Learning DiscoSCM under One Factual Event per Token: Stable Identity, Learnability Boundaries, and Semantic Tests

中文问题导读版

Anonymous Author(s)

Working paper, July 17, 2026
Guide version: LDSCM-GUIDE-ZH-2026-07-17-V4

Abstract

这份导读围绕一个总问题展开：**How to learn DiscoSCM?** 第一篇不尝试一次学习完整graph，而是在每个token 只有一个factual event 的条件下，研究fixed context 中的一个token-modulated outcome mechanism。V4 的核心不再是从U 直接跳到Cauchy model，而是先分开target-population law P_U^{tar}、actual realization $U = u_i$ 与learner belief Q_i，再建立两条并行支路：合法factual evidence O_i 经Perception 与Abduction 形成一次Q_i；mechanism query x^Q 经query perception 后，与固定Q_i 在Reduction 中汇合。本文只证明observed factual support 上的composed predictive-law consistency；E01、E05、E06 与P0/E07 则逐层区分composed law、fixed-selected-token surface、interface correctness 与architecture bottleneck。它们没有证明calibrated Q_i、actual-token recovery、structural superiority 或Layer 3 causal identification。

1 怎样阅读这篇论文

一条不能倒转的逻辑链

target-population law $P_U^{\mathrm{tar}} \Rightarrow$ actual $U = u_i \Rightarrow$ admissible evidence $O_i \Rightarrow$ focal belief $Q_i \Rightarrow$ fixed-belief query reduction $\Rightarrow$ learnability boundary $\Rightarrow$ tractable model and semantic tests。算法、likelihood 与robustness 都是后面的推论，不是论文的出发点。

英文主文把这条链写成definition、proposition、theorem 与evidence protocol。本导读不逐句翻译，而是用十二个问题帮助读者判断每一步究竟解决什么、又没有解决什么。

1. 总问题为什么必须是How to learn DiscoSCM?
2. 为什么第一步只学一个outcome mechanism?
3. 为什么Unit Selection Variable 不能删?
4. P_U^{tar}、$U = u_i$ 与Q_i 为什么不是同一个对象?
5. 合法evidence O_i 与mechanism query x^Q 为什么必须分开?
6. Point 为什么会升级为distribution?
7. Gaussian 压力测试暴露了什么?
8. 为什么Cauchy 是natural tractable choice，而不是唯一真理?

9. conditional affine-in-U 算法怎样从P–A–R contract 中长出来?
10. one-shot data 真正能学到什么?
11. fixed abduction 何时才有causal 含义?
12. E01/E05/E06/E07 分别测了什么，为什么不能pooling?

2 Q1–Q2：总问题与最小slice

Q1：这篇论文究竟在问什么?

不是“怎样做一个robust regressor”，也不是“怎样写一个counterfactual algorithm”。总问题是：如果DiscoSCM 是一套causal modeling theory，它怎样从数据中被学习?

完整DiscoSCM 包含graph 与多个mechanisms，也包含unit selection 和event noise。它还必须声明context、distribution consistency 与cross-world coupling。把这些都塞进第一篇，会让“可学习”在不同段落里不断换含义。于是主文先固定一个不可再随意缩小的对象：

$$Y(x) = f_0(x, E; U). \tag{1}$$

f_0 是world-side mechanism；f_θ 才是learner family。即使well-specified 时存在$f_0 = f_{\theta_0}$，one-shot data 也不因此唯一识别θ_0。

Q2：为什么只学一个outcome mechanism 仍然不是普通regression?

