

AGI进化动力学模拟工具的数学机制与理论基础研究

摘要

本研究深入分析了 AGI 进化动力学模拟工具的数学机制与理论基础，通过解析核心演化公式 $C(t+1) = C(t) \cdot \exp[\alpha \cdot \arctan(\nabla) + \beta \cdot \xi + \gamma \cdot \sin(\alpha t)]$ ，揭示了学习率、创新随机性和环境节律三个关键参数对 AGI 能力演化的影响机制。研究发现，该模型通过指数函数实现能力的非线性增长，利用 \arctan 函数进行梯度压缩，通过 \sin 函数引入周期性波动，形成了“理性学习 + 随机创新 + 环境适应”的综合演化框架。

与 ARC 测试的对比分析表明，AGI 进化动力学模拟属于**理论层面的抽象模型**，其“能力值”是模型内部定义的量化指标，而 ARC 测试是**实际的通用智能评估基准**，通过未见过的抽象推理任务直接测试流体智力。两者在核心定位、能力衡量方式和适用场景上存在根本差异，无法直接比较优劣，但可以形成互补的研究体系。

本研究提出了 AGI 研究中“模拟工具 + 测试基准”的组合应用框架，包括演化策略预筛选、环境影响验证、能力跃迁触发条件研究和安全风险预警四个典型场景，为 AGI 理论研究与实际评估的结合提供了新的思路。

引言

随着人工智能技术的快速发展，通用人工智能（AGI）已成为学术界和产业界关注的焦点。然而，AGI 的发展路径充满不确定性，如何理解和预测 AGI 的能力演化过程，成为当前研究的核心问题之一。在这一背景下，AGI 进化动力学模拟工具应运而生，试图通过数学模型来刻画 AGI 能力的演化规律。

本研究关注的 AGI 进化动力学模拟工具，是一个基于数学公式的理论模型，其核心演化公式为 $C(t+1) = C(t) \cdot \exp[\alpha \cdot \arctan(\nabla) + \beta \cdot \xi + \gamma \cdot \sin(\alpha t)]$ 。该模型通过调节学习率 α 、创新随机性 β 和环境节律 γ 三个参数，模拟 AGI 系统能力随时间的变化过程。与此同时，ARC 测试作为当前最具挑战性的 AGI 评估基准，通过抽象推理任务直接测试 AI 系统的通用智能水平，为 AGI 的实际能力评估提供了重要参考。

然而，现有研究在 AGI 进化动力学模型的理论基础、参数作用机制以及与实际评估基准的关系等方面，仍存在诸多问题亟待深入探讨。特别是如何理解理论模型中的“能力值”与实际评估中的“任务表现”之间的关系，以及如何将理论模拟与实际评估相结合，都是当前 AGI 研究面临的重要挑战。

基于上述问题，本研究旨在通过深入分析 AGI 进化动力学模拟工具的数学机制与理论基础，揭示其参数作用规律，并与 ARC 测试进行系统对比，为 AGI 研究提供理论支撑和方法指导。

一、AGI 进化动力学模拟工具的技术解析

1.1 核心演化公式的数学原理

AGI 进化动力学模拟工具的核心是一个非线性差分方程： $C(t+1) = C(t) \cdot \exp[\alpha \cdot \arctan(\nabla) + \beta \cdot \xi + \gamma \cdot \sin(\alpha t)]$ 。这个公式描述了 AGI 系统能力在离散时间步上的演化规律，其中 $C(t)$ 表示 t 时刻的系统能力值， $C(t+1)$ 表示下一时刻的系统能力值。

指数函数的作用机制是该公式的关键。指数函数 $\exp()$ 将括号内的 "变化量" 转化为能力的 "倍增 / 衰减幅度"，确保能力值始终为正，符合实际逻辑(14)。在 AGI 研究中，指数增长已被广泛认为是 AGI 能力发展的重要特征，如研究表明 AI 模型能力正遵循指数增长规律迭代，当模型参数达到千亿级后，性能提升可能不再线性，且算力消耗呈指数增长(10)。

公式中的三个分项分别代表了不同的影响因素：

$\alpha \cdot \arctan(\nabla)$ 项代表理性学习的贡献。其中 α 是学习率参数，控制 AGI 的 "理性学习速度"； ∇ 代表梯度 (Gradient)，表示当前能力提升的 "潜力方向"； \arctan 函数起到梯度压缩的作用，将梯度值限制在合理范围内，避免梯度过大导致能力突变。在深度学习中， \arctan 函数常被用作激活函数或平滑函数，其特点是能够提供平滑的非线性变换(24)。

$\beta \cdot \xi$ 项代表随机创新的贡献。 β 是创新 / 随机性系数，控制 AGI 的 "随机创新幅度"； ξ 是随机噪声项，代表不可预测的创新和意外变化。这种随机创新机制类似于生物学中的基因突变，为 AGI 的能力演化提供了探索新方向的可能性。

$\gamma \cdot \sin(\alpha t)$ 项代表环境波动的贡献。 γ 是环境节律系数，控制环境波动对 AGI 的影响程度； $\sin(\alpha t)$ 是周期性波动项，代表环境的周期性变化，如技术周期、市场需求变化等。这种周期性机制反映了 AGI 发展不是孤立的，而是与外部环境密切相关的复杂系统。

1.2 参数作用机制的深入分析

学习率参数 α 的作用机制体现了 AGI 的理性学习能力。在模拟工具中， α 的当前值为 0.005，这是一个相对较小的值，表明该模型假设 AGI 的理性学习是一个渐进的过程。根据数学框架分析，当改进增长与能力和资源成正比时，可能发生失控增长；如果不满足这个条件，则不会发生失控。因此， α 的取值直接影响 AGI 能力演化的稳定性。

创新参数 β 的作用机制引入了随机性和探索性。 β 的当前值为 0.020，相对较大，表明该模型强调创新在 AGI 发展中的重要作用。研究表明，随机性参数如温度参数控制着文本生成的创造性或随机性(39)，类似地， β 参数控制着 AGI 能力演化中的创新幅度。在多智能体系统中，这种随机性可以通过种群压力、军备竞赛等机制产生复合创新效应。

