



面向中学生的 人工智能通识课

A I 101

H.S.J

0
③ 搜索问题
的建模

A I 101

2025.05

在今天的课程我们将了解

TODAY'S LECTURE

- 理解规划式智能体与搜索的内在联系。
- 掌握定义一个搜索问题的五个核心形式化组成部分。
- 学会如何将多样的现实世界问题抽象并精确建模为搜索问题。
- 通过实例进行建模的实践与思考。
- 初步了解在复杂场景下进行问题建模所面临的挑战以及AI领域的前沿应对思路。



导论 - AI的“深思熟虑”

AI的惊人“智慧”

The Astonishing "Intelligence" of AI

- 从AlphaGo在围棋棋盘上的深远布局，到现代物流系统对海量包裹配送路径的精妙规划，再到自动驾驶汽车在复杂交通环境中的自主导航.....
- 人工智能在需要长远规划和复杂决策的领域，正展现出越来越强大的能力。
- 这些令人印象深刻的“智慧”背后，往往离不开一种核心能力：**有效的搜索与规划**。



AI如何“思考”？规划、搜索与建模

How Does AI "Think"? Planning, Search, and Modeling

AI进行复杂规划与决策，并非依赖“灵感”或“直觉”，而是通过：

- 预演 (Anticipation): 系统地模拟不同行动序列可能导致的未来状态和后果。
- 评估 (Evaluation): 对这些可能的未来进行评价，判断其优劣。
- 选择 (Selection): 从中挑选出能够导向目标的最优或满意路径。
- 这个系统性的“预演-评估-选择”过程，在人工智能领域，我们称之为 搜索 (Search)。

在AI开始其“搜索之旅”前，

我们必须教会它如何理解和定义它所面对的问题

--这就是搜索问题的建模 (Modeling Search Problems)。

回顾：反应式智能体及其局限

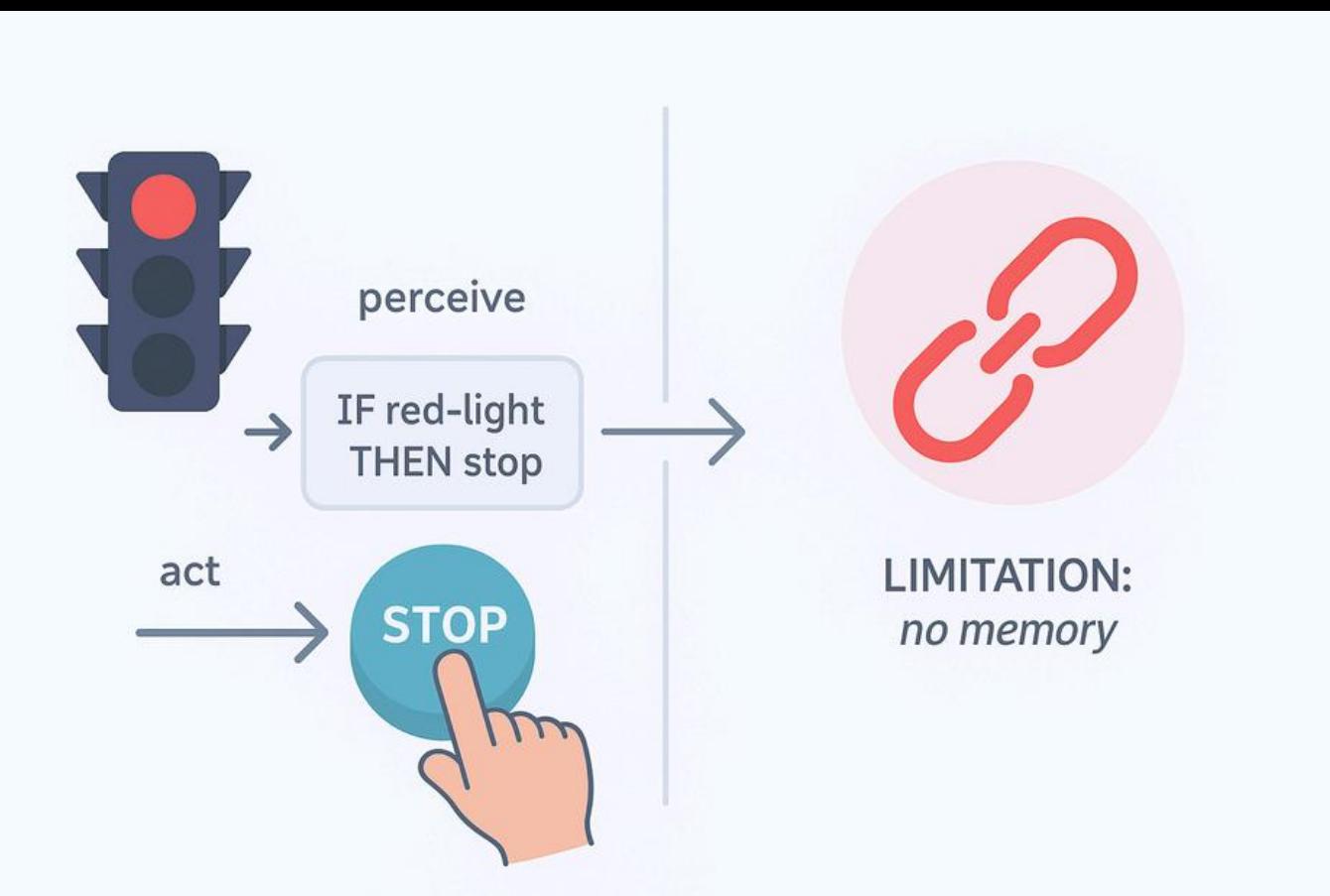
Recap: Reflex Agents and Their Limitations

- **反应式智能体 (Reflex Agents):**

- 行为模式：感知 → 规则匹配 → 行动
- 特点：响应快速，实现简单，计算开销小。
- 适用场景：简单、确定的环境，需要即时反应的任务。
- 例子：房间恒温器根据当前温度自动开关空调；生产线上简单的颜色分拣机器人根据传感器读数将不同颜色的工件推向不同传送带。

- **主要局限：**

- 缺乏“远见”：通常不评估行为的长远影响，可能陷入局部最优或循环。
- 难以应对复杂性：当环境变化多端、目标需要多步骤规划、或者当前感知不足以做出最优决策时，往往力不从心。



规划式智能体：展望未来

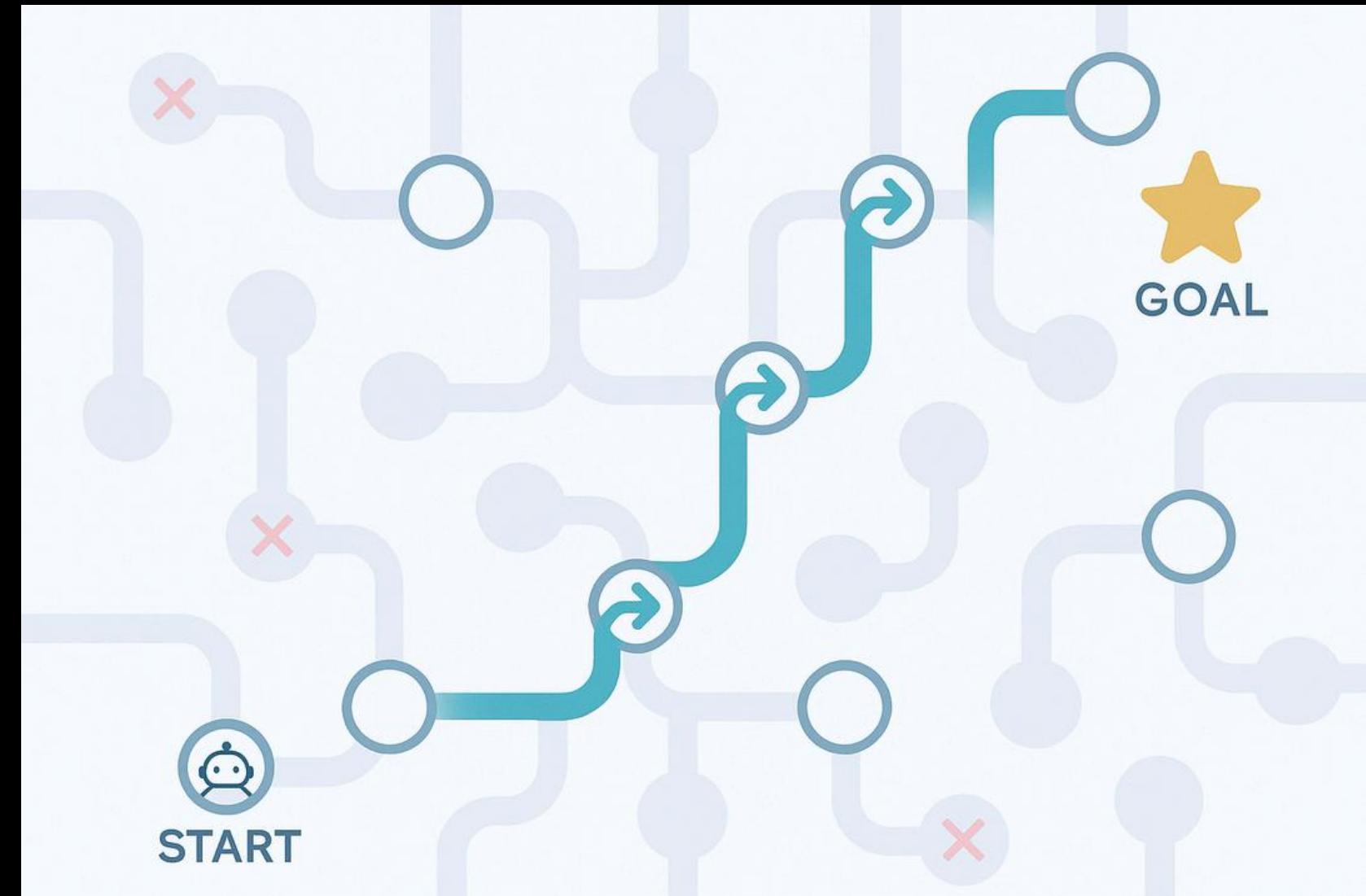
Planning Agents: Looking Ahead

规划式智能体 (Planning Agents):

- **核心能力:** 通过构建和评估未来的行动序列 (sequences of actions) 来指导当前决策。
- **行为模式:** 感知 → 更新世界模型 → 规划 (执行搜索以找到行动序列) → 执行部分或全部序列

关键需求:

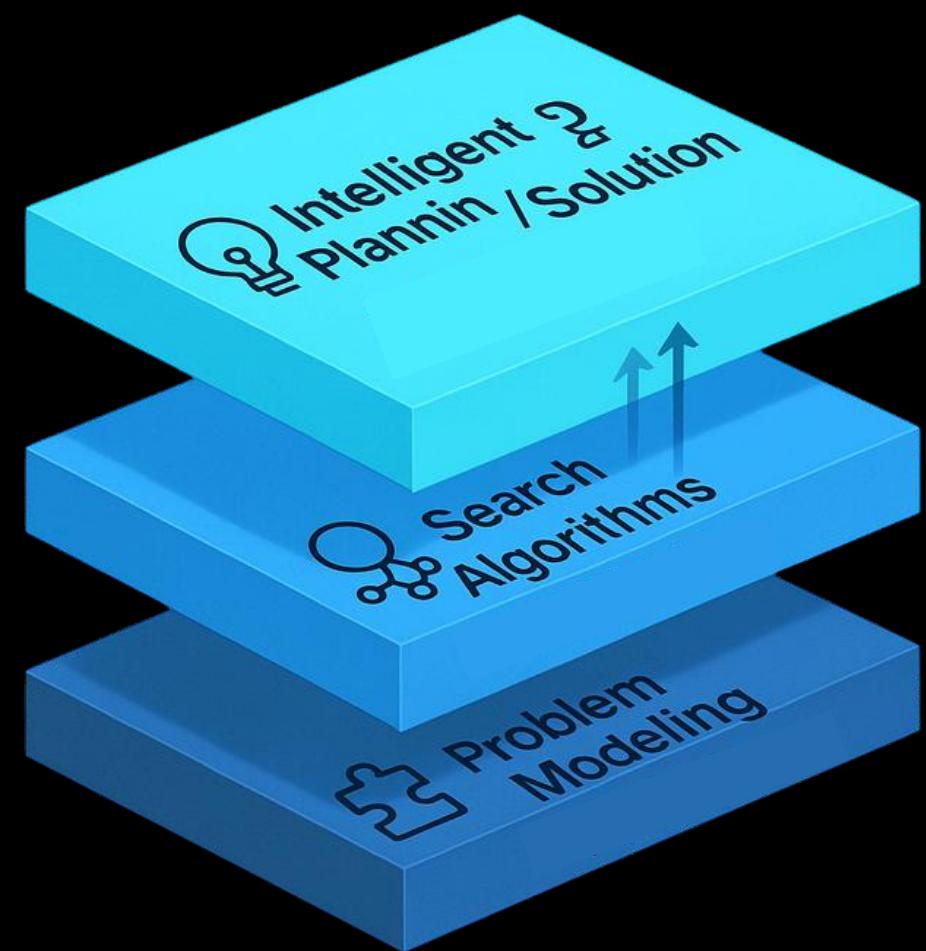
- **世界模型 (World Model):** 对环境状态如何因动作而改变的内部表示和理解。
- **明确目标 (Clear Goal):** 清晰定义期望达成的最终状态或条件。
- 它们在“内心”模拟：“如果我执行动作A，然后动作B，再然后动作C... 最终能否达成目标？这条路径的代价如何？”



