

#### Навчання з підкріпленням

Лекція 5: Планування за допомогою динамічного програмування

Кочура Юрій Петрович iuriy.kochura@gmail.com @y\_kochura

### Сьогодні

- Вступ
- Оцінка стратегії
- Ітерація стратегії

### Вступ

Динамічний: послідовний або часовий компонент задачі

- лінійне програмування
- нелінійне програмування

Динамічний: послідовний або часовий компонент задачі

Програмування: оптимізація задачі (наприклад, стратегії)

- лінійне програмування
- нелінійне програмування

• Метод вирішення складних задач

Динамічний: послідовний або часовий компонент задачі

- лінійне програмування
- нелінійне програмування

- Метод вирішення складних задач
- Шляхом розбиття їх на підзадачі

Динамічний: послідовний або часовий компонент задачі

- лінійне програмування
- нелінійне програмування

- Метод вирішення складних задач
- Шляхом розбиття їх на підзадачі
  - Розв'язати підзадачі

Динамічний: послідовний або часовий компонент задачі

- лінійне програмування
- нелінійне програмування

- Метод вирішення складних задач
- Шляхом розбиття їх на підзадачі
  - Розв'язати підзадачі
  - Об'єднати рішення підзадач

- Оптимальна підстуктура
  - Виконуєтсья принцип оптимальності

- Оптимальна підстуктура
  - Виконуєтсья принцип оптимальності
  - Оптимальне рішення можна розкласти на підзадачі

- Оптимальна підстуктура
  - Виконуєтсья принцип оптимальності
  - Оптимальне рішення можна розкласти на підзадачі
- Перекриття підзадач
  - Підзадачі повторюються багато разів

- Оптимальна підстуктура
  - Виконуєтсья принцип оптимальності
  - Оптимальне рішення можна розкласти на підзадачі
- Перекриття підзадач
  - Підзадачі повторюються багато разів
  - Розв'язок можна зберегти та повторно використовувати

- Оптимальна підстуктура
  - Виконуєтсья принцип оптимальності
  - Оптимальне рішення можна розкласти на підзадачі
- Перекриття підзадач
  - Підзадачі повторюються багато разів
  - Розв'язок можна зберегти та повторно використовувати
- Марковський процес прийняття рішень задоволяняє обидві властивості
  - Рівняння Беллмана дає рекурсивне розкладання

- Оптимальна підстуктура
  - Виконуєтсья принцип оптимальності
  - Оптимальне рішення можна розкласти на підзадачі
- Перекриття підзадач
  - Підзадачі повторюються багато разів
  - Розв'язок можна зберегти та повторно використовувати
- Марковський процес прийняття рішень задоволяняє обидві властивості
  - Рівняння Беллмана дає рекурсивне розкладання
  - Функція цінності зберігає та повторно використовує рішення

Приклад

[ipynb]

### Планування за допомогою динамічного програмування

- Динамічне програмування передбачає повне знання MDP
- Використовується для планування в МDР
- Для передбачення:
  - $\circ$  Вхід: MDP  $\langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{P}, \mathcal{R}, \gamma \rangle$  та стратегія  $\pi$  або: MRP  $\langle \mathcal{S}, \mathcal{P}^\pi, \mathcal{R}^\pi, \gamma \rangle$
  - $\circ$  Вихід: функція цінності  $v_{\pi}$
- Або для управління:
  - $\circ$  Вхід: MDP  $\langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{P}, \mathcal{R}, \gamma 
    angle$  Вихід: оптимальна функція цінності  $v_*$

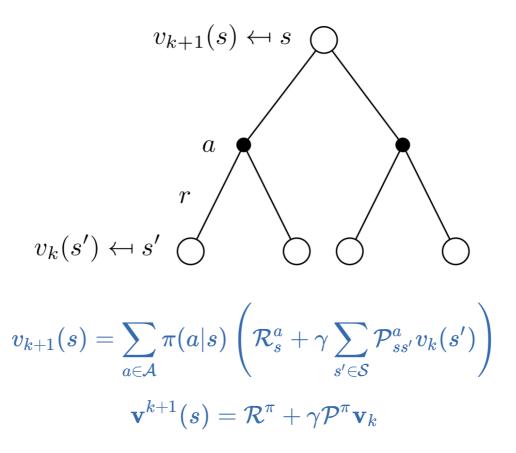
# Інші застосування динамічного програмування

Динамічне програмування використовується для вирішення багатьох інших проблем, наприклад:

- Алгоритми планування (Scheduling algorithms)
- Алгоритм рядка (String algorithms), напр. вирівнювання послідовності
- Алгоритми на графах (Graph algorithms), напр. алгоритми пошуку найкоротшого шляху
- Графова модель (Graphical models), напр. алгоритм Вітербі
- Біоінформатика, напр. граткові моделі

- ullet Задача: оцінити дану стратегію  $\pi$
- Розв'язок: ітеративна оцінка рівняння Беллмана
- $ullet v_1 
  ightarrow v_2 
  ightarrow \cdots 
  ightarrow v_\pi$

- ullet Задача: оцінити дану стратегію  $\pi$
- Розв'язок: ітеративна оцінка рівняння Беллмана
- $ullet v_1 o v_2 o \cdots o v_\pi$
- Синхронна оцінка:
  - $\circ~$  На кожній ітерації k+1
  - $\circ$  Для всіх станів  $s \in \mathcal{S}$
  - $\circ$  Оновити  $v_{k+1}(s)$  з  $v_k(s')$
- ullet Збіжність до  $v_\pi$  буде доведена пізніше



