



Politechnika
Wrocławska

Nawigowanie podwodnym robotem autonomicznym przy użyciu technik głębokiego uczenia

Piotr Zieliński

Promotor: dr hab. inż. Urszula Markowska-Kaczmar

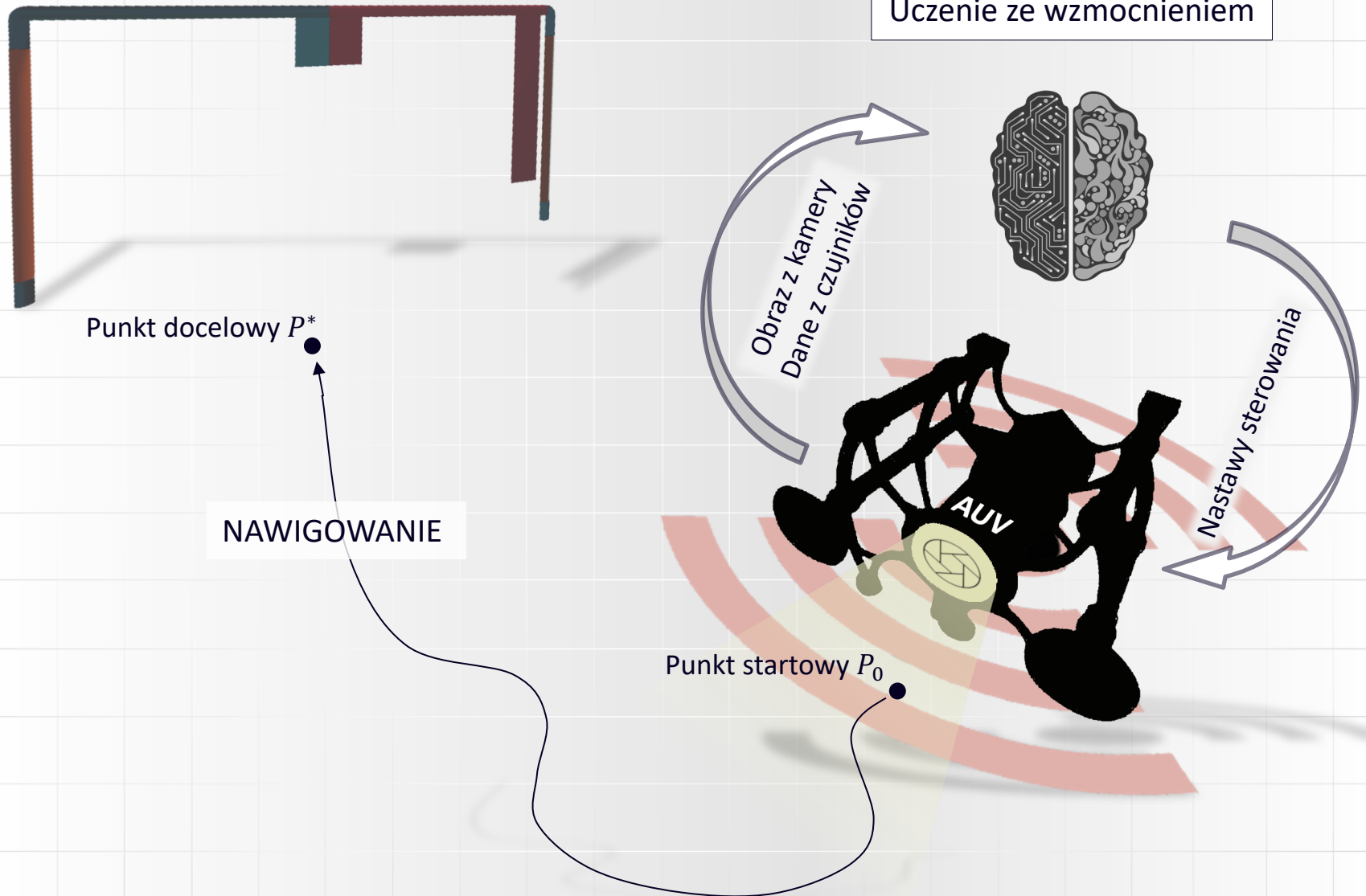
Katedra Inteligencji Obliczeniowej

Politechnika Wrocławska

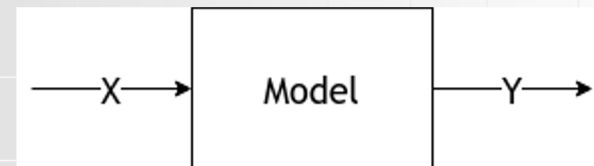


HR EXCELLENCE IN RESEARCH

Uczenie cech wizualnych
Głębokie sieci neuronowe
Uczenie ze wzmocnieniem

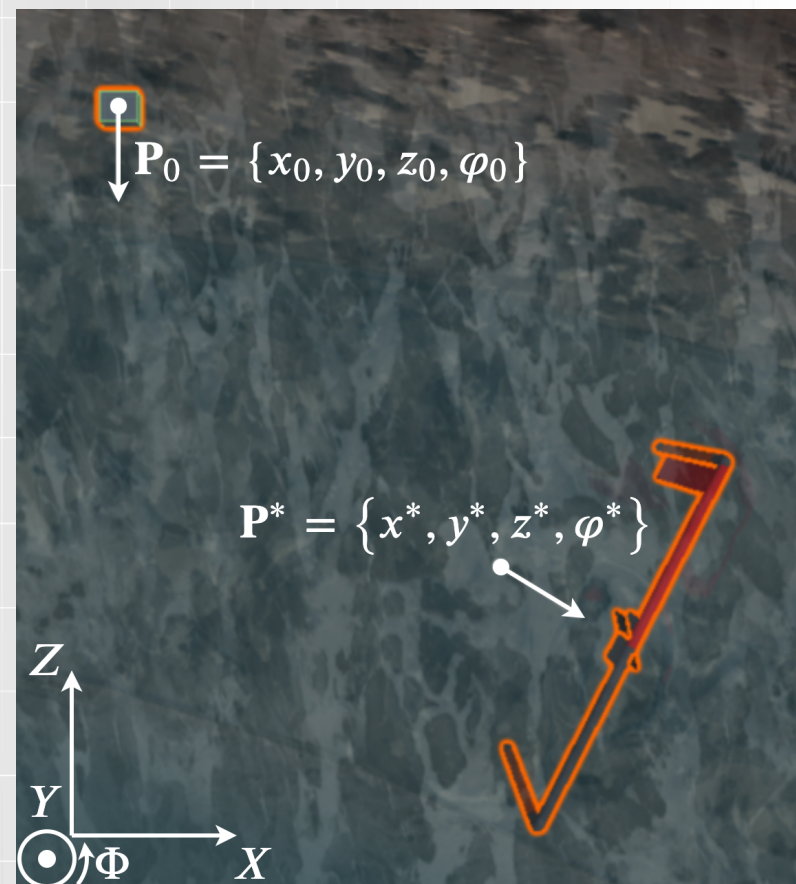


Problem badawczy



X – wektor danych wejściowych

Y – wektor nastaw



Dane

Wejście:

- czujnik AHRS
 - przyspieszenie liniowe
 - prędkość kątowna
 - rotacja
- czujnik głębokości
- obraz z kamery

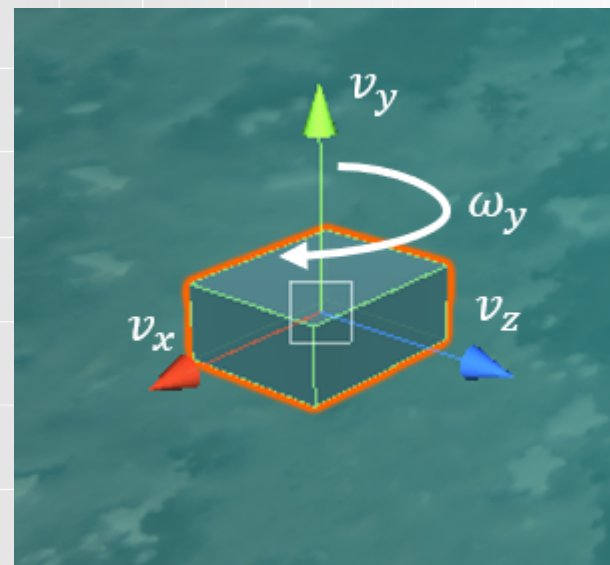
Wyjście:

