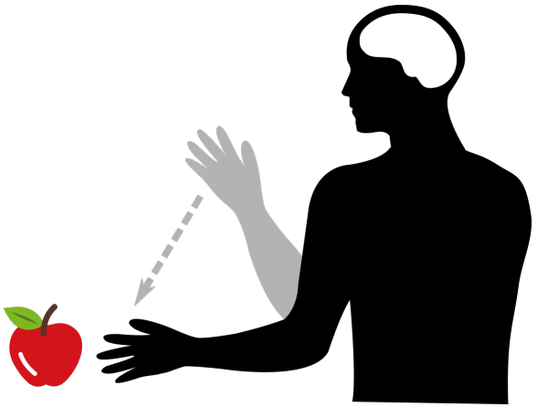
①

强化学习的「思维空间延拓」

在传统的强化学习里，「环境」只包含 physically observable 的外在环境。
我提出将 RL 延续到**内在的**思维空间。

从传统 RL 的角度：人伸手拿苹果，苹果是**奖励**，伸手是**动作**。
这些都是可以在环境中**观察**到的：

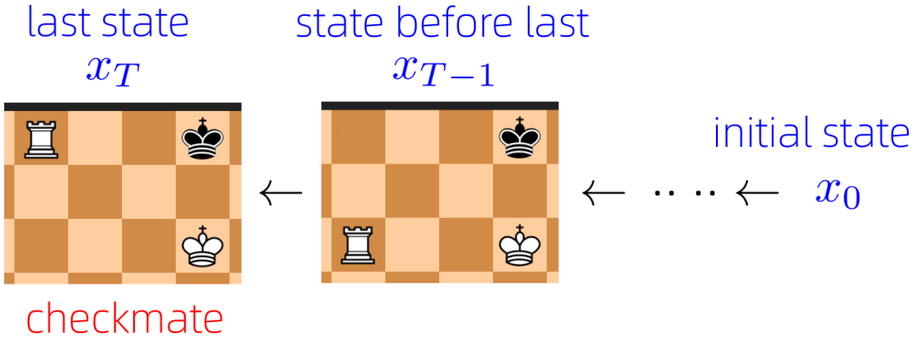


(1)

强化学习的基础是 **Bellman equation**, 它可以看成是一条「**递归**」的方程：

$$\boxed{\text{当前状态}} \quad V(x_0) = \max_a\{R + \gamma V(x_1)\} \quad \boxed{\text{下一状态}} \tag{2}$$

它将 **终点**状态的**价值**「反向传递[1]」到 终点前一步的状态的价值，就像下棋的情况，可以一直追溯到第一步棋的价值：

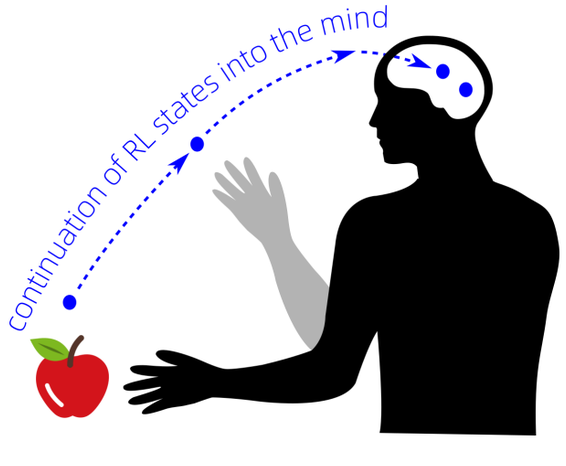


(3)

换句话说，获得苹果的价值，反向传递到「伸手取苹果」这动作的价值。
So far so good.
而同样地，我们可以继续反向传递到决定「伸手取苹果」之前的一连串**思维**：

我肚饿 → 我要找食物 → 我看见一只苹果 → 苹果是食物 → .... (4)

换句话说，将**内部**的思维状态「反转」，看成跟**外部**的状态，是同等的地位：



(5)

