药效效应幺半群 (PDEM) 的算子幂集算法

作者: GaoZheng日期: 2025-10-22

• 版本: v1.0.0

注:"O3理论/O3元数学理论/主纤维丛版广义非交换李代数(PFB-GNLA)"相关理论参

见: 作者 (GaoZheng) 网盘分享 或 作者 (GaoZheng) 开源项目 或 作者 (GaoZheng) 主页,欢迎访问!

摘要

在 **药效效应幺半群 (PDEM)** 的框架下,"**算子幂集算法**"旨在系统性地生成并筛选所有可能的**药物作用序列与信号转导级联**。与病理演化不同,PDEM 的幂集侧重于描述外源性干预(药物)与内源性反应(生理机制)之间的动态交互。该算法通过组合基本的药理学算子(如结合、激活、阻断、脱敏),生成代表不同**给药方案**(如联合用药、序贯用药)或**作用机制**(Mechanism of Action, MoA)的复合算子,并通过 PDEM 公理系统过滤掉生物物理上不可行的序列,从而为药物组合设计、给药时程优化及耐药性预测提供可计算的候选空间。

第一步: 定义基本药理算子集合 (Base Set of Pharmacological Operators)

我们从 PDEM 公理系统(特别是第三部分)中提取最基本的、不可再分的药理学动作作为"字母表"(\mathbb{O}_{base})。需要注意的是,这里的算子通常带有参数(如药物浓度 D 或作用时间 t)。

 $\mathbb{O}_{\text{base}} = \{\mathcal{I}, \mathcal{O}_{\text{ago}}(D), \mathcal{O}_{\text{ant}}(D), \mathcal{O}_{\text{part_ago}}(D), \mathcal{O}_{\text{allosteric}}(D), \mathcal{O}_{\text{transduce}}, \mathcal{O}_{\text{desensitize}}(t), \mathcal{O}_{\text{resensitize}}(t), \dots\}$

- $\mathcal{O}_{\mathrm{ago}}(D)$: 浓度为 D 的激动剂结合算子。
- $\mathcal{O}_{\mathrm{ant}}(D)$: 浓度为 D 的拮抗剂结合算子。
- $\mathcal{O}_{\mathrm{transduce}}$: 下游信号转导算子 (通常是内源性的, 但在建模时需显式表示)。
- $\mathcal{O}_{\text{desensitize}}(t)$: 随时间 t 发生的受体脱敏算子。

第二步: 生成算子幂集 (生成给药方案与机制级联)

算子幂集 $\mathbb{P}^*(\mathbb{O}_{base})$ 是所有有限长度的药物干预或生理反应序列的集合。

- **长度** k=0: $\mathbb{P}_0=\{\mathcal{I}\}$ (基线状态,无药物作用)。
- **长度** $k=1: \mathbb{P}_1$ 包含单一药物的一次性作用,或单一内源性步骤。
- 长度 k>1: 通过递归复合生成: $\mathbb{P}_k=\{\mathcal{O}_k\circ P_{k-1}\mid \mathcal{O}_k\in\mathbb{O}_{\mathrm{base}}, P_{k-1}\in\mathbb{P}_{k-1}\}$ 。

这些序列可以代表:

1. **微观机制级联**: 药物分子结合受体 \rightarrow G蛋白激活 \rightarrow cAMP上升。

2. **宏观给药方案**: 周一给药A \rightarrow 周二给药B \rightarrow 周三观察。

第三步: 公理化过滤 (药理学约束筛选)

利用 PDEM 公理对 \mathbb{P}^* 进行"修剪",得到符合生物物理学原理的有效路径集合 $\mathbb{P}_{\text{valid}}$ 。

- 过滤规则示例:
 - i. **因果顺序约束 (Causal Order)**: 信号转导 ($\mathcal{O}_{transduce}$) 必须依赖于受体的激活状态。如果前序没有 \mathcal{O}_{ago} ,单纯的 $\mathcal{O}_{transduce}$ 可能等价于 \mathcal{I} (在无基础活性的系统中) 。
 - 。 剔除序列: ...。 O_antagonist。 O_transduce (通常无意义, 因为拮抗剂不触发转导)。
 - ii. **竞争排斥约束 (Competitive Exclusion)**: 如果受体被高亲和力、不可逆拮抗剂 ($\mathcal{O}_{covalent_ant}$) 完全占据,后续的激动剂 (\mathcal{O}_{ago}) 将无法产生结合效应。
 - 。 修正序列: $\mathcal{O}_{\mathrm{ago}}\circ\mathcal{O}_{\mathrm{covalent_ant}}pprox\mathcal{O}_{\mathrm{covalent_ant}}$ (激动剂失效)。
 - iii. **饱和约束 (A3. Submodularity)**: 连续多次施加高浓度同种激动剂,其边际效应递减趋近于零。
 - $\circ \ \mathcal{O}_{
 m ago}(D_{
 m high}) \circ \mathcal{O}_{
 m ago}(D_{
 m high}) pprox \mathcal{O}_{
 m ago}(D_{
 m high}).$

