Sprawozdanie z Projektu 5:
Uczenie przez wzmacnianie w przestrzeniach ciągłych

Kamil Poniewierski
Michał Burda
Grupa: 1 i 2

Maj 2025

1 Opis projektu

Celem projektu było zastosowanie algorytmu uczenia przez wzmacnianie w środowisku o przestrzeni stanów ciągłej. W projekcie wykorzystano bibliotekę `Gymnasium` oraz `Stable-Baselines3`. Przeanalizowano wpływ hiperparametrów na jakość uczenia, przetestowano różne architektury sieci neuronowych, zapisano najlepszego agenta i uruchomiono go w trybie deterministycznym.

2 Środowisko i algorytm

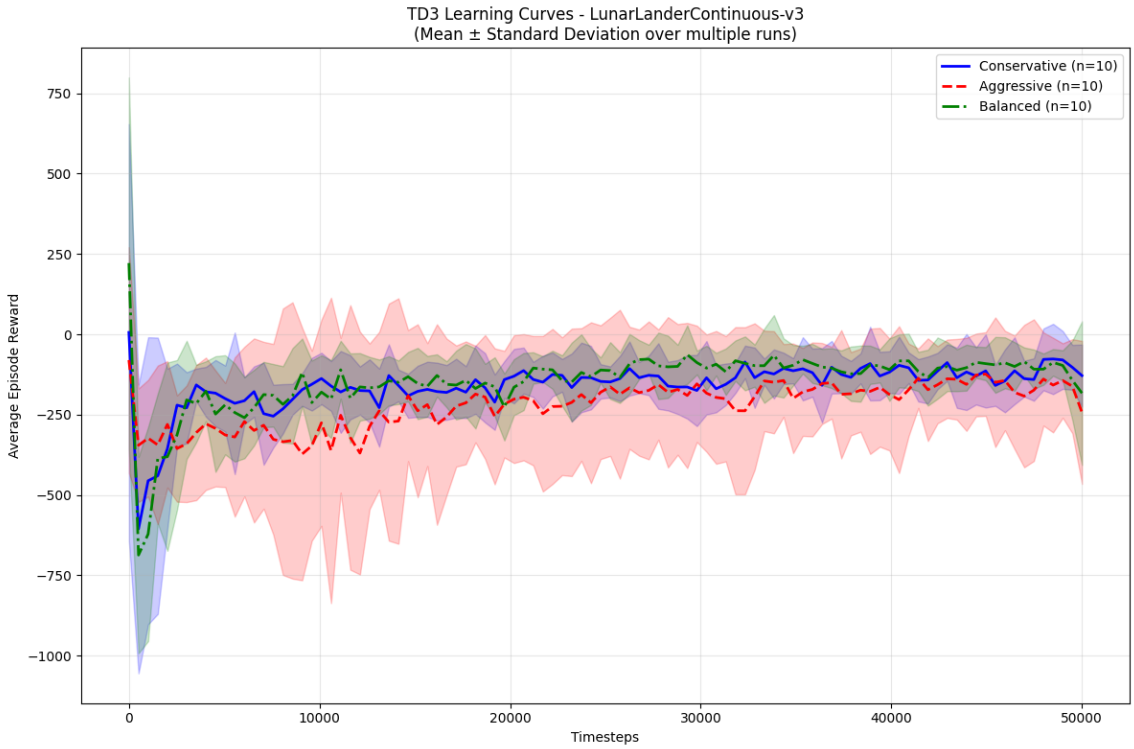
- **Środowisko:** `LunarLanderContinuous-v3` – zadanie polegające na bezpiecznym lądowaniu lądownika księżycowego z wykorzystaniem przestrzeni akcji i stanów ciągłych.
- **Algorytm:** `TD3` (Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient) – nowoczesny algorytm aktor-krytyk dedykowany przestrzeniom ciągłym.

3 Testowane hiperparametry

Przetestowano trzy zestawy hiperparametrów. Dla każdego wykonano 10 uruchomień, każde trwające minimum 50 000 kroków czasowych. Konfiguracje opisano jako Conservative, Aggressive oraz Balanced.

