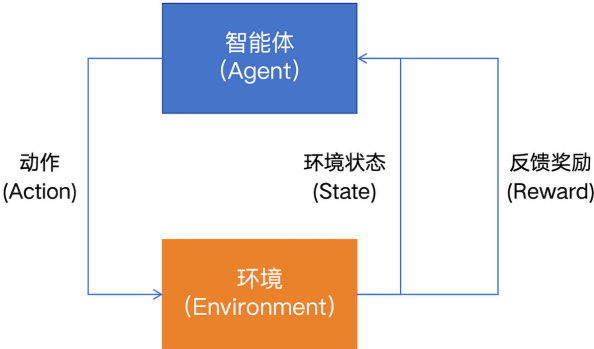




# 人类反馈强化学习(RLHF)

强化学习(Reinforcement Learning, RL)是机器学习的范式和方法论之一，是一种让智能体(Agent)与环境(Environment)交互过程中通过学习策略以达成回报最大化或实现特定目标的方法。强化学习有两个可以进行交互的对象：智能体和环境。

- 智能体(Agent)：可以感知环境状态(State)，根据反馈奖励(Reward)选择合适动作(Action)最大化长期收益，在交互过程中进行学习。
- 环境(Environment)：接受智能体执行的一系列动作，对这一系列动作进行评价并转换为一种可量化的信号，并最终反馈给智能体。



过去一段时间里，对 LLM 生成结果的评估是主观和依赖上下文的。例如，我们希望模型生成一个有创意的故事、一段真实的信息性文本，或者是可执行的代码片段，这些结果难以用现有的基于规则的文本生成指标 (如 BLUE 和 ROUGE) 来衡量。另外，现有的模型通常以预测下一个单词的方式和损失函数 (如交叉熵) 来建模，没有显式地引入人的偏好和主观意见。也就是说，LLM 的目标和行为与人类偏好之间存在偏差。

如何理解上面这段话呢？举一个简单的例子。假如我们要训练一个识别“猫”和“狗”的图像识别模型，使用对数损失(log loss)作为损失函数。比如我们经过两次实验性的训练，得到了两个模型——模型 A 和模型 B。模型 A 和模型 B 的预测表现如下：

真实标签	模型A			模型B		
	预测概率	Log损失	预测结果	预测概率	Log损失	预测结果
1	0.95	0.05	1	0.52	0.65	1
1	0.98	0.02	1	0.55	0.60	1
0	0.55	0.80	1	0.48	0.65	0
0	0.49	0.67	0	0.45	0.60	0

可以看到，模型 A 的总损失为 1.54，模型 B 的总损失为 2.50。因此，根据在损失函数上的表现，模型 A 的表现优于模型 B。但如果要看分类精度，那么模型 B 的分类精度为 100%，而模型 A 的分类精度为 75%。由此可见，我们想要的是分类精度最高的模型，但训练得到的缺可能

是损失更小但分类精度不高的模型。

回到 LLM，我们同样面临这个问题。那些基于大量数据训练得到的 LLM，在实际使用中却往往表现出：

- 对用户明确指示的遵循能力差(让干啥却不干)；
- 输出虚构和错误的阐述(胡说八道)；
- 语言通顺却违背理性逻辑(逻辑性差)；
- 输出有害内容(违规)。

例如，如果用户输入“一只猫正在追逐”，LLM 可能会很流畅的输出“一只老鼠”，从而完成句子的补全。这对于天生用来预测句子下一个字的 LLM 来说，是一件理所当然的事情。但如果用户输入“写一个关于猫和老鼠的故事”，初始的 LLM 可能会难以理解这个问题。它可能会输出“是一个很好的主意。写作能锻炼人的思维能力和表达能力，并可以帮助我们打发无聊的周末时光...”。

这就需要我们对 LLM 进行改进，使其能够更好地理解和遵循用户指令，输出更符合用户预期的内容。这就引出了使用人类反馈来训练 LLM 的问题——RLHF。

## RLHF 流程

RLHF 包括 3 个主要步骤：

### (1) 有监督微调，增强预训练模型的能力(SFT模型)

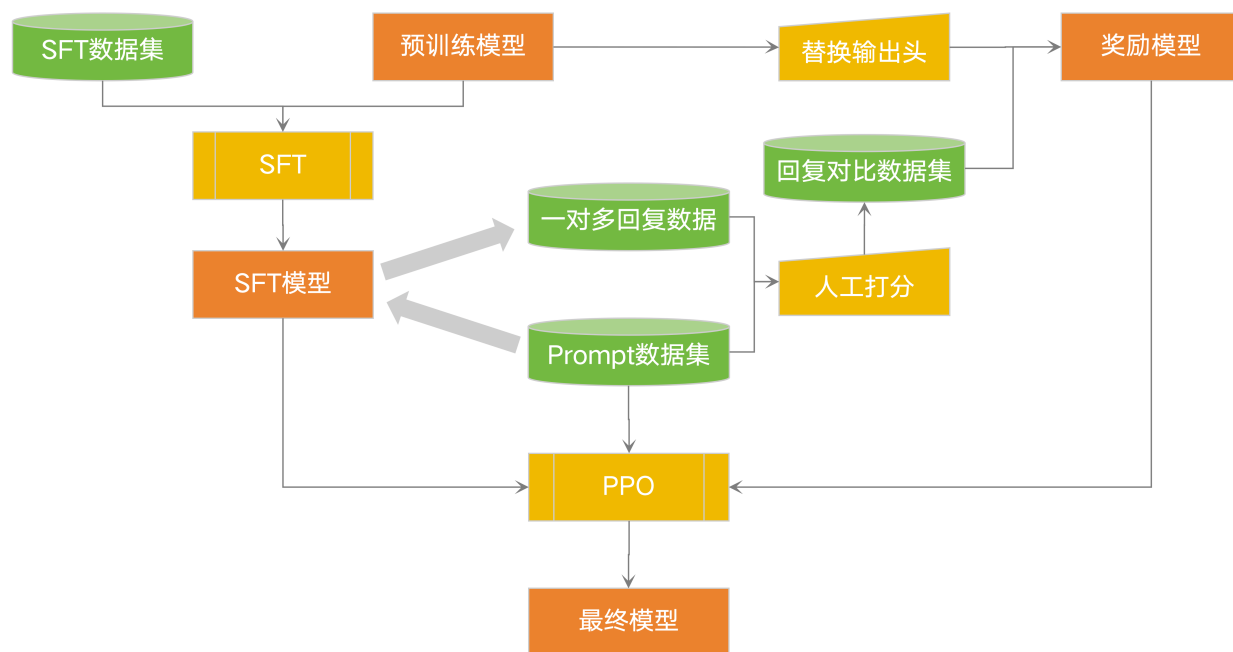
- 选取一个预训练模型作为基座大模型，这个模型经过了自监督学习，可以进行文本生成任务。
- 构建一个微调(SFT)数据集，这个数据集包含了质量较高的用户指令和对应模型输出，如：  
{ "用户": "写一个关于猫和老鼠的故事", "LLM": "从前，有一只猫和一只老鼠..." }
- 使用上述微调数据集对预训练模型进行微调，使得模型产生质量较好的回复。

