

行业研究 | 行业深度研究 | 石油石化

Deepseek+机器人：化工的时代大考



| 报告要点

AI+机器人正深刻变革化工行业，有望带来效率革命。传统化工研发依赖“试错法”，周期长、成本高，而AI与机器人技术融合后，从分子模拟到材料基因组学的全链条效率将被重新定义，既能降低传统材料成本，又能缩短新材料研发周期。面对化工新材料研发的“多尺度复杂性”与“实验验证滞后”痛点，AI通过跨尺度建模、分子动力学加速等方案实现突破。在生产流程中，AI结合高通量机器人实验优化生产，降低损耗与故障率。但AI也在瓦解传统技术壁垒，“白痴指数”高的材料受冲击大。化工企业需加强AI研发、引进人才、推动数字化转型，以应对挑战，把握发展机遇。

| 分析师及联系人



许隽逸

SAC: S0590524060003



张玮航

SAC: S0590524090003



陈律楼

SAC: S0590524080002



黄楷

SAC: S0590522090001



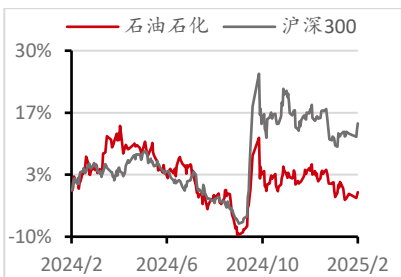
陈康迪

石油石化

Deepseek+机器人：化工的时代大考

投资建议： 强于大市（维持）
上次建议： 强于大市

相对大盘走势



相关报告

- 《石油石化：对美关税反制如何影响石化？》2025.02.05
- 《石油石化：2025：大化工大有可为——大化工行业2025年度投资策略》2024.12.18



扫码查看更多

AI+机器人重构化工研发范式：从实验室到工业化的效率革命

我们认为 AI+机器人大概率将带来化工行业的效率革命，尤其是类似 Deepseek 这样的顶尖 AI 工具的广泛应用，或驱动化工行业的研发和生产流程发生数量级层面的跃迁，在不久的将来，很可能呈现“AI 驱动者胜出，迟疑者淘汰出局”的两极分化格局。传统化工研发依赖“试错法”，周期长、成本高。如果以第一性原理为基础，一旦将人工智能 (AI) 和机器人技术融合，化工研发大概率将经历一场范式革命——从分子模拟到高通量实验，再到材料基因组学，全链条效率被重新定义，不但可能大幅降低传统材料的生产成本，也很可能使得新材料研发周期大幅缩短。化工企业应当充分认识到：当前的产品壁垒已经不是壁垒，当前的产品利润随时面临挑战。

新材料预测的挑战与 AI 的破局方案：数据+算法的双重赋能

我们认为：化工新材料研发面临“多尺度复杂性”与“实验验证滞后”两大痛点。类似 Deepseek 等顶尖 AI 工具有望通过以下方案突破瓶颈：

- 跨尺度建模误差控制**：微观层面，从每个原子之间相互作用力的计算误差；到介观层面，微小的孔洞结构或者材料密度变化对材料强度带来影响；再到宏观层面，在实验室小试成功，但是规模化生产却完全失败，此类风险与跨尺度误差累积紧密相关。目前的最新研究显示，类似 Deepseek 这类 AI 工具可以在粗糙尺度、中间尺度以及全原子尺度建模，在耗时和精准性上相较于传统方法显示出显著优势。
- 分子动力学加速**：分子动力学需要模拟分子在不同条件下的行为，比如温度、压力下的动态变化，AI 可以通过不限于机器学习力场 (MLFFs)、增强采样方法、粗粒化模型等手段大幅加速分子动力学的研究。例如 AI²BMD 系统在精度相同的情况下，实现了超过 100 万倍的模拟加速，并将误差减少了 10 倍以上。
- 小样本强化学习**：在有限的实验次数、原材料等条件下，AI 通过机器强化学习以及推理，使得能够在少量实验数据的基础上，快速学习到如何调整配方和条件以提高反应效率。比如 Wen 等在 Al-Co-Cr-Cu-Fe-Ni 系统中探索高硬度的 HEAs 时，仅用 155 个初始样本，经 7 轮主动学习迭代，就获得了硬度提升显著的合金。
- 高通量机器人验证**：传统化工材料的研发，科学家需要从成千上万种化合物的效果进行筛选，可能需要研究人员手动对每个化合物进行测试，这不仅耗时耗力，而且可能会因为人为因素出现遗漏或错误。而高通量筛选技术可以在短时间内对大量化合物进行自动测试，例如阿姆斯特丹大学开发了一种集成人工智能机器学习单元的机器人 RoboChem，一周内，RoboChem 可以优化大约 10 到 20 个分子的合成，而对于研究人员手动来说，这通常需要几个月的时间。
- 产业知识图谱构建**：AI 可以自动从互联网、企业数据库等多个数据源中抓取相关的化工数据。接下来通过机器学习，可以对收集到的数据进行清洗和修复。通过建立数据模型，算法可以识别出数据中的错误、重复和异常值，并进行自动纠正，找出可能存在错误的记录，甚至通过推理发现数据之间的逻辑关系，补充缺失的数据。比如潘锋教授团队构建了锂离子电池正极材料知识图谱，并预测出潜在的正极材料 Li₂TiMn₃O₈。

高通量机器人+AI 驱动的生产流程革命：成本与精度双突破

AI 可以对生产流程进行全方位的“管理”和优化。比如原材料的成分、用量，生产设备的运行参数，环境温度、湿度等，进而通过机器强化学习结合高通量机器人实验，相比“人工试错法”，找到生产过程中的最优解，精确地控制生产过程中的各个参数的能力或呈指数级提升，生产过程的损耗也有望大幅降低的同时产品合格率也有望得到大幅提升。AI 还可以实时监测设备的状态，提前发现潜在的故障隐患显著降低化工设备的故障率和企业的事效率。例如 LG CNS 利用 AutoML Vision Edge 创建制造智能解决方案，可检测装配线上从 LCD 屏幕和光学薄膜到汽车面料等所有物品的缺陷。AutoML Vision Edge 将缺陷检测准确率提高了 6%，并将设计和训练 ML 模型的时间从七天缩短到几个小时。

AI 驱动的材料创新正在打破传统技术壁垒

我们认为，在 AI+机器人时代，“白痴指数”越高的化工材料面临 AI+机器人的冲击或越严峻。产品的成本相比制造该产品的原材料成本的比例即为马斯克提出的“白痴指数”，在 AI+机器人时代，高“白痴指数”意味着其生产过程有很大的优化空间，AI 技术更容易在这些材料的研发和生产中发挥作用，找到低成本的替代品。而对于一些白痴指数较低的化工材料，如部分成熟化工产品或者已近处于严重过剩的化工品，其生产工艺已经相对成熟，生产过程简单高效，受到 AI 冲击或相对较轻。例如谷歌 DeepMind 利用材料探索图形神经网络 (GNoME)，使得稳定晶体发现数较过往提升一个数量级；美国加州大学伯克利分校团队利用自动实验室系统，在 17 天内成功合成 41 种目标材料，成功率超 7 成。

化工企业的时代大考：如何应对 AI+机器人时代？

我们认为：AI+机器人时代给传统化工企业带来了巨大的生存挑战，但同时也蕴含着无限的发展机遇。只有通过加强 AI 技术的应用与研发投入、培养和引进 AI 人才、推动企业数字化转型以及关注行业动态等措施，化工企业才能够在这场时代大考中实现转型升级，实现可持续发展。在未来的化工行业竞争中，只有积极拥抱变革，勇于创新的企业才能立于不败之地。

投资建议：捕捉 AI+机器人时代的化工投资机会

我们认为 AI+机器人大概率将带来化工行业的效率革命，化工行业在不久的将来，很可能呈现“AI 驱动者胜出，迟疑者淘汰出局”的两极分化格局。建议重点关注两类企业：一是积极搭建 AI 研发团队、投入大量资源探索 AI 与化工融合路径的企业；二是已经将 AI+机器人应用于生产，实现成本显著降低、产能明显提升的企业。

风险提示：技术发展不及预期；数据风险共享偏差；市场竞争加剧；政策不确定性。

正文目录

1. 新材料预测的挑战与 AI 的破局方案：数据+算法的双重赋能.....	5
1.1 跨尺度建模误差控制	6
1.2 分子动力学加速	10
1.3 小样本强化学习	11
1.4 高通量机器人验证：大幅提升新产品的研发速度.....	14
1.5 产业知识图谱构建	16
2. 高通量机器人+AI 驱动的生产流程革命：成本与精度双突破.....	19
2.1 AI 优化生产流程，降低成本与损耗.....	19
2.2 AI 赋能制造环节，提升精度与效率.....	19
3. AI 驱动的材料创新正在打破传统技术壁垒	20
3.1 通过深度学习发现新材料	21
3.2 根据应用需求直接生成新材料	23
3.3 AI+机器人结合开发自动实验室系统.....	25
3.4 AI 驱动的材料创新正在打破传统技术壁垒.....	26
4. 投资建议：捕捉 AI+机器人时代的化工投资机遇.....	27
5. 风险提示	28

图表目录

图表 1: AI+机器人效率革命示意图.....	6
图表 2: AI+机器人效率革命示意图.....	6
图表 3: 基于机器学习的跨尺度技术：分子动力学与有限元（FEM）的耦合.....	7
图表 4: 有限元结构和分子动力学上的初始原子构型示意图.....	8
图表 5: 石墨烯薄片分析动力学仿真的研究示意图.....	9
图表 6: 跨尺度建模系统 MuMMI 示意图	9
图表 7: ML-AIMD 方法流程示意图	10
图表 8: AI ² BMD 系统流程示意图	11
图表 9: 材料科学中机器学习的发展趋势和小数据集.....	12
图表 10: 小样本学习方法及相关案例.....	13
图表 11: 基于 RL 的拓扑优化可以根据特定应用需求预测改进的超材料设计 ...	14
图表 12: 近距离展示了单个光反应器小瓶从机器人底座转移到光反应器块的过程	15
图表 13: 近距离展示了 NMR 样品架从 Chemspeed 转移到台式 NMR 的过程 ...	15
图表 14: RoboChem 试验流程	16
图表 15: 材料知识图谱的架构.....	17
图表 16: 材料知识图谱在锂电池材料预测中的应用(以 LiFePO ₄ 的发展里程碑为例)	18
图表 17: 材料知识图谱用于锂电池正极材料的发现.....	18
图表 18: 人工智能在制造生产过程中的运用.....	19
图表 19: AI 在工业中的各类运用	20
图表 20: 科学方法的进展.....	21

图表 21: GNoME 利用图形网络进行材料探索	22
图表 22: GNoME 使材料发现实现数量级突破	22
图表 23: 材料设计筛选方法和生成方法示意图	23
图表 24: MatterGen 可根据不同设计要求对模型进行微调	24
图表 25: MatterGen 明显优于传统筛选方法	25
图表 26: AI 指导机器人制造新材料	25
图表 27: A-Lab 合成成功率可超 7 成	26
图表 28: 技术驱动加速发现周期	27

