

# Projet S7 : Modélisation du Pentago

JEU DE PLATEAU SIMULÉ

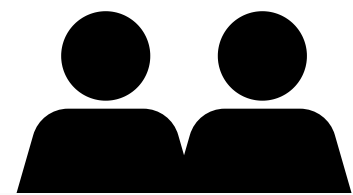
---



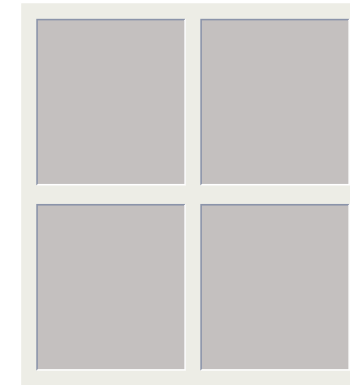
**HAOUD Hanane**

# Introduction

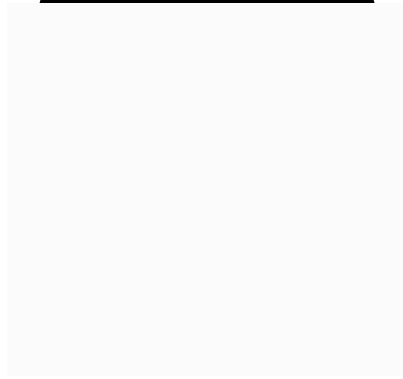
Les règles du jeu de Pentago



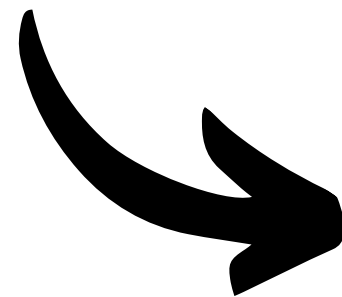
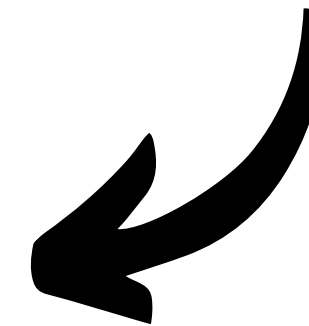
**2 joueurs**



**4 quadrants  
de 3X3 cases**



- **Pose une bille**
- **Rotation de 90° (horaire ou anti-horaire d'un quadrant)**

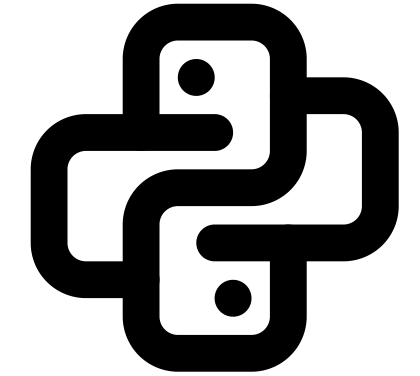


**Vainqueur: Aligne 5 billes à la  
fin de son tour**



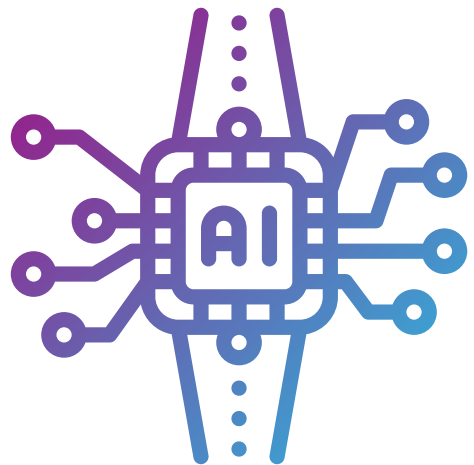
# Introduction

Cadre et objectif du projet



Utiliser le langage Python pour simuler le jeu:

- Avoir une interface graphique (Pygame)
- Faire des parties informatisées
- Avoir un adversaire capable de réfléchir au prochain coup  
(IA)
- Parties fluides et dynamiques



