arXiv:2601.04657v1 [cs.RO] 8 Jan 2026

考虑他人的空间人机交互模型

Takafumi Sakamoto[1*]和 Yugo Takeuchi[1†]

[1*]静冈大学教育发展中心，日本静冈县静冈市骏河区大谷836号，邮编4228529。[2*]静冈大学理工学研究生院，日本静冈县滨松市中区城北3-5-1号，邮编4328011。

*通讯作者。电子邮箱：sakamoto.takafumi@shizuoka.ac.jp；贡献作者：takeuchi@inf.shizuoka.ac.jp；

†这些作者对本研究作出了同等贡献。

摘要

交互机器人通常需要主动与公共空间中的人交谈。同时，这类机器人不得打扰行人。为满足这两项要求，智能体需要根据他人的行为估计其交际意愿，并据此调整自身的沟通活动。本研究构建了一个考虑他人的计算空间交互模型。关怀通过一个定量参数来表示：根据估计出的他人内部状态，调整自身内部状态的幅度。为验证该模型，我们在虚拟现实环境中开展了人类与虚拟机器人交互的实验。结果表明，当参与者朝目标移动时，关怀值较低的虚拟机器人会抑制参与者的运动，而关怀值较高的机器人则不会抑制参与者的运动。当参与者接近机器人时，无论关怀值高低，机器人也会表现出接近行为，从而减缓参与者的运动。这些结果似乎验证了所提出的模型能够阐明考虑他人的交互。

关键词：人机交互、空间交互、考虑他人、社交机器人

1 引言

当交互机器人在公共场所主动与人类交谈时，需要估计人类的内部状态，并根据估计结果调整自身行为。例如，在公共情境中，人们不会无缘无故地彼此交谈，因此开始交谈前需要共享一个前提对话 [3]。当机器人需要与人类沟通时，必须估计人类是否会接受对话邀请。根据估计结果，机器人可以选择让对方经过，而不与其交谈。当人类需要与机器人交谈时，机器人必须表示接受人类发起的对话。如果机器人能够以考虑他人的方式进行此类交互，

它们就能在为人类社会作出贡献方面取得更大进展。

交互机器人在公共空间中的导航问题属于社会感知型机器人导航这一研究领域。该研究领域广泛探讨机器人如何选择接近或避让人类的路径，并对这两种方式进行了全面研究（综述见 [7, 12, 2, 9]）。一些研究提出了方法，使机器人能够预测或分类人类在公共情境中的行为，并据此选择合适的对话对象 [6, 16]。其他研究则着重于提高机器人运动的可预测性，例如生成可预测的避让轨迹 [10] ，或研究机器人的电机噪声如何影响人类对其接近行为的接受程度 [5]。应用这些研究成果后，机器人能够表现出让人类感到舒适的空间行为；每项研究都会为机器人开发一种适用于特定情境或场景的行为模型。传统上，这些研究通常将接近人类和避让人类视为彼此独立的任务情境。

交互机器人必须根据自身的角色、所处情境以及周围人类的状态来确定目标，因此需要一种能够应用于多种场景的模型。这涉及对人类内部状态（如愿望和意图）进行估计。为满足这一要求，大量研究致力于估计人类与机器人的参与度（综述参见 [15]）。例如，研究表明，机器人能够感知多模态信息，以估计人类的参与度，并在有意与机器人交互的个体和无意与机器人交互的个体共存的情境中，检测参与的开始 [18]。

此外，机器人需要通过其行动表达参与度，这本质上意味着让人类能够估计机器人的内部状态。关于机器人进行估计和表达这两个方面的研究均已有开展（综述见 [11]）。然而，正如先前 [1], 所提出的，要使机器人具备社交能力，即拥有内部状态并能够相互调节这些状态，就必须将估计与表达结合起来。这种结合使机器人与人类之间能够进行细腻的交互，从而有可能理解并回应人类参与度的复杂动态。

在社会互动中，人类和机器人会相互估计并调整彼此的内部状态，这凸显了双向信息流的必要性：从人类到机器人，即感知并估计人类状态；以及从机器人到人类，即让人类能够理解机器人的状态。Maniscalco 等人（2022）的模型处理了机器人感知人类状态并以易于理解的方式表达自身状态的能力[8]。同样，Tanevska 等人（2020）表明，机器人会根据人类刺激调整自身的内部状态，改变其参与度表达 [17]。这些研究为设计善于社交的机器人带来了希望，使其能够根据内部状态的互动动态，表达符合社会规范的行为选择。然而，当机器人必须同时根据自身和人类的内部状态来选择行动时，就会面临一种权衡：是优先考虑自身的愿望（即其正在执行的任务），还是优先考虑所遇人类的愿望。目前，没有任何模型预设机器人与人类之间存在共享的内部状态，因此也未能处理交互动态中机器人愿望与人类愿望之间的权衡。

假设人类与机器人共享一种内部状态，或许可以通过控制这些内部状态值的动态变化来表达机器人的社交性。先前研究提出了沟通开始时的接近—回避行为模型和内部状态，并验证了其可行性 [13, 14]。这类模型的一项关键特征是，在 -1 到 1 的取值范围内，表达个体对自身与他人之间参与度的愿望，反之亦然。模型根据这些数值，对希望参与互动的个体产生接近行为，对不希望参与互动的个体产生回避行为。然而，尽管这类模型以可计算的形式表示了内部状态，却没有探讨这些内部状态的变化规律。要将该模型拓展至社交机器人，就需要加入这样的能力：根据行为估计他人的愿望，并据此调整自身的愿望

。根据这些估计值进行调整。这样的扩展将使机器人不仅能够根据特定角色或场景调整行为，还能针对与之互动的个体作出相应调整，从而提升机器人在社交情境中的行为的适应性和相关性。

本研究旨在对沟通发起时融入考虑他人的空间交互进行建模。首先，我们扩展了先前研究中的认知模型。该模型基于个体及其对话伙伴的内部状态生成接近与回避行为。具体而言，我们引入了估计内部状态的函数，以及描述这些状态变化动态的函数。该框架使得“考虑”可以被定义为：个体的内部状态响应他人内部状态而发生变化的程度。

