

硅基生命的进化论

—— 当算法遇上达尔文

On the Origin of Digital Species: An Evolutionary Perspective on AI

作者: gitechdesign

2025年冬

目录

引言：从一只咸鸭蛋说起

第一章 数字世界里的物种起源

1.1 Transformer：那个共同的祖先

1.2 大爆发：从一棵树苗到一片森林

第二章 适者生存：三根柱石的三角博弈

2.1 算力：数字世界的阳光与空气

2.2 数据：进化的养料

2.3 算法：变异的密码

第三章 突变与重组：能力跃迁的秘密

3.1 从单模态到多模态：一次华丽的变异

3.2 强化学习：环境给出的打分

第四章 生态位分化：各得其所

4.1 顶端掠食者：GPT与Claude的正面交锋

4.2 小而美：在缝隙里开出花来

第五章 协同进化：万物互联

5.1 开发者：那个看不见的育种师

5.2 用户反馈：最温柔的淘汰机制

结语：进化的尽头，是什么？

参考文献

摘要

这篇文章从生物进化的视角，打量眼下热热闹闹的AI大模型世界。我发现，算法之间的竞争与迭代，和自然界里的物种演化，竟有不少相似之处。Transformer架构像是那个共同的祖先，各家模型如同分化出去的物种，在算力、数据、算法这三根柱石支撑起的生态环境中，各自寻找自己的生态位。有的成了顶天立地的顶端掠食者，有的在缝隙里找到了自己的活法。这篇文章不打算板起面孔讲大道理，只是想带着一点好奇心，把这个观察慢慢说给你听。

关键词：人工智能；进化论；生态位；自然选择；算法迭代

引言：从一只咸鸭蛋说起

汪曾祺写高邮的咸鸭蛋，开头便说："家乡的端午，很多风俗和外地一样。"这平淡的一句，引出了后面活色生香的文字。我想学他的样子，也从一件平常事说起。

2022年冬天，ChatGPT出来了。那会儿我还在用一个老版本的搜索引擎查资料，忽然之间，朋友圈里的人都在聊这个会说话的机器。有人说它聪明得吓人，有人说它胡说八道。我也去试了试，让它给我写首诗，它真的写了，虽然平仄不太对，但像模像样的。那时候我觉得，这不过是个新鲜玩意儿，跟以前那些智能音箱差不太多——问它明天天气，它可能告诉你昨天的新闻。

谁知道，这才两年多的工夫，这世界已经变了模样。

先是GPT-4出来了，然后是Claude，然后是Google的Gemini，然后中国的DeepSeek、Kimi、通义千问也一个个冒了出来。它们不光能聊天，还能写代码、画画、做视频。有人说，这叫"大模型竞赛"，我觉得这说法有点生硬。竞赛是人在跑道上你追我赶，而这些算法，更像是春雨后的蘑菇，一夜间从各个角落钻出来，有的长得高，有的长得矮，有的能吃，有的有毒，各自在林子里找自己的位置。

这让我想起达尔文在加拉帕戈斯群岛看到的那些雀鸟。同一种祖先，飞到不同的岛上，有的喙长，有的喙短，有的吃虫子，有的吃种子。生物学家管这叫"适应性辐射"。我看眼下这AI的世

界，也颇有些这个意思。

生物学里有一句名言，是美国遗传学家杜布赞斯基说的："Nothing in biology makes sense except in the light of evolution."^[1]意思是，不看进化，生物学里什么都说不通。我琢磨着，把这眼光搬到数字世界里来，兴许也能看出些门道。

于是便有了这篇文章。我不打算写什么正经的学术论文——那是穿白大褂的人做的事。我只是想坐在树荫底下，跟你聊聊我观察到的这些事儿：算法是怎么像生命一样进化的，它们又是怎么在数字丛林里各找各的活法。文中有些说法可能不严谨，有些类比可能牵强，但观察是真的，好奇也是真的。

"竞赛是人在跑道上你追我赶，而这些算法，更像是春天雨后的蘑菇，一夜间从各个角落钻出来。"

第一章 数字世界里的物种起源

1.1 Transformer：那个共同的祖先

要讲物种的起源，得先找到那个共同的祖先。生物学家找来找去，找到了露西——那个三百多万年前的南方古猿。咱们这个数字世界里的露西，是一篇2017年的论文，题目叫"Attention Is All You Need"，作者是Google的几个研究员^[2]。

这篇论文提出来一个叫Transformer的东西。名字听起来像变形金刚，实际上是一种处理信息的办法。简单来说，它让机器在读一段话的时候，能够同时看到所有的词，然后自己判断哪些词重要，哪些词次要。这跟咱们人看书有点像——眼睛一扫，大概就知道这段话说的是什么。