# Sommaire

**1.**

## **Modélisation du jeu simple**

Outils mathématiques  
Interface graphique

**2.**

## **Approche Minimax avec Alpha-Bêta pruning**

Explication  
Tests

**3.**

## **Approche Q-learning**

Explication  
Tests

**4.**

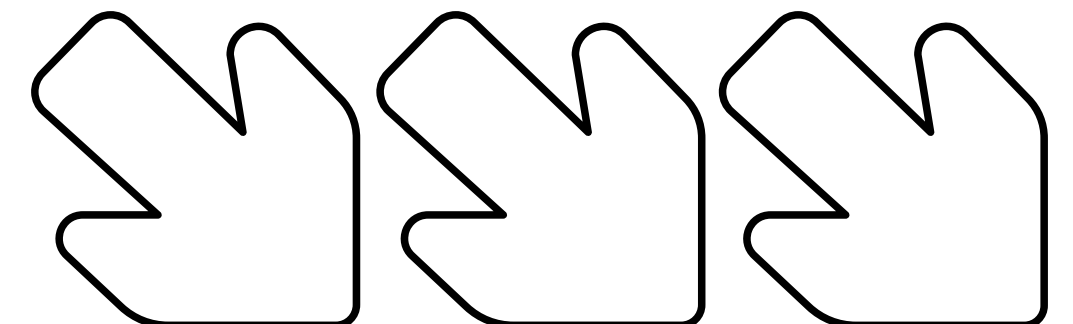
## **Comparaison des approches**

Performances

**5.**

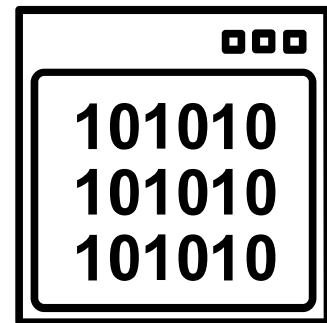
## **Conclusion**

Résumé des résultats  
Amélioration et travail futur

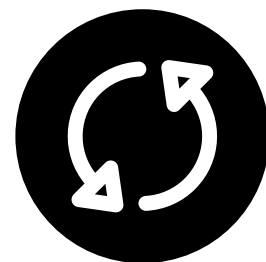


# Modélisation du jeu

Partie entre deux joueurs réels



Plateau (board) : Matrice numpy  
Mise à jour, réaffichée à chaque tour



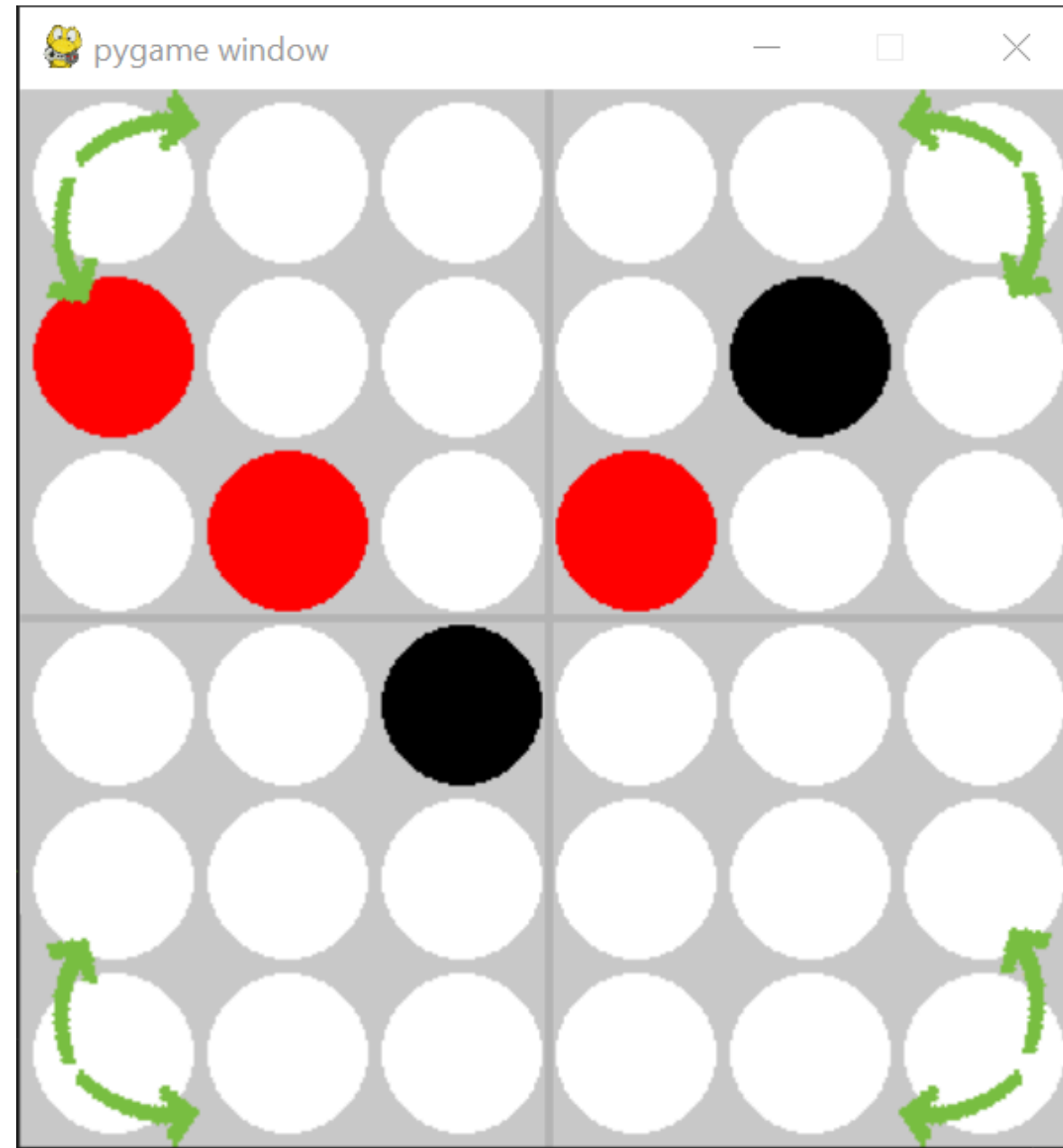
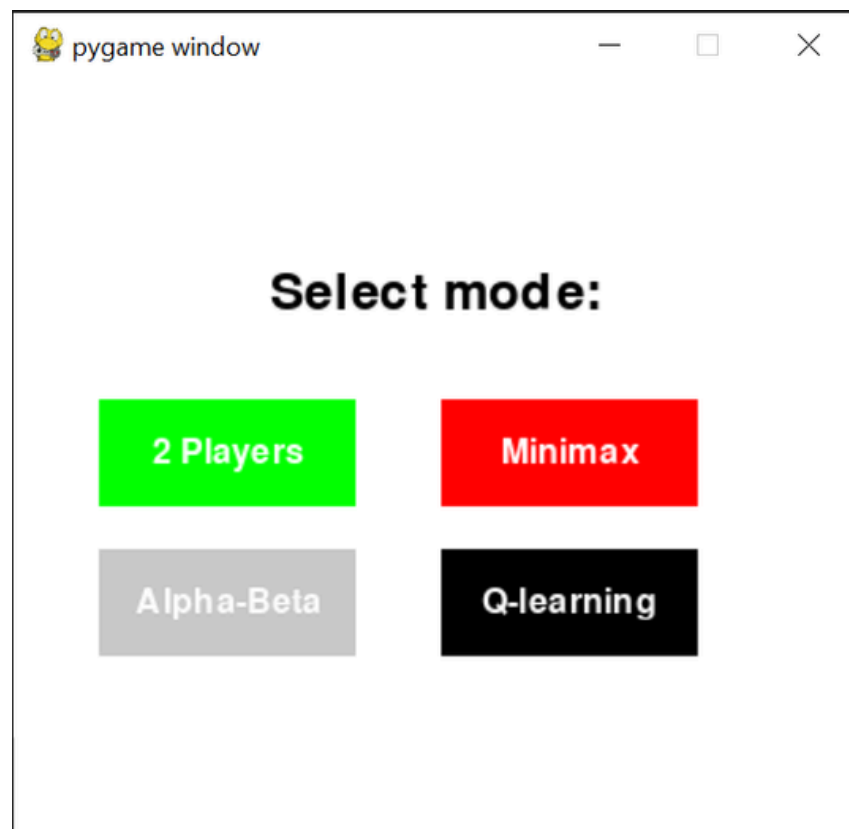
Rotation des quadrants:  
Rotation numpy des matrices  
divisées de la matrices board