因为它仍要回答outcome 属于哪个token、看不见的token code 怎样进入计算、factual evidence 怎样识别token、alternative query 怎样保持same-token，以及factual data 到底监督了什么。

当前范围是fixed context、one factual row per token、一个predictors-to-outcome generator。它不声称已经学习多节点graph、一般distribution-consistency 或完整joint Layer 3 law。若这块地基还不清楚，“学习整个SCM”只会成为无法核验的口号。

V4 把factual row 精确写成

$$D_i = (O_i, X_i^F, Y_i^F) = (o_i, x_i, y_i). \tag{2}$$

O_i 是允许用来判断focal token 的evidence，X_i^F 是事实中真正发生的mechanism query。Y_i^F 会跨records 监督共享learner parameters，但当前slice 不把focal y_i 重新喂给abductor；因此这里学的是$P(U \mid O)$ 风格的response-blind belief，不是$P(U, E \mid O, X^F, Y^F)$ 风格的ex-post posterior。

还必须区分四个target：

1. factual composed law；
2. 固定Q_i 后的alternative-query composed law；
3. simulator 固定actual u_i 后的token-specific response surface；
4. 另加assignment、support、stability、distribution consistency 与coupling 才能解释的causal target。

E01 测第二层，E05/E06/E07 才用truth vault 测第三层；任何一层都不能自动升级成第四层。

3 Q3–Q4：为什么需要(U)，又怎样计算它

Q3：删掉Unit Selection Variable 会怎样?

若只写$Y(x) = f_0(x, E)$，稳定的between-token heterogeneity 只能被塞进event noise；“这个token的response mechanism”不再是模型对象；(x, x') 两个queries 也没有一个稳定selector 来保证仍属于同一token。

固定candidate u 后，模型可以定义

$$Y_u(x) = f_0(x, E; u). \tag{3}$$

它不是每个token 各自拟合一条任意函数，而是共享generator 的token-specific slice。这里的必要性不是“变量必须叫U”，而是任何表达稳定heterogeneity、unit-indexed response 与same-token linkage 的理论都需要一个承担同等职责的primitive。

Q4：P_U^{tar}、$U = u_i$ 与Q_i 为什么不是同一个对象?

P_U^{tar} 是declared target population 中token realizations 的composition；$U = u_i$ 是样本i 对应的actual truth；Q_i 是learner 看见合法evidence 后，对这个固定u_i 形成的一整份epistemic belief:

$$Q_i(B) := q_\phi(U \in B \mid O = o_i) \approx P_{\mathrm{tar}}(U \in B \mid O = o_i). \tag{4}$$

候选draws 是对同一个actual token 的hypotheses，不是另一群真实units。若数据来自$S^{\mathrm{obs}} = 1$ 的selected sample，直接学到的observed-population law 也不能默认等于target-population law；transport 需要独立assumptions。

计算上仍要区分semantic token 与representation。若actual token 是$t^\star \in \mathcal{U}_{\mathrm{token}}$，则

$$\iota : \mathcal{U}_{\mathrm{token}} \to \mathbb{R}^d, \qquad u^\star = \iota(t^\star). \tag{5}$$

本文把ι 的单射性当作identity-encoding assumption。它不是one-shot data 推出的结论。为了简洁，后文常压缩写成$U = u^\star$，但这不表示物理token 就是向量。

尤其要区分两件事：token-to-code 可以是单射，code-to-response map 却不必是单射。不同codes 完全可能诱导相同response law；可逆重编码也可能不改变observable predictions。row index 只做bookkeeping，不是generator input，更不是一种新的selector ontology。

这里的“selection” 只有一个窄含义：U 选择token identity/code。它不是treatment/action A/T，不是样本是否进入观察集的S^{obs}，也不是propensity。若写出P_U，它表示目标总体的token composition；Q_i 才是样本evidence 对focal token 的belief。

identity/code 与“响应等价类”也不是同一对象：恢复相同response law，不等于恢复physical token identity。

4 Q5–Q6：为什么abduction 被迫出现

Q5：世界和learner 的处境有什么不同?

world side 已经有actual code $u^\star$，所以它直接计算$y = f_0(x, e; u^\star)$。learner 看见(O_i, X_i^F, Y_i^F)，却没有u_i label；若仍要做token-modulated generation，就必须从合法factual evidence O_i 形成focal-token belief。