环境节律参数 γ 的作用机制反映了环境因素对 AGI 发展的影响。 γ 的当前值为 0.010，表明环境影响相对适中。在 AGI 的生物形态系统中，环境被定义为部分可观察马尔可夫决策过程 (POMDP)，包含目标、状态、动作、状态转移概率和反馈函数等要素。 $\sin(\alpha t)$ 项通过引入周期性变化，模拟了技术发展周期、市场需求波动等环境因素对 AGI 能力演化的影响。

1.3 模型的理论基础与假设

AGI 进化动力学模拟工具的理论基础可以追溯到多个领域的研究成果。首先是**扩展法则** (Scaling Laws) 的发现，Anthropic 团队发现当系统增加计算量、数据规模和模型参数时，模型性能提升呈现出跨越数量级的线性规律，"AI 能够完成的任务长度，大约每 7 个月就会翻一番"(16)。这一发现为 AGI 能力的量化评估提供了重要依据。

其次是**生物进化理论**的启发。研究表明，自然智能通过集体生活、社会关系和重大进化转变等机制在多尺度上出现，这些机制通过种群压力、军备竞赛、马基雅维利选择、社会学习和累积文化等方式促进新数据生成(44)。AGI 进化动力学模型正是借鉴了这些生物进化机制，将其抽象为数学参数。

第三是**复杂系统理论**的支撑。该模型将 AGI 视为一个复杂的自适应系统，其能力演化是多种因素相互作用的结果。在多智能体系统中，智能体之间的交互可以产生复合创新效应，即探索和利用从对抗关系转变为协同关系，利用驱动探索向适当方向发展，创新建立在先前创新的基础上。

然而，该模型也存在一些**关键假设和局限性**：

- 连续性假设**：模型假设 AGI 能力在时间上是连续变化的，但实际上 AGI 的发展可能存在突变和跳跃。
- 可微性假设**：模型假设各参数对能力的影响是可微的，但在实际情况中，某些因素可能产生离散的、不连续的影响。
- 单系统假设**：模型主要关注单个 AGI 系统的演化，未充分考虑多 AGI 系统之间的竞争与合作关系。
- 环境简化假设**：模型将环境影响简化为周期性波动，但实际环境可能更加复杂和不可预测。

1.4 数值模拟与参数敏感性分析

基于该 AGI 进化动力学模型，可以进行数值模拟来分析不同参数组合对能力演化的影响。根据参数调节影响表，我们可以总结出以下规律：

学习率 α 的影响：当 α 增大时，AGI 能力沿 "最优方向" 提升的速度加快，曲线更 "平稳向上"，但可能陷入局部最优；当 α 减小时，学习响应变慢，能力提升更平缓，对梯度的依赖减弱。这种现象类似于深度学习中的学习率衰减策略，过大的学习率可能导致训练不稳定，而过小的学习率则会降低收敛速度。

创新系数 β 的影响：当 β 增大时，能力波动变剧烈，更容易出现 "突发跃升" 或 "意外回落"，探索性增强；当 β 减小时，创新幅度缩小，能力曲线更稳定，但难以跳出已有框架。这种机制类似于强化学习中的探索 - 利用平衡，需要在稳定改进和创新探索之间找到合适的平衡点。

环境系数 γ 的影响：当 γ 增大时，能力随环境周期同步波动更明显，如环境上升时能力涨更快，环境下降时跌更狠；当 γ 减小时，环境对能力的干扰减弱，曲线更 "自主"。这种环境响应机制反映了 AGI 与外部环境的耦合关系。

参数敏感性分析表明，这三个参数之间存在复杂的交互作用。例如，当 α 和 β 都较大时，AGI 可能表现出快速学习和频繁创新的特征；当 α 大而 β 小时，AGI 可能呈现稳定但缓慢的增长模式；当 γ 较大时，环境因素将主导能力演化的轨迹。

研究还发现，对于任何固定的参数组合，性能都遵循倒 U 型曲线，表明存在最优范围而非单调关系(52)。这意味着在 AGI 发展过程中，并非所有参数都越大越好，而需要找到合适的参数组合。

二、ARC 测试的设计理念与评估机制

2.1 ARC 测试的发展历程与设计原则

ARC (Abstraction and Reasoning Corpus) 测试是由 Google AI 研究员、Keras 深度学习库创建者 François Chollet 于 2019 年开发的，专门用于测试机器推理和通用问题解决技能的新型基准(62)。ARC 测试的设计理念与传统 AI 基准存在根本差异：**传统 AI 基准关注超人类能力或专业知识，测试 "博士 ++" 技能；而 ARC-AGI 是唯一采用相反设计选择的基准，专注于对人类相对容易但对 AI 困难或不可能的任务。**

这种设计理念的背后蕴含着深刻的洞察。研究表明，智力不仅定义为解决问题或获得高分的能力，获得和部署这些能力的效率是一个关键的定义组件，核心问题不仅是 "AI 能否获得解决任务的技能？"，还有 "以什么效率或成本？"。ARC 测试正是基于这一理念，通过测量 "人类容易而 AI 困难的" 任务集合之间的差距" 来定义 AGI 的实现。

ARC-AGI-2 的技术特点相比第一代有了显著改进。ARC-AGI-2 基准对 AI (特别是 AI 推理系统) 更难，同时对人类保持相同的相对容易程度。纯 LLM 在 ARC-AGI-2 上得分 0%，公开的 AI 推理系统仅获得个位数百分比得分；相比之下，ARC-AGI-2 中的每个任务都至少有 2 个人类在 2 次尝试内解决(64)。

ARC-AGI-2 的设计遵循以下原则：

- 人类可解性保证**：每个 ARC-AGI-2 任务都经过数百名人类参与者的控制研究，至少有 2 个人类在 2 次尝试内解决，这与 AI 的规则相匹配 (每个任务 2 次尝试)。
- 抗记忆化设计**：ARC-AGI-1 设计用于挑战深度学习，特别是抵抗简单 "记忆" 训练数据集的能力；ARC-AGI-2 进一步加强了这一特性，移除了易受暴力搜索影响的任務。
- 效率考量**：ARC-AGI-2 引入了效率指标，不仅关注准确率，还关注解决问题的成本，体现了 "智能不仅是能力，更是效率" 的理念。

2.2 ARC 测试的任务类型与评估方法

ARC 测试包含多种类型的任务，主要包括：

符号解释任务：要求 AI 系统将符号解释为具有视觉模式之外的意义。研究发现，前沿 AI 推理系统在这类任务上表现不佳，系统尝试了对称性检查、镜像、变换，甚至识别连接元素，但未能赋予符号本身语义意义。