- wektor nastaw sterowania

$$Y = \{v_z, v_x, v_y, \omega_y\}$$

$$v_z, v_x, v_y, \omega_y \in \mathbb{R},$$

$$v_z, v_x, v_y, \omega_y \in [-1, 1]$$



Motywacja



ROBOCIK

Źródło: FB KN Robocik

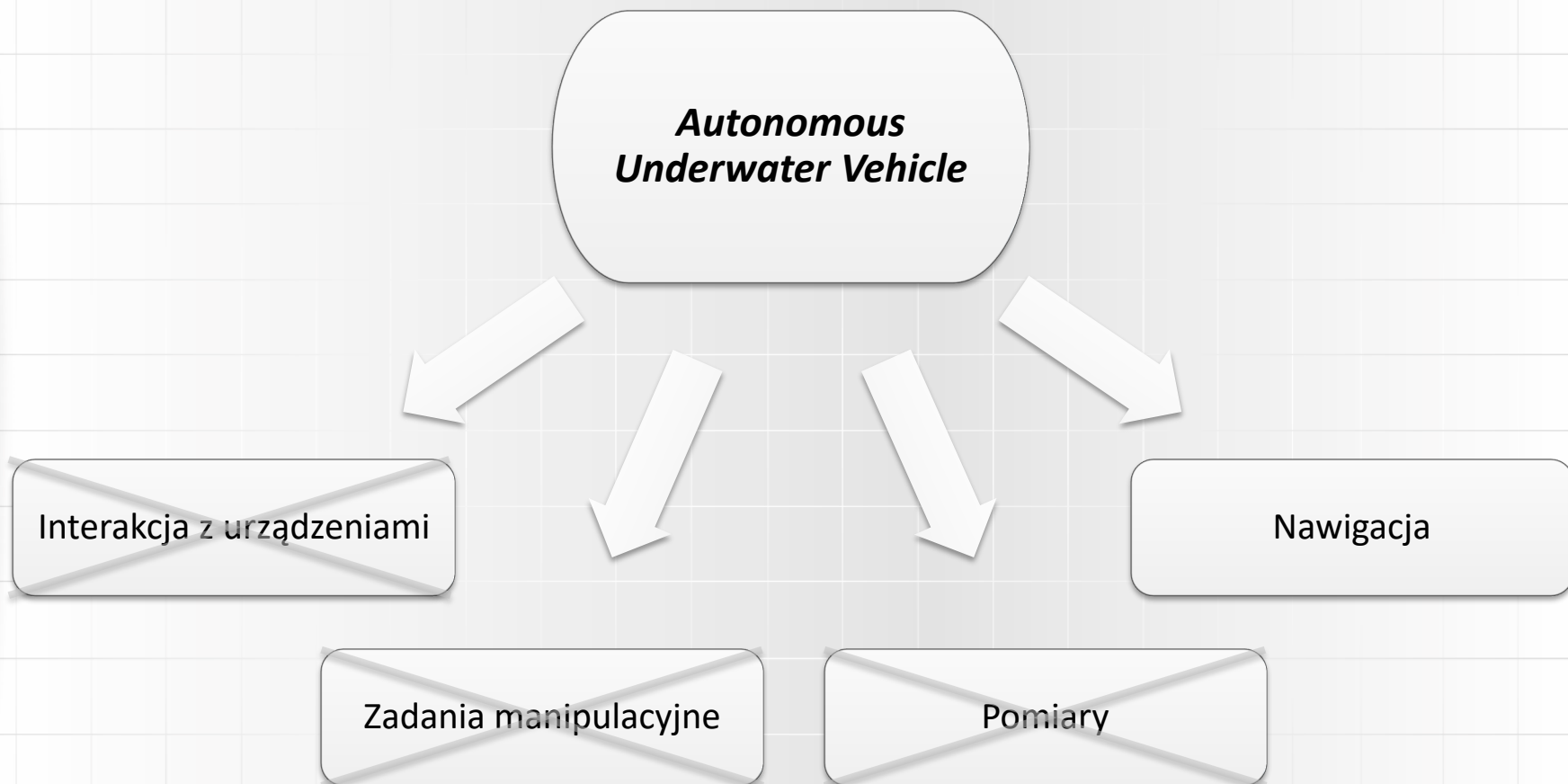


Źródło: Robonation



Źródło: Robonation

Zadania AUV



Rozwiązywane zadanie

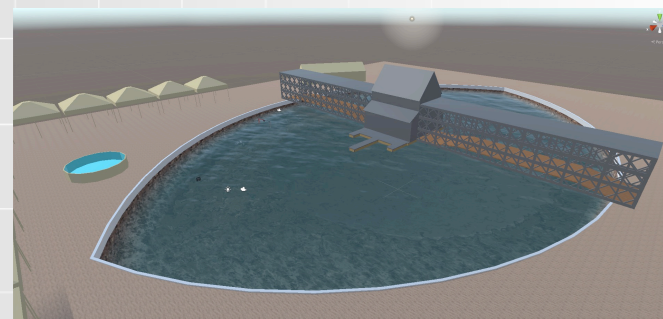
Metoda sterowania robotem podwodnym na podstawie danych z czujników pozwalająca na autonomiczne poruszanie się **pomiędzy** poszczególnymi zadaniami

Założenia i ograniczenia

- środowisko trójwymiarowe
- konieczność przygotowania symulacji
- wykorzystanie zadań z zawodów RoboSub 2018
- rozwiązanie generyczne



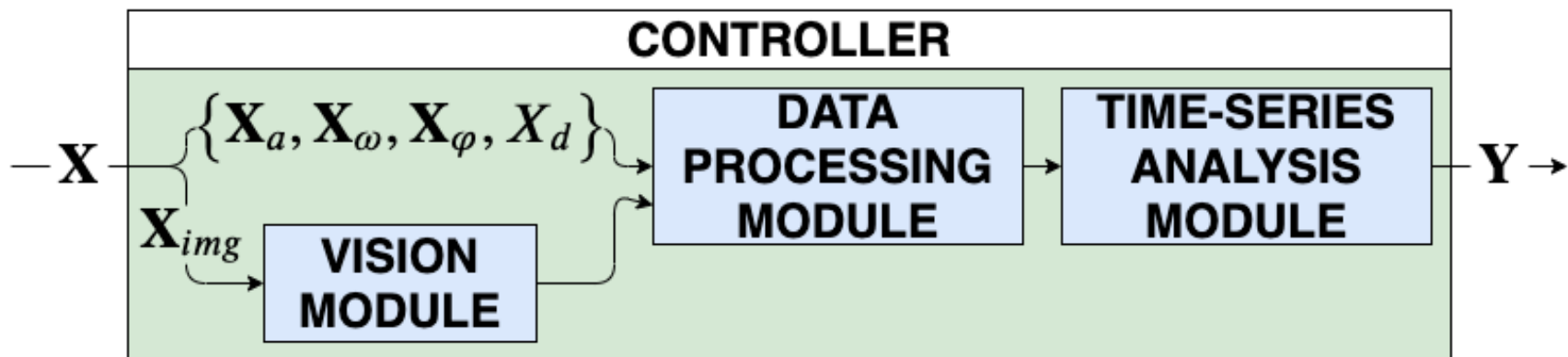
Źródło: [Robonation](#)



