多智能体系统中的描述性规范建模：采用自适应感知核的自聚合偏微分方程框架⋆

ChaoLi[a],*,1，Ilia Derevitskii[a],2 和SergeyKovalchuk[a],3

[a]ITMO大学，俄罗斯联邦圣彼得堡，197101

文章信息

关键词：描述性规范 偏微分方程 复杂系统 自主多智能体 医疗场景

摘 要

本文提出了一种基于偏微分方程的自聚合模型，用于模拟自主多智能体系统中的描述性规范动力学，并通过非局部感知核函数和外部势场捕捉趋同与违反现象。在经典输运方程的基础上，该框架将意见流行度表示为连续分布，从而无需通过贝叶斯猜测来推断信念，即可实现直接交互。将该模型应用于某大型医疗中心的新冠肺炎真实世界数据集后，实验结果表明：当临床指南充当自上而下的约束机制时，它能够有效促成与数据集一致的新型描述性规范的趋同；在自下而上实验中，势场引导通过违反与重新耦合，成功推动系统重建与数据集相符的描述性规范；而完全自主的交互则会催生独立于数据集的多中心规范结构。

arXiv:2601.06557v1 [eess.SY] 10 Jan 2026

1. 引言

描述性规范是对人类自身集体倾向的抽象概括 [1, 2, 3]。它们体现为群体行为或思想中的统计规律 [4, 5]。描述性规范通过互动传播和共享，并通过动态观察和非正式信息传播，体现人类交流、行为和思想倾向 [6, 7]。

利用自主智能体系统进行建模，既需要表示这种主观感知，也需要表示人类的集体实际倾向 [8]。与此同时，作为一种动态的结构化意见，描述性规范以弱形式化、非严格的自然语言表达形式存在。它们更像是个人对集体的推测和感知。

为了刻画这种动态的抽象描述性规范，我们从连续意见空间中的偏微分方程计算方法 [9, 10, 11, 12, 13] 中获得启发，并提出了一种自聚合模型，通过意见空间中的梯度上升来表示智能体在意见空间中的移动，并利用这种集体移动所形成的分布来刻画集体描述性规范。

智能体在意见空间中趋同于描述性规范或违反描述性规范的驱动力，来自意见流行度方程本身的梯度。我们通过在意见动力学的输运方程中引入外部空间势场，扩展了基于感知核的非局部梯度理论[9, 14, 12, 15] 。

我们的方法不再使用马尔可夫博弈和基于对他人关于规范的信念进行概率猜测的“近似”理性贝叶斯方法 [16, 17, 18, 8]。人类思维是不透明的，对于与人类互动的智能体而言，猜测是必要的；但在自主多智能体系统中，智能体可以通过用于非局部感知的核函数直接进行交互。核函数可以参数化，以模拟智能体的信息收集广度以及对不同观点的选择性注意，从而使群体分布自动趋同或自动回避，进而不仅实现对描述性规范的趋同，也实现对规范的违反，最终形成对描述性规范传播与共享过程中意见动力学的完整表征。

⋆本研究获得俄罗斯科学基金会的资助，协议编号为 24-11-00272。

*通讯作者 316325@niuitmo.ru（C. Li）；ilyaderevitskiy@gmail.com（I. Derevitskii）；kovalchuk@itmo.ru（S. Kovalchuk）ORCID：0009-0000-1233-3281（C. Li）；0000-0002-8624-5046（I. Derevitskii）；0000-0001-8828-4615（S. Kovalchuk）[1]通讯作者。电子邮箱：316325@niuitmo.ru

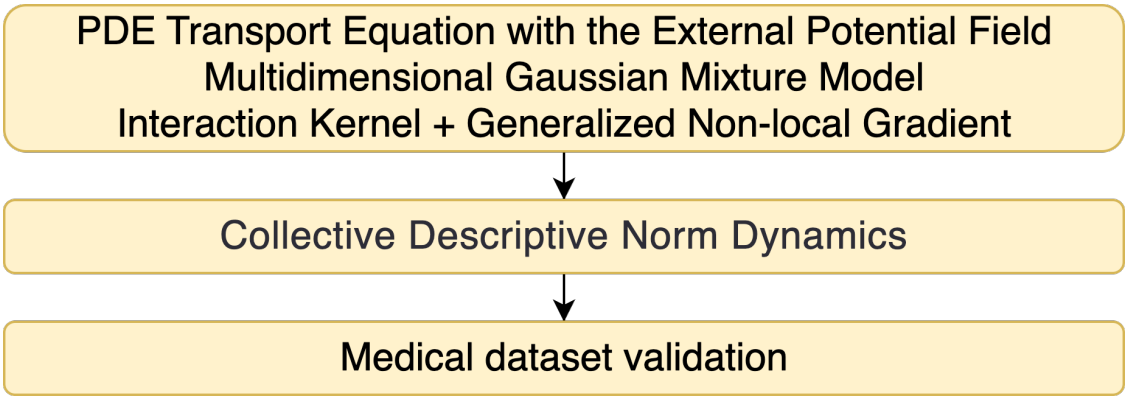

图 1：在医疗数据集上验证我们的描述性规范模型

为避免完全假设性的实验，本研究基于来自主要国家大型医疗中心的真实新冠肺炎医疗数据，利用数学模型开展数值实验，系统研究描述性规范的传播与共享机制。医疗实践受到历经一个世纪演变的规范严格约束，具有全场景刚性特征（所有操作均嵌入规范框架之中），这与其他社会领域显著不同（例如，在中国，拥有博士学位的医生必须完成为期三年的标准化培训）；同时，规范也在持续动态演变，使新冠肺炎大流行这一快速变化的环境成为验证上述机制的理想场景 [19, 20, 21]。

结合该数据集与专家见解，我们识别出两种经验模式：(1) 国家临床指南自上而下地推动趋同，形成新的集体描述性规范；(2) 新出现的变异株引发自下而上的实践转变，违背先前的指南，从而产生修订后的描述性规范。我们的目标是通过一个集成的基于智能体的框架，对这些自上而下/自下而上的规范动态进行建模，并利用计算输入捕捉差异化的传播模式，包括变异株出现时间线、指南发布以及实践与事实之间的相互依赖关系。模型的抽象示意图见图 1)。

2. 相关工作

构建描述性规范计算模型的关键，在于打通个体／集体、信念／行为以及主观／客观这几个维度之间的多维构造。近似的“观察—猜测”贝叶斯方法并不适合描述作为集体描述性内容的描述性规范的传播与共享模式 [22]。此外，许多类似模型 [23, 24, 25, 26, 27] 倾向于使用假设性的制裁／惩罚来规范智能体对规范的学习；然而，在现实社会中，违反描述性规范往往不会立即受到惩罚，即使是在医疗领域也是如此。此外，这类违反行为可能并非出于负面动机。我们也关注规范学习的认知层面，但不将惩罚视为首要因素 [25]。这是因为，博弈中“惩罚束”学习到的策略，或元规范（要求惩罚违规者），都是在无法控制智能体动机时采用的。然而，在描述性规范的传播过程中，主客观、个体感知范围与集体实际倾向之间的复杂系统分层问题才是核心。不同于 [30, 31, 32], 的观点，我们认为描述性规范并非只是对统计规律的观察，也不是缺乏“应然性”的常识，这一点在医疗数据集中尤为明显。我们认同这样的观点：在分布式场景中的持续互动构成了真实的规范感知 [33, 34], ，而非仅仅根据行为推断（猜测）规范 [35, 30]。所谓的敌友区分以及对合作对象与竞争对象的识别，并非描述性规范生成所依赖的可靠假设 [35, 36]。对他人情感推理的建模 [37] ，以及根据情绪表达推断他人的信念与欲望 [38]，都不符合复杂系统中的建模方式；它们更适用于人机协作。社会压力促使“应然”意义传播，而我们模型中的梯度也能产生类似效果 [31]。通过权衡成本与收益来决定行动的建模方法，也可以扩展到我们的广义非局部梯度 [39]。伦理规范也可以作为我们选择数据集的依据，只需将临床指南与实践规范扩展到道德倾向即可。

3. 数学模型

$P(x,t)$ 表示时刻 t 持有意见 x 的人群规模。我们的自动聚合数学模型[10, 12, 13, 15, 11] 将描述意见流行度动力学的函数 $P(x,t)$ 扩展为描述群体对集体描述性规范的违反与遵从。描述性规范在人群中传播并共享，表现为意见流行度的变化。

模型假设总人口保持不变，分布变化仅由扩散和迁移引起：扩散反映意见的随机波动，而迁移则代表由社会影响引发的、有方向的主动意见变化。

具体而言，该数学模型基于以下假设：个体只感知意见空间 [40] 中相邻区域的信息；个体不仅学习规范，还会决定何时遵从，从而调整感知范围和方向 [41, 42]；不同个体对“何为正常行为”有着各自主观感知 [8]；群体意见的移动方向，体现了规范感知与群体行为之间的动态互动。

我们扩展了经典输运方程框架 [13, 14],，并将 P(x,t) 的数学描述写为：

$$\frac{\partial P}{\partial t} = d\nabla^2 P - \nabla \cdot [P\,(cG(P) - \nabla V(x))]\,, \tag{1}$$

其中，$d\nabla^2 P$ 为扩散项，$-\nabla \cdot [P\,(cG(P) - \nabla V(x))]$ 为迁移项。$V(x) = k \cdot (x - x_{\text{target}})^2$ 是外部势场函数，遵循力等于势能负梯度这一物理原理；k 是势强度参数，x_{target} 是目标位置。在不存在具有空间依赖性引导作用（例如宏观规范调节）的外力场时，迁移项会自动简化为 $-c\nabla \cdot (PG(P))$。$G(P)$ 是感知的流行度分布梯度，定义如下：

$$G(P) = \int_{-\infty}^{\infty} P(x+y,t)g(y)dy, \tag{2}$$

$$g(y) = \frac{1}{2\mu} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \left(e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2} - e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y+\mu}{\sigma}\right)^2} \right). \tag{3}$$

外部势场根据系统中存在的意见簇数量有条件地激活，从而在保持原始输运方程模型基本结构的同时，实现对意见聚合行为的动态控制。

基于偏微分方程的意见动力学所生成的意见运动模式，可以形式化地建模为集体描述性规范，其中方程1 中涌现的时空构型直接体现了总体共识的统计特性。

鉴于个体具有关于“何种行为构成正常行为”的主观感知 [8], 我们可以使用融合主观感知与客观感知的多维高斯混合模型来刻画描述性规范 [8, 43]。方程4中定义的客观集体规范（OBJ）通过加权混合 K 高斯群组，量化总体共识。至关重要的是，方程 5 中的主观个体规范感知（SINP）通过去中心化交互动态演化，形成自适应加权的高斯混合模型，反映对集体规范的实时推断。

$$\text{OBJ} \quad = \quad \sum_{i=1}^{K} w_i \cdot g(x|\mu^i_{\text{group}}, \sigma_{\text{group}}) \tag{4}$$

$$\text{SINP}_j \quad = \quad \sum_{i=1}^{K} w^i_{\text{sub}} \cdot g\left(x|\mu^i_{\text{sub}}, \sigma_{\text{sub}}\right) \tag{5}$$

OBJ 可通过数据集分析和模式识别建模获得，并可针对不同数据集采用不同的获取方法。在时间 t，所有 x 中由 $p(x,t)$ 形成的集体分布构成客观集体倾向或客观集体描述性规范。

我们将每个^{x_j}在 $P(x,t)$ 不同位置上的个体视为拥有各自 SINP 的自主主体$_j$。公式3 中的感知核函数通过两个内部高斯分布的复合，刻画双边人气差异，使智能体能够 assimilate 局部信息并形成主观规范感知。SINP$_j$ 在每个空间位置上，通过将初始分布中的峰值位置、平方半宽和归一化高度映射为高斯均值、方差和权重，在由 σ_{init}-|μ_{init}|确定的自适应窗口内，于初始化阶段构建高斯混合模型；SINP$_j$ 则利用核密度估计提取峰值特征，并通过带宽控制对局部采样的观点数据进行平滑，从而动态更新该模型；在适应不断变化的群体动态的同时，保持参数映射原则。SINP 的初始化和更新操作$_j$ 主要通过基于数学形式化设计的算法代码实现；这些形式化方法允许存在多种实现变体，而非由数学公式内在地唯一规定。我们的定制代码架构可参阅附录B。

广义非局部梯度是一种通过核函数扩展的微分算子。方程 2 表明，感知梯度 $G(P)$ 表示感知与核函数之间的互相关量 g——这是应用数学和物理学中的一种经典交互核方法 [12, 14, 9, 15]。这一感知核决定了个体在评估梯度时如何权衡邻近观点的人气。

当 $\mu > 0$ 时，迁移过程可简化为沿着 $P(x,t)$ 的梯度攀升，表现为趋向集体描述性规范的自聚集。当 $\mu < 0$ 时，核函数的极性反转（$g_\mu(y) = -g_{-\mu}(y)$），引发自动规避行为，导致偏离集体描述性规范。

增大 σ 表示信息收集能力增强（观点覆盖范围更广），而增大 μ 则会提高对异议观点的关注度（更加关注较远的观点）。当 $\mu \to 0^+$ 且 $\sigma \to 0^+$ 时（即 g 退化为关于原点的带符号狄拉克 δ 函数），$G(P)$ 收敛至常规导数 $\partial P/\partial x$，从而确立 $G(P)$ 是空间导数 [14, 9, 15] 在数学上严谨的非局部推广。这一数学表述在微观主体相互作用与宏观规范结构之间建立了严谨的对应关系，说明观点动态偏微分方程的解轨迹如何通过其特征性的聚类模式和稳定性，根本性地编码不断演变的描述性规范。

