7113056035 資工碩一 張朝翔

📘 專題報告：Gridworld 隨機策略下的價值函數可視化系統

一、專題名稱

Gridworld 隨機策略的價值評估與視覺化分析系統

二、動機與背景

強化學習（Reinforcement Learning）是一種使智能體透過試誤方式學習最佳行動的技術。其中「價值函數」描述了智能體從某個狀態出發，根據特定策略所能獲得的期望報酬。在本專題中，我們以經典的 Gridworld 環境為例，探討在**隨機策略（Random Policy）**下，如何計算並可視化各個狀態的價值函數，並透過網頁介面與互動操作使學習更直觀。

三、系統目標

- 實作 Gridworld 網格環境
- 使用固定的**隨機策略**（上下左右等機率）
- 計算各個狀態下的**期望折扣報酬**（即價值函數）
- 前端顯示價值表與隨機策略（四個方向箭頭）
- 支援動態調整網格大小、起點、終點、障礙物

四、系統架構

```
/project-root
├── app.py          # Flask 後端，負責策略評估與 API 處理
├── templates/
│   └── index.html # 前端主頁，含網格繪製與事件處理
├── static/
│   └── styles.css # 網格樣式與排版設計
```

- **後端框架：** Flask
- **前端技術：** HTML、CSS、JavaScript（無需框架）
- **數值處理：** NumPy

五、核心方法

1. 隨機策略定義

每個狀態下，四個方向（↑ ↓ ←→）的選擇機率皆為 0.25。

2. 策略評估公式

使用以下公式對所有非終點與非障礙狀態反覆計算，直到收斂：

$$V(s) = \sum_{a \in A} \pi(a|s) \left[R(s,a) + \gamma V(s') \right]$$

其中：

- R(s,a)=−1R(s,a) = -1R(s,a)=−1：每步懲罰
- γ=0.9\gamma = 0.9γ=0.9：折扣因子
- 終點與障礙物不參與計算

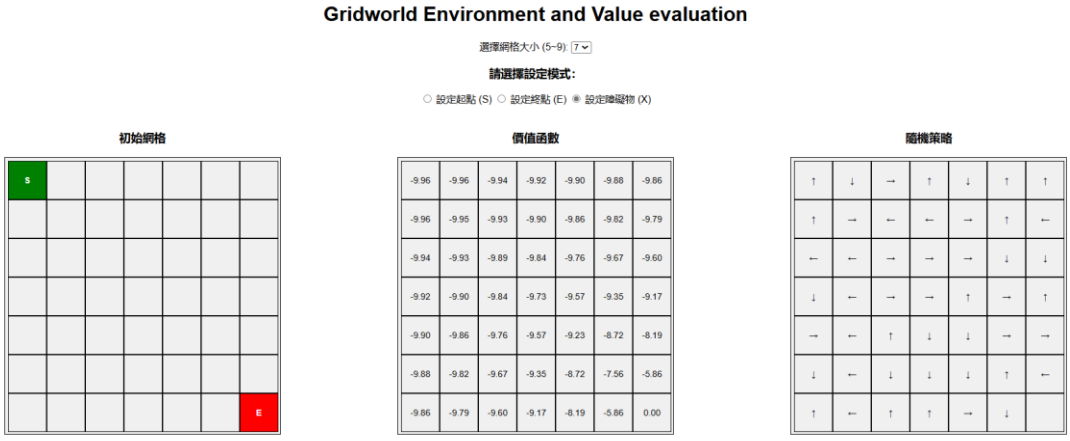
3. 視覺化策略

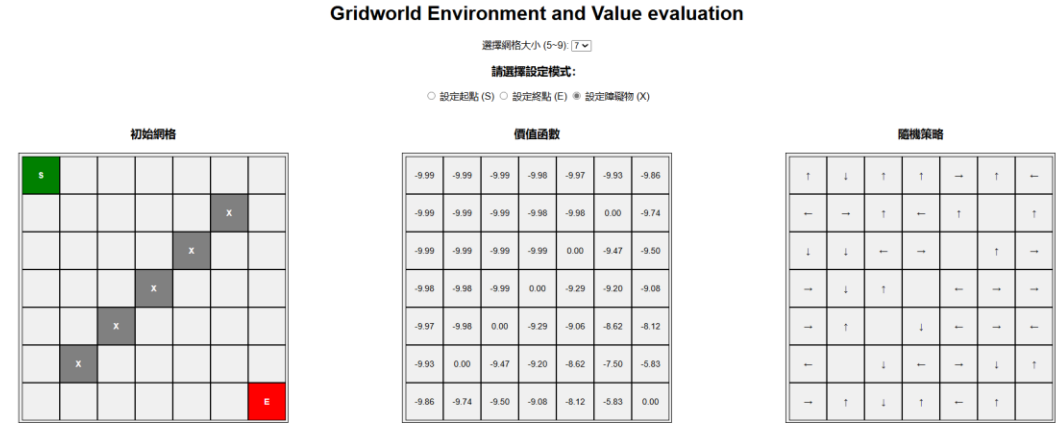
每個格子顯示隨機取樣的一個方向，表示智能體在此狀態下會隨機選擇四個方向之一。

六、功能與操作介面

- 網格大小選擇：5x5 ~ 9x9
- 設定起點、終點、障礙物（點擊格子）
- 自動更新策略與價值函數
- 三個視圖：
    1. 初始網格（含起終點與障礙）
    2. 價值函數顯示（浮點數）
    3. 隨機策略方向（隨機取樣箭頭）

七、展示截圖





八、實驗觀察與結果

- 價值函數數值呈現漸進遞減，終點附近的格子價值較高（懲罰少）
- 隨機策略下無法最短抵達終點，但平均距離可由價值觀察
- 增加障礙會影響周圍格子的值，顯示出環境變化敏感性

九、未來展望

- 支援更多策略（如 ε-greedy、手動策略）
- 加入路徑模擬（從某點模擬執行策略）
- 可視化策略機率（以箭頭透明度或長度表示機率）

十、結論

本系統透過策略評估實作與網頁視覺化，讓使用者能清楚理解在**非最佳策略（隨機策略）**下，價值函數如何呈現各狀態的潛在長期回報。此專題不僅加深了對強化學習基本概念的理解，也訓練了前後端整合與視覺設計的實作能力。