借助虚拟教练劝导人们为戒烟做好准备：利用状态和用户特征预测行为

Nele Albers 代尔夫特理工大学 荷兰代尔夫特
n.albers@tudelft.nl

Mark A. Neerincx 代尔夫特理工大学 荷兰代尔夫特
TNO 荷兰苏斯特贝赫
m.a.neerincx@tudelft.nl

Willem-Paul Brinkman 代尔夫特理工大学 荷兰代尔夫特
w.p.brinkman@tudelft.nl

arXiv:2304.02264v1 [cs.AI] 5 Apr 2023

摘要

尽管说服性信息在电子健康行为改变应用中十分普遍，但其对行为的影响往往较小。被劝服者的条件或状态（如信心、知识、动机）以及特征（如性别、年龄、人格）是提升说服性信息选择算法效果的两个有前景的组成部分。然而，纳入这些组成部分在多大程度上能够预测说服尝试后的行为，尤其是长期行为，目前尚不十分清楚。由于收集许多算法组件所需的数据成本高昂，也会给用户带来负担，因此，进一步了解各个组件在实际应用中的影响，有助于我们做出明智的选择，确定应采用哪些组件。为此，我们开展了一项纵向研究，由虚拟教练劝导671名每日吸烟者进行戒烟和增加身体活动的准备活动，例如设想理想的未来自我。基于收集到的数据，我们设计了一种强化学习（RL）方法，纳入当前和未来状态，以最大限度地提高人们为活动付出的努力程度。采用该强化学习方法，并基于留一交叉验证，我们发现，纳入状态有助于预测行为和未来状态。另一方面，用户特征，尤其是活动参与度，只有与状态结合使用时才能帮助预测行为，单独使用则无此效果。我们认为，这些结果支持在说服算法中使用状态和参与度。我们的数据集可在线获取。

关键词

劝导算法；强化学习；对话代理；电子健康；吸烟；行为改变；身体活动

ACM 引用格式：

Nele Albers、Mark A. Neerincx 和 Willem-Paul Brinkman。2023年。《借助虚拟教练劝导人们为戒烟做准备：利用状态和用户特征预测行为》。载于第*22*届自主智能体与多智能体系统国际会议论文集（*AAMAS 2023*），伦敦，英国，*2023*年*5*月*29*日至*6*月*2*日，IFAAMAS，10页。

1 引言

近年来，用于行为改变的电子健康应用（例如，[25, 43, 46]）激增；这些应用通过互联网或应用程序、短信等互联技术提供行为改变支持消息传递。这类应用通常会要求用户进行一些活动，例如设定目标、规划跑步路线或观看教育视频。人们常用说服性信息来激励用户参与这些活动。例如，系统可能会提醒用户，进行某项活动符合其改变行为的决定。然而，单次说服尝试对行为的影响往往较小（例如，[4, 23, 40]）。

已有多项研究尝试提高说服尝试的有效性。一种方法是考虑人们当前所处的状态（例如，信心、知识、动机）。状态描述的是一个人在某一时刻的状况或状态，其各项要素相对稳定 [9]。例如，Carfora 等人 [16] 和 Klein 等人[42], 会在选择用于促进行为改变的信息时，考虑人们的自我效能。此举符合行为改变理论的观点，即行为会受到人们当前状态的影响（例如，[1, 49]）。然而，行为反过来也会影响人们的状态。例如，口头劝说人们 [65] 或改善他们的情绪 [41]，可能会增强他们的自我效能。直观而言，我们希望以一种方式劝说人们，使他们进入一种更有可能再次成功接受劝说的状态。强化学习（RL）是一种能够同时考虑当前状态和未来状态的框架。考虑状态的强化学习已被用于调整信息框架，以培养健康饮食习惯 [16]，或影响社交机器人教师的情感行为 [30]。然而，劝服尝试如何影响行为和未来状态，尤其是在一系列劝服尝试之后，尚未得到充分阐明。

在选择说服策略时，除了考虑人们当前的状态，还可以考虑他们的性别、人格以及对某个议题的参与度等特征。尽管先前研究发现此类特征会发挥作用（例如，[23, 39, 44]），但很少有研究全面比较用户特征与状态的运用。此外，将这两种方法结合起来或许会有所帮助：在某一状态下采用说服策略后，用户的行为可能因其用户特征而异。

因此，我们的目标是阐明在选择说服策略时，考虑状态、用户特征或两者兼有等算法组件会产生什么影响。尽管以往研究已测试过包含此类组件的算法（例如，[30, 36]），但我们仍不了解各个算法组件在实践中的具体影响。因此，我们不打算开发新算法并将其与现有算法进行比较，而是希望先更深入地了解算法组件在实践中的影响。这有助于人们明智地决定应纳入哪些组件；之所以需要作出这样的决定，是因为使用更多组件时，需要收集更多人类数据，而

第*22*届自主智能体与多智能体系统国际会议论文集，*A. Ricci*、*W. Yeoh*、*N. Agmon*、*B. An*（编），*2023*年*5*月*29*日至*6*月*2*日，伦敦，英国。© 2023年国际自主智能体与多智能体系统基金会（www.ifaamas.org）。保留所有权利。

收集更多人类数据成本高昂，也会给电子健康应用的用户带来负担，这不太可能改善这些应用本已偏低的依从性。如果通过提问明确收集数据，人们很可能会因问题过多而停止使用应用。例如，Pommeranz 等人 [59] 发现，认知负荷更高的偏好 elicitation 方法被认为需要付出更多努力，也更不受欢迎，而这与技术使用呈负相关 [68]。此外，尽管传感器等隐式数据收集方法有望以较低干扰的方式收集高质量数据，但目前往往尚未做到这一点。例如，Yang 等人 [71], 在戒烟情境下发现，要获得更高的数据质量、减轻用户负担并提高依从性，仍需改进感知技术。

因此，为了更好地了解算法组件的影响，我们开展了一项研究，让吸烟者与文本虚拟教练 Sam 进行互动，最多参与五次会话。在每次会话中，Sam 都会为参与者安排一项新的戒烟准备活动，并配以一种说服策略。这些活动的目标是帮助人们为改变做好准备；行为改变干预通常会在开始时开展此类活动，以提高成功改变的可能性。其中一半活动旨在帮助人们增加身体活动，因为这可能有助于戒烟 [31, 67]。在下一次会话中，Sam 会询问参与者为该活动付出了多少努力，以衡量其行为。为了确定参与者的状态，Sam 会询问他们是否具备开展活动的能力、机会和动机。连续两次会话中的每对状态构成一个转移样本，我们用它来预测说服尝试之后的状态。此外，我们还测量了涵盖人口统计特征、吸烟与身体活动、人格以及活动参与度在内的 32 项特征。基于来自 671 人的 2366 个状态转移样本，我们比较了在说服尝试后预测行为时，考虑状态、用户特征或两者兼顾的效果。此外，我们还通过模拟评估了基于强化学习方法、根据当前和未来状态进行最优劝服，以最大化人们在活动上投入的努力程度所产生的长期影响。

本文的贡献在于提供证据，支持将源自行为改变理论的状态以及人们的总体参与度用作说服算法中的组成部分。遵循 Brinkman [13], 所定义的技术型健康干预开发阶段，这为下一步将这些组成部分纳入完整干预措施的研究提供了依据。

2 背景

2.1 说服策略

目前已有多种说服策略分类。例如，Oinas-Kukkonen 和 Harjumaa [52] 区分了七种说服策略，如社会比较和竞争；Cialdini [21]提出了六种说服策略，如权威；Fogg [26] 将说服策略区分为与“技术作为工具”相关的策略（如自我监测）和与“技术作为社会行动者”相关的策略（如语言线索）；Consolvo 等人 [22] 则描述了九种说服策略，如可信度。这些说服策略旨在直接影响人们的动机 [49]。此外，还有一些策略旨在影响动机，例如通过重塑个人所处的环境来间接影响动机。这类策略包括动作计划和应对计划 [63]。值得注意的是，许多说服策略可以通过多种方式实施。例如，信息框架有多种呈现方式（如 [17, 64]），沟通方式也有多种（如 [69, 70]）。在本研究中，我们聚焦于可通过文本型虚拟教练实施的说服策略，该教练支持个人完成行为改变过程，且无需传感器数据或同伴等外部要素。因此，我们对“说服”一词采取广义理解，也将间接影响动机的策略纳入其中。