从规划到搜索：核心联系

From Planning to Search: The Core Connection

- 当规划式智能体试图从当前状态出发，通过一系列动作达到目标状态时，它面临着一个由众多可能行动序列构成的**巨大可能性空间 (Space of Possibilities)**。
- 在这个巨大的、有时甚至是天文数字般大小的空间中，系统地、有效地寻找一条能够导向目标的行动序列的过程，就是**搜索 (Search)**。
- 因此，规划的实现严重依赖于高效的**搜索算法**。
- 我们的任务：在AI启动其强大的“**搜索引擎**”之前，我们必须首先为它**精确地定义问题 (Define the Problem)**——这就是本节课的核心：**搜索问题的建模 (Modeling Search Problems)**。





搜索问题的“标准照”：
形式化定义

为什么要给问题“拍照”——形式化的力量

Why "Photograph" a Problem? - The Power of Formalization

- 想象一下，你要向一位从未到过你家乡的朋友描述如何从火车站到你家。
- 如果你的描述是：“呃.....出了火车站往右边走，看到一个大榕树再左转，然后.....”，对方可能会迷路。
- 但如果你提供一张精确的地图，并标注清晰的路线和关键地标，对方就能轻松找到。
- 形式化 (Formalization) 对于AI而言，就如同这张精确的地图。它消除了模糊性，提供了结构，使得复杂的现实问题能够被机器准确理解高效处理。



什么是搜索问题？(形式化定义概览)

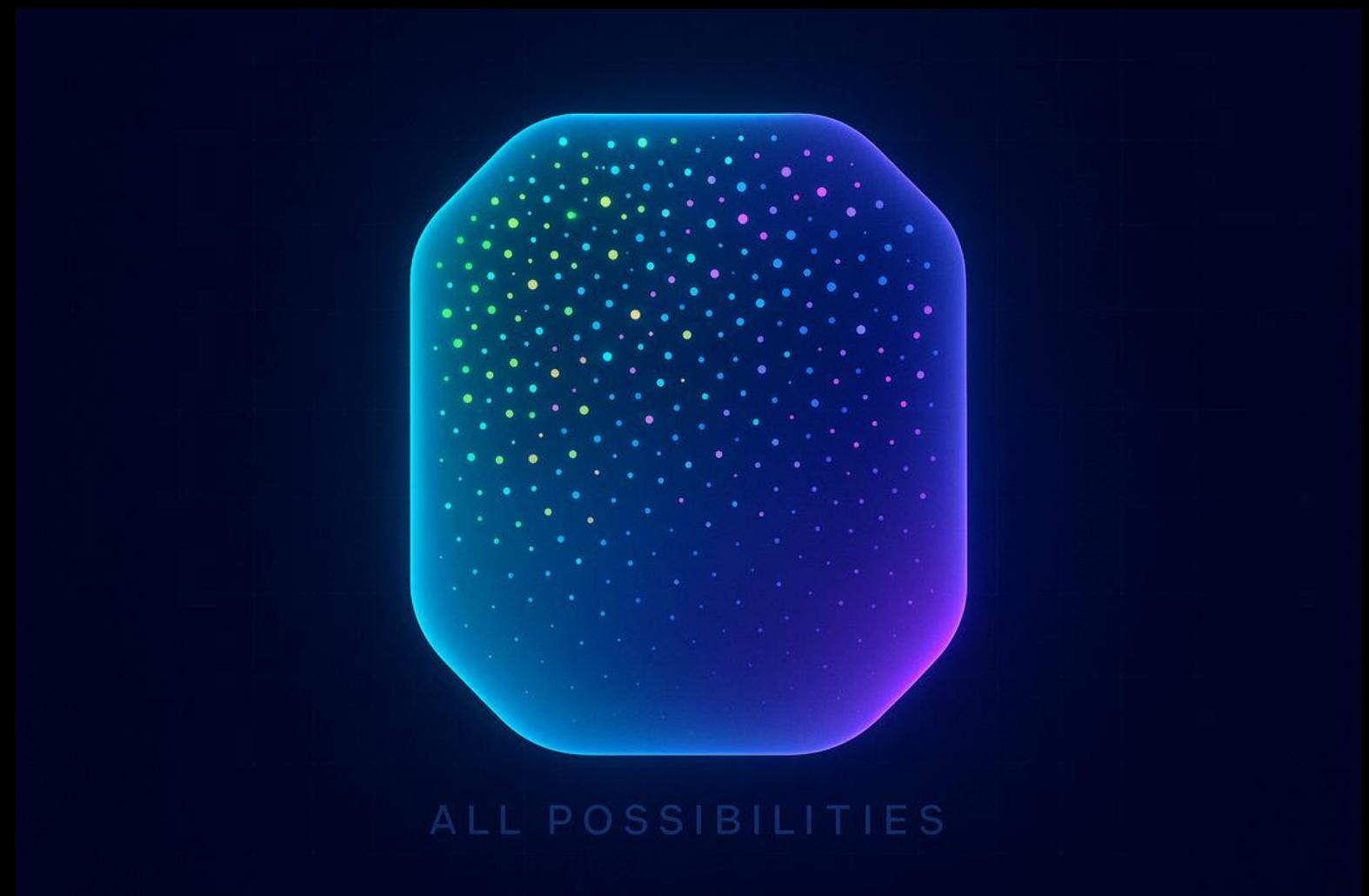
Why "Photograph" a Problem? - The Power of Formalization

- 一个形式化的搜索问题是AI进行目标导向行为的“**标准操作规程 (SOP)**”。
- 它由以下几个不可或缺的核心组件精确定义：
- **状态空间 (State Space)**: 问题的“世界地图”，包含所有可能性。
- **初始状态 (Initial State)**: “我们从哪里出发？”
- **动作 (Actions)**: “在每个地方，我们能做什么？”
- **转换模型 (Transition Model)**: “做了某个动作后，会发生什么变化？”
- **目标测试 (Goal Test)**: “我们到达目的地了吗？”
- 通常还伴随一个重要的评估标准：
- **路径成本函数 (Path Cost Function)**: “走这条路，代价几何？”

核心要素1：状态空间 (State Space) - 问题的“世界地图”

Core Element 1: State Space - The "World Map" of the Problem

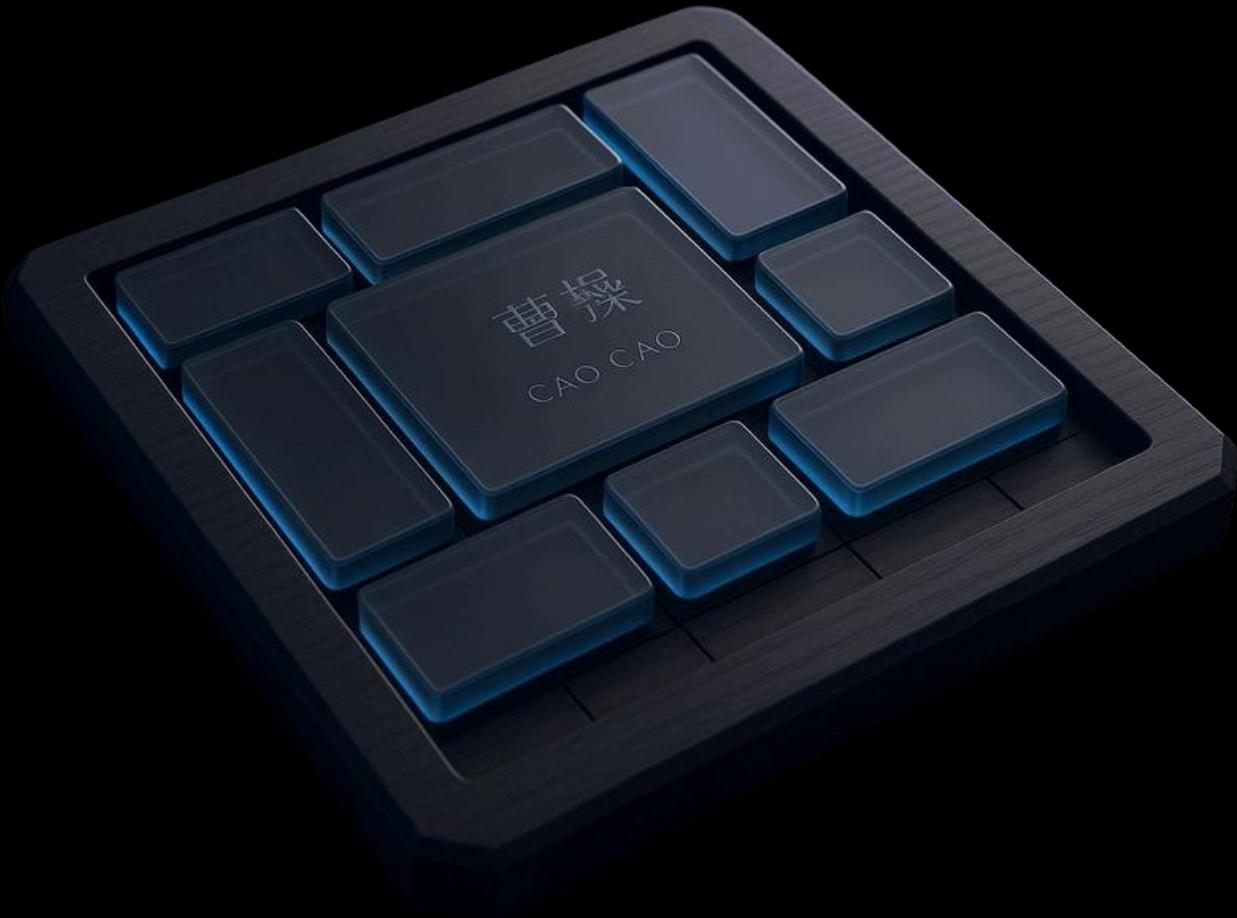
- **定义：**问题在任何时刻所有可能存在的、可区分的、抽象情况的集合。
- 它框定了问题的所有可能性边界。
- **关键特性：**
- **抽象性 (Abstract)：**不是现实世界的完整复制，而是与解决问题相关的关键特征的集合。
- **完备性 (Complete)：**应包含所有可能遇到的、对决策有影响的中间情况和最终情况。
- **离散性 (Often Discrete)：**在很多经典AI问题中，状态是离散可数的（但也存在连续状态空间，如机器人手臂的精确位置）。
- **思考：**
 - 如何选择合适的抽象级别来定义状态？（例如，导航时只关心城市，还是关心具体街道，甚至经纬度？）
 - 一个状态应该包含哪些信息才是“刚刚好”，既不多余也不遗漏？



核心要素2：初始状态 (Initial State) - “旅程的起点”

Core Element 2: Initial State - "The Starting Point of the Journey"

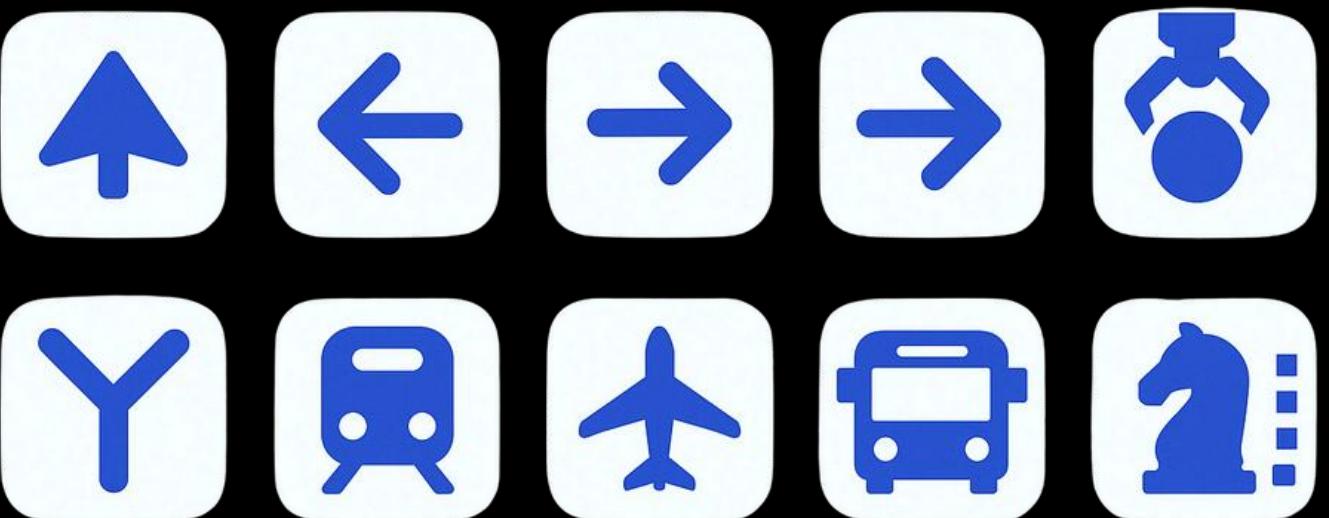
- **定义：**智能体开始其搜索过程时的具体、唯一确定的状态。
- **关键特性：**
- 它是状态空间中的一个确定成员。
- 所有解决方案的路径都必须从这个状态开始。
- **例子：**
- 导航软件：点击“开始导航”时，手机GPS定位的当前位置。
- 华容道游戏：游戏棋盘的初始经典布局（例如“横刀立马”）。
- 解数学题：题目给出的已知条件和初始方程式。



核心要素3：动作 (Actions) - “我们可以做什么？”

Core Element 3: Actions - "What Can We Do?"