Vérification du gagnant:  
Check des configurations gagnantes  
possibles appliquées au plateau

# Modélisation du jeu

## Interface graphique

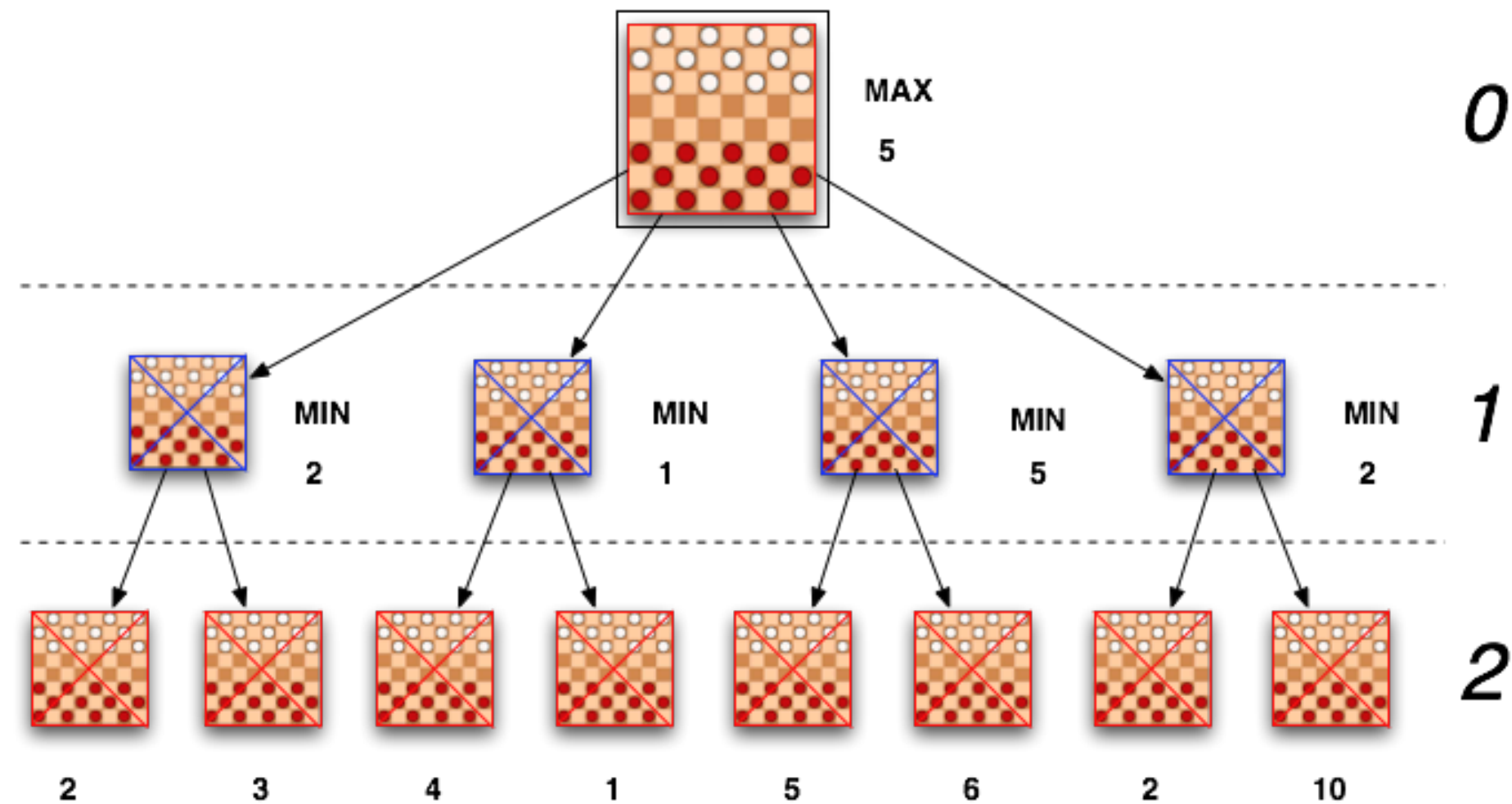


GUI Pygame:

- Trace le plateau vide
- Met à jour l'affichage à chaque tour
- Affiche les flèches cliquables pour tourner les quadrants

# Minimax

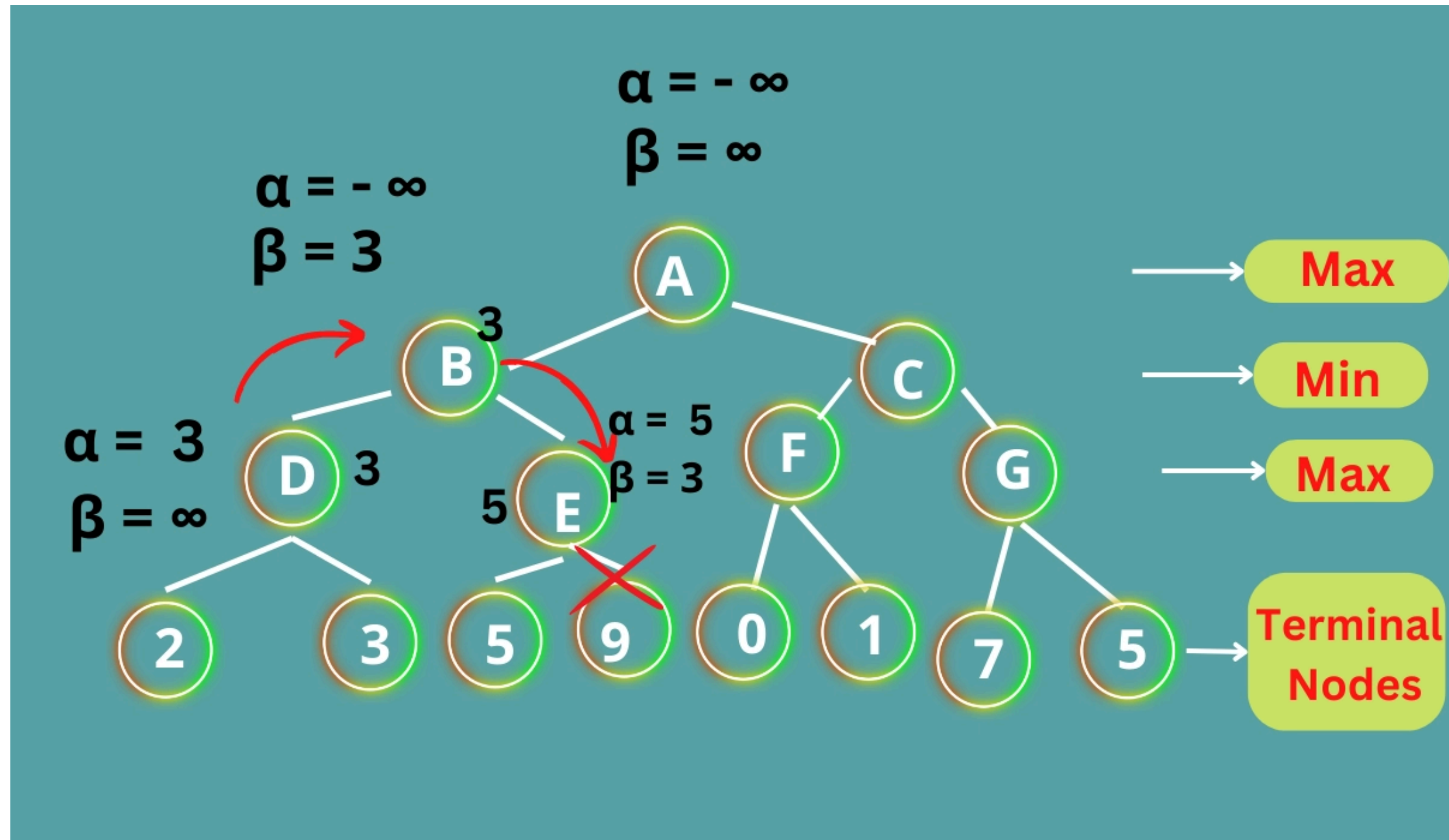
Partie contre un algorithme de recherche