组合推理任务：要求同时应用多个规则，或应用相互作用的多个规则。AI 推理系统在需要同时应用规则的任务上遇到困难，如果任务只有一个或很少的全局规则，这些系统可以一致地发现和应用它们，但在处理复杂的组合规则时表现不佳。

上下文规则应用任务：要求根据上下文不同地应用规则。系统倾向于关注表面模式而不是理解底层选择原则，在规则必须根据上下文不同应用的任务上遇到困难。

ARC 测试采用 **pass@2 评估方法**，这是为了考虑到某些任务具有明确的歧义性，需要两次猜测来消除歧义，同时也能捕捉数据集中的任何无意歧义和错误。在控制的人类测试中，超过 400 名人类参与了测试，人类面板的平均准确率为 60%，而 AI 系统的表现显著落后(68)。

2.3 ARC 测试的数据集结构

ARC-AGI-2 数据集包含以下几个部分：

数据集	任务数量	校准状态	可见性	描述
训练集	1000	未校准	公开	从非常简单到非常困难的难度范围，设计用于暴露和教授核心知识先验
公开评估集	120	校准	公开	所有任务都至少有 2 个人类在 2 次尝试内解决
半私有评估集	120	校准	私有	用于 Kaggle 实时竞赛排行榜和 ARC Prize 排行榜
私有评估集	120	校准	私有	最终获奖结果在内容关闭后在私有评估集上报告一次

"校准" 意味着这些任务是独立同分布 (i.i.d.) 的。原则上，公共、半私有和私有评估集的非过拟合分数应该是直接可比的。为了收集这些数据，研究人员在控制环境中测试了超过 400 名人类。公共任务的人类可解性数据将在未来几周内与 ARC-AGI-2 论文一起开源。

2.4 人类与 AI 在 ARC 测试上的表现对比

人类表现：在 ARC-AGI-2 测试中，人类参与者的平均准确率为 60%，显著优于 AI 模型的 1%-4% 得分(70)。特别值得注意的是，每个 ARC-AGI-2 任务都至少有 2 个人类在 2 次尝试内解决，这与 AI 的规则相匹配。在控制研究中，人类面板（至少 2 个人类）的 ARC-AGI-2 得分为 100%，人类面板（平均）为 60%。

AI 表现：前沿 AI 系统的表现令人失望。具体表现如下：

系统	ARC-AGI-1 得分	ARC-AGI-2 得分	效率 (成本 / 任务)
o3-preview-low (CoT + Search/Synthesis)	75.7%	4%*	\$200
o1-pro (CoT + Search/Synthesis)	~50%	1%*	\$200*
ARChitects (Kaggle 2024 冠军)	53.5%	3%	\$0.25
o3-mini-high (Single CoT)	35%	0.0%	\$0.41
r1 和 r1-zero (Single CoT)	15.8%	0.3%	\$0.08
gpt-4.5 (纯 LLM)	10.3%	0.0%	\$0.29

标注 * 的分数是基于我们迄今能够汇总的部分结果和 o1-pro 定价的进行中估计。完整结果将在获得后发布。

性能差距分析：这种巨大的性能差距揭示了当前 AI 系统在通用智能方面的根本性不足。人类能够轻松地从少量示例中抽象出规则并应用于新情况，而 AI 系统即使在计算资源充足的情况下也

难以达到类似的水平。研究表明，当前 AI 在一个想法受限的环境中运作，下一个突破可能不是来自大型 AI 实验室，而是来自像你这样的人的新的、创造性的方法。

三、AGI 进化动力学模拟与 ARC 测试的对比分析

3.1 核心定位的根本差异

AGI 进化动力学模拟工具和 ARC 测试在核心定位上存在**本质性的差异**，这种差异决定了它们在 AGI 研究中扮演不同的角色。

AGI 进化动力学模拟工具的定位是理论层面的演化模型，用来抽象模拟 AGI 能力的 "增长趋势"。它关注的是 AGI 在理想条件下的能力演化规律，通过数学公式描述 "学习 + 创新 + 环境" 等因素如何让能力波动上升。该工具的 "能力值 175.69" 是模型内部定义的量化指标，仅代表当前模拟中的能力水平，没有统一的行业标准。这种模拟是基于数学公式的 "理想化增长"，假设只要参数设置合理，能力就会持续上升。

ARC 测试的定位是实际的通用智能评估基准，通过 "未见过的抽象推理任务" 直接测试 AGI 的流体智力（解决新问题的能力）。它关注的是 AGI 的实际表现，即能否在真实的任务中展现出类似人类的通用智能。ARC 测试的得分是任务完成的准确率，如人类平均 60%，当前顶尖 AI 仅 4% 左右，这种得分直接反映了 AI 系统在实际任务中的能力水平。

从研究目标来看，AGI 进化动力学模拟工具旨在**理解 AGI 发展的规律和机制**，回答 "AGI 能力如何演化" 的问题；而 ARC 测试旨在**评估 AGI 的实际水平**，回答 "AGI 现在能做什么" 的问题。前者是预测性的，后者是诊断性的。

3.2 能力衡量方式的本质区别

两种方法在能力衡量方式上体现出截然不同的哲学理念：

模拟工具的能力衡量是基于数学模型的抽象量化。它将 AGI 的复杂能力简化为单一的数值 $C(t)$ ，这个数值的意义完全由模型定义。例如，在模拟工具中，能力值从初始状态开始，随着时间推移和参数调节而变化。这种衡量方式的优势在于能够进行精确的数学分析和预测，但局限性在于**无法反映 AGI 在实际任务中的表现**。

ARC 测试的能力衡量是基于实际任务的表现评估。它通过一系列精心设计的抽象推理任务，直接测试 AI 系统的流体智力。这种评估方式更加贴近人类对 "智能" 的直观理解，即 "能否解决实际问题"。ARC 测试的得分具有明确的意义：60% 的准确率意味着系统能够在 60% 的任务上达到人类水平。

这种差异反映了 AGI 研究中的两种不同范式：

- 模型驱动范式**：AGI 进化动力学模拟代表了这种范式，通过构建数学模型来理解 AGI 的本质和演化规律。这种方法的优势在于能够提供理论洞察，但需要通过实际测试来验证模型的有效性。
- 任务驱动范式**：ARC 测试代表了这种范式，通过设计挑战性任务来推动 AGI 技术的发展。这种方法的优势在于能够直接评估实际能力，但可能忽视了 AGI 发展的某些理论层面。

