- Równania Bellmana można rozwiązać analitycznie.
- Złożoność obliczeniowa sięga $O(n^3)$ gdzie n oznacza liczbę stanów.
- W przypadku rozwiązywania dużych problemów istnieje wiele metod iteracyjnych:
 - Exhaustive search
 - Programowanie dynamiczne
 - Metody Monte Carlo
 - Temporal Difference Learning

- Dużo efektywniejszym sposobem rozwiązywania procesów decyzyjnych Markowa jest wykorzystanie metod programowania dynamicznego.
- Jest to możliwe dzięki strukturze procesów decyzyjnych Markowa:
 - Rozwiązanie można rozbić na zagadnienie optymalizacji podproblemów (zasada optymalności Bellmana).
 - Podproblemy powtarzają się to samo rozwiązanie można wykorzystać wiele razy.

- Dużo efektywniejszym sposobem rozwiązywania procesów decyzyjnych Markowa jest wykorzystanie metod programowania dynamicznego.
- Jest to możliwe dzięki strukturze procesów decyzyjnych Markowa:
 - Rozwiązanie można rozbić na zagadnienie optymalizacji podproblemów (zasada optymalności Bellmana).
 - Podproblemy powtarzają się to samo rozwiązanie można wykorzystać wiele razy.
- Zasada optymalności Bellmana: optymalna strategia ma tą własność, że niezależnie od warunków początkowych i początkowej decyzji, akcje podjęte w każdej iteracji muszą stanowić optymalną strategię dla stanów wynikłych z poprzednich decyzji.

- **Ewaluacja** dana jest strategia π , należy dokonać jej oceny:
 - Zainicjuj algorytm wybierając dowolne początkowe wartości funkcji wartości, np. $V_0(s) = 0 \ \forall s$.
 - W każdym kroku *k*:
 - dla każdego ze stanów $s \in S$ uaktualnij V_k na podstawie $V_{k-1}(s')$:

$$V_k(s) = \sum_{a} \pi(s, a) \sum_{s', r} P(s, a, s') (r + \beta V_{k-1}(s'))$$

Zatrzymaj proces gdy:

$$\max_{s} |V_k(s) - V_{k-1}(s)| < \theta$$

- **Ewaluacja** dana jest strategia π , należy dokonać jej oceny:
 - Zainicjuj algorytm wybierając dowolne początkowe wartości funkcji wartości, np. $V_0(s) = 0 \ \forall s$.
 - W każdym kroku *k*:
 - dla każdego ze stanów $s \in S$ uaktualnij V_k na podstawie $V_{k-1}(s')$:

$$V_k(s) = \sum_{a} \pi(s, a) \sum_{s', r} P(s, a, s') (r + \beta V_{k-1}(s'))$$

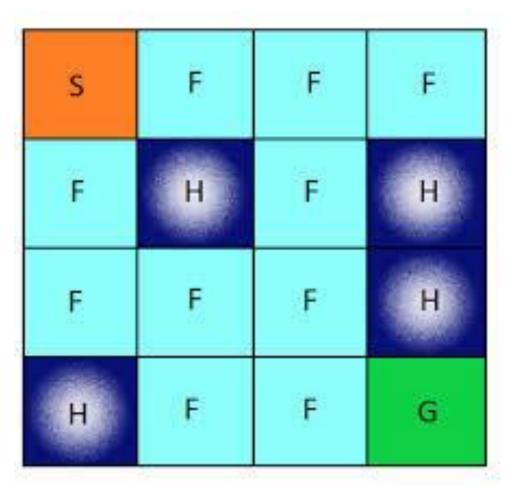
Zatrzymaj proces gdy:

$$\max_{s} |V_k(s) - V_{k-1}(s)| < \theta$$

• Na mocy Twierdzenia Banacha o punkcie stałym algorytm zbiega do V_{π} .

Przykład

Frozen Lake



- Celem agenta jest przejść z punktu S do Punktu G.
- Agent może iść po lodzie (pola oznaczone literą F), musi unikać wpadnięcia do przerębli (pola oznaczone jako H).
- Lód jest śliski; idąc przed siebie z pewnym prawdopodobieństwem p może się poślizgnąć i przesunąć w lewo lub w prawo w stosunku do swojej wyjściowej pozycji.

- Optymalizacja strategii poszukiwanie optymalnej strategii π_* i optymalnej funkcji wartości stanu V_* .
- Metody rozwiązania:
 - Iterowanie po funkcji wartości (value iteration).
 - Iterowanie po strategii (policy iteration).
 - Metody hybrydowe (metoda aktora krytyka).