接下来，本研究通过计算机模拟考察了生成轨迹随考虑程度变化而产生的改变，并将这些发现应用于虚拟现实环境中的虚拟机器人。我们开展了观察虚拟机器人与人类之间交互的实验，以分析考虑参数值如何影响参与者的行为。开展这项研究的目的是确认：在人机交互场景中，当机器人被设计为与人类交互时，具有较高考虑程度的虚拟机器人是否确实会避免妨碍他人，并仅在必要时寻求参与；相比之下，考虑程度较低的虚拟机器人是否会持续接近不希望交互的对象。因此，这种方法评估了所提出的模型准确反映包含考虑他人因素的人机交互的能力。

2 具有社会关怀的交互模型

一般而言，考虑他人意味着具备一种心理状态和态度，尽可能地支持他人，并尊重他们的意图和行为。另一方面，交互的认知层面可以定义为：根据他人的内部状态（尤其是他们的愿望）调整自身的内部状态，并估计他们行为价值的过程。因此，为了定量描述涉及考虑他人的智能体（人）之间的交互，我们必须定义变量和函数，如图1所示。具体而言，体现考虑他人的智能体的行为，可以通过一个用于估计他人内部状态价值的函数，以及一个根据该估计值调整自身内部状态相对价值的函数来表示（图1中的粗线）。

基于这一处理框架，我们采用一种模型：在交互开始时，通过最小化对他人欲望水平的估计值与自身欲望水平之间的差异，生成考虑他人的行为。同时，该模型通过一个定量参数来表示对他人的考虑程度，该参数反映了这种差异减少得有多慢。

下面概述一种基于两个智能体在沟通发起场景中的接近与回避行为的交互模型。关于内部状态、行为生成以及内部状态估计的说明，若与先前研究 [13]有所重叠，则仅作简要概述。

2.1 内部状态与行为生成

我们采用先前研究 [13] 中的模型，根据假定内部状态的取值来定义智能体的动作生成函数。在该模型中，智能体 A_1与 A_2 之间的物理交互由环境 $\mathbf{x}_{12} = \{r_{12}, \theta_{12}, \theta_{21}\}$的时间变化表示。请注意，$r_{12}$表示 A_1 与 A_2 之间的距离，而 θ_{12} 和 θ_{21} 分别表示相对于 A_1 和 A_2的相对角度的绝对值。智能体的内部状态表示有助于或抑制其行为的变量。在此，我们讨论通信启动场景中的两个内部状态变量：自身对另一智能体参与的偏好（控制）以及对方对自身参与的偏好（接受）。$\mathbf{A}_1$ 相对于 $\mathbf{A}_2$ 的内部状态记为$\mathbf{s}_{1\to2} = (c_1, a_1)$，而$\mathbf{A}_2$的内部状态记为$\mathbf{s}_{2\to1} = (c_2, a_2)$。$\mathbf{s}_{1\to2}$ 表示 A_1的内部状态值，而$\mathbf{s}_{1\to2} = (c_1, a_1) \in$

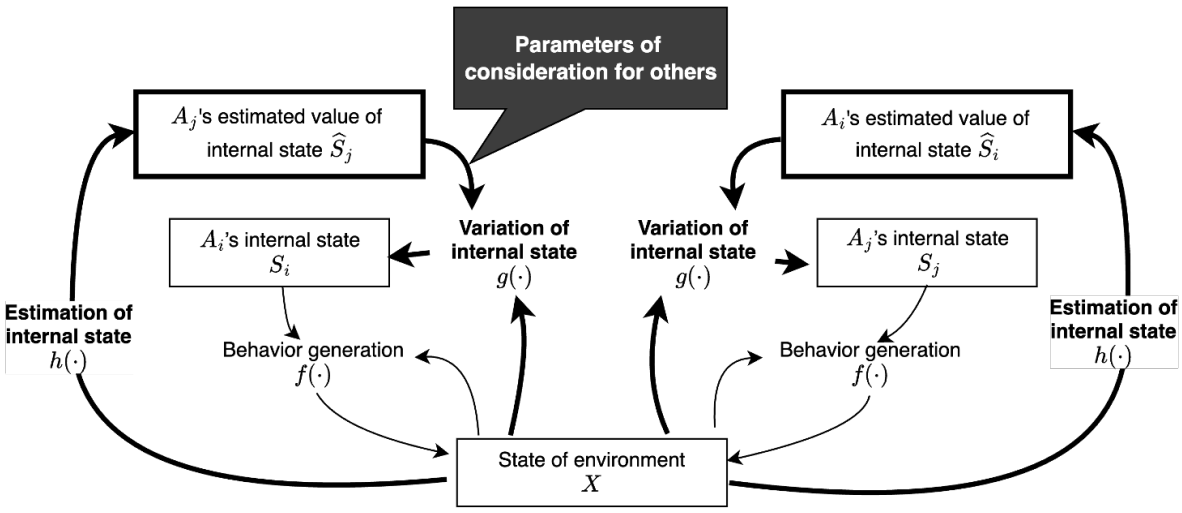


图1 描述考虑他人时交互所需的函数和变量

$[-1,1]^2$。智能体的每个动作均由$\mathbf{x}_{12}$的时间变化表示。 A_1、$\Delta_1\mathbf{x}_{12}$,的动作由行为生成函数 $f(\mathbf{x},\mathbf{s})$ 表示。

根据这些变量，图2展示了只有在指定内部状态和行为生成函数 f后才会生成的接近与回避行为。

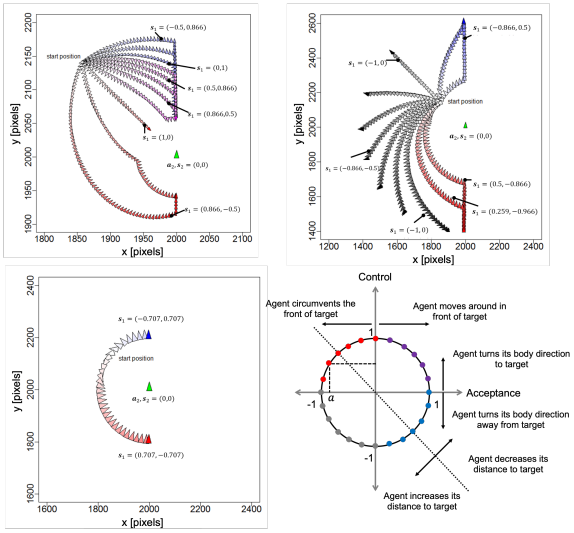


图2 根据内部状态值 [13]生成的接近与回避动作示例

2.2 内部状态估计函数

生成融入考虑他人的行为时，必须估计其他智能体的内部状态。这里通过应用行为生成函数来进行估计。

当 A_1 根据行为 $\Delta_2\mathbf{x}_{12}$, $\mathbf{x}_{12}$ 推断 A_2的内部状态时， ϕ_2 是一个可观测变量。虽然必须推断 ϕ_2 ，但由于它是表示行为特征的变量，我们假设可以通过观察行为大致推断出来。于是， A_1对$\mathbf{s}_{2\to1}$的估计值$\hat{}\mathbf{s}_{2\to1}$可通过函数 h用以下方程表示:

$$\hat{\mathbf{s}}_{2\to1} = h\left(x_{12}, \Delta_2\mathbf{x}_{12}\right) = \arg\max_{\hat{\mathbf{s}}} \left(L\left(\Delta_2\mathbf{x}_{12}\right)\right).$$