因此不是把同一个raw tensor 随意复制成两个名字，而是两条branch:

$$O_i \xrightarrow{P_F} z_i^F \xrightarrow{\mathcal{A}_\phi} Q_i, \qquad x^Q \xrightarrow{P_Q} z^Q, \tag{6}$$

最后在Reduction 中汇合：

$$\mathcal{L}_i(dy; x^Q) = \int p_\theta(dy \mid z^Q, u)\, Q_i(du). \tag{7}$$

这里的conditioning 只是learner-side inference，不自动宣称world side 存在$O \to U$ 或$U \to O$。abduction 也不以显式population prior 或Bayes implementation 为定义。

做factual scoring 时，只把x^Q 设为实际发生的x_i^F；O_i 仍是另一份、职责不同的view。动作变量、sample inclusion 与hypothetical query 默认都不是unit evidence。

E06 说明，只cache 一次还不够。若cached belief 在形成时已经读入与U 无关的randomized action，evidence 与mechanism 的边界仍然会被污染。

Q6：为什么point 会升级成distribution?

Point route 写作$Q_i = \delta_{a_\phi(z_i^F)}$，它断言剩余token uncertainty 可以忽略。one factual event 往往不足以支持这个强commitment，于是learner-side result 可以升级为完整measure $Q_i(du) = q_\phi(u \mid z_i^F)du$。

$\tilde{U} \sim Q_i$ 是用于integration 的computational candidate，不是actual identity 每次prediction 被重新抽样。若要比较同一个模拟token 在多种queries 下的outcome，还必须只抽一次$\tilde{u}_i^{(m)}$ 并复用；event noise 是否共享是另一项coupling decision。没有oracle token truth 时，point 与distributional routes 首先通过composed outcome law 接受比较，而不是通过不可观测latent coordinates 自我认证。

5 Q7–Q8：Gaussian 压力测试与Cauchy 选择

Q7：Gaussian 错了吗?

没有。Gaussian 是最自然的distributional baseline。它承诺uncertainty 围绕finite-mean center 局部集中、远方candidates 被exponentially 压低、finite covariance 是合理summary，并且Euclidean distance 对latent chart 有直接含义。真正的问题是：one factual observation 是否足以支撑这些认识论承诺?

主文提出六个desiderata：global openness、no forced moment commitment、清楚的location–scale semantics、affine stability、exact proper likelihood 与controlled residual influence。它们把“为什么不是默认Gaussian”变成一个可以被检查的设计问题。

Q8：这些desiderata 为什么把我们带到Cauchy?

在coordinatewise symmetric stable location–scale candidates 中，Gaussian 是$\alpha = 2$，Cauchy 是$\alpha = 1$。Cauchy 具有polynomial tails、没有有限mean/variance，并且affine sums 的scale 按absolute coefficients 精确相加。

我们写：

$$q_\phi(u \mid z_i^F) = \prod_j \mathrm{Cauchy}\{u_j; m_{\phi,j}(z_i^F), \gamma_{\phi,j}(z_i^F)\}. \tag{8}$$

m 是location，不是expectation；γ 是scale，不是standard deviation。Cauchy 是在声明候选类与desiderata 后得到的natural tractable choice，不是所有distributions 中被证明唯一的真理。latent chart 改变后“远近”也会改变。heavy-tailed candidate uncertainty 更不意味着任何token 都能产生任何outcome；outcome support 仍由generator 与event noise 决定。

6 Q9：算法怎样从ontology 中长出来

图 1 把实现中的完整计算过程压到一张图里：蓝色路径只从factual evidence 做一次unit abduction；绿色路径允许同一token 接受多个新query；金色模块把unit uncertainty 与event noise 解析合