2.2 状态

说服策略并非在所有情境下都同样有效：劝服尝试所处的情境很重要 [7, 53]。描述情境的一种方式是被劝服者所处的状态。例如，不同健康信息的有效性取决于被劝服者的自我效能 [10], ，而信息的加工取决于被劝服者的情绪 [12, 26]。其中若干状态特征已被行为改变理论形式化为影响行为的因素。行为改变轮便是其中一种理论 [49], ，其中心是能力-机会-动机-行为（COM-B）模型。该 COM-B模型是一个关于行为的总体因果模型，根据该模型，一个人的能力、动机和机会决定其行为。能力包括具备必要的知识和技能，动机涉及影响行为的大脑过程，而机会则涵盖个人之外的因素，例如来自其社会环境的支持。COM-B模型之所以具有总体性，是因为其他行为改变理论的组成部分都可以映射到该模型中。例如，Fogg 的行为模型指出，能力、动机和触发因素需要结合起来，行为才会发生 [26]。能力可以映射到COM-B 模型中的“能力”，动机映射到“动机”，触发因素映射到“机会”。因此，COM-B 模型指出了在劝服尝试之后预测行为时需要考虑被劝服者状态的哪些信息。因而，我们提出的一个问题是：

问题 *1*：从 *COM-B* 模型推导出的状态能在多大程度上预测劝服尝试后的行为？

2.3 未来状态

在 COM-B 模型中，一个人的能力、机会和动机会影响其行为，而行为反过来也会影响其能力、机会和动机。因此，行为会影响人们未来的状态。在说服情境下，人们也研究了行为对个人状态的这种影响。例如，Steward 等人 [64] 发现，消息框架会影响信息对自我效能的作用；Carfora 等人 [15] 则发现，信息类型会影响一个人的行动意图、预期后悔和行为态度。因此，不同的说服策略对被劝服者状态的影响各不相同。理想情况下，我们会选择一种能够积极影响被劝服者状态的说服策略，例如提升其动机。为此，我们不仅需要能够预测行为，还需要能够预测说服尝试后的状态。因此，我们探讨以下问题：

问题 *2*：从 *COM-B* 模型得出的状态在劝服尝试后预测状态的效果如何？

理想情况下，一次劝服尝试会让一个人进入未来的一种状态，使其更有可能再次成功地被说服。由于能力、机会和动机决定行为，目标是让每个人最终进入并保持在能力、机会和动机这几项行为预测因素取值较高的状态。因此，我们希望考察在理想情况下，经过一系列劝服尝试后，人们的状态会发生怎样的变化。理想情况是，我们始终使用最优的说服策略：

问题*3*：多个最优说服尝试对被劝服者的状态有何影响？

能够预测状态可能有助于选择有效的说服策略序列，但使用最优说服策略序列会如何影响行为？更重要的是，虚拟教练说什么到底有多重要？因此，我们提出以下问题：

Q4：最优和次优的说服尝试在对行为的影响方面有何差异？

2.4 用户特征

考虑人们的状态，是捕捉他们对说服策略的不同反应的一种方式——考虑用户特征则是另一种方式。这里所说的用户特征，是指关于用户的信息；这种信息即使会发生变化，变化速度也非常缓慢，并且不受劝服尝试的影响。Kaptein 和 Eckles [39], 例如表明，年龄、性别和人格可能会影响 Cialdini [21] 提出的各种说服策略中哪一种最为有效。其他几项研究也证实了用户特征的影响，例如行为改变的阶段 [23],人格 [6, 23, 33, 56, 72], 年龄和性别 [51], 文化背景 [55], 以及人们对待愉悦和痛苦的方式 [18]。另一个可能重要的用户特征是参与度。根据精细加工可能性模型（ELM） [58], , 当人们高度参与某一议题时，信息更有可能被进行细致加工 [44]。反过来，这种深入加工也更有可能产生持久的影响 [58]。基于用户特征预测劝服尝试的有效性具有这样的优势：我们无需频繁收集数据；与状态不同，我们不需要在每次劝服尝试之前收集这些数据。因此，我们提出以下问题：

Q5：基于用户特征预测行为，与基于状态进行预测相比如何？

人们也可以不替换状态、改用用户特征，而是同时使用状态与特征。例如，Steward 等人[64] 表明，一个人的认知需要会影响信息类型对自我效能的作用。因此，用户特征可能会影响劝服尝试之后的状态。直观来看，人们会预期，就这些用户特征而言更为相似的人，对劝服尝试的反应也会更为相似。因此，我们探究以下问题：

Q6：除考虑状态之外，纳入基于特征的用户相似度，如何改善对行为的预测？

3 方法

为了回答我们的研究问题，我们开发了虚拟教练 Sam，说服人们进行戒烟的准备活动基于强化学习算法的吸烟。该用于选择说服策略的算法旨在最大化人们随着时间推移投入活动的努力程度。该算法的数据来自一项纵向研究。支撑本文的数据和分析代码以及附录可在网上找到 [5]。

3.1 虚拟教练

我们实现了文本虚拟教练 Sam，帮助人们在对话会话中为戒烟以及提高身体活动水平做准备。在每次会话中，Sam 随机向用户提议一项新的准备活动，用于戒烟或提高身体活动水平，例如追踪自己的吸烟行为。这些活动基于 StopAdvisor 戒烟干预 [48] 的组成部分和未来自我练习 [45, 57]。在提议活动后，Sam 会提出问题以确定用户的当前状态。该状态被用作输入，用以选择如何说服用户完成该活动。在下一次会话中，Sam 会询问用户对其活动的体验以及他们投入的努力程度。在整个对话中，Sam 运用了动机式访谈 [34] 中的技巧，例如对在活动上投入大量努力程度给予称赞，并在其他情况下表达共情。共情也有助于与用户建立并维持关系 [11], , 而这可以支持行为改变 [74]。此外，根据与戒烟专家的讨论，Sam 保持总体积极且鼓励的态度，同时尽量避免可能被视为过于热情的回应 [27]。该虚拟教练基于 Rasa 与 Rasa Webchat 实现，相关实现可在线获取 [2]。对话会话的结构与示例以及活动示例见附录。

3.2 劝导算法

对于每次说服尝试，Sam 都根据其学习得到的策略选择一种说服策略。在下一次会话中，用户通过报告其在活动上付出的努力程度，向Sam 提供反馈。形式上，我们可以将我们的方法定义为马尔可夫决策过程（MDP）S, A, R, T, γ。行动空间 A 由不同的说服策略组成，奖励函数 R：$S \times A \times S \to [-1, 1]$由自我报告的努力程度决定， T：$S \times A \times S \to [0, 1]$描述了转移函数，折扣因子 γ 被设为0.85，以使在不久的将来获得的奖励优先于在更遥远的将来获得的奖励。γ取这一数值背后的直觉是：虽然我们希望在多个时间步内成功说服用户，但近期一次失败的说服尝试可能会导致用户对未来的说服尝试变得不那么容易接受，甚至完全退出：早期的成功可能会鼓励人们继续 [8]。有限状态空间 S 描述了用户所处的状态，这些状态通过用户关于自身执行某项活动的能力、机会和动机的问题回答来捕捉 [47]。MDP 中智能体的目标是学习最优策略 $\pi^*: S \to \Pi(A)$，以最大化其在给定环境中采取行动所获得的预期累积折扣奖励 $\mathbb{E}\left[\sum_t^\infty \gamma^t r_t\right]$。价值函数 $V^\pi: S \to \mathbb{R}$ 描述了在状态 s 中执行 π 以及在所有后续状态中执行相应动作时的预期累积折扣奖励。V^* 表示如果 $\pi = \pi^*$时的价值函数。附录中的图3展示了该算法的思想。