有意思的是，这个Transformer就像生物界的那个原始细胞。从这个架构出发，后来演化出了两个大分支。一支叫Encoder，像BERT这样的模型走的就是这条路，擅长理解——给它一段话，它能领会意思。另一支叫Decoder，像GPT系列，擅长生成——你说一句，它能接下茬。再后来，还有人把两边合在一起，比如Google的T5和清华的GLM^[3]。

这跟生物进化里的分歧可太像了。远古时候，动物和植物是一家，后来分了家，一个学会了动，一个学会了光合作用，各走各的路，但都活下来了。

Svetinovic和Godfrey在2005年写过一篇论文，专门比较软件进化和生物进化的相似之处^[4]。他们说，软件家族就像生物物种，而具体的软件产品就像个体。操作系统这个大家族里，Windows、Linux、macOS各有各的活法，有的占领了桌面，有的霸占了服务器，有的成了程序员的宠儿。这跟自然界里狮子占草原、猴子占树林，不是一个道理吗？

1.2 大爆发：从一棵树苗到一片森林

2017年Transformer刚出来的时候，没几个人觉得它有多厉害。那篇论文放在arXiv上，主要是做机器翻译的。谁能想到，几年后，这个架构会变成整个AI世界的地基？

2020年，OpenAI发布了GPT-3。这个模型有1750亿个参数，是当时最大的语言模型。参数是什么？你可以把它理解为大脑里的神经元连接。人脑有大约860亿个神经元，每个神经元又有成千上万个突触连接。GPT-3虽然没有大脑那么复杂，但已经能写出像模像样的文章了。

然后就发生了那个后来被称为“寒武纪大爆发”的时刻。生物史上的寒武纪大爆发，大约是五亿多年前，地球上突然出现了大量多细胞动物，门类之多，后面几亿年都没再超过。AI界的寒武纪大爆发，我觉得是2022年底到2023年初那段时间。ChatGPT一出来，两个月用户数破亿，成了历史上增长最快的消费级应用。这下子，所有人都醒过神来了——原来这玩意儿这么有用！

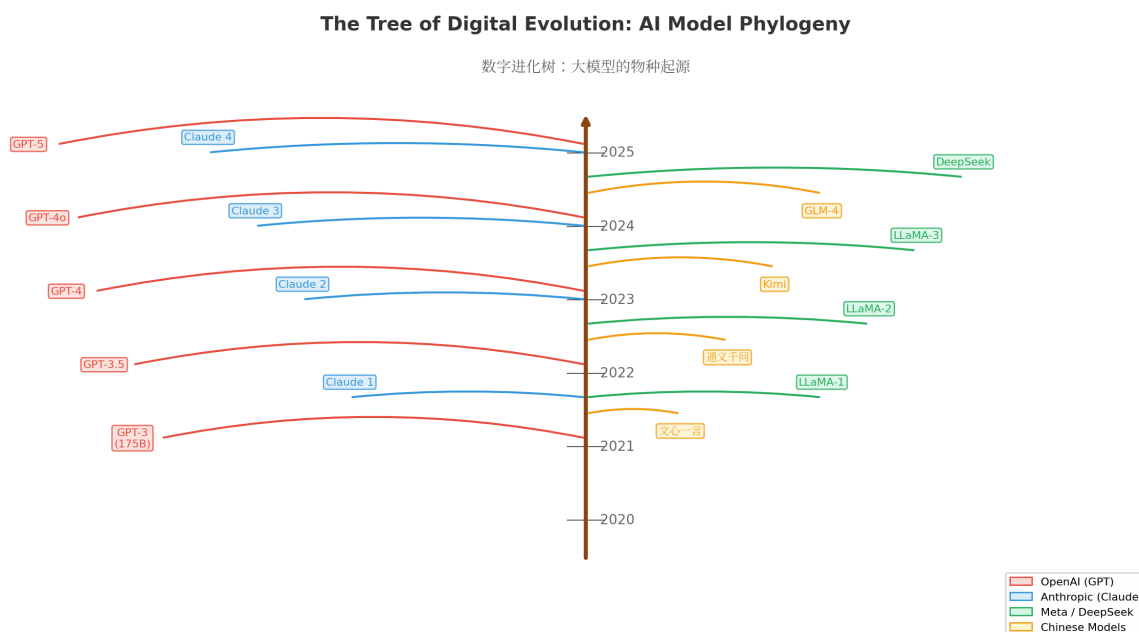


图1 数字进化树：各大模型的"物种起源"与分化路径

图1是我画的一张"进化树"。中间那根主干是时间轴，从2020年往上长。左右两边伸出来的枝杈，就是各家模型的演化路径。你可以清楚地看到，OpenAI的GPT系列走的是最左边的一条线，从GPT-3一路爬到GPT-5；Anthropic的Claude在它右边一点，贴着走；右边是开源的那一支，Meta的Llama系列，再到DeepSeek；中间偏右是中国的几支队伍，百度的文心一言、阿里的通义千问、月之暗面的Kimi、智谱的GLM。