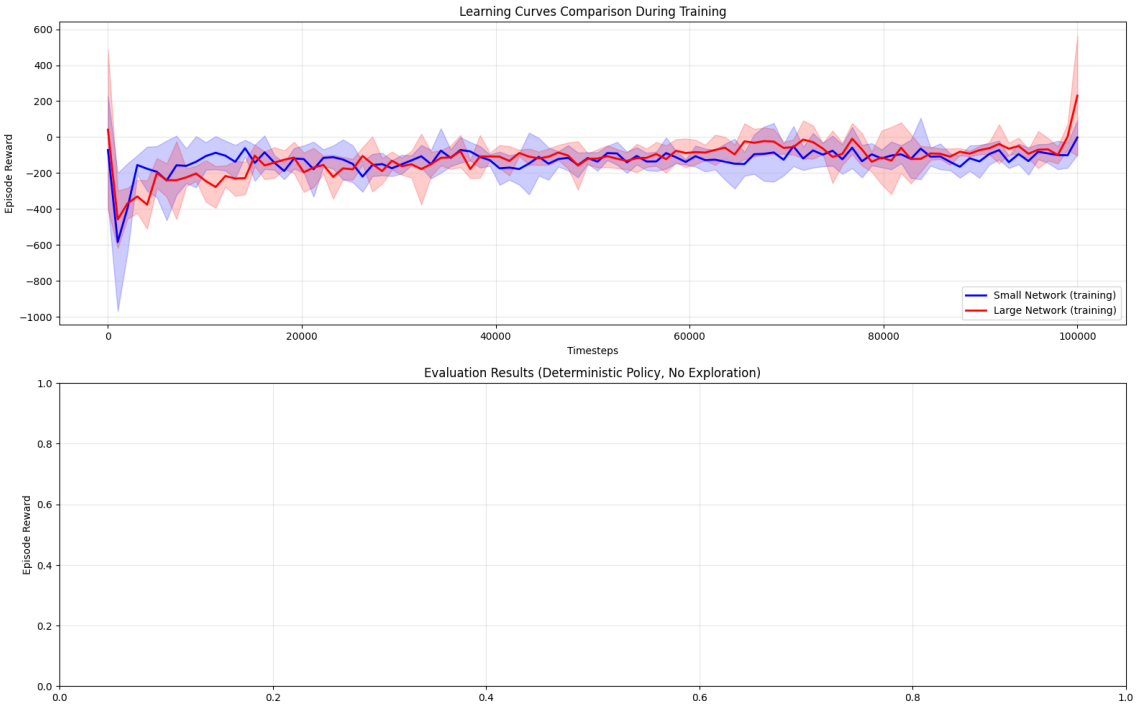
4 Krzywe uczenia

Na rysunku 1 przedstawiono krzywe uczenia algorytmu TD3 w środowisku `LunarLanderContinuous-v3` dla trzech różnych konfiguracji hiperparametrów.



Rysunek 1: TD3 – krzywe uczenia w środowisku LunarLanderContinuous-v3 dla zestawów: Conservative, Aggressive, Balanced

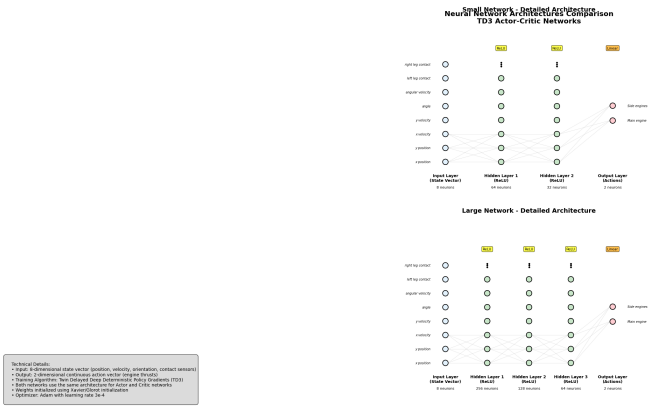
Strategia **Balanced** (zielona) osiąga najwyższe średnie nagrody i najniższą wariancję. Strategia **Aggressive** jest niestabilna, z dużymi odchyleniami.



