# Google AI协同科学家系 统

📛 2025年2月20日

① 1分钟阅读

#AI #Google #agent

本文介绍了Google 开发的AI协同科学家系统 (AI coscientist),并对其技术原理、主要贡献、论文方法、评估结 果和局限性进行了详细解读。

## 文章概述

研究文章介绍了Google开发的AI协同科学家系统 (AI coscientist), 其基于Gemini 2.0模型, 旨在通过生成新颖的研究假设 和实验方案来加速科学发现。系统通过多代理协作机制模拟科学方 法,并在多个生物医学领域展示了其潜力,包括药物重新定位、治 疗目标发现和抗菌素抗性机制的解释。文章还提到,该系统通过自 动化评估(Elo评分)和专家验证,证明了其生成高质量、创新性输 出的能力。Google计划通过受信测试者计划向研究机构开放该系统 以进一步评估。

#### 关键点

Google开发了一个名为AI协同科学家的多代理AI系统,旨在帮 助科学家加速科学与生物医学领域的发现。

系统基于Gemini 2.0模型,能够生成新颖的研究假设、研究概述 和实验方案,模拟科学方法的推理过程。

通过Elo评分和专家验证,系统证明了其在生成高质量、创新性 输出方面的潜力,并优于其他模型和无辅助人类专家。

在药物重新定位、治疗目标发现和抗菌素抗性机制解释等领 域, AI协同科学家生成的假设已通过实验验证, 展示了其实用 性。

Google将通过受信测试者计划向研究机构开放该系统,以便更 广泛地评估其在科学与医学中的应用潜力。

#### 目录

#### 文章信息

字数

阅读时间

发布时间

更新时间

#### 标签

#AI #Google #agent

# AI协同科学家系统 (AI co-scientist) 的几个关键技术突破

#### 1. 多代理协作系统模拟科学方法

核心特点: Al协同科学家系统通过一套多代理 (multi-agent)

架构,模拟科学方法的推理过程。这些代理包括:

Generation: 生成假设。

Reflection: 反思并优化生成的假设。

Ranking:对假设进行优先级排序。

Evolution: 通过迭代改进假设质量。

Proximity: 评估假设与目标的相关性。

Meta-review: 最终对假设进行全面评审。

意义:这些代理通过自动反馈循环,不断生成、评估和优化研究假设,形成一个自我改进的闭环,显著提升了科学假设的质

量和新颖性。

#### 2. 基于Gemini 2.0模型的推理能力

Gemini 2.0的应用: 系统建立在Google的Gemini 2.0模型之

上, 具备:

**跨学科知识整合**:能够综合复杂主题的知识。

长期规划与推理能力: 支持复杂的科学推理和实验设计。

突破点: 不仅限于文献综述和信息总结, 而是能够生成原创性

强、可验证的研究假设和实验方案。

#### 3. **Elo自动评估与递归自我**改进

**Elo评分系统**:系统采用类似于国际象棋的Elo评分机制,自动评估生成假设的质量。

**递归自我改进**:系统通过"自我对弈" (self-play) 和排名竞赛 (ranking tournaments) 不断优化假设。实验表明,评分越高的假设,往往质量和正确性越高。

**意义**:这种机制不仅提升了系统的输出质量,还使得其在与人类专家和其他AI模型的对比中表现更优。

#### 4. 真实世界实验验证

#### 验证领域:

**药物重新定位**(Drug Repurposing): 系统提出了治疗急性髓系白血病(AML)的新药物候选,并通过体外实验验证了其抑制癌细胞活性的效果。

**治疗目标发现**(Target Discovery):在肝纤维化研究中,系统识别了新的表观遗传学靶点,并在人体肝类器官实验中验证了其抗纤维化活性。

抗菌素抗性机制 (Antimicrobial Resistance) : 系统独立提出了细菌基因转移机制的新假设,并与此前未公开的实验结果一致。

**意义**:通过实际实验验证,证明了AI协同科学家不仅能提出新颖假设,还能在复杂的科学领域中提供实际应用价值。

#### 5. 灵活的交互与扩展能力

**交互设计**: 科学家可以直接用自然语言输入研究目标,或者提供种子想法,系统会生成详细的研究计划和实验方案。

工具整合: 系统可以调用网络搜索和专用AI模型, 增强假设的质量和科学性。

可扩展性:通过Supervisor代理分配资源,系统能够灵活调整计算规模,支持复杂科学问题的解决。

#### 6. 跨学科协作与知识整合

系统展示了在跨学科领域(如生物医学、分子生物学)的强大能力,例如结合微生物学、遗传学和分子生物学知识,提出类似CRISPR研究的跨领域假设。

#### 总结: 关键技术突破的意义

AI协同科学家系统的核心技术突破在于其将多代理系统、强大的推理能力、递归自我改进机制和真实实验验证结合在一起,形成了一个能够辅助科学家加速科学发现的创新平台。这些突破不仅解决了科学研究中"广度与深度"的矛盾,还展示了AI在科学领域的巨大潜力。

### AI相关技术和工具

本文提到了多个AI通用技术和Google开发的工具,它们共同构成了AI协同科学家系统(AI co-scientist)的技术基础。以下是具体内容的分类和分析:

#### 1. AI通用技术

#### (1) 多代理协作系统(Multiple Agent System)

概念: 系统由多个专用代理 (agents) 组成,每个代理负责科学推理过程中的特定任务。

功能分工:

Generation: 生成研究假设。

Reflection:对假设进行反思和优化。

Ranking:对生成的假设进行排序。

Evolution: 通过迭代改进假设质量。

Proximity: 评估假设与目标的相关性。

Meta-review: 对假设进行最终评审。

意义:通过多代理协作,模拟科学方法的推理过程,形成闭环

的自我改进机制。

# (2) 递归自我改进 (Recursive Self-Improvement)

#### 实现方式:

通过"自我对弈"(self-play)和"排名竞赛"(ranking tournaments)生成和优化假设。

使用反馈循环不断改进输出质量。

**技术亮点**:系统能够通过递归优化,逐步提升生成假设的质量和新颖性。

#### (3) 测试时计算扩展(Test-Time Compute Scaling)

概念: 系统在推理过程中动态分配计算资源, 以支持复杂问题的解决。

#### 关键应用:

通过递归计算和代理分工优化假设生成。

灵活扩展计算能力以应对不同规模的研究目标。

#### (4) Elo评分系统

功能: 类似国际象棋的Elo评分机制,用于自动评估生成假设的质量。

#### 应用场景:

对不同假设进行质量排序。

验证高评分假设与正确答案的相关性。

技术突破:通过Elo评分实现自动化质量评估,与人类专家的偏好高度一致。

# (5) 长期规划与推理(Long-term Planning and Reasoning)

技术基础:基于Gemini 2.0模型的推理能力。

功能:

支持复杂的科学假设生成和实验设计。

整合跨学科知识,进行深度推理。

#### 2. Google工具与技术

#### (1) Google Deep Research

**功能**:提供深度研究工具,支持文献综述、数据整合和科学假设生成。

**作用**:作为AI协同科学家系统的底层工具,增强研究假设的科学性和可行性。

#### (2) Self-Play技术

应用场景:用于生成和优化科学假设。

关键特性: 通过模拟科学辩论 (scientific debate) 生成创新性

强的假设。

#### (3) Elo自动评估

来源:基于Google的Elo评分机制,借鉴了排名系统的思想。 作用:实现自动化假设质量评估,与专家评价结果高度一致。

#### (4) Google的Trusted Tester Program

功能:通过受信测试者计划,为研究机构开放AI协同科学家系统的访问权限。

**意义**:验证系统在真实科学研究中的应用潜力,推动其进一步优化。

本文提到的AI通用技术(如多代理系统、递归自我改进、Elo评分)和Google工具(如Gemini 2.0、Deep Research、Self-Play)共同构成了AI协同科学家系统的技术核心。这些技术不仅提升了科学假设生成的效率和质量,还展示了AI在科学研究中的巨大潜力。

## 参考文献

Accelerating scientific breakthroughs with an AI co-scientist