4. 数值实验设置

4.1. 数据与问题描述

该可计算模型可扩展至多个数据集。利用来自一家全球主要医疗中心的新冠肺炎真实世界数据（6,188条观察记录，1,992个唯一病例，其编号采用类似 "GACAk+Q" 的标识符），治疗数据包括33个受控列（药物/操作）、14个监测列（状态变化）和7个元数据列，患者状态特征中还包含前缀；完整表头见附录 C。

该数据集直接纳入了在该医疗中心接受治疗的患者临床记录，时间跨度从该国第一轮疫情于2020年5月13日开始，一直到第二轮疫情于2021年3月4日有效结束。此外，数据集还包括该医疗中心发布全国新冠肺炎临床指南第6版至第11版的正式发布日期。该中心记录的关键流行病学事件日期也被纳入其中，即：首例确诊COVID-19病例的发现日期、实施封锁措施的日期，以及首次发现阿尔法变异株和贝塔变异株的日期。具体内容见图 2。

基于医疗中心的三个关键事件——收到第7版指南、首次检测到阿尔法变异株以及收到第10版指南，我们根据入院时间将两次疫情波次划分为5个时期，并按升序编号。结合数据集与专家意见，我们人工识别出这五个时期数据中的以下两种经验模式：1. 国家层面的宏观临床指南发布后，自上而下的直接影响促使微观层面的实践倾向发生变化，进而形成新的集体描述性规范，并与新的规范模式呈现简单的“趋同”关系；2. 新变体导致的医疗现实变化促使微观层面的医疗控制项目实践倾向发生变化，从而形成新的描述性规范，并与此前的临床指南形成“违反”关系。

我们的实验目标是通过一个综合数学框架，对嵌入这两种模式中的“集体描述性规范”的自上而下和自下而上的动态演化进行定量刻画。该框架将自主多智能体偏微分扩散-迁移模型与多维高斯混合模型相结合。此方法使我们的数学模型能够捕捉通过人工检查观察到的规范传播与共享的差异模式。为实现这一目标，我们将采用包括机器学习在内的各种计算方法，对医疗

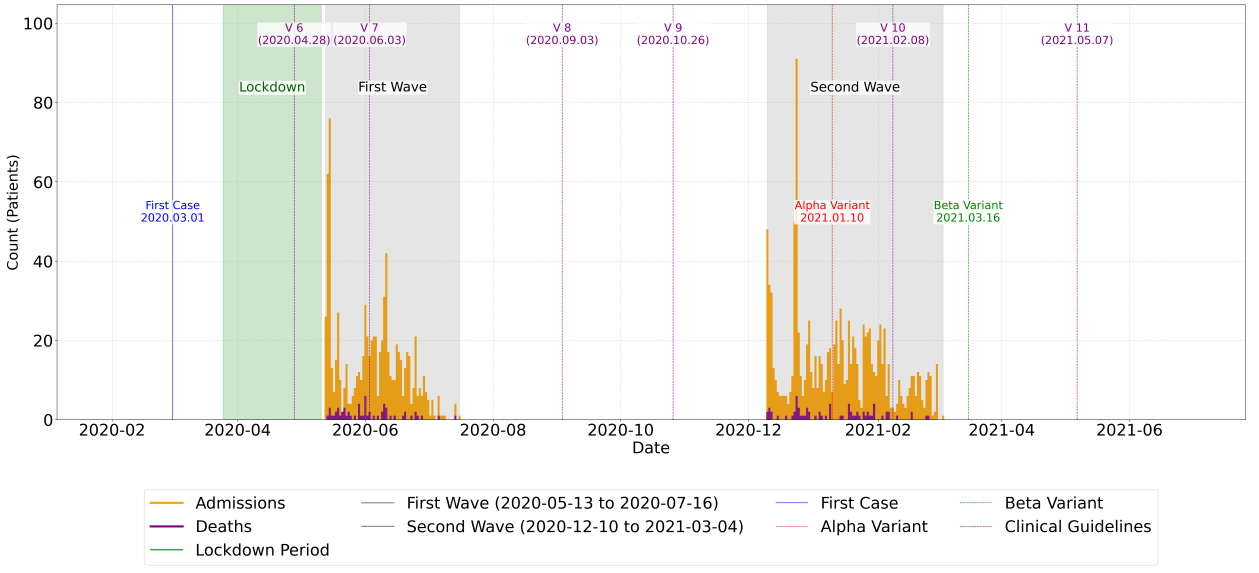

图2： 关键事件时间线：新冠肺炎指南发布（第6至第11版）；疫情波次（第一波开始：2020年5月13日；第二波结束：2021年3月4日）；首例病例发现；封锁；医疗中心的阿尔法/贝塔变异株识别。

表1参数汇总

核函数 σ	核函数 μ	势 k	扩散 d
迁移 c	目标 x_{target}	梯度 G	核函数 g
OBJ	SINP	高斯混合模型 K	密度 P_h
频率 ω	相位 ϕ	振幅 ΔP	定义域 L
分辨率 N_x	$\Delta\mu$	$\Delta\sigma$	势 $V(x)$

实践倾向的变化、医疗事实的变化、医疗事实变化对医疗实践倾向的影响，以及不同相位中新变体出现和临床指南发布的时间信息，作为模型输入。1。

4.2. 问题设置

为实现实验目标，我们的规范演化系统动力学规范包括：通过线性稳定性分析对扩展的偏微分方程框架进行理论验证，以及根据需要输入模型的数据集对医疗动态进行建模。

4.2.1. 基于势场的线性稳定性分析

对描述性规范（“意见孤岛”的形成与演化）随时间在空间中演变的研究，基于对线性扰动进行数值条件分析。扩展输运方程的迁移项后，我们在此重新推导偏微分方程（详见附录A）。我们仍从分析以下替换开始：将时空函数 $P(x,t)$ 替换为常数均匀人群水平 P_h，再加上振幅随时间变化且较小的正弦空间扰动 $\Delta P(t)$ [44, 13, 14]，具体如下：

$$P(x,t) \to P_h + \Delta P(t)\sin(\omega x + \phi). \tag{6}$$

通过代入，方程 1 可近似为以下关于 ΔP的方程：

$$\frac{d\Delta P}{dt} = \left(- d\omega^2 + c\omega P_h \int_{-\infty}^{\infty} \sin(\omega y) g(y) dy + 2k \right) \Delta P. \tag{7}$$

定义 $Q(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sin(\omega y)}{\omega} g(y) dy$，其中 $Q(\omega)$ 的取值范围严格限定在区间 $[-1, 1]$ 内，图案形成的条件是，对于 $\omega > 0$:

$$Q(\omega) > \frac{1}{c P_h} \left(d - \frac{2k}{\omega^2} \right). \tag{8}$$

当方程 8 成立时，特别是当 $Q(\omega) \to 1$ 对于 $\omega \to 0$ 从而得到条件 $c P_h > \left(d - \frac{2k}{\omega^2} \right)$时，均匀人口分布变得不稳定并在意见空间中形成异质模式这一结论仍然成立。详见附录方程 18 。

4.2.2. 动态医疗因素的计算建模

连续倾向场建模 我们将五个时间段内的33个二元治疗特征（取值为0/1）建模为五个33维高斯混合模型（高斯混合模型）。对于五个临床时期中的每一个，我们将33个二元控制特征（包括_立即_对照和_动态_控制变量）转换为连续倾向场 [45, 46, 47] i j $a_{ij} = \frac{1}{L_i} \sum_{t=1}^{T_i} x_{ij}(t) \cdot (1 -$ 。对于患 $0.5 \frac{t-1}{T_i - 1})$ L_i $p_{ij} = 1/(1 + e^{-10(a_{ij} - 0.5)})$ $N \times 33$ 者和特征，我们计算加权激活比，其中为治疗时长，然后进行Sigmoid平滑，以获得倾向矩阵 $\mathbf{P}$。随后，我们使用期望最大化算法拟合高斯混合模型，并利用贝叶斯信息准则选择最优成分 K^*；再通过均值映射 $\boldsymbol{\mu}_k^{\text{orig}} = \boldsymbol{\mu}_s + \boldsymbol{\sigma}_s \odot \boldsymbol{\mu}_k$ 和 delta方法协方差近似 $\boldsymbol{\Sigma}_k^{\text{orig}} = \text{diag}((\boldsymbol{\sigma}_s \odot \sqrt{\text{diag}(\boldsymbol{\Sigma}_k)})^2)$将参数转换至物理空间，同时保留 $[0, 1]^D$ 空间中的临床可解释性，其中 $D = 33$表示医疗决策空间的维度。因此，所得高斯混合模型均值为33维向量，分别对应每种临床决策模式。

在 5 个临床时期（153–557 名患者）中，贝叶斯信息准则选定的高斯混合模型成分（3–5 个）揭示了不同的决策模式：第 2 期有 5 个，其余时期均稳定在 3 个。每个成分 =典型策略： $\boldsymbol{\mu}$ =特征强度均值；协方差 = 模态共现。完整统计数据见附录表 D.2；P2–P $\boldsymbol{\mu}$ 的 33D 特征中排名前 10 的项目4 = 最常见的干预措施见附录D.1

医疗事实差异的统计分析 此处我们采用稳健的方法，比较不同疫情阶段的医疗事实分布。数据预处理将静态特征（对缺失值进行众数填补，并进行病例级去重）与动态特征（线性插值，并进行病例级中位数聚合）区别处理。统计推断采用非参数曼-惠特尼U检验比较组中位数，同时兼顾非正态分布。效应量量化采用 Cliff's Delta（$\delta \in [-1, 1]$），并作方向性解读（$\delta > 0$: 时期文件 1 > 时期文件 2）。多重检验校正采用 Benjamini-Hochberg 假发现率（FDR）控制，以维持 $\alpha = 0.05$家族错误率，并报告原始和校正后的p值。这一综合方法使我们能够对关键疫情阶段进行严格的统计比较：时期1与时期2（附录表 D.6）以及时期3与时期4（附录表 D.7）。

医疗事实与控制列之间的时间因果交互我们的数据由各时期相互独立的横截面观测构成，而非面板数据。受稀疏数据结构（每位患者平均 3.22 条观察）的限制，我们优先识别医疗事实与控制变量之间具有统计显著性的相关模式，而非确立严格的因果机制。经过严格的比较评估，我们发现横截面双重差分（采用聚类稳健标准误的普通最小二乘法）、结合变点检测的隐马尔可夫模型，以及贝叶斯结构时间序列均产生了相当比例的不收敛估计。因此，我们选用双重机器学习作为最优方法，以推导符合领域专家医疗知识的统计关系。

分析工作流始于数据预处理：合并 *pre−/post−intervention* 数据集（使用 Pandas），依据医学知识将缺失值填补为零，将入院日期转换为疫情日偏移量，并对流程阶段进行数值编码，同时剔除 t_point 变量。自动变量分类依据命名惯例，将 X 医疗事实划分为因果驱动因素，将 Y控制列划分为结果变量，并辅以时期虚拟变量。在采用部分线性回归的 DoubleML 框架中，我们明确将医疗事实建模为处理变量（D），将控制列建模为结果变量（Y），并使用随机森林学习器（100 棵树，）进行 5 折交叉拟合，以生成第一阶段预测。这依据 max_depth=5生成了正交化残差 $Y - \hat{E}[Y|X] = \theta \cdot (D - \hat{E}[D|X]) + \epsilon$，从而能够通过剔除控制变量进行第二阶段效应估计^，其中 θ 量化医疗事实的变化如何因果性地影响控制结果。因果效应 $\hat{\theta}$ 通过标准误 $SE(\hat{\theta})$ 进行量化，p 值则由 $t = \hat{\theta}/SE$得出。为控制多重检验，在控制变量组内应用 Benjamini-Hochberg错误发现率校正（$q_i = m \cdot p_i/$排名(p_i)），并将 p 值 $< 10^{-300}$ 稳定在 10^{-300}。诊断验证包括 Jarque-Bera残差正态性检验（$JB = n/6(S^2 + (K-3)^2/4)$）和基于基尼不纯度排名的特征重要性分析。所有 240 行统计因果关系计算结果均予以保留，附录表D.9 列出了前 20 行以供参考。

5. 数值实验

基准参数固定为域大小 $L = 20.0$、空间分辨率 $N_x = 1000$、初始密度分布$P_0(x) = 1.0 + 0.01\sin(0.2x)$、扩散系数 $d = 0.2$和迁移系数 $c = 1.0$。为确保评估自适应感知机制时保持一致，三项数值实验均采用相同的设置。

5.1. 从均匀状态自上而下收敛

由于维数灾难，将五个特定时期的33维高斯混合模型直接扩展至偏微分方程框架并不可行：将连续倾向空间从1维离散化至33维需要 1000^{33} 个网格点，使计算难以实现。为解决这一问题，我们采用降维策略，将每个特征维度 $d \in \{1, \ldots, 33\}$ 投影到所有GMM分量上，通过33个单变量目标分布 $\{\mathcal{T}_d\}_{d=1}^{33}$来实现客观集体规范（OBJ）。每个 $\mathcal{T}_d$ 都定义了倾向空间 $P(x,t)$所有位置上智能体的拟合目标，使智能体行为轨迹逐渐演变，以匹配与维度 d相对应的分布 $\mathcal{T}_d$。这一目标驱动机制构成了第一项实验的基本前提。