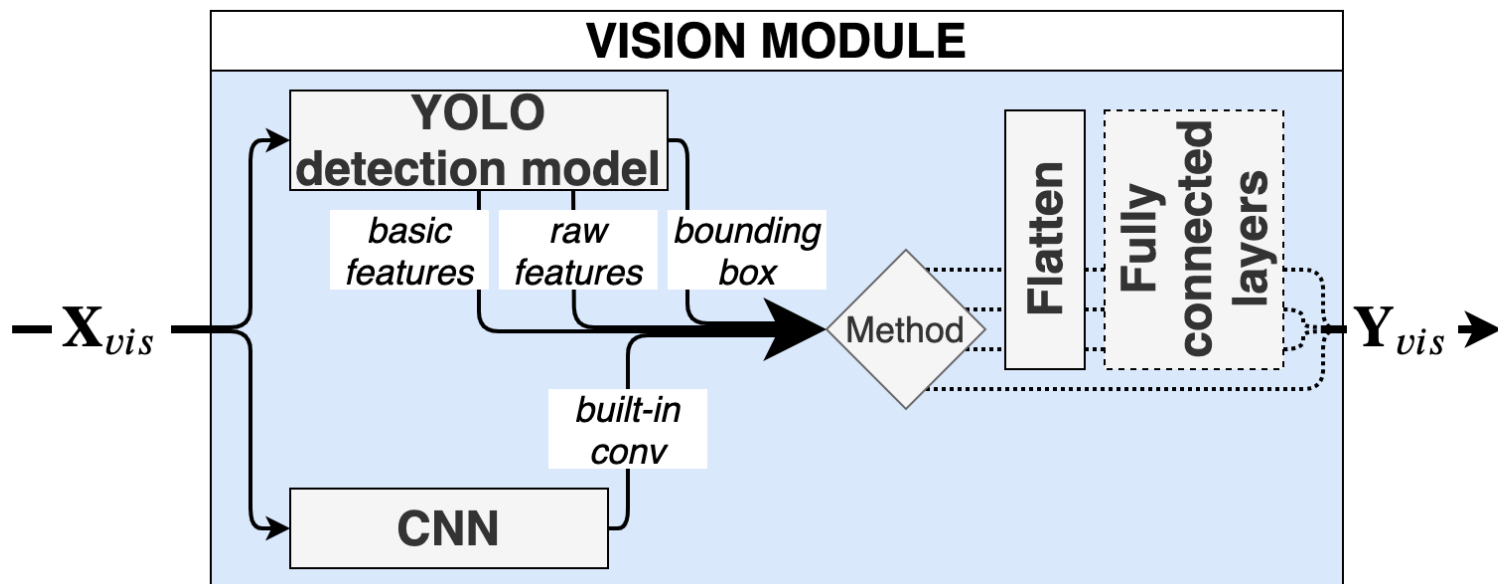
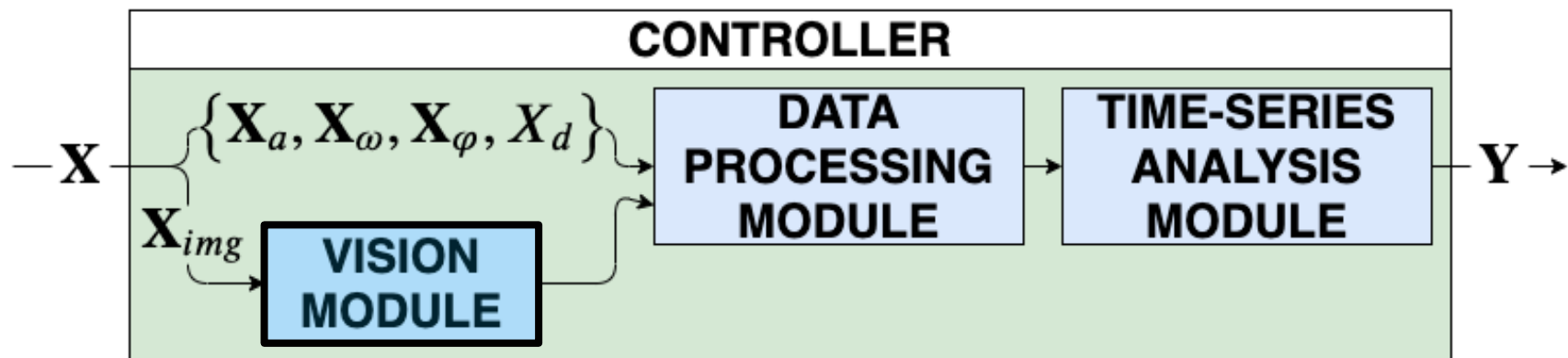
Proponowane rozwiązanie