### (2) 构造回复对比数据集，训练奖励模型(Reward模型)

- 收集同一个用户输入下的多个回复(可以来自于一个大语言模型或多个大语言模型)。
- 人工对这些回复进行评分排序，得到一个回复对比数据集。
- 基于回复对比数据集训练一个奖励模型(奖励模型的结构可以是多种多样的，但为了简单，一般情况下我们会在(1)中的预训练语言模型上加一个输出头，使其输出1维标量)。该模型能够对不同回复的好坏进行评分排序(输出一个标量结果)。

### (3) 基于奖励模型，使用强化学习算法进行微调

- 对于一个新的用户输入，SFT模型会产生一个回复。
- 奖励模型对这个回复进行评分。
- 根据奖励模型评分优化SFT模型。
- 重复上述步骤，直到SFT模型能够产生符合用户预期的回复。

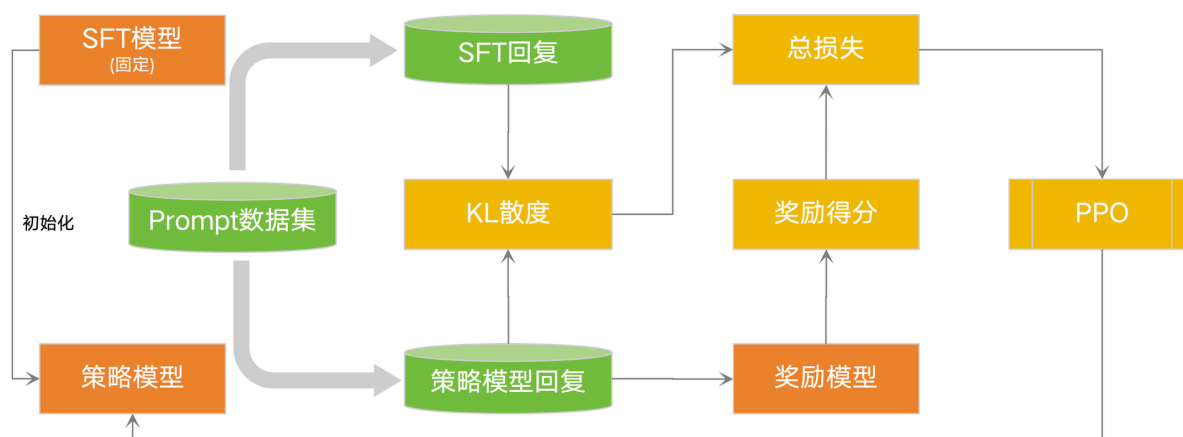


RLHF 中的 (1) 和 (2) 相对简单、明确，而 (3) 则需要用到强化学习算法。所以，接下来我们重点介绍强化学习算法。

## RLHF 中的强化学习流程

如下图所示，RLHF 中的强化学习主要包括以下几个步骤：

- 初始化策略模型：直接使用SFT模型（SFT Model）作为初始的策略模型，并在后续步骤中，对策略模型进行更新。
- 将用户输入输入到SFT模型和策略模型中，分别得到SFT模型的回复和策略模型的回复。
- 计算SFT模型回复和策略模型的回复的差异，通常使用KL散度作为差异度量指标。
- 将策略模型的回复输入到奖励模型中，得到该回复的评分。
- 整合奖励模型的评分和KL散度，得到一个总损失。
- 使用总评分对策略模型进行更新，使得策略模型的回复更加符合用户预期。
- 重复上述步骤，直到策略模型优化完成。



因此，在 RLHF 的强化学习流程中，又以如何更新策略模型为重中之重。更新策略模型参数的最常见方法是近端策略优化(PPO)算法。

### 强化学习回顾

强化学习中有 2 个的实体：智能体(**Agent**) 和 环境(**Environment**)。在大模型的强化学习中，这 2 个实体分别对应 大模型 和他产出的 语料。

强化学习智能体与环境的交互过程：

- 在  $t$  时刻，环境的状态为  $S_t$ ，这一状态下对应的收益为  $R_t$ ；
- 智能体根据当前环境状态  $S_t$  和收益  $R_t$ ，采取动作  $A_t$ ；
- 环境根据智能体的动作  $A_t$ ，产生新的状态  $S_{t+1}$  和对应的收益  $R_{t+1}$ 。