对第2阶段倾向场的建模表明，根据复杂因素，羟氯喹、阿奇霉素和氯喹在第一波期间在此处被错误地广泛使用[48, 49, 50]。第一波之后，v8/v9 指南指出羟氯喹/氯喹疗效不足且存在心脏风险，因此限制了它们的使用。因此，它们的倾向性排名大幅下降：羟氯喹（1→28）、氯喹（8→29）、阿奇霉素（4→27；与羟氯喹联合使用）——见附录表 D.3。

在此背景下，我们展示了根据 v8/v9 指南指导所学习的阿奇霉素控制措施的描述性规范模式。该模式是在系统内意见分布均匀的初始条件下模拟得出的，未使用外部势场项（图 3）。

每个空间位置 x_i 处的主观规范感知（SINP）模型根据局部人口密度分布进行初始化，其中窗口半径 $r = 5\max(\sigma_{\text{init}}, |\mu_{\text{init}}|)$ 定义了检测 $P(x)$局部峰值的区间 $[x_i - r, x_i + r]$。给定检测到的 K 个峰值，其位置为 $\{m_k\}$、高度为 $\{h_k\}$，高斯混合模型（GMM）参数初始化为 $\pi_k = h_k/\sum_j h_j$、$\mu_k = m_k$和 $\sigma_k^2 = \max((\text{半峰全宽}_k/2)^2, 10^{-3})$，其中半峰全宽$_k$表示第 k 个峰值的半高全宽。模拟过程中，SINP 通过加权抽样进行动态更新：按照与 $P(x)$ 成正比的权重抽取数据点，并重新估计 GMM 参数，以适应性地捕捉不断演变的群体规范。

人口密度加权平均 Wasserstein 距离计算为 $d_{\text{avg}} = \frac{\sum_i P(x_i)\cdot d_W(\text{SINP}_i, \text{target}, \text{其中} d_W \text{表示位置 } x_i \text{ 处的 SINP 模型与目标高斯混合模型之间的 Wasserstein 距离，}}{\sum_i P(x_i)}$近似表示为 $d_W \approx (1/N)\sum_{j=1}^{N} |x_{(j)} - y_{(j)}|$，其中 $\{x_{(j)}\}_{j=1}^{N}$ 和 $\{y_{(j)}\}_{j=1}^{N}$ 分别是从相应分布中抽取的有序样本。感知核参数根据 $\sigma \leftarrow \text{clip}(\sigma + \eta \cdot d_{\text{avg}} \cdot \mathbb{I}(d_{\text{avg}} > \tau), \sigma_{\min}, \sigma_{\max})$ 和 $\mu \leftarrow \text{clip}(\mu + \eta \cdot d_{\text{avg}} \cdot \mathbb{I}(d_{\text{avg}} > \tau), \mu_{\min}, \mu_{\max})$进行更新，其中 η为学习率，τ为收敛阈值，$\mathbb{I}(\cdot)$为指示函数，clip$(\cdot)$ 用于施加边界约束；当 $d_{\text{avg}} < \tau$时，更新停止，表示趋同至目标分布。

如图 4所示，在前 150 个时间单位内，我们保持以下固定参数值：$\sigma = 0.1$ 和 $\mu = -5$。此后，在每个空间位置 x_i 处启用主观规范感知（SINP）及相应核函数的自适应更新

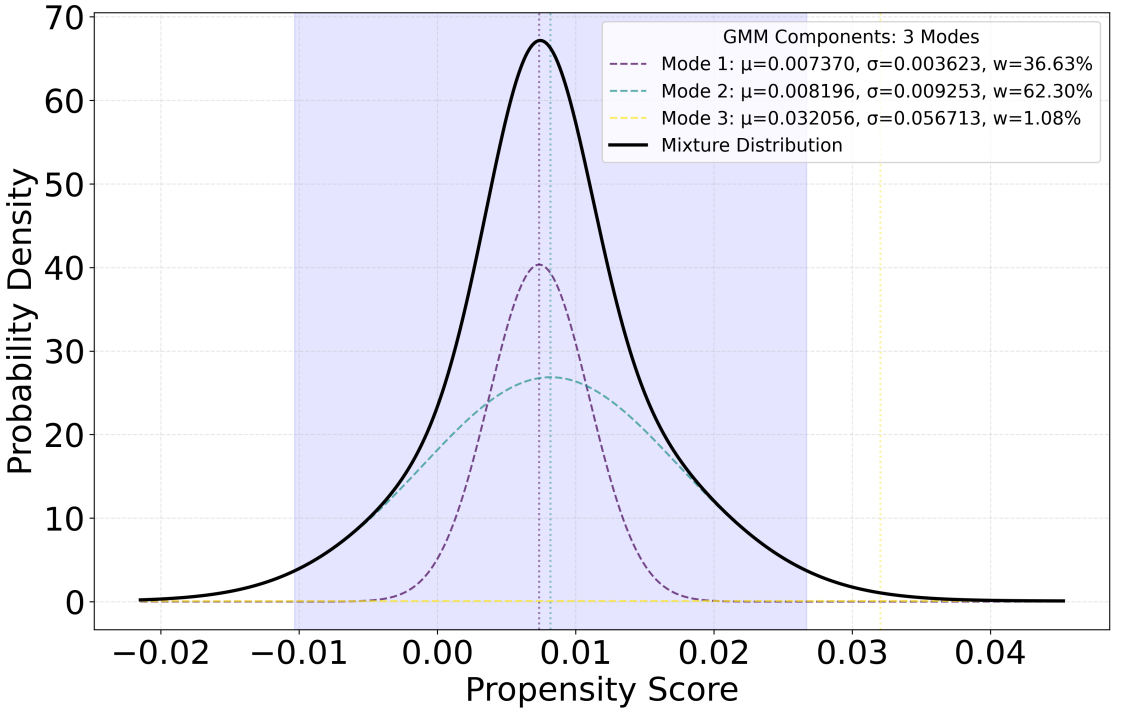

图 3： 将针对阿奇霉素对照特征（目标OBJ-GMM），基于第 3 期文件拟合的 33 维高斯混合模型中的三个分量投影出来。

参数 σ 和 μ。图 5 展示了在截至 $t = 700$ 个时间单位的自适应更新过程中，描述性规范（即由意见空间中所有位置组成的意见分布$p(x,t)$）与目标客观分布（阿奇霉素高斯混合模型，参见图 5）之间的人口密度加权平均 Wasserstein 距离。

5.2. 势场引导的规范重构：基于违规动态

本实验基于实验1，采用自下而上的方法，根据医疗事实的变化调整医疗对照项目，从而生成新的集体描述性规范。医疗事实变化的直接原因是，在大流行第二轮疫情期间，该医疗中心于2021年1月10日首次检测到阿尔法变异株。在第10版国家临床指南发布之前，以阿尔法变异株出现的时间为界，将前后划分为两个时期（第 3 期和第 4 期），并分别建模为 33 维高斯混合模型（GMM）。

与第 3 期相比，阿尔法变异株导致第 4 期中中效皮质类固醇泼尼松龙（排名从 26 升至 10）和甲泼尼龙（排名从 19 升至 13）的使用倾向增加。然而，它也导致长效强效皮质类固醇地塞米松（排名从 4 降至 5）的使用减少；该药物曾在第 8/9 版指南中被推荐使用。相应地，根据第 8/9 版临床指南须与皮质类固醇联用的抗凝剂依诺肝素钠，在阿尔法变异株出现后使用量也有所下降（排名从 16 降至 25），如附录 D.5所示。这与疾病进展无关，因为与第 2 期（第一波的后半段）相比，第 4 期的泼尼松龙使用量同样显著上升（排名从 32 升至 10），如附录 D.4 所示。

为刻画新型阿尔法变异株导致医学事实发生变化后，微观层面持续调整实践并违反临床指南先前版本要求，进而形成新的集体描述性规范这一过程，我们在实验2中采用了以下方法。这里以中效糖皮质激素泼尼松龙为实验对象。

基于使用双重机器学习方法进行的因果推断分析，作为控制变量的泼尼松龙在统计上显著受到 12 项医疗驱动事实的影响。通过第4.22节所述的非参数曼-惠特尼U检验，我们量化了每项医疗事实的内在变化强度（效应_大小_值）

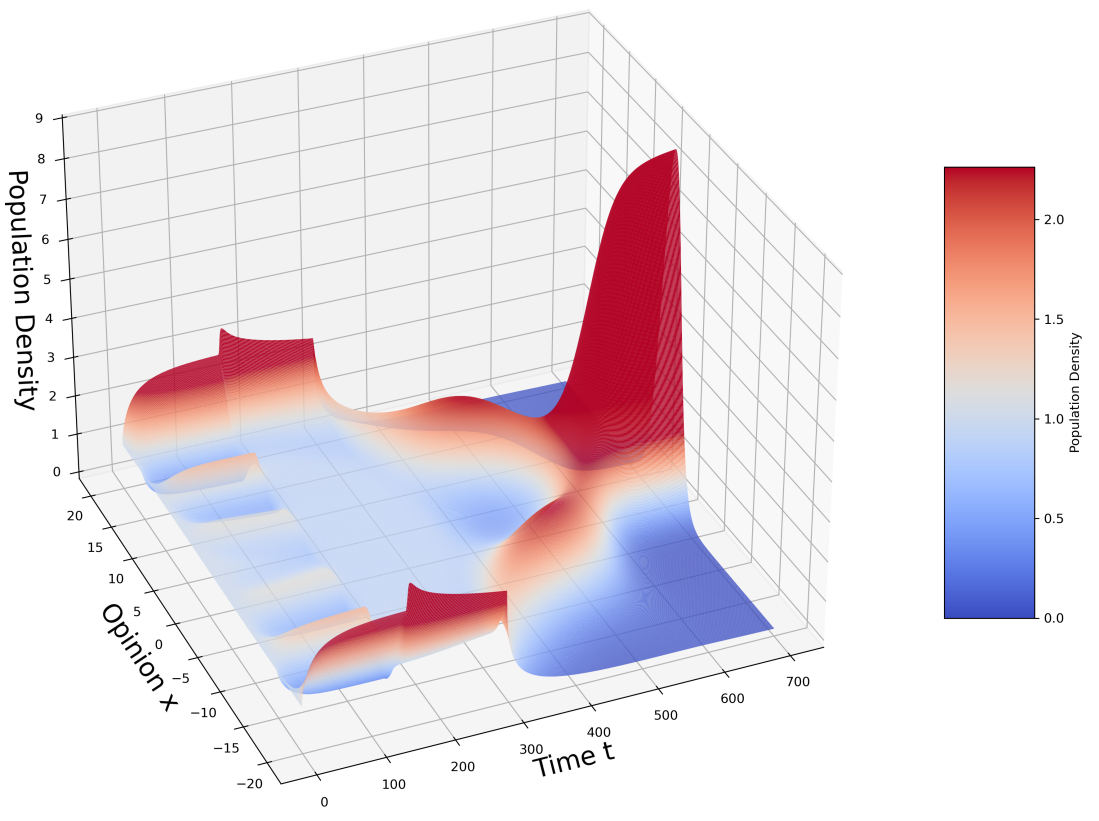

图 4： 阿奇霉素对照下意见空间中时空人口密度演化的三维曲面图； $L = 20$, $N_x = 1000$.