1. 新材料预测的挑战与 AI 的破局方案：数据+算法的双重赋能

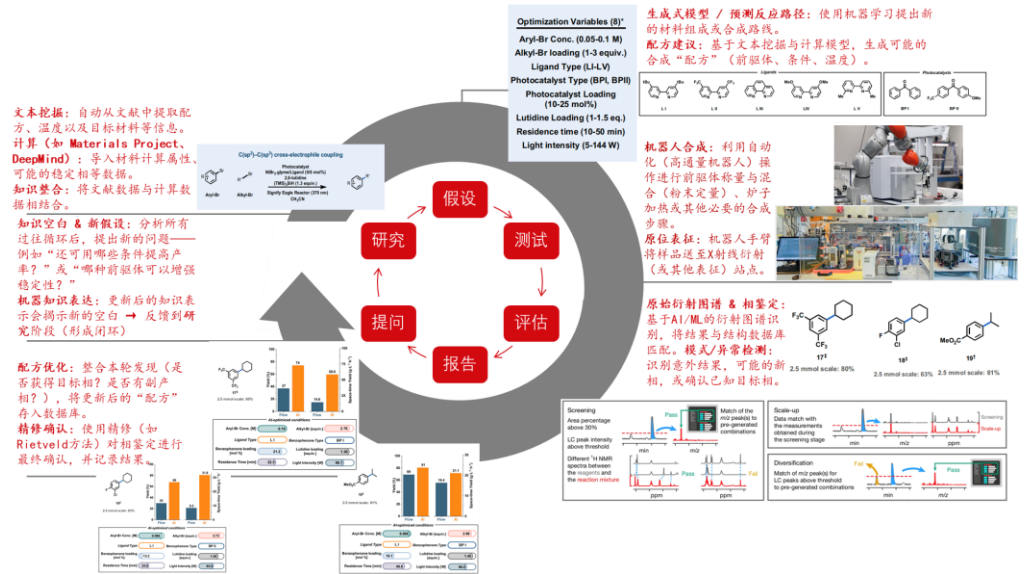
化工新材料研发面临“多尺度复杂性”与“实验验证滞后”两大痛点：

多尺度复杂性：材料的特性往往源于跨多个尺度的相互作用——从电子在量子层面的行为到我们在宏观层面观察到的性质（例如强度、电导率）。准确建模这些相互作用在计算上十分困难。材料在宏观层面所表现出的特性（如在应力下的弯曲程度）是其微观结构（原子排列、键合方式），甚至更细致的亚微观特征（电子分布）共同作用的涌现性质。要正确捕捉各个尺度之间的相互影响，以及它们如何在整体上决定最终材料性能，仍然是巨大的难题。传统方法往往将不同尺度割裂开来进行处理，容易导致误差或不精确。

实验验证滞后：在过去，一种新材料从理论上提出（通常基于理论计算）到实际合成并进行测试，需要耗费很长的周期。这是一个反复迭代的过程，合成本身可能十分困难，需要特定的设备与专业技能；材料特性表征（测量材料性能）也需要多种手段，每一种都需要时间和资源。如果发现材料的实际性能达不到预期，就必须重新开始新一轮设计与试验，导致周期冗长、成本高企。

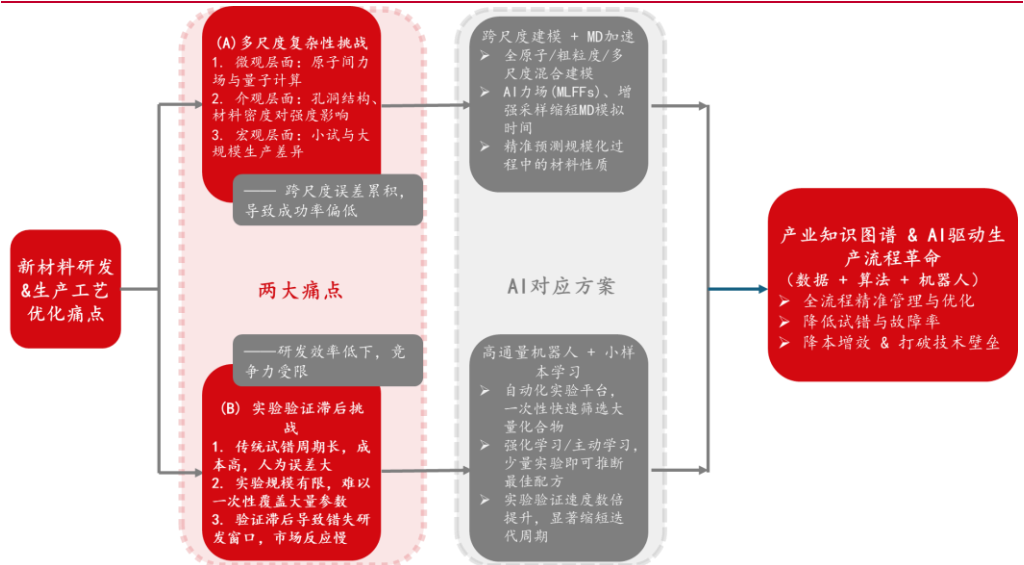
通过以类似 Deepseek 这类顶尖人工智能（AI）技术与机器人技术相结合，正在从根本上改变传统的化学研发流程。这场变革贯穿整个研发管线——从小规模实验室中最初的假设生成与分子设计，到工业规模生产中的工艺优化和质量控制。关键在于通过数据驱动洞察与自动化实验及制造的协同整合，实现研发效率与成果的飞跃。

图表1: AI+机器人效率革命示意图



资料来源:《An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials》-Nathan J. Szymanski 等,《Accelerating materials discovery using artificial intelligence, high performance computing and robotics》- EO Pyzer-Knapp 等, 国联民生证券研究所

图表2: AI+机器人效率革命示意图



资料来源:《An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials》-Nathan J. Szymanski 等,《Accelerating materials discovery using artificial intelligence, high performance computing and robotics》- EO Pyzer-Knapp 等, 国联民生证券研究所

1.1 跨尺度建模误差控制

在微观层面, 原子间相互作用力的计算存在误差; 介观层面, 材料中细微的孔洞结构变化或材料密度改变, 均会对材料强度产生显著影响; 宏观层面, 实验室小规模试验成功但大规模生产失败的风险, 与跨尺度误差的累积紧密相关。

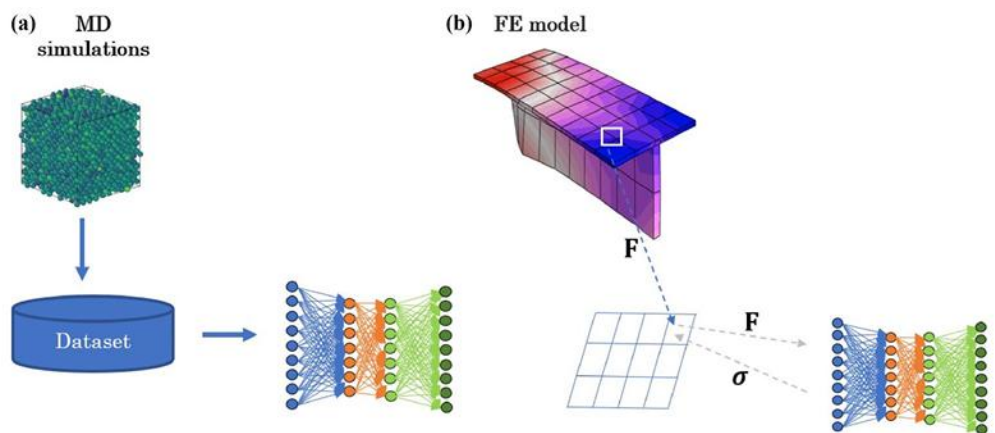
当前工业应用中, 大多采用现象学建模。该建模方式主要基于对现象的直接观察与描

述构建模型，并不深入探究现象背后的微观机制或基本原理，重点在于捕捉、解释可观测的现象、行为及关系，通过归纳、抽象等方法，将所观察到的现象特征和规律以数学、逻辑等语言表达出来。

采用机器学习（ML）建模，有望提供一种隐含的跨尺度技术。相较于传统现象学建模方法，该技术在运算速度上具有显著优势。在由分子动力学仿真构建的数据库上对神经网络进行训练，具体可参照图表 3 a。通过训练神经网络，能够生成一个机器学习模型，该模型可取代传统计算方式，用于推导本构关系。需注意的是，这些本构关系源于原子尺度，而原子尺度包含的信息远多于宏观尺度。

在训练完成的神经网络中，宏观尺度的问题可直接求解。这可通过有限元法（FEM）求解实现，即把预测的宏观尺度变形输入神经网络，进而评估本构关系，具体过程如图表 3 b 所示。这种方法能够实现不同尺度间的平滑过渡，原子级别的计算巧妙地嵌入机器学习模型中，为解决跨尺度问题提供了一种高效且新颖的思路。

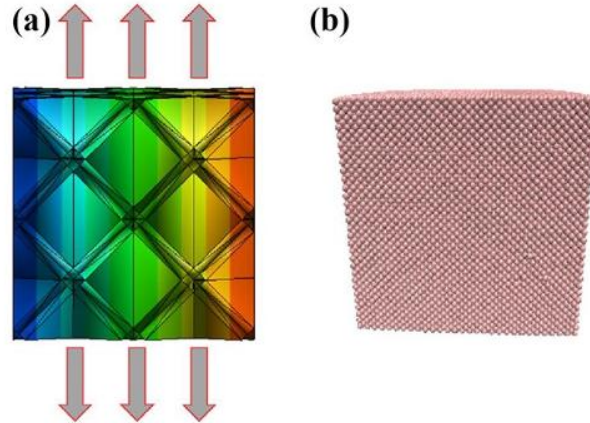
图表3：基于机器学习的跨尺度技术：分子动力学与有限元（FEM）的耦合



资料来源：《A State-of-the-Art Review on Machine Learning-Based Multiscale Modeling, Simulation, Homogenization and Design of Materials》- Dana Bishara 等，国联民生证券研究所

同时，运用跨尺度有限元模型，能够追踪给定晶体中所有在几何上可被接受的缺陷运动情况。这些跨尺度模型会假定在材料内部特定区域，综合考量原子尺度的位置和更高尺度之间的关联，以此来推导出本构关系。图表 4 展示的是特殊有限元结构，它能够检测出可接受度较高的位错区域，该有限元模型基于原子尺度推导出的本构定律来应用。与传统分子动力学方法相比，有限元法在时间耗费上展现出明显优势。而且，本构关系可以借助神经网络来替代传统推导方式，从而达成跨尺度的过渡。

图表4：有限元结构和分子动力学上的初始原子构型示意图

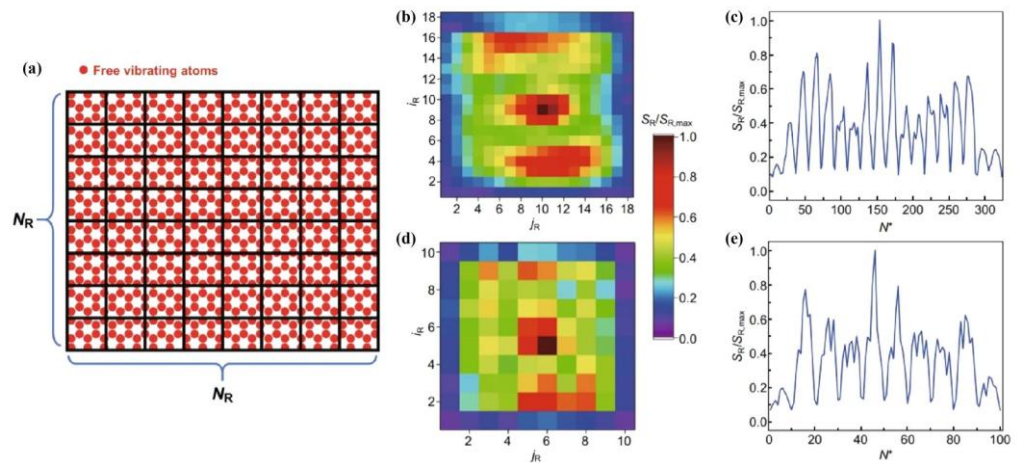


资料来源：《A State-of-the-Art Review on Machine Learning-Based Multiscale Modeling, Simulation, Homogenization and Design of Materials》- Dana Bishara 等，国联民生证券研究所