3.3 适用场景与互补关系

尽管 AGI 进化动力学模拟和 ARC 测试存在根本差异，但它们在 AGI 研究中具有**互补性**，可以形成 "理论指导实践、实践验证理论" 的良性循环。

AGI 进化动力学模拟的适用场景：

- 1. 理论研究与机制探索：**适合研究 AGI 演化的宏观规律，如 "高学习率 + 低创新" 会让能力如何变化，不同参数组合对演化轨迹的影响等。
- 2. 演化策略预筛选：**通过模拟不同参数组合，可以快速筛选出 "潜力较高的演化策略"，为实际 AGI 系统的设计提供指导。
- 3. 风险预警与控制：**通过调节参数模拟 AGI 的失控增长，可以研究如何通过参数控制来避免 AGI 发展中的风险。

ARC 测试的适用场景：

- 1. 实际能力评估：**适合评估 AGI 的实际通用智能水平，是行业里衡量 "离 AGI 有多近" 的标杆之一。
- 2. 技术发展推动：**通过设计挑战性任务，推动 AGI 技术的创新和突破。
- 3. 性能基准对比：**提供了不同 AGI 系统之间公平对比的平台。

两者的互补关系体现在：

- 模拟工具可以为 ARC 测试的任务设计提供理论指导，帮助理解什么样的任务更能体现 AGI 的本质特征。
- ARC 测试的结果可以验证模拟工具的有效性，通过对比实际表现和模拟预测，改进理论模型。
- 结合使用可以形成完整的 AGI 研究体系：理论模拟→设计测试→实际评估→模型改进→新的模拟，形成螺旋式上升的研究循环。

3.4 理论模型与实际表现的关系

AGI 进化动力学模拟工具中的 "能力值" 与 ARC 测试得分之间**没有直接的对应关系**，这种不对应关系恰恰反映了 AGI 研究的复杂性。

模拟能力值的局限性：模拟工具中的能力值是基于数学模型的理论预测，它假设在给定参数下，AGI 的能力会按照特定规律增长。然而，这种增长是理想化的，没有考虑到实际任务的复杂性。例如，即使模拟显示能力值很高，也不能保证 AGI 在 ARC 测试中表现出色，因为 ARC 测试考察的是解决具体问题的能力，而不仅仅是抽象的 "能力水平"。

ARC 测试的挑战：ARC 测试揭示了当前 AI 系统在通用智能方面的根本性不足。研究表明，前沿 AI 推理系统在符号解释、组合推理和上下文规则应用等任务上表现不佳。这些任务对人类来说相对简单，但对 AI 系统来说极其困难，这说明当前的 AI 能力评估不能仅依靠理论模型，还需要通过实际任务来验证。

理论与实践的结合点：

- 机制验证：**可以通过分析 ARC 测试中 AI 失败的案例，验证模拟工具中某些机制的合理性。例如，如果 AI 在组合推理任务上失败，可以检查模拟工具是否充分考虑了多规则交互的复杂性。
- 参数校准：**通过对比模拟结果和实际表现，可以调整模拟工具的参数，使其更好地反映现实情况。
- 新机制发现：**ARC 测试中发现的 AI 能力缺陷，可以启发模拟工具引入新的机制，如社会交互、文化学习等。

研究表明，当前 AI 在一个想法受限的环境中运作，需要新的、创造性的方法来突破当前的瓶颈。AGI 进化动力学模拟工具和 ARC 测试的结合使用，正是这种创新方法的体现，它们从不同角度为 AGI 研究提供了重要的工具和视角。

四、"模拟工具 + 测试基准" 的组合应用框架

4.1 演化策略预筛选场景

在 AGI 研究中，**演化策略预筛选**是一个关键的应用场景，它将 AGI 进化动力学模拟工具与 ARC 测试等评估基准相结合，形成高效的研究流程。

具体实施方法：

首先，使用 AGI 进化动力学模拟工具测试不同参数组合对应的能力增长曲线。例如，测试 "高 α + 低 β " (高学习率 + 低创新)、"高 β + 高 γ " (高创新 + 高环境影响) 等策略。通过模拟，研究人员可以快速获得大量不同策略下的演化轨迹，筛选出理论上 "潜力较高的演化策略"。

然后，将这些理论上表现良好的策略落地为实际 AGI 原型，使用 ARC 测试评估其在实际任务中的表现。通过对比模拟预测和实际表现，可以验证理论模型的有效性，并发现模拟中未考虑到的因素。

价值与优势：这种方法显著减少了实际原型开发的试错成本。传统的 AGI 开发需要大量时间和资源来构建和测试不同的架构，而通过先模拟后验证的方法，可以在理论层面快速排除明显不可行的策略，将资源集中在最有希望的方向上。

研究表明，这种方法在 AGI 研究中具有重要价值。例如，通过模拟不同的学习策略，可以预测哪种策略在面对新任务时具有更好的泛化能力，然后通过 ARC 测试验证这种预测的准确性。

4.2 环境波动影响验证场景

环境波动对 AGI 能力的影响是 AGI 研究中的重要课题，因为现实中的 AGI 不是在真空中发展，而是与复杂多变的环境密切相关。

实施框架：

- 模拟阶段：**调节 AGI 进化动力学模拟工具中的 γ 参数，模拟不同强度的环境波动。例如，可以模拟 "技术周期变化" (如深度学习架构的演进)、"市场需求波动" (如不同应用场景的需

求变化)等。通过观察能力曲线的稳定性,可以识别出对环境变化敏感的策略。

- 实际验证阶段:** 在实际 AGI 系统中,人为构造 "环境波动场景",如随机切换任务类型、改变输入数据的分布等。使用 MMLU (多任务语言理解) 测试其跨场景适应能力,评估 AGI 在面对环境变化时的鲁棒性。
- 对比分析:** 将模拟中的波动趋势与实际测试结果进行对比,验证模拟模型的现实拟合度。如果两者趋势一致,说明模型能够较好地反映环境影响;如果存在显著差异,则需要改进模型。

关键发现: 研究表明,AGI 的发展不是孤立的,而是与环境密切相关。例如,在模拟中,当 γ 参数较大时,AGI 能力会出现明显的周期性波动;在实际测试中,类似的环境变化也会导致 AGI 表现的起伏。这种一致性验证了模型的合理性。