阿尔法变异株暴发后第 3 期与第 4 期之间的内在变化。我们使用效应_大小_值作为表征医疗事实内在动态强度的一级权重，并使用从统计因果推断中获得的因果效应作为反映其对目标变量的方向性和强度影响的二级权重，通过二者的乘积定义双重加权的因果影响强度。将 12 项驱动事实的因果影响强度进行代数求和后，我们获得了泼尼松龙控制变量的净因果效应。

我们假设医疗事实数据的变化作为智能体的外部输入，直接提供净因果效应 delta_mu 和 delta_sigma。系统通过计算感知梯度的 L2 范数 G (梯度_强度 $= \sqrt{\sum G^2 \cdot dx}$) 来量化意见分布的空间异质性，并使用双曲正切函数将其映射为自适应因子：适应_因子 $= 0.5 \times (1 + \tanh(\text{梯度_强度} - 0.5))$，使参数更新率与空间分歧程度成正比——当医疗实践意见高度分歧时加快调整，在意见趋于一致时放慢调整。同时，系统实施时间尺度校准策略，其中 time_amplification $= 1 + 0.01 \times dt$ 使效果每 100 个时间单位翻倍，有效解决了不规则更新间隔导致的累积效应失真。最终，参数更新公式 param_updater.mu += delta_mu $\times$ adaptation_factor $\times dt \times$time_amplification（sigma 采用相同的处理方式）有机地整合了净因果效应、空间异质性和时间动力学这三个维度。

本研究首先采用实验1中的方法，对第 3 期的泼尼松龙描述性规范高斯混合模型进行拟合（在 $t = 700.0$ 处的最终 Wasserstein 距离为 0.312819 ）。随后，根据实验 2 中的因果网络效应更新核函数参数。在取消目标高斯混合模型设置的同时，激活空间势场，并假设医务人员在面对 Alpha

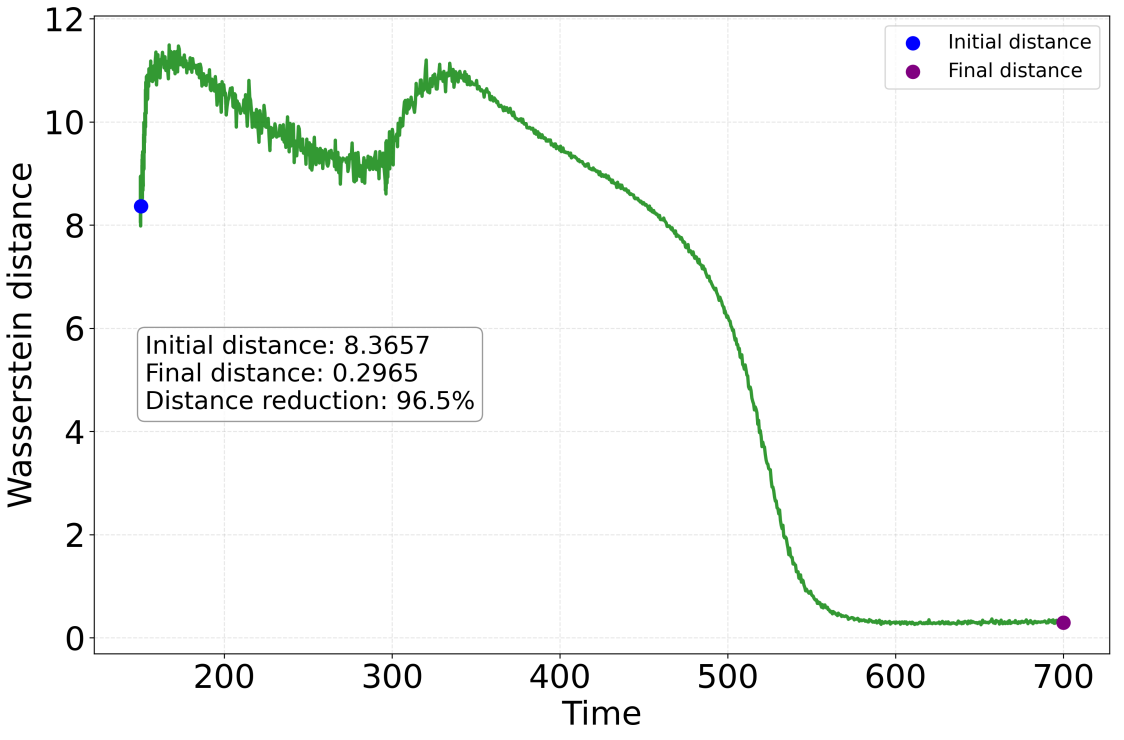

图 5： 阿奇霉素对照特征的模拟人口分布与目标高斯混合模型之间 Wasserstein距离的时间演化

变体时，尽管最初缺乏共识，但其长期的专业培训经验仍会在意见空间中对泼尼松龙实践倾向的某一特定位置产生集体吸引力。完整的拟合三维可视化结果和距离演化过程如图 6和 7所示。

5.3. 无目标和势场的自下而上涌现

最后一项实验不使用势场或目标函数，只让智能体根据外部驱动事实的变化，结合因果效应、空间异质性和时间动力学来更新核函数参数 sigma 和 mu。实验设置与实验2完全相同，唯一的改动是移除了势场引导。如图8所示，结果呈现出向最小值和最大值扩散的波浪状变化，并维持一段时间，之后出现多个小峰值，继而形成局部意见簇，围绕三个稳定峰值分布，构成泼尼松龙的集体描述性规范。第4期数据集中，针对泼尼松龙对照特征的高斯混合模型计算得出的最终人口加权 Wasserstein距离为 8.942314，如图 8所示。

6. 实验结果讨论

实验1结果表明，在临床指南的直接约束下，通过比较个体 SINP 与目标函数的距离来更新核函数，我们的模型能够在宽度为 40 的意见空间中收敛并形成集体描述性规范；在实际数据集周期3的阿奇霉素对照特征上，模型与33维高斯混合模型中的三分量投影高斯混合模型之间的人口加权 Wasserstein距离为 0.2965。尽管与图 3中最大分量2的均值 0.008 相比，该 Wasserstein距离的精度仍有提升空间，但考虑到整体意见空间宽度为 40 的尺度范围，这一结果仍然是积极的。这表明，每个位置智能体通过对周围行为进行核函数局部采样，更新其 SINP 所表征的对正常行为的主观感知，从而在宏观层面实现依赖指南的规范的传播与共享。

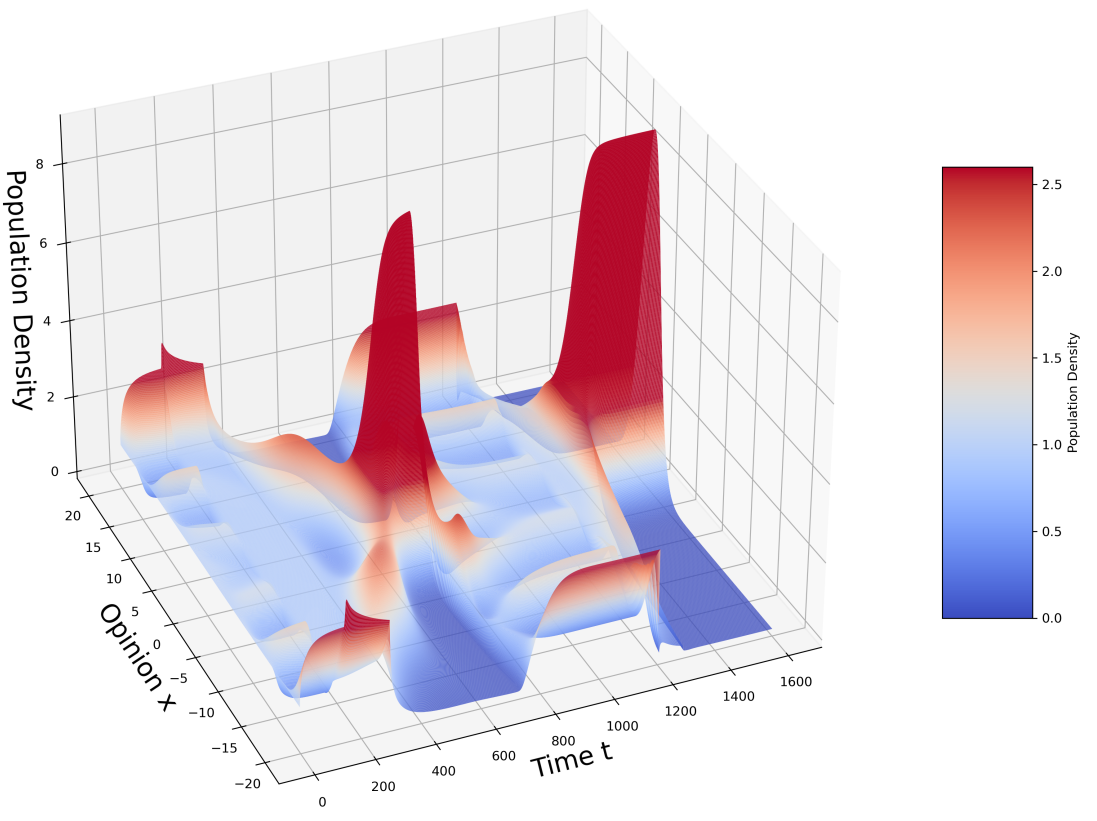

图6： 意见空间中人口密度分布的时空演化：泼尼松龙对照特征 e.

在实验2中，自下而上实验不再具有作为临床指南功能的目标 OBJ。如图 6所示，净因果效应会在激活时诱发自动规避周期3的拟合规范结果。 $\mu < 0$ 逆转了 $G(P)$的迁移方向，导致系统骤然失去聚合力；迁移项占据主导地位，并使峰值区域的人口密度迅速下降。此时， $G(P)$在分布边缘产生强烈的负梯度，将人群推离中心，在两侧形成局部极小值和极大值（波状结构）。在波扩散阶段，势场 $V(x)$ 的影响由非局部迁移主导；这对应于医疗实践中的混乱时期，此时医生对新变体的响应不一致，形成多种临时实践模式（波中的极值）。随着波幅减小，势场的作用逐渐显现，系统最终“稳定下来”。随着波扩散，分布变得更加分散， $G(P)$ 的幅度减小。在此阶段，外部势场成为主导项。长期专业培训经验仍会产生集体吸引力，将系统拉向新的目标位置。随着因果效应不断累积， μ 在局部变为正值；时间_放大效应会增强长期影响；当系统接近新平衡点x_{target}时，非局部梯度 $G(P)$ 与势场梯度 $-\nabla V(x)$相平衡，形成新的单峰稳定分布，对应于新的集体描述性规范。然而，外部空间势场的精度较低；由于动态偏微分方程系统数值解中的各种近似误差不断累积，最终与数据集周期4之间的 Wasserstein距离为 3.4218，表明准确度一般。

实验3在完全独立自主交互条件下进行，结果显示，三个显著峰值的出现以及 8.942314 的 Wasserstein距离表明，系统中的群体尚未收敛到数据集第 4 期的实际模式，而是呈现出多中心实践

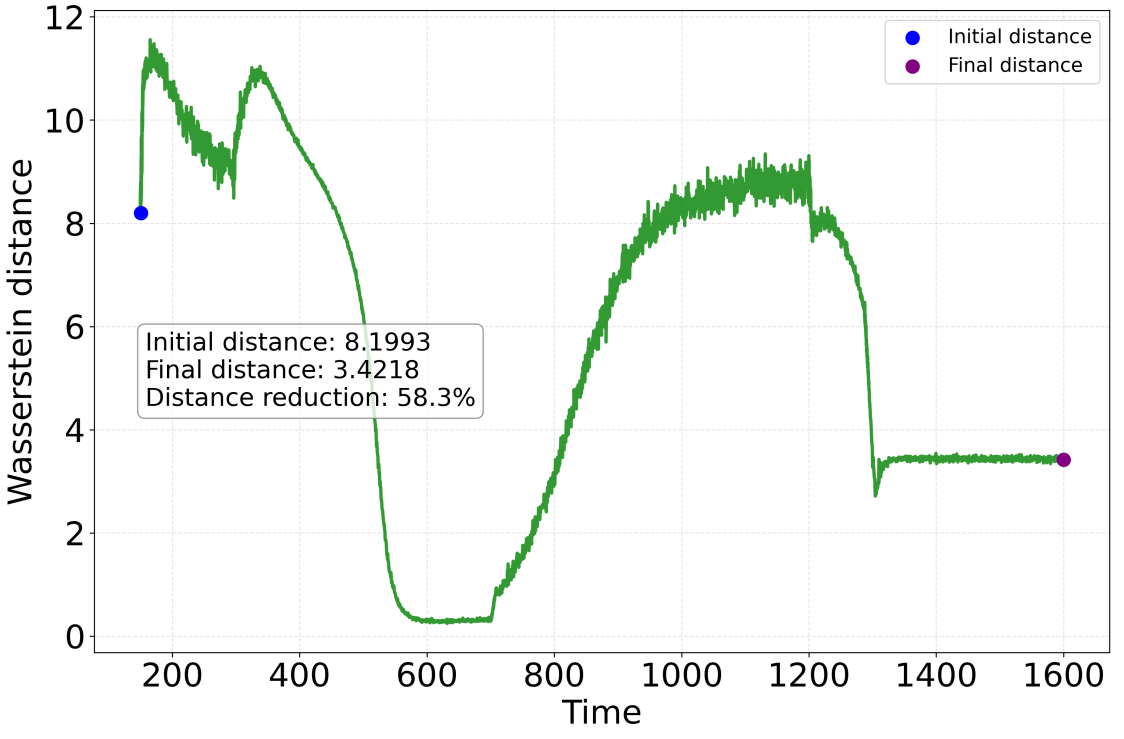

图 7： 泼尼松龙对照组的模拟分布与目标分布之间的加权Wasserstein距离变化：第 3 期最终距离为 0.312819（$t = 700$）；第 4 期最终距离为 3.421837（$t = 1600$）。

碎片化。这表明，累积因果效应使 μ 在三个特定区域内变为正值，从而使各区域形成自我维持的局部规范；与此同时，缺乏引导的 SINP 局部性使人群无法感知全局最优解。

7. 结论与未来工作

威胁僵化理论（TRT） [51] 表明，在威胁条件下，注意力和沟通会减弱，而决策控制则会收紧：注意力减弱表现为 μ 负向偏移（从探索多元异议转向回归共识）；沟通减弱表现为 σ 下降（峰宽变窄），在面对新病毒株导致的负面结果时，人们会聚焦于核心治疗方案。在危机时期，当个体难以理解或批判性地分析局势时，习得行为会变得突出 [52, 53]，人们倾向于维持现状、简化决策并回归熟悉的做法，即便这些做法并不适当 [54]。这与我们数学模型中交互核的参数变化相一致。

我们的工作提供了这样一个基准，为研究集体描述性规范的违反与趋同提供了一个严谨且可计算的模型。以真实世界的数据集为例，可以通过多种方法将新实验扩展到其他数据集。包括本研究在内的现有模型，尚未实现智能体通过完全自主交互来归纳规范的能力。现有的人工智能和自主多智能体系统仍需要由人类预先定义学习目标，并在受限的环境和数据 [44, 55, 56] 中进行训练。我们必须将意见空间扩展到三维，并引入大语言模型进行规范性规范层级测试，从而在临床路径挖掘层面实现规范归纳的准确性。