Principales caractéristiques : fonction d'évaluation  $h$ ,  
max ou min des successeurs

# Alpha-Bêta Pruning

Partie contre un algorithme de recherche





# Minimax Alpha-Bêta

## Résultats

Rapidité Minimax seul : jeu impossible



Minimax avec Alpha Bêta Pruning:

- Coup de l'adversaire joué en environ 2 minutes avant amélioration de la fonction d'évaluation et de parcours de l'arbre
- Moins long en améliorant la fonction mais toujours assez lent
- Possible de gagner contre l'algorithme en réfléchissant

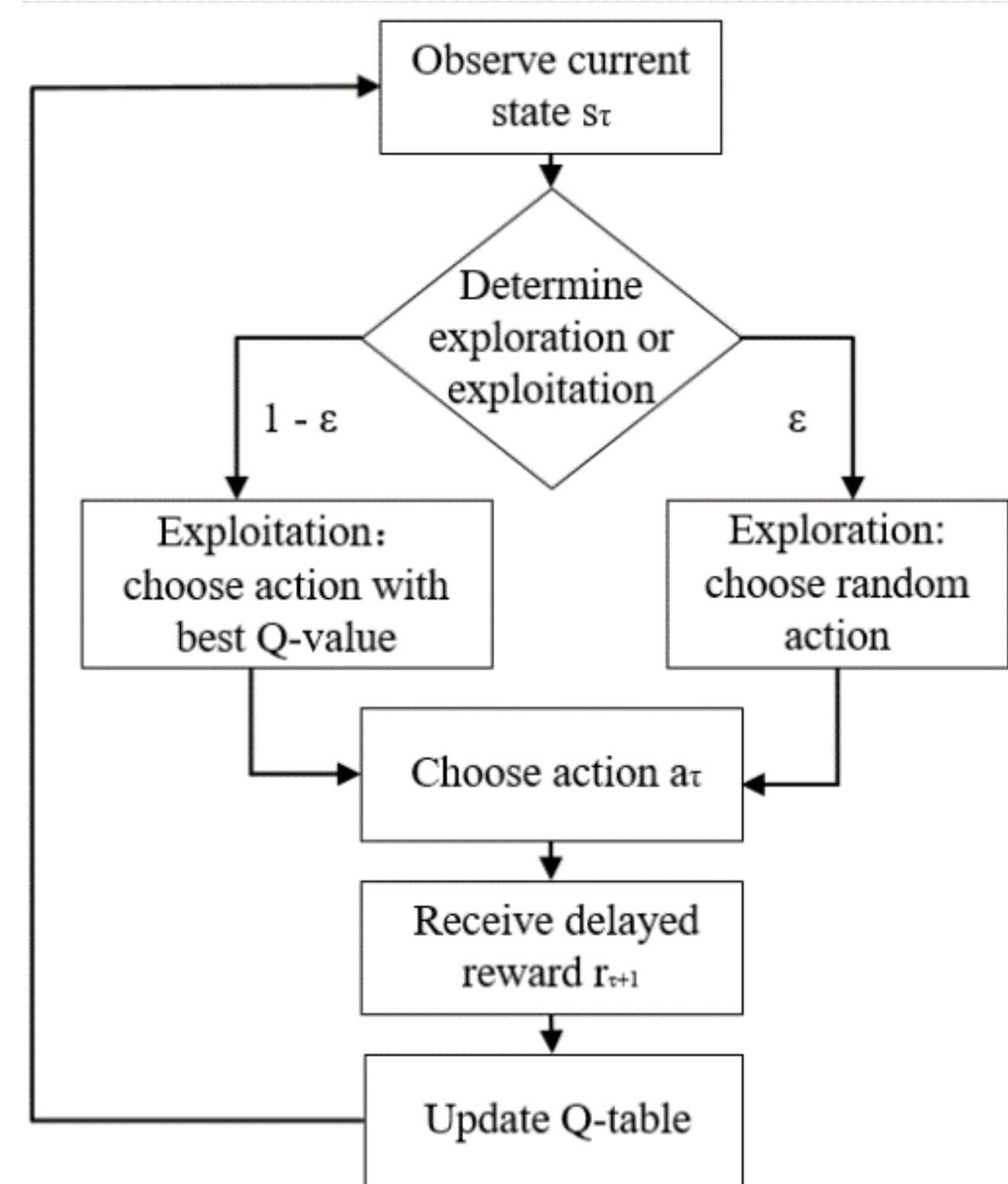
# Q-learning

Partie contre un algorithme d'apprentissage

$$\text{New } Q(s,a) = Q(s,a) + \alpha [R(s,a) + \gamma \max_{a'} Q'(s',a') - Q(s,a)]$$

