# Les Fondations Mathématiques de PPO

### 1 Ratio entre les politiques

Le ratio entre la nouvelle politique et l'ancienne est calculé comme suit:

$$r_t(\theta) = \frac{\pi_{\theta}(a_t|s_t)}{\pi_{\theta_{\text{old}}}(a_t|s_t)}$$

Ce ratio permet de comparer la probabilité qu'une action  $a_t$  soit choisie dans un état  $s_t$  entre la nouvelle politique  $\pi_{\theta}$  et l'ancienne  $\pi_{\theta_{\text{old}}}$ .

### 2 Avantage estimé

L'avantage est une mesure de la qualité d'une action donnée par rapport à l'état. Il est défini comme :

$$A(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) - V(s_t)$$

Dans la pratique, l'avantage  $A(s_t, a_t)$  est souvent approximé à l'aide des récompenses futures :

$$A(s_t, a_t) = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k} - V(s_t)$$

où  $\gamma$  est le facteur d'actualisation qui pondère les récompenses futures, et  $r_{t+k}$  représente la récompense obtenue après k étapes.

#### 3 Fonction objectif avec clipping

La fonction principale de PPO maximise la récompense totale tout en limitant les changements brusques dans la politique :

$$L^{\text{CLIP}}(\theta) = \mathbb{E}_t \left[ \min \left( r_t(\theta) A_t, \text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) A_t \right) \right]$$

Le terme  $\operatorname{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon)$  empêche le ratio  $r_t(\theta)$  de s'éloigner trop de 1, limitant ainsi les changements excessifs.

### 4 Fonction de perte pour la valeur

Le réseau de la valeur  $(V_{\phi})$  est entraîné à minimiser l'erreur quadratique entre la valeur prédite et la valeur cible :

$$L^{\text{value}}(\phi) = \mathbb{E}_t \left[ \left( V_{\phi}(s_t) - V_{\text{target}} \right)^2 \right]$$

Ici,  $V_{\text{target}}$  est la valeur cible calculée à partir des récompenses futures.

## 5 Pénalité d'entropie (optionnelle)

Pour encourager l'exploration, PPO peut ajouter un terme d'entropie à la fonction objectif :

$$L^{\text{entropy}}(\pi_{\theta}) = \mathbb{E}_t \left[ \mathcal{H}(\pi_{\theta}(\cdot|s_t)) \right]$$

où  $\mathcal{H}(\pi_{\theta})$  est l'entropie de la politique, définie comme :

$$\mathcal{H}(\pi_{\theta}) = -\sum_{a} \pi_{\theta}(a|s) \log \pi_{\theta}(a|s)$$

Ce terme favorise des politiques moins déterministes, permettant ainsi à l'agent d'explorer davantage.

### 6 Perte totale pour PPO

La perte totale combine trois termes:

- 1. La fonction objectif de la politique  $(L^{\text{CLIP}})$ .
- 2. La perte pour la valeur  $(L^{\text{value}})$ .
- 3. La régularisation d'entropie ( $L^{\text{entropy}}$ ).

L'expression mathématique de la perte totale est:

$$L(\theta, \phi) = L^{\text{CLIP}}(\theta) - c_1 L^{\text{value}}(\phi) + c_2 L^{\text{entropy}}(\pi_{\theta})$$

où  $c_1$  et  $c_2$  sont des coefficients qui pondèrent l'importance relative des termes.

### 7 Récompense totale attendue

L'objectif général de PPO est de maximiser les récompenses futures cumulées, actualisées avec un facteur  $\gamma$ :

$$J(\pi_{\theta}) = \mathbb{E}_{\tau \sim \pi_{\theta}} \left[ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^{t} r_{t} \right]$$

Ici,  $\tau \sim \pi_{\theta}$  indique que les trajectoires  $\tau$  sont générées en suivant la politique  $\pi_{\theta}$ .

# 8 Valeur cible

La valeur cible utilisée pour entraîner le réseau de la valeur est calculée comme:

$$V_{\text{target}} = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k}$$

Cette valeur représente la somme pondérée des récompenses futures que l'agent peut espérer à partir de l'état  $s_t$ .