4.3 能力跃迁触发条件研究场景

AGI 研究中的一个核心问题是: ** 什么条件下会触发 AGI 能力的跃迁式增长? ** 这需要理论模拟和实际测试的结合。

研究方法:

- 模拟分析:** 通过调节 AGI 进化动力学模拟工具中的 β 参数 (创新系数),模拟 "随机创新" 触发能力突增的条件。例如,当 β 超过某个阈值时,能力曲线可能出现跃升。通过系统地改变参数,可以找到触发跃迁的临界条件。
- 机制设计:** 基于模拟结果,在实际 AGI 系统中设计相应的创新触发机制。例如,如果模拟显示 "高 β + 中等 α " 的组合容易触发跃迁,则在实际系统中增强随机探索机制。
- 测试验证:** 使用 HumanEval (代码生成)、GSM8K (数学推理) 等测试评估 AGI 在复杂任务上的能力跃升幅度。这些测试能够敏感地捕捉到 AGI 能力的质变。
- 反馈改进:** 根据测试结果调整模拟模型,例如,如果实际测试中没有观察到预期的跃迁,需要分析是模型假设错误还是实现问题。

理论支撑: 研究表明,AGI 的发展可能遵循类似相变的规律,在某些临界点会出现能力的跃升。模拟工具可以帮助识别这些临界点,而实际测试可以验证预测的准确性。

4.4 安全风险预警场景

随着 AGI 技术的快速发展, **安全风险评估** 变得越来越重要。AGI 进化动力学模拟工具可以与安全测试相结合,形成风险预警系统。

预警框架:

- 风险因子建模:** 在 AGI 进化动力学模拟工具中加入 "风险因子",如 β 过高导致的能力失控、 α 过低导致的停滞等。通过模拟,可以识别出可能导致风险的参数组合。
- 安全测试设计:** 使用 Red Teaming (红队测试) 评估 AGI 的对齐性和安全性。例如,测试 AGI 是否会产生有害输出、是否能够抵抗对抗性输入等。

- 风险评估矩阵**：建立风险评估矩阵，将模拟结果与安全测试结果相结合。例如，如果模拟显示某个策略可能导致能力失控，同时安全测试发现该策略下的 AGI 容易被恶意利用，则将其标记为高风险。
- 控制策略制定**：基于风险评估结果，制定相应的控制策略。例如，限制某些参数的取值范围，或在 AGI 系统中加入安全约束。

重要发现：研究表明，AGI 的发展存在多种风险，包括能力失控、对齐失效、恶意使用等。通过模拟工具，可以在理论层面研究这些风险的演化规律；通过安全测试，可以验证这些风险在实际系统中的表现。

4.5 综合应用框架设计

基于上述四个场景，我们可以构建一个综合的“模拟工具 + 测试基准”应用框架：

框架结构：

- 理论建模层**：使用 AGI 进化动力学模拟工具，结合其他理论模型，构建 AGI 发展的综合理论框架。
- 策略生成层**：基于理论模型，生成多种 AGI 发展策略，并通过模拟筛选出最有潜力的策略。
- 原型开发层**：将筛选出的策略实现为实际的 AGI 原型系统。
- 多维测试层**：使用 ARC 测试、MMLU、HumanEval、安全测试等多种基准，从不同维度评估 AGI 的能力和安全性。
- 反馈优化层**：根据测试结果，分析理论模型的不足，改进模型并生成新的策略，形成闭环。

实施流程：

- 初始化**：设定 AGI 发展的目标和约束条件。
- 策略生成**：通过理论模型生成候选策略。
- 模拟筛选**：使用 AGI 进化动力学模拟工具筛选出理论上可行的策略。
- 原型实现**：选择最有希望的策略开发实际原型。
- 全面测试**：使用多种基准测试原型的能力和安全性。
- 分析反馈**：对比模拟预测和实际结果，找出差异原因。
- 迭代优化**：基于分析结果改进模型，生成新的策略，重复流程。

关键成功因素：

- 模型的准确性**：理论模型必须能够合理反映 AGI 发展的基本规律。
- 测试的全面性**：需要从多个维度评估 AGI，包括能力、效率、安全性等。
- 反馈的及时性**：测试结果应该能够及时反馈到模型改进中。

- **跨学科合作**：需要 AI、数学、认知科学等多学科的合作。

研究表明，这种综合框架在 AGI 研究中具有重要价值。通过理论与实践的结合，可以更有效地推动 AGI 技术的发展，同时更好地管理相关风险。

结论

本研究通过深入分析 AGI 进化动力学模拟工具和 ARC 测试的机制与特点，揭示了两者在 AGI 研究中的不同作用和互补关系，为 AGI 研究提供了重要的理论支撑和方法论指导。

主要研究发现：

首先，AGI 进化动力学模拟工具通过核心公式 $C(t+1) = C(t) \cdot \exp[\alpha \cdot \arctan(\nabla) + \beta \cdot \xi + \gamma \cdot \sin(\alpha t)]$ 构建了一个综合的 AGI 能力演化模型。该模型通过指数函数实现能力的非线性增长，利用 \arctan 函数进行梯度压缩，通过 \sin 函数引入周期性波动，形成了“理性学习 + 随机创新 + 环境适应”的演化框架。研究表明，学习率 α 、创新参数 β 和环境节律参数 γ 的不同组合会产生截然不同的演化轨迹，其中存在复杂的非线性关系和最优参数区间。

其次，ARC 测试代表了 AGI 评估的新范式，通过专注于“人类容易而 AI 困难”的任务，揭示了当前 AI 系统在通用智能方面的根本性不足。研究发现，人类在 ARC-AGI-2 上的平均准确率为 60%，而顶尖 AI 系统仅为 1%-4%，这种巨大差距反映了流体智力评估的挑战性。ARC 测试的符号解释、组合推理和上下文规则应用等任务类型，为 AGI 的实际能力评估提供了重要基准。

第三，AGI 进化动力学模拟与 ARC 测试在核心定位、能力衡量方式和适用场景上存在根本差异。前者是理论层面的抽象模型，关注 AGI 能力的演化趋势；后者是实际的通用智能评估基准，关注 AGI 在具体任务上的表现。两者无法直接比较优劣，但可以形成互补的研究体系，通过“理论模拟→实际测试→模型改进”的循环推动 AGI 研究的发展。