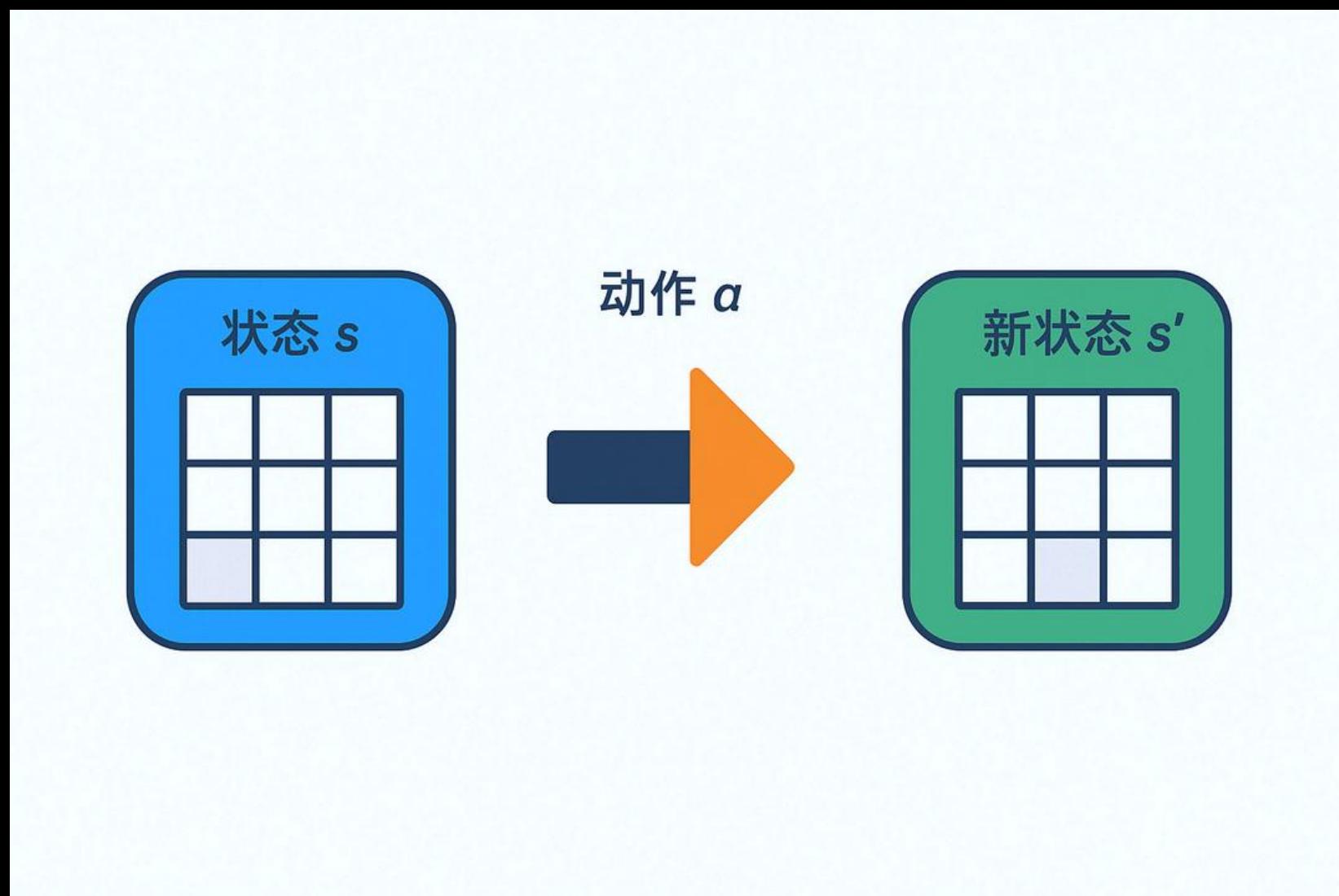
- **定义：**在给定状态 s 下，智能体可以执行的所有可能操作的集合，通常表示为 $ACTIONS(s)$ 。
- **关键特性：**
- 动作是状态之间发生转换的驱动力。
- 每个动作通常有其前提条件（在什么状态下可执行）和效果（执行后状态如何改变）。
- **例子：**
- 中国象棋（轮到红方“帅”）： $ACTIONS$ (当前局面) 可能包含：帅向上移动一步、帅向下移动一步（如果未出九宫且符合规则）。
- 城市导航： $ACTIONS$ (当前城市=北京) 可能包含：{乘坐G1高铁到上海，乘坐CA183航班到广州，...}。
- 机器人手臂： $ACTIONS$ (当前手臂姿态) 可能包含：{向上移动1厘米，向下旋转5度，夹紧物体，...}。



核心要素4：转换模型 (Transition Model) - “行动的后果”

Core Element 4: Transition Model - "The Consequences of Actions"

- **定义:** 描述了当在状态 s 执行动作 a 后，会导致哪个新状态 s' 。通常表示为 $\text{RESULT}(s, a) = s'$ 。
- **关键特性:**
- 它定义了状态空间中状态之间的连接关系和动态变化。
- 对于确定性环境 (Deterministic Environment), $\text{RESULT}(s, a)$ 的结果是唯一的。
- **例子:**
- 八数码难题: $\text{RESULT}(\text{状态A}, \text{空格上移}) = \text{状态B}$ (状态B 是 状态A 中空格与其上方数字交换后的新棋盘)。
- 自动售货机: $\text{RESULT}(\text{当前状态}=\{\text{余额5元}, \text{商品A有货}\}, \text{投入1元硬币}) = \text{新状态}=\{\text{余额6元}, \text{商品A有货}\}$ 。



核心要素5：目标测试 (Goal Test) - “我们成功了吗？”

Core Element 5: Goal Test - "Have We Succeeded?"

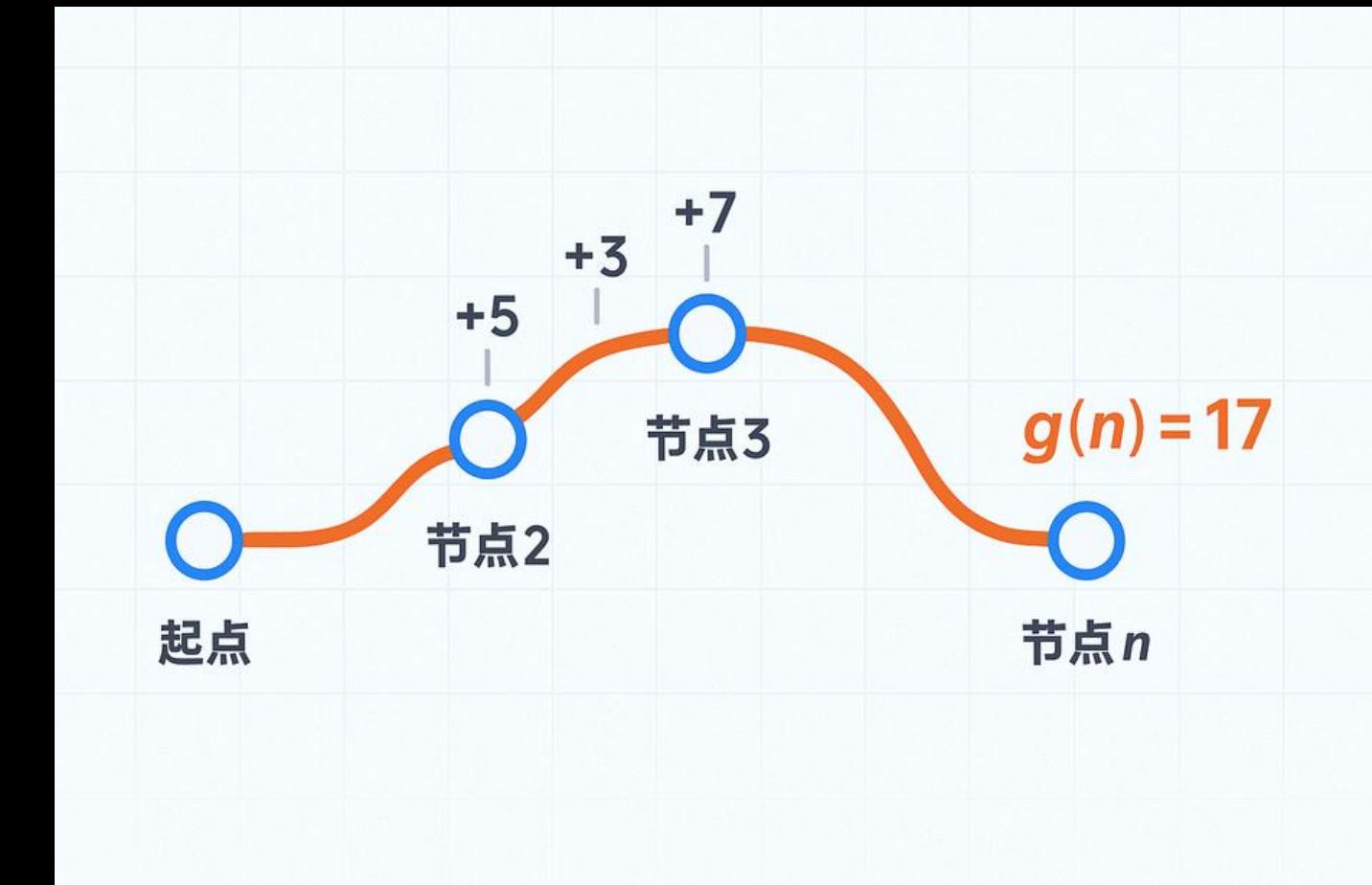
- **定义：**用于判断给定的状态 s 是否是期望达成的目标状态。通常表示为 $\text{IS-GOAL}(s)$ ，返回布尔值 (True/False)。
- **关键特性：**
- 一个问题可能有一个或多个目标状态。
- 目标测试是搜索过程终止的条件之一（找到解）。
- **例子：**
- 导航： $\text{IS-GOAL}(\text{当前位置})$ 当 当前位置 等于或在 目标地点（如西湖景区）范围内时为 True。
- 八数码难题： $\text{IS-GOAL}(\text{当前棋盘})$ 当 当前棋盘 与 预设的 目标棋盘排列 完全一致时为 True。
- 文件查找： $\text{IS-GOAL}(\text{当前查找到的文件})$ 当 当前查找到的文件名 包含 用户输入的关键词 时为 True。



核心要素6：路径成本函数 (Path Cost Function) - “代价几何？”

Core Element 6: Path Cost Function - "What is the Price?"

- **定义:** 为一条从初始状态到状态 n 的路径赋予一个数值化的成本。通常表示为 $g(n)$ 。
- **计算方式:** 一般是路径上所有单个动作成本的总和。
- **单个动作成本 $c(s, a, s')$:** 从状态 s 执行动作 a 到达状态 s' 的成本。
- **重要性:**
- 用于比较不同解决方案的优劣。
- 是寻找最优解 (Optimal Solution) 的基础。
- **例子:**
- **城市旅行:** 路径成本可以是总里程数、总花费时间、总票价。
- **八数码难题:** 路径成本通常是移动的步数。
- **机器人导航:** 路径成本可能是能量消耗、行进距离或执行时间。



小结：搜索问题的“身份证”

Summary: The "ID Card" of a Search Problem

- 一个完整定义的搜索问题包含：
- 状态空间 (State Space): 问题的边界与所有可能性。
- 初始状态 (Initial State): 搜索的起点。
- 动作 (Actions): 在状态中可执行的操作。
- 转换模型 (Transition Model): 动作如何改变状态。
- 目标测试 (Goal Test): 判断是否达到目标。
- (通常) 路径成本函数 (Path Cost Function): 衡量路径的代价。
- 这六个要素共同构成了AI理解和解决一个搜索问题的基础。