成为outcome law。图下方同时区分训练时的factual support 与推理时的fixed-abduction protocol。

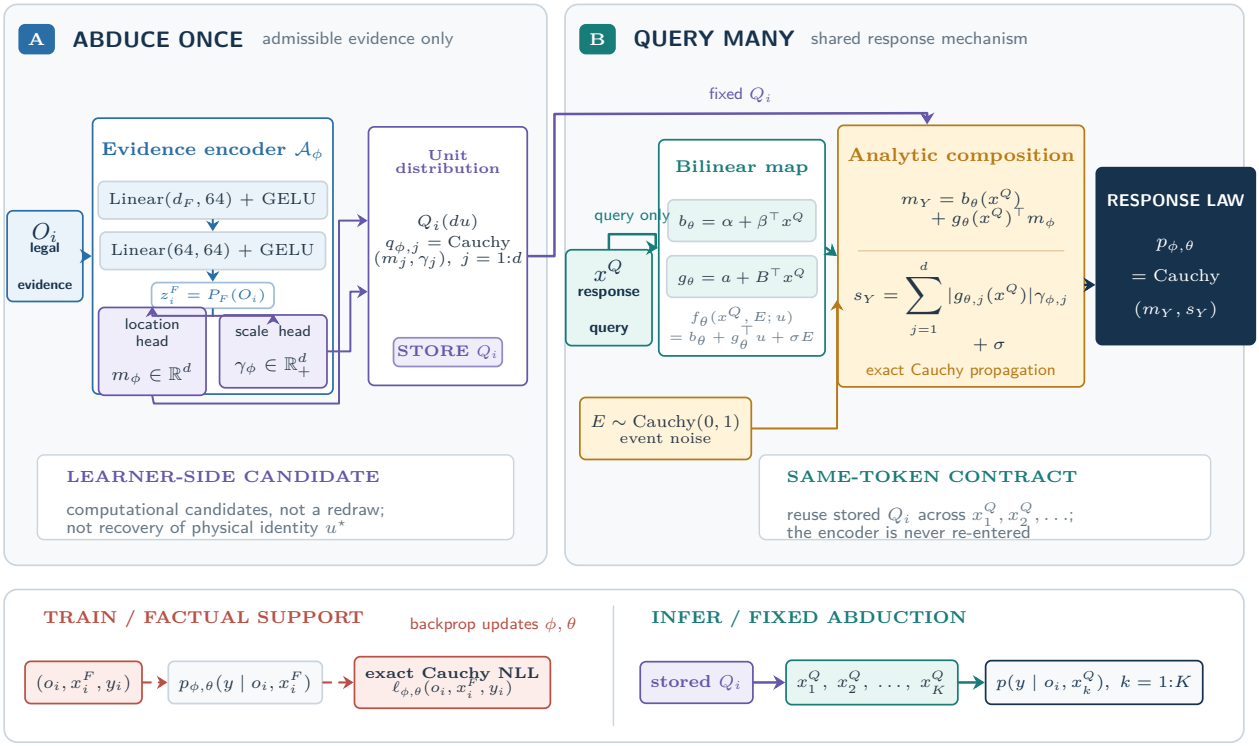

Figure 1: Learning DiscoSCM 的端到端神经网络与解析计算图。图中的64–64 GELU encoder、bilinear query head 和$d = 4$ 是E01 benchmark 实例；location/scale 双头、conditional affine-in-U response、Cauchy 解析传播和“abduce once, query many”是更一般的模型结构。

令$z_i^F = P_F(o_i)$，$z^Q = P_Q(x^Q)$。response 可以对perceived query 非线性，但对unit candidate 保持affine：

$$f_\theta(z^Q, E; u) = b_\theta(z^Q) + g_\theta(z^Q)^\top u + \sigma_\theta(z^Q)E. \tag{9}$$

raw bilinear model 是P_Q 为identity、$b = \alpha + \beta^\top x$、$g = a + B^\top x$、$\sigma$ 为常数的special case。显式假设

$$E \sim \text{Cauchy}(0, 1), \qquad E \perp\!\!\!\perp \widetilde{U} \mid z_i^F, \tag{10}$$

candidate coordinates 在给定z_i^F 后条件独立，且$\gamma_j(z_i^F) > 0, \sigma_\theta(z^Q) > 0$。这时composed outcome law 仍为Cauchy：

$$m_Y(z_i^F, z^Q) = b_\theta(z^Q) + g_\theta(z^Q)^\top m_\phi(z_i^F), \tag{11}$$

$$s_Y(z_i^F, z^Q) = \sum_j |g_{\theta,j}(z^Q)|\gamma_{\phi,j}(z_i^F) + \sigma_\theta(z^Q). \tag{12}$$