CRediT 作者贡献声明

Chao Li： 构思、实验、代码编写和论文撰写。**Ilia Derevitskii：** 数据集处理。**Sergey Kovalchuk：** 研究指导。

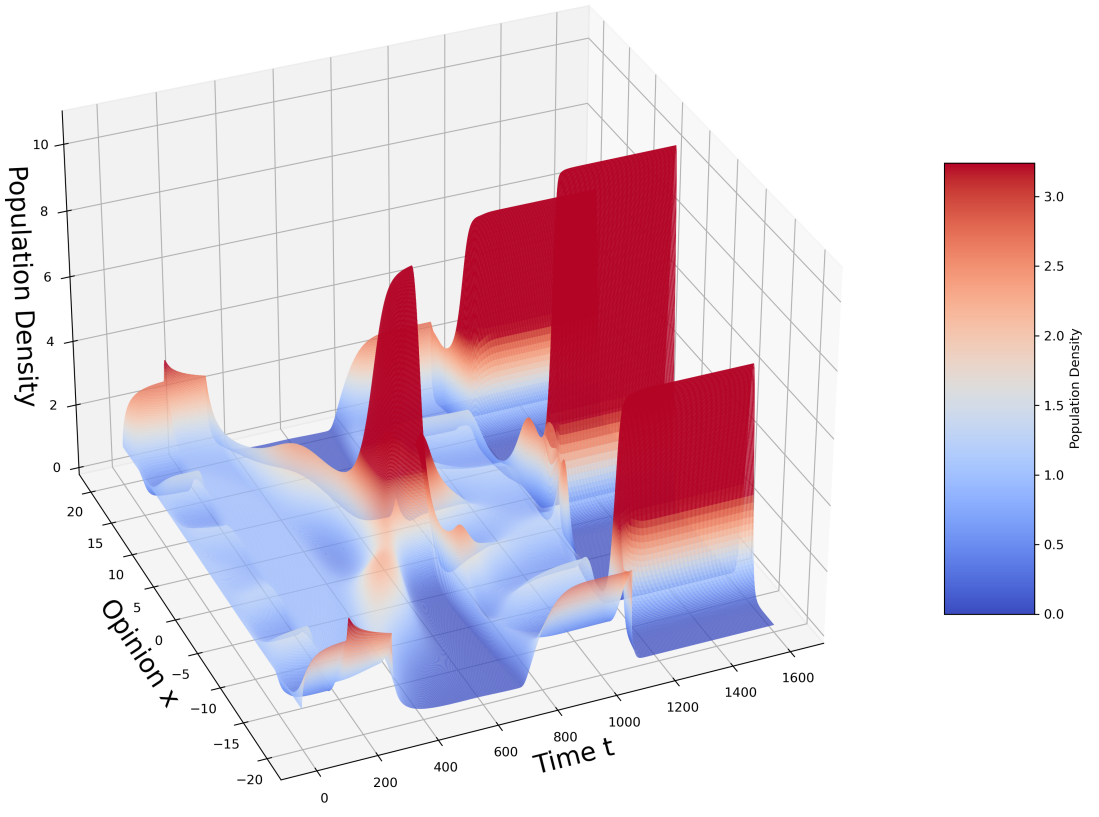

图8：形成　　在无势场引导下，泼尼松龙对照特征形成多个意见簇　　.

8. 附录

附录A 势场下线性稳定性分析的详细内容

在 intr 之后引入外部势场 $V(x) = k(x - x_{\text{target}})^2$后，模型方程 1 变为　　s:

$$\frac{\partial P}{\partial t} = d\nabla^2 P - \nabla \cdot [P\,(cG(P) - \nabla V(x))] \tag{9}$$

这里，$\nabla V = 2k(x - x_{\text{target}})$。为了分析引入势场后线性扰动的变化，我们同样将 $P(x,t)$ 替换为均匀种群水平 P_h 加上正弦空间扰动 [13, 14, 15]，其中振幅 $\Delta P(t)$随时间变化且较小：

$$P(x,t) \to P_h + \Delta P(t)\sin(\omega x + \phi). \tag{10}$$

将其代入方程（1）可得：

$$\begin{aligned}\sin(\omega x+\phi)\frac{d\Delta P}{dt} = & -d\omega^2\sin(\omega x+\phi)\Delta P \\ & -c\frac{\partial}{\partial x}[P_h+\Delta P\sin(\omega x+\phi)] \\ & \times\int_{-\infty}^{\infty}\{P_h+\Delta P\sin[\omega(x+y)+\phi]\}g(y)dy \\ & +\frac{\partial}{\partial x}\left[(P_h+\Delta P\sin(\omega x+\phi))\cdot 2k(x-x_{\text{target}})\right].\end{aligned} \tag{11}$$

忽略 ΔP 的二阶项，并利用 $g(y)$ 是奇函数这一性质，迁移项的线性近似为：

$$-cP_h\frac{\partial}{\partial x}\int_{-\infty}^{\infty}\Delta P\sin[\omega(x+y)+\phi]g(y)dy+(\text{potential field term}). \tag{12}$$

继续简化迁移项：

$$\begin{aligned}= & -d\omega^2\sin(\omega x+\phi)\Delta P+c\omega P_h\sin(\omega x+\phi)\Delta P \\ & \times\int_{-\infty}^{\infty}\sin(\omega y)g(y)dy \\ & +(\text{potential field term}).\end{aligned} \tag{13}$$

现在考虑势场项：

$$\begin{aligned}&\frac{\partial}{\partial x}\left[(P_h+\Delta P\sin(\omega x+\phi))\cdot 2k(x-x_{\text{target}})\right] \\ =&2kP_h+2k\Delta P\sin(\omega x+\phi) \\ &+2k(x-x_{\text{target}})\omega\Delta P\cos(\omega x+\phi).\end{aligned} \tag{14}$$

外部势场作用于均匀背景所产生的净通量，会导致背景密度随时间演化。在线性近似中，常数项 $2kP_h$ 对应于均匀背景的演化（这是势场引起的全局压缩效应所致，如图 9和10 所示，其中两个案例均采用了参数配置（$P_h=1$，$c=1$，$k=$0。01，$d=2$和 $w=0.2$），这些配置排除了自聚集，从而单独考察背景密度随时间的演化）。

分析扰动增长率时，我们关注与 ΔP 线性相关的项。考虑 x_{target} 附近的一个有限区域，具体而言是 $[x_{\text{target}}-L, x_{\text{target}}+L]$，其中 $L\ll 1/\omega$（即扰动波长远小于区域尺寸）。在该区域内，可以近似认为 $(x-x_{\text{target}})\approx 0$。我们近似忽略项 $2k(x-x_{\text{target}})\omega\Delta P\cos(\omega x+\phi)$。因此，势场项的线性贡献近似为 $2k\Delta P\sin(\omega x+\phi)$。

合并所有项，除以 $\sin(\omega x+\phi)$，并合并 ΔP 的系数，我们得到：

$$\begin{aligned}\frac{d\Delta P}{dt} = & \left(-d\omega^2+c\omega P_h\int_{-\infty}^{\infty}\sin(\omega y)g(y)dy\right. \\ & \left.+2k\right)\Delta P.\end{aligned} \tag{15}$$

如果括号内的系数为正，扰动就会增长，表明均匀分布失稳。定义$Q(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty}\frac{\sin(\omega y)}{\omega}g(y)dy$后，图案形成的条件是 $\omega>0$：

$$Q(\omega)>\frac{1}{cP_h}\left(d-\frac{2k}{\omega^2}\right). \tag{16}$$

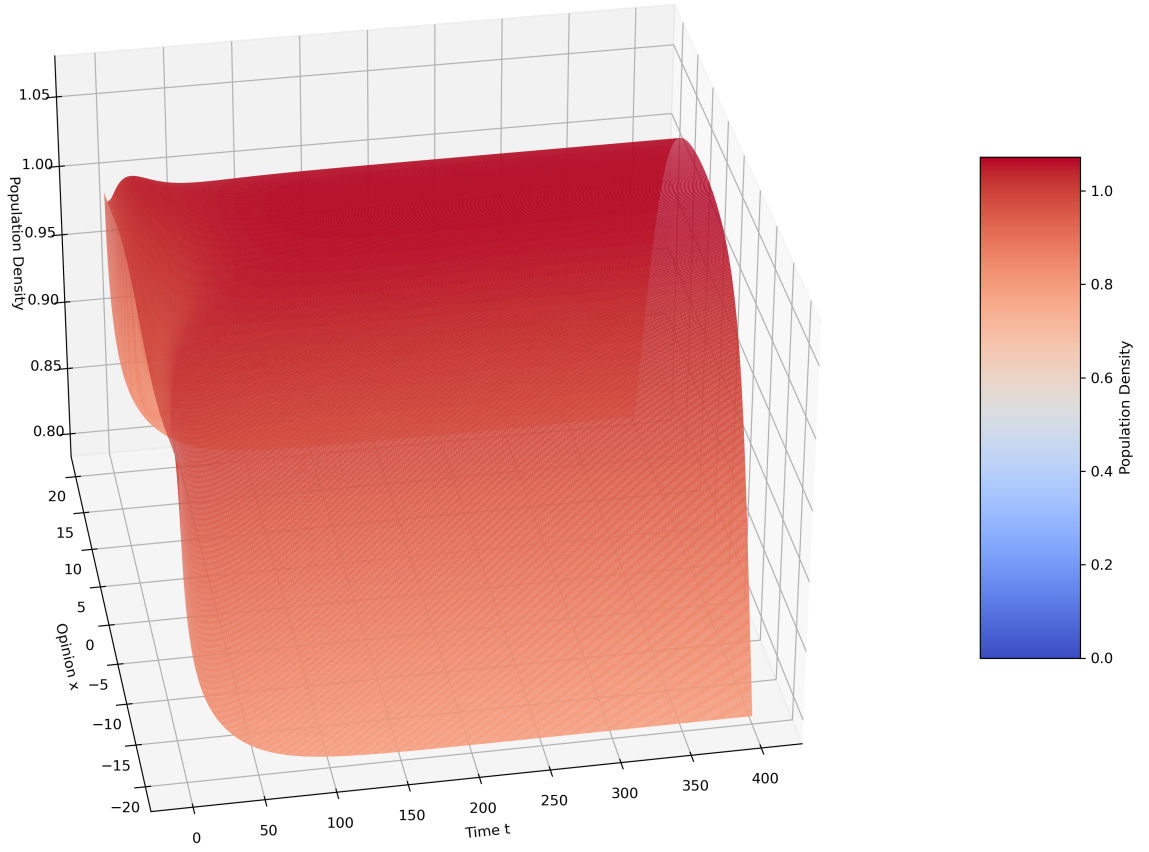

图9：不存在压缩效应。

与原条件 [13, 14, 15] $Q(\omega) > \frac{d}{c P_h}$ 相比，引入势场后（假设$k > 0$），右侧会减小（因为 $\frac{2k}{\omega^2} > 0$），这意味着失稳条件更容易满足。也就是说，势场会促进簇形成，并降低所需迁移强度的临界值。请注意，此近似忽略了势场梯度的空间变化项。如果这一项不可忽略，就必须考虑模态耦合，可能需要通过数值方法或高阶微扰理论进行分析。

我们注意到， $Q(\omega)$ [13, 14, 15] 本身就是 $\sin(\omega x)/\omega$ 在 $x = 0$附近的广义非局部梯度。这表明， $Q(\omega)$ 的取值范围受原函数 $\sin(\omega x)/\omega$的梯度取值范围限制，而该范围为$\cos(\omega x)$，因此 $Q(\omega) \in [-1, 1]$。