而这跟象棋的价值函数的反向传递是完全一样的。换句话说，我们可以用强化学习的算法，学习思维空间的内容，提供了 AGI 严谨的基础。

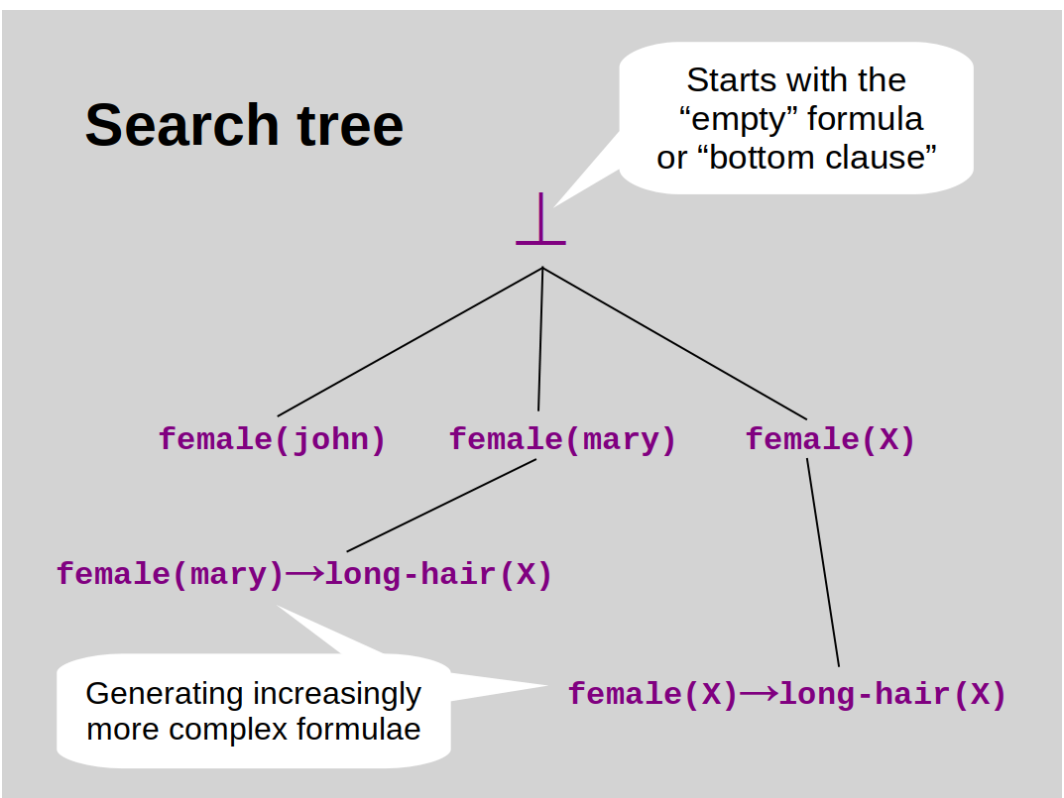
[1]注意这不同于神经网络的 back-prop.

将 外部和内部状态 **统一处理**的做法，在哲学上也没有问题，因为其实 brain states 也是物理状态，只是肉眼看不到而已。大脑状态 即是 神经元群的激活状态，它们之间的 transitions 是由神经**权重**决定的，而这些权重又是由 Hebbian learning 学习的（至少根据我们现时最好的理解）。

而 强化学习 又是怎样**学习** 逻辑内容？**动作** 就是由一个逻辑状态 转移到另一个 逻辑状态，也可以看成是 由一些命题 **推导**出 一个新的命题，那就是 逻辑 **rule**. 我们要在很多 动作（逻辑 rules）之中选取最好的 动作。换句话说，要在当前状态下可以执行的 rules 之中选取最好的一个或多个 rule(s). 例如「我很肚饿 → 我要找食物」是一条正确的 rule；「我很肚饿 → 我要吃屎」就比较差了 😂