这棵树还在往上长。2025年这一年，新东西冒出来的速度让人眼花缭乱。Anthropic出了Claude 4，OpenAI出了GPT-5，Google的Gemini到了第三代，马斯克的Grok也升级到第四版。中国的DeepSeek-R2更是以一己之力，把训练成本压到了GPT-4的五十分之一，API调用价格只有OpenAI的百分之一^[5]。

生物进化花了几十亿年才搞出这么多花样。AI进化呢？从Transformer论文到DeepSeek-R2，不到八年工夫。这速度，要是让达尔文知道了，估计得重新考虑他的理论。

第二章 适者生存：三根柱石的三角博弈

达尔文讲自然选择，说生物要活下去，得适应环境。环境是什么？对一个沙漠里的植物来说，环境就是干旱、高温、少雨。它要么长出深深的根去找水，要么把叶子退化成刺来减少蒸发。不适应的，就死了。

AI模型也有自己的"环境"。我琢磨来琢磨去，觉得这环境可以总结成三根柱石：算力、数据、算法。三者缺一不可，像鼎的三条腿，哪条短了，都站不稳。

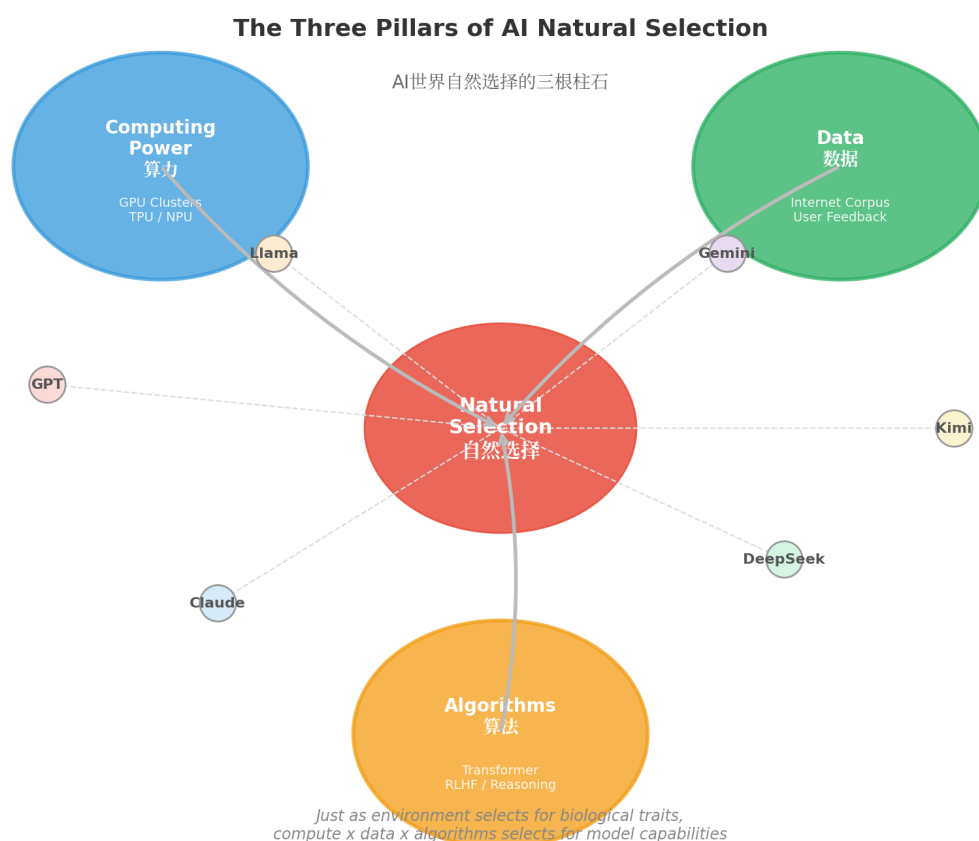


图2 AI世界自然选择的三根柱石：算力、数据、算法

2.1 算力：数字世界的阳光与空气

抢不到，就学会了在没有光的地方活着。

AI世界也是这个理。OpenAI、Google、Anthropic这几家，就是热带雨林里的乔木。它们有最多的算力，能训练最大的模型。2025年，OpenAI的估值超过了1500亿美元，Anthropic融资到了613亿^[6]。这些钱干什么去了？很大一部分就是买算力。