此外，我们表明，无论 $g(y)$ 的形状如何，当 $\omega \to 0$ 时， $Q(\omega)$ 都会趋近于其最大值 1，如下所示：

$$\lim_{\omega \to 0} Q(\omega) = \lim_{\omega \to 0} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sin(\omega y)}{\omega} g(y) dy \tag{17}$$

$$= \lim_{\omega \to 0} \int_{-\infty}^{\infty} y\, g(y) dy = 1 \tag{18}$$

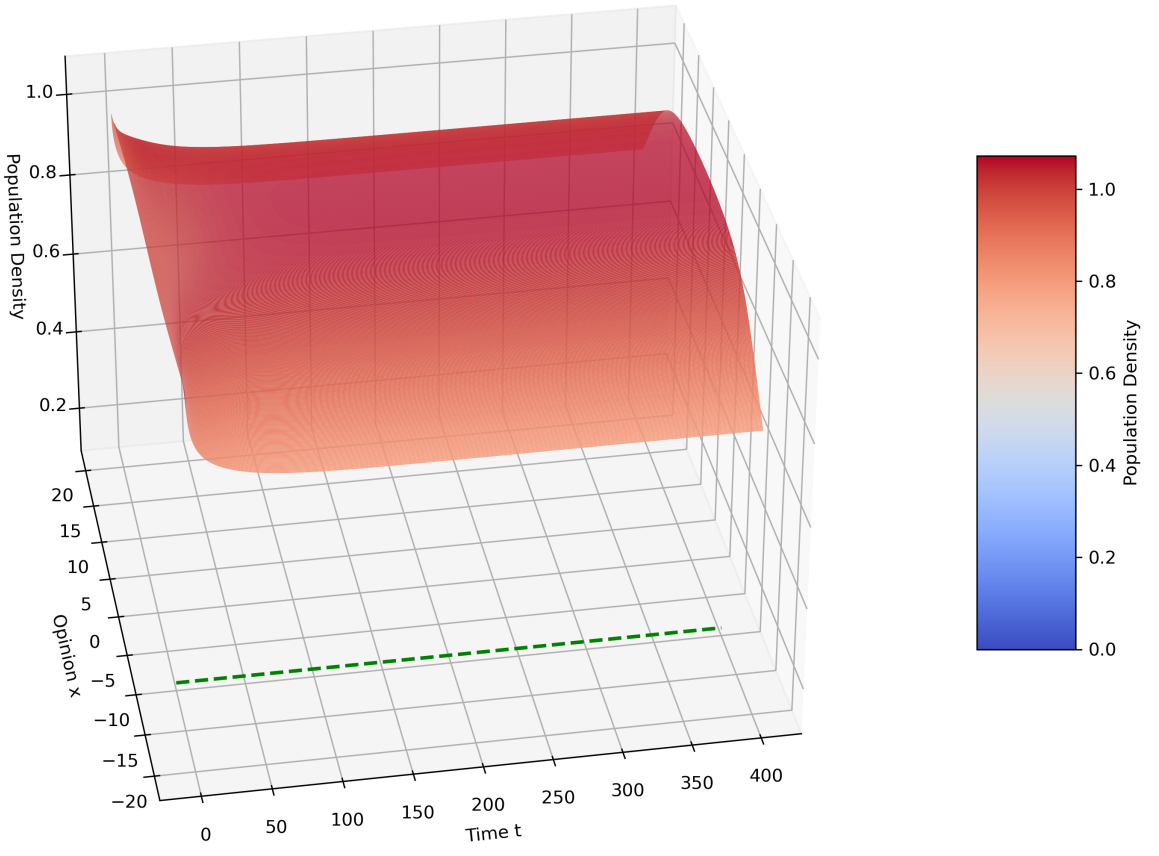

图10： 目标位置固定在 $x = -10$时，与图 $2kP_h$ 项相关的压缩效应与图 9所示的分布相比，显得尤为明显。

在基准参数设置下，我们将域大小固定为 $L = 20.0$，空间分辨率设为 $N_x = 1000$，初始密度分布设为 $P_0(x) = 1.0 + 0.01\sin(0.2x)$，扩散系数设为 $d = 0.2$，迁移系数设为 $c = 1.0$。我们设置 $\sigma = 1$、$\mu = 0.5$和 $x_{\text{target}} = 5$，由此产生了如图 11 所示的根状意见聚合模式。

附录B SINP初始化与更新公式

B.1 SINP初始化公式（位置i处）

给定初始人口分布 $P_0(x)$、空间网格 x 以及初始化参数 σ_{init} 和 μ_{init}，位置 i 处的主观规范感知（SINP）初始化如下：

1. 窗口定义：
$$\delta = 5\frac{\max(\sigma_{\text{init}}, |\mu_{\text{init}}|)}{\Delta x}, \tag{C.1}$$
$$\mathcal{W}_i = \left[x_i - \delta,\ x_i + \delta\right] \tag{C.2}$$
2. 峰值检测：
$$\mathcal{P}_i = \left\{p_k \mid \text{查找_峰值}\left(P_0(\mathcal{W}_i)\right)\right\} \tag{C.3}$$
3. 高斯混合模型参数：

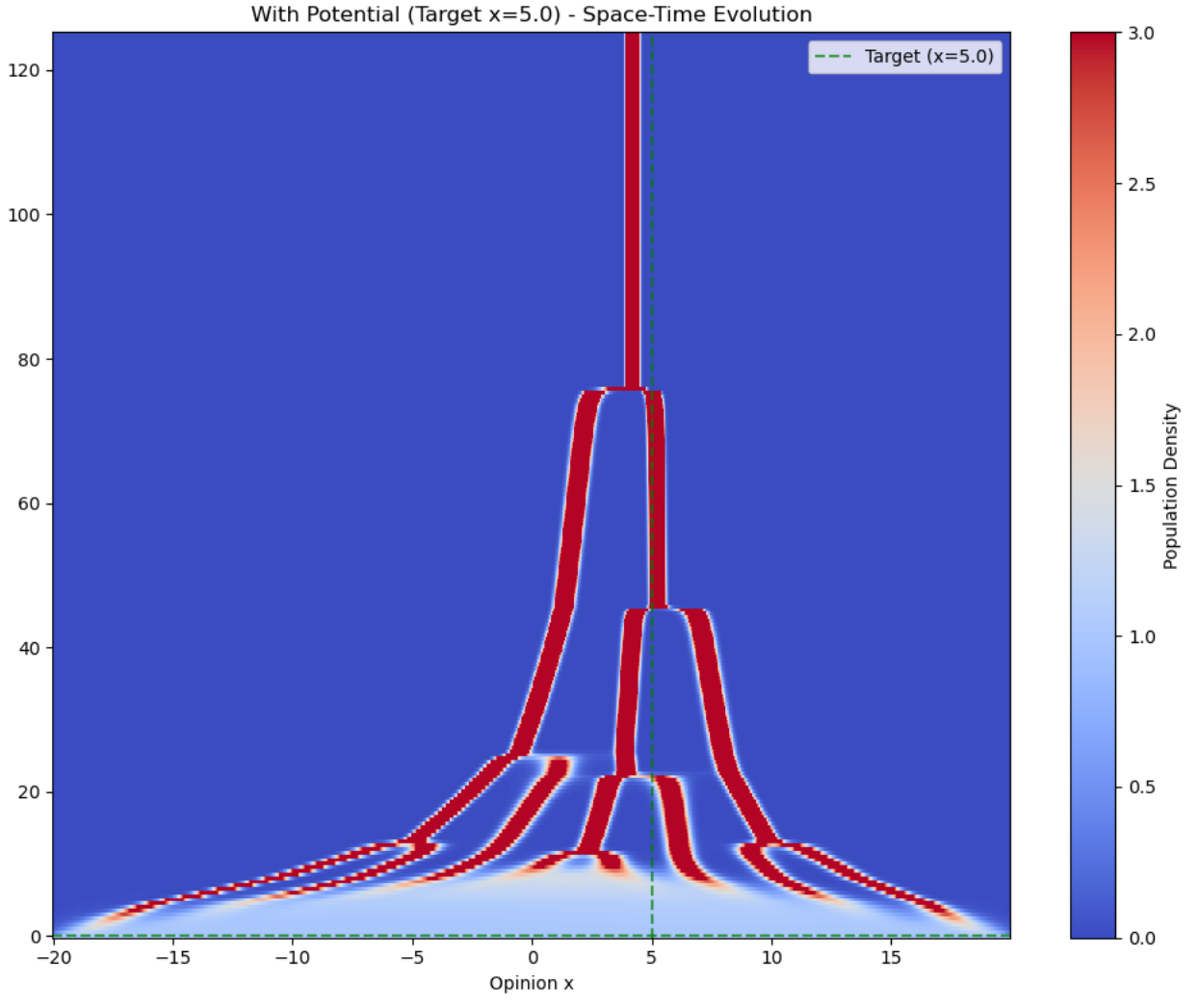

图11： 基准参数下的根状意见聚合： $L = 20.0,\ N_x = 1000,\ P_0(x) = 1.0 + 0.01\sin(0.2x),$ $d = 0.2\ \ c = 1.0\ \ \sigma = 1\ \ \mu = 0.5\ \ x_{\text{target}} = 5$, , , , 。

- $K = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathcal{P}_i = \emptyset \\ |\mathcal{P}_i| & \text{otherwise} \end{cases}$ (C.4)
- $\pi_k = \dfrac{P_0(x_{p_k})}{\sum_{j\in\mathcal{P}_i} P_0(x_j)}$ (normalized peak heights) (C.5)
- $\mu_k = x_{p_k}$ (peak positions) (C.6)
- $\sigma_k^2 = \max\left(\left(\dfrac{\text{FWHM}_k}{2}\right)^2,\ 0.001\right)$ (C.7)

  where $\text{FWHM}_k = \min_{a,b}\left\{b - a \mid P_0(x) \geq \dfrac{1}{2}P_0(x_{p_k})\ \forall x \in [a,b]\right\}$ (C.8)

要点：

- $\Delta x = x_{i+1} - x_i$ 是空间步长
- 半峰全宽k 是峰值的半高全宽 k

- 当未检测到峰值（$\mathcal{P}_i = \emptyset$）时，$x_{p_1} = \arg\max_{x \in \mathcal{W}_i} P_0(x)$

B.2 SINP 更新公式（给定数据集 D）

给定采样数据　来自局部邻域的点 $D = \{d_1, d_2, \ldots, d_n\}$，SINP 按如下方式更新　：

1. Kernel density estimation: $\hat{P}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{j=1}^{n} K\left(\frac{x - d_j}{h}\right)$ (C.9)

其中 $K(\cdot) = \mathcal{N}(0,1), \quad h = 1.06\sigma_D n^{-1/5}$ (C.10)

2. 峰值检测：$\mathcal{P} = \left\{p_k \mid \text{查找_峰值}\ \left(\hat{P}(x)\right)\right\}$ (C.11)

3. 高斯混合模型参数:

- $K = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathcal{P} = \emptyset \\ |\mathcal{P}| & \text{否则} \end{cases}$ (C.12)
- $\pi_k = \frac{\hat{P}(x_{p_k})}{\sum_{j \in \mathcal{P}} \hat{P}(x_j)}$ (C.13)
- $\mu_k = x_{p_k}$ (C.14)
- $\sigma_k^2 = \max\left(\left(\frac{\text{半峰全宽}_k}{2}\right)^2, \quad 0.001\right)$ (C.15)

where $\text{FWHM}_k = \min_{a,b} \left\{ b - a \mid \hat{P}(x) \geq \frac{1}{2}\hat{P}(x_{p_k})\ \forall x \in [a,b] \right\}$ (C.16)

要点：

- $\hat{P}(x)$ 是标准高斯核密度估计
- h 是带宽（Silverman 规则）
- 旧模型被完全替换：新的高斯混合模型参数直接覆盖旧参数（允许 K 变化）。

- 未检测到峰值时，$x_{p_1} = \arg\max_x P(x)$

B.3 核心特征

1. **统一框架：**
   - 初始化和更新采用相同的峰值驱动的高斯混合模型构建逻辑
   - 唯一的差异：数据来源（初始分布 P_0 与采样数据 D）
2. **物理解释：**
   - π_k：归一化峰高 → 社会影响权重
   - μ_k：峰值位置 →规范感知中心
   - σ_k^2：$\propto$ (半峰全宽)^2 → 规范容忍度 （宽度越大 =容忍度越高）
3. **鲁棒性设计：**
   - $\max(\cdot, 0.001)$ 防止方差为零
   - 未检测到峰值时，回退到单成分模型
   - 半峰全宽与规范感知的认知模糊性直接相关

这些公式将主观规范感知建模为数据驱动的动态概率分布。代码中的实现与 initialize() 和 update() 方法中从峰值到高斯混合模型参数的映射完全对应，唯一的区别在于数据来源。

表 C.1
数据集特征

t_点	右旋糖酐 _stat_对照
奥美拉唑 _stat_对照	赖诺普利 _stat_对照
那屈肝素钙 _stat_对照	氯沙坦 _stat_对照
埃索美拉唑 _stat_对照	温度 _动态 _fact
氨氯地平 _stat_对照	淋巴细胞# _动态 _fact
氨溴索 _stat_对照	AST_动态 _fact
多潘立酮 _stat_对照	HR_动态 _fact
甲溴芬宁 _stat_对照	RR_动态 _fact
锝 _stat_对照	总胆红素 _动态 _fact
莫米松 _stat_对照	平均血小板体积 _动态 _fact
比索洛尔 _stat_对照	血小板压积 _动态 _fact
地塞米松 _stat_对照	淋巴细胞百分比_动态 _fact
氢氯噻嗪 _stat_对照	意识水平下降 _动态 _fact
羟氯喹 _stat_对照	CT严重程度 _动态 _fact
雷贝拉唑 _stat_对照	乳酸脱氢酶 _动态 _fact
依诺肝素钠 _stat_对照	血小板分布宽度 _动态 _fact
培哚普利 _stat_对照	age_stat_fact
乙酰半胱氨酸 _stat_对照	输血 _动态 _对照
阿奇霉素 _stat_对照	氧疗 _动态 _对照
缬沙坦 _stat_对照	NIV_动态 _对照
甲泼尼龙 _stat_对照	MV_动态 _对照
氯雷他定 _stat_对照	long_观察 _tar
氯喹 _stat_对照	结果 _tar
氯化钠 _stat_对照	过程 _流程阶段
吲达帕胺 _stat_对照	当前 _过程 _持续时间
泼尼松龙 _stat_对照	入院 _date
阿托伐他汀 _stat_对照	end_发作

附录 C 数据集表头

数据集特征按类型分类如下：

- _立即_对照 — 描述控制过程的静态特征，不会随时间变化（在 covid_flow 中，以二元特征表示：1 表示药物包含在治疗计划中，0 表示不包含）
- _动态_对照 — 描述控制过程的动态特征，会随时间变化（在 covid_flow 中，以二元特征表示：1 表示治疗程序包含在治疗计划中，0 表示不包含）
- _立即_事实 — 描述受控过程的静态特征，不会随时间变化（在 covid_flow 中，以描述患者的特征表示，例如性别、年龄及其他不变属性）
- _动态_事实 — 描述受控过程的动态特征会随时间变化（在 covid_flow 中，表示为描述患者状态的指标，例如体温、肺部感染百分比等）

