

SDIL

让局部学习使用意外的反馈

Somato-Dendritic Innovation Learning

受 Francioni et al. (Harnett lab) Nature 2026 启发

核心操作

$$\text{teaching signal} = \text{apical feedback} - \text{expected from soma}$$

每个神经元各自减去正常 soma-dendrite 耦合

BP-free

学习器内无反向计算图

92.76%

ResNet-56 + 4× predictable traffic

1.33×

BP MAC estimate

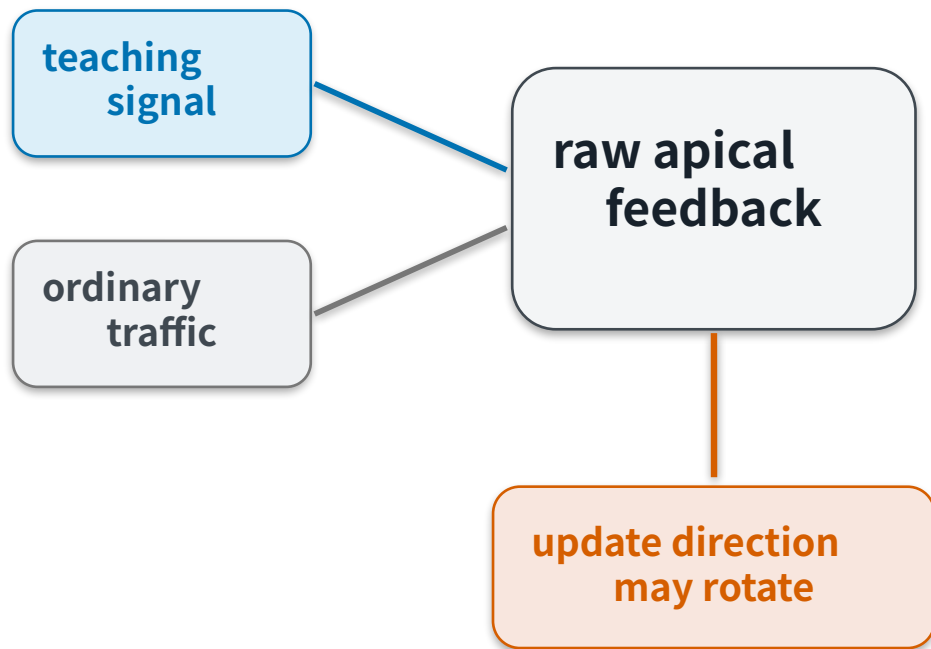
一句话：可扩展的局部信用路径负责把方向送到各层；SDIL 负责从混合反馈中提取可用于学习的部分。