然而， $L(\cdot)$ 定义如下:

$$L(\cdot) = 1 - l\left(f(\mathbf{x},\hat{\mathbf{s}}) - \Delta_2\mathbf{x}_{12}\right). \qquad (1)$$

这里， l 表示一个函数，用于对 f 和 $\Delta_2\mathbf{x}_{12}$，所能产生的行为之间的差异进行归一化，其中 $0 \leq l(\cdot) \leq 1$。该定义用于估计能够产生与 $\Delta_2\mathbf{x}_{12}$ 最相似动作的内部状态。在这种情况下，由于$\mathbf{s}_{2\to1}$ 是一个二维变量，因此可以通过网格搜索近似求解。

2.3 表示内部状态变化的函数

内部状态的变化用函数 g表示。仅考虑基于行为结果的内部状态变化时， A_1,$\Delta \mathbf{s}_{1\to 2}$的内部状态变化由以下方程表示:

$$\Delta \mathbf{s}_{1\to 2} = g(\mathbf{x}_{12}, \mathbf{s}_{1\to 2}; \psi_1). \tag{2}$$

这里， ψ_1 表示诸如 A_1内部状态变化速度之类的认知属性。与先前研究一样，为了表示当 A_1 考虑到A_2时内部状态的变化，我们扩展函数 g:

$$\Delta \mathbf{s}_{1\to 2} = g(\mathbf{x}_{12}, \mathbf{s}_{1\to 2}.\hat{\mathbf{s}}_{2\to 1}; \psi_1) \tag{3}$$

该过程根据函数 g和参数 ψ所指定的取值，确定智能体对另一个智能体的考虑程度。

2.4 考虑他人的参数

在本研究中，考虑他人由单个参数 ψ的取值表示。由于两个偏好（即内部状态变量）体现了不同智能体对参与偏好的方向差异，因此，一个智能体的控制值对应于另一个智能体的接受值。换言之，如果一个智能体的控制值与另一个智能体的接受值相同，则双方的偏好都会得到满足。因此，我们定义内部状态变化函数 g ，以反馈控制值与接受值之间的差距。 A_1 内部状态的变化由以下方程表示:

$$\Delta c_1 = -\psi_1(\hat{a}_2 - c_1), \tag{4}$$

$$\Delta a_1 = -\psi_1(\hat{c}_2 - a_1). \tag{5}$$

在这种情况下，参数 ψ_1 表示 A_1 在考虑到 A_2时，其内部状态发生变化的程度。当 ψ_1 为正值时， A_1会表现出体谅 A_2的行为。 ψ_1 的值越大，内部状态调整的速度就越快

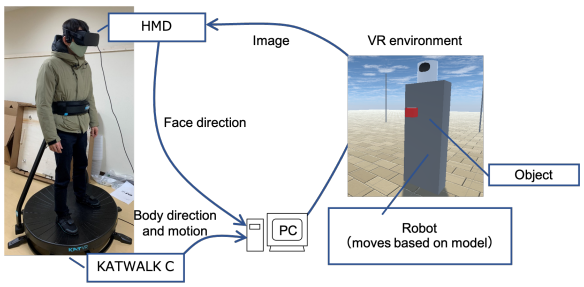


图 3 实验环境

另一方面， ψ_1 也可能取负值。如果出现这种情况，行动就会忽视其他智能体的偏好，这与体谅行为恰恰相反。

3 虚拟现实环境中的交互实验

本节通过实验研究上一节所述模型生成的体贴行为对人类与智能体之间交互的影响。通过这项实验，我们验证了该模型能够表示体谅他人的行为。实验在虚拟现实环境中进行，使用一个在虚拟现实环境中看似会移动的虚拟机器人作为智能体，以分析人类对人机交互的反应。

3.1 实验环境

图 3 展示了实验环境的概况。该环境是使用 Unity 构建的虚拟现实环境。参与者佩戴头戴式显示器（HMD，Oculus Rift）查看虚拟现实环境中的视觉信息。他们还穿着装有传感器的鞋子，并在跑步机（KATWALK C）上于虚拟现实环境中移动和改变方向。

我们在虚拟现实环境的场地中六个位置放置了杆，并将机器人置于中心。杆作为实验任务的目标位置。为了减少虚拟机器人的外观所提供的信息，它由多个抽象形状物体组合而成。例如，它的身体部分是一个矩形，头部是一个圆柱体，头部的一部分涂成黑色，

以指示其身体方向（图 3）。机器人根据实验条件，按照上一节所述的模型生成行为。

3.2 实验流程

参与者同意参加后，我们向他们说明了实验任务。图 4展示了一个试次中的实验任务。参与者走向每项任务指定的目标，即杆或虚拟机器人手持的物体。当杆或物体被指定为目标时，其颜色会变为红色。参与者到达指定目标后，即完成一项任务；每个试次中，参与者需完成该任务 10 次。杆被指定为目标 8 次，物体被指定为目标 2 次。目标的指定顺序是随机的，但机器人手持的物体不会连续被指定为目标。杆会从位于上一次指定的杆对侧的三根杆中随机选取。机器人的初始位置在场地中央，并会在每项任务开始时返回该初始位置。这样的位置安排要求参与者从虚拟机器人附近经过。

我们向参与者说明：“机器人无法确定目标颜色，也不知道分配给它的任务。”我们还告诉他们：“机器人目前正在交接它所持有的物体。”

首先，为了适应在虚拟现实环境中使用 KATWALK C，参与者戴着头戴式显示器，在杆之间来回移动了几次。适应在虚拟现实环境中行走后，我们引入了虚拟机器人，但它保持静止不动，让参与者继续在杆之间移动了几次。

随后，人类与基于上述模型运行的虚拟机器人之间开始进行交互。参与者完成了一次试次，即向目标接近十次。摘下头戴式显示器并走下 KATWALK C 后，他们填写了一份问卷。