举例说明

例1: 经典GPCR信号转导级联 (微观机制)

- 涉及算子: \mathcal{O}_{ago} (配体结合), \mathcal{O}_{G-act} (G蛋白激活), $\mathcal{O}_{2nd-mess}$ (第二信使产生), \mathcal{O}_{effect} (最终生理效应)。
- 幂集生成:

$$P_{ ext{canonical}} = \mathcal{O}_{ ext{effect}} \circ \mathcal{O}_{2 ext{nd-mess}} \circ \mathcal{O}_{G-act} \circ \mathcal{O}_{ago}$$

• 解读: 这是药理学教科书中标准的"正向"作用路径。每一个步骤都是前一个步骤引起的内源性算子响应。 PDEM模型可以用这个复合算子来拟合从"给药剂量"到"最终效应"的完整Emax曲线。

例2: 非交换性——预防给药 vs. 治疗给药 (宏观方案)

- **涉及算子**: $\mathcal{O}_{\mathrm{tox}}$ (毒素/致病因子,可视为一种特殊的激动剂), $\mathcal{O}_{\mathrm{ant}}$ (保护性药物/拮抗剂)。
- 序列对比:
 - 。 方案A (预防): $P_{
 m prevention} = \mathcal{O}_{
 m tox} \circ \mathcal{O}_{
 m ant}$
 - 解读: 先给予拮抗剂, 占据受体; 后给予毒素。由于受体已被占领, 毒素无法结合。
 - 结果: Effect($P_{\text{prevention}}(S)$) ≈ 0 (保护成功)。
 - 。 方案B (治疗/逆转): $P_{
 m reversal} = \mathcal{O}_{
 m ant} \circ \mathcal{O}_{
 m tox}$
 - *解读*: 毒素先作用,系统已产生毒性效应;后给予拮抗剂进行竞争性置换。
 - 4π : 效应从高位回落,但系统经历了一段毒性状态。如果毒性效应不可逆(如细胞死亡),则 P_{reversal} 的最终状态显著差于 $P_{\mathrm{prevention}}$ 。
- 数学本质: 直接体现了 A7. 非交换性 ($\mathcal{O}_B\circ\mathcal{O}_A\neq\mathcal{O}_A\circ\mathcal{O}_B$) 在临床给药策略中的关键意义。

例3: 耐受性的产生(时间依赖动力学)

- 涉及算子: $\mathcal{O}_{ago}(D)$ (给药), $\mathcal{O}_{desensitize}(t)$ (机体内源性脱敏过程), $\mathcal{O}_{wait}(t)$ (停药等待)。
- 幂集生成:
 - 连续给药 (产生耐受):

$$P_{ ext{tolerance}} = \mathcal{O}_{ ext{ago}}(D) \circ \mathcal{O}_{ ext{desensitize}}(t_{ ext{long}}) \circ \mathcal{O}_{ ext{ago}}(D)$$

解读: 第一次给药后,经过长时间的脱敏过程,第二次同样的给药产生的效应大打折扣。

○ 间歇给药 (恢复敏感性):

$$P_{ ext{recovery}} = \mathcal{O}_{ ext{ago}}(D) \circ \mathcal{O}_{ ext{resensitize}}(t_{ ext{rest}}) \circ \mathcal{O}_{ ext{wait}}(t_{ ext{rest}}) \circ \dots$$

解读: 引入"等待/清洗"算子,允许系统内源性的"复敏算子"发挥作用,使得下一次给药能恢复疗效。

通过 PDEM 的算子幂集算法,药物研发人员可以在计算机上遍历数以万计的可能组合(联合用药成分、给药顺序、间隔时间),并利用公理化过滤器和已知的参数模型,筛选出最有希望的候选方案进入湿实验验证。

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。