目前，科研人员成功开发出一个具有开创性的机器学习模型，用于预测石墨烯中的缺陷。这项研究的核心目的是借助石墨烯薄片的热振动拓扑，来预测缺陷所处位置。研究人员通过对石墨烯薄片进行分子动力学仿真，发现了任意分布的空位，同时计算出了每个原子的振动能量。

该研究取得了突破性进展，提出了两种预测策略：一种是基于原子层面，通过原子索引来构建数据；另一种是基于域的层面，通过域离散化来构建数据。从原子尺度过渡到包含多个原子的域尺度，在捕捉薄片中的多个空位时，展现出了极高的准确性。需要着重指出的是，在这项研究工作中，采用分子动力学仿真来计算振动能量，运用机器学习进行跨尺度建模。

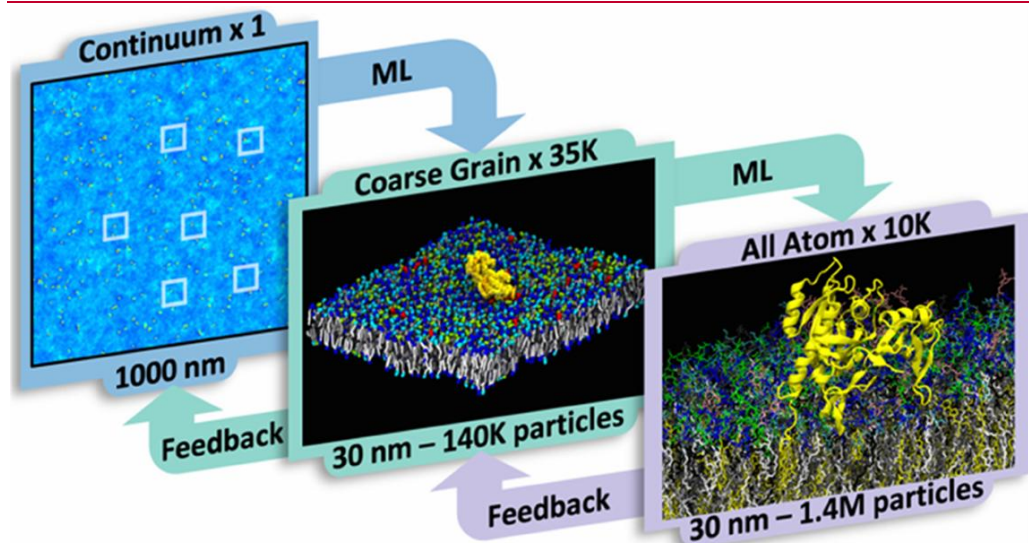
图表5: 石墨烯薄片分析动力学仿真的研究示意图



资料来源:《A State-of-the-Art Review on Machine Learning-Based Multiscale Modeling, Simulation, Homogenization and Design of Materials》- Dana Bishara 等, 国联民生证券研究所

此外,《Machine Learning-Driven Multiscale Modeling: Bridging the Scales with a Next-Generation Simulation Infrastructure》这一研究提出了一种全新的跨尺度建模系统 MuMMI。该系统能够分析 RAS/RAF 蛋白质与膜的相互作用,通过识别特定的脂质 - 蛋白质指纹,来强化可进行效应子结合的蛋白质方向。这个模型连接了三个不同分辨率的尺度:其一,最粗糙的尺度是连续体模型,它能够模拟面积为 $1 \mu m^2$ 的膜在毫秒级时间内的状态;其二,中间尺度是粗粒 (CG) 马提尼微珠模型,主要用于探究蛋白质与脂质之间的相互作用;其三,最精细的尺度是全原子 (AA) 模型,用于捕捉脂质和蛋白质之间具体的相互作用。

图表6: 跨尺度建模系统 MuMMI 示意图



资料来源:《Machine Learning-Driven Multiscale Modeling: Bridging the Scales with a Next-Generation Simulation Infrastructure》- Helgi I. Ingólfsson 等, 国联民生证券研究所

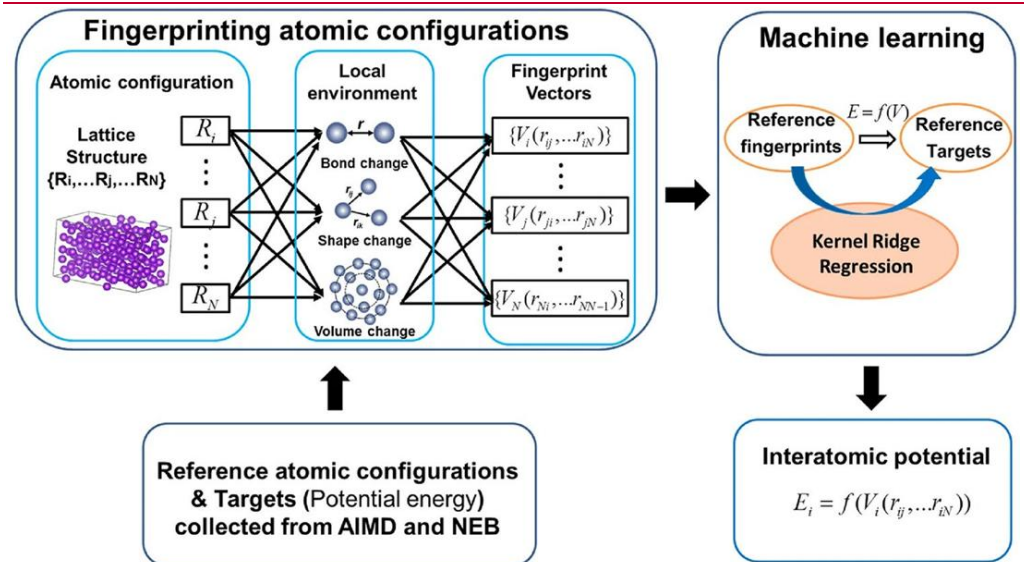
1.2 分子动力学加速

分子动力学 (MD) 模拟对于了解材料在原子层面的行为非常关键。不过, 传统的分子动力学存在计算量极大的问题, 这导致它通常只能模拟极短的时间尺度和极小的系统规模。而 AI 技术能够借助机器学习力场 (MLFFs)、增强采样方法、粗粒化模型等多种手段, 显著加快分子动力学的研究进程。

传统分子动力学由于计算量巨大, 模拟的时间尺度短、系统规模小。基于机器学习的方法与量子力学相结合构建原子力场, 在众多应用场景中展现出成本低、准确性高以及通用性强的优势。机器学习在力场计算领域的前景十分广阔, 它能够以近乎从头计算的精度来预测力和能量, 同时计算成本和所需时间却大幅减少。

举例来说, 通过 AIMD 从马氏体转变所描述的原子间势中学习, 并且达到了高精度。这些结果表明, ML-AIMD 方法可以捕捉到准确的原子间势, 能够反映出错的能量学和结构转变性质。这些结果与实验数据以及密度泛函理论的模拟数据相符, 但是计算成本和时间比传统方式小很多。

图表7: ML-AIMD 方法流程示意图

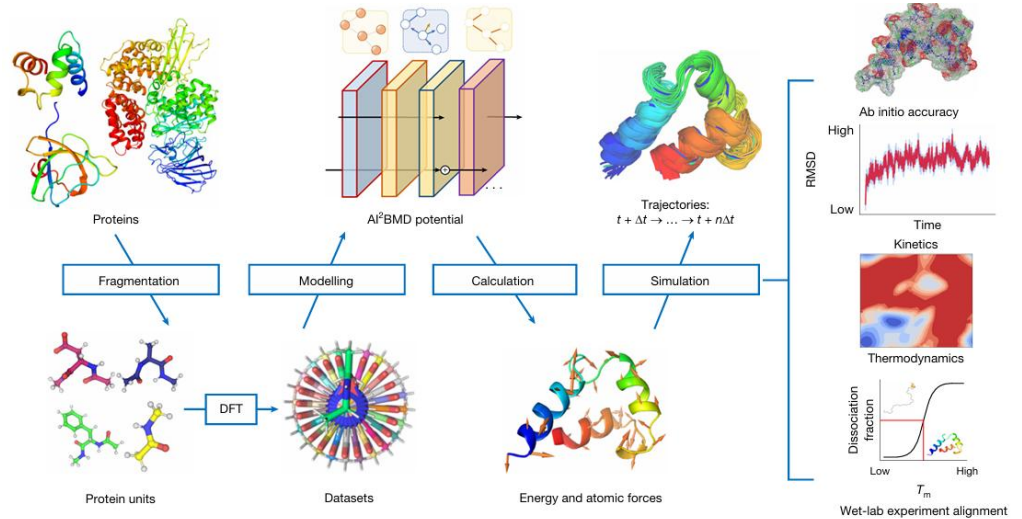


资料来源:《A State-of-the-Art Review on Machine Learning-Based Multiscale Modeling, Simulation, Homogenization and Design of Materials》- Dana Bishara 等, 国联民生证券研究所

微软研究院科学智能中心基于 AI 开发的量子级动力学模拟系统 AI²BMD, 实现了重大突破, 它在保持与量子模拟相同精度的同时, 实现了超 100 万倍的加速。以往那些需耗费数月甚至更久才能完成的模拟任务, 利用 AI²BMD 系统仅需 2 秒多就能完成。相较于经典模拟, AI²BMD 系统将力的计算误差减少了 10 倍以上, 达到了量子

级精度，也就是从头计算的精度水平。这不仅大幅提升了模拟的准确性，还打破了传统经典模拟中为防止体系崩溃而设置的人为约束，让模拟结果更贴近真实的生物体系，为分子动力学模拟开辟了全新路径。

图表8: AI²BMD 系统流程示意图



资料来源:《Ab initio characterization of protein molecular dynamics with AI²BMD》-Tong Wang 等, 国联民生证券研究所