状态空间。在每次会话中，用户都需要回答有关其进行准备活动的能力、机会和动机的问题（例如：“我觉得自己需要开展这项活动”），并使用5 点李克特量表进行评估。这些问题基于 COM-B自我评估问卷 [47]，并根据Sniehottaetal. [62] 增加了一个关于自我效能的问题，以评估动机（见附录中的表 2）。为了高效利用用户的时间和努力程度，我们只询问了那些根据我们的领域设想会因人而异的问题。我们根据某个值是否大于或等于特征均值（1），或小于特征均值（0），将问题转换为二元特征。为了进一步缩小状态空间的规模，我们使用收集到的数据，按照受 G算法 [19]启发的方式，从八个特征中选择三个特征。具体而言，我们迭代地选择某个特征：当该特征为 0与为 1 时，其Q 值差异最大。除了缩小状态空间规模之外，这种特征选择还有一个好处，即实际操作中用户需要回答的问题更少。选定的三个特征分别是：1）用户是否觉得自己想要开展一项活动；2）用户是否有促使或提醒自己开展一项活动的事物；以及 3）用户是否觉得自己需要开展一项活动。由此得到的状态空间大小为 $|S| = 2^3 = 8$。我们使用二进制字符串（例如001）表示状态（这里第一个和第二个特征为 0，第三个特征为 1）。

行动空间。五种说服策略构成了行动空间：Cialdini [21], 提出的权威、承诺和共识， [32], 行动计划，以及不进行说服。前三种说服策略包括一条说服性信息（例如：“专家建议您采取 *doing activity* 来 *positive impact of activity*。”）和随后提出的一条反思性问题（例如：“还有哪些您重视其意见的专家会认同这一点？”）。后者旨在促进对说服性信息进行深入的中枢加工。根据精细加工可能性模型，这种需要付出较大努力的中枢信息加工，会使态度更有可能随时间推移而保持稳定、抵御反驳，并影响思维和行为的引导 [58]。说服性信息基于 Thomas et al. [66] 经验证的信息。对于行动计划，研究人员要求用户根据 Sniehotta et al. [62] 提出的表述方式，为开展活动制定一个如果—那么计划。不过，虚拟教练没有要求用户在表格中填写行动计划，而是根据 Chapman et al. [20]，提示用户制定一个如下形式的如果—那么计划：“如果 情境，那么我将 开展活动。”对于前四种说服策略，会话结束后提醒人们开展新活动的信息中还包含一个基于相应说服策略的问题。这些提醒问题基于 Schwerdtfeger et al. [61] 提出的问题。重复进行说服尝试也可以促进深入的中枢加工 [58]。附录中提供了说服性信息和反思性问题的示例。

奖励。 在第 2–5 次会话中，参与者被要求采用改编自 Hutchinson和 Tenenbaum [37] 的量表，对他们在上一次活动中付出的总体努力程度进行0到 10 的评分。根据努力程度均值 $\bar{e}$，努力程度 e 对应的奖励 $r \in [-1, 1]$ 计算如下：

$$r = \begin{cases} -1 + \frac{e}{\bar{e}} & if\ e < \bar{e} \\ 1 - \frac{10-e}{10-\bar{e}} & if\ e > \bar{e} \\ 0 & otherwise. \end{cases}$$

该奖励信号背后的理念是：努力程度等于均值时，奖励为 0；而高于和低于均值的努力程度所对应的奖励彼此等距。

3.3 数据收集

研究。我们开展了一项纵向研究，参与者在2021年5月20日至2021年6月30日期间与 Sam 进行了最多五次对话会话。代尔夫特理工大学人体研究伦理委员会批准了本研究（批准函编号：1523）。收集数据前，本研究已在开放科学框架（OSF） [3]上预注册。参与者通过在线众包平台 Prolific 招募。符合条件的参与者须正在考虑或准备戒烟 [24]，每天吸食烟草制品，英语流利，未参加其他戒烟干预项目，在 Prolific 上的批准率至少为 90% 且此前至少提交过一次，并提供知情同意。前两次会话中，参与者被随机劝说。之后，参与者被分为四组，每组依据不同的策略接受劝说。附录表5详细介绍了这些策略。760人开始了首次研究环节，518人成功完成了第5次会话（见附录图3）。参与者的年龄、受教育程度等特征见附录表6。

数据。我们从 671 人中收集了 2366 个 s, a, r, s'-样本，其中 s 为状态， a 为动作， r 为奖励， s' 为下一状态。除这些转移样本外，我们还收集了用户特征数据。其中包括 31 项前置特征（即在任何说服尝试之前测量的特征），涵盖人口统计学、吸烟、身体活动、人格和认知需求。此外，我们在五个会话之后测量了用户对其指定活动的总体参与度。由于退出，我们仅获得了 500 名参与者的参与度数据。附录提供了有关我们所测量用户特征的更多信息。

4 结果

我们现在逐一探讨六个研究问题。对于每个研究问题，我们首先描述设置，然后给出研究发现以及对研究问题的最终回答。

问题 1：从 COM-B 模型推导出的状态能在多大程度上预测说服尝试后的行为?

设置。 了解被劝服者所处的状态，可能有助于预测采用不同说服策略（即动作）劝说后他们的行为。在本研究中，行为指人们在准备活动上投入的努力程度，这由我们的奖励函数加以衡量。我们比较了两种奖励预测方法：1）每种动作的平均奖励；2）每种动作和状态的平均奖励。我们使用留一交叉验证，对至少有一个转移样本的 671 名参与者进行评估，并根据每个状态的均方 L_1-误差及其贝叶斯 95% 可信区间（CI） [54] 比较这两种方法。与传统置信区间不同，贝叶斯置信区间提供最可能取值（即可能范围）的信息 [35]。我们将不重叠的

95%置信区间作为一个可信的指标，表明数值存在差异，无论对于本研究问题还是后续问题都是如此。

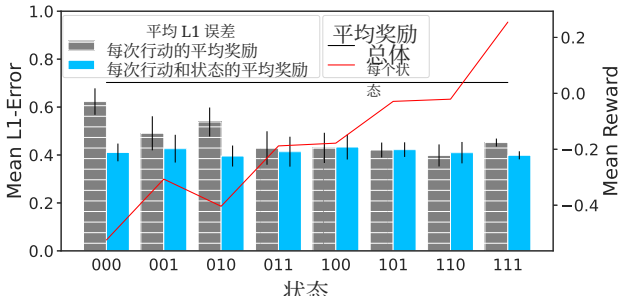


图 1：左轴：基于1）每次行动的平均奖励和2）每次行动和状态的平均奖励预测奖励时的均值 L_1-误差及其 95%置信区间。右轴：总体及每个状态的平均奖励。

研究发现。 与不考虑状态相比，考虑状态通常能降低奖励预测的 L_1误差（图 1）。这是合理的，因为不同状态的平均奖励差异很大。例如，状态 000 的平均奖励为 -0.52，而状态 111 的平均奖励为 0.25（见图 1 中的红线）。对于平均奖励远低于或高于总体平均奖励的状态，考虑状态进行奖励预测的优势十分明显：两种方法的 95% 置信区间并不重叠。这有力表明，考虑状态的表现更好。另一方面，对于平均奖励与总体平均奖励更接近的状态，两种方法的 95% 置信区间往往会重叠。因此，没有充分依据表明其中一种方法在这些状态下更好。

问题 *1*的答案。考虑被劝服者所处的状态有助于预测他们在一项活动上投入的努力程度，只要该状态属于人们在活动上投入的努力程度明显低于或高于平均水平的状态。利用从 COM-B 模型中提取的特征，我们获得了这样的状态。

问题 2：从 COM-B 模型得出的状态能在多大程度上预测劝服尝试后的状态?

