人、权力与特权的动态关系。[36] Daniel S Kermany、Michael Goldbaum、Wenjia Cai、Carolina CS Valentim、Huiying Liang、Sally L Baxter、Alex McKeown、Ge Yang、Xiaokang Wu、Fangbing Yan 等。2018年。通过图像识别医学诊断和可治疗疾病[37] Vera Khovanskaya、Lynn Dombrowski、Jeffrey Rzeszotarski 和 Phoebe Sengers。2019年。《管理工具：将历史上的工会策略应用于平台中介劳动》。ACM人机交互会议论文集 3，计算机支持的协同工作（2019年），1–22。[38] John Kildea、John Battista、Briana Cabral、Laurie Hendren、David Herrera、Tarek Hijal、Ackeem Joseph 等。2019年。《采用利益相关者参与式协同设计，设计并开发以患者为中心的患者门户》。《医学互联网研究杂志》21，2（2019年），e11371。[39] Sage Lazzaro。2016年。《车费大幅下调，收入低于最低工资，Uber司机计划抵制》。《观察家报》19（2016年），2016。[40] Min Kyung Lee、Daniel Kusbit、Anson Kahng、Ji Tae Kim、Xinran Yuan、Allissa Chan、Daniel See、Ritesh Noothigattu、Siheon Lee、Alexandros Psomas 等。2019年。《WeBuildAI：算法治理的参与式框架》。ACM人机交互会议论文集 3，计算机支持的协同工作（2019年），1–35。[41] Min Kyung Lee、Daniel Kusbit、Evan Metsky 和 Laura Dabbish。2015年。《与机器共事：算法管理和数据驱动型管理对人类劳动者的影响》。载于第33届 ACM 计算系统人因年度大会论文集。1603–1612。[42] Min Kyung Lee、Ishan Nigam、Angie Zhang、Joel Afriyie、Zhizhen Qin 和 Sicun Gao。2021年。《参与式算法管理：劳动者福祉模型的引出方法》。载于2021年AAAI/ACM 人工智能、伦理与社会大会论文集。715–726。[43] Yi-Chieh Lee、Naomi Yamashita 和 Yun Huang。2020年。《设计聊天机器人，作为促进用户向心理健康专业人士深入自我披露的媒介》。ACM人机交互会议论文集 4，计算机支持的协同工作1（2020年），1–27。[44] Ian Li、Anind Dey 和 Jodi Forlizzi。2010年。《个人信息学系统的阶段式模型》。载于 SIGCHI 人机交互大会论文集。557–566。[45] Phoebe Lin 和 Jessica Van Brummelen。2021年。《让教师参与共同设计适用于幼儿园至高中课堂的综合人工智能课程》。载于2021年 CHI计算系统人因会议论文集。1–12。[46] Daria Loi、Christine T Wolf、Jeanette L Blomberg、Raphael Arar 和 Margot Brereton。2019年。《共同设计人工智能未来：融合人工智能伦理、社会计算与设计》。载于2019年交互系统设计大会伴随出版物。381–384。[47] Caitlin Lustig、Artie Konrad 和 Jed R Brubaker。2022年。《为苦乐参半的体验而设计：借助推荐系统改善敏感体验》。载于 CHI计算系统人因会议。1–18。[48] Kim Lyons。2020年。《根据第22号提案，Uber 和 Lyft 为加利福尼亚州司机推出新福利》。
h
t
t
p
s://
w
w
w.
t
h
everge.co
m/2020/12/14/22174600/uber-lyft-new-benefits-california-drivers-prop-22-gig-economy [49] Frank Manzo 和 Robert Bruno。2021年。。
h
t
t
p
s://
i
l
l
i
n
o
i
sepi.files.
wordpress.com/2021/01/ilepi-pmcr-on-demand-workers-sub-minimum-wages-final.pdf [50] Aarian Marshall。2020年。《西雅图的 Uber 和 Lyft 司机每小时收入为23.25美元——或9.73美元》。https://www.wired.com/story/seattles-uber-lyft-drivers-make-2325-hour-973/ [51] Marieke Möhlmann 和 Lior Zalmanson。2017年。《手握方向盘：驾驭算法管理与 Uber 司机》。载于《自主性》，国际信息系统会议（ICIS）论文集，韩国首尔。10–13。[52] Jimmy Moore、Pascal Goffin、Jason Wiese 和 Miriah Meyer。2021年。《探索个人信息学分析鸿沟：“培根多得很”》。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》28，1（2021年），96–106。[53] DZ Morris。2017年。《纽约市要求 Uber 共享行程数据》。《财富》。[54] Sean Munson。2012年。《个人信息学中的正念、反思与说服》。（2012年）。[55] Kun Niu、Cheng Cheng、Jielin Chang、Huiyang Zhang 和 Tong Zhou。2018年。《利用 L-CNN 实时预测出租车乘客》。《IEEE车辆技术汇刊》68，5（2018年），4122–4129。[56] Lesley-Ann Noel 和 Marcelo Paiva。2021年。《学习识别排斥》。《可用性研究杂志》16，2（2021年），63–72。[57] 芝加哥市。2022年。《暴力与受害趋势》。https://www.chicago.gov/city/en/sites/vrd/home/violence-victimization.html [58] Fatih Kursat Ozenc、Miso Kim、John Zimmerman、Stephen Oney 和 Brad Myers。2010年。《如何支持设计师把握软件这一非物质材料》。载于 SIGCHI 人机交互大会论文集。2513–2522。[59] Menghai Pan、Yanhua Li、Xun Zhou、Zhenming Liu、Rui Song、Hui Lu 和 Jun Luo。2019年。《剖析出租车司机的学习曲线：一种数据驱动的方法》。载于2019年 SIAM国际数据挖掘会议论文集。SIAM，783–791。[60] Hyanghee Park、Daehwan Ahn、Kartik Hosanagar 和 Joonhwan Lee。2022年。《在人力资源管理中设计公平人工智能：理解算法评估所引发的张力，并构想以利益相关者为中心的解决方案》。载于CHI计算系统人因会议。1–22。[61] James A Parrott 和 Michael Reich。2018年。《纽约市基于应用程序的司机收入标准》。纽约：新学院：纽约市事务中心（2018年）。