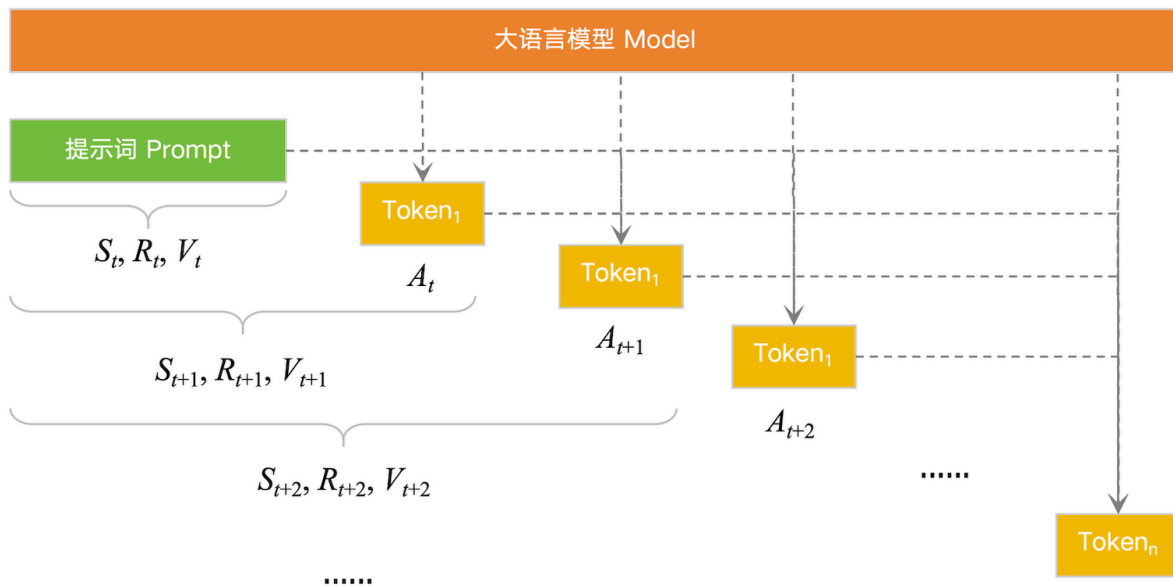
当然，在考虑奖励的时候，我们通常不仅局限于即时收益  $R_t$ ，而是考虑期望总收益  $V_t$ ：

$$V_t = R_t + \gamma V_{t+1}$$

其中， $V_t$  是  $t$  时刻的期望总收益， $R_t$  是  $t$  时刻的即时收益， $\gamma$  是折扣因子， $V_{t+1}$  是在  $t + 1$  时刻的期望总收益。

在大模型的强化学习中，我们可以这样理解强化学习过程(这里忽略下标  $t$  不对齐的问题)：

- 在  $t$  时刻，将 1 个 prompt 作为“上文”初始状态  $S_t$ ，大模型根据“上文”生成 1 个 token，这个 token 即对应强化学习中的动作  $A_t$ ，对应的即时收益为  $R_t$ ，期望总收益为  $V_t$ ；
- 更新环境状态，即“上文”更新为“上文+新生成的token”  $S_{t+1}$ ；
- 重复上述过程。



# PPO

RLHF 中的 PPO 算法主要分为 3 个部分：采样、反馈和学习。它们的逐一迭代执行，构成了 PPO 算法的基本流程：

- 初始化一个待优化的策略模型(Policy Model) °
- 重复以下步骤 ’直到满足停止条件 :
  - 采样 :从Prompt数据集中采样提示词 ’输入到策略模型中 ’得到策略模型的回复 °
  - 反馈 :将策略模型的回复输入到奖励模型(Reward Model)中 ’并综合计算奖励 °
  - 学习 :根据提示词 、回复和奖励优化策略模型 °

在这个过程中，一共涉及 4 个模型：

- Actor Model :待训练的目标语言模型 ,使用 SFT 模型进行初始化 ;
- Critic Model :作用是预估期望总收益  $V_t$  ,它与 Reward Model 的分工不同( Reward Model 只负责给最后一个 token 或者说这个句子打分 ,而给之前的每个 token 打分需要 Critic Model) ;
- Reward Model :作用是计算即时收益  $R_t$  ;
- Refer Model :即是 SFT 模型 ,作用是给训练增加一定的约束 ,防止 Actor Model 在训练过程中走偏 。

其中 'Actor Model 和 Critic Model 是要在 RKHF 过程中接受训练的 'Reward Model 和 Refer Model 是不参与训练的 '而 Critic Model `Reward Model 和 Refer Model 3 个模型组成了一个针对 Actor Model 的收益(或损失)评估系统。

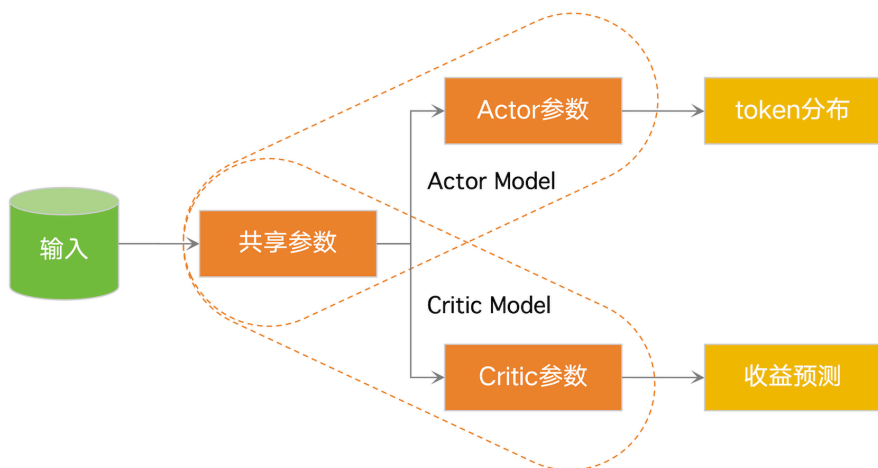
## (1) 采样

采样即是模型根据提示词生成回复的过程。例如：

- 提示词：早饭、午饭和晚饭哪一个最重要？  
回复：早饭最重要，因为它是新的一天开始的标志。
- 提示词：牛肉和鸡肉哪一个的蛋白质含量更高？  
回复：这个问题很难回答，因为这取决于牛和鸡的种类以及取自哪个部位。
- 提示词：西兰花和猪肉一起炒有毒吗？  
回复：没有科学证据表明将西兰花和猪肉一起炒会产生有毒物质。

PPO 算法在采样过程中首先构建了一个策略模型(Policy Model)，它由两个模型组成：Actor Model 和 Critic Model。Actor Model 即是 RLHF 前期训练得到的 SFT model，负责根据提示词生成回复；而 Critic Model 通常可以将 Actor Model 的最后1层替换为一个新的全连接层(将结果映射成 1 维标量  $V_t$ )，除了这一层，Critic Model 和 Actor Model 的其他层是共享的(也有不共享参数的架构，比如使用Reward模型初始化)，负责评估收益(输入一段上下文，它将输出下一个 token 的“收益”)。