Sterownik ruchu robota

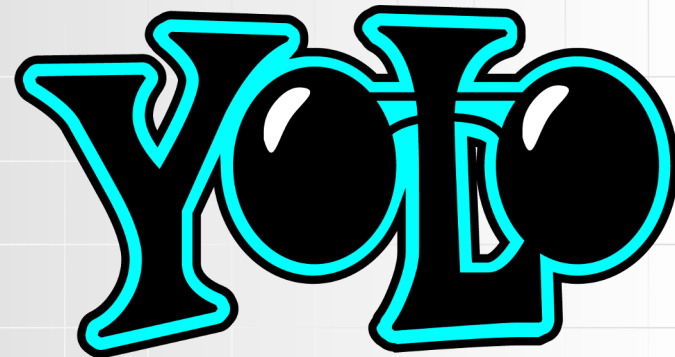


Moduł wizyjny

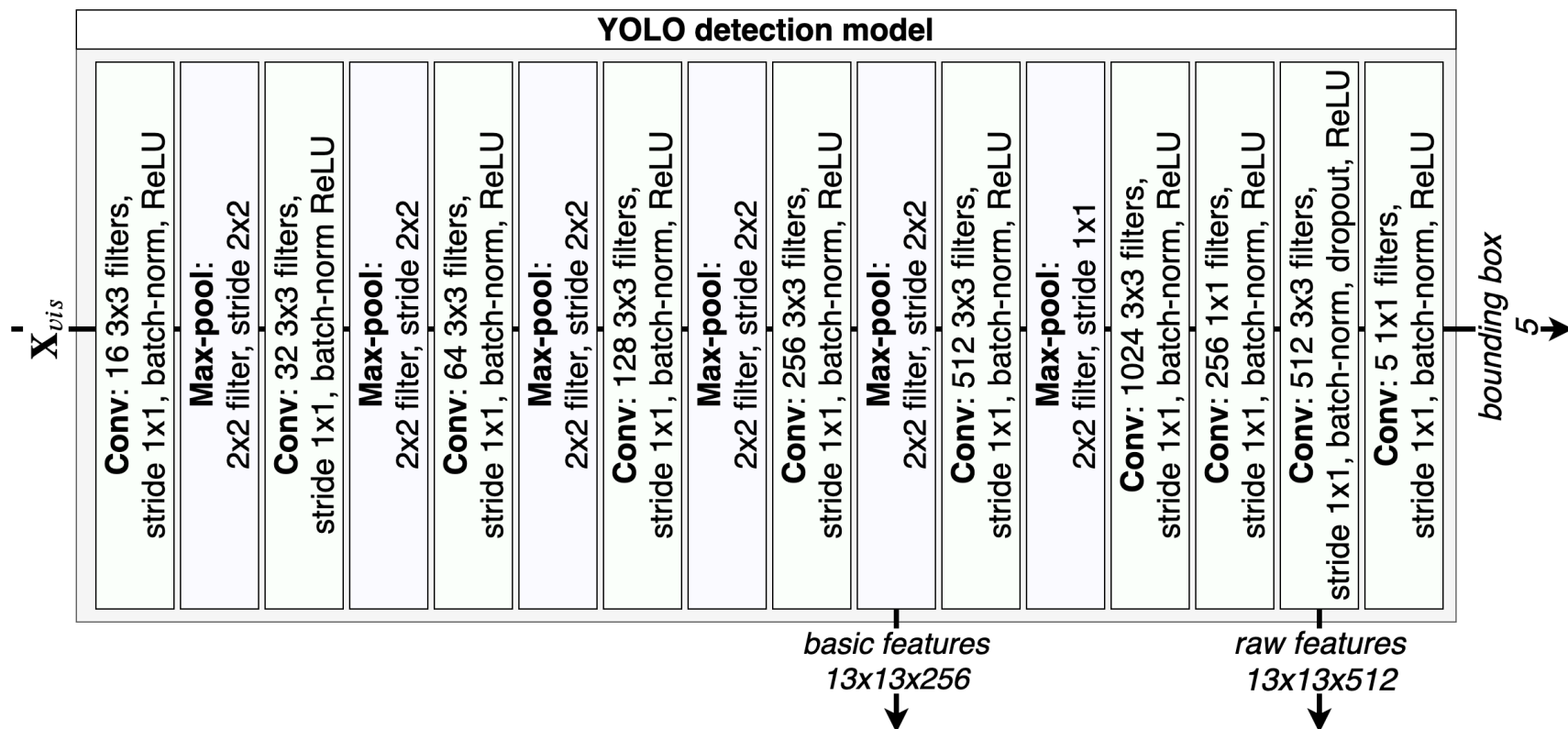


Moduł wizyjny – model detekcji

- architektura wzorowana na TinyYOLOv3
- dodatkowe wyjścia map cech

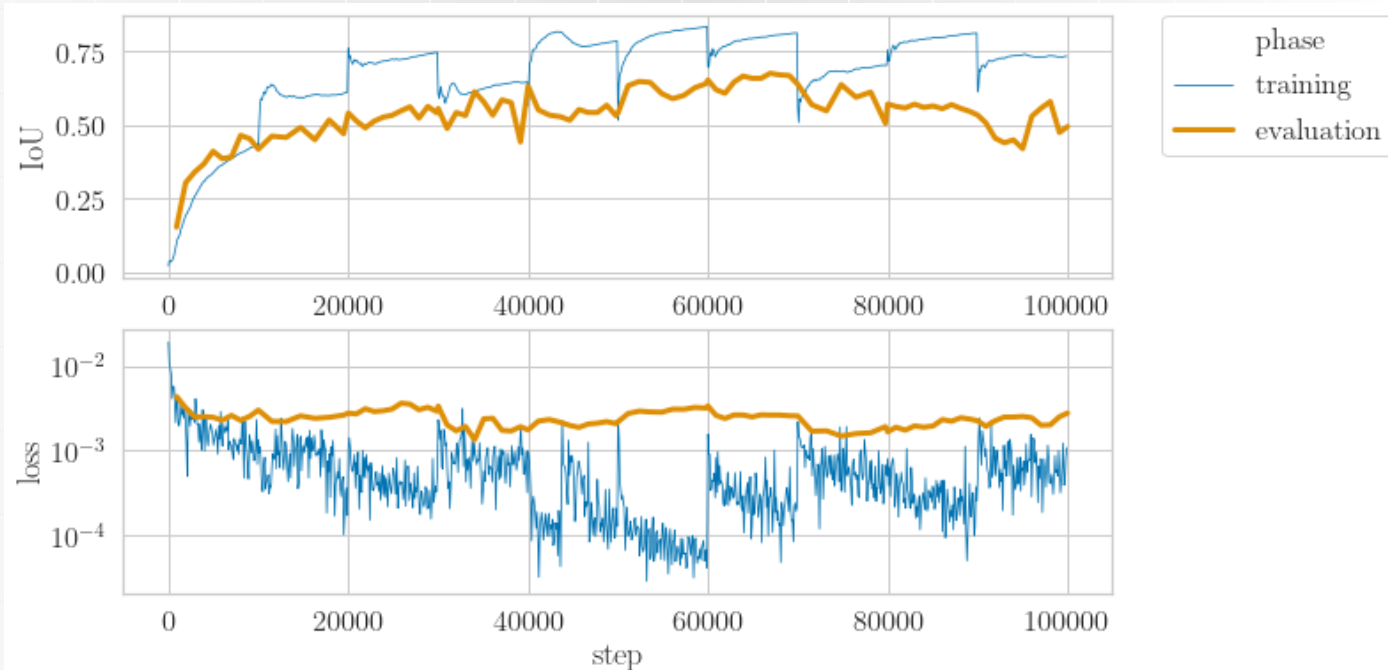


Źródło: Redmon et al. [5.]

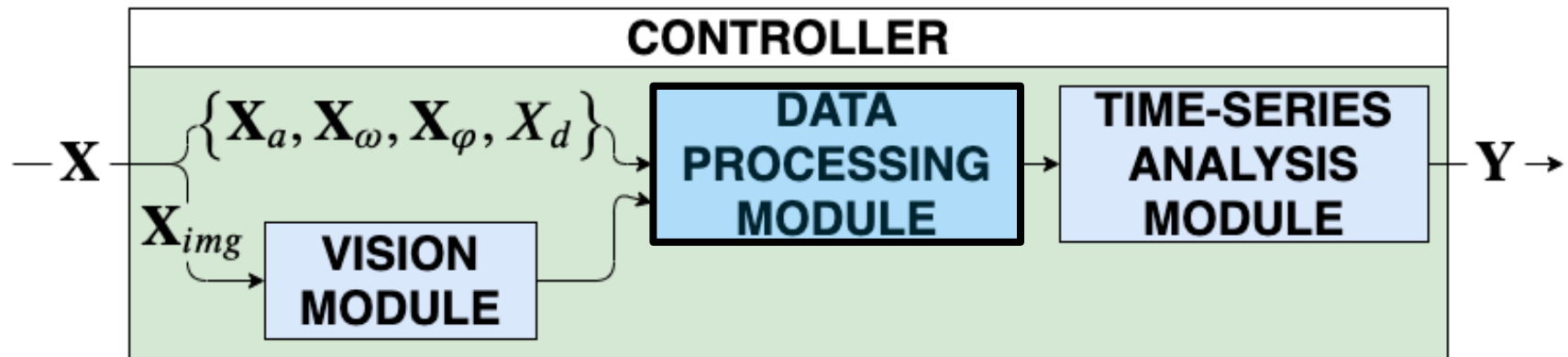


Moduł wizyjny – model detekcji

- generowanie zbioru danych w środowisku testowym
- automatyczne anotowanie obrazów

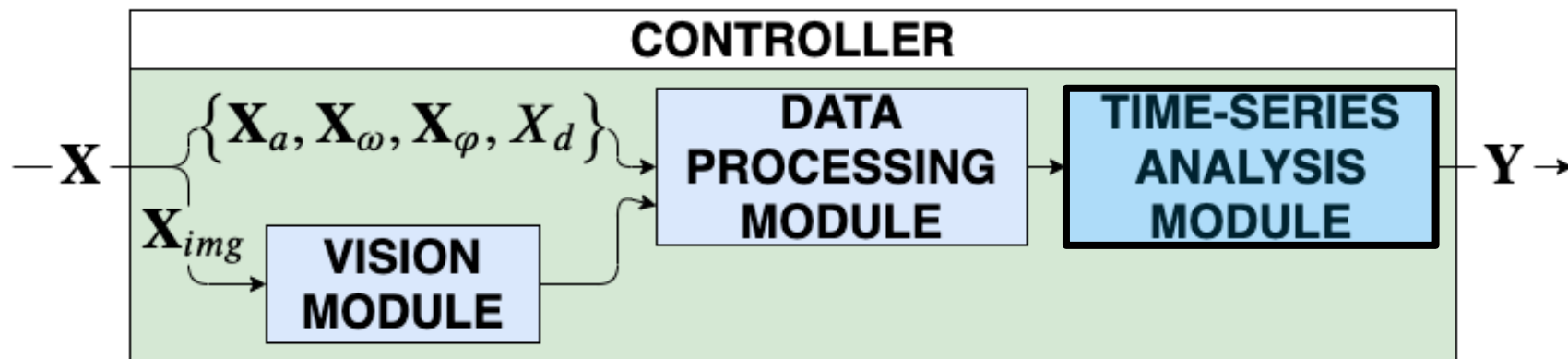


Moduł przetwarzania danych



- konkatencja danych z czujników oraz wyjścia modułu wizyjnego
- sekwencja trenowalnych warstw w pełni połączonych

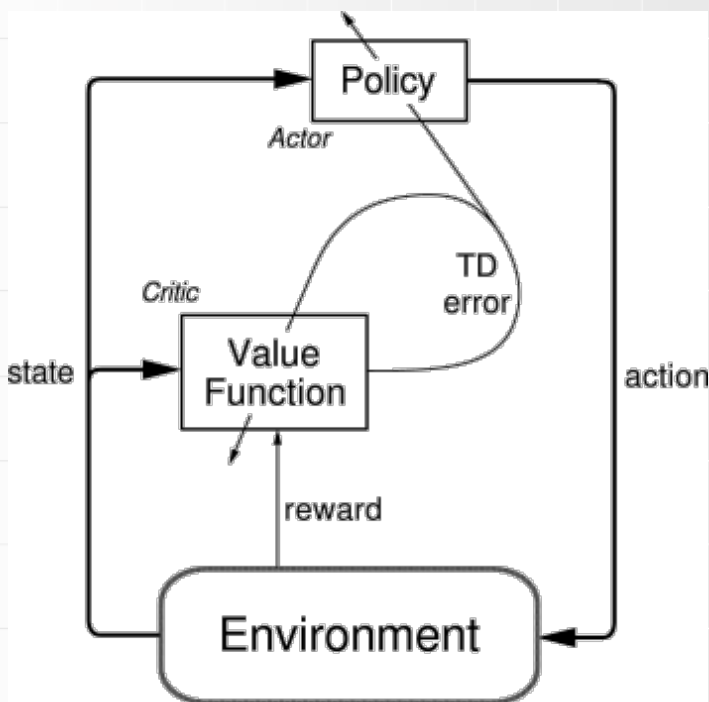
Moduł analizy zależności czasowych



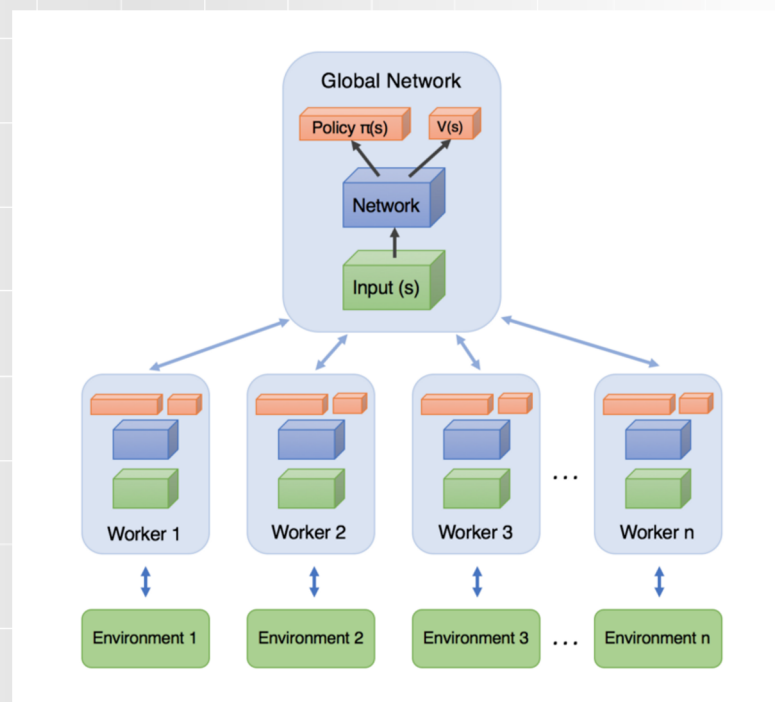
- zastosowanie warstwy rekurencyjnej LSTM
- uwzględnienie silnej i długoterminowej zależności czasowej