设置。 理想情况下，我们希望以这样一种方式说服一个人，使其转变到这样一种状态：在该状态下，他们很可能再次被说服，在一项活动上投入很大努力程度。因此，我们需要能够预测一次说服尝试后的状态。使用留一交叉验证，我们比较了三种方法，用于预测从留出人员获得的样本的下一个状态：1）为所有状态分配相等的概率；2）预测人们会保持当前状态；3）使用根据训练数据估计的转移函数。我们根据下一个状态的平均似然及其每个状态的95%置信区间，对这三种方法进行了比较。较高的似然表明可以更好地预测下一个状态。

研究结果。 图2显示，考虑当前状态时，可以通过预测人们会停留在当前状态，或根据估计的转移函数为下一状态分配概率，比起给所有下一状态分配

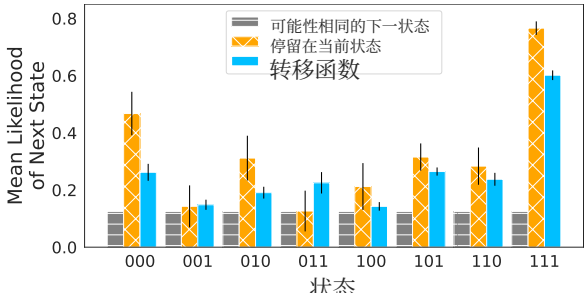


图2：比较三种预测下一状态的方法，并列出各状态下一状态平均似然的95%置信区间。

相同的概率，这种方法得出的下一状态平均似然更高。这表明状态转移并非均匀随机发生。值得注意的是，在八种状态中的三种状态下，预测人们会停留在当前状态，得出的下一状态平均似然最高。这三种状态分别是状态 000、010 和 111。在这三种状态下，预测人们会停留在当前状态的均值最高，且其对应的 95%置信区间与另外两种方法的置信区间均不重叠。这表明人们停留在这三种状态的概率较高；这些状态的平均奖励要么非常低，要么非常高（图 1）。

问题*2*的回答。 我们的结果表明，考虑被劝服者当前所处的状态，有助于预测他们在一次说服尝试之后所处的下一个状态。对于那些处于人们往往在活动上投入极少或极多努力程度的状态的被劝服者来说，下一个状态往往与当前状态相同。这意味着，如果我们只是像收集数据所用的研究中那样劝服人们，就很难让人们从低努力程度状态转向更高努力程度状态。不过，人们一旦进入较高努力程度的状态，就很可能会保持下去。

问题3：多次最优说服尝试对被劝服者的状态有什么影响?

设置。 我们希望人们最终转向最有可能劝使他们在活动上投入大量努力程度的状态。从人们在各个状态中的分布均等这一初始条件出发，我们计算了遵循最优策略 π^* 若干时间步后处于各个状态的人所占的百分比。π^* 是基于收集到的所有样本，通过值迭代计算得出的。附录中的表7展示了 π^*。

研究结果。 图3展示了 π^*下的转移函数。显然，人们倾向于转向更好的状态，或停留在最佳状态（蓝线）。这里所说的更好状态，是指具有更高V^*的状态。事实上，对于每种状态，人们转向更好状态的概率至少为 $\frac{1}{|S|}$。而一旦人们到达最佳状态，即状态111，他们有很高的概率（0.8）停留在那里。不过，图3中也有一些红线。这些线表明，根据π^*进行劝说后，人们有时会转向更差的状态，或停留在最差状态。这种情况在 V^* 较低的状态中尤其明显，例如状态000和010。对于这两种状态，人们停留在其中的概率也相对较高

。例如，人们一旦处于状态000，继续停留在该状态的概率为0.41。然而，人们也可能从 V^* 相对较高的状态转向 V^*较低的状态。例如，对于状态011，人们转向数值较低的状态010的概率为0.22。

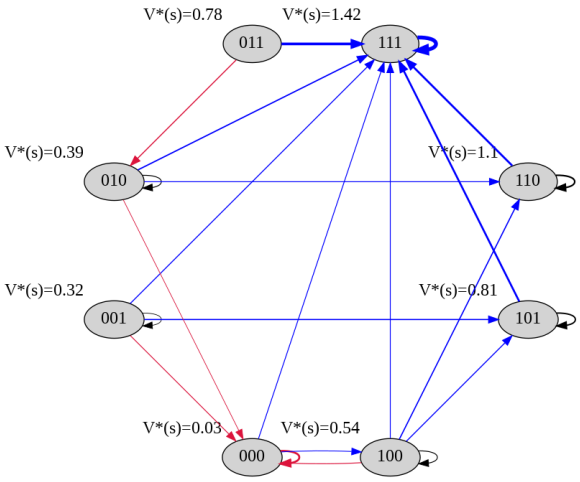


图3： π^***下的转移概率。仅显示概率至少为** $\frac{1}{|S|}$ **的状态转移。我们区分了转移至具有更高或最高** V^* **的状态（蓝色）、更低或最低** V^* **的状态（红色）以及相同** V^* **的状态（黑色）。线条越粗表示概率越高。**

除了遵循 π^*所产生的短期影响外，我们还关注使用多次劝服尝试时的长期影响。对应用 π^* 进行最多20个时间步的状态转移模拟结果如图4所示。显然，与每个状态中的人数相等的初始状态分布相比，经过20个时间步后，处于状态111的人数更多，而处于所有其他状态的人数更少。鉴于状态111是价值最高的状态，因此人们倾向于转移到最佳状态。事实上，经过20个时间步后，62.61%的人处于状态111，也就是超过半数的人处于该状态。然而，始终有一些人处于价值较低的状态。例如，经过20个时间步后，6.63%的人处于状态000，即价值最低的状态。

*Q3*的回答。 尽管多次以最优方式说服人们能让大多数人进入并保持在预计他们在活动上花费的最多努力程度的状态中，少数人仍停留在预计他们在活动上花费的最少 努力程度的状态中。

Q4：最优与次优的说服尝试在对行为的影响上如何比较?

设置。 一旦我们能够预测状态，就希望选择有效的说服策略序列。然而，说服策略的选择对人们随时间在活动上付出的努力程度究竟有多大影响，目前尚不清楚。我们计算了在以下策略下，随时间变化的每次状态转移的平均奖励：1）最优策略 π^*，2）最差策略 π^-，以及 3）平均策略 $\pi^\sim$。 $\pi^\sim$ 是一种用于比较的理论策略，在这种策略下，

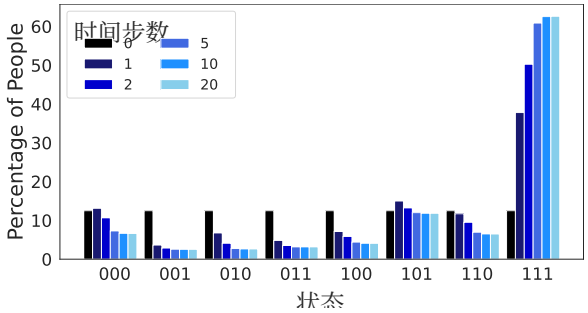


图4：遵循 π^* **后经过不同数量的时间步时各状态中的人数百分比。**

每个人在每个时间步都会对每个动作执行 $\frac{1}{|A|}$ 次，其中 $|A|$ 是动作的数量。我们考察了两种初始状态分布：一是基于 a) 所有参与者，二是仅基于首次奖励处于所有首次奖励中最低第25百分位数的参与者，计算得出的研究首次会话中各状态的分布。这些分布取自我们研究的首次会话，用以代表从未受到说服而参与准备活动的一般人群。我们还特别关注那些在研究开始时随机受到说服、最初在活动上付出努力很少的人，因为指导尚未取得良好表现的人更有益处。