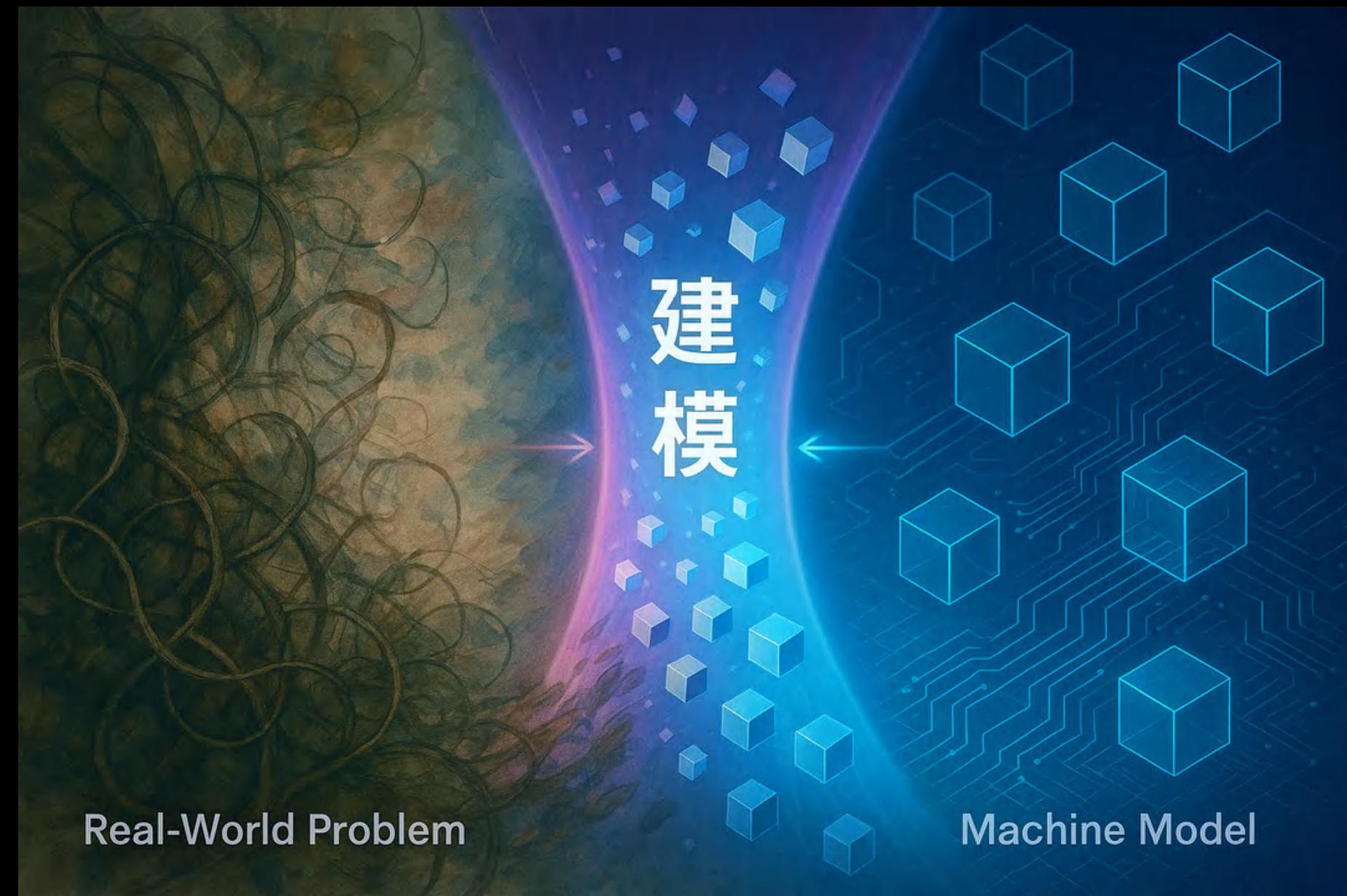


建模的实践与智慧：
源于生活，高于生活

建模——从现实到机器的桥梁

Modeling - The Bridge from Reality to Machine

- 我们已经了解了搜索问题的形式化“骨架”。
- 现在，真正的挑战与艺术在于：如何将千变万化的现实世界问题，巧妙地“填充”到这个骨架中？
- 这就是建模 (Modeling) 的核心任务。
- 接下来，我们将通过一系列实例，体验和学习建模的实践与智慧。



建模的灵魂：选择合适的抽象级别

The Soul of Modeling: Choosing the Right Level of Abstraction

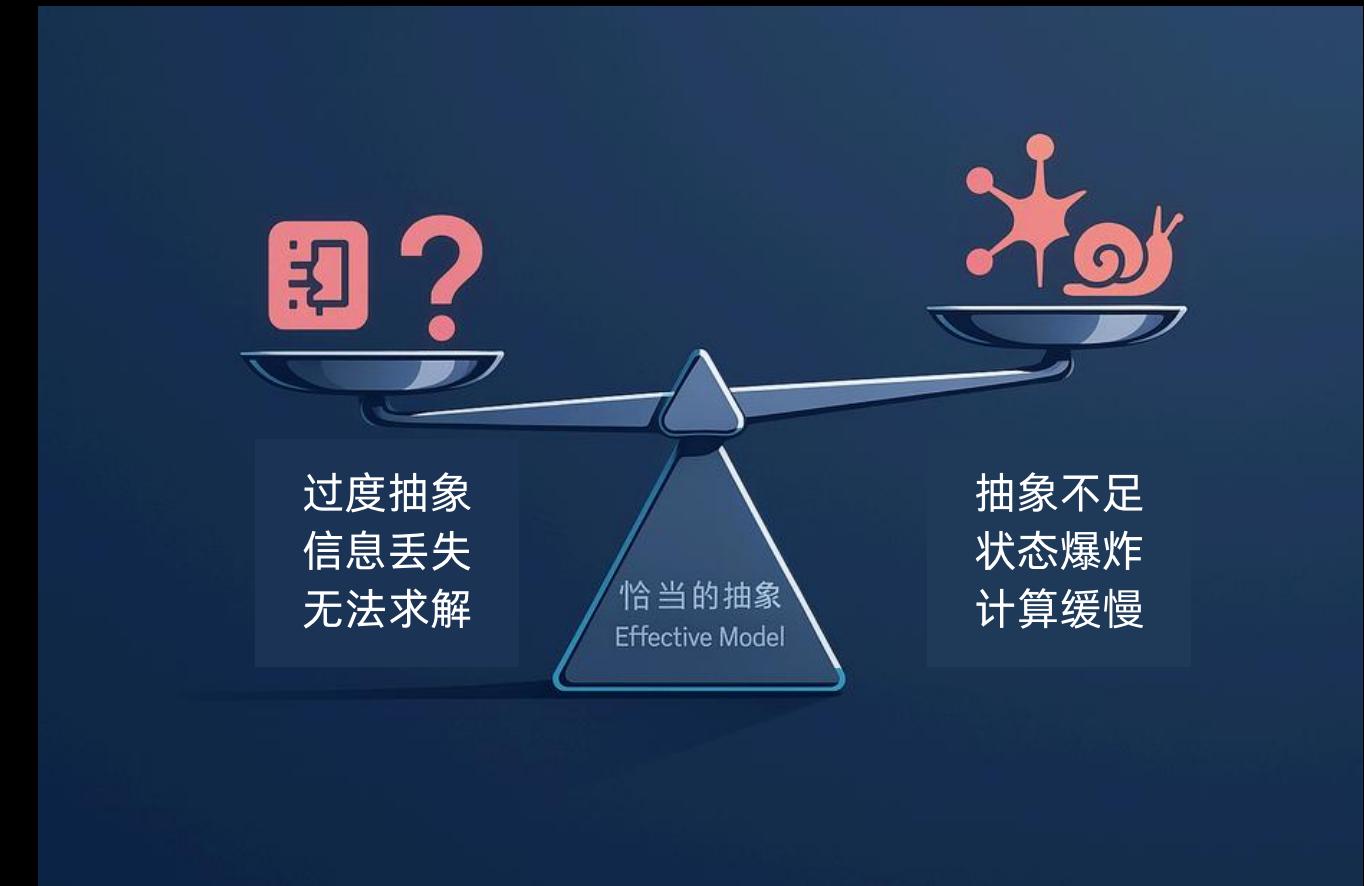
- 抽象 (Abstraction) 是问题建模中的核心步骤，也是最具艺术性的环节。
- 定义：主动忽略问题中与求解目标不相关或次要相关的细节，仅关注对找到解决方案至关重要的特征和关系。
- 为什么抽象如此重要？
- 简化问题：有效降低状态空间的复杂度和规模，使其在计算上可行。
- 提高效率：使得搜索算法能够更快地聚焦于关键路径，避免在无关细节上浪费时间。
- 增强通用性：一个好的抽象模型往往能够抓住一类问题的本质，可能适用于多个相似场景。
- “所有模型都是错的，但有些是有用的。” - George Box



抽象的权衡：“刚刚好”的艺术

The Art of Abstraction: Finding the "Just Right" Balance

- **过度抽象 (Too Much Abstraction):**
- **风险:** 可能丢失了解决问题的关键信息，导致找不到最优解，甚至找不到任何可行的解决方案。
- **例子:** 如果一个城市导航模型只把“城市”作为状态，忽略了城市内部的所有道路和交通方式，那么它就无法规划从城市A的某个具体地址到城市B的某个具体地址的路线。
- **抽象不足 (Not Enough Abstraction):**
- **风险:** 状态空间会变得异常庞大，包含大量与核心决策无关的细节，导致搜索算法效率极其低下，难以在合理时间内找到解。
- **例子:** 如果规划一次长途自驾游的状态包含了每一分钟的天气预报、沿途每一家餐馆的菜单、以及视野中每一辆车的实时位置和速度，这个模型将变得无法计算。
- **目标:** 找到一个“恰到好处”的平衡点。这需要对问题有深刻的理解，明确核心约束和目标，有时还需要通过实验和迭代来优化模型的抽象级别。



实例演练1：多模式出行规划 - 背景与目标

Modeling Practice 1: Multi-Modal Travel Planning - Background & Goal

- **场景设定：**假设你需要从“上海市中心的人民广场”这一具体地点，前往“杭州市著名的西湖风景区内某个特定入口（例如：断桥入口）”。
- **可用交通方式及其特点：**
 - 地铁 (Metro): 覆盖市内主要区域，站点固定，有固定班次和票价，速度较快。
 - 高铁 (High-Speed Rail): 连接主要城市，速度快，班次固定，票价较高，通常需要往返火车站。
 - 公交车 (Public Bus): 线路广泛，站点多，票价低廉，但速度较慢，易受交通拥堵影响。
 - 网约车/出租车 (Ride-hailing/Taxi): 点对点服务，灵活方便，但价格较高，也受路况影响。
- **可能的规划目标 (可选择或组合，需要量化)：**
 - 最快到达：最小化从出发到抵达的总旅行时间（包括等待、换乘时间）。
 - 成本最低：最小化所有交通方式的总花费金额。
 - 换乘最少：最小化不同交通工具之间的换乘次数。
 - 综合最优：例如，在总时间不超过4小时的前提下，找到成本最低的方案。
 - 核心挑战：如何智能地选择和组合这些交通方式，以达成用户特定的规划目标？

多模式出行规划 - 状态定义思考

Multi-Modal Travel Planning - State Definition Considerations

- **初步思考：**状态仅仅是“当前所在的城市”吗？（例如：上海、杭州）
- **局限性：**无法区分城市内部的不同关键节点（如火车站、地铁站、具体景点），也无法记录行程过程中的累积信息（如已用时间、花费）。
- **为了支持不同规划目标，一个更精细的状态定义可能需要包含：**
- **当前具体位置 (Current Specific Location)：**精确到关键节点，例如，“上海虹桥火车站”、“人民广场地铁1号线站台”、“西湖断桥公交站台”。
- **已用时间 (Time Elapsed)：**从出发时刻开始，到当前状态所累计的总时间。
- **已花费金额 (Cost Incurred)：**到当前状态为止，累计的总交通费用。
- **已换乘次数 (Number of Transfers)：**记录从出发到当前状态已经发生的换乘次数。
- **(可选，取决于问题复杂度) 当前搭乘的交通线路/班次信息 (Current Line/Service Info)：**例如，“正在乘坐地铁2号线（开往浦东机场方向）”，“已预订G1375次高铁（上海虹桥-杭州东）”。
- **互动讨论：**
- 如果我们的目标是“最快到达”，状态中哪些元素是必需的？（位置，已用时间）
- 如果目标是“成本最低”，哪些元素是必需的？（位置，已花费金额）
- 状态定义的粒度（例如，位置是城市名、火车站名还是具体站台名）如何影响状态空间的大小和模型的精确性？



多模式出行规划 - 动作、转换与成本

Multi-Modal Travel Planning - Actions, Transitions & Costs

动作 (Actions) 示例 ACTIONS(s):

- 若状态 s 包含“当前位置：上海虹桥火车站，已用时间：1小时，已花费：¥10”：
 - 可执行动作可能包括：
 - {"乘坐G1375次高铁 (上海虹桥-杭州东, 预计1小时, ¥150)"},
 - “乘坐地铁2号线 (上海虹桥-人民广场, 预计40分钟, ¥5)"}, ...}
- 若状态 s 包含“当前位置：人民广场地铁站，已用时间：1.5小时，已花费：¥15”：
 - 可执行动作可能包括：
 - {"换乘地铁1号线 (人民广场-上海火车站, 预计15分钟, ¥3)"},
 - “步行至南京路步行街 (预计10分钟, ¥0)"},
 - “呼叫网约车 (人民广场-外滩, 预计20分钟, ¥30)"}, ...}

转换模型 (Transition Model) RESULT(s, a):

- 例如，执行动作 a = “乘坐G1375次高铁 (上海虹桥-杭州东, 1小时, ¥150)”：
 - s' 的新位置变为“杭州东站”。
 - s' 的已用时间为 s .已用时间 + 1小时 + 可能的站内换乘/等待时间。
 - s' 的已花费金额变为 s .已花费金额 + ¥150。
 - s' 的已换乘次数可能 s .已换乘次数 + 1 (如果从地铁换乘高铁)。