[62] Michael Quinn Patton。2014年。定性研究与评估方法：整合理论与实践。Sage 出版社。[63] Kyrill Potapov 和 Paul Marshall。2020年。《LifeMosaic：面向青少年的个人信息学工具共同设计》。载于交互设计与儿童大会论文集。519–531。[64] David Roeder。2022年。《报告称，承包商身份使网约车司机的薪酬低于最低工资》。https://chicago.suntimes.com/2022/3/14/22973357/contractor-employee-rideshare-drivers-transportation-lyft-uber-pay [65] John Rooksby、Mattias Rost、Alistair Morrison 和 Matthew Chalmers。2014年。《作为生活信息学的个人追踪》。载于*SIGCHI* 人机交互大会论文集。1163–1172。[66] Alex Rosenblat 和 Luke Stark。2016年。《算法劳动与信息不对称：Uber 司机案例研究》。《国际传播学刊》10（2016年），27。[67] Carolyn Said。2019年。《上诉法院裁定：Uber 必须向旧金山共享数据》。《旧金山纪事报》（2019年）。[68] Rachel Sandler。2020年。《微软推出新的“生产力评分”，让老板监控你使用电子邮件和参加视频会议的频率》。[69] Ben Shneiderman。2022年。以人为本的人工智能。牛津大学出版社。[70] Faiz Siddiqui。2019年。《算法让薪酬更难以理解后，Uber 和 Lyft 司机罢工，要求薪酬透明度》。《华盛顿邮报》（2019年）。[71] Aaron Smith。2016年。《零工工作、在线销售与住房共享》。（2016年）。[72] Logan Stapleton、Min Hun Lee、Diana Qing、Marya Wright、Alexandra Chouldechova、Ken Holstein、Zhiwei Steven Wu 和 Haiyi Zhu。2022年。《构想儿童福利领域预测系统之外的新未来：一项针对受影响利益相关者的定性研究》。载于*2022*年 *ACM* 公平性、问责制与透明度大会。1162–1177。[73] Hariharan Subramonyam、Colleen Seifert 和 Eytan Adar。2021年。《迈向共同创造人工智能体验的流程模型》。载于*2021*年交互系统设计大会。1529–1543。[74] Krishnan Vasudevan 和 Ngai Keung Chan。2022年。《游戏化与工作游戏：考察 Uber 司机中的同意与抵制》。《新媒体与社会》24，4（2022年）866–886。[75] Jayne Wallace、John McCarthy、Peter C Wright 和 Patrick Olivier。2013年。《让设计探针发挥作用》。载于*SIGCHI* 人机交互大会论文集。3441–3450。[76] Greg Walsh 和 Jennifer Golbeck。2014年。《StepCity：基于个人信息学的行为改变社交游戏初步研究》。载于*CHI'14*计算系统人因会议扩展摘要。2371–2376。[77] Christine T Wolf、Haiyi Zhu、Julia Bullard、Min Kyung Lee 和 Jed R Brubaker。2018年。《数据驱动型算法生态系统中“参与”的变化轮廓：挑战、策略与议程》。载于*2018*年 *ACM* 计算机支持的协同工作与社会计算大会伴随论文集。377–384。