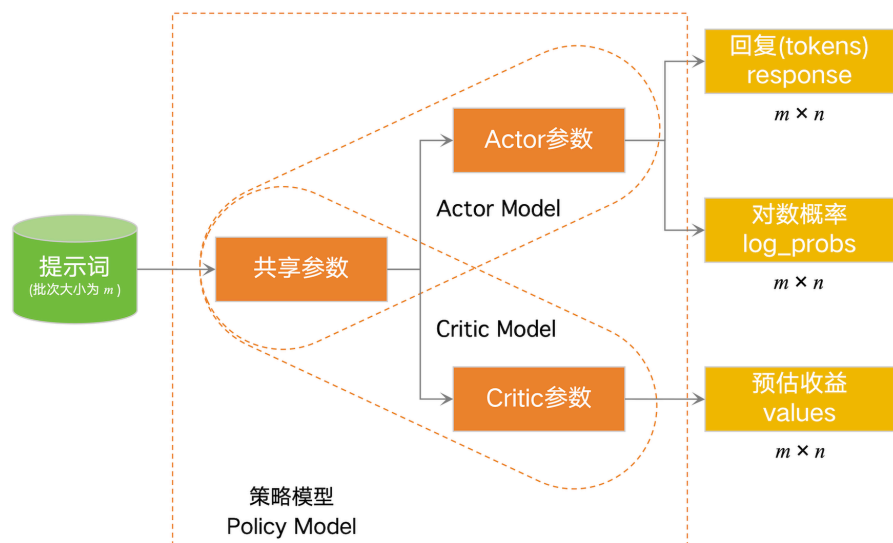
为什么要单独构建一个 Critic Model 呢？因为我们在  $V_t$  的实际计算过程中，在  $t$  时刻，并没有获取到  $V_t$  的实际值，因为  $V_{t+1}$  此时并未真正的输出，只能通过训练一个 Critic Model 去估计它。



当批量大小为  $m$  的提示词输入到策略模型中时，将产生 3 种类型的输出：

- 回复(response): Actor Model 输出的批次大小为  $m$  的回复，每个回复为包含  $n$  个 token 的序列。
- 对数概率(log\_probs)：Actor Model 输出的回复 token 对应的对数概率  $\log(p)$ ，是一个形状为  $m \times n$  的张量。

- 预估收益(values): Critic Model 输出的形状为  $m \times n$  的张量，包含了每次生成 token 时评论家预估的收益。



至此，PPO 算法已经完成了采样阶段，该阶段的 3 个输出将作为后续计算的输入。

## 反馈

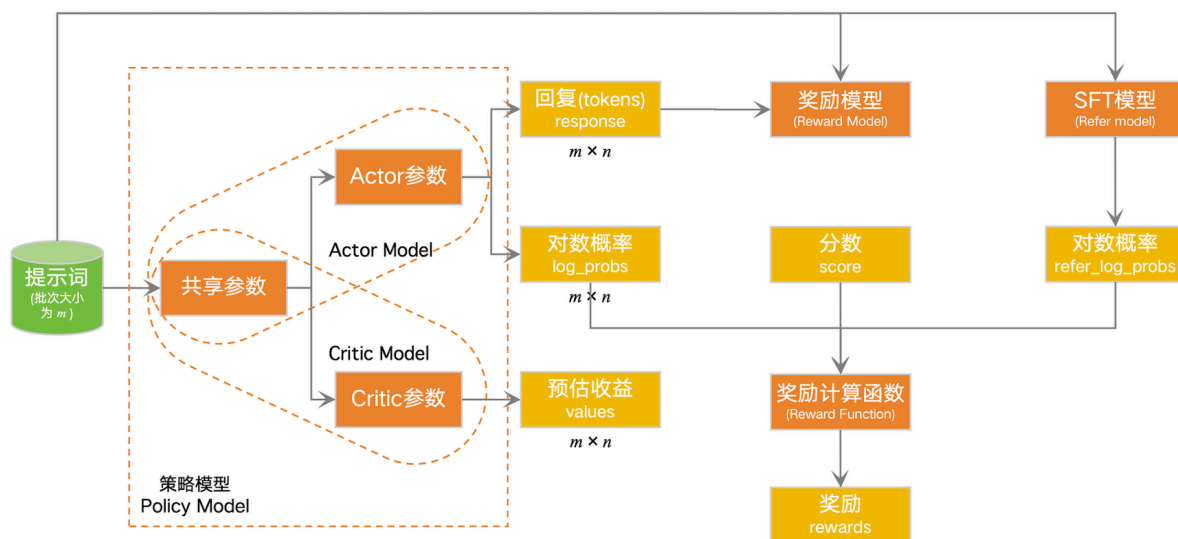
反馈是奖励模型(Reward Model)对采样的回复进行评分的过程。例如，对如下提示词和回复，奖励模型将给出一个分数：

- 提示词：西兰花和猪肉一起炒有毒吗？  
回复：没有科学证据表明将西兰花和猪肉一起炒会产生有毒物质。  
评分：1.0
- 提示词：西兰花和猪肉一起炒有毒吗？  
回复：西兰花和猪肉一起炒是否有毒需要根据实验结果才能确定。  
评分：0.6
- 提示词：西兰花和猪肉一起炒有毒吗？  
回复：西兰花和猪肉一起炒会产生大量有毒物质，食用后会导致人神经麻痹。  
评分：0.0

这里我们可以注意到一点，Critic Model 和 Reward Model 都具有对回复进行评分的作用，那他们之间有什么关系或者是该如何配合呢？首先，我们要明确一点，Critic Model 输出的预估收益  $V_t$  是一个预测结果(前提假设是  $A_t$  还未产生)，但在此时，我们已经明确知道模型在  $t$  时刻生成的 token  $A_t$ ，因此，我们可以使用 Reward Model 计算模型在  $t$  时刻生成的 token  $A_t$  的真实奖励  $R_t$ ，并使用  $R_t$  和预估收益  $V_{t+1}$  之和来计算  $V_t$ ，即  $V_t = R_t + \gamma V_{t+1}$ 。这显然比直接使用 Critic Model 直接输出的预估收益  $V_t$  更合理。