1.3 小样本强化学习

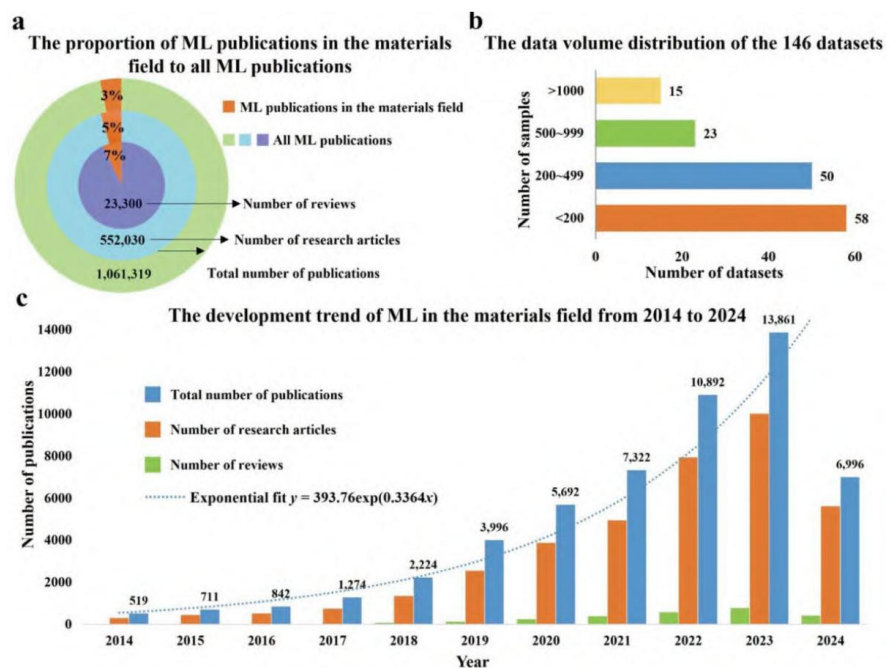
化学材料研发往往缺乏大规模数据，实验成本高昂，因此可用数据集有限。强化学习 (RL) 可以在小样本场景中发挥优势：RL 通过与环境（如模拟系统或自动化机器人平台）交互并获得奖励（例如成功合成了具备目标性能的材料），不断学习如何做出更优决策（如选择实验参数）。元强化学习 (meta-reinforcement learning) 在此尤为有前景：它允许智能体在面对新任务（新材料）时，能以少量数据迅速适应。总的来说，在化学材料研发中，小样本强化学习主要具有加速新材料发现、优化实验设计和提高模型泛化能力的作用：

- 1) 加速新材料发现：**通过小样本强化学习，模型可以从有限的实验数据中学习材料的结构与性能关系，预测潜在的新材料组合，指导实验设计，从而加速新材料的发现过程。
- 2) 优化实验设计：**利用小样本强化学习，研究人员可以优化实验参数设置，减少实验次数，降低研发成本。
- 3) 提高模型泛化能力：**通过引入先验知识和迁移学习，小样本强化学习模型能够更好地适应不同类型的材料数据，提高预测的准确性和可靠性。

目前国内已有相关研究成果。近日，哈尔滨工业大学（深圳）刘兴军教授和张海军教授等人在 *Science China Materials* 发表综述论文，系统地梳理了材料科学中小样本学习策略的研究进展，包括集成学习、无监督学习、主动学习和迁移学习，并提出了未来研究的方向，如少样本学习和虚拟样本生成。此外，还强调了将材料领域知识嵌入机器学习的重要性。

小样本学习能从多方面推动材料研发的发展，具体而言，数据利用效率能显著提升，比如 Wen 等在 Al-Co-Cr-Cu-Fe-Ni 系统中搜索高硬度的 HEAs 时，仅用 155 个初始样本，经 7 轮主动学习迭代，就获得了硬度提升显著的合金；Yuan 等运用主动学习策略，在寻找新型无铅 BaTiO₃ 基压电材料时，通过 5 轮迭代就筛选出性能优异的材料，使研发进程大大加快。小样本学习使研究人员突破数据限制，探索更多材料可能性。少样本学习和虚拟样本生成技术可在少量数据基础上拓展研究边界，挖掘新的材料性能和应用。随着技术发展，这些方法将为材料领域带来更多创新成果，促进材料科学的进步。

图表9：材料科学中机器学习的发展趋势和小数据集



资料来源：《Machine learning strategies for small sample size in materials science》-QiulingTao 等，国联民生证券研究所

注：(a) 应用于材料科学领域的机器学习出版物在所有机器学习出版物中所占的比例。(b) 146 个数据集的数据量分布。(c) 2014 年至 2024 年材料科学中机器学习的发展趋势。

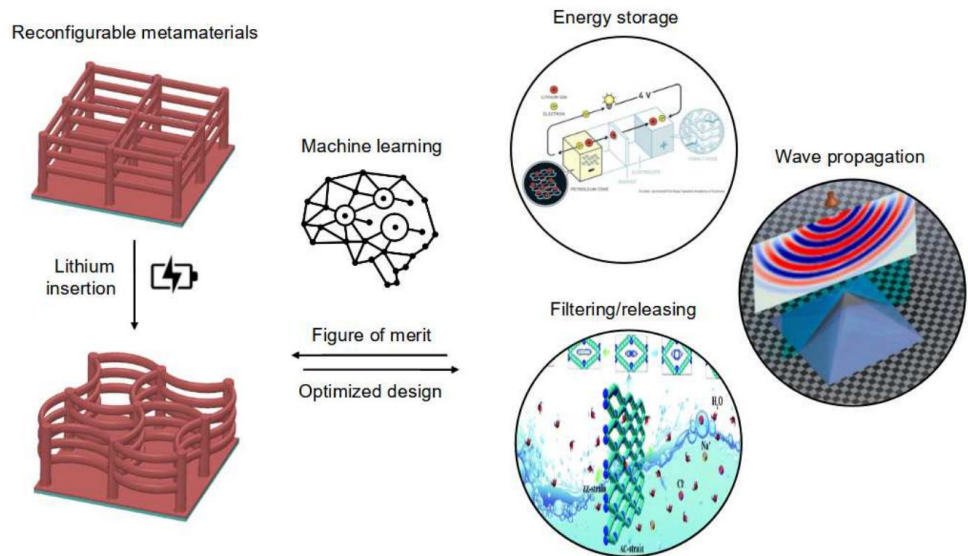
图表10: 小样本学习方法及相关案例

小样本学习方法	方法概述	案例
集成学习	集成学习基于多个机器学习模型的组合，从统计、计算和表示等角度提升模型泛化能力，主要包括基于决策树的 bagging、boosting，以及 stacking、voting 等方法	Mai 等运用 stacking 方法构建集成模型，预测光催化剂的 E_g 值和水分解制氢反应 (HER) 活性。在预测 E_g 时，以 RF、EXT 等为基础模型，SVR-RBF 为元模型，构建的 STRBG 模型在训练集和测试集上的 R^2 分别达到 0.98 和 0.95；预测 HER 活性时，以 RF、EXT 等为基础模型，EXT 为元模型，构建的 STC_{H_2} 模型在训练集和测试集上的准确率分别为 0.98 和 0.96，均优于单个最佳模型
迁移学习	迁移学习通过将先前学习任务的知识转移到新任务，提升模型在小数据集上的性能，减少对目标领域数据量的需求	Liu 等利用迁移学习，基于电子性质预测半导体的声子性质。先在包含 1245 个半导体的电子 E_g 数据集上训练多层感知器深度神经网络 (DNN) 模型，再将其参数 (除输出层) 迁移到小的声子 E_g 数据集构建迁移学习模型。结果显示，与直接学习的 DNN 模型相比，迁移学习模型的 MAE 显著降低， R^2 显著提高。此外，该方法在预测声子声速和 300K 下的热容时也表现出色
主动学习	主动学习是一种迭代交互训练过程，通过不断选择最有价值的未标记数据样本并标记，逐步提升模型性能	Wen 等结合主动学习策略与实验，在 Al-Co-Cr-Cu-Fe-Ni 系统中搜索高硬度的高熵合金 (HEAs)。他们收集 155 个已知硬度样本构建初始模型，采用基于高效全局优化 (EGO) 的期望改进 (EI) 策略，从大量虚拟样本中选择样本。经过 7 轮迭代，每次选择 3 个候选合金进行制备和测量，最终获得了硬度比原始训练数据中最优值高 10% 的合金
无监督学习	无监督学习旨在从未标记数据中识别模式和趋势，适用于大规模数据集，常见方法有聚类和降维	Zhang 等运用无监督学习的聚类方法，从 ICSD 数据库中筛选含锂化合物，以发现具有高室温锂离子电导率的材料。他们构建 3 种不同的聚类模型，其中一个模型包含少量 σ_{RT} 信息。训练好的模型成功区分出固态锂离子导体和其他材料，从模型聚类结果中挑选 82 种化合物进一步评估，最终发现 16 种 σ_{RT} 高于 $10^{-4} Scm^{-1}$ 的新候选材料

资料来源:《Machine learning strategies for small sample size in materials science》-Qiuling Tao 等, 国联民生证券研究所

小样本强化学习 (RL) 可以用来设计和优化超材料结构，从而提高材料的性能。通过创建虚拟实验环境，RL 可以在不实际制造材料的情况下测试和调整设计。它能够在不同尺度 (纳米、微米、宏观) 上设计出具有特定功能的超材料，这些材料在实际使用中会改变形状。比如，利用这种方法设计的纳米结构硅阳极被应用于锂离子电池 (LIBs)。实验验证表明，这些新设计的硅阳极可以显著提高电池性能，比当前的基于硅的电池提升近三倍，甚至比基于石墨的商用电池提高近十倍。这样的 RL 优化方法也可以用于设计其他具有特殊功能和可变结构的材料。

图表11：基于RL的拓扑优化可以根据特定应用需求预测改进的超材料设计



资料来源：《Reinforcement Learning-based Design of Shape-changing Meta materials》- Oliva 等，国联民生证券研究所

1.4 高通量机器人验证：大幅提升新产品的研发速度

传统化工材料的研发，科学家需要从成千上万种化合物的效果进行筛选，可能需要研究人员手动对每个化合物进行测试，这不仅耗时耗力，而且可能会因为人为因素出现遗漏或错误。而高通量机器人验证可以在短时间内对大量化合物进行自动测试、检测性能，且能更深入地了解新化合物的反应机理和各种变量之间复杂的相互作用。

当前利物浦大学和阿姆斯特丹大学的化学实验室均推出了不同方向的高通量机器人用于化合物的合成和验证，而高通量机器人的应用均能大幅提高研究进度并更好的保障研究人员的安全性。

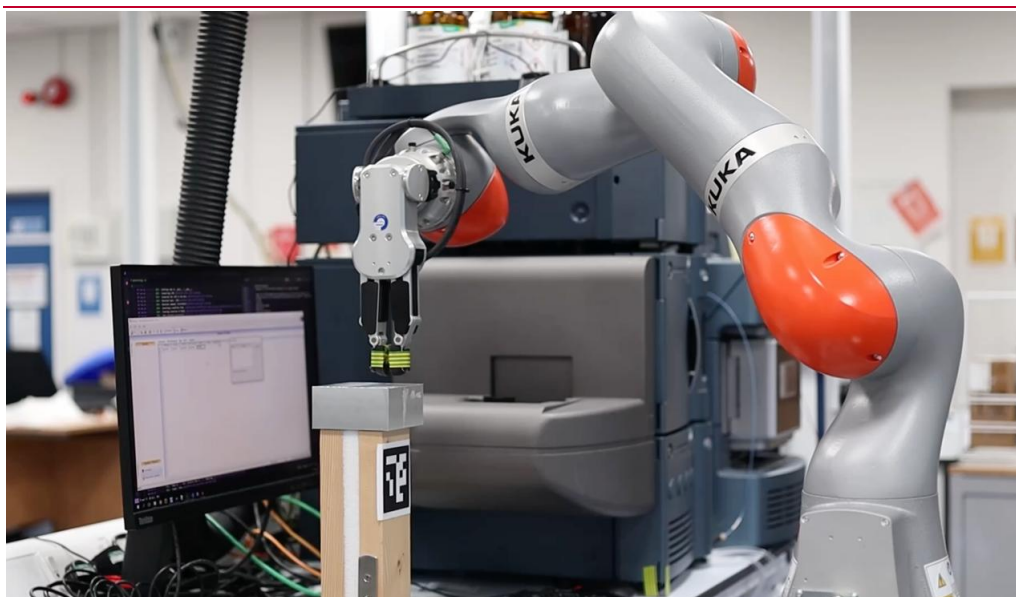
利物浦大学 Andrew Cooper 团队通过编程驱动的两台人工智能移动机器人能够为自主和协作地执行和分析化学反应，目前可以执行“进行反应、产品分析和数据驱动”的决策，能够构建从合成到表征的无缝工作流程，以操作 Chemspeed ISynth 合成模块、超高效液相色谱-质谱仪 (UPLC-MS) 和台式核磁共振 (NMR) 波谱仪，在近 4 天的实验中两台移动智能机器人完成了多个化合物的多样化尝试且最终人工检查数据证实，决策器软件运行良好，做出了与药物化学家在手动工作流程中会做出的基本相同的自主决定。