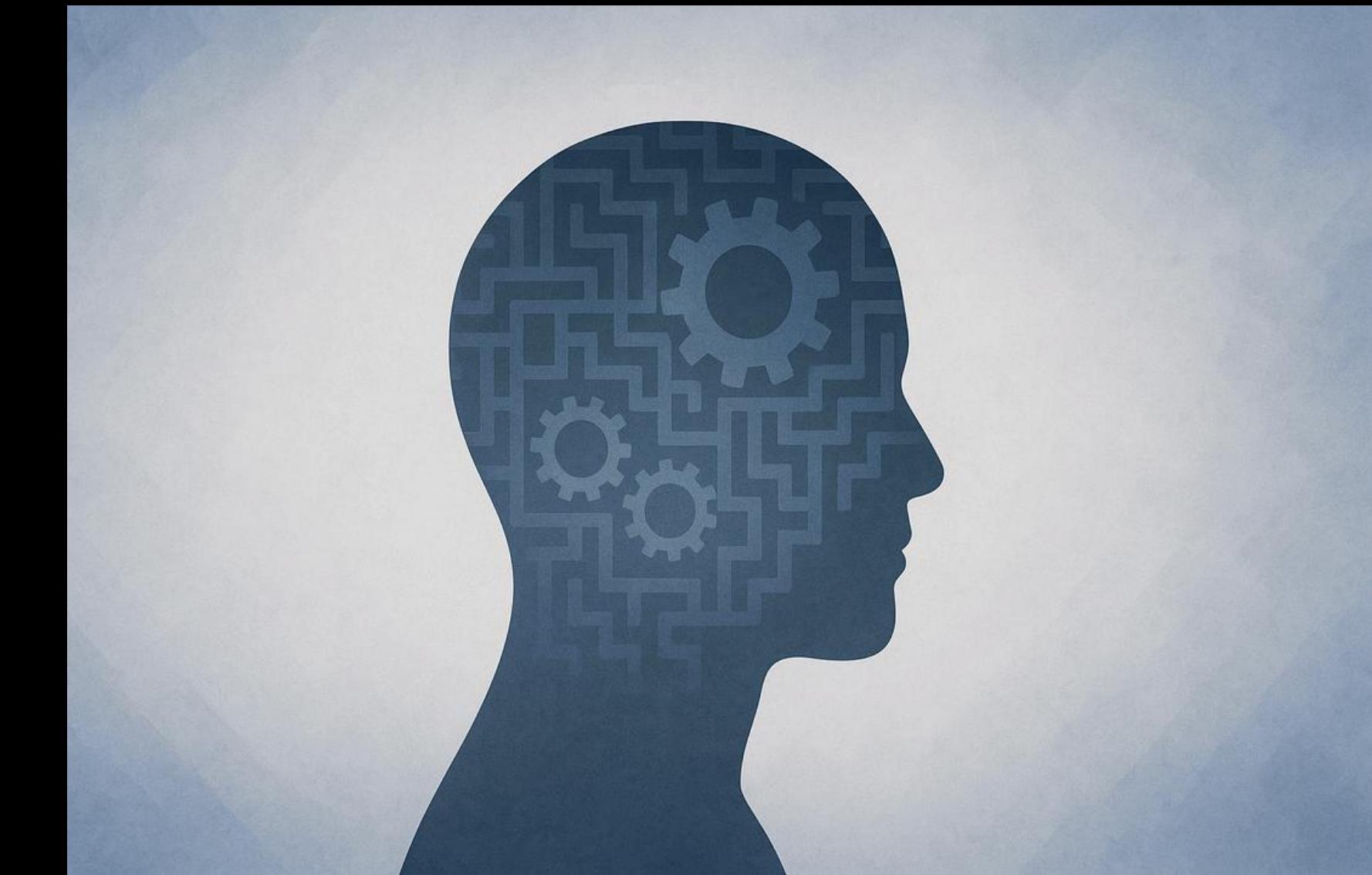
路径成本函数 (Path Cost Function) $g(n)$:

- 根据用户的规划目标动态选择或组合状态中的累积值：
- 若目标是“最快到达”，则 $g(n) = n$.已用时间。
- 若目标是“成本最低”，则 $g(n) = n$.已花费金额。
- 若目标是“换乘最少”，则 $g(n) = n$.已换乘次数。

实例演练1：深化思考与讨论

Modeling Practice 1: Deeper Thinking & Discussion

- **问题1：实时信息的挑战**
- 如果高铁晚点、地铁临时故障、或者路面出现严重拥堵，我们当前建立的这个（偏静态的）模型如何应对？
- AI系统需要具备什么能力来处理这种动态变化？
- **问题2：模型粒度与实用性的权衡**
- 状态中是否需要包含步行时间、等车时间、安检时间等更细致的因素？
- 过于精细的模型是否会导致计算量过大而失去实用性？如何权衡？
- **问题3：用户偏好的多样性**
- 除了最快、最省钱、最少换乘，用户可能还有其他偏好，例如“偏好地铁而非公交”、“不接受红眼高铁”、“希望中途有休息站”等。
- 如何在模型中表示和处理这些更复杂、更个性化的用户偏好？
- **开放讨论：**大家还能想到哪些因素会影响出行规划的建模？



实例演练2：“剧本杀”线索推理 - 背景与挑战

Modeling Practice 2: "Script Kill" Clue Deduction - Background & Challenges

- **场景设定：**玩家扮演侦探（或其他角色），通过分析游戏中获得的分散线索卡片、不同人物的口头证词（其中可能包含真实信息、误导信息甚至谎言），以及对虚拟场景的探索，逐步整合信息，排除可能性，最终推理出案件的真凶、作案动机和关键作案手法。
- **核心目标：**构建一个完整且逻辑自洽的“证据链”或“故事线”，能够解释所有关键疑点，并令人信服地指向唯一的（或最可能的）真相。

建模的主要挑战：

- **信息的不确定性和矛盾性：**如何表示和处理可能虚假或相互冲突的线索/证词？（引出：信任度评估、非单调推理）
- **组合与推理的复杂性：**线索之间的关联、人物之间的关系、时间线的排列组合可能性非常多；逻辑推理步骤本身难以简单枚举。
- **“动作”的抽象定义：**如何将“分析线索”、“进行推断”、“提出假设”、“排除嫌疑”等思维活动形式化为AI可执行的“动作”？
- **“目标状态”的界定：**“真相大白”或“成功破案”的状态如何精确定义和检测？它可能不是一个单一、固定的状态，而是一系列条件的满足。



"剧本杀"线索推理 - 状态与动作初探

"Script Kill" Clue Deduction - Initial Thoughts on States & Actions

状态 (State) 的可能表示 (这是一个高度抽象和简化的示例):

- { 已确认事实集合 (Set of Confirmed Facts),
- 当前所有待处理线索 (List of All Pending Clues),
- 对每个角色的属性/状态描述 (e.g., 是否存活, 已知不在场证明, 与其他角色关系),
- 当前主流推理路径/假设 (Current Main Reasoning Path/Hypothesis) }
- 这是一个需要不断演化和细化的复杂状态。

动作 (Actions) 的可能抽象 (代表推理步骤):

- 分析新线索 (Analyze_Clue): ACTION(某线索C) → 更新“已确认事实集合”，或改变角色属性。
- 交叉验证 (Cross_Validate): ACTION(事实A, 事实B/线索C) → 确认一致性，或发现矛盾，或产生新推论。
- 形成假设 (Formulate_Hypothesis): ACTION(当前事实和线索) → 针对凶手、动机、手法等形成一个或多个可检验的假设。
- 排除可能性 (Eliminate_Possibility): ACTION(某假设H, 矛盾事实F) → 降低或排除假设H的可信度。
- 构建证据链 (Build_Evidence_Chain): ACTION(一系列相容的事实和推论) → 尝试形成一个指向特定结论的完整逻辑链条。

思考:

- 这些抽象“动作”的前提条件是什么？(例如，分析线索前必须“拥有”该线索)
- 转换模型如何精确定义这些思维活动的结果？(例如，“整合信息”后状态如何变化？)
- 路径成本如何定义？(是推理的步数？还是最终解释的简洁性/完备性？)

实例演练3：智能校园导览与服务机器人 - 场景与目标

Modeling Practice 3: Smart Campus Navigation & Service Robot - Scenario & Goal

- **场景设定：**想象一下，在你们的校园里，有一个或多个自主移动的智能导览与服务机器人。
- **机器人核心功能与需解决的典型搜索问题：**
 - 智能导航与路径规划：
 - 为新生或访客提供从当前位置到校园内任一指定地点（如教学楼、图书馆、食堂、实验室、教授办公室）的最优路径。
 - 能够动态避开临时障碍物或拥挤人群。
 - 校园信息服务与问答：
 - 回答关于校园设施、活动、课程等的提问（例如，“最近的打印点在哪里？”、“今天的讲座在哪个教室？”）。
 - （搜索问题可能在于如何在知识库中快速找到相关信息并规划呈现方式或引导路径）。
 - 小件物品递送服务（可选高级功能）：
 - 例如，在图书馆各分馆之间递送预约书籍，或在不同办公室间传递文件。
 - 需要规划取件和送件的多点路径。
- **目标：**提升校园生活的便捷性、智能化水平和访客体验，同时保证机器人运行的高效、准确与安全。
- **建模时需要考虑的关键因素：**详细的校园电子地图（建筑、道路、室内布局）、固定障碍物、潜在的移动障碍物（行人、自行车）、不同时段的人流量模式、机器人的自身状态（电量、载重能力）、任务的优先级与时效性要求等。

智能机器人建模 - 状态、动作与挑战

Smart Robot Modeling - States, Actions & Challenges

状态 (State) 可能包含 (针对路径规划与简单服务):

- 机器人当前精确位置 (例如, 校园地图上的2D/3D坐标, 或所在区域的语义标签如“图书馆门口”)。
- 机器人当前朝向 (例如, 以度为单位的角度)。
- 机器人传感器信息摘要 (例如, 前方1米内是否有障碍物, 左侧通道是否通畅)。
- 机器人剩余电量百分比。
- 当前任任务状态 (例如, “空闲”、“正在前往A教学楼”、“已取件, 正在前往B办公室”、“充电中”)。
- (对于递送任务) 机器人是否携带物品, 以及物品的目标地点。
- (对于更高级模型) 周围环境的动态信息摘要 (例如, 当前区域的人流量等级: 低/中/高)。

动作 (Actions) 可能包含 (离散化或参数化):

- Move_Forward(距离d): 向前直线移动指定距离。
- Turn(角度θ): 原地向左或向右旋转指定角度。
- Navigate_To(目标点P): 启动内置导航模块前往指定坐标点。
- Follow_Path(路径序列): 遵循预先规划好的一系列路标点。
- Speak(文本内容): 播报指定的语音提示。
- (对于服务机器人) Open_Compartment(), Close_Compartment(), Operate_Arm(参数)。

建模挑战:

- 连续与高维空间: 位置、朝向、手臂关节角度等往往是连续的, 状态空间和动作空间维度很高, 直接离散化可能导致巨大状态量或精度损失。
- 动态与不确定环境: 行人、自行车等移动障碍物难以精确预测; 传感器读数可能包含噪声和不确定性。
- 与物理世界的交互: 动作的执行结果可能不完全符合预期 (例如, 轮子打滑, 手臂抓取失败)。
- 多目标与实时性: 如何在保证安全的前提下, 平衡路径最短、时间最少、能耗最低等多个目标, 并做出实时决策?



建模的挑战与前沿视角

当模型遇到“极限挑战”

When Models Face "Extreme Challenges"

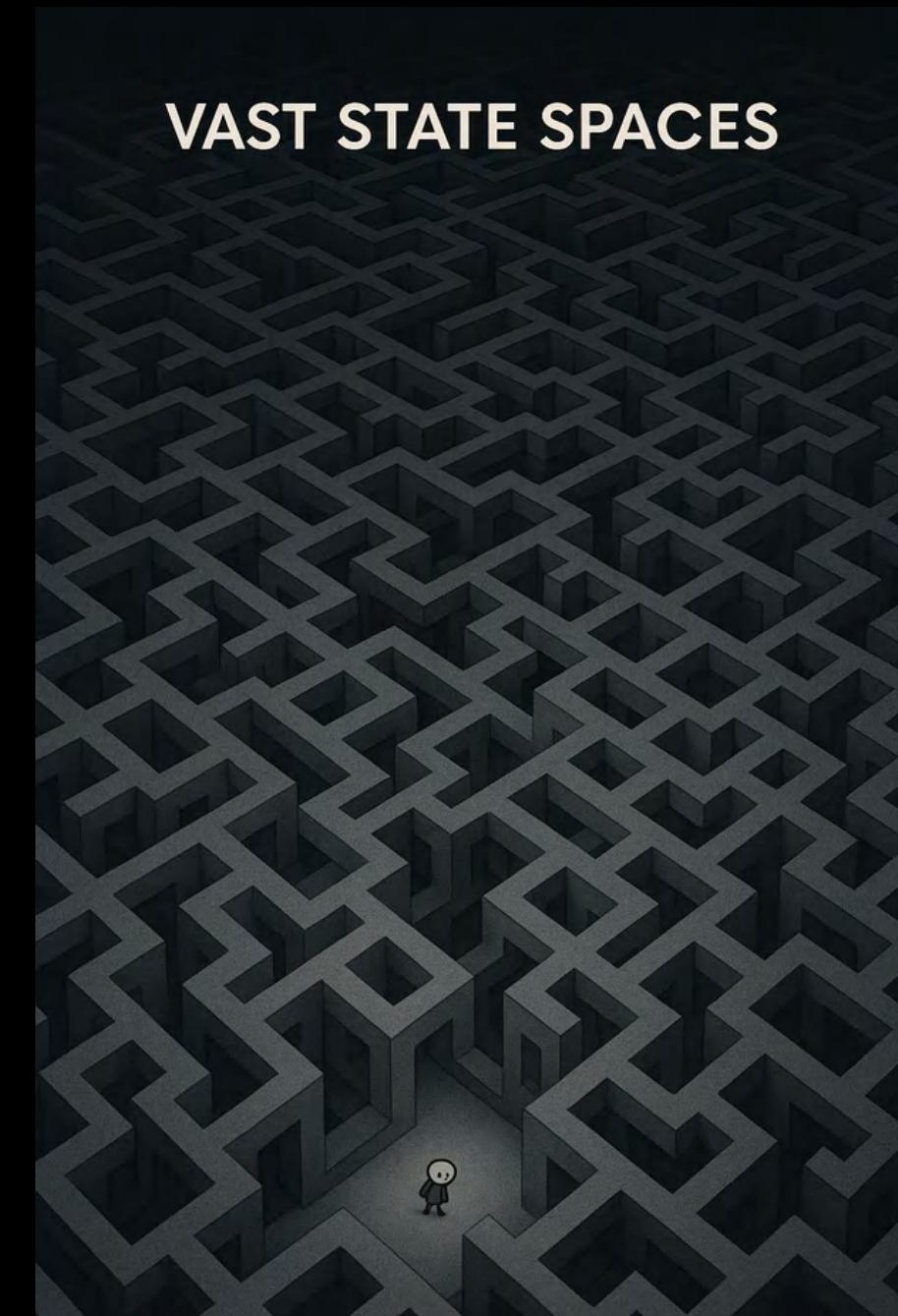
- 我们已经通过实例学习了如何为一些相对明确的问题构建搜索模型。
- 然而，现实世界中许多重要的问题，其复杂性远超之前的例子。
- 当状态空间变得浩瀚如星海，当环境充满动态与未知，当目标本身模糊不清或相互冲突.....
- 传统的、人工精细设计的建模方法可能会遇到瓶颈。
- 接下来，我们将探讨这些“极限挑战”以及AI领域为应对它们而发展出的一些前沿思路。