但反馈并不仅包含 Reward Model 的评分结果 °因为 'Reward Model 的评分结果只是衡量了最终回复(response)的好坏 '而没有考虑到过程是否合理 `是否与SFT模型相差过大 °即我们希望 Actor Model 输出的对数概率(log\_probs)和 SFT 模型(这里被称为 Refer Model)输出的对数概率(refer\_log\_probs)之间的差异越小越好 °因此 '在反馈阶段 '我们会将奖励模型输出的分数(score) `Actor Model 输出的对数概率(log\_probs)和 Refer Model 输出的对数概率(refer\_log\_probs)输入到一个奖励计算函数(Reward Function)中 '得到最终的奖励(rewards) °



在实际计算过程中 '可以使用 KL 散度的近似计算版本(参见<http://joschu.net/blog/kl-approx.html>)作为衡量 Actor Model 输出和 Refer Model 输出的差异的指标 °例如 '其 k1 近似计算版本计算公式如下 :

$$KL = log\_probs - refer\_log\_probs$$

即 Actor Model 输出的对数概率(log\_probs)和 Refer Model 输出的对数概率(refer\_log\_probs)之差 °KL 散度的计算结果将被作为后续损失函数的一部分 °

## 学习

学习过程是一个强化优势动作(根据反馈改进模型)的过程 '其核心是损失函数的设计 °因为 PPO 算法涉及 2 个要训练的模型 :Actor Model 和 Critic Model '所以 PPO 算法的损失函数也分为 2 部分 :Actor Loss 和 Critic Loss °

### (1) Actor Loss

为方便理解 '我们通过一步步地增加考虑的因素和复杂度得到最终的 Actor Loss °

(i) 首先 '我们考虑最简单的情况 °



Actor Model 接受一个输入  $S_t$  并产出输出 token  $A_t$  ; Critic Model 根据  $S_t$  和  $A_t$  产出对总收益的预估  $V_t$  。此时 , Actor Loss 可以写为 :  $Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} V_t \log P(A_t|S_t)$  。即对于回复的每个 token (不含 Prompt) , 使用它对应的预估收益  $V_t$  乘以该 token 的对数概率  $\log(P(A_t|S_t))$  , 并对所有 token 的损失求和 。当  $V_t > 0$  时 , 即该 token 对应的预估收益为正 , 则希望在训练中提高  $A_t$  的产出概率  $P(A_t|S_t)$  , 从而减小 Actor Loss ; 当  $V_t < 0$  时 , 即该 token 对应的预估收益为负 , 则希望在训练中降低  $A_t$  的产出概率  $P(A_t|S_t)$  , 从而减小 Actor Loss 。

(ii) 接下来 , 引入优势 。

如果 Critic Model 根据  $S_t$  和  $A_t$  对总收益的预估为  $V_t$  , 而实际的总收益(前面提及的)为  $R_t + \gamma V_{t+1}$  , 那么优势就可以定义为  $ADV_t = R_t + \gamma V_{t+1} - V_t$  。此时 , 使用  $ADV_t$  代替  $V_t$  , Actor Loss 可以写为 :  $Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} ADV_t \log P(A_t|S_t)$  。即 , 如果生成 token 对应的  $A_t$  实际收益比预估收益高 , 即  $ADV_t > 0$  , 则希望在训练中提高  $A_t$  的产出概率  $P(A_t|S_t)$  , 从而减小 Actor Loss ; 如果生成 token 对应的  $A_t$  实际收益比预估收益低 , 即  $ADV_t < 0$  , 则希望在训练中降低  $A_t$  的产出概率  $P(A_t|S_t)$  , 从而减小 Actor Loss 。

(iii) 然后 , 重塑  $R_t$  。

按照之前的理解 ,  $R_t$  是对应于每个  $S_t$  和  $A_t$  的即时收益 。但在实际应用中(如在 deepspeed-chat 中) , 我们可以将  $R_t$  重塑为 :

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{ref}(A_t|S_t)} \right], \text{ when } t \neq n.$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{ref}(A_t|S_t)} \right] + R_t, \text{ when } t = n.$$

其中 ,  $kl\_ctl$  是一个控制缩放比例的常参数 , 在 deepspeed-chat 中默认设置为 0.1 ;  $-\log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{ref}(A_t|S_t)}$  即 KL 散度的近似(可写为  $\log\_probs - refer\_log\_probs$ ) 。注意 : 后一个等式左右两侧的  $R_t$  含义不同 。

上面重塑之后的  $R_t$  , 可以理解为 : 在  $t \neq n$  时 , 我们只关心 Actor Model 生成的 token 的对数概率是否过度偏离 Refer Model ; 在  $t = n$  时 , 我们不仅关心 Actor Model 生成的 token 的对数概率是否过度偏离 Refer Model , 还关心整个回复的真实即使收益  $R_t$  。

此时 , Actor Loss 可以写为 :

$$Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} ADV_t \log P(A_t|S_t)$$

其中，

$$ADV_t = R_t + \gamma V_{t+1} - V_t$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P\_ref(A_t|S_t)} \right], \text{ when } t \neq n.$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P\_ref(A_t|S_t)} \right] + R_t, \text{ when } t = n.$$

(iv) 进一步，重塑  $ADV_t$ 。

在的预估收益的计算中，我们使用  $t + 1$  时刻的预估收益  $V_{t+1}$  和  $t$  时刻的即时收益  $R_t$  来计算  $t$  时刻的预估收益  $V_t$ 。那优势的计算是否可以引入此方法呢？显然是可以的。我们可以将  $ADV_t$  的计算公式由

$$ADV_t = R_t + \gamma V_{t+1} - V_t$$

重塑为：

$$ADV_t = (R_t + \gamma V_{t+1} - V_t) + \gamma \cdot \lambda \cdot ADV_{t+1}$$

其中， $\lambda$  是一个常量，直观上是对未来优势折算到当前的系数，而从强化学习的角度来说，它调整了优势估计的方差和偏差。

关于未来的优势  $ADV_{t+1}$  的计算问题，我们可以从  $t = n$  即最后的时刻开始向前计算。对于  $t = n$  的时刻，未来收益  $V_{n+1}$  和未来优势  $DEV_{n+1}$  都是 0，所以：

$$ADV_n = R_n - V_n$$

进而对于  $t < n$  的时刻，我们可以递归地计算：

$$ADV_{n-1} = (R_{n-1} + \gamma V_n - V_{n-1}) + \gamma \cdot \lambda \cdot ADV_n$$

$$ADV_{n-2} = (R_{n-2} + \gamma V_{n-1} - V_{n-2}) + \gamma \cdot \lambda \cdot ADV_{n-1}$$