图表12: 近距离展示了单个光反应器小瓶从机器人底座转移到光反应器块的过程



资料来源:《Autonomous mobile robots for exploratory synthetic chemistry》-Tianwei Dai 等, 国联民生证券研究所

图表13: 近距离展示了 NMR 样品架从 Chemspeed 转移到台式 NMR 的过程



资料来源:《Autonomous mobile robots for exploratory synthetic chemistry》-Tianwei Dai 等, 国联民生证券研究所

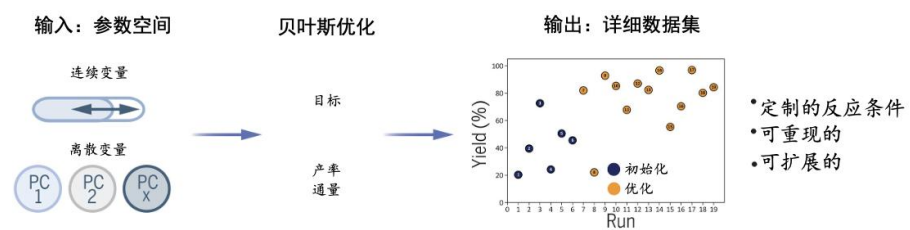
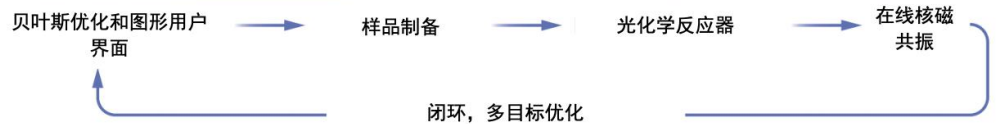
与此同时, 阿姆斯特丹大学 Timothy Noël 团队在 2024 年发布了自主化学合成机器人“RoboChem”, 该机器人配备了由人工智能 (AI) 驱动的综合机器学习单元。包含几个关键组件, 包括液体处理装置、注射泵、可调连续流光反应器、低成本的物联网设备以及在线核磁共振 (NMR) 系统, 采用闭环贝叶斯优化 (BO) 方法, 系统地探索包含离散变量和连续变量的选定参数空间, 因此 RoboChem 擅长识别最佳反应条件,

从而最大限度地提高产率、通量或两者的组合。

与此同时，采用化工合成机器人后不光能够获得“成功案例”的数据，同时也能获得“负面”数据，RoboChem 和类似的计算机化学在生成高质量数据方面的重要性，这将增强人工智能的未来应用。与专注于少数分子的传统化学发现方法不同，RoboChem 为每个分子提供了全面的数据集，从而可以更深入地了解所有相关参数。

Timothy Noël 团队认为：RoboChem 能够执行多种反应，且产生的废物最少。它可以在一周内优化大约 10 到 20 个分子的合成，而对于常规研究人员来说，这项任务通常需要几个月的时间。

图表14: RoboChem 试验流程



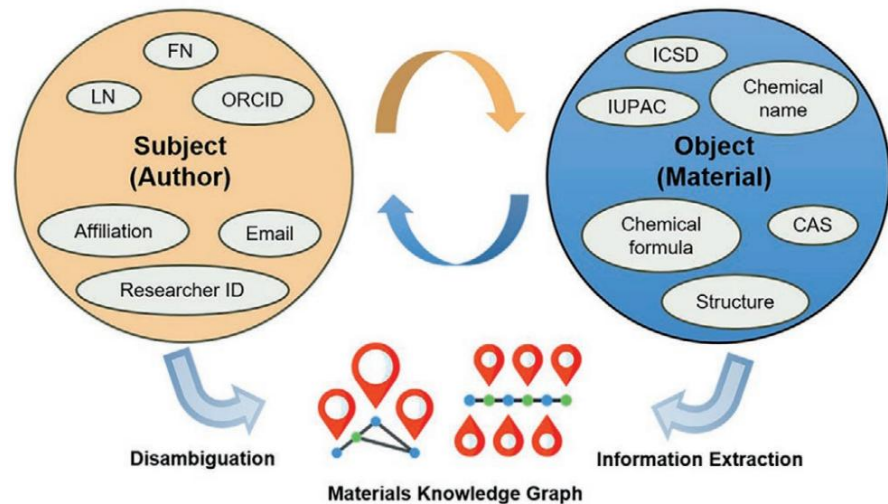
资料来源:《Automated self-optimization, intensification, and scale-up of photocatalysis in flow》- Aidan Slattery 等, 国联民生证券研究所

1.5 产业知识图谱构建

化学研发中产生的大量数据（研究论文、专利、内部数据、实验结果等）往往处于不同部门和系统中，彼此隔离。知识图谱技术正在被应用于链接这些不同来源的数据；它将分子、材料、属性、工艺等要素作为实体，并以关系连接它们，从而帮助 AI 快速检索信息和发现潜在关联。这不仅有助于知识发现，也能帮助研究人员更有效地基于已有成果继续研发。

基于此，北京大学深圳研究生院新材料学院潘锋教授课题组结合机器学习和依赖匹配算法发展了一套高精度且高效的同名消歧以及信息搜索的框架，在材料科学领域中建立了主体（作者）与客体（材料）之间的对应关系，构建了名为 **MatKG** 的材料知识图谱。构建流程包含四个模块：基于 ML 的预训练、基于 MD 的集体分块、基于 ML 的分类和广度优先搜索。实验显示，**MatKG** 在搜索速度和信息检索质量上表现优异。

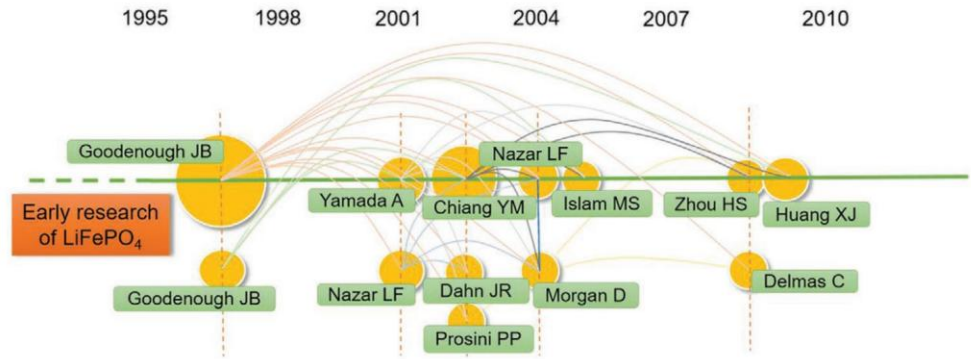
图表15：材料知识图谱的架构



资料来源：《Construction and Application of Materials Knowledge Graph Based on Author Disambiguation: Revisiting the Evolution of LiFePO_4 》-Zhiwei Nie 等，国联民生证券研究所

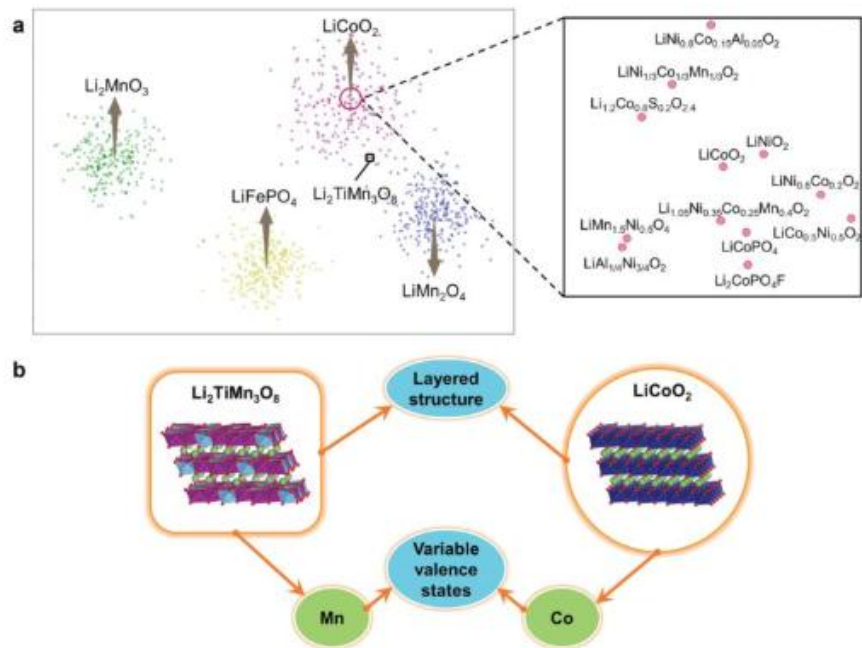
MatKG 可以为不同领域的研究人员提供快速而客观的学术界趋势跟踪，研究团队以诺贝尔奖获得者 Goodenough 教授锂电池正极材料 LiFePO_4 为例，利用建立好的知识图谱框架，对其进行自动化分析，关联相关学者及其研究信息，建立用于锂离子电池的 LiFePO_4 的发展里程碑图，发现其发展的重要历程。在此基础上，团队进一步提出了一种可实现材料科学知识嵌入的语义表示框架，构建了锂离子电池正极材料知识图谱，并预测出潜在的正极材料 $\text{Li}_2\text{TiMn}_3\text{O}_8$ 。该材料与典型正极材料 LiCoO_2 通过层状结构这一明显共同特征形成直接连接路径，通过包含适合用于正极材料的可变价元素这一潜在共同特征形成间接连接路径，从而根据直接及间接路径实现了该潜在材料的发现。

图表16: 材料知识图谱在锂电池材料预测中的应用 (以 LiFePO_4 的发展里程碑为例)



资料来源:《Construction and Application of Materials Knowledge Graph Based on Author Disambiguation: Revisiting the Evolution of LiFePO_4 》-Zhiwei Nie 等, 国联民生证券研究所