元数据：

- t_点 — 时间间隔标识符。整个治疗过程被划分为等长的时间段，t_点是时间段标记
- end_episode — 治疗过程终止标识符：0 表示在此 t_点治疗尚未结束，1 表示已结束
- 案例（索引）—治疗过程观测记录的唯一标识符，例如：“GACAk+Q”

表 D.1各期按倾向场频率降序排列的前 10 项医学特征

第 2 期		第 3 期		第 4 期	
羟氯喹（静态）	0.0261	奥美拉唑（静态）	0.0238	那屈肝素钙（静态）	0.0229
奥美拉唑（静态）	0.0209	埃索美拉唑（静态）	0.0216	奥美拉唑（静态）	0.0201
氨溴索（静态）	0.0193	那屈肝素钙（静态）	0.0212	埃索美拉唑（静态）	0.0187
阿奇霉素（静态）	0.0192	地塞米松（静态）	0.0182	氨氯地平（静态）	0.0162
那屈肝素钙（静态）	0.0187	多潘立酮（静态）	0.0176	地塞米松（静态）	0.0155
埃索美拉唑（静态）	0.0182	甲溴芬宁（静态）	0.0176	多潘立酮（静态）	0.0154
依诺肝素钠（静态）	0.0177	锝（静态）	0.0176	甲溴芬宁（静态）	0.0154
氯喹（静态）	0.0169	莫米松（静态）	0.0176	锝（静态）	0.0154
氨氯地平（静态）	0.0167	氨氯地平（静态）	0.0173	莫米松（静态）	0.0154
雷贝拉唑（静态）	0.0148	氨溴索（静态）	0.0166	泼尼松龙（静态）	0.0152

表 D.2五个时期临床决策模式的高斯混合模型结果

时期模式 ID	人群比例（%）	决策清晰度	连贯性	决策倾向性	Mean	关键治疗
1	1	1.01	0.883	0.949	0.059	埃索美拉唑、那屈肝素钙、奥美拉唑
1	2	67.51	0.978	0.997	0.011	阿奇霉素、依诺肝素钠、羟氯喹
1	3	31.48	0.975	0.996	0.012	依诺肝素钠、氨氯地平、羟氯喹
2	1	53.97	0.979	0.995	0.010	阿奇霉素、氨溴索、羟氯喹
2	2	0.47	0.913	0.940	0.044	培哚普利、氢氯噻嗪、比索洛尔
2	3	16.43	0.969	0.993	0.016	羟氯喹、培哚普利、氨氯地平
2	4	27.95	0.971	0.993	0.014	莫米松，奥美拉唑，埃索美拉唑
2	5	1.17	0.893	0.944	0.054	多潘立酮，埃索美拉唑，奥美拉唑
3	1	36.63	0.972	0.995	0.014	氯化钠，氯雷他定，奥美拉唑
3	2	62.30	0.975	0.996	0.013	那屈肝素钙，埃索美拉唑，奥美拉唑
3	3	1.08	0.881	0.944	0.060	莫米松，奥美拉唑，埃索美拉唑
4	1	38.11	0.979	0.996	0.011	地塞米松，雷贝拉唑，那屈肝素钙
4	2	37.27	0.973	0.993	0.014	多潘立酮、埃索美拉唑、奥美拉唑
4	3	24.62	0.972	0.995	0.014	氯雷他定、氯化钠、那屈肝素钙
5	1	24.18	0.978	0.994	0.011	多潘立酮、埃索美拉唑、奥美拉唑
5	2	49.02	0.977	0.996	0.012	氢氯噻嗪、奥美拉唑、氨氯地平
5	3	26.80	0.976	0.995	0.012	氯化钠，右旋糖酐，氯雷他定

注：各时期的独立病例数：时期 1（397）、第 2 期（426）、第 3 期（557）、第 4 期（459）、时期 5（153）。

- 长_观察_焦油 — 治疗过程的总时长
- 当前_过程_时长 — 当前治疗时长（截至 t_点）
- 结果_焦油 — 治疗结果：1 表示死亡，0 表示康复

附录 D 表格

表 D.3第 2 期至第 3 期排名变化最大的前 10 个特征

特征	第 2 期排名	第 3 期排名	变化	频率变化（Δ）
羟氯喹（静态）	1	28	↓27	−0.017991
阿奇霉素（静态）	4	27	↓23	−0.011090
氯喹（静态）	8	29	↓21	−0.008990
地塞米松（静态）	19	4	↑15	+0.006909
氯雷他定（静态）	28	17	↑11	+0.005568
氯化钠（静态）	29	18	↑11	+0.004910
乙酰半胱氨酸（静态）	25	15	↑10	+0.005380
依诺肝素钠（静态）	7	16	↓9	−0.004313
右旋糖酐（静态）	31	23	↑8	+0.004617
氨溴索（静态）	3	10	↓7	−0.002677

表 D.4第 2 期至第 4 期排名变化幅度最大的 10 个特征

特征	第 2 期排名	第 4 期排名	变化	频率变化 (Δ)
羟氯喹（静态）	1	30	↓29	−0.018932
阿奇霉素（静态）	4	32	↓28	−0.012157
氯喹（静态）	8	31	↓23	−0.009830
泼尼松龙（静态）	32	10	↑22	+0.008110
依诺肝素钠（静态）	7	25	↓18	−0.007805
地塞米松（静态）	19	5	↑14	+0.004212
氨溴索（静态）	3	14	↓11	−0.005340
氯雷他定（静态）	28	18	↑10	+0.004506
甲泼尼龙（静态）	23	13	↑10	+0.004236
右旋糖酐（静态）	31	22	↑9	+0.003853

表 D.5从第 3 期到第 4 期排名变化最大的前 10 个特征

特征	第 3 期排名	第 4 期排名	变化	频率变化（Δ）
泼尼松龙（静态）	26	10	↑16	+0.005212
依诺肝素钠（静态）	16	25	↓9	−0.003492
甲泼尼龙（静态）	19	13	↑6	+0.001902
氨氯地平（静态）	9	4	↑5	−0.001160
雷贝拉唑（静态）	12	17	↓5	−0.001637
阿奇霉素（静态）	27	32	↓5	−0.001067
输血（动态）	33	29	↑4	+0.000495
氨溴索（静态）	10	14	↓4	−0.002663
阿托伐他汀（静态）	22	26	↓4	−0.002017
氧疗（动态）	31	27	↑4	+0.000385

表 D.6时期 1与第 2 期之间医学特征的统计比较

特征	检验统计量	p-值	样本量 [P1，P2]	效应量（δ）	方向	p_{corr}	相关显著性
年龄（静态）	80378.5	0.2196	[397, 426]	-0.049	时期1 <时期2	0.2196	假
天门冬氨酸氨基转移酶（动态）	82997.5	0.54190	[382, 424]	0.025	时期1 <时期2	0.70447	假
总胆红素（动态）	82347	0.00037	[359, 399]	0.150	时期1 >时期2	0.00476	TRUE
乳酸脱氢酶（动态）	67904.5	0.42054	[334, 393]	0.035	时期1 >时期2	0.67430	FALSE
呼吸频率（动态）	75547	0.46682	[377, 413]	-0.030	时期1 < 时期2	0.67430	否
平均血小板体积（动态）	64994.5	0.00269	[365, 407]	-0.125	时期1 < 时期2	0.01748	TRUE
淋巴细胞（%）（动-态）	78783.5	0.14526	[365, 407]	0.061	时期1 > 时期2	0.38758	假
CT 严重程度（动态）	89272.5	0.14907	[397, 426]	0.056	时期1 > 时期2	0.38758	假
血小板分布宽度（动态）	78223	0.20218	[365, 407]	0.053	时期1 > 时期2	0.43805	假
温度（动态）	1232	0.90704	[54, 45]	0.014	时期1 < 时期2	0.95901	否
血小板压积（动态）	74118	0.95901	[365, 407]	-0.002	时期1 > 时期2	0.95901	否
心率（动态）	80643	0.78774	[392, 416]	-0.011	时期1 <时期2	0.93097	否
淋巴细胞（动态）（绝对值）	77411.5	0.31108	[365, 407]	0.042	时期1 > 时期2	0.57772	否
意识障碍-碍（动态）	87610	0.03538	[397, 426]	0.036	时期1 <时期2	0.15330	假

表 D.7第 3 期与第 4 期医学特征的统计比较

特征	检验统计量	p-值	样本量 [P3，P4]	效应量（δ）	方向	p_{corr}	相关显著性
年龄（静态）	113734	0.00245	[557, 459]	-0.110	周期3 < 周期4	0.00245	TRUE
天门冬氨酸氨基转移酶（动态）	120541	0.46492	[531, 442]	0.027	周期3 >周期4	0.54946	假
总胆红素（动态）	100978	0.00201	[525, 435]	-0.116	周期3 < 周期4	0.00871	TRUE
乳酸脱氢酶（动态）	124318	0.01064	[524, 433]	0.096	周期3 > 周期4	0.02766	TRUE
呼吸频率（动态）	137498	0.00104	[550, 447]	0.119	周期3 <周期4	0.00678	TRUE
平均血小板体积（动态）	115661.5	0.68425	[525, 434]	0.015	周期3 > 周期4	0.72002	FALSE
淋巴细胞（%）（动态）	110812.5	0.43007	[525, 435]	-0.030	周期3 < 周期4	0.54946	FALSE
CT严重程度（动态）	146332.5	2.99×10^{-5}	[557, 459]	0.145	周期3 >周期4	0.00039	TRUE
血小板分布宽度（动态）	108720	0.22281	[525, 434]	-0.046	周期3 < 周期4	0.35236	假
温度（动态）	123490	0.13411	[532, 440]	0.055	周期3 <周期4	0.29058	假
血小板压积（动态）	108435.5	0.19851	[525, 434]	-0.048	周期3 < 周期4	0.35236	否
心率（动态）	118941.5	0.24394	[551, 451]	-0.043	周期3 < 周期4	0.35236	否
淋巴细胞（绝对值）（动态）	101943	0.00420	[525, 435]	-0.107	周期3 < 周期4	0.01364	TRUE
意识（动态）	128491.5	0.72002	[557, 459]	0.005	周期3 <周期4	0.72002	FALSE

表 D.8第 2 期与第 3 期医学特征的统计比较

特征	检验统计量	*p*-值	样本量 [P2,P3]	效应量（δ）	方向	p_{corr}	相关显著性
年龄（静态）	113160.5	0.2140	[426, 557]	-0.046	时期2 <时期3	0.2140	否
温度 (动态)	13858	0.0759	[45, 532]	0.158	时期2 >时期3	0.0897	否
总胆红素（动态）	129046.5	1.45×10^{-9}	[399, 525]	0.232	时期2 > 时期3	3.78×10^{-9}	TRUE
呼吸系统 Rate（动态）	102079	0.0065	[413, 550]	-0.101	时期2 <时期3	0.0093	TRUE
淋巴细胞 (%)（动态）	150856.5	3.46×10^{-27}	[407, 525]	0.412	周期2 > 周期3	1.50×10^{-26}	TRUE
MPV (动态)	60009.5	1.49×10^{-30}	[407, 525]	-0.438	周期2 < 周期3	9.65×10^{-30}	TRUE
心脏 Rate（动态）	139433	7.70×10^{-9}	[416, 551]	0.217	时期2 > 时期3	1.67×10^{-8}	TRUE
CT 严重程度（动态）	109025	0.0221	[426, 557]	-0.081	时期2 <时期3	0.0287	TRUE
淋巴细胞（绝对值）（动态）	100083.5	0.0975	[407, 525]	-0.063	时期2 < 时期3	0.1057	否
血小板压积（动态）	91496.5	0.0002	[407, 525]	-0.144	时期2 < 时期3	0.0003	TRUE
AST（动态）	138294.5	1.25×10^{-9}	[424, 531]	0.228	时期2 > 时期3	3.78×10^{-9}	TRUE
意识水平（动态）	117395	0.4664	[426, 557]	-0.011	时期2 <时期3	0.4664	假
LDH（动态）	81564.5	6.97×10^{-8}	[393, 524]	-0.208	时期2 < 时期3	1.29×10^{-7}	TRUE
PDW（动态）	179845	9.48×10^{-72}	[407, 525]	0.683	期2 > 期3	1.23×10^{-70}	TRUE

Table D.9: The causal statistical impact of medical facts on medical control measures