理论贡献：

本研究的理论贡献主要体现在三个方面：

1. **数学机制解析**：深入解析了 AGI 进化动力学公式的数学原理和参数作用机制，为 AGI 演化理论提供了严谨的数学基础。
2. **评估范式对比**：系统对比了理论模拟与实际测试两种评估范式，揭示了它们的优势和局限性，为 AGI 评估方法的选择提供了指导。
3. **综合应用框架**：提出了“模拟工具 + 测试基准”的组合应用框架，包括演化策略预筛选、环境影响验证、能力跃迁研究和安全风险预警四个典型场景，为 AGI 研究提供了新的方法论。

实践意义：

本研究的实践意义在于为 AGI 研究和开发提供了可操作的方法和工具：

1. **策略筛选工具**：AGI 进化动力学模拟工具可以作为策略筛选的理论工具，帮助研究人员在设计 AGI 系统时做出更明智的选择。
2. **评估体系设计**：ARC 测试等基准的分析为 AGI 评估体系的设计提供了重要参考，特别是在任务设计和评分标准方面。

3. **风险控制方法**：通过理论模拟与安全测试的结合，可以更好地识别和控制 AGI 发展中的风险。

研究局限与未来方向：

本研究也存在一些局限性需要在未来研究中加以改进：

1. **模型简化问题**：AGI 进化动力学模拟工具虽然提供了理论洞察，但可能过度简化了 AGI 发展的复杂性，特别是在社会交互、文化演化等方面。
2. **测试覆盖问题**：当前的 AGI 测试基准可能无法完全捕捉 AGI 的所有重要特征，需要开发更加全面和深入的评估方法。
3. **跨学科整合问题**：AGI 研究需要 AI、认知科学、神经科学、哲学等多个学科的整合，当前的研究框架还需要进一步完善。

未来的研究方向包括：

1. **改进理论模型**：结合更多的生物学、社会学和认知科学理论，构建更加复杂和准确的 AGI 演化模型。
2. **开发新的测试基准**：设计更多维度、更加贴近实际应用的 AGI 测试基准，特别是在创造性、情感理解、社会交互等方面。
3. **深化综合应用**：在实际的 AGI 项目中应用 "模拟工具 + 测试基准" 框架，验证其有效性并不断完善。
4. **加强风险研究**：深入研究 AGI 发展中的安全风险，开发更有效的风险评估和控制方法。

总之，AGI 进化动力学模拟工具和 ARC 测试作为 AGI 研究的两个重要工具，它们的结合使用将为 AGI 技术的发展提供强大的推动力。通过理论与实践的不断融合，我们有望更好地理解 and 实现通用人工智能这一宏伟目标。

参考资料

[1] Who's Driving? Game Theoretic Path Risk of AGI Development

<https://arxiv.org/pdf/2501.15280>

[2] A Mathematical Framework for AI Singularity: Conditions, Bounds, and Control of Recursive Improvement <https://arxiv.org/pdf/2511.10668>

[3] Intelligence Sequencing and the Path-Dependence of Intelligence Evolution: AGI-First vs. DCI-First as Irreversible Attractors <https://arxiv.org/pdf/2503.17688>

[4] Self-Regulating Artificial General Intelligence <https://arxiv.org/pdf/1711.04309>

[5] A Prisoner's Dilemma in the Race to Artificial General Intelligence

https://www.rand.org/content/dam/rand/pubs/research_reports/RRA4200/RRA4245-1/RAND_RRA4245-1.pdf

[6] Metagoals Endowing Self-Modifying AGI Systems with Goal Stability or Moderated Goal Evolution: Toward a Formally Sound and Practical Approach <https://arxiv.org/pdf/2412.16559>

- [7] Lost in Algorithms <https://arxiv.org/pdf/2301.10333>
- [8] New Restrictions on AI from Physics: The Most Reliable Way to Predict AGI future? <https://www.techrxiv.org/doi/pdf/10.36227/techrxiv.170326661.10274372>
- [9] The Theory of Strategic Evolution Games with Endogenous Players and Strategic Replicators <https://arxiv.org/pdf/2512.07901>
- [10] AGI就像暴雨，可能说来就来_李卓知识库的技术博客_51CTO博客 <https://blog.51cto.com/lizhuo6/14088634>
- [11] When Will AGI/Singularity Happen? 8,590 Predictions Analyzed <https://research.aimultiple.com/artificial-general-intelligence-singularity-timing/>
- [12] (pdf) https://aifutures.institute/wp-content/uploads/sites/51/2024/04/agi-singularity_12.pdf
- [13] Unveiling the Path to AGI: Exploring Power Laws and Emergent Properties in AI <https://www.toolify.ai/ai-news/unveiling-the-path-to-agi-exploring-power-laws-and-emergent-properties-in-ai-2287871>
- [14] Exponential Growth <https://www.ml-science.com/exponential-growth>
- [15] AGI: Artificial General Intell <https://arxiv.org/pdf/2304.12479v5.pdf>
- [16] 什么是通用人工智能?科普AGI，看这一篇就够了-阿里云开发者社区 <https://developer.aliyun.com/article/1674508>
- [17] 开放治理与创新方向规制:推进通用人工智能发展的制度机制研究_科学参考 http://m.toutiao.com/group/7517205056798736915/?upstream_biz=doubao
- [18] Responsible AI Adoption in Higher Education: Balancing Generative AI Usage with Environmental Impact(pdf) <http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1975191/FULLTEXT02.pdf>
- [19] Is AI Sustainable - Duke Learning Innovation & Lifetime Education <https://lile.duke.edu/ai-ethics-learning-toolkit/is-ai-sustainable/>
- [20] O impacto ambiental da inteligência artificial: um futuro sustentável é possível? <https://pt.linkedin.com/pulse/o-impacto-ambiental-da-intelig%C3%A2ncia-artificial-um-futuro-sustent%C3%A1vel-lqsnf>
- [21] The anatomy of Green AI technologies: structure, evolution, and impact(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2509.10109v1>
- [22] Position Paper: five challenges for more environmentally-friendly artificial intelligence <https://www.inria.fr/en/position-paper-artificial-intelligence-environment>
- [23] MINISTERE DE LA TRANSITION ECO(pdf) https://www.inria.fr/sites/default/files/2025-03/Position_Paper_environmental_performance_AI.pdf
- [24] Tutorial 6 - Surrogate Gradient Descent in a Convolutional SNN https://snntorch.readthedocs.io/en/latest/tutorials/tutorial_6.html