图表17: 材料知识图谱用于锂电池正极材料的发现



资料来源: 北京大学官网, 国联民生证券研究所

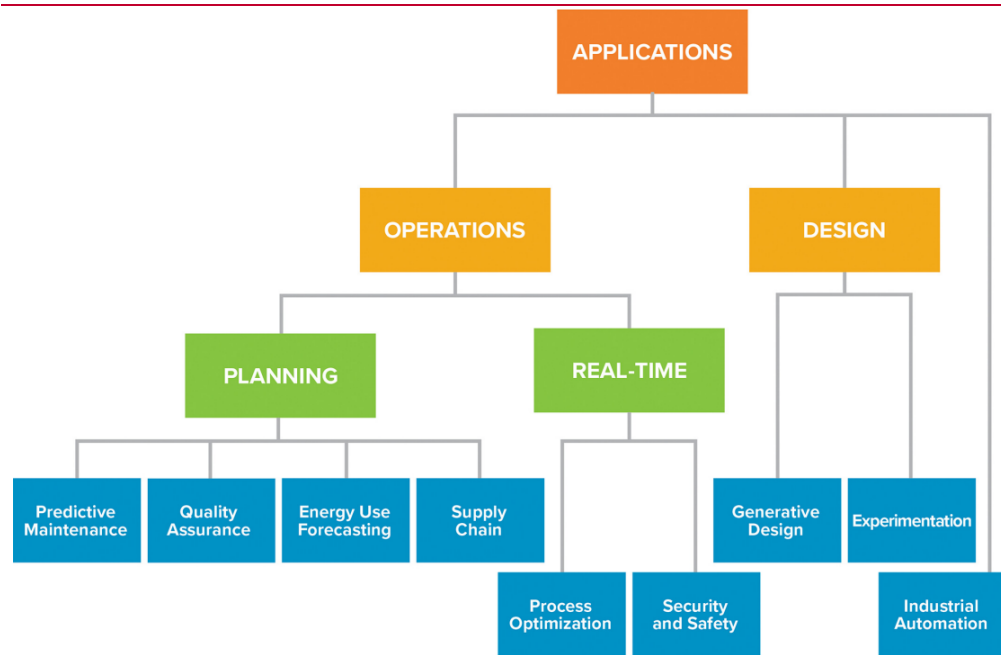
简言之, 产业知识图谱的构建在化学材料研发中具有重要作用。通过整合多源信息, 构建结构化的知识图谱, 研究人员能够更高效地挖掘潜在的材料关联, 预测新材料的性能, 加速材料研发进程。

2. 高通量机器人+AI 驱动的生产流程革命：成本与精度双突破

2.1 AI 优化生产流程，降低成本与损耗

AI 可以对生产流程进行全方位的“管理”和优化。比如原材料的成分、用量，生产设备的运行参数，环境温度、湿度等，进而通过机器强化学习结合高通量机器人实验，相比“人工试错法”，找到生产过程中的最优解，精确地控制生产过程中的各个参数的能力或呈指数级提升，生产过程的损耗也有望大幅降低的同时产品合格率也有望得到大幅提升。AI 还可以实时监测设备的状态，提前发现潜在的故障隐患显著降低化工设备的故障率和企业的事故率。

图表18：人工智能在制造生产过程中的运用



资料来源：《A review of artificial intelligence applications in manufacturing operations》- S. J Plathottam 等，国联民生证券研究所

2.2 AI 赋能制造环节，提升精度与效率

人工智能能够在制造生产过程中给予赋能，推进预测性维护、质量检验、供应链管理等各项环节中。比如预测设备故障的能力可以通过避免计划外的中断和停机来避免重大的材料和经济损失。供应链管理可用于促进和优化供应链的应用程序，利用预测分析和实时数据分析来管理其库存水平和生产计划。

人工智能驱动的系统可以自动执行质量监控，超越了人类的精度和准确性。机器学习算法能够熟练地分析大量的实时数据，检测产品质量的细微偏差。通过持续监控来自各种传感器的数据，人工智能系统可以及早发现偏差，最大限度地减少浪费和返工。LG CNS 利用 AutoML Vision Edge 创建制造智能解决方案，可检测装配线上从 LCD 屏幕和光学薄膜到汽车面料等所有物品的缺陷。AutoML Vision Edge 将缺陷检测准确率提高了 6%，并将设计和训练 ML 模型的时间从七天缩短到几个小时。

图表19：AI 在工业中的各类运用

	组成部分	描述
1	深度学习	深度学习对工业4.0至关重要，因为它实现了复杂的自动化、智能决策和高级数据分析。深度学习算法尤其擅长处理工业4.0中网络设备和系统产生的大量复杂数据。各组织可以通过在工业4.0中利用深度学习来提高效率、生产力和创新能力。
2	网络物理系统 (CPS)	通过融合物理世界和数字世界，网络物理系统 (CPS) 创建了互连的系统，从而在工业4.0中实现无缝的通信、协调和控制。CPS实现了实时的数据交换和智能决策，它利用互联网的力量并结合了传感器
3	数字孪生	工业4.0的一个关键概念是“数字孪生”，它意味着构建一个真实世界系统、流程或对象的虚拟副本或模拟。它可以实时监控、分析和优化物理资产，从而使组织有机会学习并获得重要的经验和更好的表现。
4	智能传感器	通过在数字生态系统中实现实时数据收集、处理和通信，智能传感器在工业 4.0 中发挥着关键作用。这些尖端的传感器可以收集和发送来自物理世界的用户数据，因为它们具有内置的智能、连接性和数据处理能力。
5	协作机器人	协作机器人是工业 4.0 的关键，因为它们使人和机器人能够一起工作，同时提高生产力、适应性和工人安全。协作机器人旨在与人类工人协作并共享工作空间和任务，而不是取代人类工人。为了与人进行最佳协作，它们配备了尖端的传感器、人工智能算法和安全措施。

资料来源：《Development of Product Quality with Enhanced Productivity in Industry 4.0 with AI Driven Automation and Robotic Technology》- Bechoo Lal 等，国联民生证券研究所

与此同时，由于高通量机器人的推广和开发，AI 在制造业工艺设计中的运用有望进一步推广，参考英伟达 Omniverse 和阿姆斯特丹大学的 RoboChem 对高通量机器人和数字化集成的运用，化工企业存在利用合成数据生成模拟及高强度试验快速推进新化合物研发、工艺优化、生产放大模拟等多种使用可能性，推进生产工艺迭代、工艺壁垒翻越、缩短新化合物或新牌号产品研发时间和上市速度等。

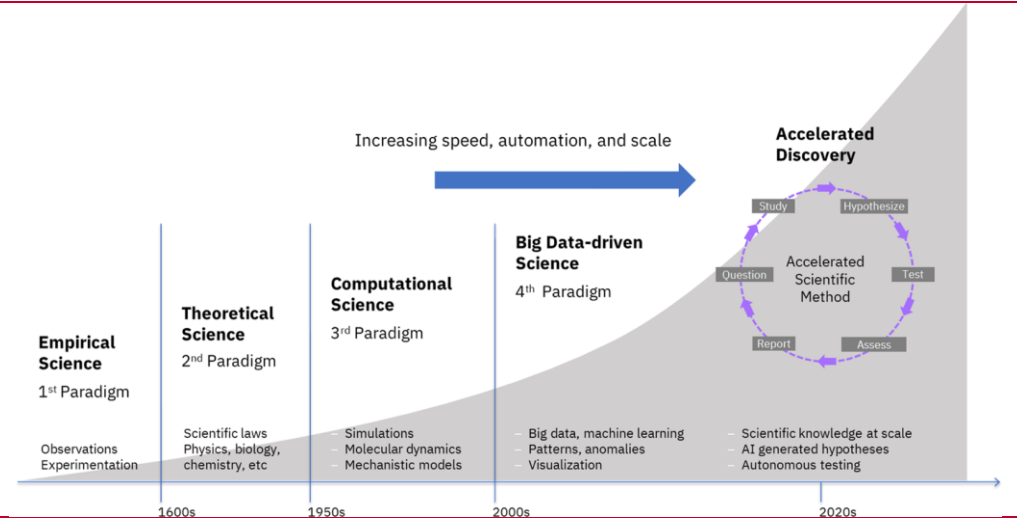
3. AI 驱动的材料创新正在打破传统技术壁垒

传统上，大多数材料是通过实验和人类直觉发现的，这限制了可测试候选材料的数量，并导致较长的迭代周期时间。而得益于高通量筛选技术、开放材料数据库等的发展，现在可以筛选数十万种材料，以识别有前景的候选材料。然而，基于筛选的方法仍然受到已知材料数量的根本限制，并且无法高效地引导寻找具有特定目标属性的材料。

随着数据和计算能力的提升，深度学习模型预测能力不断增强，能够达到前所未有的泛化水平，应用于材料领域，可以使发现效率获得非常明显的提高。例如 2023 年 11

月，谷歌 DeepMind 宣布，其用于材料探索的 AI 工具 GNoME 发现了 220 万种新晶体预测，其中有 38 万个稳定的晶体结构，有望通过实验合成。2025 年 1 月，微软团队推出下一代生成式 AI 工具——MatterGen，可以“直接生成”所需特性的新型材料，大大提升了设计所需特性材料的速度。

图表20: 科学方法的进展

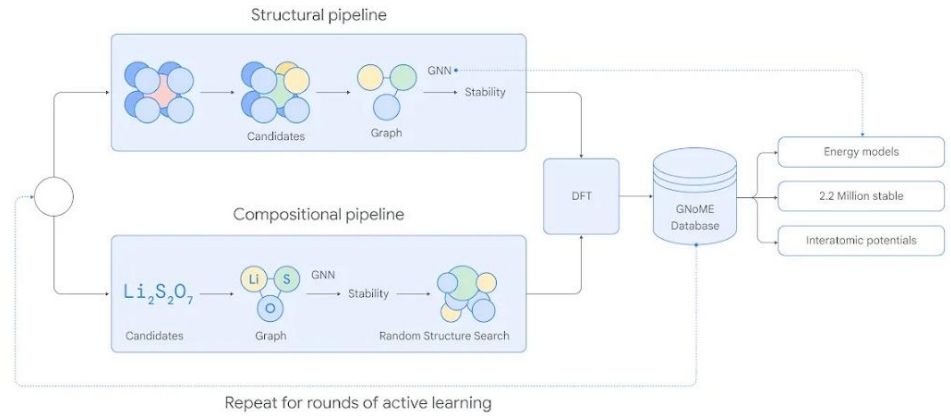


资料来源:《Accelerating materials discovery using artificial intelligence, high performance computing and robotics》-Edward O. Pyzer-Knapp 等, 国联民生证券研究所

3.1 通过深度学习发现新材料

2023 年 11 月，谷歌 DeepMind 推出了材料探索图形网络 (GNoME)，通过预测新材料的稳定性，大大提高了发现的速度和效率。GNoME 是一种最先进的图神经网络 (GNN) 模型，使用两个管道来发现低能（稳定）材料。结构管道创建结构与已知晶体相似的候选材料，而成分管道则采用基于化学式的更随机的方法。研究团队使用已建立的密度泛函理论计算对这两个管道的输出进行评估，并将这些结果添加到 GNoME 数据库中，为下一轮主动学习提供信息。