挑战1：巨大的状态空间 - “大海捞针”般的搜索

Challenge 1: Vast State Spaces - Searching "Needle in a Haystack"

- **问题描述：**许多现实问题的潜在状态数量是天文数字。
- **例如：**围棋 ($\sim 10^{170}$ 个状态), 蛋白质折叠, 药物分子设计, 复杂系统的调度与规划。
- **传统建模的困境：**
- 即使进行了抽象, 如果关键状态特征仍然很多, 组合起来的状态总数依然难以估量。
- 显式枚举所有状态或构建完整的状态空间图变得完全不可能。
- **后果：**
- 标准搜索算法 (即使是高效的) 也可能因为需要探索的状态过多而“束手无策”, 计算时间无法接受。



应对巨大状态空间：一些前沿思路

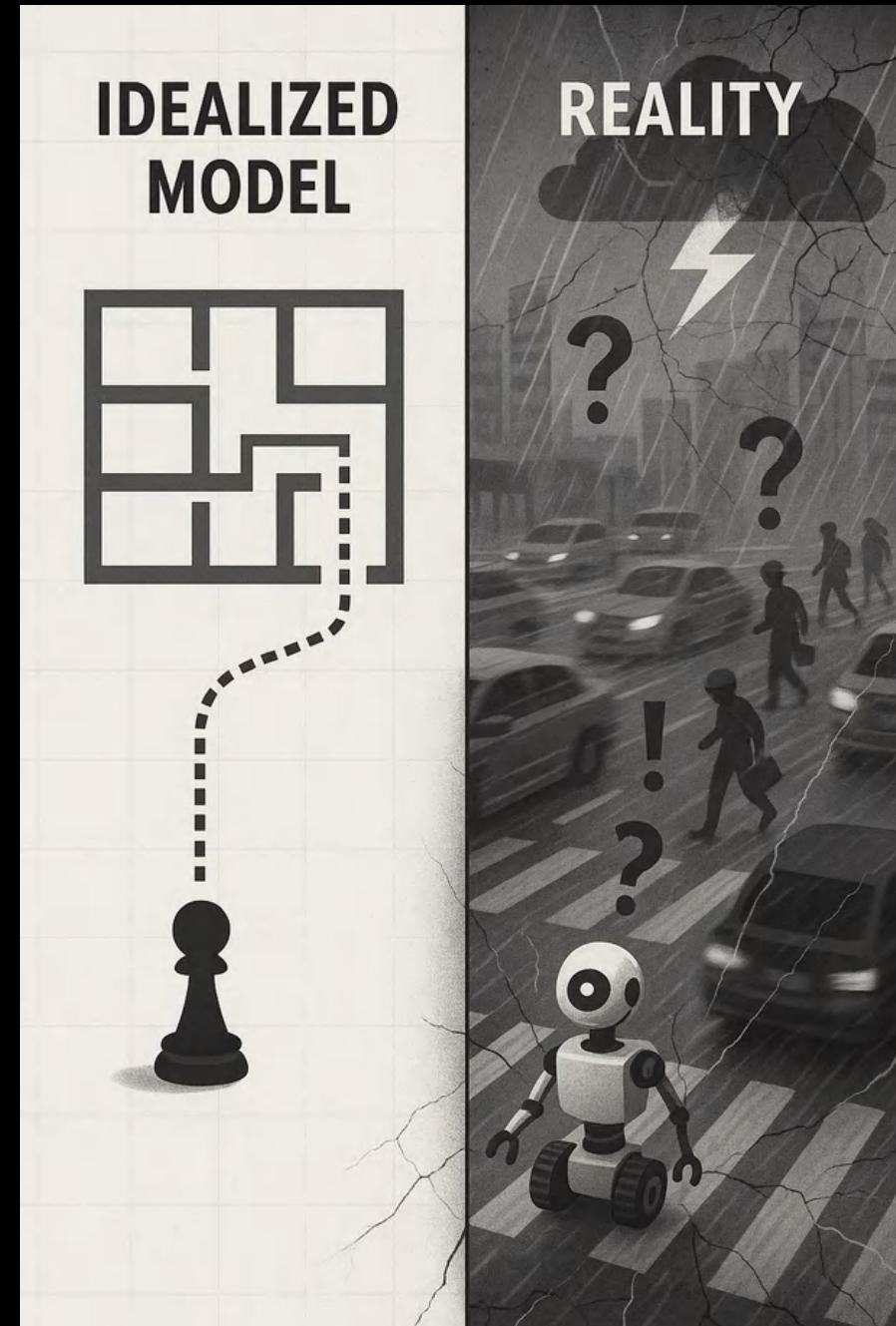
Addressing Vast State Spaces: Frontier Ideas

- **1. 更高级的抽象与表示学习 (Advanced Abstraction & Representation Learning):**
- 目标：自动从原始数据中学习出更简洁、更本质、对决策更有用的状态表示。
- 方法：例如，利用深度学习技术（如自动编码器）来压缩状态信息，提取关键特征。
- **2. 分层规划与层级搜索 (Hierarchical Planning & Search):**
- 思想：将一个大问题分解成不同抽象层级上的子问题网络。先在高层级规划粗略路径，再在低层级细化具体步骤。
- 例子：国家级路径规划 → 省级路径规划 → 市内导航。
- **3. 利用问题的对称性 (Exploiting Problem Symmetry):**
- 思想：识别并消除状态空间中的对称状态（即本质上相同，只是视角或排列不同但等价的状态），从而大幅削减有效状态数量。
- 例子：某些棋盘游戏旋转或翻转后局面等价。
- **4. 蒙特卡洛树搜索 (MCTS) 等采样方法:**
- 思想：不尝试遍历整个状态空间，而是通过智能地“采样”一部分有前景的路径进行评估和扩展。

挑战2：动态与不确定环境 - “计划赶不上变化”

Challenge 2: Dynamic & Uncertain Environments - "Plans Can't Keep Up With Changes"

- **问题描述：**我们之前讨论的经典搜索模型大多假设环境是：
- **静态的 (Static)：**环境在智能体规划和执行期间不会自行改变。
- **确定性的 (Deterministic)：**一个动作的结果是唯一且可预测的。
- **完全可观测的 (Fully Observable)：**智能体在任何时刻都能准确感知当前世界的完整状态。
- **现实世界的复杂性：**
- **环境往往是动态的：**其他智能体在活动，意外事件会发生（例如，交通堵塞，机器人救援现场的坍塌）。
- **动作的结果可能是不确定的：**机器人尝试抓取物体可能会失败，自动驾驶发出的指令可能因路面湿滑而未被精确执行。
- **感知往往是不完全或带噪声的：**传感器有误差，某些环境状态无法直接观测。
- **后果：**预先制定的“完美”计划在执行时可能迅速失效。



应对动态与不确定性：一些前沿思路

Addressing Dynamics & Uncertainty: Frontier Ideas

- **1. 在线规划与重新规划 (Online Planning & Replanning):**
 - 思想：不一次性生成完整计划，而是在执行过程中持续监控环境，当发现计划与现实不符或出现意外时，快速进行局部或全局的计划调整。
 - 要求：快速的规划能力和有效的状态监测。
- **2. 基于概率的建模与规划 (Probabilistic Modeling & Planning):**
 - 思想：用概率来描述动作结果的不确定性和感知的不可靠性。规划的目标不再是找到一条确定的“最优路径”，而是找到一个期望效用最大或失败概率最小的“策略 (Policy)”。
 - 方法：例如，马尔可夫决策过程 (MDPs)，部分可观测马尔可夫决策过程 (POMDPs)。
- **3. 鲁棒规划 (Robust Planning):**
 - 思想：生成的计划本身就具有一定的抗干扰能力，即使发生一些小偏差或不确定性，计划依然能够执行或通过简单调整继续有效。
- **4. 强化学习 (Reinforcement Learning):**
 - 思想：让智能体通过与环境的直接交互和试错来学习最优的行为策略，尤其适用于模型未知或难以精确建模的环境。

挑战3：学习搜索控制知识 - 让AI更“聪明”地搜索

Challenge 3: Learning Search Control Knowledge - Making AI Search "Smarter"

- **问题描述:** 即使问题模型已经完美定义，状态空间也相对可控，但如何高效地在搜索树中找到解决方案仍然是一个挑战。
- **盲目搜索**（如简单的广度优先或深度优先）在复杂问题上效率低下。
- **搜索控制知识 (Search Control Knowledge):** 指导搜索过程向更有希望的方向进行的知识或策略。
- “在当前状态下，应该优先考虑扩展哪个子节点？”
- “哪些分支看起来不太可能通向目标，可以提前剪除？”
- **传统方法:** 人工设计启发式函数 (Heuristic Functions)。
- **前沿挑战:** 能否让AI自动学习这种搜索控制知识，甚至超越人类设计的启发式？



应对学习搜索控制：一些前沿思路

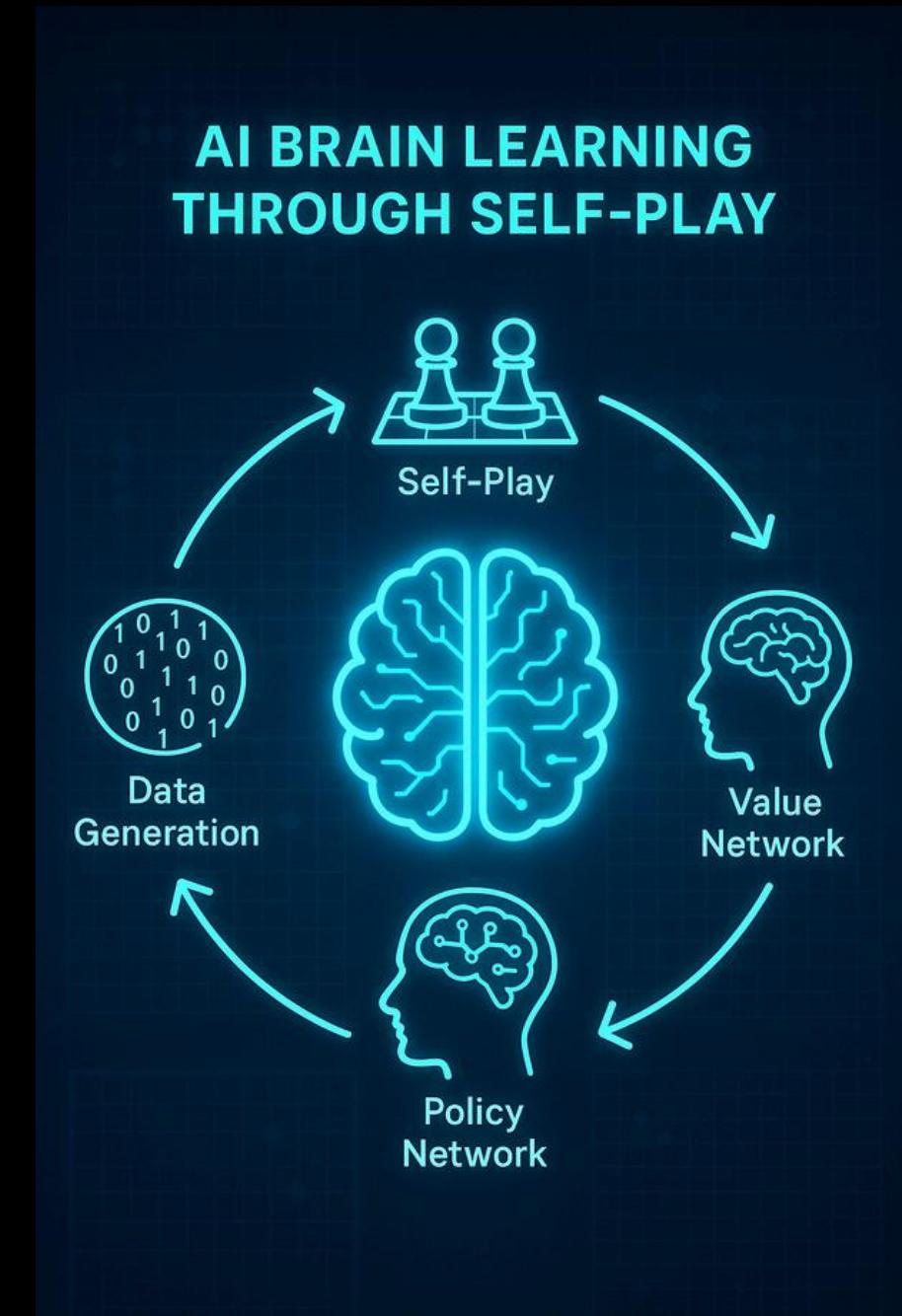
Addressing Learning Search Control: Frontier Ideas