研究结果。 π^* 的平均奖励在所有时间步中都是最高的，并且对于基于所有人的初始状态分布而言，平均奖励会随时间推移而增加（图5）。100个时间步之后，每次状态转移的平均奖励为0.17，因此高于首次会话奖励的50%百分位数0.13。这意味着，与我们在第1次会话中观察到的实际平均奖励相比，平均奖励有所增加。相比之下，另外两种策略的平均奖励会下降，100个时间步之后， $\pi^\sim$ 仅为0.02，而 π^- 为-0.13。前者落在首次会话奖励的40–50%百分位数区间内，后者则落在30–40%百分位数区间内。因此，三种策略之间的平均奖励差异会随时间推移而扩大。当我们仅考虑首次会话奖励较低的那些人的初始状态分布时，也观察到了这一点。例如， π^* 与 $\pi^\sim$ 之间的差异从0.08增加到0.15，因而几乎翻了一倍。

Q4 的答案。这些研究结果表明，无论是对总体人群，还是对最初表现不佳的人群而言，如何说服他们开展戒烟准备活动都很重要。因此，根据最优强化学习策略来选择说服方式，比根据最差或平均强化学习策略来选择说服方式效果更好。

Q5：基于用户特征预测行为与基于状态预测行为相比有何不同?

设置。 除了使用状态预测行为之外，另一种方法是使用用户特征。这种方法的优势在于，无需在每次劝导尝试之前收集这些特征的数据。为了将用户特征与状态进行比较，我们以类似的方式选取了三个用户特征

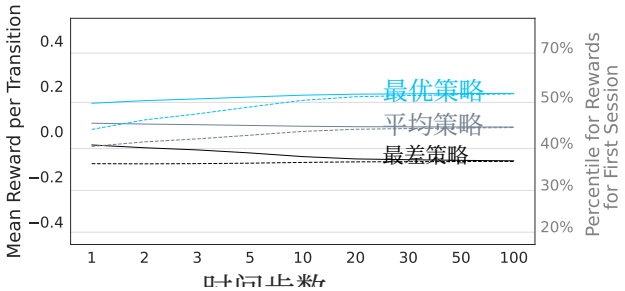


图5：三种策略随时间变化的每次状态转移平均奖励。初始人群为所有人的状态分布（实线），或仅为首次会话中奖励处于最低25百分位数的人群（虚线）。

作为三个状态特征。具体而言，我们首先根据用户特征的取值是否大于或等于均值，将其转换为二元变量：大于或等于均值时取值为 1，小于均值时取值为 0。随后，我们通过迭代，选出当变量取值为 0 和取值为 1 时奖励差异最大的变量。这是因为，如果变量取不同值时的奖励非常相似，那么考虑该变量的取值就无法显著改善奖励预测。我们考虑了两组不同的候选变量。首先，只考虑前置特征，即无需提供任何有关活动的信息，就能从参与者那里收集到的数据（也就是说，不包括参与者对其活动的参与度）。其次，考虑所有特征（也包括参与度）。第一种情况下选出的特征是跨理论模型（TTM）中的身体活动阶段、尽责性和吸烟状态；第二种情况下选出的特征是参与度、身体活动认同和吸烟状态。对于每种情况，我们都仿照状态特征的做法，创建了一个大小为 $2^3 = 8$ 的用户特征状态空间。基于这些状态空间，我们通过留一交叉验证，计算了用于预测奖励的均方误差。我们的基线预测方法包括：1）根据总体平均奖励进行预测；2）根据每次动作的平均奖励进行预测；3）根据每次动作和状态的平均奖励进行预测。

研究结果。 图6显示，与仅预测总体平均奖励相比，在动作之外结合用户特征来预测奖励的表现更好。在基于用户特征预测奖励的两种方式中，包含人们对其分配活动的参与度的方式会带来更低的 L_1-误差。更具体地说，包含参与度的用户特征对应的均值 L_1-误差为0.43，而排除参与度时为0.45。因此，两个95%置信区间并不重叠，为前者的均值 L_1-误差低于后者提供了可信的证据。然而，基于用户特征预测奖励的两种方式都没有优于使用状态，后者得到的均值

L_1-误差为0.41。虽然基于状态预测奖励的95%置信区间与基于包含参与度的用户特征预测奖励的95%置信区间存在重叠，但它与仅使用用户先验特征时的95%置信区间并不重叠。

对问题 *5* 的回答。这些结果有力地表明，与仅使用无需告知人们活动内容就能收集到的数据所反映的用户特征相比，使用状态能更好地预测人们在活动中投入的努力程度。然而，如果将人们参与活动的程度纳入用户特征，就不再有充分证据表明使用状态优于使用用户特征。

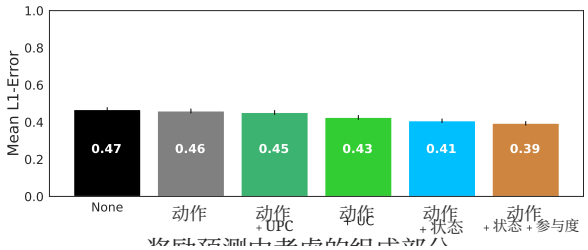


图6：在奖励预测中考虑不同组成部分时，预测奖励的均值 L_1-误差及95%置信区间。无 表示我们根据总体奖励的均值来预测奖励。缩写：UPC，用户前置特征；UC，用户特征；Inv.，参与度。

Q6：除考虑状态外，纳入基于特征的用户相似性如何改善行为预测?

设置。 尽管用户特征单独可能不如状态那样有助于预测行为，但它们与状态相结合时或许可以：具有不同特征的人在某一状态下对说服尝试的反应可能不同。因此，我们考察基于用户特征纳入人们相似性对我们预测人们在活动上投入的努力程度这一能力的影响。具体做法是，针对每位被劝服者对观测样本赋予不同权重，其中与被劝服者更相似的人的样本被赋予更大权重。我们使用不同的用户特征和加权参数，共尝试了68种基于相似性对样本加权的配置（见附录）。此处我们报告基于留一交叉验证、均值 L_1误差最低的配置结果。这一最佳配置使用人们对活动的参与度来衡量相似性。

发现。 尽管纳入用户相似性后的均值 L_1误差低于未考虑相似性的原始方法，但95%置信区间存在重叠（见图6中最右侧的两根柱）。

*Q6*的答案。除了考虑状态之外，纳入用户之间的相似性似乎能带来一些改进，但没有可信证据表明，这能让我们更好地预测用户在劝服尝试之后为准备活动付出的努力程度。

5 讨论与结论

本研究考察了虚拟教练进行劝服后，如何利用状态和用户特征预测人们为戒烟准备活动付出的努力程度。状态基于 COM-B 模型，反映人们开展某项活动的能力、机会和动机。我们的研究结果表明，根据 COM-B 模型得出的状态有助于预测行为：人们为各项活动付出的努力程度明显因状态不同而异，

（问题 *1*）。此外，考虑状态也有助于预测后续状态（问题 *2*）。这或许有助于选择说服策略，使人们转向未来更有利的状态，从而在再次受到成功劝服时，更有可能为各项活动付出大量努力。关于长期效果，基于模拟，我们发现，在接受最优劝服时，人们往往会转向更好的状态，或保持在最佳状态（问题*3*）。我们所说的良好状态，是指在接受最优劝服时，预期人们会随着时间推移持续付出大量努力的状态。不过，有些人始终处于往往只会为活动付出少量努力的状态。我们的模拟还表明，劝服方式至关重要（*Q4*）。具体而言，与采用最差或平均说服策略进行劝服相比，基于强化学习算法进行最优劝服时，人们往往会为活动付出更多努力。随着最终达到平台期之前所进行的说服尝试次数增加，三种策略下每次说服尝试的平均努力程度差异也会扩大。