但有意思的是，DeepSeek这个"小灌木"，硬是用少得多的算力，做出了不输乔木的成果。它们的R1模型训练成本据说只有557万美元，而GPT-4的训练成本估计超过1亿美元^[7]。DeepSeek是怎么做到的？它们优化了算法，提高了算力的使用效率——这就像沙漠植物用少量的水也能活，靠的是本事，不是资源。

2.2 数据：进化的养料

模型训练需要数据，大量的数据。GPT-3训练的时候，用了大约5000亿个词，来源是互联网的各个角落——维基百科、书籍、网页、论坛帖子。这些数据就像是模型的"食物"，吃得越多，长得越壮。

但数据这东西，有个特点：好数据吃完了，剩下的就是边角料。互联网上的高质量文本，大体上也就那么多。有人估计，到2026年，AI模型就能把互联网上所有的高质量文本都"吃"完^[8]。那以后怎么办？

生物界也有类似的问题。一片森林里的养分是有限的，大树把根扎得深，抢得多，小树就饿肚子。但生物进化出了各种对策：有的植物学会了和真菌合作，从地下菌丝网络里交换养分；有的学会了吃虫子补充氮元素；有的干脆长成寄生植物，直接从别的植物身上吸取汁液。

AI界也在找新的"食物来源"。一种办法是用合成数据——让AI自己生成数据来训练自己。另一种办法是多模态数据，不光是文字，还有图片、视频、音频。还有一种更巧妙的办法，就是RLHF（人类反馈强化学习），把人类的使用反馈当成新的养料^[9]。这有点像反刍动物——吃下去的东西，再翻上来嚼一遍，总能多榨出点营养。

2.3 算法：变异的密码

算法是AI进化的"基因"。生物的基因通过突变和重组产生变异，算法的变异则来自于研究人员的创新。Transformer是一次大的突变，从此改变了整个领域。后来的各种改进——比如混合专家模型（Mixture of Experts）、注意力机制的优化、长上下文窗口的扩展——则是小的突变，积少成多，也能产生显著的效果。

西安电子科技大学的焦李成团队在2025年发表了一篇有意思的论文，系统分析了大语言模型和进化算法之间的关联^[10]。他们发现，LLM和遗传算法在微观层面有不少相似之处：词元的表示就像个体的编码，位置编码就像适应度的变换，注意力机制就像选择过程，Transformer的层间传递就像繁殖操作。这不仅仅是类比，而是有数学上的对应关系。

更有意思的是2024年的一篇论文，提出了"扩散进化"（Diffusion Evolution）的概念^[11]。作者证明，扩散模型和进化算法之间有深刻的数学联系——如果把进化看作一个去噪过程，那么反向进化就是扩散。基于这个发现，他们提出了一种新的优化方法，实验结果表明，这种方法在多个测试场景中都超越了传统的进化算法。

你看，算法本身也在进化。不光AI模型在进化，训练AI的方法也在进化。这有点像生物进化里的"进化出了进化"——有些物种学会了更快地适应环境，从而在竞争中胜出。

进化速度对比

生物进化：单细胞到多细胞，大约用了**25亿年**；鱼类登陆，用了**30多亿年**。

AI进化：从Transformer到GPT-5，用了**8年**；从ChatGPT到Agent时代，用了**不到3年**。

加速倍数：大约是**10亿倍**。

第三章 突变与重组：能力跃迁的秘密

3.1 从单模态到多模态：一次华丽的变异

生物进化里有一种现象叫"基因重复"（gene duplication）。简单说，就是一个基因不小心被复制了一份，变成两个。原来那个继续干老本行，多出来的那个就可以随便突变，爱干啥干啥。万一突变出个有用的功能，那就是赚了。眼睛就是这么进化来的——从感光细胞，一步步变成了复杂的视觉器官。

AI的多模态能力，就有点这个意思。早期的语言模型，只会处理文字，就像只能感知一种信号的简单生物。后来，有人给模型加上了处理图像的能力——GPT-4V、Claude的Vision功能，都可以看图片了。再后来，是音频（说话、听歌），是视频（Sora能生成一分钟的视频）。这就像是

生物进化出了新的感官：先是触觉，然后是视觉，然后是听觉，每一种新感官都打开了新世界的大门。

2025年的AI模型，已经很少有人只谈"语言模型"了。大家谈的都是"多模态模型"、"世界模型"——能看、能听、能说、能动。Google的Gemini号称"原生多模态"，意思是它从一开始就被训练来处理多种类型的数据，而不是先学会文字，再硬加上图像能力。