Rysunek 2: Porównanie wyników treningu dla dwóch architektur sieci: Small vs Large

5 Architektury sieci neuronowych

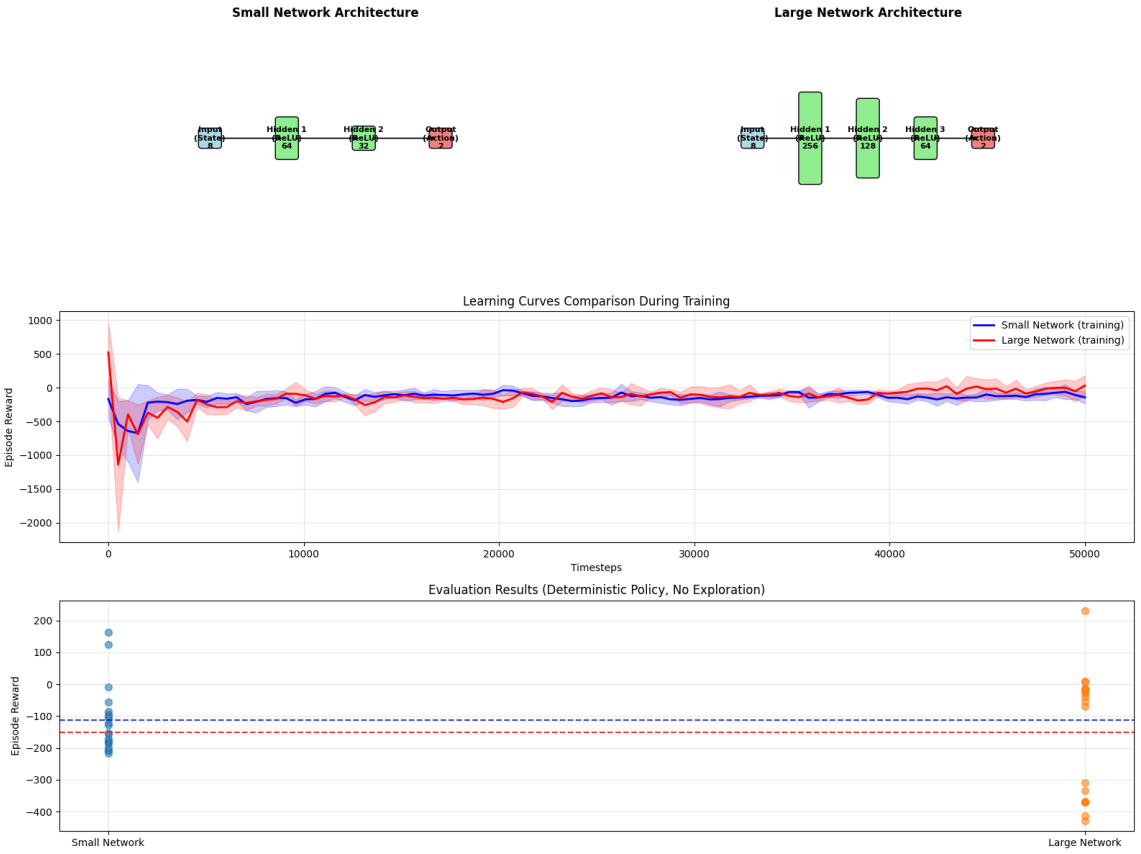
Dwie testowane architektury przedstawiono na rysunku 3.



Rysunek 3: Schematy sieci: mała (64-32) i duża (256-128-64)

- **Small network:** wejście (stan: 8 wymiarów), warstwy: 64, 32, wyjście (akcja: 2 wymiary)
- **Large network:** wejście (8), warstwy: 256, 128, 64, wyjście (2)

Dodatkowe wyniki uczenia przedstawia rysunek 4.



Rysunek 4: Wydłużony trening dla obu architektur. Dolny wykres nieczytelny – wymaga przycięcia.

6 Zapis najlepszego agenta

Zapisano model agenta osiągającego najwyższą średnią nagrodę. Uruchomiono go w trybie deterministycznym (bez eksploracji).

- **Średnia nagroda (40 epizodów):** 33.38
- **Mediana nagrody (40 epizodów):** 1.76
- Znacząca różnica między średnią a medianą sugeruje obecność kilku wyjątkowo udanych epizodów oraz dużą wariancję w działaniach agenta.

Rysunek 5: Działanie najlepszego agenta – tryb deterministyczny

7 Wnioski

- Algorytm TD3 dobrze radzi sobie z przestrzeniami ciągłymi i złożonymi środowiskami, jak LunarLander.
- Konfiguracja Balanced dała najlepszy kompromis między eksploracją a stabilnością.
- Duże sieci neuronowe zapewniają lepsze wyniki, ale kosztem czasu treningu.
- Agent działa poprawnie w trybie deterministycznym, choć jego zachowanie może być niestabilne.