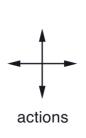
Input  $\pi$ , the policy to be evaluated

#### Iterative Policy Evaluation, for estimating $V \approx v_{\pi}$

```
Algorithm parameter: a small threshold \theta > 0 determining accuracy of estimation Initialize V(s) arbitrarily, for s \in \mathbb{S}, and V(terminal) to 0

Loop:
\Delta \leftarrow 0
Loop for each s \in \mathbb{S}:
v \leftarrow V(s)
V(s) \leftarrow \sum_{a} \pi(a|s) \sum_{s',r} p(s',r|s,a) \big[ r + \gamma V(s') \big]
\Delta \leftarrow \max(\Delta,|v-V(s)|)
until \Delta < \theta
```

#### Приклад



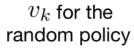
	1	2	3
4	5	6	7
8	9	10	11
12	13	14	

 $R_t = -1$  on all transitions

- ullet Епізодичний MDP без знецінювання ( $\gamma=1$ )
- ullet Нетермінальні стани:  $\mathcal{S}=1,\cdots,14$
- ullet Чотири дії можливі для кожного стану:  $\mathcal{A} = \operatorname{left}, \operatorname{right}, \operatorname{up}, \operatorname{down}$
- Термінальні стани позначені сірим кольором (два квадрати)
- Дії, що виходять із сітки, залишають стан без змін
- Винагорода становить -1, доки не буде досягнуто термінального стану
- Агент дотримується стратегії:

$$\pi(n|\cdot)=\pi(s|\cdot)=\pi(e|\cdot)=\pi(w|\cdot)=0.25$$

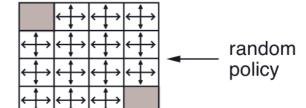
#### Ітеративна оцінка стратегії



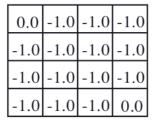
greedy policy w.r.t.  $v_k$ 

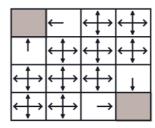


0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0



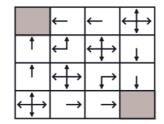
$$k = 1$$





k = 2

0.0	-1.7	-2.0	-2.0
-1.7	-2.0	-2.0	-2.0
-2.0	-2.0	-2.0	-1.7
-2.0	-2.0	-1.7	0.0



#### Ітеративна оцінка стратегії

$$k = 3$$

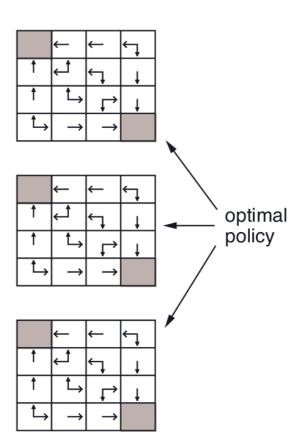
0.0	-2.4	-2.9	-3.0
-2.4	-2.9	-3.0	-2.9
-2.9	-3.0	-2.9	-2.4
-3.0	-2.9	-2.4	0.0

$$k = 10$$

0.0	-6.1	-8.4	-9.0
-6.1	-7.7	-8.4	-8.4
-8.4	-8.4	-7.7	-6.1
-9.0	-8.4	-6.1	0.0

$$k = \infty$$

0.0	-14.	-20.	-22.
-14.	-18.	-20.	-20.
-20.	-20.	-18.	-14.
-22.	-20.	-14.	0.0



### Ітерація стратегії

### Як вдосконалити стратегію?

ullet Дано стратегію  $\pi$ 

#### Як вдосконалити стратегію?

- ullet Дано стратегію  $\pi$ 
  - $\circ$  Оцінка стратегії  $\pi$ :

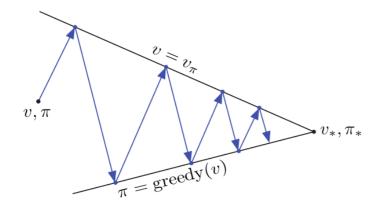
$$v(s) = \mathbb{E}\left[ R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + \cdots \mid S_t = s 
ight]$$

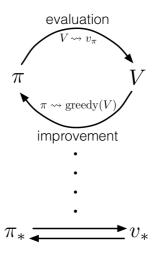
 $\circ$  Вдосконалення стратегії, діючи жадібно щодо  $v_{\pi}$ :

$$\pi' = \operatorname{greedy}(v_\pi)$$

- У розглянутому попередньому прикладі вдосконалена стратегія була оптимальною:  $\pi' = \pi_*$
- У загальному випадку потрібно виконати більше ітерацій вдосконалення стратегії
- Процес ітеративної оцінки стратегії завжди збігається до  $\pi_*$

#### Ітерація стратегії





- ullet Оцінка стратегії: обчислення  $v_\pi$ 
  - Ітеративна оцінка стратегії
- ullet Вдосконалення стратегії: отримання  $\pi' \geq \pi$ 
  - Жадівне вдосконалення стратегії

### Кінець

### Приклад

[Динамічне програмування vs Монте-Карло]

### Література

- David Silver, Lecture 3: Planning by Dynamic Programming
- R. S. Sutton and A. G. Barto: Reinforcement Learning: An Introduction. Ch. 4 Dynamic Programming