因此learner 可以精确计算$p_{\phi,\theta}(y \mid o_i, x^Q)$，无需latent Monte Carlo。软件contract 也应直接反映ontology：

`abduce(factual_evidence)` → `UnitDistribution`,

`response_law_from_unit(unit_result,query)` → `ResponseLaw`.

alternative query 只能复用第一个Q_i 进入第二个operation，不能重新调用evidence encoder。

这里的解析传播只证明tractability。它没有证明actual code、abduction distribution 或bilinear mechanism 已被one-shot data 唯一识别。Cauchy outcome NLL 的location score 对极端residual bounded 且趋近零，是下游optimization robustness consequence，而不是引入U 的理由。

7 Q10：one-shot data 真正能学什么

训练只直接观察factual records (O, X^F, Y^F)。令$r_{\phi,\theta}(y \mid o, x) = p_{\phi,\theta}(y \mid o, x^Q = x)$。若true factual density $r_0(y \mid o, x)$ 位于模型类中且log risk 有限，则proper log score 给出

$$\mathcal{Q}(r) - \mathcal{Q}(r_0) = \mathbb{E}\Big[\mathrm{KL}\big(r_0(\cdot \mid O, X^F) \| r(\cdot \mid O, X^F)\big)\Big] \geq 0. \tag{13}$$

所以能严谨声称的是：composed factual predictive law 在training support 上P_{train}-almost surely Fisher-consistent。

不能从这条theorem 推出：

- actual u_i 或完整Q_i 被恢复或校准；
- $(P_F, \mathcal{A}_\phi, P_Q, f_\theta)$ decomposition 唯一；
- token uncertainty 与event uncertainty 的scale split 唯一；
- 同一evidence o_i 下的alternative-query $p(y \mid o_i, x')$ 被factual data 识别；
- complete Layer 3 joint law 已被学习。

任意invertible latent recoding 都可以通过同步变换encoder 与generator 保持相同predictive law。在简单Cauchy sum 中，token scale 增加δ、event scale 减少δ 也可保持total scale。更直接地，两个models 只要在observed (o_i, x_i) support 上相同，就拥有相同factual risk，即使同一o_i 下的alternative-query surface 完全不同。E05 观察到相近factual NLL 可以对应不同hidden token paths，正是这条边界的empirical manifestation，而不是theorem 的新证明。这些negative results 决定了“learnability”不能偷偷从predictive-law recovery 变成focal-belief、selected-token 或causal mechanism recovery。

8 Q11：fixed abduction 何时才是counterfactual

factual evidence $O_i = o_i$ 先产生一次$Q_i = \mathcal{A}_\phi\{P_F(o_i)\}$。同一个token 面对$x'$ 的interface 是：

$$p_{\phi,\theta}(y \mid o_i, x') = \int p_\theta\{y \mid P_Q(x'), u\}\, Q_i(du). \tag{14}$$

不能用x' 重新计算Q_i，因为那会用alternative query 重新识别一个potentially different token。若要比较同一个模拟token across actions，还要从Q_i 只抽一次$\tilde{u}_i^{(m)}$ 并复用；每个query 各自重抽即使marginal law 相同，也已经换了模拟对象。