这种能力跃迁，在进化论里叫"重大转型"（major transitions）。生物史上有几次重大的转型：从原核生物到真核生物，从单细胞到多细胞，从无性繁殖到有性繁殖，每次转型都让生命跃升到一个新的复杂度层级。AI从单模态到多模态，或许也是这样一次重大转型。

3.2 强化学习：环境给出的打分

DeepSeek的R1模型出来之后，很多人惊讶于它的推理能力。你问它一道数学题，它不是直接给答案，而是先把思路写出来，一步一步推，最后才得出结论。这种"思维链"（Chain-of-Thought）的能力，是怎么来的？

答案是通过强化学习。简单来说，就是让模型自己去尝试各种解题方法，做对了就奖励，做错了就惩罚。反复训练之后，模型就学会了"先想后说"的好习惯^[12]。

这跟生物学习的过程何其相似。一只小狮子扑蝴蝶，扑中了就有饭吃，扑空了就得饿着。多扑几次，它就学会了怎么估算距离、怎么把握时机。强化学习在AI里的应用，本质上就是在模拟这种"试错学习"的过程。

2025年，OpenAI的o3模型在AIME数学竞赛上拿到了96.7%的分数，只错了一道题。Claude 4 Opus在SWE-bench（一个测试编程能力的基准）上拿到了72.5%的分数，意味着它能独立解决大部分真实的软件工程问题^[13]。这些成绩的背后，都是强化学习在发挥作用。

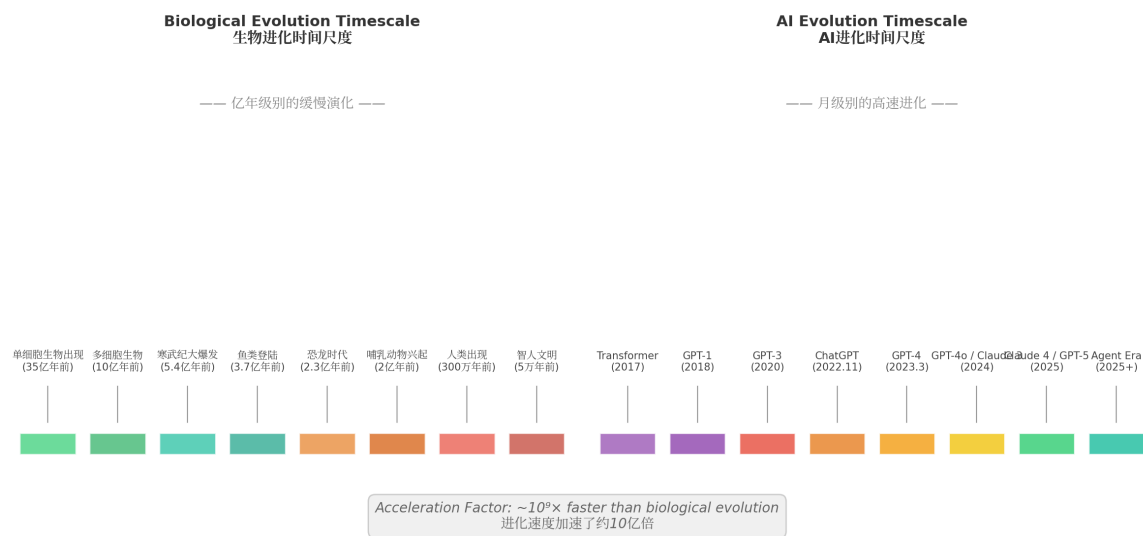


图3 生物进化与AI进化的时间尺度对比

第四章 生态位分化：各得其所

热带雨林里，有各种树。最高大的那种叫望天树，能长到七八十米，直冲云霄。下面一层是乔木，再下面是灌木，最下面是草本和苔藓。它们层层叠叠，每一层都利用着不同强度的阳光。这叫垂直分层，是生态位分化的经典例子。