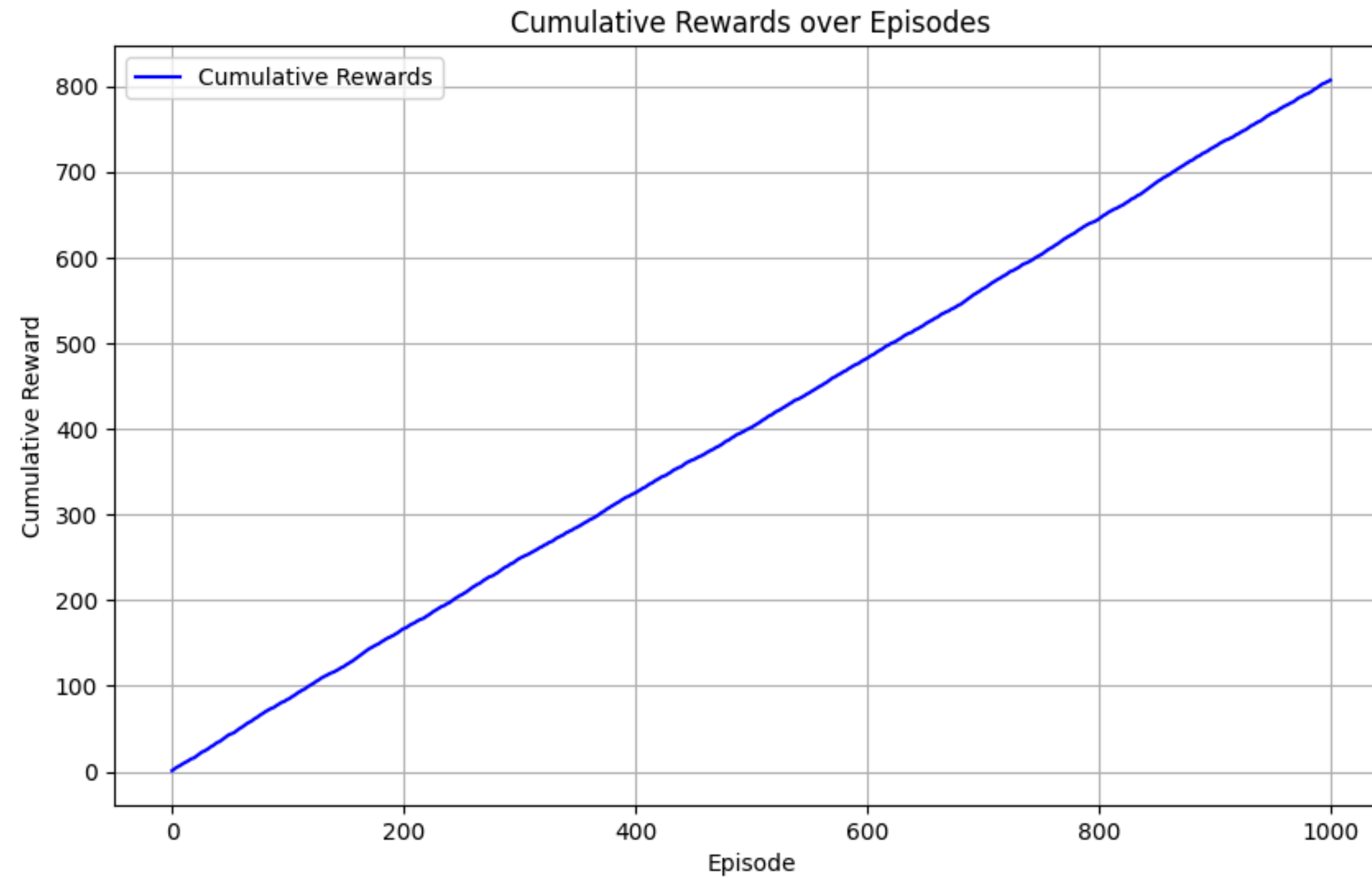
Diagram illustrating the Q-learning update equation with labels:

- New  $Q(s,a)$** : New Q value for the state and action
- $Q(s,a)$** : Current Q values
- $\alpha$** : Learning Rate
- $R(s,a)$** : Reward for taking an action in a state
- $\gamma$** : Discount Rate
- $\max_{a'} Q'(s',a')$** : Maximum expected future reward
- $Q(s,a)$** : Current Q values