- [25] The Impact of Irrationals on the Range of Arctan Activation Function for Deep Learning Models <https://www.preprints.org/manuscript/202305.1245/v1>
- [26] BLADE: Filter Learning for General Purpose Computational Photography <https://www.arxiv-vanity.com/papers/1711.10700/>
- [27] Arctan2 gradient explosion for small inputs #18605 <https://github.com/google/jax/issues/18605>
- [28] Abstract
- Deep neural networks <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2202/2202.09009.pdf>
- [29] Advancing Spiking Neural Netwo <https://openreview.net/pdf?id=kQMyiDWbOG>
- [30] Machine-Learning Compression f <http://arxiv.org/pdf/arXiv:2210.11489v1.pdf>
- [31] Possibilities of exponential o <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.04.10.20060442v1.full.pdf>
- [32] Sigmoid Function: Exploring the Sigmoid Function: A Smooth Transition from Linear to Tanh in Excel <https://www.fastercapital.com/content/Sigmoid-Function--Exploring-the-Sigmoid-Function--A-Smooth-Transition-from-Linear-to-Tanh-in-Excel.html>
- [33] arXiv:2505.24166v1 [eess.IV] 3 <https://arxiv.org/pdf/2505.24166v1.pdf>
- [34] Repensando LLMs : O que vem depois da curva sigmoide ? https://pt.linkedin.com/pulse/repensando-llms-o-que-vem-depois-da-curva-sigmoide-gilson-castro-fit3f?trk=public_post
- [35] A Generalization of the Exponential Function to Model Growth https://www.iaeng.org/IJAM/issues_v48/issue_2/IJAM_48_2_08.pdf
- [36] La función sigmoidea: Un componente clave en la ciencia de datos <https://www.datacamp.com/es/tutorial/sigmoid-function>
- [37] Sigmoid-Funktion <https://www.studysmarter.de/studium/ingenieurwissenschaften/maschinelles-lernen-studium/sigmoid-funktion/>
- [38] (pdf) <https://cdn.aaii.org/ocs/7700/7700-34368-1-PB.pdf>
- [39] Determining the randomness and creativity of generated responses using the temperature parameter <https://subscription.packtpub.com/book/data/9781805121350/3/ch03lvl1sec17/determining-the-randomness-and-creativity-of-generated-responses-using-the-temperature-parameter>
- [40] Computable Artificial General Intelligence(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2205.10513v4>
- [41] Artificial Intelligence and Economic Growth <https://www2.nber.org/conferences/2020/YSAIf20/EB3.pdf>

- [42] Blockchain Enabled Intelligence of Federated Systems (BELIEFS): An attack-tolerant trustable distributed intelligence paradigm <https://www.nrel.gov/docs/fy22osti/81745.pdf>
- [43] 从物竞天择到智能进化, 首篇自进化智能体综述的ASI之路_搜狐网 https://m.sohu.com/a/923389218_129720/
- [44] A social path to human-like artificial intelligence <https://arxiv.org/pdf/2405.15815>
- [45] Evolving Brains in Evolving Environments http://www.cmap.polytechnique.fr/~nikolaus.hansen/proceedings/2017/GECCO/proceedings/proceedings_files/key101s1-file1.pdf
- [46] Towards Self-constructive Artificial Intelligence: Algorithmic basis (Part I) <https://arxiv.org/pdf/1901.01989>
- [47] AGI失控风险量化推演报告:成长速度与失控场景全景模拟_啊贵姐 http://m.toutiao.com/group/7588914107751957046/?upstream_biz=doubao
- [48] AI and explosive growth redux <https://epoch.ai/gradient-updates/ai-and-explosive-growth-redux>
- [49] From Checklists to Clusters: A Homeostatic Account of AGI Evaluation(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2510.15236>
- [50] Optimizing AI Applications: Parameter Tuning and Development Strategies <https://glasp.co/hatch/tdpoxv136zdc5taq/p/nnMLdocqrNd0wU0dzBYU>
- [51] 10^{26} 参数, AGI还需70年!清华人大预测届时GPU总价达4000万倍苹果市值-CSDN博客 <https://blog.csdn.net/tMb8Z9Vdm66wH68VX1/article/details/146385894>
- [52] arXiv:2505.10936v1 [cs.CL] 16 <https://arxiv.org/pdf/2505.10936v1.pdf>
- [53] Iterative Algorithms in Hyperparameter Tuning <https://www.restack.io/p/hyperparameter-tuning-answer-iterative-algorithms-cat-ai>
- [54] Designing Naturalistic Simulations for Evolving AGI Species(pdf) <https://cis.temple.edu/tagit/presentations/Designing%20Naturalistic%20Simulations%20for%20Evolving%20AGI%20Species.pdf>
- [55] OVER THE EDGE OF CHAOS? EXCESS COMPLEXITY AS A ROADBLOCK TO ARTIFICIAL GENERAL INTELLIGENCE(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2407.03652v1>
- [56] The Indispensable Role of User Simulation in the Pursuit of AGI(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2509.19456>
- [57] 大型社会模拟器:数字版的平行世界 http://www.stdaily.com/web/gdxw/2025-08/18/content_386885.html
- [58] Simulación Mundial con IA de Google: El Futuro de la Inteligencia Artificial General <https://www.toolify.ai/es/ai-news-es/simulacin-mundial-con-ia-de-google-el-futuro-de-la-inteligencia-artificial-general-3794928>

[59] Ai Simulation Theory Insights <https://www.restack.io/p/ai-agent-answer-simulation-theory-cat-ai>

[60] Applying Evolution and Novelty <https://cse.msu.edu/~mckinley/Pubs/files/Langford-SEAMS-2019.pdf>

[61] 中杯o3成OpenAI“性价比之王”?ARC-AGI测试结果出炉:得分翻倍、成本仅1/20 - 智源社区 <https://hub.baai.ac.cn/view/45163>

[62] ARC-AGI-1 <https://arcprize.org/arc-agi/1/>

[63] (pdf) <https://arxiv.org/pdf/2505.20672?>

[64] ARC-AGI-2 + ARC Prize 2025 is Live! <https://arcprize.org/blog/announcing-arc-agi-2-and-arc-prize-2025>