Głębokie uczenie ze wzmocnieniem

- architektura aktor-krytyk
- metoda A2C
- *Proximal Policy Optimization* do aproksymacji strategii



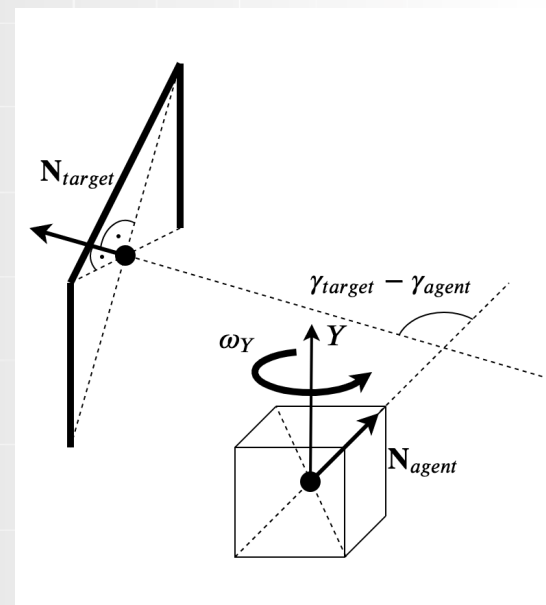
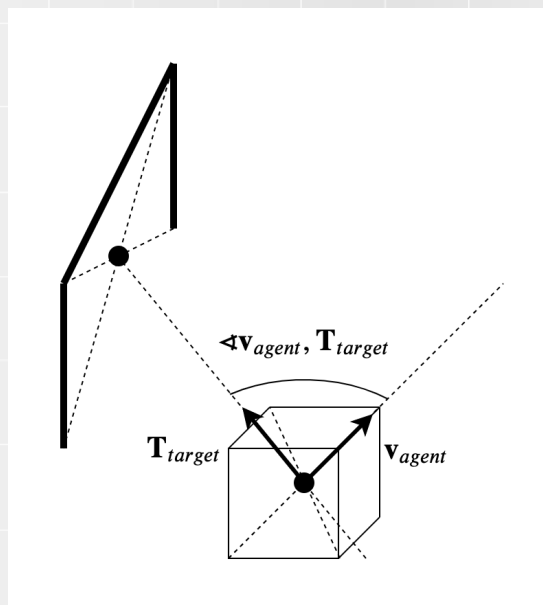
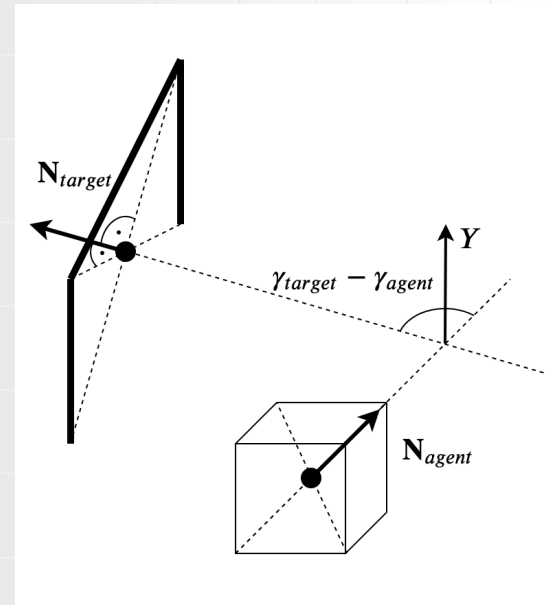
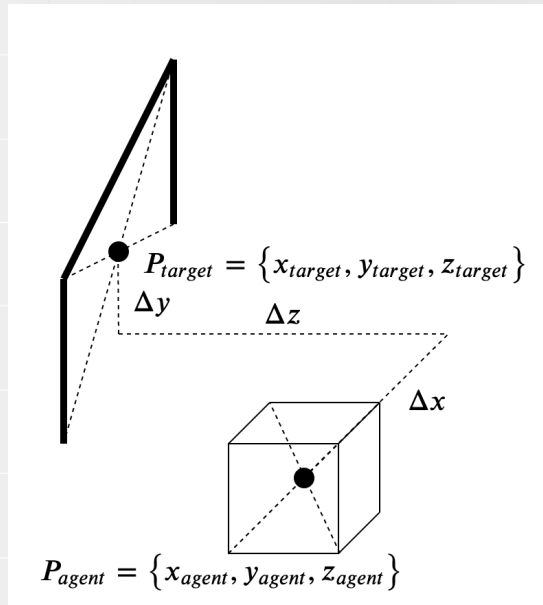
Źródło: Sutton, R. S., Barto, A. G. [7.]



Źródło: Juliani A.

Funkcja nagrody

- 4 składowe:
 - pozycja
 - rotacja
 - prędkość liniowa
 - prędkość kąтова
- dyskontowanie w czasie
- ograniczona długość epizodu
- nagroda za osiągnięcie celu
- kary za błędy



Badania



Środowisko testowe

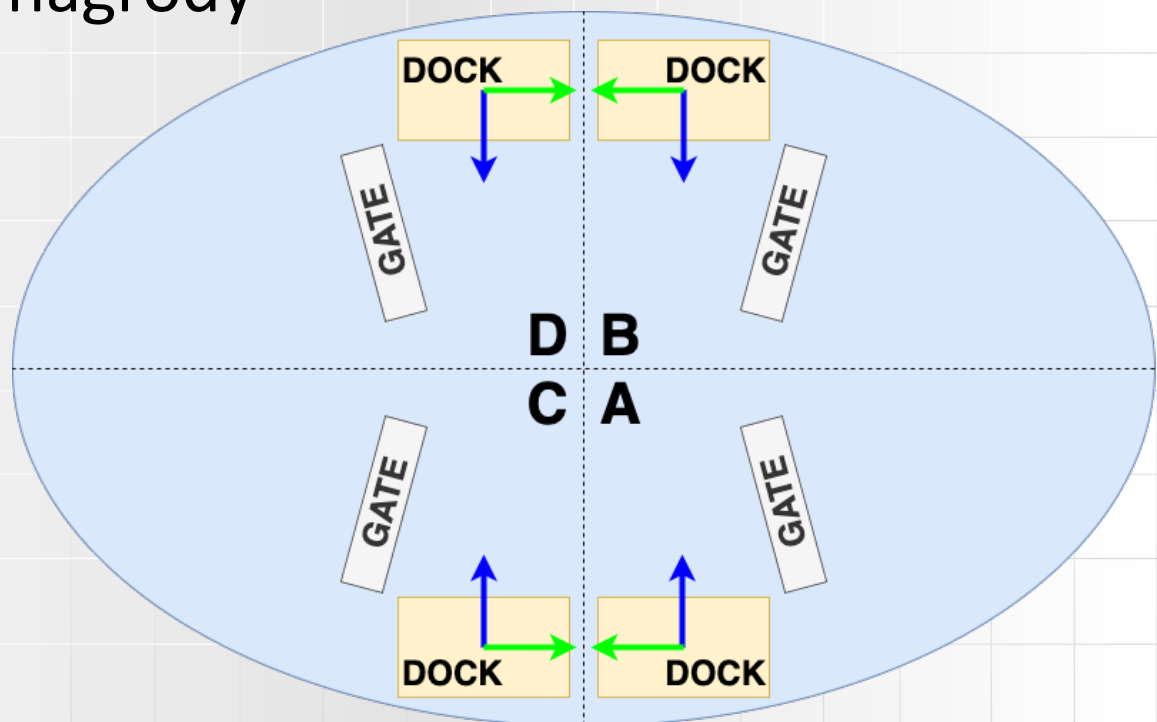
- RoboSub 2018 – zadanie 1

Wymagania:

- komunikacja z kontrolerem
- symulowanie czujników
- obliczanie funkcji nagrody



Źródło: Robonation

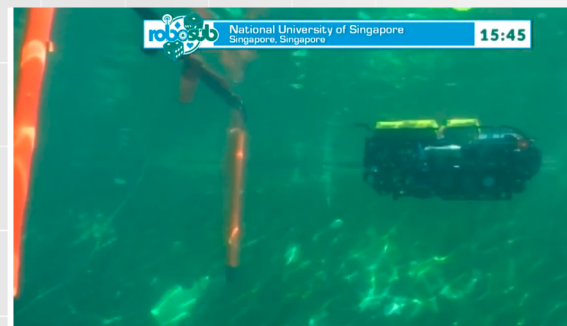


Środowisko testowe

- możliwość losowania części basenu
- zmienne warunki (kolor i przezroczystość wody)
- wykorzystanie Unity-ML