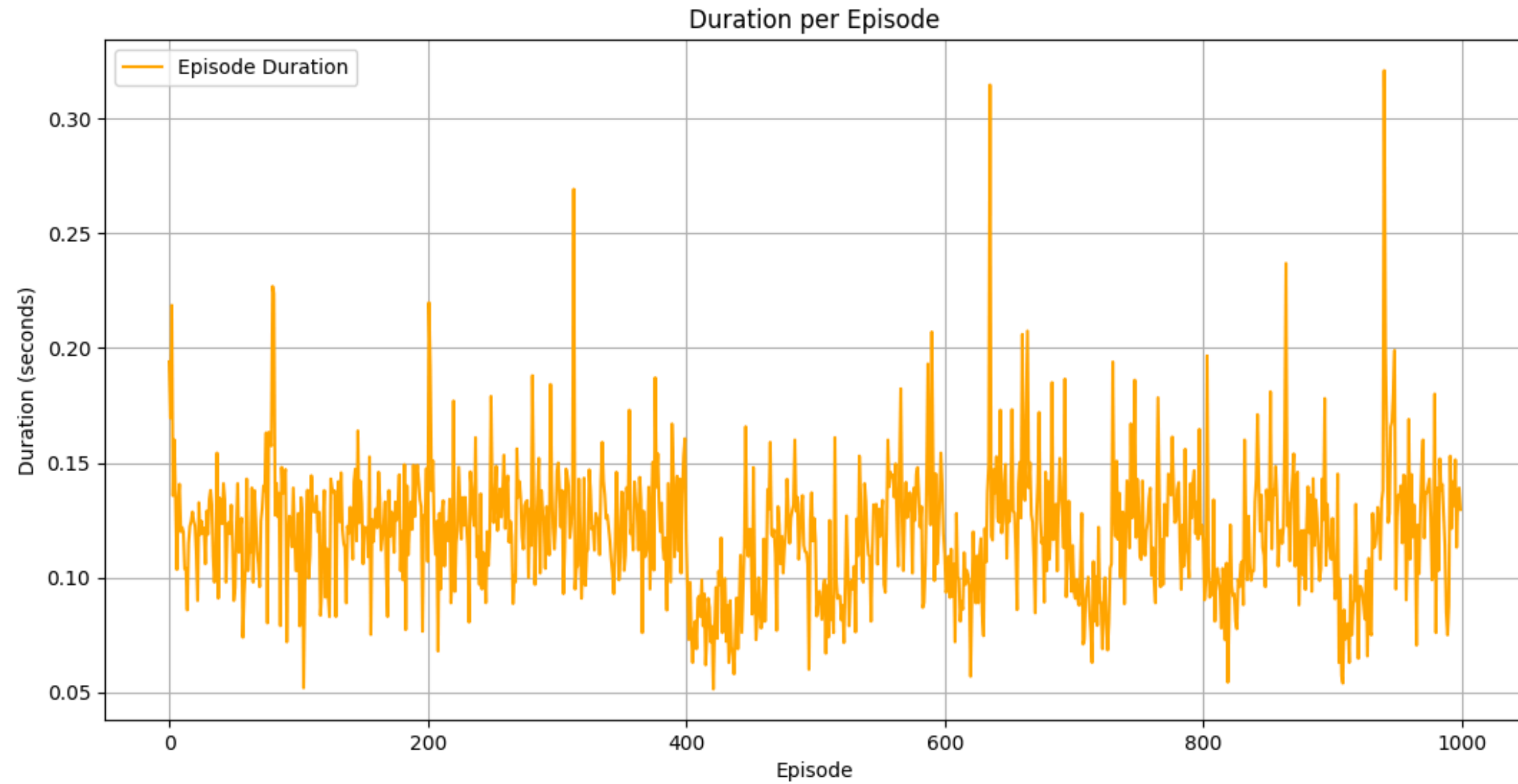
# Q-learning

## Résultats



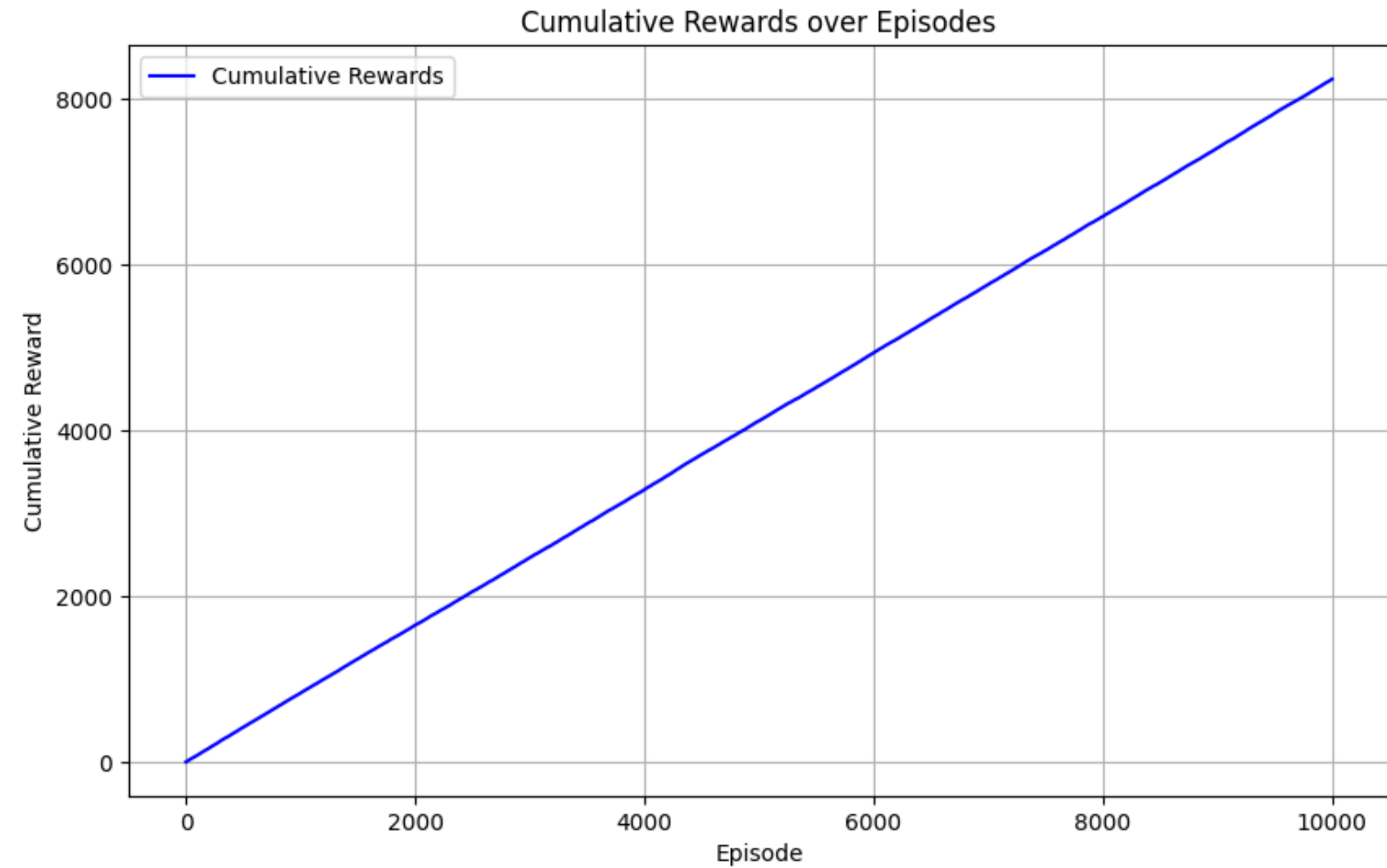
# Q-learning

## Résultats