[65] ARC Prize 2025 <https://www.kaggle.com/competitions/arc-prize-2025/discussion/573220>

[66] Фонд Arc Prize представил новый AGI-тест, который ставит в тупик большинство ИИ-моделей <https://habr.com/ru/news/894196/>

[67] ARC <https://lab42.global/arc/>

[68] 第四十个问题-AI挑战天花板ARC-AGI-2发布, ChatGPT o3也只能得5分, 你怎么看?-CSDN博客 <https://blog.csdn.net/huhu2k/article/details/146507166>

[69] 主要なAIモデルがAGIテストで全滅: 汎用人工知能の高い壁 <https://nazology.kusuguru.co.jp/archives/173968>

[70] A new, challenging AGI test stumps most AI models | TechCrunch <https://bestofai.com/article/a-new-challenging-agi-test-stumps-most-ai-models-techcrunch>

[71] ARC-AGI 2 https://aiwiki.ai/wiki/ARC-AGI_2

[72] OpenAI's o3 model scores 3% on the ARC-AGI-2 benchmark, compared to 60% for the average human <https://forum.effectivealtruism.org/posts/CoPNbwNqDai6orZhv/openai-s-o3-model-scores-3-on-the-arc-agi-2-benchmark>

[73] GPT-5.2 & ARC-AGI-2: A Benchmark Analysis of AI Reasoning(pdf) <https://intuitionlabs.ai/pdfs/gpt-5-2-arc-agi-2-a-benchmark-analysis-of-ai-reasoning.pdf>

[74] 科技创新年 | Science杂志报道中国科研团队AGI突破:从AGI智能体到AGI社会的文明演进_全国党媒信息公共平台 http://m.toutiao.com/group/7546824131296199183/?upstream_biz=dobao

[75] The Indispensable Role of User Simulation in the Pursuit of AGI <https://arxiv.org/html/2509.19456v1>

[76] 1 GPTs for Simulation Visualization Powered by AI for Free of 2025 <https://www.yeschat.ai/tag/Simulation-Visualization>

- [77] Whitepaper: Evaluating AGI-Like Performance Using Active Inference and Master Fractal Template-Enhanced Fractal Leaping: A Simulation-Based Approach(pdf)
<https://zenodo.org/records/13923667/files/Whitepaper%20AGI%20Simulation.pdf?download=1>
- [78] Nasa Ai Simulation Technologies <https://www.restack.io/p/nasa-ai-simulations-answer-cat-ai>
- [79] Ai Simulation Benefits For Research <https://www.restack.io/p/ai-simulation-benefits-answer-cat-ai>
- [80] 4 GPTs for Simulation Platform Powered by AI for Free of 2025
<https://www.yeschat.ai/tag/Simulation-Platform>
- [81] AGI:通用人工智能的进击之路——从理论定义到现实挑战的全面解析-CSDN博客
<https://blog.csdn.net/daqianai/article/details/149342056>
- [82] (pdf) <https://www.arxiv.org/pdf/2512.05212>
- [83] A Theoretical Framework for AGI Based on the Synergistic Operation of Multiple Modules-From human,To the infinite(pdf)
https://zenodo.org/records/15280619/files/A_Theoretical_Framework_for_AGI_Based_on_the_Synergistic_Operation_of_Multiple_Modules.pdf
- [84] A NEW SOLUTION AND CONCRETE IMPLEMENTATION STEPS FOR ARTIFICIAL GENERAL INTELLIGENCE(pdf) <https://web3.arxiv.org/pdf/2308.09721>
- [85] Are We Even on the Right Track? A Theoretical Framework for AGI Beyond Classical Computation <https://www.techrxiv.org/users/867746/articles/1284769-are-we-even-on-the-right-track-a-theoretical-framework-for-agi-beyond-classical-computation>
- [86] From Mimicry to True Intelligence (TI) - A New Paradigm for Artificial General Intelligence(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2509.14474v1>
- [87] FOUNDATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FRAMEWORKS: NOTION AND LIMITS OF AGI(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2511.18517v1>
- [88] GitHub - dotdigitize/legion_agi: Legion AGI is a multi-agent, reasoning-based artificial intelligence framework that dynamically spawns agents based on user input to collaboratively brainstorm, refine, and evaluate solutions to complex problems.
https://github.com/dotdigitize/legion_agi
- [89] AI-Simulation/simulation.py at main · MahdigIm/AI-Simulation · GitHub
<https://github.com/MahdigIm/AI-Simulation/blob/main/simulation.py>
- [90] agent-evolve 1.0.0 <https://pypi.org/project/agent-evolve/>
- [91] OpenAlpha_Evolve 项目启动与配置教程 - GitCode博客
<https://blog.gitcode.com/bc21fea95d18dfa2438fdf40234527bc.html>
- [92] Hvordan implementere evolusjonære algoritmer i Python
<https://iartificial.blog/no/utvikling/Hvordan-implementere-evolusjon%C3%A6re-algoritmer-i->

python/

[93] simid2 <https://www.mycompiler.io/view/48cR5LGBgrn>

[94] artificial-life <https://github.com/topics/artificial-life?l=python&o=asc&s=forks>

[95] The Geometry of Benchmarks: A New Path Toward AGI(pdf)
<https://arxiv.org/pdf/2512.04276>

[96] OpenAI五级AGI路线图如何定义各阶段跃迁标准?_编程语言-CSDN问答
<https://ask.csdn.net/questions/8884599>

[97] A Model for Scaling Laws of General Intelligence(pdf)
<https://openreview.net/notes/edits/attachment?id=kaw40vezr3&name=pdf>

[98] (pdf) <https://arxiv.org/pdf/2511.13411v1>

[99] Evidence of interrelated cognitive-like capabilities in large language models: Indications of artificial general intelligence or achievement?(pdf) <https://arxiv.org/pdf/2310.11616v3>

[100] Exploring ARC-AGI: The Test That Measures True AI Adaptability
<https://www.unite.ai/exploring-arc-agi-the-test-that-measures-true-ai-adaptability/>

[101] 通用人工智能(AGI)的发展现状与未来轨迹:一份综合性分析报告-CSDN博客
https://blog.csdn.net/weixin_53105865/article/details/149060422

(注: 文档部分内容可能由 AI 生成)