Źródło: [Unity.com](https://unity.com)

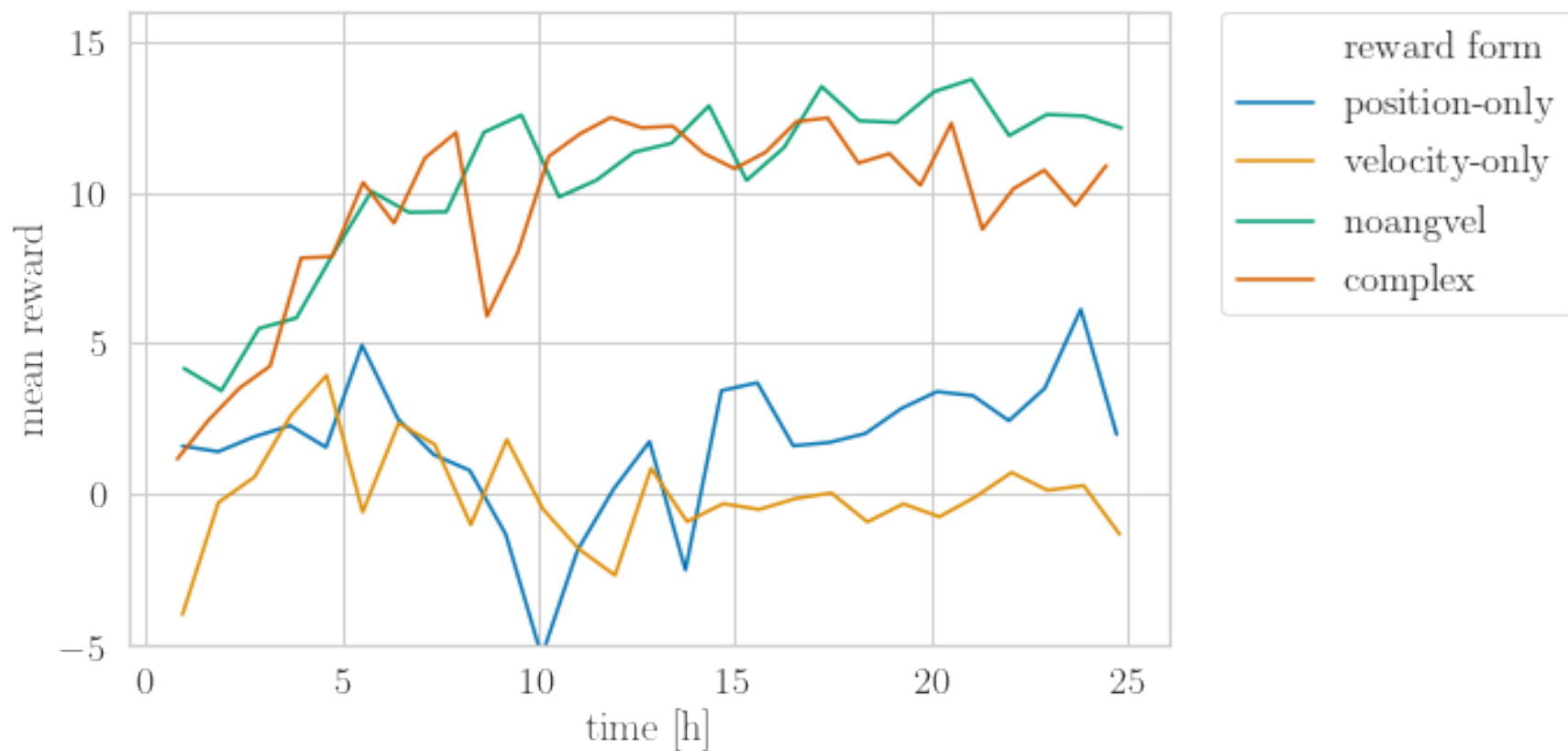


Źródło: [Robonation](https://robonation.org)

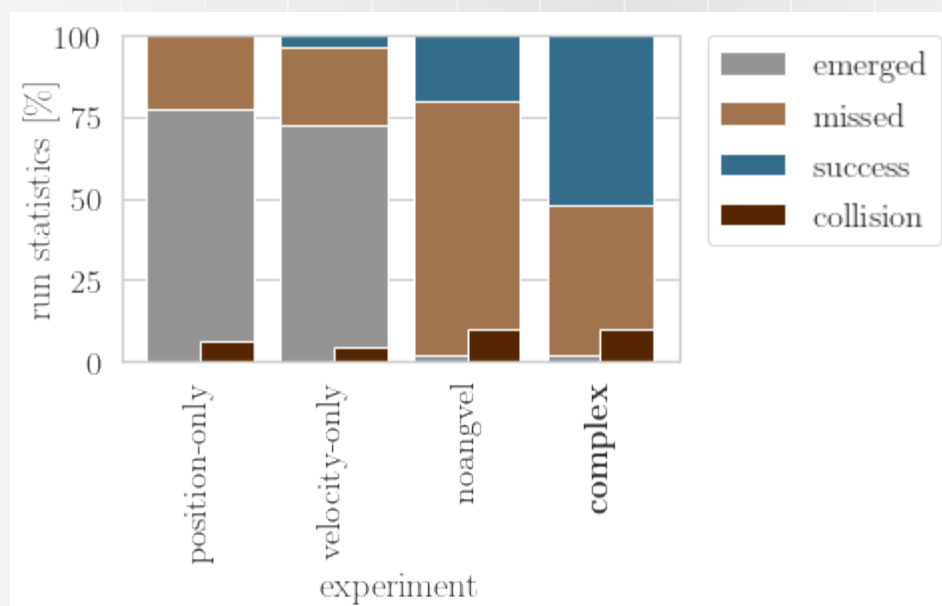
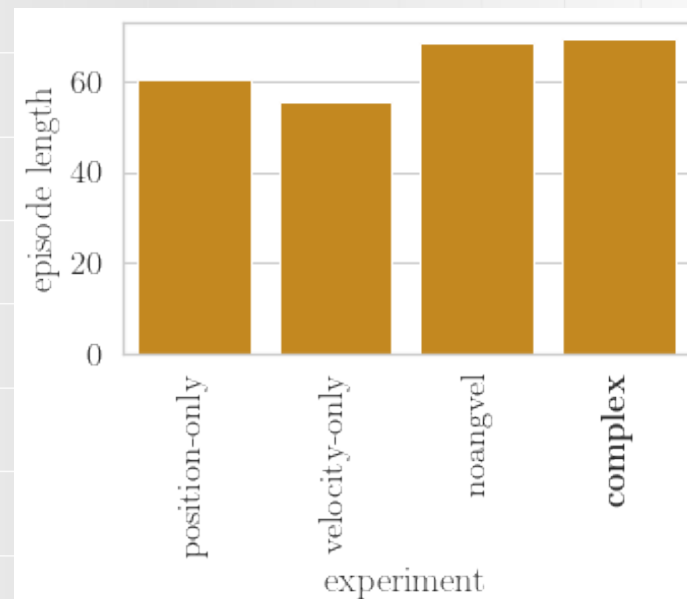
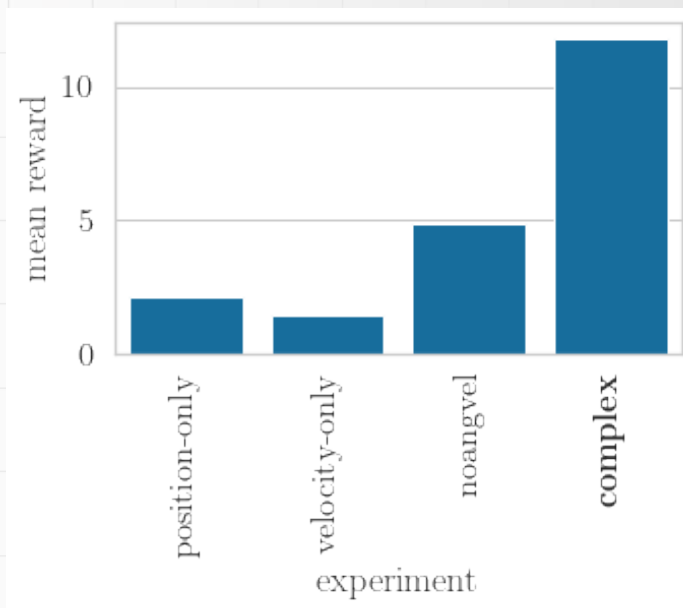
Postać funkcji nagrody