但fixed abduction 只关闭了re-recognition 这个软件/计算错误。要把它升级为causal Layer 3 statement，还需要intervention semantics、token sufficiency、support/positivity、assignment 或confounding assumptions、mechanism stability、distribution-consistency 与event-noise coupling。$Q_i(du)$ 或Cauchy 在latent-code space 的full support 不等于target population 中的treatment positivity / overlap；unit abduction 也不会自动修复sample-selection bias 或treatment confounding，后两者需要独立的sampling/assignment 与identification argument。只问一个alternative

marginal law 时可积分声明的E law；若问多个worlds 的joint sample，必须明确$E_x, E_{x'}$ 是共享、独立还是采用其他coupling。

Deep Structural Causal Models 在已声明graph 中通常abduct exogenous noise，再执行abduction–action–prediction [1]。当前Learning DiscoSCM slice 首先abduct 的是对actual token code 的epistemic uncertainty，并把稳定U 与event E 分开。这不是dominance claim；完整模型可能同时需要token abduction 与exogenous-event abduction。

9 Q12：什么实验才真正有辨别力

四个实验不是一个可以pooling 的leaderboard。E01 评分evidence-indexed composed response law；E05/E06/E07 才在simulator truth vault 中固定actual u_i 后评分selected-token response surface；两者又都不是已识别的真实causal counterfactual。先分清target，结果数字才有含义。

普通regression benchmark 很适合检验factual prediction，却不能单独证明token factorization。primary synthetic benchmark 的每个token 只有一条factual (w, x, y) record。simulator 会抽取hidden actual code 来生成这一条record；但本次E01 scoring oracle 并不把actual code 当作recovery target，也不保存这个code 的21 个realized potential outcomes。它只为每条clean test evidence w 私藏21 个queries 上composed conditional response law 的location/scale。oracle truth 不得进入fitting、validation、early stopping 或hyperparameter selection。

当前落地的bounded test 是Y-shuffle hidden response-curve experiment。四个worlds 是matched、no heterogeneity、weak evidence 与narrow factual query support。每个world 有6,000 个token，按60/20/20 划分；evaluator 私藏$[-1, 1]$ 上21 个query。只在合并后的train+validation outcome pool 中，用SHA-pinned Sattolo subset derangement 破坏$\rho \in \{0, .1, .2, .3, .4\}$ 的factual links；outcome multiset 不变，selected links 全部移动，test 与oracle 始终保持clean 并被fingerprint。

七个models 是Cauchy/Gaussian/deterministic Unit、matched direct Cauchy/Gaussian、varying-coefficient Cauchy 与four-expert Cauchy mixture。primary capacity contrast 固定为5,267 参数的Cauchy Unit 对5,216 参数、hidden dims $(66, 66)$ 的direct Cauchy，差距低于1%。所有inferential fits 固定使用AdamW、learning rate 10^{-3}、weight decay 10^{-5}、batch 256、最多300 epochs、patience 30。

Unit evaluator 对每个clean test batch 只调用一次`abduce(evidence)`，保存`UnitDistribution` 后复用于全部21 个queries；alternative query 不得重新进入encoder。direct models 走direct-query path。当前实现的test-token abduction 只读w，不读取该token 的clean factual y；后者只用于factual evaluation metrics。

formal primary endpoint 是matched、$\rho = .4$ 的hidden curve-location error。对confirmatory seed s，定义

$$\Delta_s = \log \frac{\max(E_{\text{direct},s}, 10^{-12})}{\max(E_{\text{unit},s}, 10^{-12})}.$$

primary robustness gate 同时要求mean $\Delta > 0$、two-sided 95% t interval 下界> 0，以及one-sided exact sign-test $p \le .05$；ties 按冻结规则剔除。no-heterogeneity guardrail 把Unit advantage 明确定义为$1 - \text{gmean}(E_U/E_D)$，其95% upper bound 不得超过10%。robustness confirmation 与是否允许归因于token heterogeneity 分开报告，overall acceptance 要求两者都通过。

secondary outputs 包含$\rho = .3$、relative-to-clean degradation、factual NLL/median error、pinball、PIT-ECE、coverage/width、hidden-grid CDF error，以及narrow-support 内外区curve error。geometry、loss-family、capacity 三个comparison families 各自在完整预声明hypotheses 内做Holm correction。non-degenerate Cauchy 没有有限mean 与variance，因此不能把这些不存在的moments 当作metrics。