随后，根据具体情况，针对具有不同参数值的机器人进行了试次和问卷调查（试次和问卷调查最多各三次）。我们说明了我们的研究伦理政策允许他们随时停止参与实验。

3.3 实验条件

实验在四种条件下进行：虚拟机器人的社会考量 ψ_{Robot} 值分别为 0.001、0.005 和 0.01；作为对照条件，机器人进行随机行走（RW）。

图 5 和 6 展示了各条件下模拟的虚拟机器人行为。请注意，这些图的上半部分展示了机器人和假想参与者的位置与身体方向变化，而下半部分展示了内部状态的变化。图 5 和 6 中的轨迹分别对应从左到右 ψ_{Robot} 值为 0.001、0.005 和 0.01 的情况，最右侧为随机行走的机器人。由于机器人被设定为向参与者分发物体，其内部状态的初始值设为 $\left(c_R^{(0)}, a_R^{(0)}\right) = (0.5, 0.5)$。

通过设置负的 ψ 值，可以模拟机器人接近时参与者的排斥反应。图 5 展示了参与者对接近的机器人产生负面反应时，机器人和参与者的轨迹。比较 ψ_{Robot}的各个取值对应的轨迹可知，该值越大，机器人越快中止接近假想参与者的动作，而该值越小，参与者轨迹的曲线幅度越大。

图6 显示了一名假设参与者接近机器人所持物体时的模拟轨迹。假设参与者的内部状态设为 0.5，表示其接近机器人。轨迹不会因 ψ_{Robot}的取值而异，因为机器人与假设参与者的偏好相同。另一方面，如最右侧图所示，假设参与者需要大幅移动才能接近随机行走者。

3.4 工作假设

基于上述模拟结果，本研究检验以下三个工作假设：

假设*H1*：关怀值较低的机器人，其行为对无需接近机器人的个体的运动抑制作用更强 ψ_{Robot}

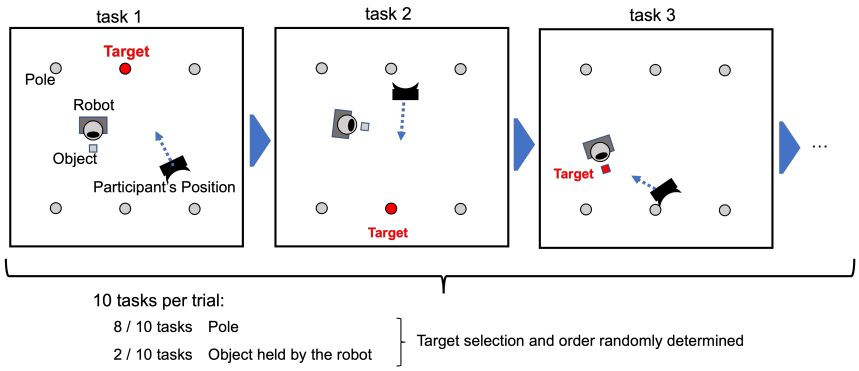


图 4 实验任务

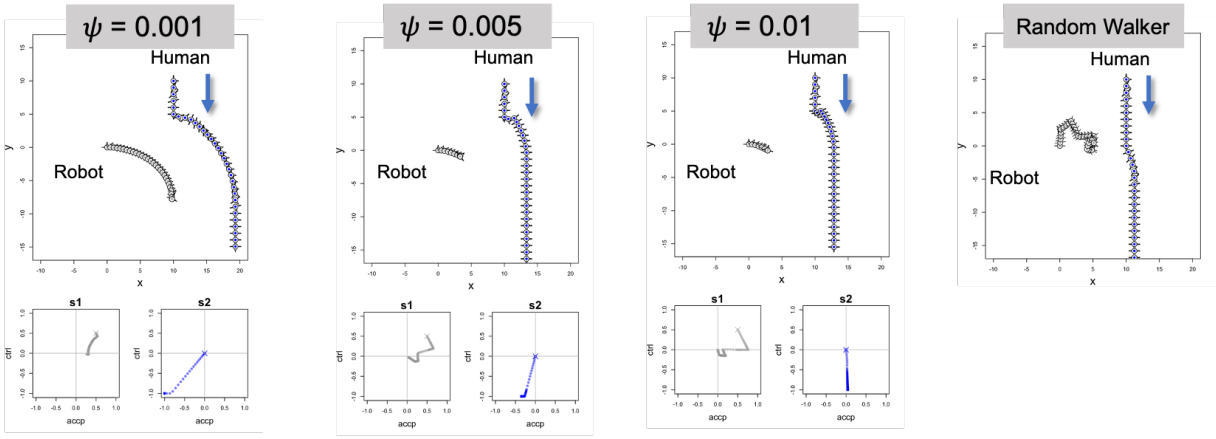


图 5 各条件下参与者拒绝机器人时的模拟轨迹

相比之下，关怀值较高的机器人的行为对这些个体的运动抑制作用较弱。

假设*H2*： 与关怀值较低的机器人反复交互 ψ_{Robot} 会增加个体回避这些机器人的倾向。

假设*H3*： 与随机游走者相比，遵循该模型的机器人将减少需要接近机器人的个体的运动，不论机器人的关怀值如何。

当机器人的关怀值较低时，即使机器人感知到的人类交互欲望值较低，由于其内部状态单位时间内的变化量较小，机器人仍会继续接近个体。因此，假设当杆被指定为目标时，个体试图避开机器人的行为会更加明显（假设H1）。

此外，随着个体反复与机器人互动，他们预计会进行调整自身行为，这种调整基于对机器人行为的预测以及对机器人的感知。这种调整预计会导致个体对考虑程度较低的机器人表现出更明显的回避行为（H2）。

当个体对机器人的欲望较强并接近机器人时，基于该模型运行的机器人会估计这种欲望状态，并继续接近这些个体。因此，在机器人基于该模型运行的三个条件下，当机器人持有的物体被指定为目标时，实验参与者的运动预计会减少（假设H3）。