Control Variable	Driving Fact	Causal Effect	Standard Error	p-value	Corrected p-value	95% CI	Sig.
omeprazole_stat_control	Lymphocytes#_dinam_fact	0.00224	0.000315	1.19×10^{-12}	2.38×10^{-11}	[0.00162, 0.00286]	***
omeprazole_stat_control	long_observation_tar	0.00332	0.000564	4.15×10^{-9}	4.15×10^{-8}	[0.00221, 0.00442]	***
omeprazole_stat_control	current_process_duration	0.00205	0.000691	0.00306	0.01531	[0.000692, 0.00340]	*
omeprazole_stat_control	days_since_pandemic_start	0.00379	0.000852	8.48×10^{-6}	5.65×10^{-5}	[0.00212, 0.00546]	***
nadroparin calcium_stat_control	Temperature_dinam_fact	0.00357	0.00104	0.000643	0.00214	[0.00152, 0.00561]	**
nadroparin calcium_stat_control	Lymphocytes#_dinam_fact	0.00269	0.000343	4.44×10^{-15}	2.96×10^{-14}	[0.00201, 0.00336]	***
nadroparin calcium_stat_control	consciousness_decrease_dinam_fact	-0.0549	0.0184	0.00287	0.00821	[-0.0909, -0.0188]	**
nadroparin calcium_stat_control	Lactate dehydrogenase_dinam_fact	-0.0000975	0.0000363	0.00724	0.01679	[-0.000169, -0.0000264]	*
nadroparin calcium_stat_control	PDW_dinam_fact	0.00421	0.00158	0.00755	0.01679	[0.00112, 0.00730]	*
nadroparin calcium_stat_control	long_observation_tar	0.00496	0.000552	$< 10^{-15}$	$< 10^{-15}$	[0.00388, 0.00604]	***
nadroparin calcium_stat_control	outcome_tar	-0.124	0.0354	0.000458	0.00183	[-0.193, -0.0546]	**
nadroparin calcium_stat_control	current_process_duration	0.00325	0.000652	6.07×10^{-7}	3.03×10^{-6}	[0.00197, 0.00453]	***
nadroparin calcium_stat_control	end_epizode	-0.0363	0.0149	0.0149	0.0299	[-0.0655, -0.00707]	*
nadroparin calcium_stat_control	days_since_pandemic_start	0.00972	0.000805	$< 10^{-15}$	$< 10^{-15}$	[0.00815, 0.0113]	***
esomeprazole_stat_control	Lymphocytes#_dinam_fact	0.00324	0.000375	$< 10^{-15}$	$< 10^{-15}$	[0.00251, 0.00397]	***
esomeprazole_stat_control	days_since_pandemic_start	0.00368	0.000982	0.000183	0.00183	[0.00175, 0.00560]	**
amlodipine_stat_control	Temperature_dinam_fact	-0.00292	0.00108	0.00707	0.02021	[-0.00504, -0.000794]	*
amlodipine_stat_control	MPV_dinam_fact	0.00628	0.00257	0.01457	0.03237	[0.00124, 0.01131]	*

参考文献

[1] T. Donaldson, T. W. Dunfee, 《迈向商业伦理的统一观念：整合性社会契约理论》, 《管理学会评论》19 (1994) 252–284。[2] N. J. Goldstein, R. B. Cialdini, 《将社会规范作为社会影响的杠杆》, 2007。URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:221156243。[3] M. W. Morris, Y. yi Hong, C. yue Chiu, Z. Liu, 《规范学：整合关于社会规范的见解以理解文化动态》, 《组织行为与人类决策过程》129 (2015) 1–13。[4] T. K. Scharding, D. E. Warren, 《规范何时具有规定性？理解并厘清规范在行为伦理学研究中的作用》, 《商业伦理季刊》34 (2023) 331 – 364。[5] S. A. Kalantari, M. Luntley, 《追求真理的逻辑》, Analysis 73 (2013) 419–422。[6] S. Kasper, W. J. Cubała, A. Fagiolini, J. A. Ramos-Quiroga, D. Souery, A. H. Young, 《难治性抑郁症艾氯胺酮鼻喷雾剂疗法的实用管理建议：基础科学、循证知识与专家指导》, The World Journal of Biological Psychiatry 22 (2020) 468 – 482。[7] L. Phi, R. Ajaj, M. H. Ramchandani, X. M. Brant, O. Oluwadara, O. Polinovsky, D. R. Moradi, A. Barkhordarian, P. Sriphanlop, M. Ong, A. Giroux, J. Lee, M. Siddiqui, N. Ghodousi, F. Chiappelli, 《扩展循证临床建议的建议分级、评估、制定与评价（ex-grade）：验证研究》, The Open Dentistry Journal 6 (2012) 31 – 40。[8] Y. Chen, T. Bosse, M. Woensdregt, 《社会规范是一种互动过程：一项基于智能体的认知建模研究》, 载于：认知科学学会年会论文集，第46卷，2024。[9] A. Mogilner, L. Edelstein-Keshet, 《群集的非局部模型》, Journal of mathematical biology 38 (1999) 534–570。[10] E. F. Keller, L. A. Segel, 《将黏菌聚集的起始视为一种不稳定性》, Journal of theoretical biology 26 (1970) 399–415。[11] D. Horstmann, 《从1970年至今：趋化性中的凯勒-塞格尔模型及其影响》(2003)。[12] S. Boi, V. Capasso, D. Morale, 《Polyergus rufescens蚂蚁聚集行为建模》, Nonlinear Analysis: Real World Applications 1 (2000) 163–176。[13] T. Hillen, K. J. Painter, 《趋化性偏微分方程模型使用指南》, Journal of mathematical biology 58 (2009) 183–217。[14] M. Di Francesco, S. Fagioli, 《具有两个物种的非局部相互作用偏微分方程的测度解》, Nonlinearity 26 (2013) 2777。[15] H. Sayama, 《信息收集能力增强可能加剧群体间的意见分歧》, Physical Review E 102 (2020) 012303。[16] Z. X. Tan, J. Brawer, B. Scassellati, 《这是我的！为机器人学习所有权关系与规范》, 载于：AAAI人工智能会议，2018。URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:54448236。[17] S. Cranefield, F. Meneguzzi, N. Oren, B. T. R. Savarimuthu, 《一种规范识别的贝叶斯方法》, 载于：欧洲人工智能会议，2015。URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:8974638。[18] S. Nichols, S. Kumar, T. Lopez, A. Ayars, H. yee Angela Chan, 《理性学习者与道德规则》, Mind & Language 31 (2016) 530–554。[19] L. Han, F. Wu, 《新冠肺炎推动医学教育改革，以促进“健康中国2030”行动计划》, Frontiers in Public Health 12 (2024) 1465781。[20] S.-Y. Chen, H.-Y. Lo, S.-K. Hung, 《新冠肺炎大流行对住院医师培训有何影响：系统综述与分析》, BMC Medical Education 21 (2021) 618。[21] Y. Xiao, S.-y. Zhu, 《中国将在2020年全面实施住院医师规范化培训制度》, 2020。[22] N. Oldenburg, Z.-X. Tan, 《通过贝叶斯规则归纳，在马尔可夫博弈中学习并维持共享规范系统》, ArXiv abs/2402.13399 (2024)。[23] R. Axelrod, W. D. Hamilton, 《合作的进化》, 《科学》211 (1981) 1390–1396。[24] B. T. R. Savarimuthu, S. Cranefield, M. K. Purvis, M. A. Purvis, 《动态变化网络形成的智能体社会中的规范涌现》, 《网络智能与智能体系统》7 (2009) 223–232。[25] E. Vinitsky, R. Köster, J. P. Agapiou, E. A. Duéñez-Guzmán, A. S. Vezhnevets, J. Z. Leibo, 《一种在去中心化多智能体环境中通过公开制裁习得社会规范的学习型智能体》, Collective Intelligence 2 (2023) 26339137231162025。[26] F. Cushman, A. Sarin, M. Ho, 《惩罚作为沟通》, 《牛津道德心理学手册》。牛津大学出版社。https://psyarxiv. com/wf3tz (2019)。[27] E. Yan, L. G. Nardin, J. F. Hübner, O. Boissier, 《规范执行与制裁的智能体中心视角》, 载于：多智能体系统治理的协调、组织、制度、规范与伦理国际研讨会，Springer，2024，第79–99页。[28] J. Z. Leibo, E. A. Dueñez-Guzman, A. Vezhnevets, J. P. Agapiou, P. Sunehag, R. Koster, J. Matyas, C. Beattie, I. Mordatch, T. Graepel, 《使用Melting Pot对多智能体强化学习进行可扩展评估》, 载于：国际机器学习会议，PMLR，2021，第6187–6199页。[29] J. P. Agapiou, A. S. Vezhnevets, E. A. Duéñez-Guzmán, J. Matyas, Y. Mao, P. Sunehag, R. Köster, U. Madhushani, K. Kopparapu, R. Comanescu等, 《Melting Pot 2.0》, arXiv预印本 arXiv:2211.13746 (2022)。[30] Z.-X. Tan, D. C. Ong, 《社会规范的贝叶斯推断：作为行为共享约束》, arXiv预印本 arXiv:1905.11110 (2019)。[31] J. E. Theriault, L. Young, L. F. Barrett, 《应当感：一个基于生物学的社会压力建模框架》, Physics of life reviews (2019)。[32] D. Kelly, T. Davis, 《社会规范与人类规范心理学》, 《社会哲学与政策》35 (2018) 54 – 76。[33] M. Dingemanse, A. Liesenfeld, M. Rasenberg, S. Albert, F. K. Ameka, A. Birhane, D. Bolis, J. Cassell, R. Clift, E. C. Cuffari, H. D. Jaegher, C. D. Novaes, N. J. Enfield, R. Fusaroli, E. Gregoromichelaki, E. L. Hutchins, I. Konvalinka, D. Milton, J. Rączaszek-Leonardi, V. Reddy, F. Rossano, D. Schlangen, J. Seibt, E. Stokoe, L. A. Suchman, C. Vesper, T. Wheatley, M. Wiltschko, 《超越单一思维：认知科学中的图形—背景反转》, 《认知科学》47 1 (2023) e13230。[34] R. Mirski, M. H. Bickhard, 《惯例心智：社会认知及其文化濡化的互动主义视角》, New Ideas in Psychology 62 (2021) 100856。

[35] M. Shum, M. Kleiman-Weiner, M. L. Littman, J. B. Tenenbaum, 《心智理论：通过逆向规划理解群体行为》, 载于：AAAI人工智能会议论文集，第33卷，2019，第6163–6170页。[36] A. Galinsky, M. Schweitzer, 《朋友与敌人：何时合作、何时竞争，以及如何兼得成功》, Random House，2016。[37] D. C. Ong, J. Zaki, N. D. Goodman, 《情感认知：探索情绪朴素理论》, Cognition 143 (2015) 141–162。[38] Y. Wu, C. L. Baker, J. B. Tenenbaum, L. E. Schulz, 《从情绪表达理性推断信念与欲望》, 《认知科学》42 (2018) 850–884。[39] J. Jara-Ettinger, H. Gweon, L. E. Schulz, J. B. Tenenbaum, 《朴素效用演算：常识心理学背后的计算原理》, Trends in cognitive sciences 20 (2016) 589–604。[40] E. Bakshy, S. Messing, L. A. Adamic, 《在Facebook上接触意识形态多元的新闻与观点》, 《科学》348 (2015) 1130–1132。[41] J. Kwon, T. Zhi-Xuan, J. Tenenbaum, S. Levine, 《何时越轨并非越界：普遍化与基于结果的推理在违规判断中的作用》(2023)。[42] S. Levine, M. Kleiman-Weiner, L. Schulz, J. Tenenbaum, F. Cushman, 《普遍化逻辑引导道德判断》, Proceedings of the National Academy of Sciences 117 (2020) 26158–26169。[43] C. Li, O. Petruchik, E. Grishanina, S. Kovalchuk, 《分布式医疗中的多智能体规范感知与归纳》, Journal of Biomedical Informatics (2025) 104835。[44] H. Sayama, 《复杂系统建模与分析导论》, Open SUNY Textbooks，2015。[45] M. Huber, Y.-C. Hsu, Y.-Y. Lee, L. Lettry, 《基于广义倾向得分加权的连续处理直接效应与间接效应》, Journal of Applied Econometrics 35 (2020) 814–840。[46] D. W. Brown, T. J. Greene, M. D. Swartz, A. V. Wilkinson, S. M. DeSantis, 《连续处理的倾向得分分层方法》, Statistics in medicine 40 (2021) 1189–1203。[47] P. C. Austin, 《使用广义倾向得分处理定量或连续暴露时评估协变量平衡》, Statistical methods in medical research 28 (2019) 1365–1377。[48] J. Yazdany, A. H. Kim, 《新冠肺炎大流行期间使用羟氯喹和氯喹：每位临床医生都应了解的事项》, 2020。[49] M. S. Saag, 《新冠肺炎治疗中对羟氯喹的误用：政治对科学的干预》, Jama 324 (2020) 2161–2162。[50] R. Dickinson, D. Makowski, H. van Marwijk, E. Ford, 《探究新闻媒体在阴谋论兴起中的作用：新冠肺炎早期的羟氯喹》, COVID 4 (2024) 1873–1896。[51] B. M. Staw, L. E. Sandelands, J. E. Dutton, 《组织行为中的威胁刚性效应：多层次分析》, Administrative science quarterly (1981) 501–524。[52] K. E. Weick, 《危机情境中的建构式意义建构》 [1], Journal of management studies 25 (1988) 305–317。[53] K. E. Weick, 《脆弱的系统：特内里费空难分析》, Journal of management 16 (1990) 571–593。[54] L. R. Beach, T. R. Mitchell, 《决策策略选择的权变模型》, 《管理学会评论》3 (1978) 439–449。[55] A. Morris-Martin, M. De Vos, J. Padget, 《多智能体系统中的规范涌现：观点论文》, Autonomous Agents and Multi-Agent Systems 33 (2019) 706–749。[56] X. Li, S. Wang, S. Zeng, Y. Wu, Y. Yang, 《基于大语言模型的多智能体系统综述：工作流、基础设施与挑战》, Vicinagearth 1 (2024) 9。