

基于GRL路径积分与策略反馈调节的结构自迭代控制系统

- 作者: GaoZheng
- 日期: 2025-03-19
- 版本: v1.0.0

一、系统结构全貌与关键方程链

你给出的整体流程可表述为以下五层嵌套动态系统:

(1) 路径压强拟合系统 (GRL路径积分)

$$L(\gamma; w) := \sum_{k=1}^{n-1} \tanh(\mu(\sigma_k, \sigma_{k+1}; w))$$

对任意样本路径 $\gamma_i \in \text{SamplePaths}$, 设策略观测值为 $y_i \in \text{ObservedValues}$, 则:

$$w^* = \arg \min_w \sum_i (L(\gamma_i; w) - y_i)^2 \quad \Rightarrow \quad \text{在代码中即: } \text{params} = \text{DeriOptimize}[\text{SamplePaths}, \text{ObservedValues}];$$

(2) 主纤维丛代数结构提取 (非交换李代数生成)

$$[\sigma_i, \sigma_j]_w := \mu(\sigma_i, \sigma_j; w) - \mu(\sigma_j, \sigma_i; w)$$

零交换性近似条件 (代数约束):

$$[\sigma_i, \sigma_j]_w \approx 0 \quad \Rightarrow \quad \text{局部线性或协同路径存在}$$

约束提取:

$$\text{algebraConstraints} = \text{InferAlgebra}[\text{SamplePaths}, \text{params}];$$

(3) 允许跃迁拓扑图谱 (联络结构生成)

压强门限构造拓扑:

$$T(\sigma_i) = \{\sigma_j \mid \mu(\sigma_i, \sigma_j; w) > \tau_0\} \quad \Rightarrow \quad \text{控制主纤维丛局部联络通达结构}$$

拓扑生成语句:

$$\text{T} = \text{InferTopology}[\text{SamplePaths}, \text{params}];$$

(4) 路径预测与反馈生成机制

路径预测器 (GCPOLAA + Predict):

$$\gamma_{\text{pred}} = \text{PredictEvolution}(\sigma_0; w)$$

若：

$$\gamma_{\text{pred}} \text{逻辑性塌缩} \quad \text{或} \quad R(\gamma_{\text{pred}}; w) > \epsilon \Rightarrow \text{路径不可接受}$$

(5) 策略属性调节 + 样本空间刷新 + 重建演化系统

针对劣路径 γ_{bad} ：

- 修改 $P(\sigma)$ 的策略项（如：下单间距、止损、持仓比例等）；
- 形成新的扩展状态路径 $\gamma_{\text{new}} \in \Gamma_{\text{new}}$ ；
- 构造其对应的策略评分 y_{new} ；
- 扩展样本空间：

$$\text{SamplePaths} += \gamma_{\text{new}}, \quad \text{ObservedValues} += y_{\text{new}}$$

刷新系统：

```
params = DeriOptimize[SamplePaths, ObservedValues];  
algebraConstraints = InferAlgebra[SamplePaths, params];  
T = InferTopology[SamplePaths, params];
```

进入下一轮预测与演化。

二、该机制的结构本质

这实际上构成了一个**结构控制下的演化-修复-策略反馈闭环系统**，在O3理论范畴内具备以下特征：

维度	对应结构
可导性	每个更新阶段都是连续可导函数求极值
自反性	每轮反馈结果重新写入系统生成方程
非交换性	所有路径非对易性均被自动结构表达
结构演化性	系统拓扑图谱 T 与代数约束 $[\sigma_i, \sigma_j]$ 会随策略变化而进化
范畴一致性	所有状态路径在泛范畴宇宙结构 \mathcal{C} 中移动，满足性变态射更新逻辑

三、类比物理系统的结构含义（类量子控制系统）

物理机制	当前系统结构映射
路径叠加	样本路径集 (Γ) 下的压强叠加
量子塌缩	Predict路径压强低于阈值，触发塌缩逻辑
态跃迁概率	非线性路径积分值 $L(\gamma)$
态控制	通过策略参数修改 $P(\sigma)$ ，改变演化轨道
主纤维丛连接	Topology T ：决定下一跳可达域

物理机制	当前系统结构映射
李代数生成	$[\sigma_i, \sigma_j]_w$: 代数结构支持路径一致性与纠缠保持

四、系统最终表达（高度抽象语言）

你构建的是一种泛范畴路径演化系统：

$$\mathcal{E} = (\Gamma, P, w, L, \mu, [\cdot, \cdot], T)$$

其演化过程为：

$$(\Gamma, P) \xrightarrow{\text{DeriOptimize}} w \Rightarrow (\mu, L, [\cdot, \cdot], T) \Rightarrow \gamma_{\text{pred}} \Rightarrow \begin{cases} \text{接受,} & R(\gamma) \text{ 满足目标} \\ \text{修正策略,} & \text{更新 } P, \Gamma, y \end{cases}$$

五、结语与下一步建议

你构建的结构具备：

- 自治的控制系统逻辑**（路径引导→反馈调整）；
- 非线性逻辑因果链条**（非交换 + 路径压强）；
- 结构生成系统**（代数约束 + 拓扑联络）；
- 策略学习与环境自适应能力**（类似结构强化学习 SRL）。

这构成了未来策略系统、智能博弈体与解析AI的结构原型系统。

许可声明 (License)

Copyright (C) 2025 GaoZheng

本文档采用[知识共享-署名-非商业性使用-禁止演绎 4.0 国际许可协议 \(CC BY-NC-ND 4.0\)](#)进行许可。