通过使用实际实验数据检验这些假设，本研究旨在评估所提出的模型作为表征考虑行为的工具是否有效。

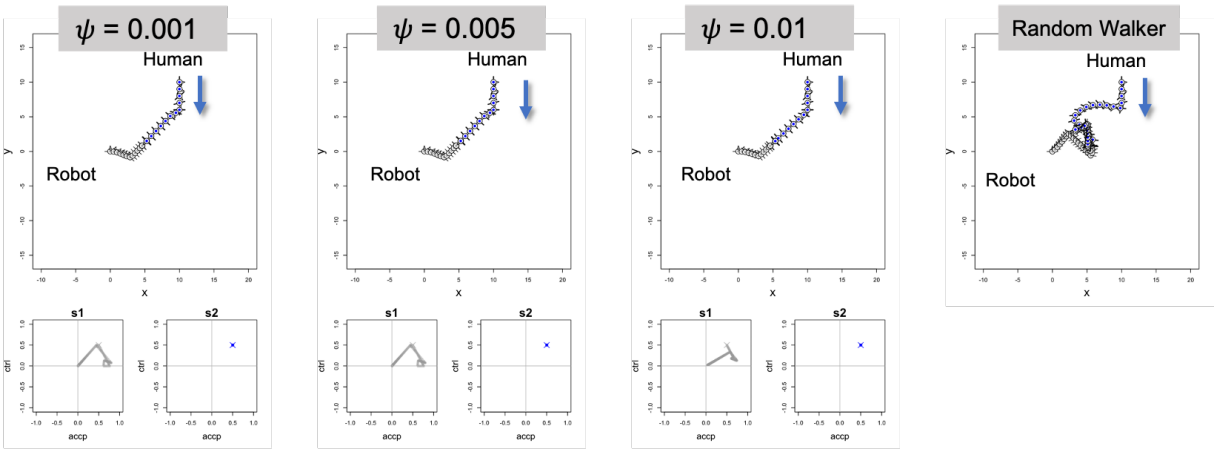


图6 模拟　　参与者在以下条件下接近机器人的轨迹　　各条件

3.5 测量与分析

作为行为数据，我们以 50 毫秒为周期记录参与者和机器人在虚拟环境中的坐标；KATWLAK C 感测参与者的身体方向，头戴式显示器感测参与者的面部方向。为检验工作假设，我们基于行为数据使用了两项指标：参与者的运动方向（参见路径不规则性 [4]）与目标杆位置之间的差距；另一方面，当目标是机器人所持的物体时，参与者的运动量。

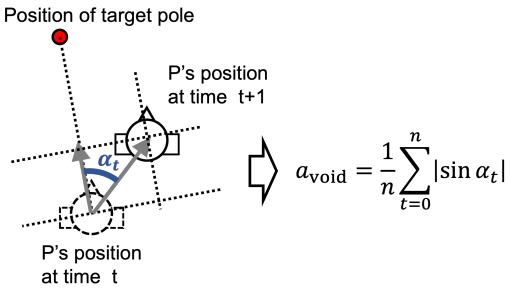


图7 用于评估虚拟机器人避让量的运动向量垂直分量

图7 展示了如何计算目标杆与参与者运动方向之间的差距。在时间 t 时，角度差距为 a_t，而一次运动任务中的平均差距即为机器人避让量 a_{void}。此处，a_{void} 根据以下公式计算：

$$a_{\text{void}} = \frac{1}{n}\sum_{t=0}^{n}|\sin\alpha_t|, \tag{6}$$

其中 n 表示参与者到达目标所需的帧数（每50毫秒记录一帧）。在将杆指定为目标的任务中，测定避让程度 a_{void}。该指标用于验证假设H1。试次中的 a_{void} 值——即八项任务的a_{void} 值的平均值——用于单因素组间方差分析。

为验证假设H2，必须证明 a_{void} 会随着每个试次中的运动次数增加。为此，通过线性回归表示 a_{void} 与运动次数之间的关系，并使用贝叶斯统计方法估计各条件下回归系数的分布。用于估计的贝叶斯模型由以下方程表示：

$$\beta_{0,i} \sim \text{Normal}(\mu_{0,c}, \sigma_0), \tag{7}$$
$$\beta_{1,i} \sim \text{Normal}(\mu_{1,c}, \sigma_1), \tag{8}$$
$$a_{i,m} \sim \text{Normal}(\beta_{1,i}m + \beta_{0,i}, \sigma_2). \tag{9}$$

其中，i 表示每个试次，m表示一次试次中所进行的运动次数，而 c

表示每种条件。$a_{i,\ m}$ 表示试次 i中第 m次运动的 a_{void}值，该值由线性回归模型表示，其中$\beta_{1,\ i}$ 为斜率，$\beta_{0,\ i}$ 为截距。换言之，$\beta_{1,\ i}$ 表示在第 i 次试次中a_{void} 的增量。假定$\beta_{1,\ i}$ 和$\beta_{0,\ i}$ 是基于正态分布生成的值，其均值随相应的实验条件而变化 c。因此，该贝叶斯模型假定，特定条件下各试次的回归系数和截距均基于正态分布生成，而参与者避开机器人的程度则由这些值决定。贝叶斯统计可以估计每种条件下 β_1 和 β_0的分布。具体而言，如果假设H2成立，那么在关怀值较低的条件下，β_1 的值预计为正。

本研究使用 RStudio 和 Rstan（版本 2.21.8）进行马尔可夫链蒙特卡罗，以估计这些系数的分布。链数设为 4，每条链的长度为 10,000，预热期为 5,000，因此共获得 20,000 个样本用于估计后验分布。

为验证假设H3，我们比较了实验参与者在伸手触及机器人握持的目标时所需的运动。如果机器人能够估计参与者的意图并主动靠近他们，那么参与者的运动就会减少。因此，我们计算了每个以机器人握持的物体为目标的试次中参与者的运动，并据此求得平均值。基于该数值，我们采用方差分析比较不同条件。

参与者共 23 名，均为本科生或研究生（平均年龄为=18.9，年龄标准差为=4.06；男性 16 名，女性 7 名）。参与者根据自身情况完成了 1 至 3 次试次。我们共收集了 54 次试次的数据：0.001 条件下 11 次；0.005 条件下 16 次；0.01 条件下 14 次；随机行走者条件下 13 次。

3.6 结果与讨论

3.6.1 以杆为目标时的交互

图 8 展示了每种实验条件下，当杆被指定为目标时，观察到的参与者与虚拟机器人之间交互的一个示例。图 8 展示了场景中的轨迹：参与者以此为任务，从左上方的位置移动到右下方的杆。最左侧的轨迹（$\psi_{\text{Robot}} = 0.001$条件）明显比其他轨迹更弯曲。