...

$$ADV_t = (R_t + \gamma V_{t+1} - V_t) + \gamma \cdot \lambda \cdot ADV_{t+1}$$

(v) 继而，引入新的约束。

截止目前 Actor Loss 可以写为：

$$Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} ADV_t \log P(A_t|S_t)$$

其中，

$$ADV_t = (R_t + \gamma V_{t+1} - V_t) + \gamma \cdot \lambda \cdot ADV_{t+1}$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{ref}(A_t|S_t)} \right], \text{ when } t \neq n.$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{ref}(A_t|S_t)} \right] + R_t, \text{ when } t = n.$$

在 RLHF 中，每个 batch 的输入数据都需要经过 4 个模型的推理计算，这是一个非常耗时、耗资源的操作。如果一个数据 batch 如果全部计算完成只更新 1 次 Actor Model 和 Critic Model，那似乎有点而太浪费了。因此，我们可以引入一个新的迭代更新策略，针对每个 batch 的数据，我们迭代计算 ppo-epochs 次 Actor Model 和 Critic Model，同时迭代更新 ppo-epochs 次 Actor Model 和 Critic Model：

- 对于每个 batch 的数据，将其输入到 Actor Model、Critic Model、Reward Model 和 Refer Model 中，得到相应的输出；
- 迭代计算 ppo-epochs 次 Actor Loss 和 Critic Loss，并更新 Actor Model 和 Critic Model：
  - 将 4 个模型的输出输入到 Actor Loss 和 Critic Loss 计算函数之中，得到相应的损失；
  - 根据计算的损失，反向传播计算梯度，并更新 Actor Model 和 Critic Model。

从上述迭代过程可以看出，每个 batch 的输入数据被使用 ppo-epochs 次进行参数更新，这不会导致更新过大的问题？尤其是当优势  $ADV_t$  很大的时候。为避免这种情况，我们进一步改造损失函数 Actor Loss，引入一个新的约束：

$$Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} ADV_t \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$$

其中， $P_{origin}(A_t|S_t)$  是 ppo-epochs 次更新前获取并处理数据的那个 Actor Model 输出的对数概率； $P(A_t|S_t)$  是每次更新后的 Actor Model 输出的对数概率。所以，针对 ppo-epochs

次更新， $P_{origin}(A_t|S_t)$  实际上是一个常量，其作用相当于对学习率的一个调整，不要让  $P(A_t|S_t)$  偏离  $P_{origin}(A_t|S_t)$  太大。

上述是一个直观的解释，这里实际上涉及“重要性采样”的概念，使用  $P_{origin}(A_t|S_t)$  去辅助模拟每次更新之后的  $P(A_t|S_t)$  的分布(即 Actor Model 与环境的交互过程)，这一处理方式解决了 Actor Model 更新过过程中的交互问题，但也同时新的问题，如果  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$  波动过大，则最终的结果可能会有很大的方差，导致结果不可靠，所以 PPO 算法中引入了“剪裁机制”来解决这个问题。

在介绍“剪裁机制”之前，我们先对 Actor Loss 做进一步的变换，将其使用一阶泰勒展开式( $\log(x) \simeq x - 1$  在损失函数中，常数项 1 通常进一步被忽略)进行近似：

$$Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} ADV_t \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} \simeq - \sum_{t \in response\_time} ADV_t \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$$

因此，Actor Loss 现在可以写为：

$$Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} ADV_t \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$$

其中，

$$ADV_t = (R_t + \gamma V_{t+1} - V_t) + \gamma \cdot \lambda \cdot ADV_{t+1}$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{ref}(A_t|S_t)} \right], \text{ when } t \neq n.$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P_{ref}(A_t|S_t)} \right] + R_t, \text{ when } t = n.$$

(vi) 最后，剪裁机制

为避免  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$  波动过大，为其设置一个范围，如 0.8~1.2 之间：

$$Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} \min\{ADV_t \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}, ADV_t \cdot \text{clip}(\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}, 0.8, 1.2)\}$$

其中， $\text{clip}(\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}, 0.8, 1.2)$ ，将  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$  的值限制在 0.8~1.2 之间。

那既然已经使用剪裁函数 clip 限制了  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$  的范围，为什么还需要使用 min 函数取最小呢？因为 min 函数的作用是确保优化器只向安全的方向上更新：

- 当  $ADV_t > 0$  时，当前动作的实际收益比预估收益高，此时我们希望提高该动作的概率，也就是让  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} > 1.0$ 。
  - 如果  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} \in [0.8, 1.2]$ ，说明变化不大，保留原始梯度；
  - 如果  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} > 1.2$ ，说明更新策略过大，使用 1.2 代替它；
  - 如果  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} < 0.8$ ，说明策略发生退化(反而降低了该动作概率)，这时候使用 0.8 代替它。但因为  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} < 0.8$  且  $ADV_t > 0$ ，所以求 min 运算之后，仍会使用  $ADV_t \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$ ，即 clip 不起作用。这种处理方式产生的结果是：当策略变差时，PPO 不会强制拉回，而是允许梯度继续反向传播去修正策略。
- 当  $ADV_t < 0$  时，当前动作的实际收益比预估收益低，此时我们希望降低该动作的概率，也就是让  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} < 1$ 。
  - 如果  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} \in [0.8, 1.2]$ ，说明变化不大，保留原始梯度；
  - 如果  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} > 1.2$ ，说明策略发生退化(反而提高了该动作的概率)，这时候使用 1.2 代替它。但因为此时  $ADV_t < 0$ ，求 min 运算之后，仍会使用  $ADV_t \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}$ ，即 clip 不起作用。这种处理方式产生的结果是：当策略变差时，PPO 不会强制拉回，而是允许梯度继续反向传播去修正策略；
  - 如果  $\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)} < 0.8$ ，说明策略更新过大(概率降的太低了)，这时候使用 0.8 代替它。