问题：反馈通道不只传教学信号

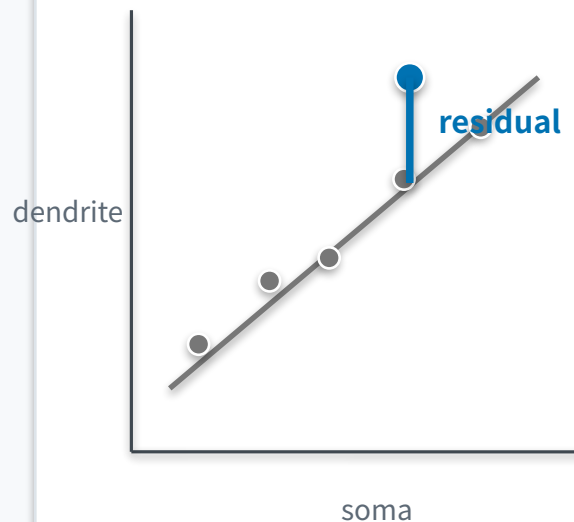
02

把全部 apical activity 当作 error，会把正常状态与上下文一起写入权重。

局部学习常见假设



Nature 2026 提供了更具体的对象



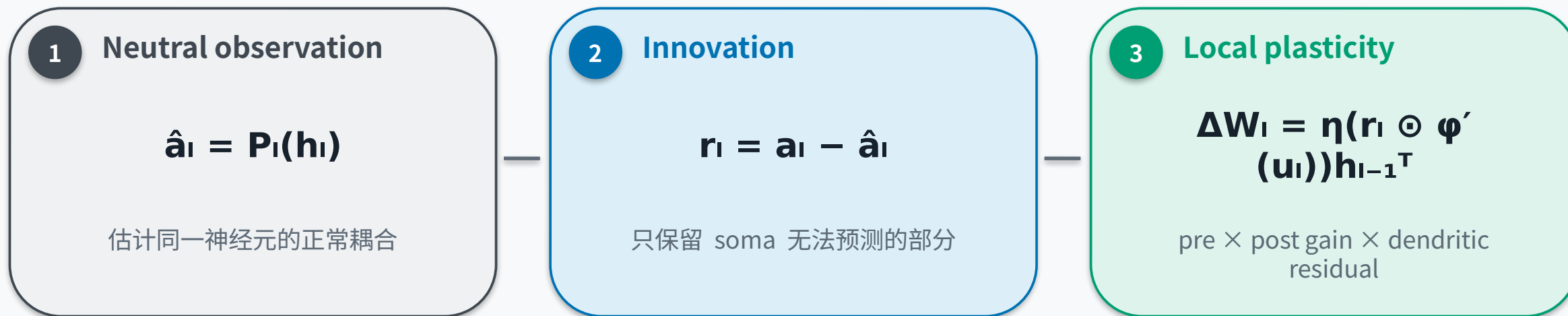
- 先拟合每个神经元正常的 soma-dendrite 关系
- 残差与 soma 明显去相关
- 残差携带 outcome 与神经元特异的有符号任务信息

算法问题：学习是否也应使用 residual，而不是 raw activity？

方法：预测正常耦合，再用残差完成局部更新

03

SDIL 改变教学变量；它不要求重新发明整条反馈传播路径。



学习器内部为什么是 BP-free

- 更新只读取 pre-synaptic activity、local gain 和本细胞 residual
- 无 reverse-mode autograd；不复制 forward-weight transpose

信用路径是可替换的已有组件

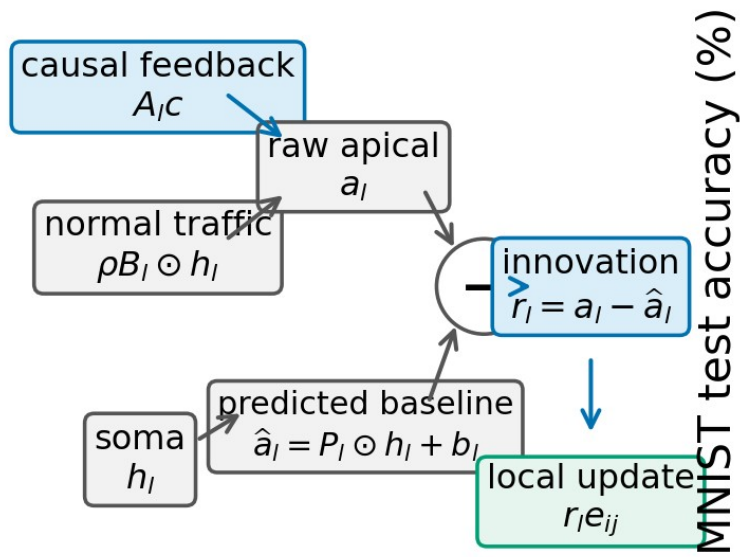
- Small nets: node-perturbation feedback vectorizer
- ResNet: reciprocal KP plasticity
- 两者均为已有组件；SDIL 的贡献是 residualization

关键消融：减法改变了方向，不只是信号大小

04

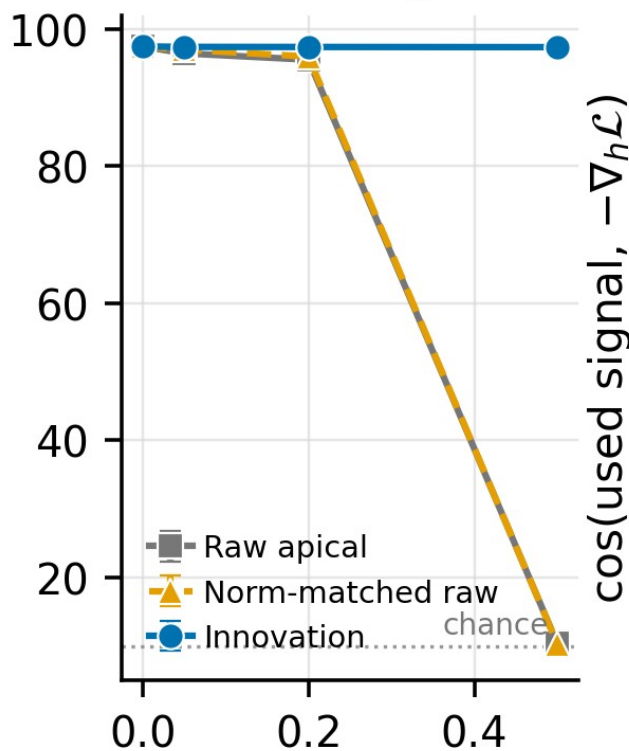
强 soma-predictable traffic 下，raw 与 norm-matched raw 都失效；innovation 保留学习方向。