- **cel:** wyznaczenie optymalnej postaci funkcji nagrody oraz zbadanie wpływu poszczególnych składowych na zdolność do wyuczenia

Postać funkcji nagrody



Postać funkcji nagrody



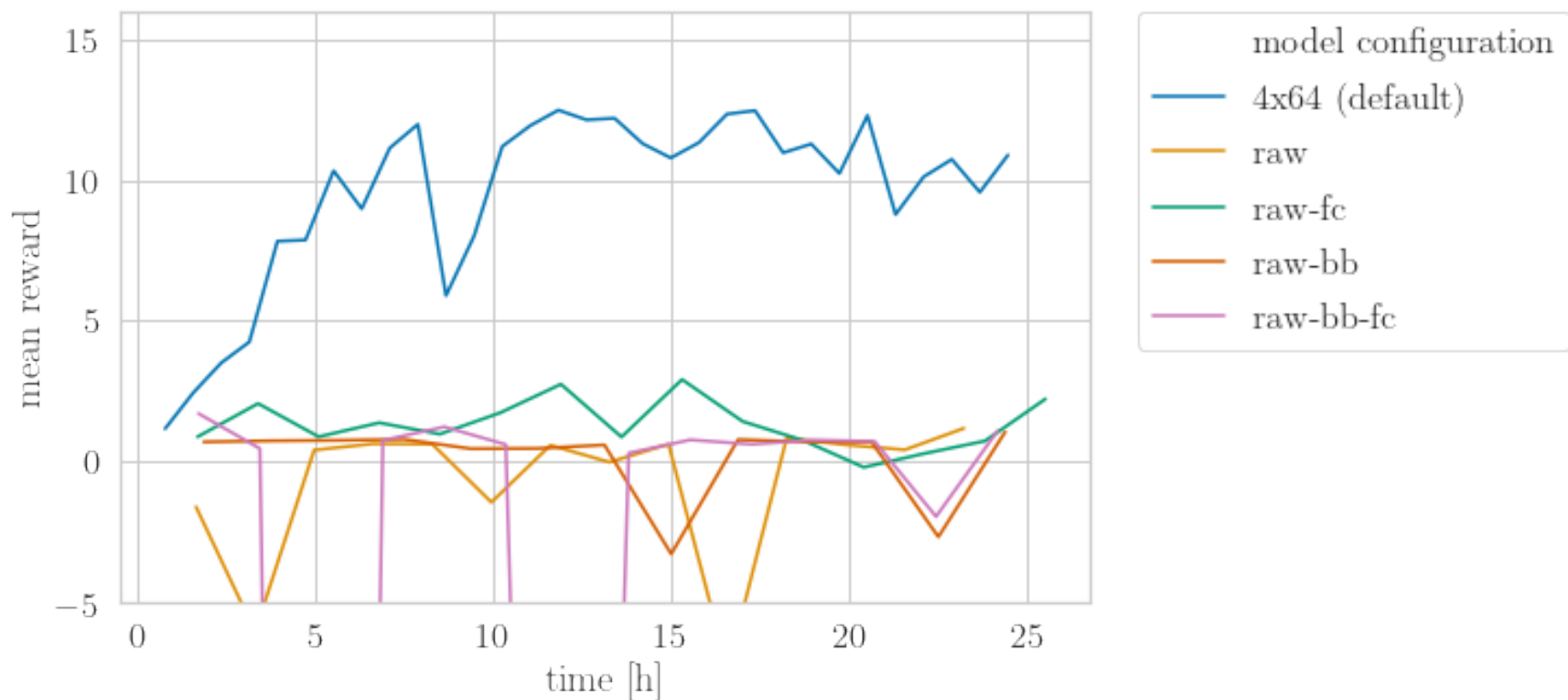
Postać funkcji nagrody

- **cel:** wyznaczenie optymalnej postaci funkcji nagrody oraz zbadanie wpływu poszczególnych składowych na zdolność do wyuczenia
- **wnioski:**
 - uproszczone funkcje nagrody nie pozwalają na skuteczne wytrenowanie modelu
 - uwzględnienie czterech składowych funkcji nagrody daje najlepsze wyniki uczenia i skuteczność działania

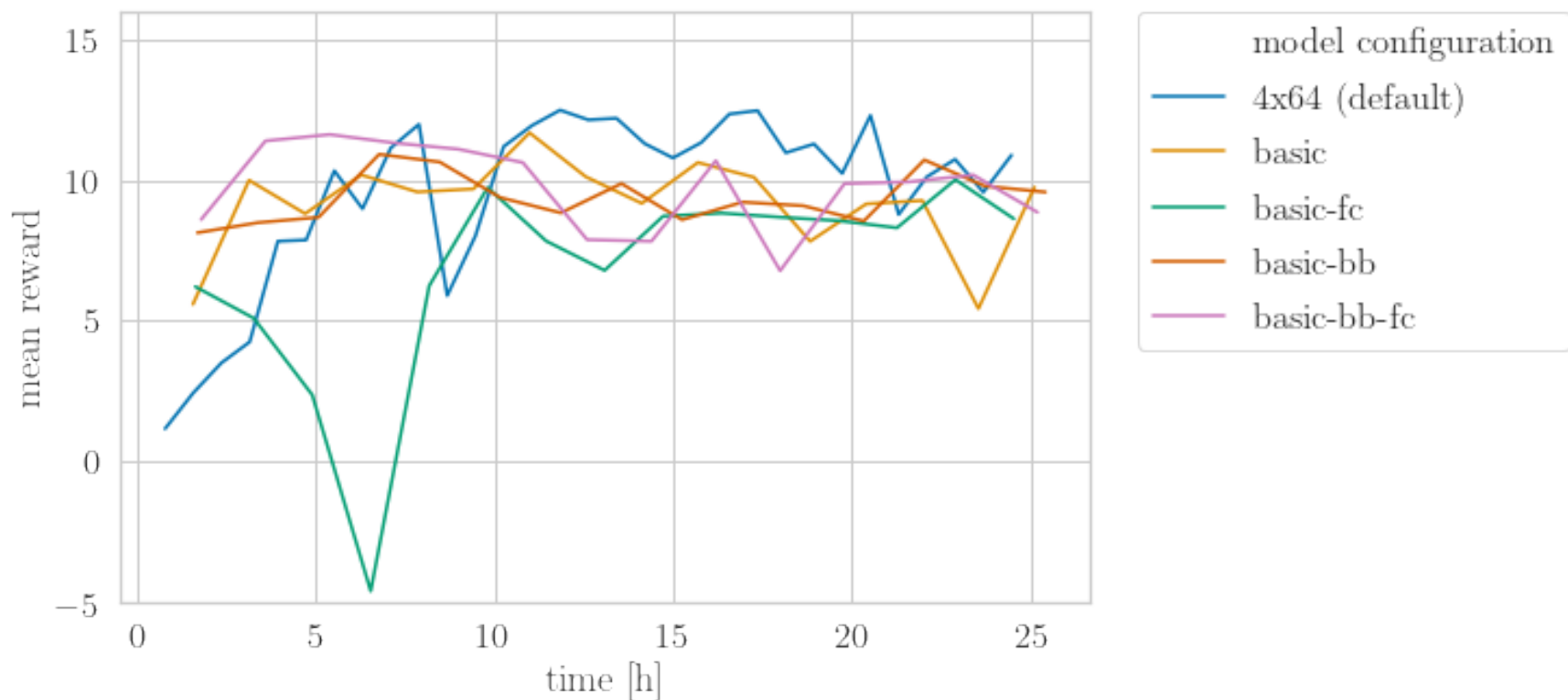
Konfiguracja modelu

- **cel:** sprawdzenie skuteczności podejścia opartego na wytrenowanym modelu YOLO oraz wpływu konfiguracji modułu analizy obrazu na proces trenowania i osiągnane wyniki