因此，剪裁实际上并不总是起作用，它只是在某些某些情况下其他保护作用，如防止降低概率过多。

#### (vii) Actor Loss 总结

基于上述步骤，我们最终建立起了一个损失函数：

$$Actor\_Loss = - \sum_{t \in response\_time} \min\{ADV_t \frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}, ADV_t \cdot \text{clip}(\frac{P(A_t|S_t)}{P_{origin}(A_t|S_t)}, 0.8, 1.2)\}$$

其中，

$$ADV_t = (R_t + \gamma V_{t+1} - V_t) + \gamma \cdot \lambda \cdot ADV_{t+1}$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P\_ref(A_t|S_t)} \right], \text{ when } t \neq n.$$

$$R_t = -kl\_ctl \times \left[ \log \frac{P(A_t|S_t)}{P\_ref(A_t|S_t)} \right] + R_t, \text{ when } t = n.$$

从最初的状态，我们对这个损失函数进行了如下的优化：

- 对  $R_t$  进行了优化，使其能够衡量 Actor Model 是否遵循了 Refer Model 的约束；
- 对  $ADV_t$  进行了优化，使其综合考虑了当前和未来的优势；
- 利用 1 个 batch 的数据进行 ppo\_epochs 次模型更新；
- 使用了“剪裁机制”控制模型参数更新的幅度。

## (2) Critic Loss

除了 Actor Model，我们还需要更新 Critic Model，所以也需要构建一个损失函数 Critic Loss：

$$Critic\_Loss = \sum_{t \in response\_time} [V_t - (R_t + \gamma V_{t+1})]^2$$

其中， $V_t$  表示 Critic Model 在  $t$  时刻的总收益预估(包括即时收益和未来收益)； $R_t + \gamma V_{t+1}$  是 Reward Model 计算出的即时收益  $R_t$  和 Critic Model 预估的未来收益  $V_{t+1}$  之和，是一个比  $V_t$  更接近  $t$  时刻真实收益的值。当然，也可以使用“优势”和“剪裁”等对这个损失函数进行进一步的优化。

## (2) Total Loss

在实际实现过程中，Actor Loss 和 Critic Loss 通常被加权合并到一起作为一个整体的损失函数进行优化：

$$Total\_Loss = Actor\_Loss + w_c \cdot Critic\_Loss$$

这样做的目的主要有：

- 简化训练过程，可以在一次前向传播和反向传播过程中同时更新策略网络(Actor Model)和价值网络(Critic Model)，提高计算效率；
- 灵活调整重要性，通过调整  $w_c$  的值可以控制策略学习和价值学习之间的平衡(如果环境的状态值函数相对容易学习或者不那么重要，可以选择较小的  $w_c$ ；反之，如果需要更精确的价值函数估计(比如在高方差环境中)，则可能需要选择较大的  $w_c$ )。

# DPO

DPO (Direct Preference Optimization ‘直接偏好优化) 是一种专为大语言模型(LLMs)设计的训练方法 ‘旨在使用人类偏好数据优化模型 ‘而无需使用复杂的强化学习方法(如PPO) 。DPO的特点主要有：

- 使用最大似然估计来优化策略；
- 不需要奖励模型也能学习出与人类偏好一致的最优策略；
- 与 RLHF 相比 ‘DPO 训练更加稳定和简化 ‘且性能与之相当。

在详细介绍 DPO 之前 ‘我们先了解一下几个概念。

- KL 散度 °KL 散度已经在前面反复多次提及 ‘它在 DPO 中主要用于限制模型的训练 ‘即最小化模型与参考模型之间的 KL 散度 ‘确保当前模型不会偏离参考模型太远 ‘从而保持模型的稳定性。
- Bradley-Terry 模型 °Bradley-Terry 模型是一种统计模型 ‘用于预测两个对象之间的胜负概率 °在 DPO 中 ‘它被用来估计人类偏好数据中一对对话的胜率 °Bradley-Terry 模型的核心假设是对每个对象  $O_i$  都对应有一个潜在的“强度”参数  $\lambda_i$  用于刻画对象  $O_i$  的“强度” °对于任意两个对象  $O_i$  和  $O_j$  ‘ $O_i$  对  $O_j$  的胜率  $P(i > j)$  可以表示为：

$$P(i > j) = \frac{\lambda_i}{\lambda_i + \lambda_j}$$

- 最大似然估计 °最大似然估计是一种常用的参数估计方法 ‘用于估计模型参数 °在 DPO 中 ‘它被用来估计人类偏好数据中一对对话的胜率 °以上面 Bradley-Terry 模型中的“强度”参数为例 ‘ $x_{i,j}$  是指示变量 ‘ $x_{i,j} = 1$  表示  $O_i$  胜过  $O_j$  ‘待估参数是  $\lambda$  ‘则似然函数是：

$$L(\lambda) = \prod_{i,j \in N} \left( \frac{\lambda_i}{\lambda_i + \lambda_j} \right)^{x_{i,j}} \left( \frac{\lambda_j}{\lambda_i + \lambda_j} \right)^{1-x_{i,j}}$$

## DPO 优化目标

### 奖励模型损失

假设  $y_w$  、 $y_l$  分别是人类偏好中的“优选”和“次优选” ‘根据 Bradley-Terry 模型 ‘我们可以得到  $y_w$  优于  $y_l$  的概率为：

$$P(y_w > y_l) = \frac{\lambda_w}{\lambda_w + \lambda_l}$$



那这里的  $\lambda_w$  和  $\lambda_l$  是什么？在 DPO 中，它们是奖励模型的分数  $r(x, y)$ 。进一步考虑到  $r(x, y)$  可能为负数，因此使用其指数形式  $e^{r(x, y)}$  来代替。所以，上式可以改写为：

$$P(y_w > y_l | x) = \frac{e^{r(x, y_w)}}{e^{r(x, y_w)} + e^{r(x, y_l)}} = \sigma(r(x, y_w) - r(x, y_l))$$