[78] Wei Xu。2019年。迈向以人为本的人工智能：来自人机交互的视角。*interactions* 26，4（2019年），42–46。[79] Chiwei Yan、Helin Zhu、Nikita Korolko 和 Dawn Woodard。2020年。网约车平台中的动态定价与匹配。*Naval Research Logistics (NRL)* 67，8（2020年），705–724。[80] Qian Yang。2018年。作为用户体验设计材料的机器学习：我们如何超越自动化、推荐系统和提醒来展开想象？载于*AAAI*春季研讨会。[81] Qian Yang、Justin Cranshaw、Saleema Amershi、Shamsi T Iqbal 和 Jaime Teevan。2019年。勾勒自然语言处理：探索语言智能设计方向的案例研究。载于*2019*年*CHI*计算系统人因会议论文集。1–12。[82] Qian Yang、Alex Scuito、John Zimmerman、Jodi Forlizzi 和 Aaron Steinfeld。2018年。探究经验丰富的用户体验设计师如何有效地运用机器学习。载于*2018*年交互系统设计大会论文集。585–596。[83] Qian Yang、Aaron Steinfeld、Carolyn Rosé 和 John Zimmerman。2020年。重新审视人机交互为何、是否以及如何具有独特的设计难度。载于*2020*年*CHI*计算系统人因会议论文集。1–13。[84] Yaxing Yao、Justin Reed Basdeo、Smirity Kaushik 和 Yang Wang。2019年。守卫我的城堡：一项关于智能家居隐私机制的共同设计研究。载于*2019*年*CHI*计算系统人因会议论文集。1–12。[85] Nur Yildirim、Alex Kass、Teresa Tung、Connor Upton、Donnacha Costello、Robert Giusti、Sinem Lacin、Sara Lovic、James M O'Neill、Rudi O'Reilly Meehan 等。2022年。企业应用资深设计师如何将人工智能作为设计材料。载于*CHI*计算系统人因会议。1–13。[86] Chuang-Wen You、Chien Wen Yuan、Nanyi Bi、Min-Wei Hung、Po-Chun Huang 和 Hao-Chuan Wang。2021年。跑零工还是回家：借助社会感知与亲密伴侣共享个人数据，以促进长工时劳动者的健康与福祉。载于*2021*年*CHI*计算系统人因会议论文集。1–16。[87] Angie Zhang、Alexander Boltz、Chun Wei Wang 和 Min Kyung Lee。2022年。为劳动者重新构想、由劳动者参与构建算法管理：以零工工作中的劳动者福祉为中心。载于*CHI*计算系统人因会议。1–20。[88] Angie Zhang、Olympia Walker、Kaci Nguyen、Jiajun Dai、Anqing Chen 和 Min Kyung Lee。2023年。与人工智能共同审议：通过参与式人工智能设计和利益相关者审议，改善面向未来的决策。*ACM*人机交互会议论文集 7，计算机支持的协同工作1（2023年），1–33。[89] Haiyi Zhu、Bowen Yu、Aaron Halfaker 和 Loren Terveen。2018年。价值敏感型算法设计：方法、案例研究与经验教训。*ACM*人机交互会议论文集 2，计算机支持的协同工作（2018年），1–23。