使用用户特征来预测行为在本研究中的表现并不理想。与使用状态相比，仅使用用户先验特征时，我们观察到的结果更差（*Q5*）。尽管我们使用了31项前置特征开展实验，这些特征涵盖了人口统计特征、吸烟与身体活动、人格以及认知需求等广泛信息，但情况依然如此。此外，将用户对其活动的总体参与度纳入考量，比仅考虑前置特征能够带来略好的预测结果，但预测效果仍不如使用状态。与 Kaptein [38] 在劝服营销信息情境下的研究发现一致，这表明，如果预测变量在概念上更接近行为，行为预测就会得到改善。虽然戒烟者自我认同等前置特征可能反映一个人愿意投入多少努力来准备戒烟，但此人对这类活动的参与度在概念上更为接近。而源自 COM-B 模型的状态则更加接近：它们在每项活动之前，具体说明了具有理论依据的行为预测变量。值得注意的是，我们发现，在状态之外进一步考虑用户特征（*in addition*）确实能带来一定益处（*Q6*）。但即便如此，在概念上更接近我们希望预测的行为的特征仍然最有用，其中参与度的表现最佳。然而，如何测量这类在概念上更接近的特征，可能并不总是很明确。例如，在我们的研究中，参与度只在劝服尝试之后进行测量，因此无法用于指导劝服尝试的选择。提前让人们对活动原型进行评分，或许可以解决这一问题。由于参与度可能发生变化，也可以在每次会话中进行测量。

局限性与未来研究方向。 我们这项工作的主要局限性在于其所依据的数据。虽然我们确实从人类受试者处收集了数据，但并未评估我们的方法对这些人的实际行为或状态的影响。相反，我们进行了留一交叉验证和模拟。主要原因是，这使我们能够在合理预算范围内测试大量方法。表现最佳的方法随后便可在未来的真实场景中加以测试。然而，在这样做时，可能还需要处理若干额外因素。这是因为我们所有的方法都假设状态之间的转移以及人们在其活动上投入的努力程度是平稳的。此处平稳是指转移概率以及人们针对状态与动作的组合所投入的努力程度均值不会发生变化。但直观而言，此类变化可能会发生。例如，反复发送同一种说服策略可能会使其效果降低 [66]，但也可能有助于强化行动计划中线索与反应之间的关联 [61]，或客观地审视论点 [14]。应对此类重复效应的一种途径是Mintz等人 [50] 关于非平稳赌博机的研究。此外，一旦人们超越准备活动并开始真正改变其行为，习惯可能在数周之后形成 [28]。此类习惯可能会降低实施某一行为所需的认知努力与意识 [28]。可以通过在状态描述中纳入有关习惯的信息来应对这一问题（例如， [73]）。

我们这项工作更为普遍的一项局限在于我们界定问题的方式。首先，我们的状态描述基于 COM-B 自我评估问卷，但仅采用了其中的一部分问题。正如我们的结果所表明的，这虽然是一个良好的起点，但其他特征（可能源自其他理论）也可能会有所帮助。例如，当人们需要被劝服去完成诸如跑步之类更复杂的任务时，身体能力可能会发挥作用。然而，重要的是，并非所有人都愿意在每次会话中回答许多问题。因此，限制所有人的问题数量，或让人们可以选择回答额外问题以进行更精确的定制（例如， [36]），可能会更有益。其次，我们的结果基于五种广泛使用的说服策略，这些策略被我们认为适用于我们的情境。鉴于还有大量其他策略，用户特征可能在解释其他策略的有效性方面发挥更重要的作用。不过值得注意的是，大量文献也表明，用户特征对于我们所使用的说服策略同样十分重要（例如， [56, 66, 72]）。第三，我们根据人们在活动中投入的自我报告的努力程度，测量了他们对劝服尝试的反应。如果采用更客观的行为测量方法，来检验我们的发现是否仍然成立，将会很有意思。最后，改进我们模型的另一个有趣方向是采用贝叶斯强化学习。这使人们能够以灵活的方式纳入有关动态变化的先验信息，并在做出决策时考虑所学习参数的不确定性 [29, 60]。例如，可以使用动态贝叶斯网络对状态特征之间的关系进行建模 [60]。这可能很有用，因为诸如 COM-B 之类的行为模型规定了行为预测因素之间的关系。

结论。 我们希望能够就电子健康应用中用于行为改变的说服算法应采用哪些组件做出明智决策，使其既有效，又能通过减少所需人类数据的数量而更具成本效益、更加用户友好。因此，更深入地了解各组件对预测劝服尝试后的行为所产生的独立影响，将大有裨益。为此，我们比较了状态、用户特征以及二者组合在预测情境中的劝服尝试后行为方面的作用；该情境是借助虚拟教练为戒烟做准备。我们的结果支持在行为改变的说服算法中考虑状态和用户特征“参与度”的观点。戒烟研究可以直接基于这些发现，进一步考察在完整应用中使用这些组件的效果。此外，这两个组件似乎都是

与特定领域无关的测量指标，也可用于针对其他行为的电子健康应用。

致谢

本工作是多学科研究项目Per- fectFit 的一部分，该项目由荷兰科学研究组织（NWO）组织的多个资助方提供支持，属于 Commit2Data - 大数据与健康计划（项目编号 628.011.211）。除NWO 外，资助方还包括荷兰健康研究与发展组织（ZonMw）、荷兰心脏基金会、卫生、福利与体育部（VWS）、Health Holland 以及荷兰 eScience 中心。作者感谢 Eline Meijer 在制定准备活动方面提供的帮助，也感谢 MitchellKesteloo 将虚拟教练托管在服务器上。作者还感谢三位匿名审稿人提出的宝贵建议。