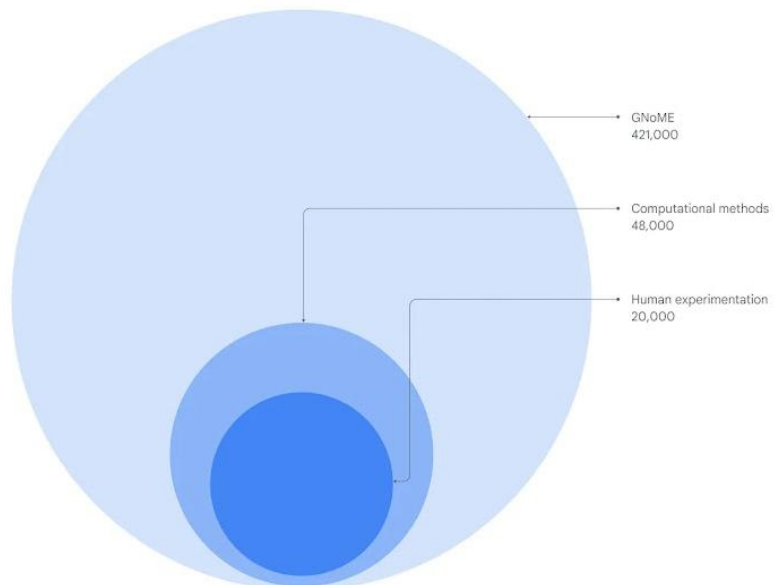
图表21: GNoME 利用图形网络进行材料探索



资料来源: 谷歌 DeepMind, 国联民生证券研究所

过去几十年来, 科学家通过实验方法在无机晶体结构数据库 (ICSD) 中记录了 20000 种计算稳定的结构。随着技术发展, 人们通过引入 AI 技术发现了 28000 种新材料, 但 AI 在准确预测实验可行性和预测规模上遇到一定瓶颈。当前, GNoME 模型通过迭代, 已发现超过 220 万种新型结构, 通过稳定性竞争筛选后新增 380,000 个条目, 使总稳定晶体数达到 421,000 个, 这标志着材料发现规模较历史研究成果实现了数量级突破。

图表22: GNoME 使材料发现实现数量级突破

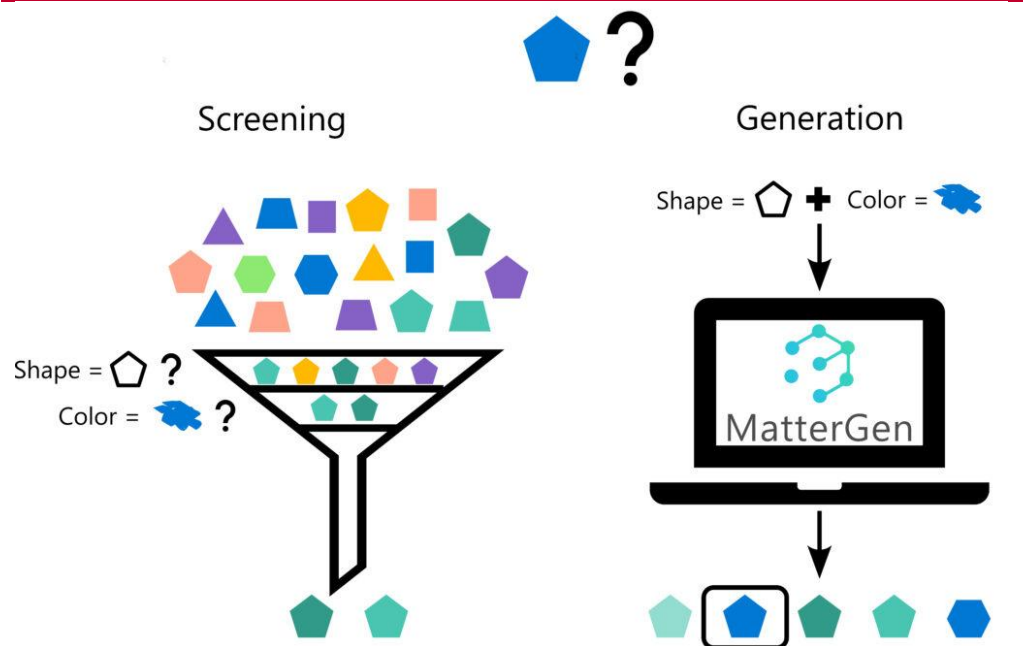


资料来源: 谷歌 DeepMind, 国联民生证券研究所

3.2 根据应用需求直接生成新材料

2025 年 1 月，微软研究院科学智能中心的研究员们提出了一个从不同角度解决材料发现问题的生成式 AI 工具 MatterGen。不同于筛选候选材料，MatterGen 直接根据应用需求的设计要求生成新的材料，可以生成具有所需化学、机械、电子或磁性属性，以及满足不同约束条件的材料。MatterGen 开启了一种基于生成式 AI 辅助材料设计的新范式，能够高效探索材料，进而超越已知的材料范围。

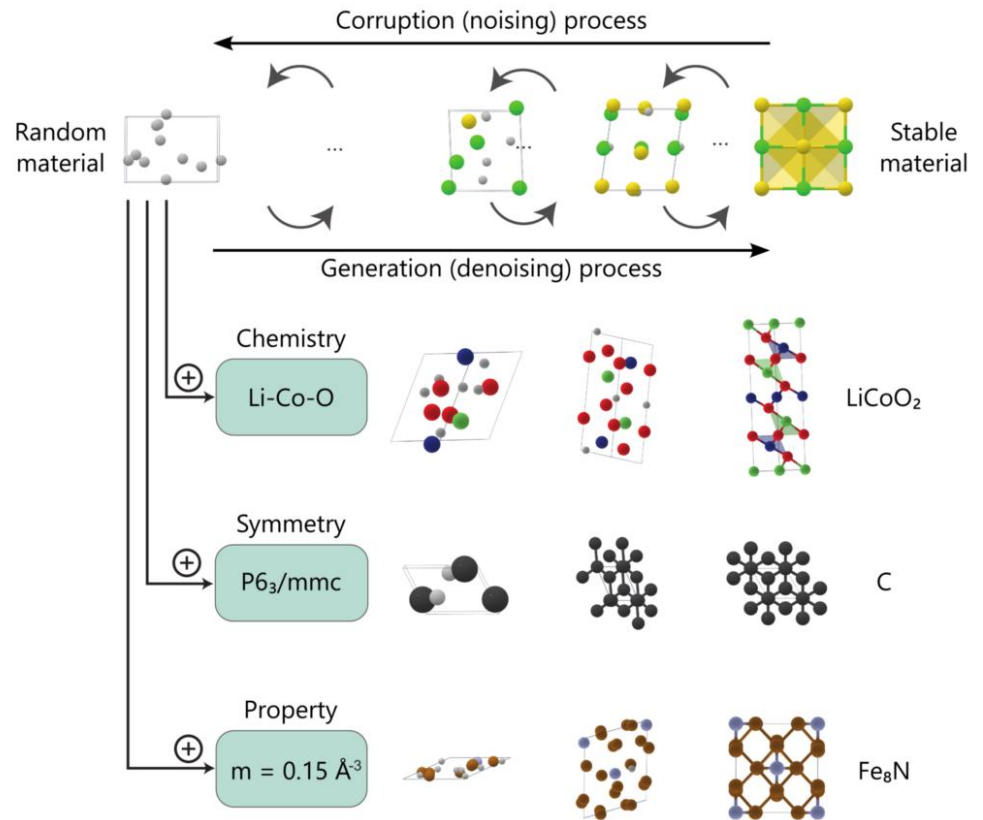
图表23：材料设计筛选方法和生成方法示意图



资料来源：微软，国联民生证券研究所

MatterGen 是一个基于材料三维几何结构的扩散模型，可以通过调整随机结构中的元素、位置和周期性晶格来生成所需的材料结构。此外，MatterGen 还可以通过标注数据集进行微调，在给定任何所需条件的情况下生成新材料。

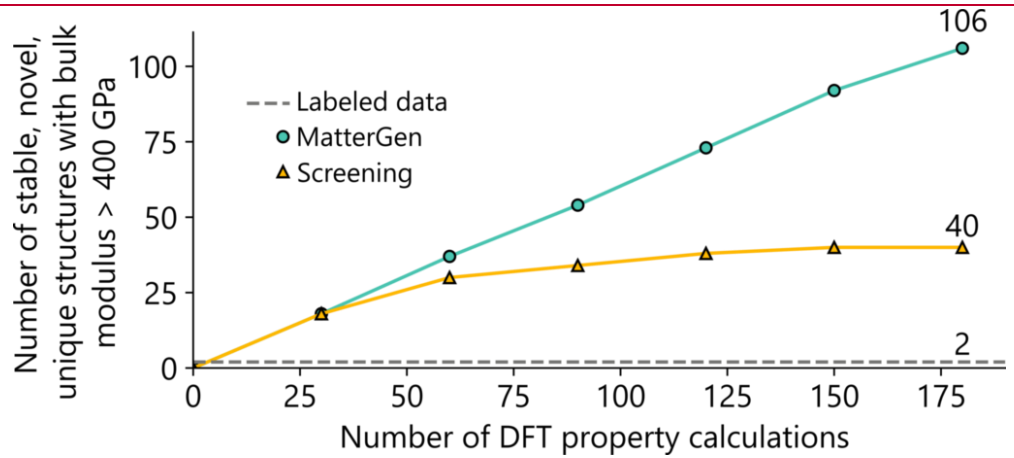
图表24: MatterGen 可根据不同设计要求对模型进行微调



资料来源：微软，国联民生证券研究所

MatterGen 相对于筛选方法的主要优势，在于其能够访问未知材料的完整空间。例如 MatterGen 在生成难以被压缩的具有较高体积模量（如大于 400 GPa）的新候选材料方面表现优异。相比之下，筛选基准方法受限于已知材料而趋于饱和。

图表25: MatterGen 明显优于传统筛选方法

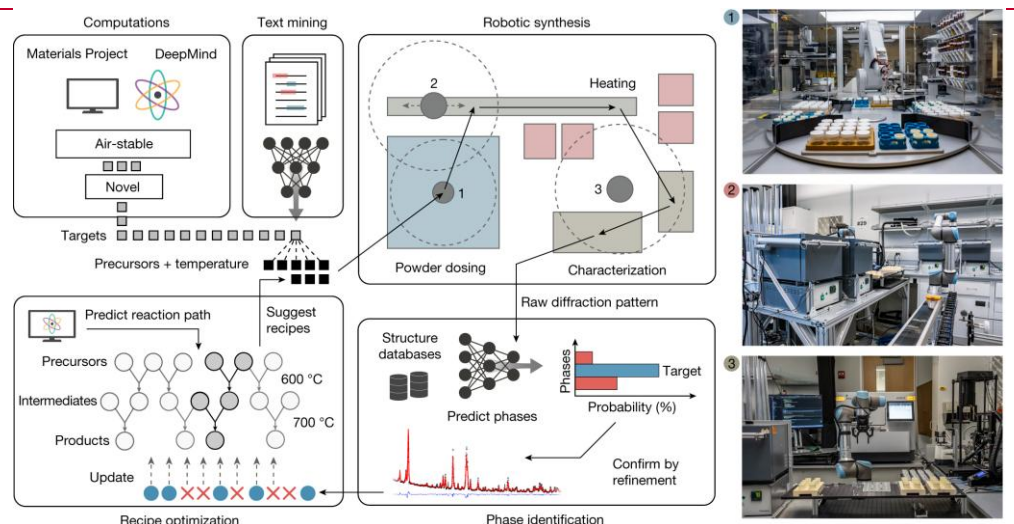


资料来源: 微软, 国联民生证券研究所

3.3 AI+机器人结合开发自动实验室系统

2023年11月, 美国加州大学伯克利分校团队开发了一种自动实验室(A-Lab)系统。这种A-Lab根据现存科学文献训练, 随后结合主动学习, 可对拟定化合物创造最多5个初始合成配方。随后它可以用机器臂执行实验, 合成粉末形态的化合物。如果一个配方产量低于50%, A-Lab会调整配方继续实验, 在成功达到目标或穷尽所有可能配方后结束。

