Dokumentacja WSI do zadania 6: Analiza Algorytmu Q-Learning w Środowisku Taxi

Autor: Artem Kukushkin, 317140

Wstęp

Celem projektu była implementacja algorytmu Q-learning oraz analiza wpływu hiperparametrów (współczynnika uczenia α) i strategii eksploracji na jego działanie w środowisku Taxi-v3 z biblioteki Gymnasium. Środowisko Taxi-v3 symuluje problem taksówki, której zadaniem jest przewiezienie pasażera do celu, minimalizując kary czasowe i unikając nielegalnych akcji.

Opis Algorytmu i Implementacji

Algorytm Q-learning to metoda uczenia ze wzmocnieniem, która aktualizuje wartości Q według wzoru:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha [r + \gamma \max(Q(s', a')) - Q(s, a)],$$

gdzie:

- s: obecny stan,
- a: wybrana akcja,
- r: nagroda,
- s': kolejny stan,
- α: współczynnik uczenia,
- γ: współczynnik dyskontowania.

Implementacja w Pythonie wykorzystuje bibliotekę Gymnasium i obejmuje:

- Tablicę Q zainicjalizowaną zerami dla 500 stanów i 6 akcji.
- Dwie strategie eksploracji: ε-greedy oraz softmax z różnymi temperaturami.
- Trening przez 1000 epizodów z malejącym ε.
- Kompatybilność z Pyodide dzięki asynchronicznym pętlom zdarzeń.

Główne funkcje:

- choose_action: Wybiera akcję na podstawie strategii eksploracji (ε-greedy lub softmax).
- train_q_learning: Trenuje agenta, aktualizując tablicę Q.
- test_agent: Ocenia wytrenowaną politykę na 100 epizodach testowych.

run_experiments: Przeprowadza eksperymenty dla różnych wartości α i strategii eksploracji.

Eksperymenty

Hiperparametry

Liczba epizodów: 1000.

Współczynnik dyskontowania (γ): 0.99.

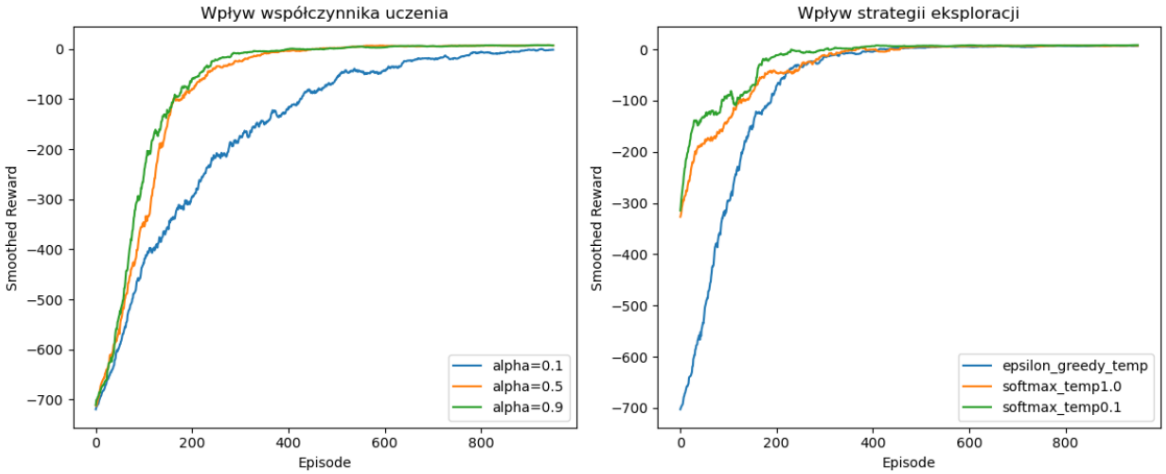
Początkowe ε: 1.0, końcowe ε: 0.01, dekrementacja ε: 0.995.

Wartości α: 0.1, 0.5, 0.9.

Strategie eksploracji: ε-greedy, softmax (temperatura 1.0 i 0.1).

Wyniki

Wyniki eksperymentów przedstawiono w analizie statystycznej opartej na testach wytrenowanej polityki.



Wpływ współczynnika uczenia (α):

α = 0.1: Średnia nagroda = -103.68, Odchylenie = 104.37.

α = 0.5: Średnia nagroda = 1.27, Odchylenie = 35.48.

α = 0.9: Średnia nagroda = 3.82, Odchylenie = 29.21.

Wpływ strategii eksploracji:

ε-greedy: Średnia nagroda = 1.51, Odchylenie = 35.52.

Softmax, temperatura = 1.0: Średnia nagroda = -7.21, Odchylenie = 52.98.

Softmax, temperatura = 0.1: Średnia nagroda = 1.40, Odchylenie = 35.51.

Analiza Wyników

Wpływ współczynnika uczenia (α)

α = 0.1 prowadzi do bardzo niskich nagród (-103.68) z dużym odchyleniem (104.37), co wskazuje na wolne uczenie i dużą zmienność wyników, prawdopodobnie z powodu zbyt powolnych aktualizacji tablicy Q.

α = 0.5 osiąga dodatnią średnią nagrodę (1.27) z umiarkowanym odchyleniem (35.48), co sugeruje skuteczne uczenie i stabilną politykę.

α = 0.9 daje najwyższą średnią nagrodę (3.82) z najmniejszym odchyleniem (29.21), co wskazuje na szybkie i stabilne uczenie, choć może występować ryzyko nadmiernych oscylacji w tablicy Q.

Wpływ strategii eksploracji

ε-greedy osiąga najwyższą średnią nagrodę (1.51) z umiarkowanym odchyleniem (35.52), co potwierdza jej skuteczność w prostym środowisku Taxi-v3 dzięki prostemu mechanizmowi eksploracji.

Softmax z temperaturą 1.0 daje ujemną nagrodę (-7.21) z największym odchyleniem (52.98), co wynika z nadmiernej losowości w wyborze akcji.

Softmax z temperaturą 0.1 osiąga dodatnią nagrodę (1.40) z odchyleniem (35.51) zbliżonym do ε-greedy, wskazując na dobrą równowagę między eksploracją a eksploatacją przy niskiej temperaturze.

Wnioski

Wartość α = 0.9 jest optymalna w środowisku Taxi-v3, zapewniając najwyższe nagrody i najlepszą stabilność.

Strategia ε-greedy pozostaje najskuteczniejsza, oferując najwyższe nagrody i dobrą stabilność.

Softmax z temperaturą 0.1 jest dobrą alternatywą, zbliżając się do wyników ε-greedy, podczas gdy wysoka temperatura (1.0) negatywnie wpływa na wyniki.