a Extract the innovation



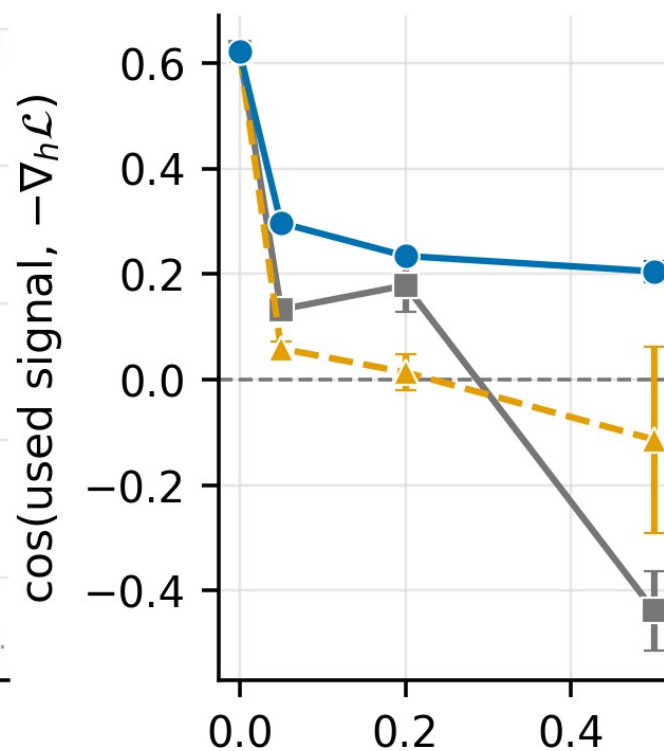
Only the soma-unpredicted component teaches

b Learning survives



Predictable-traffic strength ρ

c Descent direction survives



Predictable-traffic strength ρ

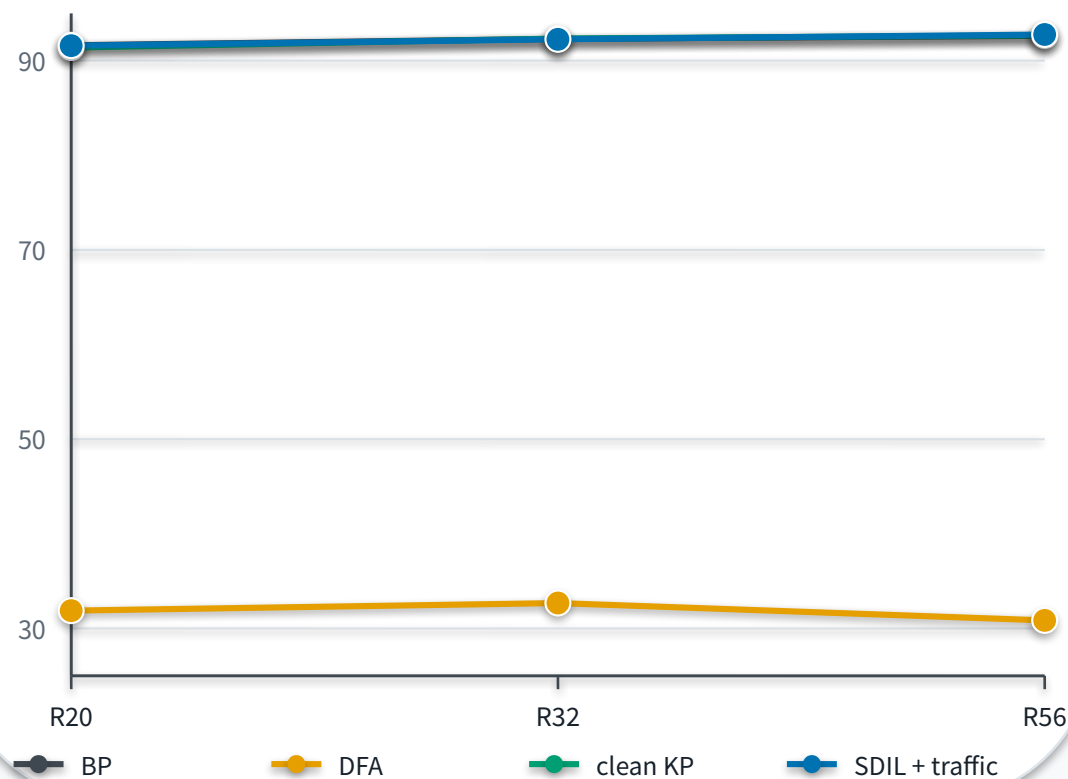
$\rho = 0.5$: raw 10.38% • norm-matched raw 10.31% • innovation 97.35% (5 seeds)