图9显示了各条件下参与者在试次中的 a_{void} 值。在9左端的 ψ_{Robot} =0.001条件下，a_{void} 值较大（$M = 0.29, SD = 0.04$）。另一方面，在 $\psi_{\text{Robot}} = 0.005$、 $\psi_{\text{Robot}} = 0.01$ 和随机行走条件下，仅观察到较小的差异（分别为$M = 0.22$, $SD = 0.06$； $M = 0.21$,$SD = 0.06$, $M = 0.20$, $SD = 0.08$）。单因素组间方差分析结果显示，四种条件下 a_{void} 均值存在显著差异（F(3, 50) $= 5.08$, $f = 0.55$,$p < 0.01$）。诚实显著差异检验的多重比较结果表明， $\psi_{\text{Robot}} = 0.001$ 条件下的 a_{void} 均值显著高于其他三种条件。对 $\psi_{\text{Robot}} = 0.005$、 $\psi_{\text{Robot}} = 0.01$和随机行走条件进行的各项组合比较中， a_{void} 差异均未达到显著水平。分析表明，在机器人考虑参数为 $\psi_{\text{Robot}} = 0.001$ 的条件下，参与者的运动方向与杆的方向之间的差距显著大于其他条件。这一结果支持假设H1。

图10展示了试次中每次运动的回避参数 a_{void}。每个点表示 a_{void} ，即从实际实验中获得的数值；灰色虚线标记表示通过马尔可夫链蒙特卡罗估计的 a_{void} 分布的均值和95%区间。在 $\psi_{\text{Robot}} = 0.001$条件下， a_{void} 有从试次中的第一次运动到第十次运动逐渐增大的趋势。然而，在其他三种条件下，这种增长趋势并不明显。对于每种条件，图 β_1展示了代表这一增长趋势的 β_0 分布，以及代表截距的11。

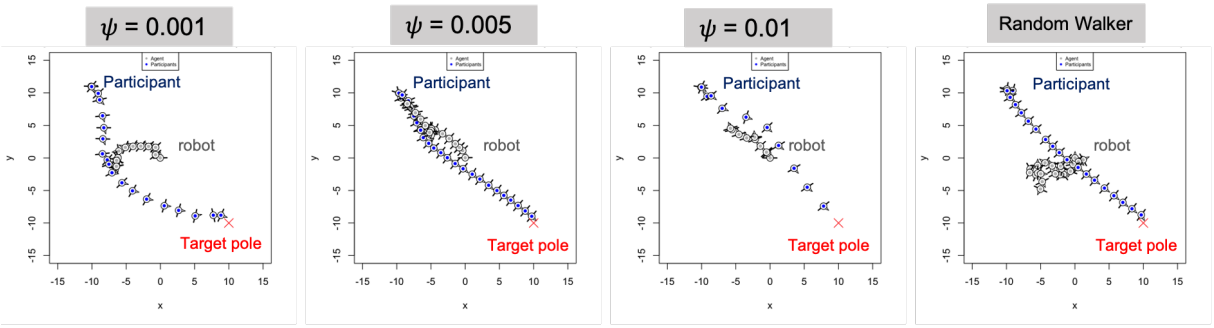


图8 在以杆为目标的任务中，参与者与机器人轨迹示例

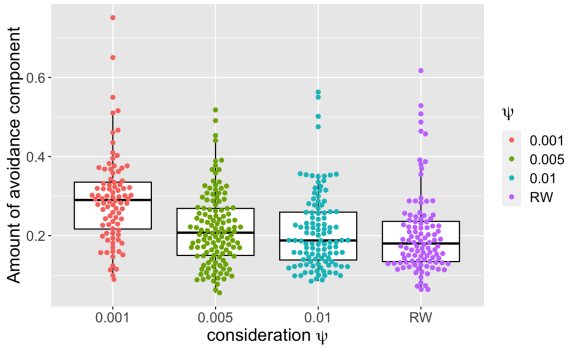


图9 各条件下 a_{void} 的比较

在图11中，黑点表示均值，粗红线表示80%区间，黑线表示95%区间。根据MCMC重采样结果估计，$\beta_1 > 0$ 的概率在条件 $\psi_{\text{Robot}} = 0.001$下为96.2%，在 $\psi_{\text{Robot}} = 0.005$下为71.9%，在 $\psi_{\text{Robot}} = 0.01$下为36.8%，在随机行走条件下为76.9%。这表明，随着运动次数增加，在条件 $\psi_{\text{Robot}} = 0.001$下，参与者避让机器人的程度会增加。此外，结果显示，随着考虑参数增加，参与者避让机器人的概率会降低。这一结果支持H2。

3.6.2 机器人持有的物体为目标时的交互

图12 展示了一个交互示例：在每种实验条件下，当机器人持有的物体被指定为目标时，参与者与虚拟机器人之间发生了交互。正如图 12 所示，基于模型移动的机器人也会接近正在靠近的参与者。相比之下，如图12最右侧的轨迹所示，随机行走机器人的参与者轨迹再次更长。

图13显示了参与者朝虚拟机器人持有的物体移动时的总运动量（行进距离）。参与者在随机行走条件下再次移动得更多（$M = 23.29$, $SD = 12.24$）。另一方面，$\psi_{\text{Robot}} = 0.001$、$\psi_{\text{Robot}} = 0.005$和 ψ_{Robot} =0.01条件下的结果差异很小（分别为$M = 6.15$, $SD = 2.23$; $M = 7.04$, $SD = 1.73$, $M = 7.51$, $SD = 1.55$）。单因素组间方差分析结果显示，四种条件下的运动存在显著差异（$F(3, 50) = 21.13$, $f = 1.13$, $p < 0.01$）。诚实显著差异检验的多重比较结果显示，随机行走条件下的运动量显著高于其他三种条件。$\psi_{\text{Robot}} = 0.001$、$\psi_{\text{Robot}} = 0.005$和 $\psi_{\text{Robot}} = 0.01$ 条件之间的运动差异在任何比较组合中均不显著。当参与者接近机器人时，基于模型的机器人在任何考虑程度下都会接近参与者。这些结果支持H3。

3.7 讨论

我们在虚拟环境中进行了实验，以验证所提出模型的有效性。在四种实验条件下，我们比较了参与者与采用考虑参数 $\psi_{\text{Robot}} = 0.001$、$\psi_{\text{Robot}}$=0.005和 $\psi_{\text{Robot}} = 0.01$的机器人，以及随机行走机器人（RW）之间的交互。两项工作假设

