# **Q-learning**

Implementacja od podstaw

#### Waldemar Kołodziejczyk

Zawodowo:

Machine Learning Engineer ( Airev A)

Background akademicki:

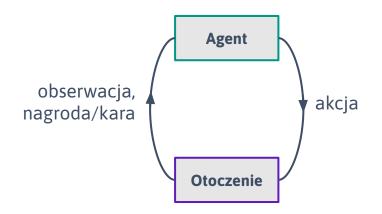
Informatyka, Energetyka (Politechnika Warszawska)

Obszar zainteresowań:

Machine Learning, Reinforcement Learning, algorytmika

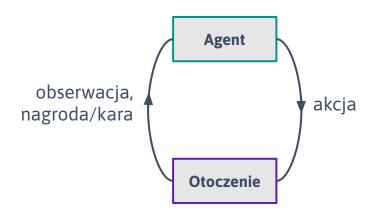


### Koncepcja uczenia ze wzmocnieniem



Uczenie ze wzmocnieniem (Reinforcement Learning) - gałąź sztucznej inteligencji, w której Agent współoddziałuje z Otoczeniem (rzeczywistym lub symulacyjnym) i na podstawie wielu prób (akcji) odnajduje wzorzec optymalnego zachowania.

#### Koncepcja uczenia ze wzmocnieniem



```
import gym
env = gym.make("Taxi-v3")
agent = RLAgent(env)

observation = env.reset()
for _ in range(1000):
   action = agent.act(observation)
   observation, reward, done, info =
env.step(action)
   agent.update(action, reward)

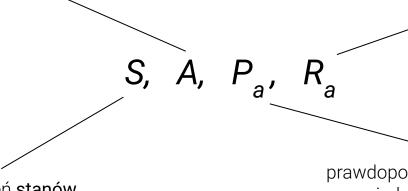
if done:
   observation = env.reset()
env.close()
```

## Proces Decyzyjny Markova (MDP)

przestrzeń akcji (ang. action space),

ewentualnie  $\mathbf{A_s}$  jako zbiór akcji zależny od obecnego stanu

natychmiastowa **nagroda** lub oczekiwana natychmiastowa nagroda po przejściu ze stanu **s** do **s'** po podjęciu akcji **a** 

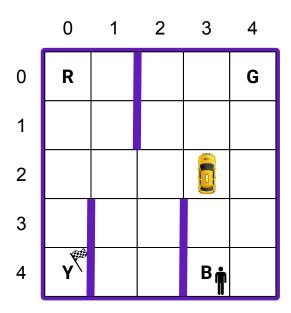


przestrzeń **stanów** (ang. state space)

prawdopodobieństwo **przejść** pomiędzy stanami **s** i **s'** po podjęciu akcji **a** (ang. transition probability)

$$P_a(s, s') = Pr(s_{t+1} = s' | s_t = s, a_t = a)$$

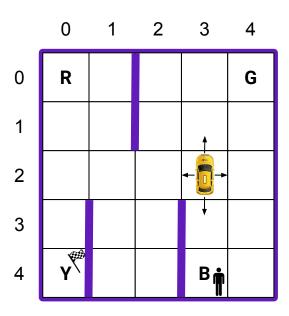
## Środowisko symulacyjne



#### Zasady rozgrywki:

- Otrzymujesz 20 punktów za wysadzenie pasażera w odpowiednim miejscu,
- Tracisz 1 punkt za każdym ruchem, który wykonujesz,
- Tracisz 10 punktów za każde odebranie lub wysadzenie pasażera w nieodpowiednim miejscu.

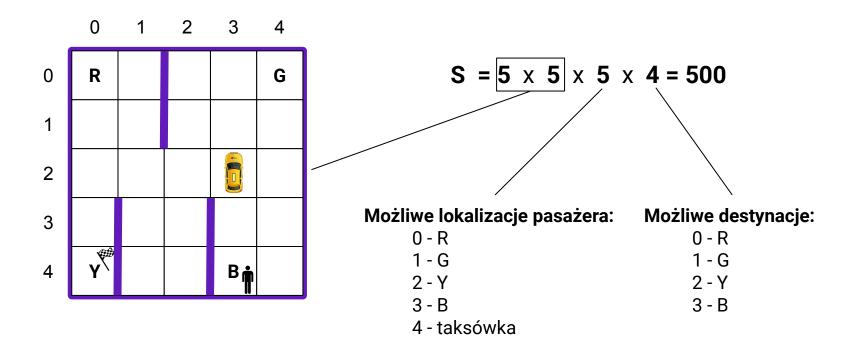
## Przestrzeń akcji



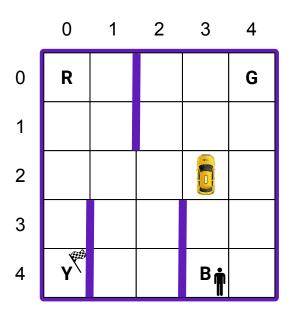
#### Możliwe akcje taksówkarza:

- 0 ruch w dół
- 1 ruch w górę
- 2 ruch w prawo
- 3 ruch w lewo
- 4 odebranie pasażera
- 5 wysadzenie pasażera

#### Przestrzeń stanów



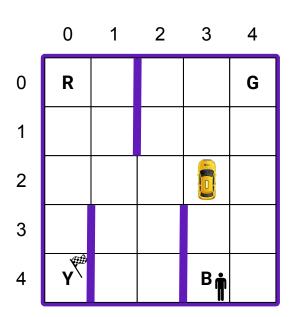
#### Przestrzeń stanów



$$S = 5 \times 5 \times 5 \times 4 = 500$$

W rzeczywistości:  $S = 5 \times 5 \times 5 \times (4 - 1) = 400$ 

### Przestrzeń stanów



	X	Y	Р	D
0	0	0	0	1
1	0	0	0	2
2	0	0	0	3
3	0	0	1	0
•••				
125	2	3	3	2
•••				
500	4	4	4	3

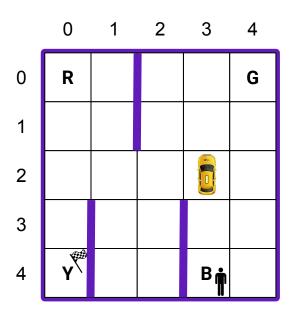
## Funkcja Q

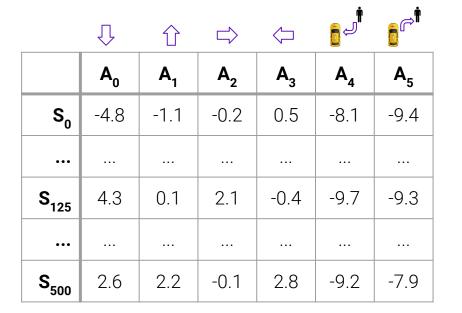
$$Q^{\pi}(s_t, a_t) = E_{\pi} \left[ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \mid s_t, a_t \right]$$

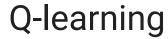
Funkcja **Q** zależna od obecnego stanu **s**<sub>t</sub> i podjętej akcji **a**<sub>t</sub> zgodnie z przyjętą strategią **π**  Oczekiwany zwrot zdyskontowany względem przyszłych nagród **r**<sub>t+...</sub> zakładając przyjętą strategię **π** ...

...pod warunkiem obecnego stanu **s**<sub>t</sub> i podjętej akcji **a**<sub>t</sub>

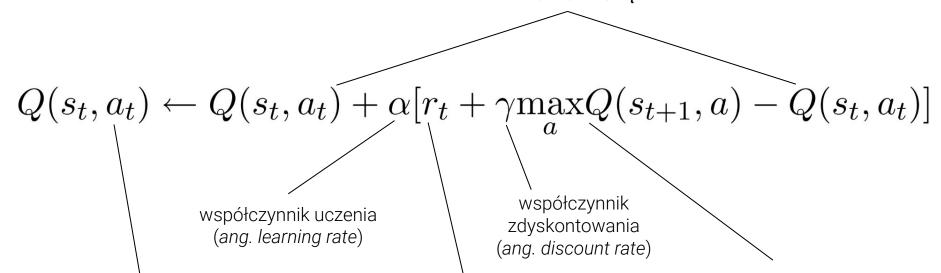
### Tablica wartości Q







obecna wartość **Q** dla stanu **s**<sub>t</sub> i podjętej akcji **a**<sub>t</sub>



zupdatowana wartość **Q** dla stanu **s**, i podjętej akcji **a**, nagroda po podjęciu akcji **a**, w stanie **s**, maksymalna spodziewana przyszła nagroda po znalezieniu się w stanie **s**<sub>t+1</sub> w wyniku wykonania akcji **a**.

## Q-learning

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha [r_t + \gamma \max_{a} Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t)]$$

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha[r_t + \gamma \max_{a} Q(s_{t+1}, a)]$$

## Q-learning - warunki zbieżności gwarantowanej

1. Współczynnik uczenia musi dążyć do zera, ale nie za szybko. Formalnie, suma ciągu kolejnych wartości współczynnika musi być rozbieżna, a suma ich kwadratów musi być zbieżna do skończonej wartości. Przykładowym ciągiem spełniającym te własności jest 1/(i+1) dla i>=0.

2. Każda para stan-akcja musi być wypróbowana nieskończoną liczbę razy. Formalnie, należy zagwarantować, że **każda akcja ma niezerowe prawdopodobieństwo wybrania dla dowolnego stanu**. W praktyce, odpowiednia strategia epsilon-greedy spełnia ten warunek.

## Materiały i źródła

- 1. "Reinforcement Learning: An Introduction", R. S. Sutton, A. G. Barto sprawdź
- 2. "RL Course by David Silver", YouTube, sprawdź
- 3. "Reinforcement Learning Specialization", Coursera, sprawdź
- 4. "Practical Reinforcement Learning", Coursera, sprawdź