AI世界也是如此。有大而全的通用模型，有小而专的垂直模型，有跑在云端的庞然大物，有藏在手机里的轻量级选手。它们各自找到了自己的位置，互不干扰，有时候还互相帮忙。

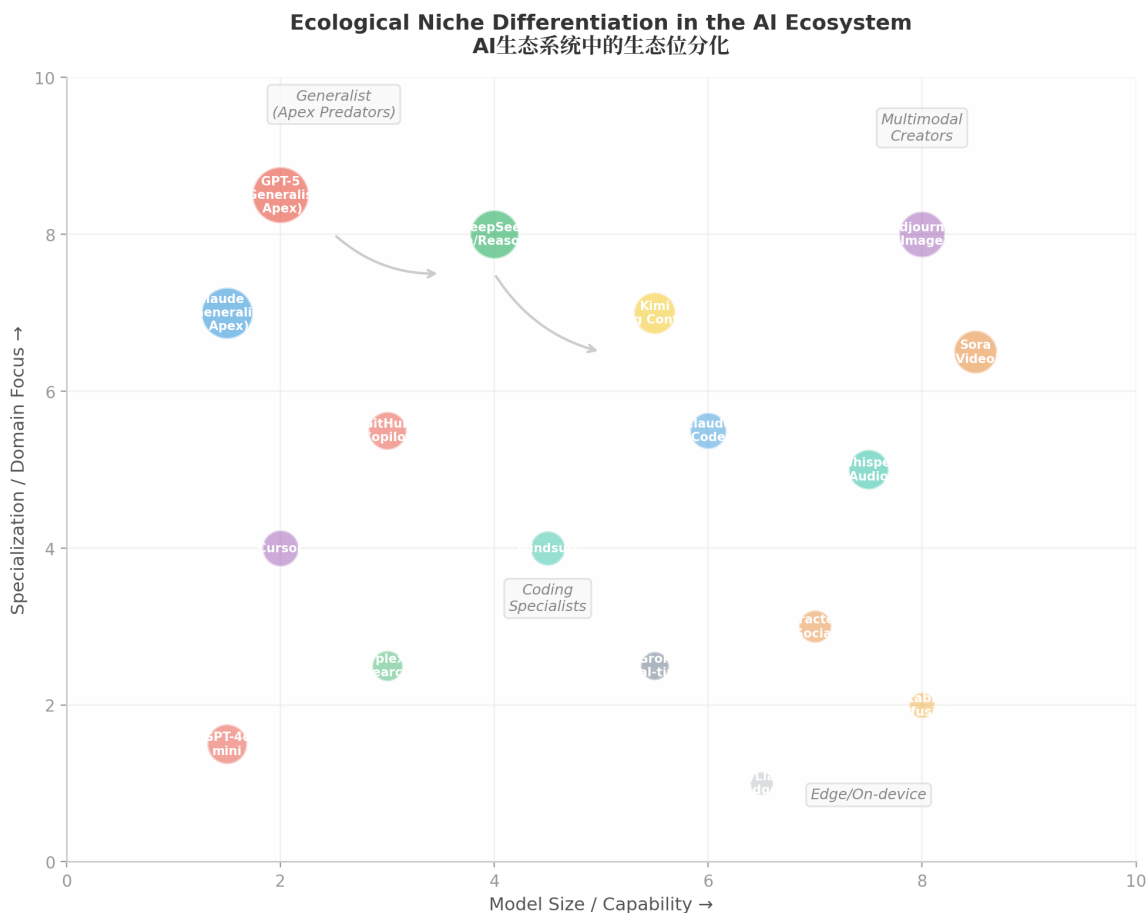


图4 AI生态系统中的生态位分化：不同模型在规模与专精度上的分布

4.1 顶端掠食者：GPT与Claude的正面交锋

食物链的顶端，总是最引人注目的。草原上的狮子，海洋里的虎鲸，天空中的鹰。AI世界的顶端，是那几个最大的通用模型：OpenAI的GPT-5、Anthropic的Claude 4 Opus、Google的Gemini 3.1 Pro。

这几个模型的竞争，堪称白热化。2025年，Anthropic先出手，Claude 4在编码能力上一骑绝尘，SWE-bench Verified上拿到了72.5%。OpenAI紧跟着推出GPT-5，在数学推理AIME 2025上拿到94.6%。Google的Gemini 3 Flash也不示弱，在GPQA Diamond科学推理基准上达到90.4%^[13]。

这像极了生态系统中的"军备竞赛"。猎豹为了追羚羊，进化出了极致的速度；羚羊为了逃命，进化出了敏捷的转向能力。两边互相逼着对方进化，越来越强。AI模型之间也是如此——你在编码上超过我，我就在数学上找回场子；你在推理上领先，我就在多模态上压你一头。

4.2 小而美：在缝隙里开出花来

顶端掠食者虽然威风，但生态系统中数量最多的，永远是那些不起眼的小生物。蚂蚁、蜜蜂、苔藓、地衣，它们不起眼，但没有它们，整个生态系统就垮了。

AI世界的小伙伴们，同样精彩纷呈。Cursor和Windsurf这两款AI编程工具，没有自己训练大模型，而是巧妙地调用各种模型的API，加上精心设计的交互界面，让程序员用起来得心应手。Perplexity把AI和搜索结合起来，你不光能搜到答案，还能让AI帮你总结、分析。Character.AI让用户可以跟各种虚拟角色聊天，从莎士比亚到爱因斯坦，从动漫人物到自创角色，玩得不亦乐乎。