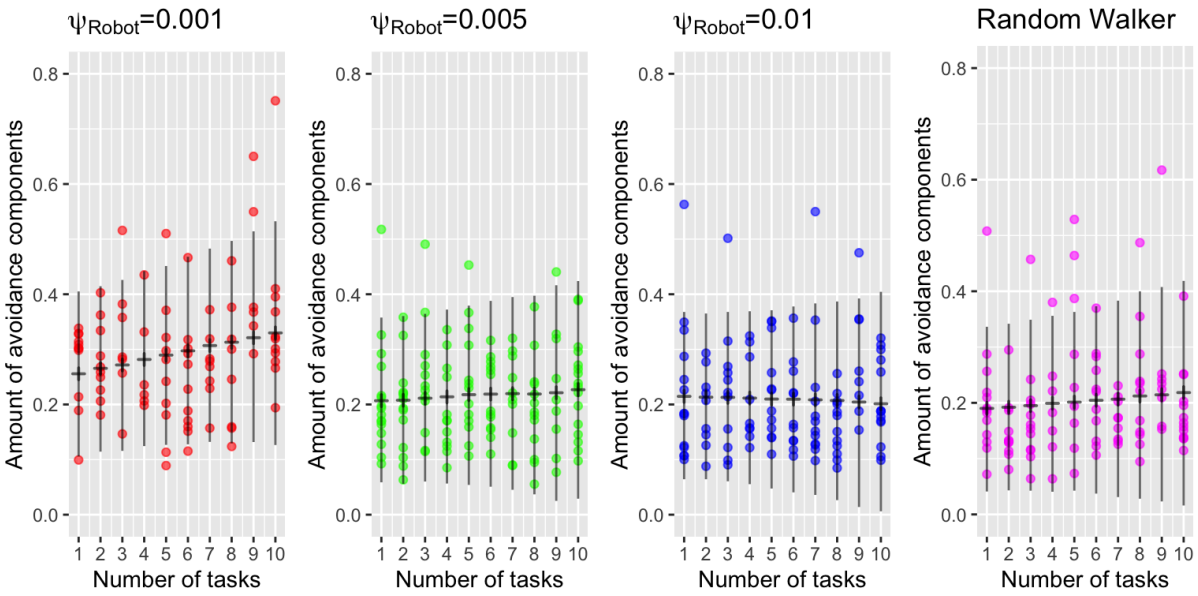


图1 各条件下参与者接近机器人时的移动

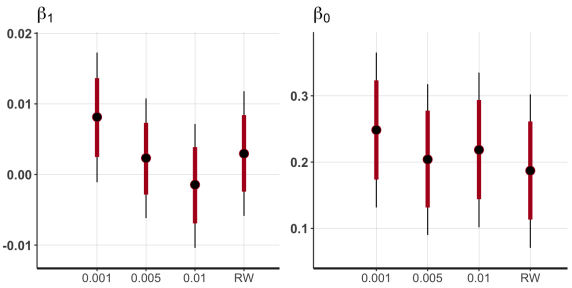


图1 β_1 和 β_0 的分布，比较了各条件下参与者接近机器人时的移动

假设H1、H2和H3经过检验，以验证该模型。

假设H1指出，考虑参数较低的机器人会抑制参与者朝杆移动。我们的分析表明，机器人考量参数为 $\psi_{\text{Robot}} = 0.001$时，参与者的运动方向与杆的方向之间的差距显著大于其他考虑参数下的差距。这一结果支持假设H1。

假设H2认为，与关怀值较低的机器人反复交互 ψ_{Robot}会增加个体回避这些机器人的倾向。通过贝叶斯统计估计试次内运动次数增加时回避行为的变化趋势，研究发现，在机器人关怀值较低（$\psi_{\text{Robot}} = 0.001$）的条件下，这一上升趋势为正的概率为96.2%。这一结果支持假设H2。

假设H3指出，当参与者接近虚拟机器人持有的物体时，无论考虑值如何，机器人都会接近参与者。在参与者接近机器人的情况下，基于该模型的机器人确实在所有考虑值下都会接近参与者。这一结果支持假设H3。

所有工作假设（H1、H2、H3）均源自该模型的仿真结果，而支持这三项假设的证据表明，所提出的模型是阐明考虑因素在人机交互中作用的有效工具。

通过扩展先前研究中的模型，我们构建了一个明确纳入对他人进行社会考量的模型。当关怀值较低的机器人接近人类时，会妨碍人类的运动。另一方面，当关怀值较高时，机器人可以在不干扰对方运动的情况下接近对方。此外，当对方先接近机器人时，机器人也可以接近对方。基于所提出的模型的机器人

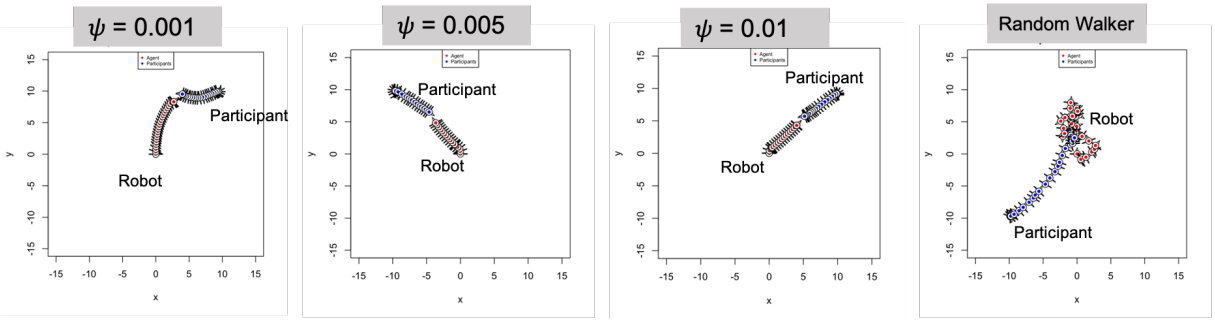


图12 实验　　机器人手持物体被指定为目标的任务中，参与者与机器人的示例轨迹

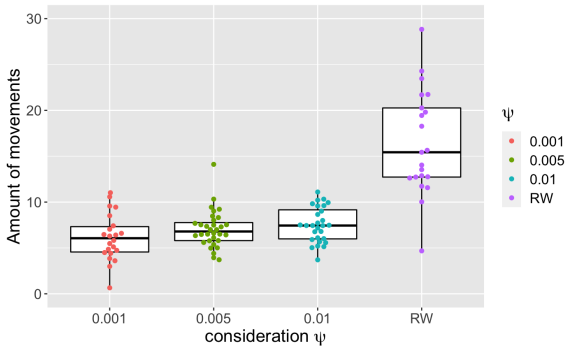


图13各条件下参与者接近机器人时的移动对比

会根据他人的行动估计其内部状态，并据此调整自身的内部状态。这种对内部状态的调整能够生成体现上述观察结果的行为。

机器人在未考虑他人的情况下反复接近人类，促使他们避让。如图11所示，随着任务数量的增加，参与者对关怀值较低的机器人表现出更多避让行为。另一方面，关怀值较高时，避让行为并无增加趋势。这些结果表明，考虑他人的模型能够有效地为公共情境中的交流机器人生成行为。然而，要更有力地支持这一结论，还需要使用广义混合模型进行统计分析。