Value iteration

- 1. Zainicjuj algorytm wybierając dowolne początkowe wartości funkcji wartości, np. $V_0(s) = 0 \ \forall s$.
- 2. W każdej iteracji k:
 - Uaktualnij wartość $V_k(s)$ wykorzystując do tego estymację funkcji $V_{k-1}(s')$:

$$V_k(s) = \max_{a} \sum_{s',r} P(s, a, s')(r + \beta V_{k-1}(s'))$$

- 3. Zatrzymaj algorytm gdy wynik zbiegnie do $\max_{s} |V_k(s) V_{k-1}(s)| < \theta$.
- 4. W ostatnim kroku wygeneruj optymalną strategię π_* wykorzystując do tego równanie:

$$\pi_* = \underset{a}{\operatorname{argmax}} \sum_{s,r} P(s, a, s') (r + V_{\pi_*}(s'))$$

Policy iteration

- 1. Zainicjuj algorytm wybierając dowolne początkowe wartości funkcji wartości, np. $V_0(s)=0\ \forall s$ i dowolną strategię π .
- 2. W każdej iteracji k:
 - Dokonaj oceny V(s) wykorzystując do tego strategię π :

$$V_k(s) = \sum_{a} \pi(s, a) \sum_{s', r} P(s, a, s') (r + \beta V_{\pi}(s'))$$

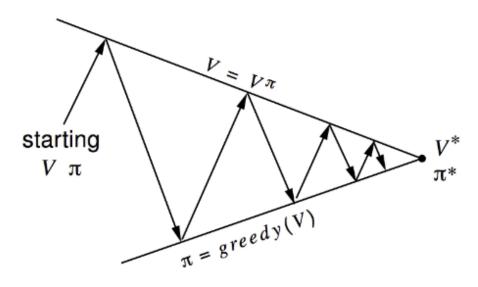
• Popraw zaproponowaną strategię zachowując się zachłannie w stosunku do V_{π} :

$$\pi' = greedy(V_{\pi})$$

$$\pi' = \operatorname{argmax} \sum_{s,r} P(s, a, s')(r + V_{\pi}(s'))$$

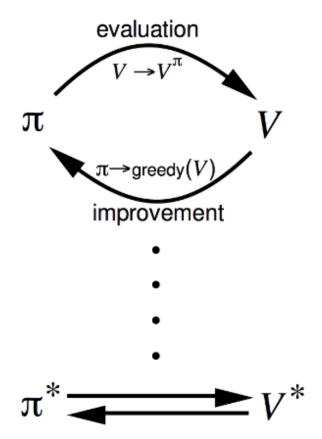
- 3. Zatrzymaj algorytm gdy wynik zbiegnie do $\max_{s} |V_k(s) V_{k-1}(s)| < \theta$.
- 4. Otrzymana w ten sposób strategia π' jest optymalna: $\pi' = \pi_*$.

Policy iteration



Policy evaluation Estimate v_{π} Iterative policy evaluation

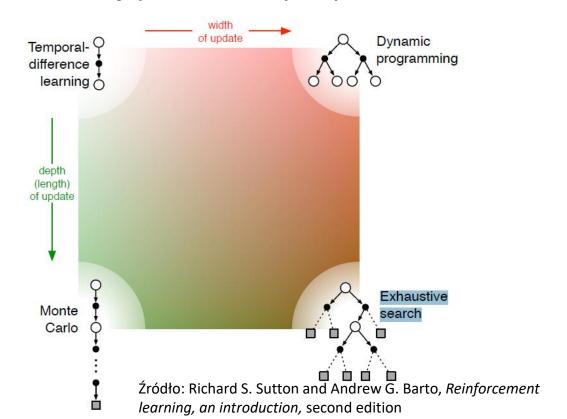
Policy improvement Generate $\pi' \geq \pi$ Greedy policy improvement



Źródło: http://www0.cs.ucl.ac.uk/staff/d.silver/web/Teaching_files/DP.pdf

- Metody programowania dynamicznego gwarantują zbieżność do rozwiązania optymalnego.
- Jednak nadal charakteryzują się dużą złożonością obliczeniową, przez którą rozwiązywanie dużych problemów może być trudne.

- Metody programowania dynamicznego gwarantują zbieżność do rozwiązania optymalnego.
- Jednak nadal charakteryzują się dużą złożonością obliczeniową, przez którą rozwiązywanie dużych problemów może być trudne:



- Metody programowania dynamicznego gwarantują zbieżność do rozwiązania optymalnego.
- Jednak nadal charakteryzują się dużą złożonością obliczeniową, przez którą rozwiązywanie dużych problemów może być trudne.
- Można temu zaradzić poprzez rezygnację z synchronicznych backupów na rzecz asynchronicznych:
 - in-place dynamic programming
 - Prioritised sweeping
 - Real-time dynamic programming

- Przy czym nadal do poprawnego działania tych algorytmów konieczna jest pełna wiedza na temat rozpatrywanego procesu decyzyjnego Markowa (nazywamy to uczeniem opartym na modelu – model based learning).
- Konieczna jest znajomość macierzy przejścia i nagród za znalezienie się w każdym z osiągalnych stanów.
- Nie zawsze taka wiedza jest dostępna wtedy warto skorzystać z metod uczenia wolnego od modeli (model free learning).