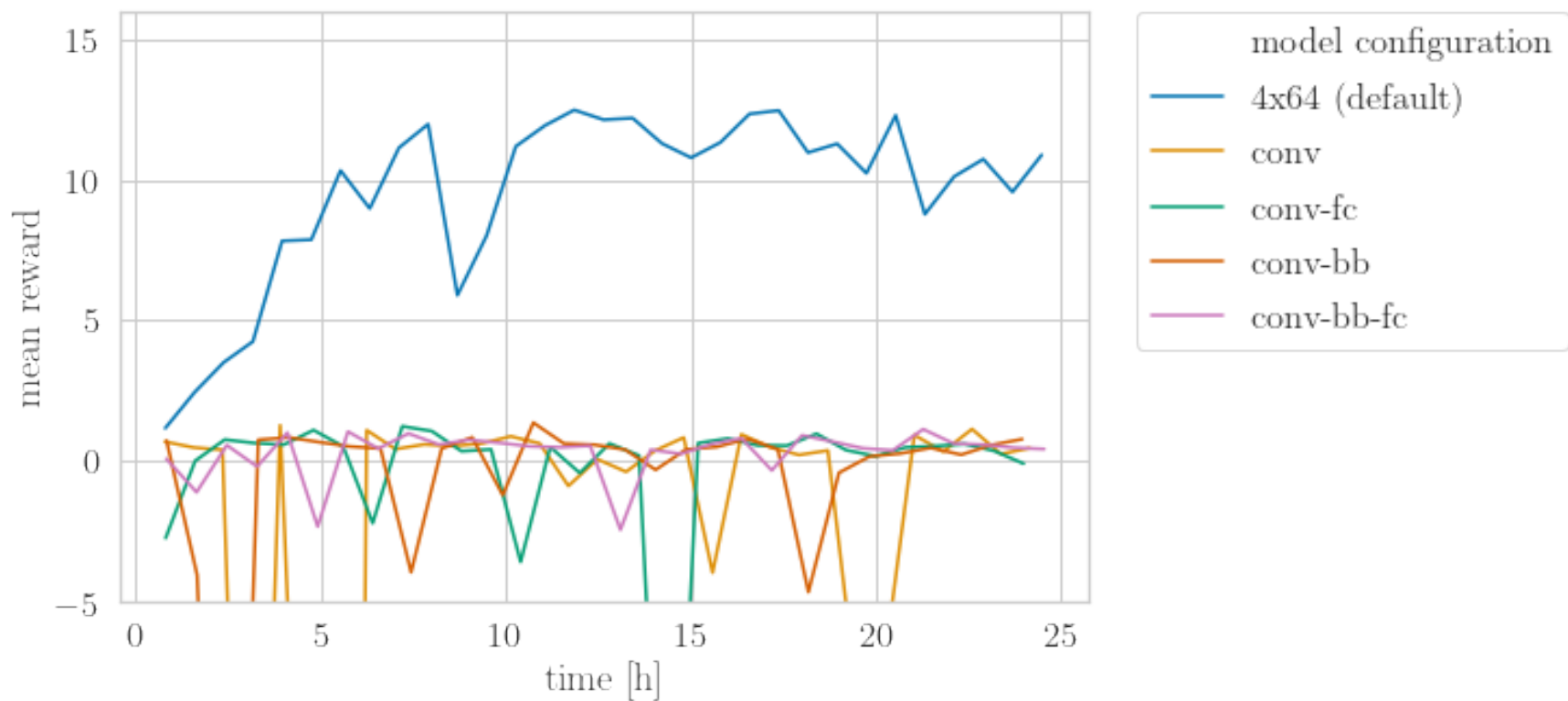
Konfiguracja modelu – *cechy surowe*



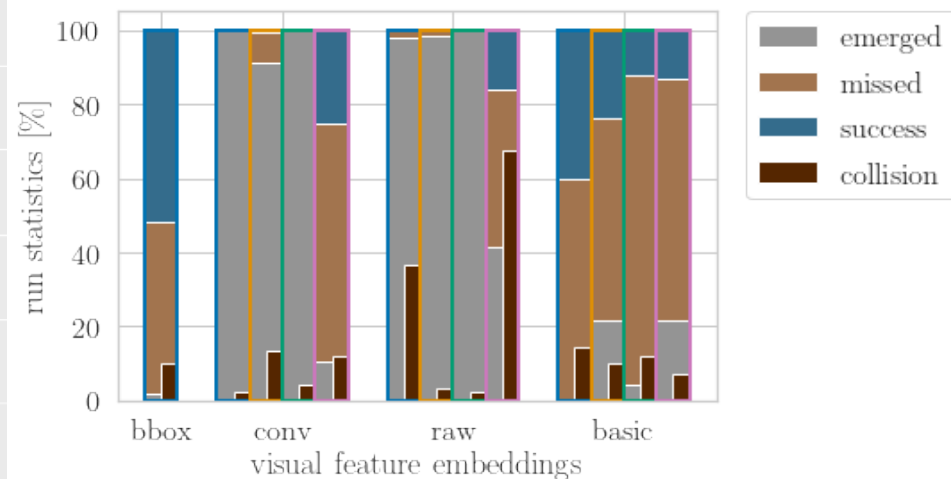
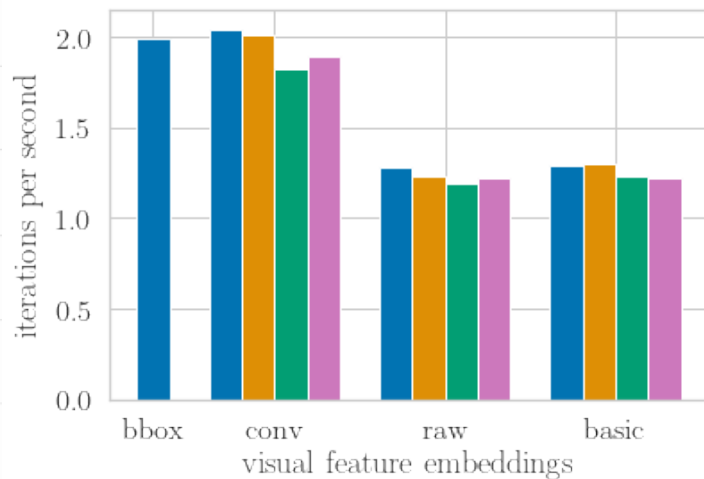
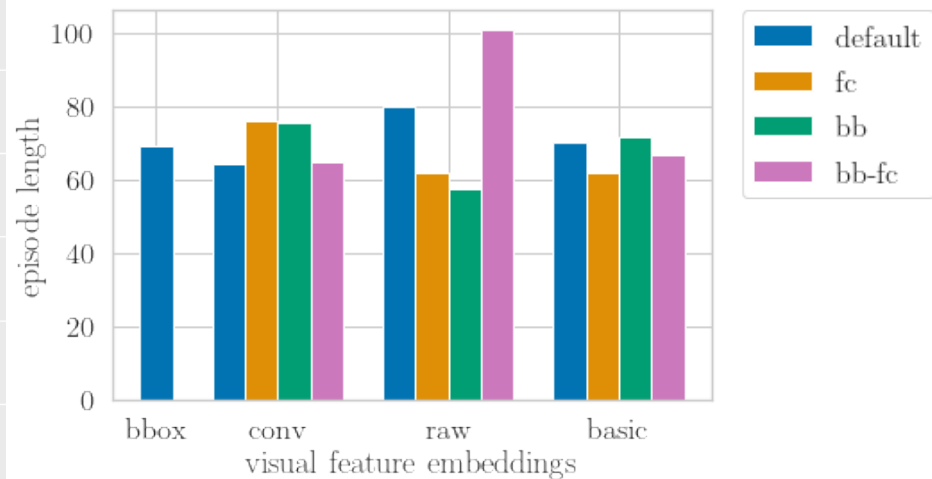
Konfiguracja modelu – *cechy proste*



Konfiguracja modelu – *sieć CNN*



Konfiguracja modelu



Postać funkcji nagrody

- **cel:** wyznaczenie optymalnej postaci funkcji nagrody oraz zbadanie wpływu poszczególnych składowych na zdolność do wyuczenia
- **wnioski:**
 - model wykorzystujący predykcje ramek okalających osiąga najlepsze rezultaty
 - spośród modeli opartych na ekstrakcji cech wizualnych jedynie cechy „*proste*” pozwalają na poprawne działanie
 - wykorzystanie cech wizualnych wyraźnie spowalnia działanie modelu
 - dodatkowe informacje nieznacznie poprawiają skuteczność

Podsumowanie





Politechnika
Wrocławska

Dziękuję za uwagę!

Nawigowanie podwodnym robotem autonomicznym przy użyciu technik głębokiego uczenia

Piotr Zieliński

Promotor: dr hab. inż. Urszula Markowska-Kaczmar

Katedra Inteligencji Obliczeniowej

Politechnika Wrocławska



HR EXCELLENCE IN RESEARCH

Literatura

1. Abadi, M. et al., *TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems*, tensorflow.org 2015
2. Hill, A. et al., *Stable Baselines*, GitHub 2018
3. Juliani, A. et al., *Unity: A general platform for intelligent agents*, arXiv 2018
4. Mnih, V. et al., *Asynchronous Methods for Deep Reinforcement Learning*, arXiv 2016
5. Redmon, J. et al., *YOLOv3: An Incremental Improvement*, arXiv 2018
6. Schulman, J. et al., *Proximal Policy Optimization Algorithms*, arXiv 2017
7. Sutton, R. S., Barto, A. G., *Reinforcement Learning: An Introduction*, The MIT Press 2018