标准 ResNet：扩展性来自 KP，抗混合流量来自 SDIL

05

60 个 CIFAR-10 endpoints；每个深度 5 seeds，200 epochs，无 depth-specific tuning。

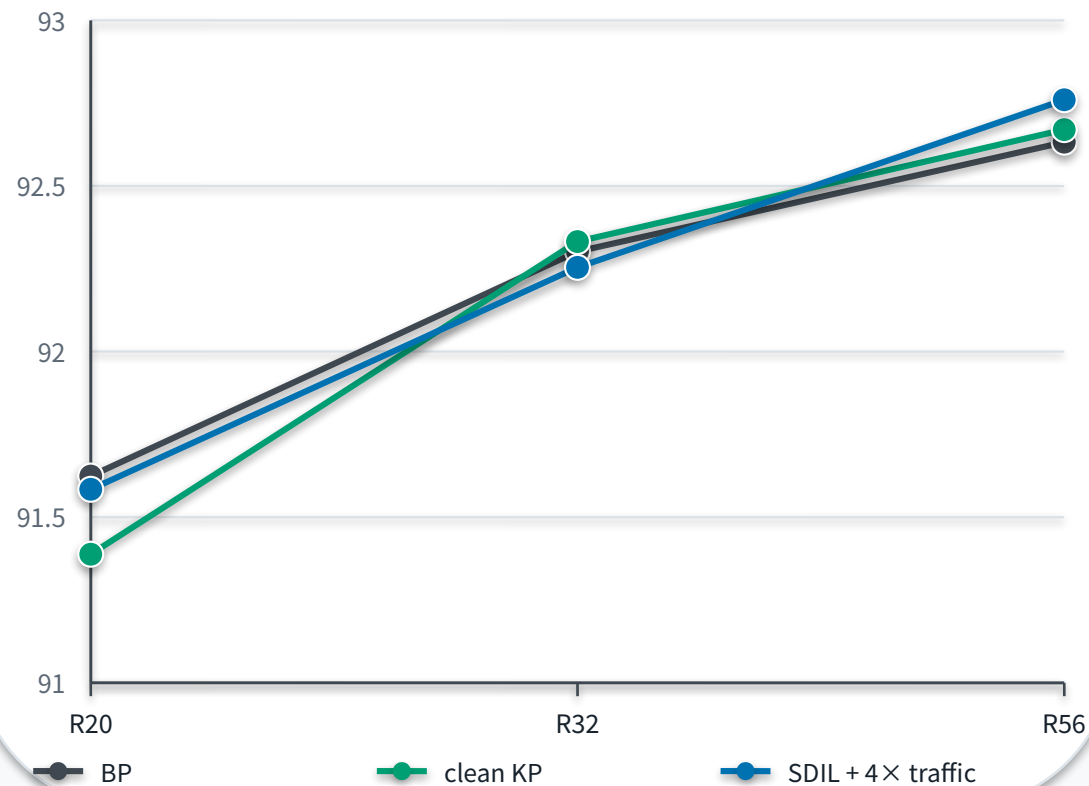
完整尺度：固定 DFA 随深度仍处于约 31%