图表26: AI 指导机器人制造新材料

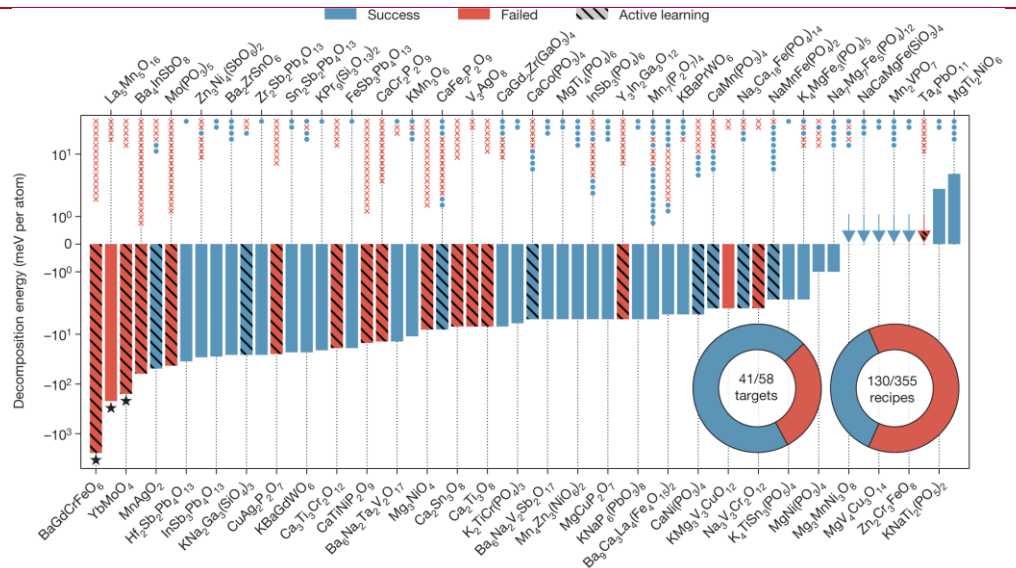


资料来源: 《An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials》-Nathan J. Szymanski 等, 国联民生证券研究所

在连续17天的运行中, A-Lab成功合成58种目标材料中的41种, 涵盖33种化学元素及41类晶体结构原型。相比之下, 人类研究员需要花费数月去猜测和实验。凭借

其验证预测材料的高成功率，A-Lab 充分展现了第一性原理计算、机器学习算法、历史知识积淀与自动化实验技术在材料科学研究中的协同效应。而 Deepseek 强大的推理能力或将进一步赋予自动实验室系统能力跃迁。

图27: A-Lab 合成成功率可超 7 成

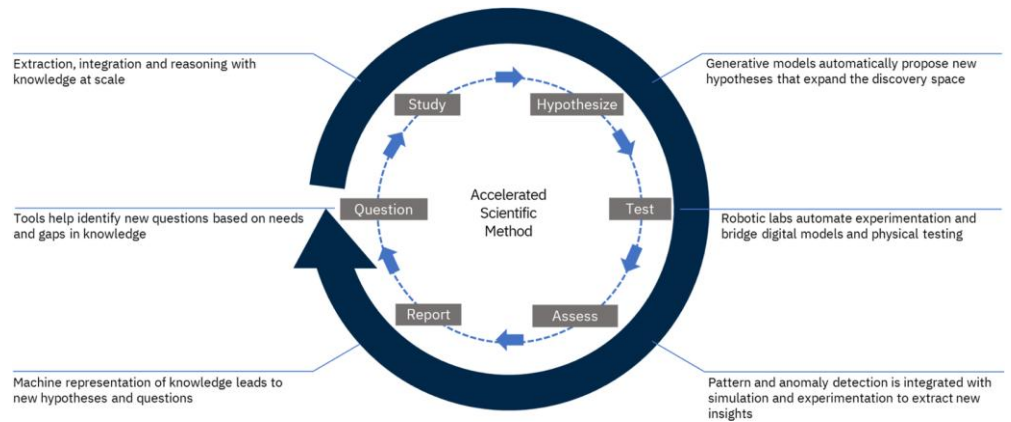


资料来源:《An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials》-Nathan J. Szymanski 等, 国联民生证券研究所

3.4 AI 驱动的材料创新正在打破传统技术壁垒

传统的材料研究方法主要依赖经验和反复试验，通常需要进行多层级的正交实验来验证材料性能，耗费大量时间和人力成本。而 AI 通过数据驱动和算法优化，实现了从问题识别、数据处理、模型训练到性能预测的高效流程。在 AI 模型的支持下，可以对材料组分空间进行全局求解，筛选出最佳的材料候选，最终通过现实实验验证，显著减少了实验次数。AI 的引入使材料研发更为科学、系统，为绿色材料的可持续开发开辟了新路径。

图表28：技术驱动加速发现周期



资料来源：《Accelerating materials discovery using artificial intelligence, high performance computing and robotics》-Edward O. Pyzer-Knapp 等，国联民生证券研究所

AI 驱动的材料创新正在打破传统技术壁垒。在 AI+机器人时代，材料创新领域的发现、设计、验证等流程经历重构，核心竞争力转变为高质量数据集、优质算法、自动化验证等方向。AI 模型的成功高度依赖高质量的数据集，这对于多来源数据收集、数据清洗、归一化处理等提出了更高要求，在优质材料数据集相对稀缺的情况下，研究团队往往需要使用模拟数据进行填充。而在模型选择过程中，研究团队需要依据数据集的规模、标注情况以及任务复杂性来决定使用何种算法。在完成 AI 模型训练后，还需通过实际实验验证，自动化验证能够大大提升效率。

“白痴指数”越高的化工材料面临 AI+机器人的冲击或越严峻。产品的成本相比制造该产品的原材料成本的比例即为马斯克提出的“白痴指数”，在 AI+机器人时代，高“白痴指数”意味着其生产过程有很大的优化空间，AI 技术更容易在这些材料的研发和生产中发挥作用，找到低成本的替代品。而对于一些白痴指数较低的化工材料，如部分成熟化工产品或者已近处于严重过剩的化工品，其生产工艺已经相对成熟，生产过程简单高效，AI 技术在降低其成本方面的发挥空间相对较小，受到的冲击或相对较轻。

4. 投资建议：捕捉 AI+机器人时代的化工投资机遇

我们认为 AI+机器人大概率将带来化工行业的效率革命，尤其是类似 Deepseek 这样的顶尖 AI 工具的广泛应用，或驱动化工行业的研发和生产流程发生数量级层面的跃迁，在不久的将来，很可能呈现“AI 驱动者胜出，迟疑者淘汰出局”的两极分化格

局。建议重点关注两类企业：一是积极搭建 AI 研发团队、投入大量资源探索 AI 与化工融合路径的企业；二是已经将 AI + 机器人应用于生产，实现成本显著降低、产能明显提升的企业。

5. 风险提示

技术发展不及预期：AI 与机器人技术在化工领域尚处发展阶段，算法精度、机器人稳定性存问题，若技术未达预期，将限制应用推广程度。

数据风险共享偏差：AI 依赖高质量数据，若数据难以达成共享，或对结果存在偏差，若实现共享则存在信息安全隐患。

市场竞争加剧：AI + 机器人改变化工行业竞争格局，积极应用技术的企业抢占先机，市场竞争或将加剧。

政策不确定性：AI + 机器人在化工应用未来可能会面临新法规政策等问题。

评级说明

投资建议的评级标准		评级	说明
报告中投资建议所涉及的评级分为股票评级和行业评级（另有说明的除外）。评级标准为报告发布日后6到12个月内的相对市场表现，也即：以报告发布日后的6到12个月内的公司股价（或行业指数）相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅作为基准。其中：A股市场以沪深300指数为基准，北交所市场以北证50指数为基准；香港市场以摩根士丹利中国指数为基准；美国市场以纳斯达克综合指数或标普500指数为基准；韩国市场以柯斯达克指数或韩国综合股价指数为基准。	股票评级	买入	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅大于10%
		增持	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在5%~10%之间
		持有	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在-5%~5%之间
		卖出	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅小于-5%
	行业评级	强于大市	相对表现优于同期相关证券市场代表性指数
		中性	相对表现与同期相关证券市场代表性指数持平
		弱于大市	相对表现弱于同期相关证券市场代表性指数

分析师声明

本报告署名分析师在此声明：我们具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，本报告所表述的所有观点均准确地反映了我们对标的证券和发行人的个人看法。我们所得报酬的任何部分不曾与、不与、也将不会与本报告中的具体投资建议或观点有直接或间接联系。

法律主体声明

本报告由国联民生证券股份有限公司或其关联机构制作，国联民生证券股份有限公司及其关联机构以下统称为“国联民生证券”。本报告的分销依据不同国家、地区的法律、法规和监管要求由国联民生证券于该国家或地区的具有相关合法合规经营资质的子公司/经营机构完成。

国联民生证券股份有限公司具备中国证监会批复的证券投资咨询业务资格，接受中国证监会监管，负责本报告于中国（港澳台地区除外）的分销。国联证券国际金融有限公司具备香港证监会批复的就证券提供意见（4号牌照）的牌照，接受香港证监会监管，负责本报告于中国香港地区的分销。本报告署名研究人员所持中国证券业协会注册分析师资质信息和香港证监会批复的牌照信息已于署名研究人员姓名处披露。

权益披露

国联证券国际金融有限公司跟本研究报告所述公司在过去12个月内并没有任何投资银行业务关系，且雇员或其关联人士没有担任本报告中提及的公司或发行人的高级人员。

一般声明

除非另有规定，本报告中的所有材料版权均属国联民生证券股份有限公司（已获中国证监会许可的证券投资咨询业务资格）及其附属机构（以下统称“国联民生证券”）。未经国联民生证券事先书面授权，不得以任何方式修改、发送或者复制本报告及其所包含的材料、内容。所有本报告中使用的商标、服务标识及标记均为国联民生证券的商标、服务标识及标记。

本报告是机密的，仅供我们的客户使用，国联民生证券不因收件人收到本报告而视其为国联民生证券的客户。本报告中的信息均来源于我们认为可靠的已公开资料，但国联民生证券对这些信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告中的信息、意见等均仅供客户参考，不构成所述证券买卖的出价或征价邀请或要约。该等信息、意见并未考虑到获取本报告人员的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐。客户应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求，必要时就法律、商业、财务、税收等方面咨询专家的意见。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，国联民生证券及其关联人员均不承担任何法律责任。

本报告所载的意见、评估及预测仅为本报告出具日的观点和判断。该等意见、评估及预测无需通知即可随时更改。过往的表现亦不应作为日后表现的预示和担保。在不同时期，国联民生证券可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。

国联民生证券的销售人员、交易人员以及其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。国联民生证券没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。国联民生证券的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。

特别声明

在法律许可的情况下，国联民生证券可能会持有本报告中提及公司所发行的证券并进行交易，也可能为这些公司提供或争取提供投资银行、财务顾问和金融产品等各种金融服务。因此，投资者应当考虑到国联民生证券及其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突，投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一参考依据。

版权声明

未经国联民生证券事先书面许可，任何机构或个人不得以任何形式翻版、复制、转载、刊登和引用。否则由此造成的一切不良后果及法律责任由私自翻版、复制、转载、刊登和引用者承担。

联系我们

北京：北京市东城区安外大街208号玖安广场A座4层
 无锡：江苏省无锡市金融一街8号国联金融大厦16楼

上海：上海市虹口区杨树浦路188号星立方大厦8层
 深圳：广东省深圳市福田区益田路4068号卓越时代广场1期13楼