10 附录

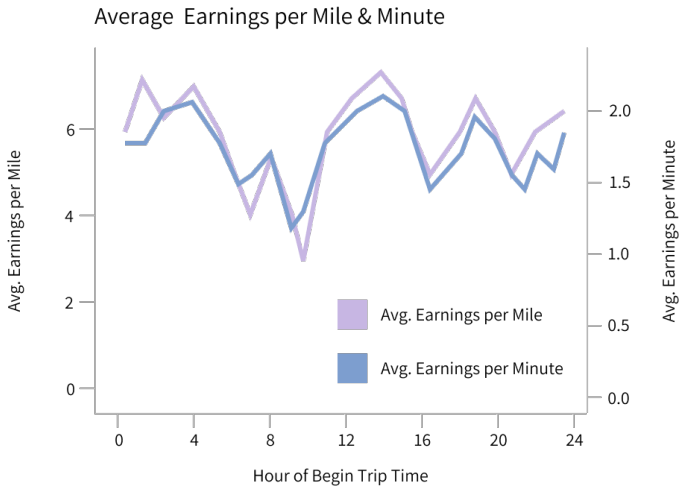

图3：使用试点参与者的司机个人数据创建的图表之一。该图表利用他们的行程历史，展示他们在行程中驾驶的时长和距离对应的平均收入。

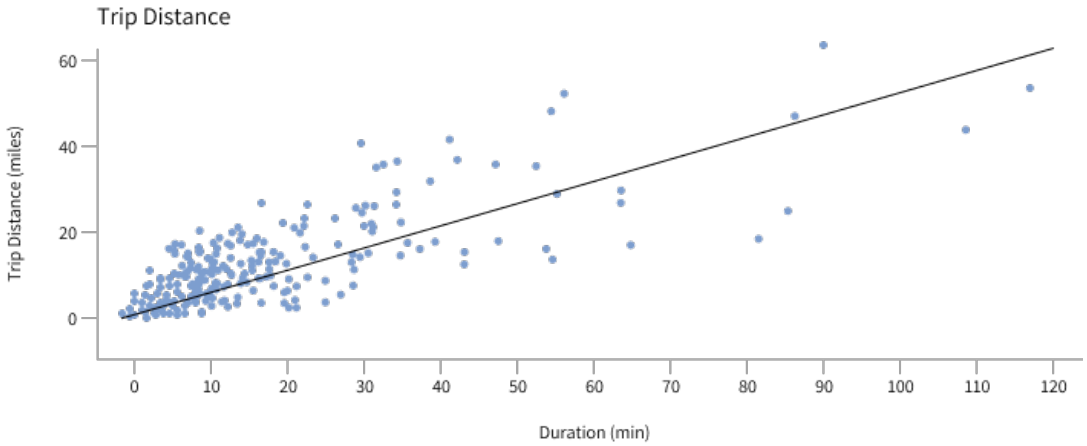

图4：使用试点参与者的司机个人数据创建的图表之一。该图表利用他们的行程历史，根据每次行程的时长和距离绘制行程，以便司机识别其驾驶行程中的模式或异常值。

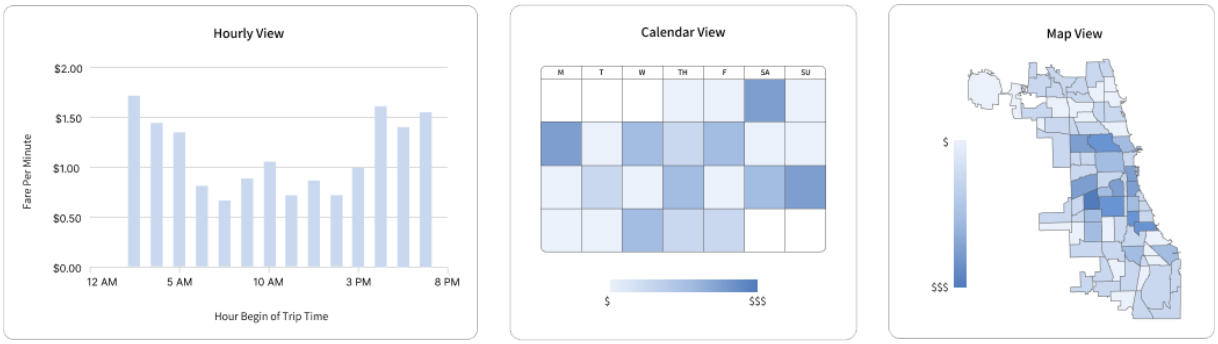

图5：个人数据探针

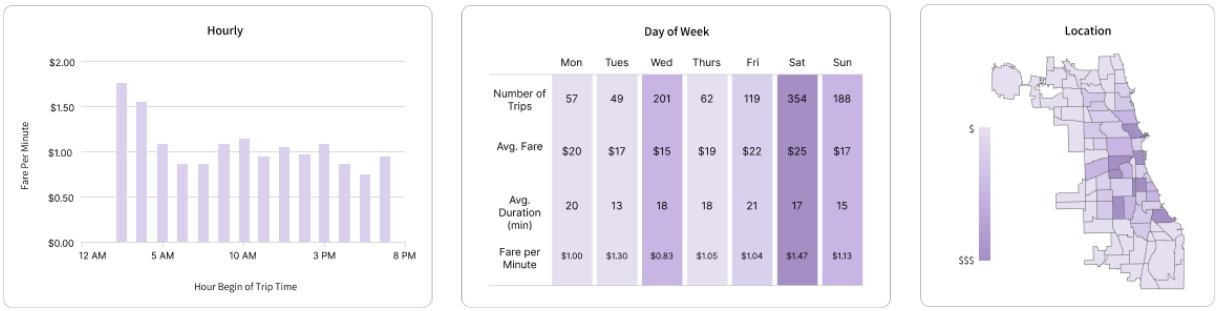

图6：城市级数据探针