SDIL: 91.58 → 92.76%

1.31–1.33× BP MAC

近 BP 放大：SDIL 在 4× traffic 下跟随 clean KP

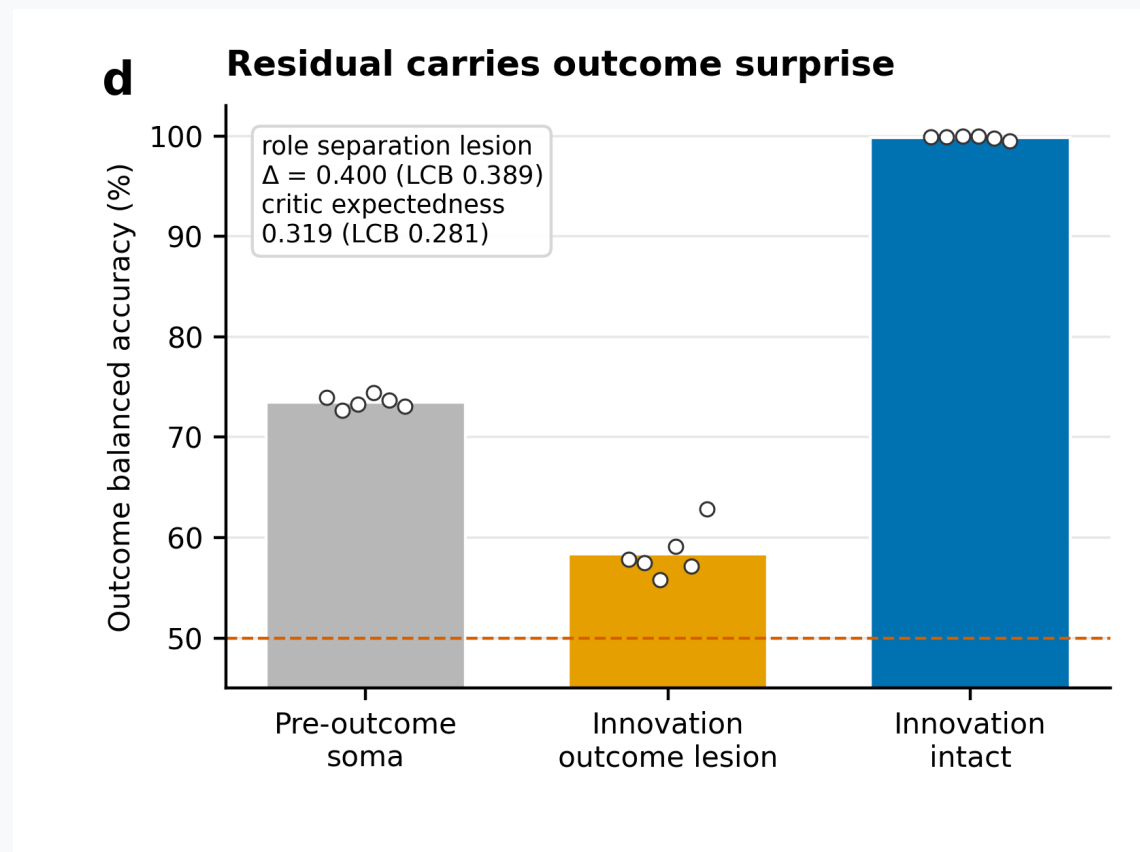
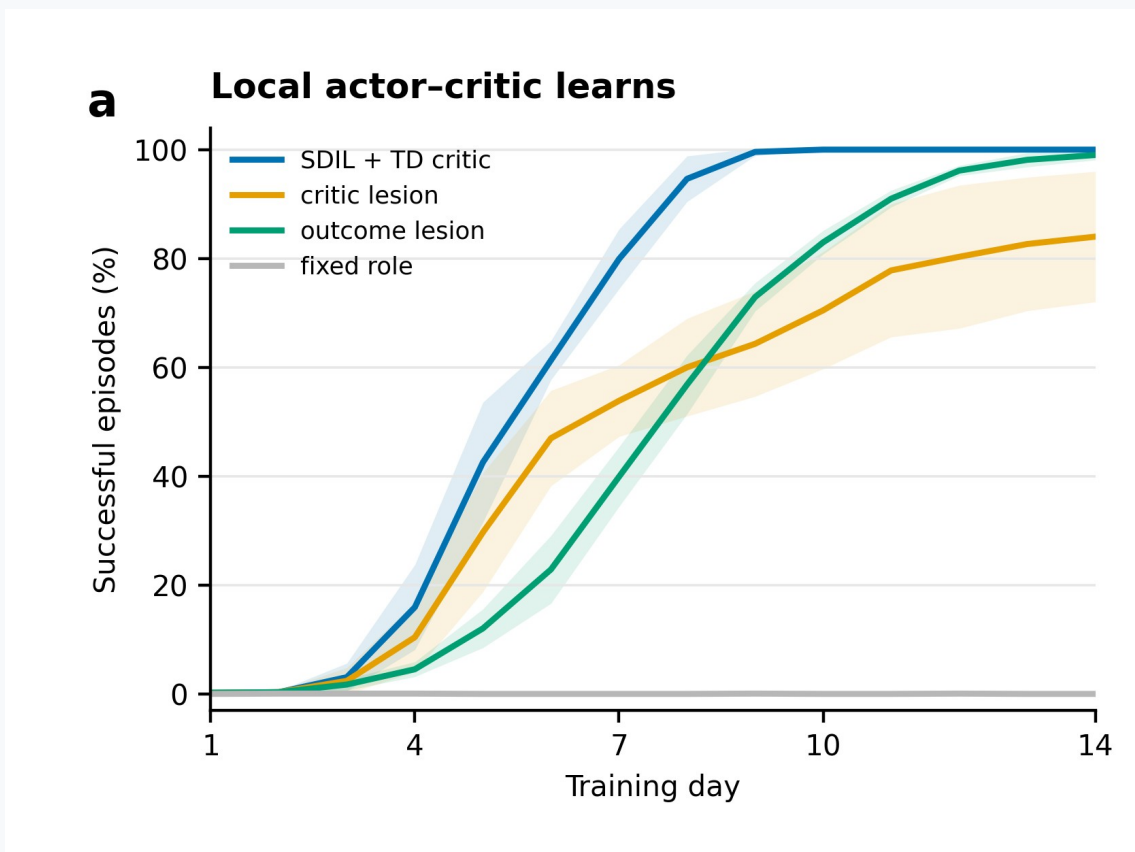