- **1. 学习启发式函数 (Learning Heuristic Functions):**
- 思想：通过分析大量已解决的问题实例（包含状态和到目标的实际最优成本），利用机器学习模型（如神经网络）来拟合一个能够预测任意状态到目标估计成本的函数 $h(s)$ 。
- 优势：可能发现人类难以察觉的模式，生成更精确的启发式。
- **2. 学习搜索策略/行动选择 (Learning Search Policies / Action Selection):**
- 思想：直接学习一个策略 $\pi(s)$ ，该策略在给定状态 s 时，直接输出（或给出概率分布）应该选择哪个动作或扩展哪个后继节点。
- 方法：强化学习（如AlphaGo的策略网络）、模仿学习（学习人类专家的搜索轨迹）。
- **3. 元学习在搜索中的应用 (Meta-Learning for Search):**
- 思想：“学习如何学习”。让AI根据问题的特性，自动选择或调整最合适 的搜索算法、启发式函数或超参数。
- 目标：提高AI对新问题的适应能力和求解效率。
- **4. 自动问题分解与子目标生成 (Automatic Problem Decomposition & Subgoal Generation):**
- 思想：学习将复杂问题自动分解为一系列更易于管理的子问题或中间目标，然后逐个击破。

前沿速递1：AlphaZero的自我博弈与学习

Frontier Spotlight 1: AlphaZero's Self-Play and Learning

- **AlphaZero (DeepMind)**: 一个里程碑式的AI程序，能够通过自我博弈 (Self-Play) 和强化学习，在围棋、国际象棋和日本将棋等复杂棋类游戏中达到超越人类顶尖水平。
- **与建模的相关性**:
- **状态表示**: 使用棋盘的原始图像作为输入（或高度结构化的棋盘表示）。
- **动作空间**: 所有合法的落子位置。
- **学习搜索控制**:
- 它不依赖人类设计的启发式函数。
- 通过自我对弈，同时学习一个策略网络 (Policy Network)（预测下一步最佳走法）和一个价值网络 (Value Network)（评估当前局面的胜率）。
- 这两个网络共同指导蒙特卡洛树搜索 (MCTS) 进行更有效的局面探索和评估。
- **启示**: AI可以从零开始，通过与自身（或环境模型）的交互，学习到极其强大的问题解决能力和隐式的“搜索直觉”。



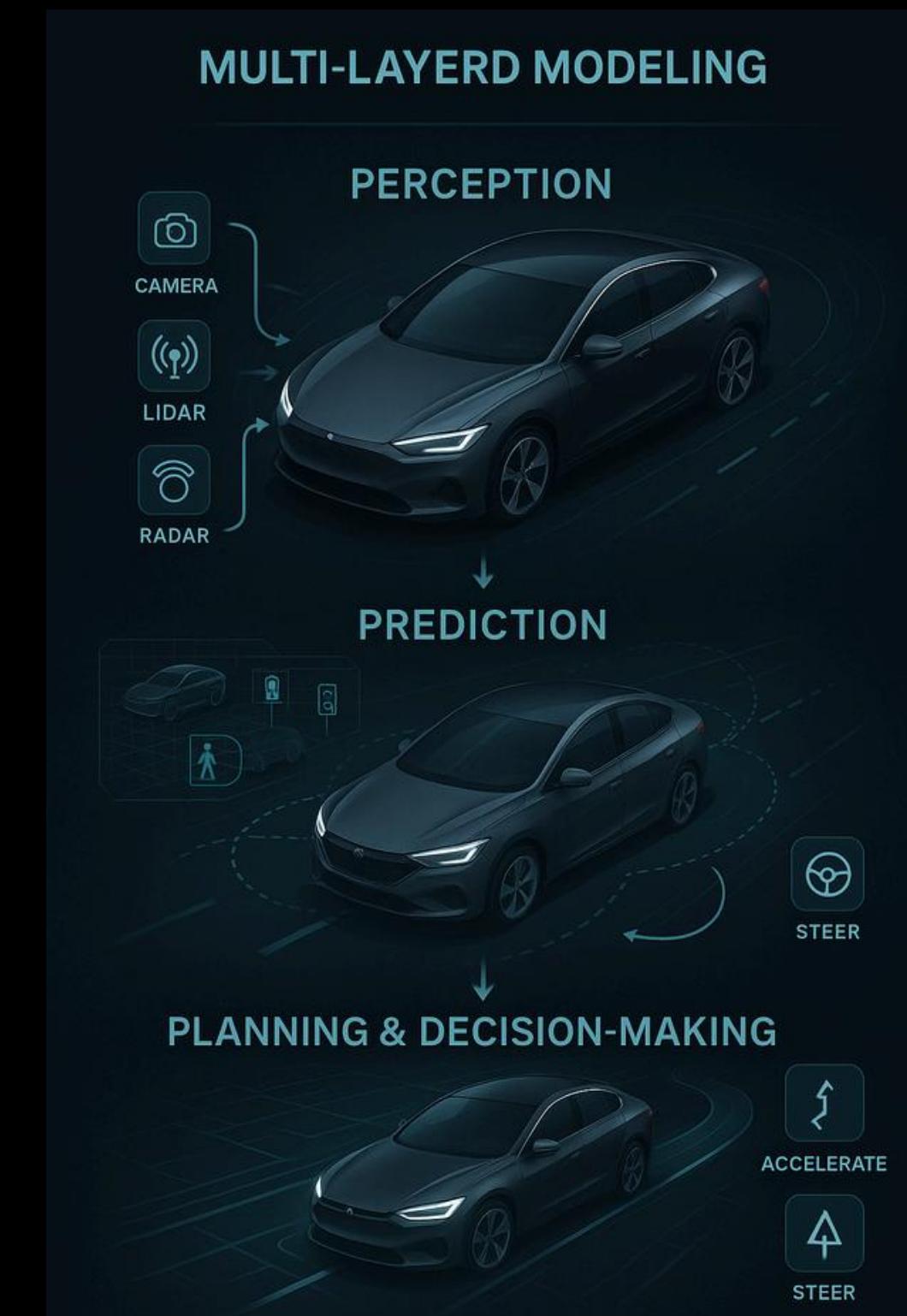
前沿速递2：自动驾驶中的感知、预测与规划建模

Frontier Spotlight 2: Modeling Perception, Prediction, and Planning in Autonomous Driving

自动驾驶系统：一个典型的需要在动态、不确定环境中进行复杂决策的AI应用。

建模的多个层面：

- **环境感知模型 (Perception Model):**
- **状态:** 融合来自摄像头、激光雷达、毫米波雷达等多种传感器的原始数据，识别道路、车辆、行人、交通信号等。
- **挑战:** 传感器噪声、遮挡、恶劣天气。
- **行为预测模型 (Prediction Model):**
- **状态:** 基于感知到的其他交通参与者（车辆、行人）的当前状态（位置、速度、朝向）和历史轨迹。
- **动作/输出:** 预测它们在未来几秒内的可能轨迹和意图。
- **挑战:** 人类行为的复杂性和多意图性。
- **规划与决策模型 (Planning & Decision-Making Model):**
- **状态:** 综合自身车辆状态、感知模型输出、预测模型输出、高精地图信息。
- **动作:** 加速、减速、转向、变道等驾驶操控。
- **目标:** 安全、高效、舒适地到达目的地，遵守交通规则。
- **挑战:** 多目标（安全是第一位，但也要考虑效率和舒适度）、实时性要求极高。
- **趋势:** 端到端学习（直接从传感器输入到驾驶操控输出）与模块化方法（感知、预测、规划分离）的结合与权衡。