其中， $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$  是 logistic 函数。

对人类偏好数据集  $D = \{x^{(i)}, y_w^{(i)}, y_l^{(i)}\}_{i=1}^N$ ，其似然函数为：

$$L(r, D) = \prod_{(x, y_w, y_l) \sim D} \sigma(r(x, y_w) - r(x, y_l))$$

对似然函数两边取对数、负数并除以样本数(均值转换)，可以得到似然损失函数：

$$L_R(r_\phi, D) = -E_{(x, y_w, y_l) \sim D} [\log \sigma(r_\phi(x, y_w) - r_\phi(x, y_l))]$$

其中， $r_\phi$  是隐式奖励模型。

## 优化目标

目标函数可写为：

$$\max_{\pi_\theta} E_{x \sim D, y \sim \pi_\theta(y|x)} [r_\phi(x, y)] - \beta D_{KL} [\pi_\theta(y|x) || \pi_{ref}(y|x)]$$

其中， $D = \{x^{(i)}, y_w^{(i)}, y_l^{(i)}\}_{i=1}^N$  表示人类偏好数据集； $\pi_\theta(y|x)$  表示当前策略模型的输出分布； $\pi_{ref}(y|x)$  表示参考策略模型的输出分布； $r_\phi(x, y)$  表示隐式奖励模型输出； $\beta$  是一个超参数，用于控制KL散度损失对目标函数的影响程度。

上式可以这样理解：

- $x \sim D, y \sim \pi_\theta(y|x)$ ：对于一个策略  $\pi_\theta$  对应的动作输入  $x$  和输出  $y$ ， $x$  来自样本数据集  $D$ ， $y$  遵行概率分布  $\pi_\theta$ 。
- $\max_{\pi_\theta} E_{x \sim D, y \sim \pi_\theta(y|x)} [r_\phi(x, y)]$ ：找到一个策略  $\pi_\theta$  使得最终得分期望最高。
- $-\beta D_{KL} [\pi_\theta(y|x) || \pi_{ref}(y|x)]$ ：通过KL散度衡量策略  $\pi_\theta$  与参考策略  $\pi_{ref}$  的偏离程度，并通过乘以负数来惩罚两者之间的差异。

上式可以进一步转换为：

$$\max_{\pi_{\theta}} E_{x \sim D, y \sim \pi_{\theta}(y|x)} [r_{\phi}(x, y)] - \beta D_{KL} [\pi_{\theta}(y|x) || \pi_{ref}(y|x)] = \min_{\pi_{\theta}} E_{x \sim D} E_{y \sim \pi_{\theta}(y|x)} \left[ \log \frac{\pi_{\theta}(y|x)}{\frac{1}{Z(x)} \pi_{ref}(y|x)} \right]$$

其中，

$$Z(x) = \sum_y \pi_{ref}(y|x) e^{\frac{1}{\beta} r_{\phi}(x, y)}$$

进一步定义：

$$\pi^*(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \pi_{ref}(y|x) e^{\frac{1}{\beta} r_{\phi}(x, y)}$$

由于  $Z(x)$  与  $\pi$  无关，所以上式可进一步转换为：

$$\min_{\pi_{\theta}} E_{x \sim D} E_{y \sim \pi_{\theta}(y|x)} \left[ \log \frac{\pi_{\theta}(y|x)}{\frac{1}{Z(x)} \pi_{ref}(y|x) e^{\frac{1}{\beta} r_{\phi}(x, y)}} - \log Z(x) \right] = \min_{\pi} E_{x \sim D} [D_{KL}(\pi(y|x) || \pi^*(y|x))]$$

对于 KL 散度部分，当且仅当：

$$\pi_{\theta}(y|x) = \pi^*(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \pi_{ref}(y|x) e^{\frac{1}{\beta} r_{\phi}(x, y)}$$

时取最小值。

## 损失函数

根据上面 DPO 的优化目标可知：

$$\pi_{\theta}(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \pi_{ref}(y|x) e^{\frac{1}{\beta} r_{\phi}(x, y)}$$

变换后得到：

$$r_{\phi}(x, y) = \beta \log \frac{\pi_{\theta}(y|x)}{\pi_{ref}(y|x)} + \beta \log Z(x)$$

根据 Bradley-Terry 模型， $y_w$  优于  $y_l$  的概率为：

$$P(y_w > y_l|x) = \frac{1}{1 + e^{r_\phi(x, y_l) - r_\phi(x, y_w)}} = \frac{1}{1 + e^{\beta \log \frac{\pi_\theta(y_l|x)}{\pi_{ref}(y_l|x)} - \beta \log \frac{\pi_\theta(y_w|x)}{\pi_{ref}(y_w|x)}}}$$

因此模型损失函数为：

$$L_{DPO}(\pi_\theta; \pi_{ref}) = -E_{(x, y_w, y_l) \sim D} \left[ \log \sigma \left( \beta \log \frac{\pi_\theta(y_w|x)}{\pi_{ref}(y_w|x)} - \beta \log \frac{\pi_\theta(y_l|x)}{\pi_{ref}(y_l|x)} \right) \right]$$

其中， $\pi_\theta(y|x)$  是当前策略模型的输出分布； $\pi_{ref}(y|x)$  是参考策略模型的输出分布。通过该损失函数，模型优化胜出输出的生成概率，并减少劣势输出的输出概率。

## 主要流程

DPO 一般包括两步：

- 构建偏好数据集  $D$ 。对于每一个 prompt  $x$ ，生成一组候选回复  $y_w, y_l \sim \pi_{ref}(\cdot|x)$  并标注人类偏好(也可以使用公开的皮那好数据集)，得到  $D = \{x^{(i)}, y_w^{(i)}, y_l^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。
- 给定参考模型  $\pi_{ref}$  和人类偏好数据集  $D$ ，优化策略模型  $\pi_\theta$ ，使得损失函数  $L_{DPO}$  最小。