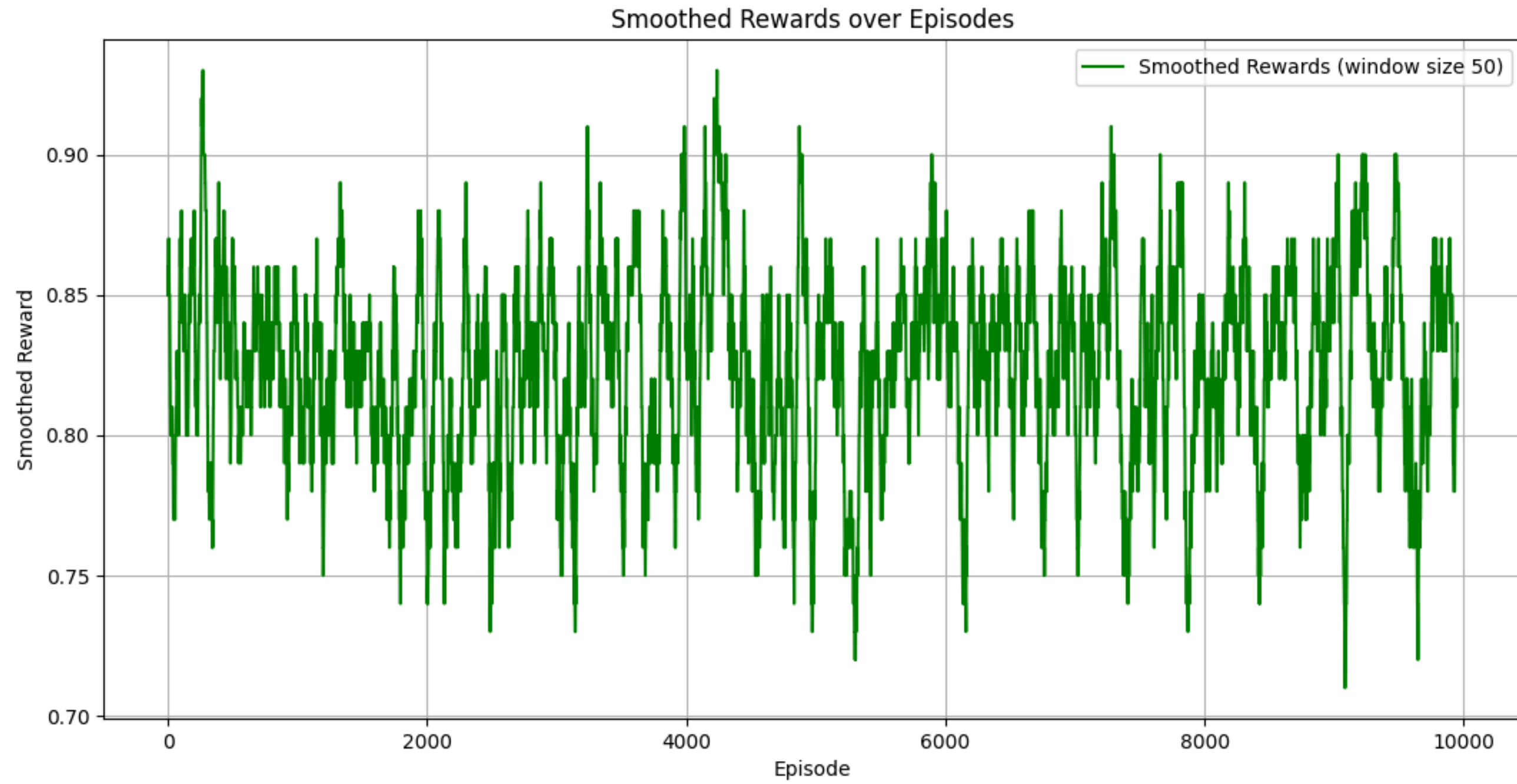
# Q-learning

## Résultats



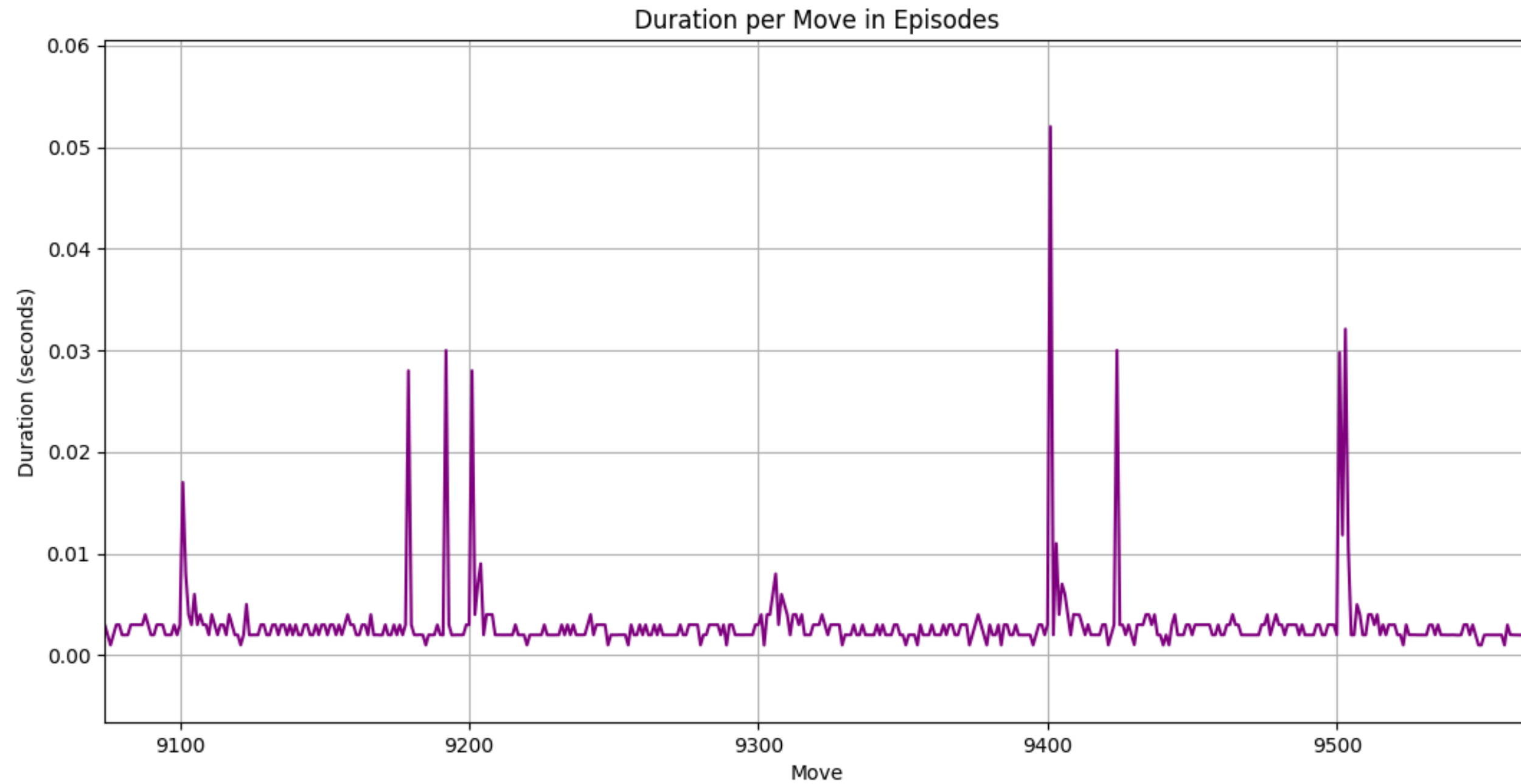
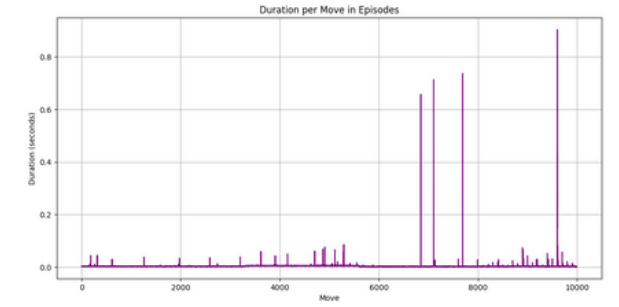
# Q-learning