而 强化学习 的好处是：理论上，它可以在无限的思维空间里 学到非常**抽象**的 rules，情形就像它在复杂的游戏**迷宫**里，学到破解的方法。

在经典 AI 里已有研究过 逻辑 rules 的 combinatorial 搜寻，例如有这种形式的搜寻树：（但注意这并不等同于 **RL 状态空间**的形状 [2]）

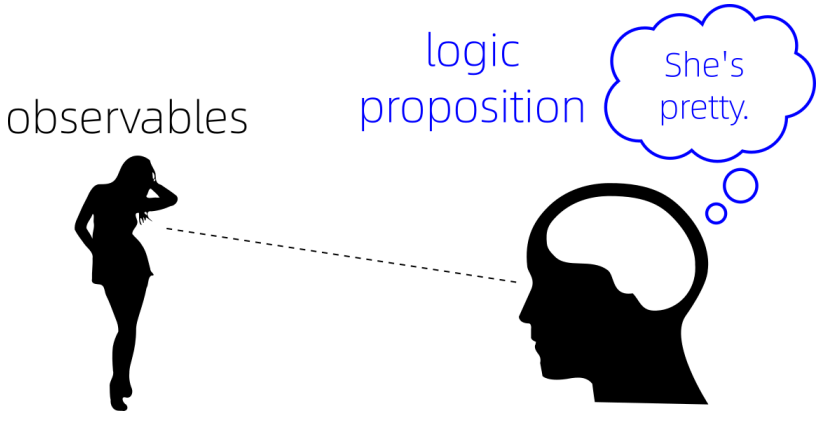


(6)

[2]我有空的时候会再思考一下：RL 思维状态空间 长什么样子，它有什么特性？它跟游戏迷宫 有什么相似/不同？

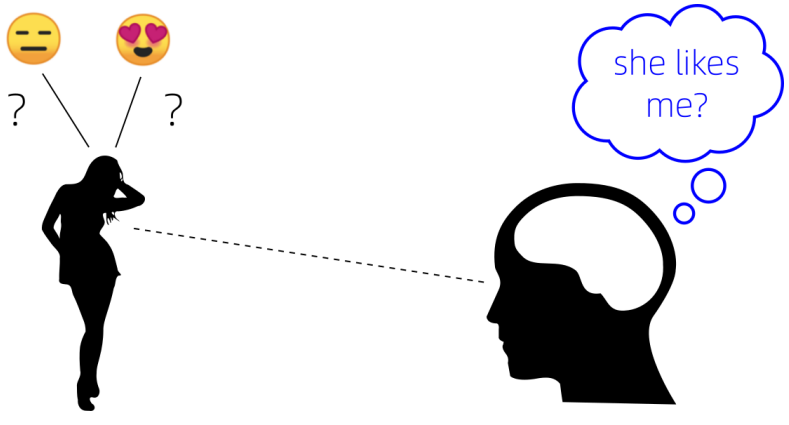
在传统 强化学习里 有所谓 **model-based** 方法，而我们在大脑里面的 **mental model** of the world 其实是同一个概念，但由于「混合状态」的原因而被「压平」了。

根据经典逻辑哲学，一个 (脑中的) **逻辑命题**，
对应于现实世界中 某个**状态**：



(7)

而这亦可以推广到，我们知道别人也有 "other minds" 的认知：



(8)

然而，在「混合状态」或 flattened view 观点下，外部世界 和 思维状态 都存在于同一个状态空间，而 思维状态 是 外部世界 的 model 或 "theory"：[3]

flattened state-space

external world $\models$ internal mind $\models$ meta-logic ?
model

(9)

那么，混合状态空间 本身又有没有 theory 呢？那可能是某种 **元逻辑**。

Picture credits:
Human figure from www.onlinewebfonts.com licensed by CC BY 3.0
Thought bubble created by Catherine Please from the Noun Project

[3]符号 $T \vDash M$ 的意思是：M is a model of T; T is a theory of M. 这是 逻辑**模型论** 的术语，有严谨的定义。