更有意思的是那些端侧模型。Llama的3.2版本，1B参数的轻量版，能在手机上跑得飞快。微软的Phi系列、Google的Gemma，都是走这条路的。它们的能力当然比不上云端的大哥大，但胜在快、便宜、隐私——你的数据不用上传到别人的服务器，在本地就能处理。

这像什么？像生态系统里的那些"机会主义物种"。森林大火之后，最先长出来的不是参天大树，而是野草和蘑菇。它们生命周期短，繁殖快，专门利用那些大植物看不上的缝隙资源。端侧模型也是如此——它们的生态位就是"随时随地、快速响应、保护隐私"，这是大模型覆盖不到的地方。

表 1 AI生态系统中的生态位分化

生态位类型	代表物种	特点	生存策略
顶端掠食者	GPT-5, Claude 4	能力全面，规模庞大	军备竞赛，价格战
视觉专家	Midjourney, Sora	图像/视频生成	专业深耕
代码工匠	GitHub Copilot, Cursor	编程辅助	场景绑定
长文本处理	Kimi, Claude	超长上下文	差异化竞争
开源先锋	Llama, DeepSeek	开放权重	生态构建
边缘生存者	Phi, TinyLlama	极小体积	端侧部署
搜索增强	Perplexity, Gemini	实时信息获取	工具集成

第五章 协同进化：万物互联

进化论讲的不只是竞争，还有合作。蜜蜂和花，犀牛和犀牛鸟，树根和真菌——这些互利共生的关系，在自然界比比皆是。AI的世界里，同样充满了这样的协同进化。

5.1 开发者：那个看不见的育种师

回想一下前面提到的Samuelis的论文^[14]。他提出了一个关键的问题：软件进化和生物进化最大的区别是什么？他的答案是——软件是人写的，生物进化没有人来设计。

这话有道理，但只说对了一半。确实，每一个AI模型背后，都有一群工程师在写代码、调参数、做实验。但换个角度看，这些工程师不也像是育种师吗？古代的农民种麦子，不会等它自然进化，而是挑穗子大的、抗病虫害的留下来做种，一代代选育，最终培育出新品种。AI工程师做的事，本质上与此并无不同——他们在巨大的模型空间里"选育"，试图找到那些表现更好的变体。

而且，随着自动机器学习（AutoML）和神经架构搜索（NAS）的发展，"选育"这个过程本身也在自动化。模型自己设计自己的架构，自己调整自己的超参数，人类工程师逐渐从"育种师"变成了"育种系统的管理者"。这又是一个"进化出了进化"的例子。

芬兰的Aalto大学有研究者做过一个有趣的实验^[15]：他们用进化算法来优化神经网络的架构，结果发现算法找到的架构，和人工设计的完全不同，但效果却更好。这像是在说，自然选择这位"育种师"，有时候比人类育种师更有创意。

5.2 用户反馈：最温柔的淘汰机制

生物进化里最残酷的环节，是淘汰。不适应环境的个体，要么饿死，要么被吃掉，要么找不到配偶，基因传不下去。AI进化里也有淘汰，但方式要温柔得多——用户不用你，你就慢慢边缘化了。

2024年初，市面上还有接近20个AI助手在混战。到了2025年，真正还有竞争力的只剩下三五家^[5]。那些被淘汰的，不是因为服务器爆炸了，而是因为用户觉得"不好用"，转投别家了。流量一降，投资人撤资，公司裁员，产品慢慢就凉了。这跟一家餐厅因为菜不好吃而关门大吉，是一个道理。

但留下来也不是终点。用户的每一次点击、每一次点赞、每一次"重新生成"，都在给模型提供反馈。这些反馈汇聚起来，就成了模型下一步进化的方向。OpenAI的ChatGPT之所以能越用越好，很大程度上就是因为他们从海量的用户交互中学习到了什么回答是人们喜欢的，什么是人们讨厌的。

这又回到了RLHF——人类反馈强化学习。它的本质，就是把用户当成环境，把用户的满意度当成适应度函数。模型做出了好回答，用户满意，模型就受到"奖励"；回答得不好，用户皱眉，模型就受到"惩罚"。长此以往，模型就学会了讨人喜欢。

这让我想起了一个生物学概念："协同进化"（co-evolution）。兰花为了吸引特定的蜜蜂来传粉，进化出了跟雌蜂外形相似的花朵；蜜蜂为了吃到花蜜，进化出了能够匹配兰花结构的口器。两者互相塑造，谁也不离开谁。AI和用户之间，也正在形成这样的关系——AI越来越懂得人心，人也越来越依赖AI。