参考文献

[1] Icek Ajzen。1991年。《计划行为理论》。《组织行为与人类决策过程》50，2（1991年），179–211。[2] NeleAlbers。2022年。《面向对话代理、支持行为改变的基于强化学习的劝导：代码》。代尔夫特理工大学。https: // doi.org/ 10 5281 6319356 。/zenodo。Nele Albers和 Willem-PaulBrinkman。2021年。完美匹配——收集数据并测试用于激励人们的强化学习方法的实验。https://doi.org/10.17605/OSF.IO/K2UAC [4] Nele Albers、Mark ANeerincx 和Willem-Paul Brinkman。2022年。在用于劝导戒烟和进行身体活动的强化学习算法中处理人们当前和未来的状态。《公共科学图书馆·综合》17，12（2022年），e0277295。[5] Nele Albers、Mark A.Neerincx 和Willem-PaulBrinkman。2023年。使用状态和用户特征预测行为：为戒烟做准备的虚拟教练劝导——数据、分析代码和附录。https: // doi.org/ 10 4121 22153898 1 。/。v Nurcan Alkış和 TuğbaTaşkaya Temizel。2015年。个体差异对影响策略的影响。《人格与个体差异》87（2015年），147–152。[7] Alaa Alslaity 和ThomasTran。2020年。应用领域对用户易受影响程度之影响：影响力的六大武器。在国际说服技术会议。Springer，瑞士沙姆，3–15。[8] Teresa Amabile 和 Steven Kramer。2011年。《进步原则：利用小胜利激发工作中的快乐、投入与创造力》。《哈佛商业评论》出版社，波士顿，美国。[9] 美国心理学会。2023年。《APA心理学词典》。https://dictionary.apa.org/state 于2023年2月9日访问。[10] Mauro Bertolotti、V.Carfora和P.Catellani。2019年。减少红肉摄入量的不同框架：自我效能的调节作用。《健康传播》35（2019年），475 – 482。[11] Timothy W Bickmore、Lisa Caruso、Kerri Clough-Gorr 和Tim Heeren。2005年。“这就像你在和朋友交谈”——面向老年人的关系型代理。《与计算机交互》17，6（2005年），711–735。[12] H. Bless、G. Bohner、NorbertSchwarz 和 F. Strack。1990年。情绪与劝导。《人格与社会心理学通报》16（1990年），331– 345。[13] Willem-PaulBrinkman。2011年。客座编者按——心理健康计算中的认知工程。《网络治疗与康复杂志》（*JCR*）4，1（2011年），9–13。[14] John TCacioppo和RichardE Petty。1985年。劝导的中心路径与边缘路径：信息重复的作用。在《心理过程与广告效果》。Lawrence ErlbaumAssociates，希尔斯代尔，新泽西州，美国，91–111。[15] Valentina Carfora、MauroBertolotti和PatriziaCatellani。2019年。通过信息性与情感性每日消息减少红肉和加工肉类消费。《食欲》141（2019年），104331。[16] Valentina Carfora、FrancescaDi Massimo、Rebecca Rastelli、PatriziaCatellani 和 Marco Piastra。2020年。通过说服心理学和机器学习进行对话代理中的对话管理。《多媒体工具与应用》79，47（2020年），35949–35971。[17] Patrizia Catellani、Valentina Carfora和MarcoPiastra。2021年。连接社会心理学与深度强化学习：信息暴露后进行居家身体活动意向的概率预测器。《心理学前沿》12（2021年），2812。[18] Joseph Cesario、E Tory Higgins 与 Abigail A Scholer。2008年。调节契合与说服：基本原则与尚待解决的问题。Social and Personality Psychology Compass 2, 1 (2008年), 444–463. [19] David Chapman 与 Leslie Pack Kaelbling。1991年。延迟强化学习中的输入泛化：一种算法与性能比较。载于第12届 International Joint Conference on Artificial Intelligence 会议论文集（澳大利亚新南威尔士州悉尼），John Mylopoulos 与 Raymond Reiter（编）。Morgan Kaufmann，美国加利福尼亚州旧金山，726–731。[20] Janine Chapman、Christopher J Armitage 与 Paul Norman。2009年。比较实施意向干预与年轻成年人水果和蔬菜摄入量的关系。Psychology & Health 24, 3 (2009年), 317–332. [21] Robert B Cialdini。2006年。《影响力》：劝导心理学，修订版。Harper Business，美国纽约。[22] Sunny Consolvo、David W McDonald 与 James A Landay。2009年。支持日常生活中行为改变的技术之理论驱动的设计策略。载于第27届 International Conference on Human Factors in Computing Systems 会议论文集，Dan R. Olsen Jr.、Richard B. Arthur、Ken Hinckley、Meredith Ringel Morris、Scott E. Hudson 与 Saul Greenberg（编）。ACM，美国纽约， 405 414 10 1145 1518701 1518766 – 。 https://doi.org/ 。/ 。[23] Roelof Anne Jelle de Vries。。基于理论并量身定制：面向行为改变技术的动机信息。博士学位论文。荷兰特温特大学。[24] Carlo C DiClemente、James O Prochaska、Scott K Fairhurst、Wayne F Velicer、Mary M Velasquez 与 Joseph S Rossi。1991年。戒烟过程：对前意向阶段、意向阶段与行为改变准备阶段的分析。Journal of Consulting and Clinical Psychology 59, 2 (1991年), 295. [25] Ahmed Fadhil 与 Silvia Gabrielli。2017年。应对促进健康生活方式所面临的挑战：al-chatbot 方法。载于第11届 EAI International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare 会议论文集。ACM，美国纽约，261–265。[26] Brian J Fogg。2002年。说服技术：用计算机改变我们所思与所为。Morgan Kaufmann，美国。[27] Caroline Free、R Whittaker、R Knight、T Abramsky、A Rodgers 与 IG Roberts。2009年。Txt2stop：一项基于手机的戒烟支持的试点随机对照试验。Tobacco Control 18, 2 (2009年), 88–91。[28] Benjamin Gardner 与 Amanda L. Rebar。2019年。习惯形成与行为改变。载于 Oxford Research Encyclopedia of Psychology。Oxford University Press，牛津。https://doi.org/ 10 1093 9780190236557 013 129 。/acrefore/ 。 。[29] Mohammad Ghavamzadeh、Shie Mannor、Joelle Pineau、Aviv Tamar 等。2015年。贝叶斯强化学习：综述。Foundations and Trends® in Machine Learning 8, 5-6 (2015年), 359–483。[30] Goren Gordon、Samuel Spaulding、Jacqueline Kory Westlund、Jin Joo Lee、Luke Plummer、Marayna Martinez、Madhurima Das 与 Cynthia Breazeal。2016年。面向儿童第二语言技能的社交机器人导师的情感个性化。载于第三十届 AAAI Conference on Artificial Intelligence 会议论文集（亚利桑那州州菲尼克斯）。AAAI Press，美国，3951–3957。[31] Marcela Haasova、Fiona C Warren、Michael Ussher、Kate Janse Van Rensburg、Guy Faulkner、Mark Cropley、James Byron-Daniel、Emma S Everson-Hock、Hwajung Oh 与 Adrian H Taylor。2013年。身体活动对吸烟渴求的急性效应：纳入个体参与者数据的系统综述与荟萃分析。Addiction 108, 1 (2013年), 26–37。[32] Martin S Hagger 与 Aleksandra Luszczynska。2014年。健康情境中的实施意向与行动计划干预：研究现状及未来方向建议。Applied Psychology: Health and Well-Being 6, 1 (2014年), 1–47。[33] Sajanee Halko 与 Julie A Kientz。2010年。人格与说服技术：一项关于促进健康的移动应用的探索性研究。载于国际说服技术会议。Springer，柏林，海德堡，150–161。[34] O. B. Blanson Henkemans、P. V. D. van der Boog、J. Lindenberg、C. van der Mast、M. A. Neerincx 与 Bertie Zwetsloot-Schonk。2009年。一种在线生活方式日记，配有就自我管理提供反馈的说服型计算机助手。Technology and Health Care 17 3 (2009年), 253–67。[35] Rink Hoekstra、Richard D Morey、Jeffrey N Rouder 与 Eric-Jan Wagenmakers。2014年。对置信区间的稳健性误读。Psychonomic Bulletin & Review 21 (2014年), 1157–1164。[36] Santiago Hors-Fraile、Shwetambara Malwade、Francisco Luna-Perejon、Claudio Amaya、Antón Civit、Francine Schneider、Panagiotis Bamidis、Shabbir Syed-Abdul、Yu-Chuan Li 与 Hein De Vries。2019年。打开黑箱：阐释将健康推荐系统建立于 I-Change 行为改变模型之上的过程。IEEE Access 7 (2019年), 176525–176540。[37] Jasmin C Hutchinson 与 Gershon Tenenbaum。2006年。感知努力——能否将其视为格式塔？Psychology of Sport and Exercise 7, 5 (2006年), 463–476。[38] Maurits Kaptein。2018年。说服性信息定制；操作性测量的价值。Journal of Consumer Marketing 35, 2 (2018年), 208–217。[39] Maurits Kaptein 与 Dean Eckles。2012年。在线说服效应中的异质性。Journal of Interactive Marketing 26, 3 (2012年), 176–188。[40] Maurits Kaptein、Panos Markopoulos、Boris De Ruyter 与 Emile Aarts。2015年。说服性技术个性化：显性和隐性个性化，使用

