中山大学计算机院本科生实验报告 (2024学年秋季学期)

课程名称:强化学习与博弈论

批改人:

| 实验 | Assignment1 | 专业(方向) | 计算机科学与技术计科一班 |
|-------|---------------------------|--------|--------------|
| 学号 | 21307099 | 姓名 | 李英骏 |
| Email | liyj323@mail2.sysu.edu.cn | 完成日期 | 2024年11月19日 |

目录

| 1 | 实验 | :目的 | | 2 | |
|-------------|-----|-------|--------------|---|--|
| 2 实验过程和核心代码 | | | | | |
| | 2.1 | MDP d | lefinition | 2 | |
| | 2.2 | 价值迭 | · 代算法 | 2 | |
| | | 2.2.1 | 价值函数 | 3 | |
| | | 2.2.2 | Bellman 最优方程 | 3 | |
| | | 2.2.3 | 算法步骤 | 3 | |
| 3 | 实验 | :结果 | | 4 | |
| 4 | 实验 | 感想 | | 5 | |

1 实验目的

Solve the Maze Problem using Value Iteration. Code has already been uploaded to GitHub

2 实验过程和核心代码

2.1 MDP definition

- S: 迷宫中的所有可行走位置。
- *A*: NESW四个方向。
- P: 动作导致的状态转移是确定性的。
- R: 每一步的奖励为 -1。
- γ: 设为 1.0, 因为我们希望最小化步数(总惩罚)。

即代码如下部分:

图 1:

2.2 价值迭代算法

价值迭代算法是一种动态规划算法,用于求解MDP的最优策略。其核心思想是通过迭代地更新每个状态的价值函数,直到收敛到最优价值函数,然后从中导出最优策略。

2.2.1 价值函数

- 状态价值函数 (V): 表示在状态 s 下,按照最优策略所能获得的期望累积奖励。
- 动作价值函数 (Q): 表示在状态 s 下,采取动作 a,然后按照最优策略所能获得的期望累积奖励。

2.2.2 Bellman 最优方程

价值迭代算法基于 Bellman 最优方程:

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

其中:

- V(s): 状态 s 的价值。
- R(s,a): 在状态 s 下采取动作 a 获得的即时奖励。
- γ: 折扣因子。
- P(s'|s,a): 从状态 s 采取动作 a 转移到状态 s' 的概率。
- V(s'): 下一状态 s' 的价值。

2.2.3 算法步骤

Algorithm 1 价值迭代算法

- 1: Initialize V(s) for all states s
- 2: repeat
- 3: $\Delta \leftarrow 0$
- 4: **for** each state s **do**
- 5: $v \leftarrow V(s)$
- 6: $V(s) \leftarrow \max_{a \in A(s)} \left[R(s, a) + \gamma \sum_{s'} P(s'|s, a) V(s') \right]$
- 7: $\Delta \leftarrow \max(\Delta, |v V(s)|)$
- 8: end for
- 9: **until** $\Delta < \theta$

对应代码的如下部分:

```
while (!isValueStable) {
   double delta = 0.0;
    for (int s = 0; s < numStates; ++s) {</pre>
        int x = states[s].first;
        int y = states[s].second;
        if (x == endX && y == endY) {
        double maxActionValue = -std::numeric_limits<double>::infinity();
        for (int a = 0; a < numActions; ++a) {</pre>
            int newX = x + actions[a][0];
int newY = y + actions[a][1];
            if (!isValid(newX, newY)) {
                newX = x;
newY = y;
            int sPrime = getStateIndex(newX, newY);
            double reward = -1.0;
            double actionValue = reward + GAMMA * V[sPrime];
            if (actionValue > maxActionValue) {
                maxActionValue = actionValue;
                 policy[s] = a;
        V[s] = maxActionValue;
        delta = std::max(delta, std::abs(v - V[s]));
    if (delta < THETA) {</pre>
        isValueStable = true;
```

图 2:

3 实验结果

```
Optimal Policy:
* * * * * * * *
* E E E E E S *
 N * *
       N *
           S *
 NW
     * *
          SW
      ₩ *
    N
          S * *
  S *
      N *
            S *
* E E N W
          * E
* * * * * * * *
```

```
Optimal Policy:

* * * * * * * * * *

* F E E E E S *

E N * * N * S *

* N W * * S * *

* S * N * E S *

* E E N W * E E

* * * * * * * *
```

图 3: 输出

图 4: 规划路线

4 实验感想

在本次实验中,我深入了解了强化学习中的价值迭代算法及其在迷宫问题中的应用。通过将理论知识与实践相结合,我不仅掌握了如何定义马尔可夫决策过程(MDP),还实践了价值迭代算法的实现。这种算法通过不断更新状态价值函数,最终收敛到最优策略,反映了动态规划在强化学习中的重要性。