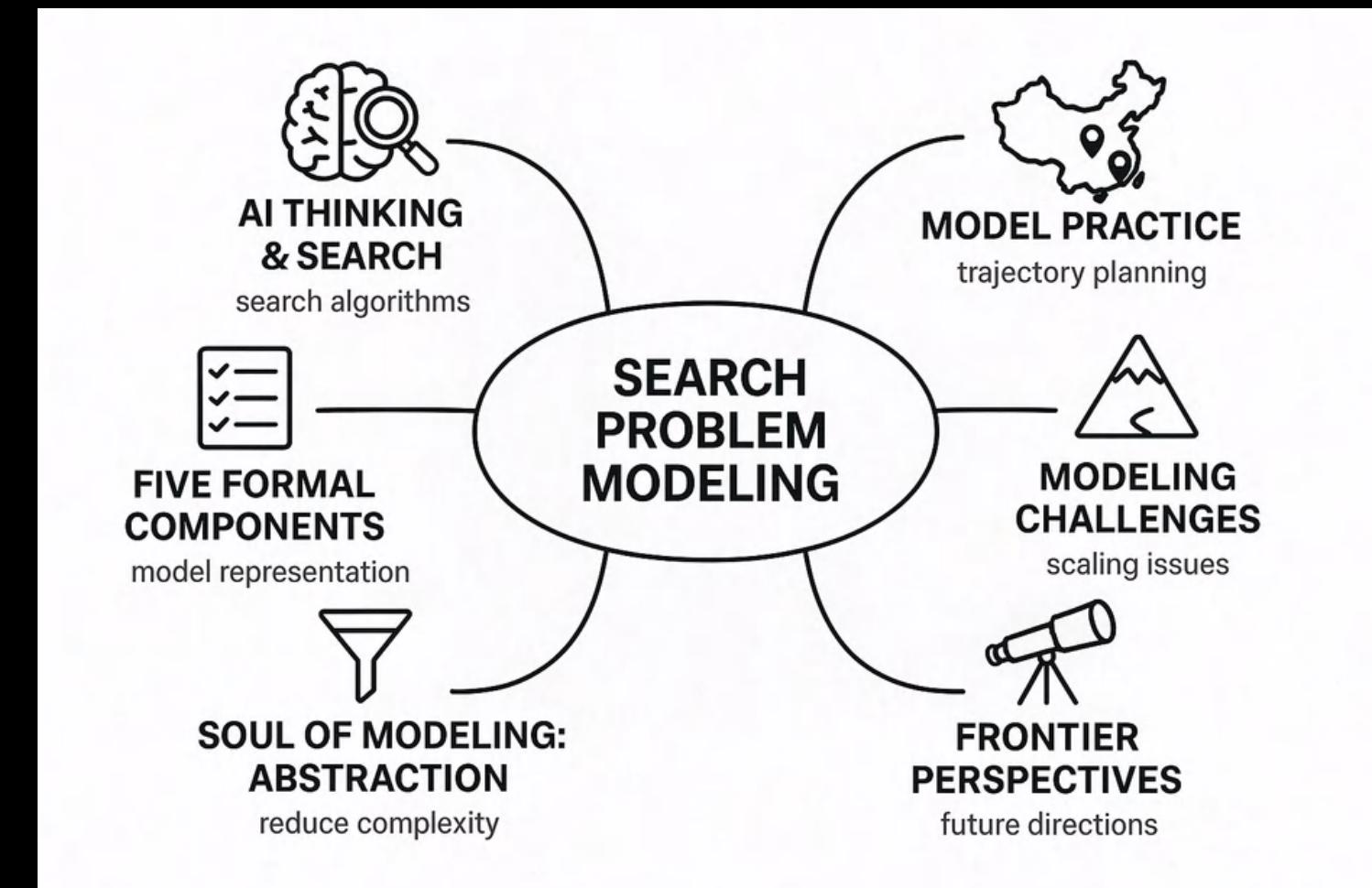


总结与互动

本节课核心知识回顾

Core Knowledge Recap of This Lecture

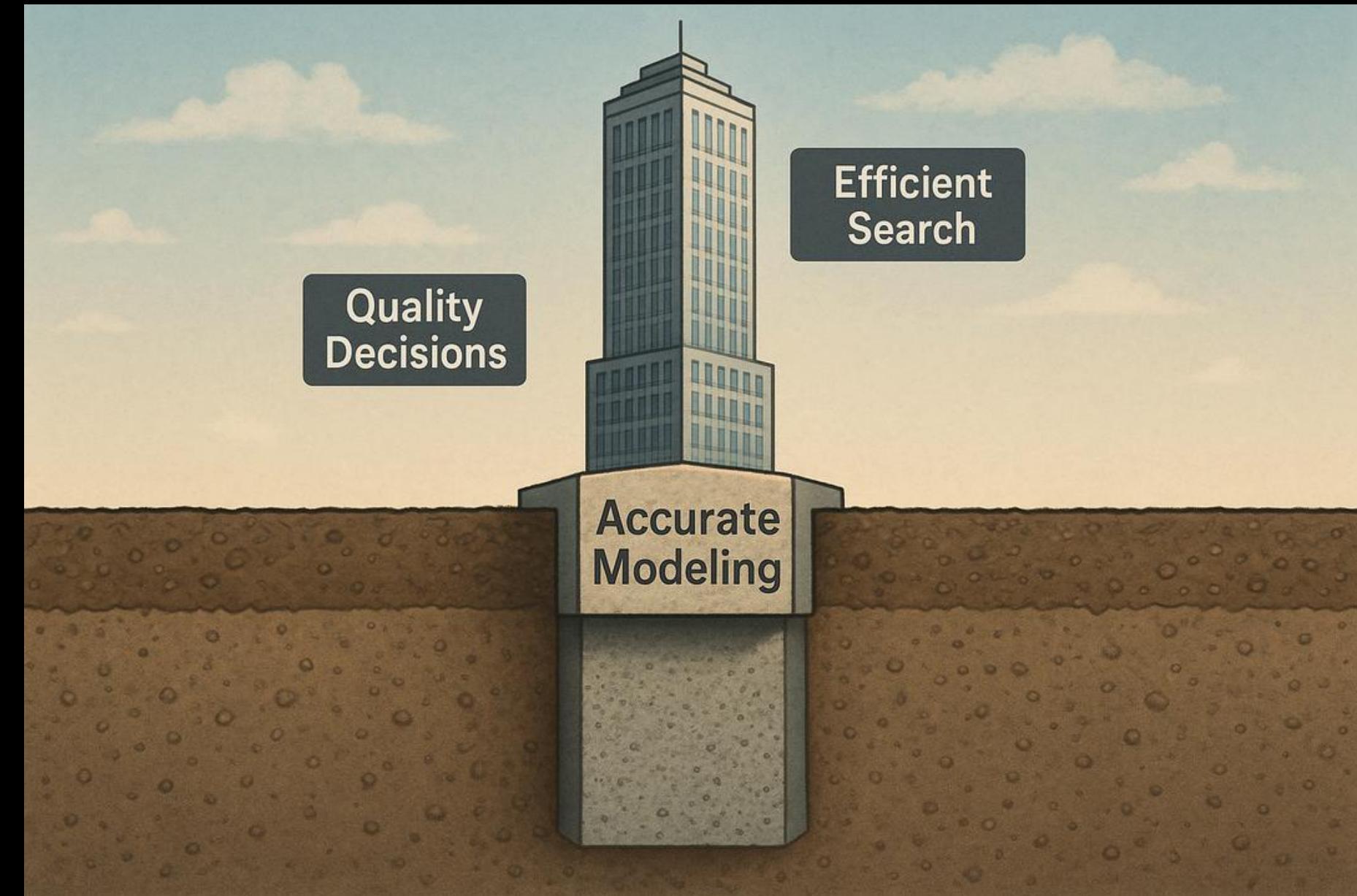
- **AI的“思考”与搜索：** 规划式智能体通过搜索可能性空间来解决问题。
- **搜索问题形式化：**
- **状态空间 (State Space)**
- **初始状态 (Initial State)**
- **动作 (Actions)**
- **转换模型 (Transition Model)**
- **目标测试 (Goal Test)**
- **(路径成本函数 Path Cost Function)**
- **建模的灵魂——抽象 (Abstraction)：** 忽略无关细节，抓住问题本质，在简化与完备间寻求平衡。
- **建模实践：** 通过场景实例（出行规划、剧本杀、校园机器人）理解不同问题的建模思路与差异。
- **建模的挑战：** 巨大状态空间、动态与不确定环境、学习搜索控制知识。
- **前沿视角：** 学习表示、分层规划、概率模型、强化学习等为应对挑战提供了新的思路。



建模的意义：为何如此重要？

The Significance of Modeling: Why is it So Important?

- 它是AI解决问题的“第一道门槛”：
- 如果问题定义不清或模型错误，再强大的搜索算法也无能为力，如同“输入垃圾，输出垃圾 (Garbage In, Garbage Out)”。
- 它是连接现实与算法的“翻译官”：
- 将现实世界的复杂性、模糊性，转化为机器能够理解和操作的精确、结构化语言。
- 它是决定AI系统性能的“奠基石”：
- 一个好的模型能够显著缩小搜索空间，提高搜索效率，使复杂问题变得可解。
- 模型的抽象级别直接影响计算代价和解的质量。
- 它是创新的源泉：
- 对问题进行新颖、深刻的建模，往往是AI领域取得突破的关键。



开放式讨论：建模的边界与未来

Open Discussion: The Boundaries and Future of Modeling

- **思考1：万物皆可“搜”吗？——当目标变得主观与创造性**
- 我们今天讨论的很多是目标相对明确（例如，到达某地、破解谜题）、规则相对清晰的问题。
- 那么，对于那些更开放、更主观、甚至涉及人类情感与创造力的领域，例如：
 - “创作一首能表达‘乡愁’的唐诗风格的诗歌”
 - “设计一个既美观又实用的城市公园”
 - “进行一场能够真正理解并回应对方深层情感的有同理心的对话”
 - **搜索问题的建模框架是否依然适用？如果适用，其状态**（例如，诗歌的当前草稿、公园的设计方案、对话的当前语境和情感状态）、**动作**（例如，选择下一个词、放置一个设施、说一句话）、**目标**（例如，诗歌的意境评分、公园的用户满意度、对话的融合度）该如何定义？这些定义面临的巨大挑战在哪里？
- **思考2：当模型本身需要“学习”和“进化”——AI的自我认知与成长**
- 我们提到了AI学习启发式或策略。更进一步，AI能否基于经验，学习如何更好地对一个全新的、未曾见过的问题领域进行有效的“建模”？即AI是否能发展出一种**“元建模 (Meta-Modeling)”**能力？
- 这是否意味着未来的AI系统将不仅仅是我们设定好模型的被动问题解决者，而能成为更主动的、能够自我调整和优化其对世界理解方式的“学习伙伴”甚至“认知主体”？
- **思考3：人机协同建模——智慧的融合**
- 在许多极其复杂的、跨学科的、或者缺乏完备数据的领域（例如，气候变化建模、社会系统演化预测、疑难杂症的诊断辅助），是否更有效的方式是人类领域专家（提供领域知识、直觉和价值观）与AI系统（提供强大的数据分析、模式识别和快速模拟能力）**协同工作**，**共同完成问题的建模与验证过程**？在这个过程中，AI可以扮演哪些关键角色来辅助甚至增强人类的建模能力？
- 欢迎大家分享自己的看法和对未来AI建模的畅想！

课程预告：下一站 - 搜索策略与启发式思想

Coming Up Next: Search Strategies & Heuristic Thinking

- 今天，我们系统学习了如何为AI“清晰地描述问题”，即完成了**搜索问题的建模 (Problem Modeling)**。
- 我们知道了要告诉AI：
 - 它可能处于哪些状态 (States)?
 - 从哪个初始状态 (Initial State) 开始?
 - 在每个状态下可以执行哪些动作 (Actions)?
 - 这些动作会如何改变状态，即转换模型 (Transition Model) 是什么?
 - 最终的目标 (Goal) 是什么样子?
 - 以及衡量好坏的路径成本 (Path Cost) 是多少?
- 下一讲，我们将深入探索当AI拿到这份“问题说明书”后，它将如何“高效地解决问题”：
 - 无信息搜索策略 (Uninformed Search Strategies):
 - 深度优先搜索 (DFS)、广度优先搜索 (BFS)、一致代价搜索 (UCS) 等。
 - 它们是如何在没有“额外提示”的情况下，“盲目”但系统地进行探索的？各自的优缺点是什么？
 - 有信息搜索策略 (Informed Search Strategies) 与核心的启发式思想 (Heuristics):
 - 贪婪最佳优先搜索 (Greedy Best-First Search)、A* 搜索 (A-Star Search) 等。
 - 什么是启发式函数？AI是如何利用“经验”、“直觉”或“估计”来更智能、更直接地找到解决方案的？
 - 敬请期待下一段精彩的AI探索之旅！

课后习题

HW TIME

一、概念理解与辨析题 (Conceptual Understanding & Distinction)

- 请用自己的话解释以下概念，并各举一个与生活相关的例子（课堂未直接提及的）：
 - 状态空间 (State Space)
 - 初始状态 (Initial State)
 - 动作集合 (Set of Actions)
 - 转换模型 (Transition Model)
 - 目标测试 (Goal Test)
 - 路径成本函数 (Path Cost Function)
- 例如：为“学习一门新的汉语方言（如粤语）到能够进行日常对话”这个问题，尝试定义上述六个要素。
- 比较与对比：
- “世界状态 (World State)”与“搜索状态 (Search State)”有何区别与联系？为什么在问题建模中强调使用“搜索状态”？请举例说明。
- “状态空间图 (State Space Graph)”与“搜索树 (Search Tree)”有何本质区别？在AI进行问题求解时，它们各自扮演什么角色？
- 抽象的重要性：
- 请解释为什么“抽象”被认为是问题建模的灵魂。
- 分别举一个“过度抽象”导致无法找到最优解（甚至无解）的例子，和一个“抽象不足”导致状态空间过于庞大难以处理的例子。这两个例子请尽量与中国学生熟悉的场景相关。

二、问题建模实践题 (Practical Modeling Exercises)

- “快递员一日路径优化”建模：
 - 一位快递员需要从快递站点出发，派送N个分布在城市不同区域的包裹（每个包裹有唯一的地址和收件人），最后返回快递站点。快递员希望找到一条总行驶距离最短的路径。
 - 请为这个问题定义状态空间、初始状态、动作、转换模型、目标测试和路径成本。
 - 思考：
 - 如果某些包裹有“上午送达”或“下午送达”的时间窗口限制，状态和动作定义需要做什么调整？
 - 如果快递员的电瓶车电量有限，需要在途中规划充电，模型又该如何扩展？
- “古诗创作辅助”建模：
 - 假设我们要设计一个AI辅助系统，帮助用户创作一首符合特定主题（例如“春晓”）和格律（例如“五言绝句，平仄合规”）的古诗。
 - 请初步尝试定义这个问题的状态空间、可能的动作（例如：选择下一个字、选择一个词牌名、应用一个格律规则、修改一个已选字）、转换模型、以及一个可能的目标测试（例如：诗歌完成度、格律符合度、主题相关性评分等）。
 - 讨论：这个问题的建模难点主要在哪里？你认为路径成本可以是什么？
- “智能垃圾分类机器人”任务规划建模：
 - 一个机器人在一个房间内，房间里散落着不同类型的垃圾（例如：废纸、塑料瓶、厨余垃圾、有害垃圾），对应着不同颜色的垃圾桶。机器人需要将所有垃圾正确地投放到对应的垃圾桶中。
 - 请为这个问题定义状态空间、初始状态、动作（可能包括：移动到某位置、识别垃圾类型、抓取垃圾、移动到垃圾桶、投放垃圾）、转换模型、目标测试和路径成本（例如，总移动距离或总耗时）。
 - 思考：如果机器人识别垃圾类型的准确率不是100%，模型需要如何考虑这种不确定性？

三、挑战与前沿思考题 (Challenges & Frontier Thinking)

- **巨大状态空间的应对:**
 - 以“围棋”或“中国城市间的全国物流网络优化”为例，简述其状态空间为何如此巨大。
 - 结合课堂上讨论的前沿思路（如分层规划、表示学习等），谈谈你认为哪种或哪几种思路可能对解决这类巨大状态空间问题更为有效，并简述理由。
- **动态环境下的建模:**
 - 考虑一个“外卖送餐机器人”在北京的胡同里送餐的场景。胡同里可能会有行人、自行车、临时堆放的杂物等动态障碍。
 - 如果采用本节课学习的经典确定性搜索模型，可能会遇到什么问题？
 - 你认为“在线规划与重新规划”或者“基于概率的建模”哪种思路更适合应对这种场景？为什么？
- **学习与建模的结合:**
 - 你认为AI未来能否实现“学习如何建模”？也就是说，面对一个全新的、复杂的领域，AI能否自主地、或者在少量人类指导下，学习并构建出有效的搜索问题模型？
 - 如果能，这将对人工智能的发展意味着什么？如果不能，主要的障碍是什么？

四、(可选) 编程/设计思考题 (Optional Programming/Design Thinking Question)

- 设计一个简单的“寻宝游戏”模型：
 - 在一个 $N \times M$ 的网格地图上，随机隐藏着一个“宝藏”。玩家从一个指定的起点出发，每次可以向上下左右移动一格（如果未出边界）。
 - (a) 请形式化定义这个问题。
 - (b) 如果地图上还有一些“障碍物格子”不能进入，模型需要做什么修改？
 - (c) 如果目标是“找到宝藏并返回起点”，模型又需要做什么修改？
 - (d) (思考) 如果让你用编程语言来实现这个问题模型的数据结构和核心函数（如 `ACTIONS(s)`、`RESULT(s,a)`、`IS-GOAL(s)`），你会如何设计？（不需要写完整代码，描述思路即可）



感谢观看
下期见

A I 101

H.S.J