说服画像。《国际人机交互研究杂志》 77 (2015年), 38–51。[41] David J Kavanagh 与 Gordon H Bower。1985年。情绪与自我效能：快乐与悲伤对感知能力的影响。《认知治疗与研究》 9, 5 (1985年), 507–525。[42] Michel Klein、Nataliya Mogles 与 Arlette van Wissen。2013年。一种面向治疗依从性的智能辅导系统。《*IEEE*普适计算》 12, 3 (2013年), 22–30。[43] Kien Hoa Ly、Ann-Marie Ly 与 Gerhard Andersson。2017年。一种促进心理健康的全自动对话代理：采用混合方法的试点随机对照试验。《互联网干预》 10 (2017年), 39–46。[44] Durairaj Maheswaran 与 Joan Meyers-Levy。1990年。信息框架与议题涉入的影响。《营销研究杂志》 27, 3 (1990年), 361–367。[45] Eline Meijer、Winifred A Gebhardt、Colette van Laar、Bas van den Putte 与 Andrea WM Evers。2018年。强化戒烟者自我认同：一项实验研究。*Psychology & Health* 33, 10 (2018年), 1229–1250。[46] Eline Meijer、Janneke S Korst、Kristiene G Oosting、Eline Heemskerk、Sander Hermsen、Marc C Willemsen、Bas van den Putte、Niels H Chavannes 与 Jamie Brown。2021年。“至少有人认为我做得不错”：面向低社会经济地位吸烟者的戒烟应用 StopCoach 的真实世界评估。《成瘾科学与临床实践》 16, 1 (2021年), 1–14。[47] Susan Michie、Lou Atkins 与 Robert West。2014年。行为改变轮：干预措施设计指南。Silverback Publishing，英国。[48] Susan Michie、Jamie Brown、Adam WA Geraghty、Sascha Miller、Lucy Yardley、Benjamin Gardner、Lion Shahab、Andy McEwen、John A Stapleton 与 Robert West。2012年。StopAdvisor 的开发：一种基于理论的交互式互联网戒烟干预。《转化行为医学》 2, 3 (2012年), 263–275。[49] Susan Michie、Maartje M Van Stralen 与 Robert West。2011年。行为改变轮：一种刻画和设计行为改变干预的新方法。《实施科学》 6, 1 (2011年), 1–12。[50] Yonatan Mintz、Anil Aswani、Philip Kaminsky、Elena Flowers 与 Yoshimi Fukuoka。2020 年。具有习惯化与恢复动态的非平稳多臂老虎机。《运筹学》 68, 5 (2020年), 1493–1516。[51] Aisha Muhammad Abdullahi、Rita Orji 与 Kiemute Oyibo。2018年。说服性技术个性化：性别和年龄是否影响对说服策略的易感性？载于第*26*届用户建模、自适应与个性化会议增刊。ACM，美国纽约，329–334。[52] Harri Oinas-Kukkonen 与 Marja Harjumaa。2008年。用于设计与评估说服系统的系统框架。载于国际说服技术会议。Springer，柏林，海德堡，164–176。[53] Harri Oinas-Kukkonen 与 Marja Harjumaa。2009年。说服系统设计：关键问题、过程模型与系统特征。《信息系统协会通讯》 24, 1 2009 28 10 17705 1 02428 ( ), 。[54] 2006 https://doi.org/ 。/ cais. Travis E Oliphant。。从数据估计均值、方差和标准差的贝叶斯视角。[55] Kiemute Oyibo、Ifeoma Adaji、Rita Orji、Babatunde Olabenjo 与 Julita Vassileva。2018年。对说服策略的易感性：尼日利亚人与加拿大人的比较分析。载于第*26*届用户建模、自适应与个性化会议论文集。ACM，美国纽约，229–238。[56] Kiemute Oyibo 与 Julita Vassileva。2017年。人格对 Cialdini 的说服策略的影响。载于第*12*届国际说服技术会议增刊论文集。电子健康与福祉研究中心，心理学、健康与技术系，特温特大学，荷兰，54–55。[57] Kristell M Penfornis、Winifred A Gebhardt、Ralph CA Rippe、Colette Van Laar、Bas van den Putte 与 Eline Meijer。2023年。我的未来自我（尚未）戒烟：一项关于未来自我干预对吸烟相关自我认同构念之影响的实验研究。《社会科学与医学》 320 (2023年), 115667. https://doi.org/ 10 1016 2023 115667 . / j.socscimed. . [58] Richard E Petty和 John T Cacioppo。1986年。说服的精细加工可能性模型。载于 沟通与说服。Springer，纽约，纽约州，1–24。[59] Alina Pommeranz、Joost Broekens、Pascal Wiggers、Willem-Paul Brinkman和Catholijn MJonker。2012年。设计显式偏好引出界面：关于偏好表示和引出过程的以用户为中心的研究。用户建模与用户适应性交互22，4（2012年），357–397。[60] Stéphane Ross和 Joelle Pineau。2008年。在大型结构化领域中基于模型的贝叶斯强化学习。载于 第二十四届人工智能中的不确定性会议论文集，第2008年卷。AUAI Press，芬兰赫尔辛基，476–483。[61] Andreas Richard Schwerdtfeger、CatalinaSchmitz和 Matthias Warken。2012年。使用短信弥合意图—行为差距？关于使用短信提醒增加日常生活中客观评估的身体活动的先导研究。《心理学前沿》 3 （ 2012 年），270。[62] Falko F Sniehotta 、 Urte Scholz 、 Ralf Schwarzer、Bärbel Fuhrmann、UlrichKiwus和HeinzVöller。2005年。两种心理干预措施对冠心病康复后体育锻炼和自我调节的长期影响。《国际行为医学杂志》 12，4（2005年），244–255。[63] Falko F Sniehotta、Ralf Schwarzer、Urte Scholz和 Benjamin Schüz。2005年。长期生活方式改变的动作计划与应对计划：理论与评估。欧洲社会心理学杂志 35，4（2005年），565–576。[64] Wayne T Steward、Tamera R Schneider、JudithPizarro和PeterSalovey。2003年。认知需求调节对框架化戒烟信息的反应 1。应用社会心理学杂志33，12（2003年），2439–2464。[65] Victor JStrecher、Brenda McEvoy DeVellis、Marshall HBecker和 Irwin M Rosenstock。1986年。自我效能在实现健康行为改变中的作用。健康教育季刊13，1（1986年），73–92。[66] Rosemary Josekutty Thomas、Judith Masthoff 和 Nir Oren。2017年。使健康饮食信息适应人格。载于国际说服技术会议。Springer，尚，瑞士，119–132。[67] Trimbos Instituut。2016年。《烟草成瘾治疗与戒烟支持指南：2016年修订版》。[68] Viswanath Venkatesh、James YL Thong和 Xin Xu。2012年。消费者对信息技术的接受与使用：扩展技术接受与使用统一理论。*MIS*季刊 36，1（2012年），157–178。[69] Damon J Vidrine、Faith E Fletcher、Heather E Danysh、SalmaMarani、Jennifer Irvin Vidrine、Scott B Cantor和AlexanderVProkhorov。2012年。一项评估面向服务不足的吸烟者的交互式移动消息干预疗效的随机对照试验：Project ACTION。*BMC*公共卫生12，1（2012年），1–12。[70] Wenxin Wang、CélineL van Lint、Willem-Paul Brinkman、Ton JM Rövekamp、Sandra van Dijk、Paul vander Boog 和 MarkANeerincx。2019年。针对不同经验水平和医疗健康状况的肾病患者提供引导式或事实性计算机支持：偏好与使用情况。健康与技术 9，3（2019年），329–342。[71] Min-Jeong Yang、Steven K Sutton、Laura M Hernandez、Sarah R Jones、David W Wetter、Santosh Kumar和Christine Vinci。2023年。用于戒烟的即时自适应干预（JITAI）：可行性与可接受性研究结果。成瘾行为136（2023年），107467。[72] Mohan Zalake、Alexandre Gomes de Siqueira、KrishnaVaddiparti和 BenjaminLok。2021年。虚拟人的言语说服策略对用户意图和行为的影响。《国际人机交互研究杂志》 156（2021年），102708。[73] Chao Zhang、Joaquin Vanschoren、Arlette van Wissen、Daniël Lakens、Boris deRuyter和 Wijnand A IJsselsteijn。2022年。基于理论的习惯建模：增强行为改变支持系统中的行为预测。用户建模与用户适应性交互32（2022年），389–415。[74] JingwenZhang、Yoo Jung Oh、PatrickLange、Zhou Yu 和 Yoshimi Fukuoka。2020年。用于设计促进身体活动和健康饮食的人工智能聊天机器人的人工智能聊天机器人行为改变模型。医学互联网研究杂志 22，9（2020年），e22845。