## Résultats



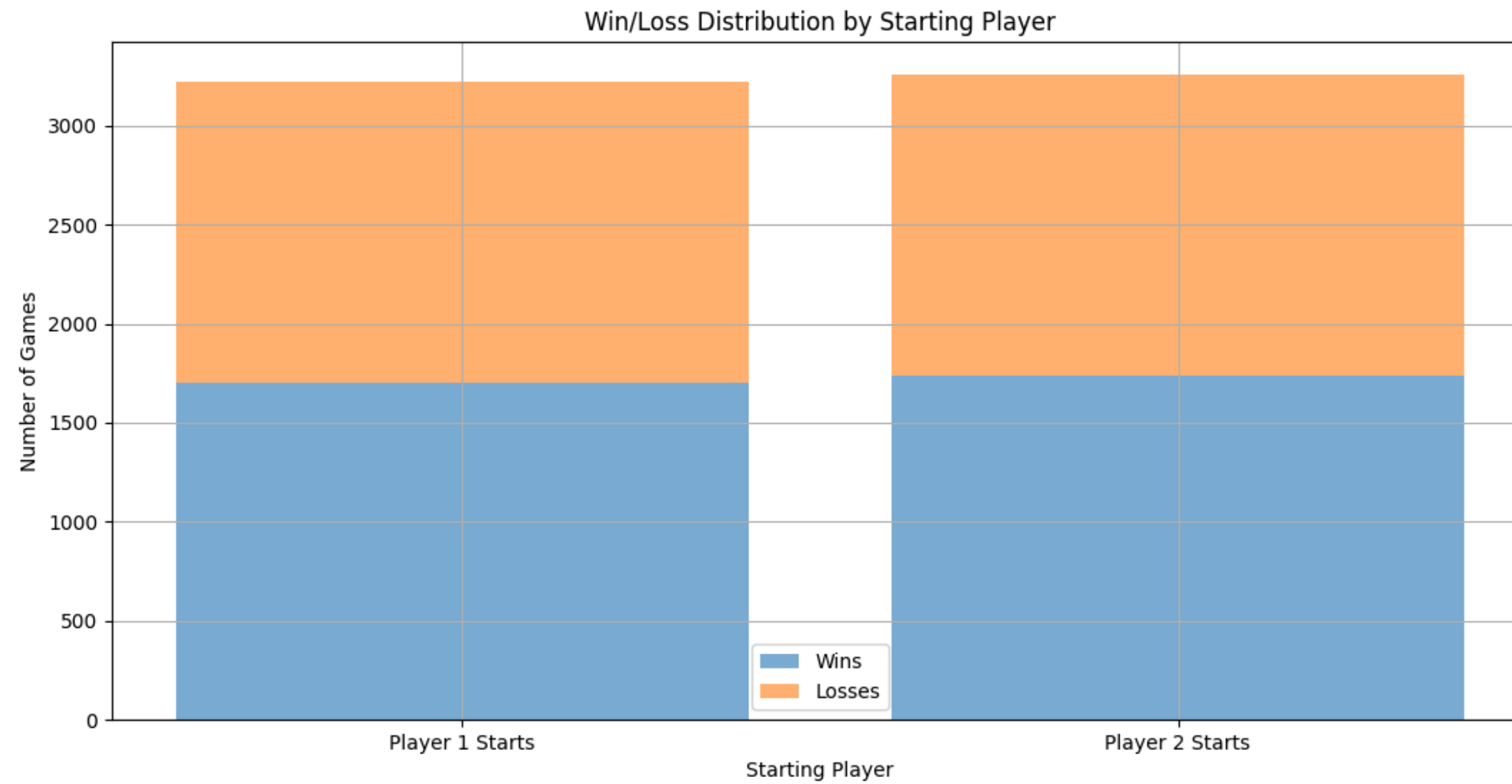
# Q-learning

## Résultats



# Q-learning

## Résultats





# Comparaison

**Partie contre un algorithme de recherche**

Bien que l'on attende de meilleures performances obtenues plus simplement par l'algorithme minimax Alpha-Bêta, la difficulté d'implémentation d'une fonction d'évaluation ralentit cet algorithme.

Le Q-learning donne des performances bien meilleures, cependant il demande du temps avant d'être compétitif, il est encore possible de gagner en réfléchissant mais les améliorations sont visibles d'épisodes en épisodes.

# Conclusion

## Travail futur

- Amélioration de la fonction d'évaluation
- Entraînement du modèle et ajout de réseau de neurones
- Implémentation d'une partie multijoueurs
- Optimisation de performances plus poussée (calcul parallèle) et pas seulement optimisation de la façon de coder

**Merci pour votre  
attention**