执行分三段：8-row mechanics smoke；seeds 11/22/33/44/55 的700-row development；冻结source、dependency、config、analysis、gates 与output namespace 后，seeds 101–110 的1,400-row confirmatory。smoke/development 都不能promotion；confirmatory failure 或zero/reversal 也是正式结果，不能通过换一个official namespace 重开。

正式结果：primary 没有通过

canonical confirmatory matrix 已完成1,400/1,400 cells，zero failed fits，冻结状态是`not_confirmed`。在matched、$\rho = .4$ 的primary endpoint 上，$\overline{\Delta} = -0.00715$，95% interval 为$[-0.0496, 0.0353]$；Cauchy Unit 只在4/10 seeds 上优于direct Cauchy，one-sided sign-test $p = 0.8281$。所以mean > 0、interval 下界> 0、$p \leq .05$ 三道门全部失败。这个实验没有确认Unit factorization 的robustness advantage。

no-heterogeneity guardrail 单独通过：apparent Unit advantage 的95% upper bound 是6.01%，低于10% ceiling。这只说明负对照中没有检测到material manufactured advantage；因为primary 本身失败，它不能被解释成"heterogeneity 造成了优势"，也不能把overall verdict 翻成positive。

supportive secondary 中，matched、$\rho = .3$ 的若干Cauchy Unit vs Gaussian Unit absolute prediction、curve 与calibration endpoints 在geometry-family Holm correction 后偏向Cauchy；但clean-to-40%-shuffle relative degradation contrast 不支持Cauchy。更重要的是，这些是secondary results，而且matched DGP 本身按Cauchy 生成。因此它们不能确认Cauchy 是正确的epistemic geometry，也不能改变primary failure。

若direct Cauchy/Laplace 在tabular corruption 上表现好，这只支持heavy-tailed predictive objective 的某些factual robustness；它不支持token-code recovery、unit factorization 或causal validity。结构claim 必须在matched hidden-query task 中获益，同时在no-heterogeneity、weak-evidence 与unsupported-query cells 中诚实报告无优势或失败。nonlinear misspecification、outcome contamination 与DSCM fixed-event-noise target 是后续独立extensions，不并入本次统计。

本次结果不是positive。即使结果为正，本实验也只可能支持synthetic fixed-abduction composed-law robustness；它不证明恢复真实U、识别individual counterfactual、distribution-consistency 或完整Layer 3。

E05：把target 改成fixed-selected-token surface 后，joint factorization 没过clean gate

E05 固定simulator-selected u_i 扫21 个queries。true mechanism frozen 时，learned abductor 相对finite-test evidence-conditioned reference 的最大normalized excess 是0.00729；但abductor 与mechanism 一起从one-shot factual likelihood 学习时，matched clean normalized excess 为0.5307，no-heterogeneity error 为0.6808，都超过0.20 ceiling。因此`development_ready=false`，后续shuffle development/confirmatory 没有运行。相近factual NLL 不能排除错误的hidden-query basin。

E06：只cache 一次还不够，形成cache 的evidence 也必须合法

在$P(U \mid z, a) = P(U \mid z)$ 的randomized-action DGP 中，让abductor 只读token cue z，matched fixed-token curve MAE 从0.223607 降到0.030654，并得到exact action invariance。但no-heterogeneity control 的改善更大，semantic-specificity guard 失败；frozen-mechanism 下learned Cauchy Q_i 的80% coverage 只有0.3822，而exact reference 是0.7917。所以它只支持interface correction，不支持Q_i recovery、calibration 或corruption robustness。