"留下来也不是终点。用户的每一次点击、每一次点赞、每一次'重新生成'，都在给模型提供反馈。这些反馈汇聚起来，就成了模型下一步进化的方向。"

结语：进化的尽头，是什么？

写到这里，我想起汪曾祺在《人间草木》里的一句话："如果你来访我，我不在，请和我门外的花坐一会儿。"这话说得极淡，但背后藏着很深的人生况味。他不谈宏大，只谈门口的花，而这花里，自有天地。

我写这篇文章，也是这个意思。AI进化这个话题，往大了说，可以扯到人类文明的未来、机器意识的觉醒、硅基生命的崛起。但我更愿意从门口的花说起——看看这些算法是怎么一天天地变强的，看看它们是怎么在竞争的丛林里找到自己的位置的。

生物进化了几十亿年，从单细胞到人类，创造了无数奇迹。但进化没有终点。恐龙曾经是地球的霸主，一颗陨石下来，它们消失了，哺乳动物才有机会崛起。生态系统永远在变化，旧的霸主退场，新的力量登台，循环往复。

AI的进化也没有终点。今天的GPT-5和Claude 4，再过五年看，可能就像我们现在看五年前的GPT-2一样原始。新的架构会出现，新的训练方法会被发明，新的应用场景会被开辟。也许有一天，会出现一种完全不同于Transformer的架构，就像哺乳动物取代恐龙那样，彻底改变这个领域。

但也有一些东西是不会变的。进化的底层逻辑——变异、选择、适应——无论是在DNA里还是在代码里，都是相通的。算力、数据、算法这三根柱石，依然是支撑这个生态系统的基石。而最终评判一个模型好坏的，依然是它能不能帮人们解决问题，能不能让人们的生活变得更好一点。

达尔文当年写《物种起源》，估计也没想到他的理论有一天会被用来解释算法的行为。但知识就是这样，在一个领域里长出来的果子，说不定在另一个领域里也能吃。进化论这棵树，结出的果实远比达尔文想象的要多。

文章写到这里，也该收笔了。门外的花还在开着，算法的进化还在继续。我们这一代人，有幸见证了这个数字世界的"寒武纪大爆发"，也注定要在接下来的年月里，看着它继续演化、分化、成熟。这本身就是一件很有意思的事，不是吗？

—— 写于2025年冬，窗外下着小雨

参考文献

- [1] Dobzhansky, T. (1973). Nothing in biology makes sense except in the light of evolution. *The American Biology Teacher*, 35(3), 125-129.
- [2] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 30, 5998-6008.
- [3] Du, Z., Qian, Y., Liu, X., et al. (2022). GLM: General language model pretraining with autoregressive blank infilling. *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the ACL*, 320-335.
- [4] Svetinovic, D., & Godfrey, M. (2005). Software and biological evolution: Some common principles, mechanisms, and a definition. *International Workshop on Principles of Software Evolution (IWPSE)*, 109-112.
- [5] CSDN技术团队. (2025). DeepSeek-R2来了：2025年大模型竞争格局全面解析. *CSDN技术博客*.
- [6] Intuition Labs. (2025). Anthropic Claude 4: Evolution of a Large Language Model. *Intuition Labs AI Research*.
- [7] Liu, A., Feng, B., Xue, B., et al. (2024). DeepSeek-V3 technical report. *arXiv preprint arXiv:2412.19437*.
- [8] Villalobos, P., Sevilla, J., Heim, L., et al. (2022). Will we run out of data? An analysis of the limits of scaling datasets in Machine Learning. *arXiv preprint arXiv:2211.04325*.
- [9] Ouyang, L., Wu, J., Jiang, X., et al. (2022). Training language models to follow instructions with human feedback. *NeurIPS*, 35, 27730-27744.
- [10] Wang, C., Jiao, L., & Shang, R. (2025). Large language models meet evolutionary computation: A conceptual bridge between two worlds. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*.
- [11] Guo, R., et al. (2024). Diffusion models are evolutionary algorithms: Diffusion evolution. *arXiv preprint*.

- [12] DeepSeek-AI. (2025). DeepSeek-R1: Incentivizing reasoning capability in LLMs via reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:2501.12948*.
- [13] CISO Marketplace. (2025). AI Model Benchmark Comparison: 2024-2025 Performance Analysis.
- [14] Samuelis, L. (2012). Notes on the parallels between biological and software evolution. *Bioinformatics and Computational Tools (BCT'12)*, 129-134.
- [15] Real, E., Aggarwal, A., Huang, Y., & Le, Q. V. (2019). Regularized evolution for image classifier architecture search. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33(1), 4780-4789.