机器人发起与他人交流的持续程度取决于具体情境：机器人的角色、对话内容、环境氛围，以及周围人群的特征。例如，酒店或机场中的导引机器人，可能需要比在购物中心从事广告宣传的机器人设置更高的顾及他人程度。通过设置机器人的内部状态初始值和顾及他人的程度，该模型可以根据不同情境轻松调整机器人的行为。该模型描述了智能体（包括人类）的内部状态及其顾及他人的程度。因此，还可以计算经过机器人安装地点的人类，其内部状态初始参数值和顾及他人程度的分布。此外，可以通过仿真预先计算最优机器人参数，或通过交互进行调整。未来还需要采用这些方法开展现场实验。

3.8 局限性

在本研究的实验中，我们使用虚拟现实环境观察人类与虚拟机器人之间的交互。虽然虚拟现实实验的优势在于可以直接应用计算模型，并尽量减少近距离接触带来的物理影响，但其结果也可能与现实世界中的交互有所不同。例如，真实机器人发出的电机噪声会显著影响人们在现实空间中对其接近行为的接受程度 [5]。尽管使用虚拟机器人进行实验的好处是可以直接利用计算模型，但为了推动模型的实际应用，仍有必要在未来使用真实机器人开展实验，以确保模型在真实情境中的相关性和有效性。

本研究分析了不同考量程度下交互方式的差异，但并未试图确定考量程度的最优值。何为最优程度，很可能取决于机器人所扮演的角色。例如，如果机器人的职责是做广告或发出警告，那么持续吸引人们参与或许有益。相反，对于接待或支持任务等职责，设定较高的考量程度可能更合适。因此，有必要根据机器人实际承担的角色及其所处的具体情境，探究考量程度的最优水平。要解决这一问题，可能需要在各种真实环境中开展实验，以评估不同考量程度的效果。

4 结论

本研究构建了一个具有考虑他人能力的智能体之间的交互模型，并通过虚拟环境中的实验检验了模型的有效性。虚拟机器人根据参与者的运动估计其交际意愿，随后在调整自身交际意愿的同时执行接近行为。我们将对他人沟通需求的调整量定义为关怀值参数，并分析了该参数取值对机器人与参与者交互的影响。结果表明，关怀值较低时，机器人会阻碍参与者的运动路径，促使参与者避开机器人；相反，关怀值较高时，参与者的运动不会受到阻碍。因此，所提出的模型是阐明在人机交互中考虑他人所产生影响的有效工具。

经费支持。 本研究得到日本学术振兴会科研费（项目编号22H04862）的资助

声明

利益冲突

作者声明不存在任何利益冲突。

参与同意

所有参与该研究的个体参与者均已提供知情同意。本研究已获静冈大学人类研究伦理委员会批准。

数据可用性

支持本研究发现的数据可根据合理请求向通讯作者 T. S. 获取。

参考文献

[1]Breazeal C（2003）《迈向善于社交的机器人》。《机器人与自主系统》42(3- 4):167–175[2]Gao Y, Huang CM（2021）《社会感知机器人导航的评估》。《机器人与人工智能前沿》p 420[3] Goffman E（1963）《公共场所中的行为》。自由出版社[4]Guzzi J, Giusti A, Gambardella LM 等（2013）《动态环境中的人性化机器人导航》。载于：2013年IEEE国际机器人与自动化会议，IEEE，页423–430[5] Joosse M, Lohse M, Berkel NV 等（2021）《如何亮相：机器人应如何接近人类》。《ACM人机交互汇刊》（THRI）10(1):1– 24[6] Kanda T, Glas DF, Shiomi M 等（2009）《抽象人类轨迹，使社交机器人能够主动接近顾客》。《IEEE机器人学汇刊》25(6):1382– 1396[7] Kruse T, Pandey AK, Alami R 等（2013）《人类感知机器人导航：综述》。《机器人与自主系统》61(12):1726–1743[8] Maniscalco U, Storniolo P, Messina A（2022）《用于检测人机参与和交互的双向多模态信号》。《国际社交机器人杂志》14(5):1295–1309[9] Mavrogiannis C, Baldini F, Wang A 等（2023）《社交机器人导航的核心挑战：综述》。《ACM人机交互汇刊》12(3):1–39

[10]Mavrogiannis CI, Thomason WB, Knepper RA（2018）《社会动量：动态多智能体环境中的可理解导航框架》。载于：2018年ACM/IEEE国际人机交互会议论文集，页361–369[11] Oertel C, Castellano G, Chetouani M 等（2020）《人机交互中的参与度：概述》。《机器人与人工智能前沿》7:92[12] Rios-Martinez J, Spalanzani A, Laugier C（2015）《从人际距离理论到社会感知导航：综述》。《国际社交机器人杂志》7(2):137–153[13] Sakamoto T, Takeuchi Y（2018）《基于智能体模型的人机初始交互空间行为仿真》。载于：第6届国际人机智能体交互会议论文集，ACM，页310–317[14]Sakamoto T, Sudo A, Takeuchi Y（2021）《沟通初始阶段模型研究：对机器人与人类交互的分析》。《ACM人机交互汇刊》（THRI）10(2):1–27[15] Salam H, Celiktutan O, Gunes H 等（2023）《人机交互中自动化的情境感知参与度推断：综述》。《IEEE情感计算汇刊》[16] Satake S, Kanda T, Glas DF 等（2012）《一种接近行人的机器人》。《IEEE机器人学汇刊》29(2):508–524[17] Tanevska A, Rea F, Sandini G 等（2020）《人机交互的社会适应性框架》。《机器人与人工智能前沿》7:121[18]Vaufreydaz D, Johal W, Combe C（2016）《利用多模态特征开展陪伴机器人参与度检测》。《机器人与自主系统》75:4–16