E07/P0：Perception 与conditional response 值得继续，但尚未semantic-ready

108/108 formal fits 与48/48 nonranking diagnostics 表明raw bilinear model 确有representation 与function-class 限制；explicit query perception、对query 非线性而对U affine 的response form 带来方向一致的改善。但invertible flow 没有胜过residual MLP，isolated paths、bad initialization basin 与no-unit spurious evidence-dependence 仍未过gate。正式状态是`semantic_not_ready`：它只为下一版architecture 提供bounded motivation。

10 三个活跃论文身份与DSCM 对照

Paper identity	独立职责
Learning DiscoSCM	How to learn DiscoSCM；当前聚焦一个token-modulated outcome mechanism 的end-to-end ML slice
Unit Mechanism Learning	shared unit-modulated generator、factorization、predictive-law consistency 与tractable family 的一般方法视角
Token Causation	row-as-token ontology、token response prediction 与singular/actual attribution 的理论边界

三篇可以互相引用与压力测试，但不能共享claim truth。一个theorem、experiment 或failure 进入另一篇时，必须重新说明assumptions、target 与evidence provenance。

与Deep SCM 的关键差别也应保持窄而准确：DSCM 的主要abducted object 是declared graph 中的exogenous noise；当前slice 的主要abducted object 是actual token representation 的candidate uncertainty。DSCM event exogenous variables 与这里的event E 不是低级版本，token abduction 也不是更一般的noise abduction；它们回答的是不同问题。

11 最终claim 边界

本文已经建立什么

一个区分P_U^{tar}、$U = u_i$ 与Q_i 的learning ontology；evidence perception、one-time abduction、query perception 与response reduction 的P–A–R contract；point/Gaussian/Cauchy 的统一learner-side semantics；conditional affine-in-U Cauchy law 的解析传播；observed factual support 上的log-score Fisher consistency；latent reparameterization、uncertainty split 与alternative-query underdetermination；以及逐层truth-isolated 的negative/diagnostic evidence。

本文没有建立什么

没有证明Cauchy 是唯一或universally best family；没有从(O, X^F, Y^F) 唯一恢复actual token code、calibrated Q_i、latent axes 或causal mechanism；没有由factual theorem 恢复alternative-query law；没有证明P–A–R architecture、invertible perception 或factorized model superiority；没有把fixed abduction 直接等同于Layer 3 identification。

读者判断这篇论文是否成立时，应依次追问：U 是否真是不可删除primitive？observation process 是否让X 成为合理token evidence？Cauchy desiderata 是否清楚且可证伪？primary benchmark 是否真正隔离oracle truth？causal interpretation 是否逐项补足assumptions？任何一项不能靠更漂亮的NLL 或更大的neural network 跳过。

References

[1] Nick Pawlowski, Daniel Coelho de Castro, and Ben Glocker. Deep structural causal models for tractable counterfactual inference. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 33, pages 857–869, 2020. URL https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2020/hash/0987b8b338d6c90bbedd8631bc499221-Abstract.html.

A 符号速查

符号	含义
$t^\star$	actual discrete focal token
$u^\star = \iota(t^\star)$	world-side computational code
$\widetilde{U}$	learner-side computational candidate，不是identity redraw
$O_i = o_i$	focal token 的合法factual evidence
$z_i^F = P_F(o_i)$	abduction 使用的perceived evidence
Q_i	只形成一次并跨queries 复用的focal-token belief
x_i^F	factual outcome 实际发生时的mechanism query
x^Q	outcome mechanism query
$z^Q = P_Q(x^Q)$	perceived query representation
E	token 与query 固定后仍变化的event randomness
f_0/f_θ	world mechanism / learner family
$p_{\phi,\theta}$	candidate-unit uncertainty 与event noise 合成后的predictive law

若只记住一个检查规则：**训练数据只监督observed (o_i, x_i) factual support；任何关于同一o_i 下alternative query、actual code、calibrated Q_i 或cross-world coupling 的更强结论，都必须指出额外结构与证据来自哪里。**