0 loss queries • 1 neutral obs/example

动态任务：residual 携带 outcome surprise，而不只是分类误差

06

独立的 synthetic BCI actor-critic：6 task clusters $\times$ 5 models，所有学习更新均为手写局部规则。



100% final task success

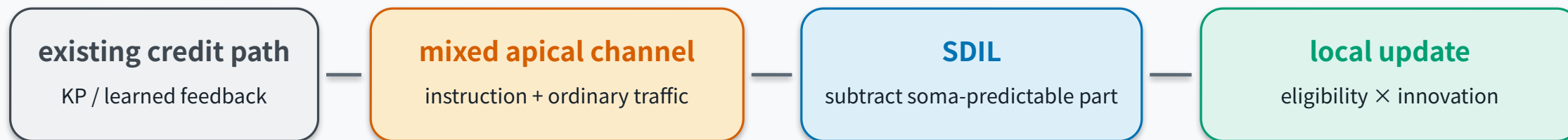
99.83% terminal outcome decoding

outcome lesion: -0.400 separation

范围：这是机制验证用的合成任务；terminal reward 被直接提供，不是皮层数据。

当前最准确的定位：可扩展 local credit 的混合信号分离模块

07



已经建立

- 可预测 traffic 会旋转 raw local update
- per-neuron residualization 在受控干扰下是 load-bearing 的
- 组合方法在 ResNet-20/32/56 上保持近 BP accuracy

真正的新东西

- 把 Harnett residual 直接定义成 teaching variable
- neutral-period predictor + dynamic local projection
- 机制、方向、成本和动态 outcome 的联合证据

仍然缺少

- 自然任务中不可预先测量的 mixed feedback
- 真实硬件或真实神经数据上的必要性
- 证明 SDIL 的价值不能由 clean KP 单独解释

下一项决定性证据：在自然或硬件产生的 state-dependent mixed traffic 中，raw credit 失败，而 SDIL 无需 oracle calibration 即可恢复。