SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

DIPLOMSKI RAD br. 2857

Automatizirani razvoj agenata za različita okruženja

Paulo Sanković

Zagreb, lipanj 2022.

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

Zagreb, 11. ožujka 2022.

DIPLOMSKI ZADATAK br. 2857

Pristupnik:	**Paulo Sanković (0036509900)**
Studij:	Računarstvo
Profil:	Računarska znanost
Mentor:	doc. dr. sc. Marko Đurasević

Zadatak: **Automatizirani razvoj agenata za različita okruženja**

Opis zadatka:

Proučiti različita okruženja poput jednostavnih igara ili fizikalnih simulatora za koje je moguće razviti agente. Proučiti različite metode i modele poput umjetnih neuronskih mreža koje se mogu iskoristiti za upravljanje agentom u takvim okruženjima. Proučiti postojeća programska rješenja koja pružaju simulaciju pojedinih okruženja te istražiti mogućnosti povezivanja s takvim okruženjima. Razviti programski okvir koji omogućuje automatski razvoj agenata za odabrana okruženja te grafički prikazuje ponašanje razvijenih agenata. Ocijeniti efikasnost razvijenih agenata za odabrana okruženja. Predložiti moguća poboljšanja predloženog postupka s ciljem razvoja efikasnijih agenata. Radu priložiti izvorne programske kodove, dobivene rezultate uz potrebna objašnjenja i korištenu literaturu.

Rok za predaju rada: 27. lipnja 2022.

Zahvaljujem se mentoru doc. dr. sc. Marko Đurasević na pomoći i razumijevanju tijekom izrade ovog diplomskog rada. Također posebno bih se zahvalio svojoj obitelji na pruženoj podršci tijekom svih godina studiranja.

SADRŽAJ

1. Uvod

Inteligentni sustavi sposobni su analizirati, razumjeti i učiti iz dostupnih podataka putem posebno dizajniranih algoritama umjetne inteligencije. Zahvaljujući dostupnosti velikih skupova podataka, razvoja tehnologije i napretka u algoritmima došli smo do razine gdje nam razvijeni modeli mogu uvelike poslužiti u svakodnevnom životu.

Posebno je zanimljiva problematika u kojoj je bez znanja o pravilima i funkcioniranju specifične okoline, potrebno konstruirati specijaliziranog agenta koji se nalazi u određenom stanju okoline i ponavlja korake izvršavanja optimalne akcije i prijelaza u novo stanje okoline. Za svaku akciju agent prima određenu nagradu - mjeru koja označava koliko su akcije agenta ispravne za tu okolinu i koliko je napredak agenta ispravan. Agent izvršava akcije i prelazi u nova stanja sve dok se ne nađe u terminalnom (završnom) stanju. Dakle, cilj agenta u okolini jest pronaći optimalnu strategiju koja će maksimizirati očekivanu dobit (nagradu) u određenom vremenskom okviru.

Područje strojnog učenja koje se bavi prethodno navedenom problematikom naziva se podržano učenje (engl. *Reinforcement Learning*). Agenti koji se prilično dobro ponašaju u takvim okolinama možemo implementirati pomoću različitih algoritama podržanog učenja koji se temelje na umjetnim neuronskim mrežama (engl. *Artificial Neural Networks*). Umjetne neuronske mreže su dobri aproksimatori funkcija i najbolje se ponašaju u okolini koja ima kompozitnu strukturu gdje vrlo kvalitetno duboki model predstave kao slijed naučenih nelinearnih transformacija.

U sklopu ovog rada bilo je potrebno proučiti i razumjeti metode i algoritme podržanog učenja i funkcioniranje umjetnih neuronskih mreža. Nadalje, bilo je potrebno istražiti, proučiti i naposljetku implementirati neke od algoritama podržanog učenja koji se zasnivaju na umjetnim neuronskim mrežama i koje je trebalo uklopiti u okoline koje su prikladne za simulaciju i testiranje ponašanja naučenih agenta.

Programsko rješenje implementirano je u programskom jeziku *Python*, primarno koristeći *PyTorch* biblioteku (engl. *library*) zajedno s ostalim korisnim bibliotekama poput *numpy*, *tqdm*, *stable-baselines3*... Za simulaciju i testiranje ponašanja agenata (razvijenih modela) u posebnom okruženju korištena je biblioteka *OpenAI Gym*.

2. Podržano učenje

Strojno učenje (engl. *Machine Learning*) jest grana umjetne inteligencije (engl. *Artificial Inteligence*) koja se može definirati kao skup metoda koje u podatcima mogu automatski otkrivati obrasce, i potom te otkrivene obrasce iskorištavati pri budućem predviđanju podataka, ili obavljati druge zadatke odlučivanja u prisustvu nesigurnosti Čupić (2022). Drugim riječima, bez eksplicitnog programiranja moguće je napraviti sustave koji funkcioniraju kao ljudski mozak - imaju pristup podatcima, koriste ih za učenje i samim time bolje razumiju entitete, domene i veze između podataka.

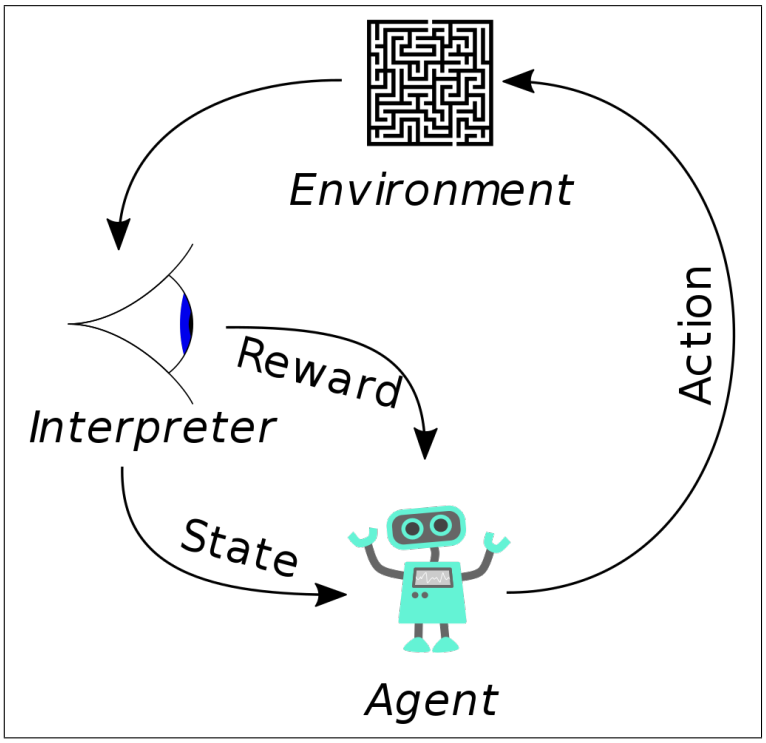
Strojno učenje dijeli se na 3 podvrste: nadzirano učenje, nenadzirano učenje i podržano (ojačano) učenje. Nadzirano učenje (engl. *supervised learning*) karakterizira učenje modela nad testnim podatcima koji su označeni. Model točno zna da za određeni ulaz mora vratiti izlaz koji je istovjetan unaprijed pridruženoj oznaci. Algoritam mjeri točnost kroz funkciju gubitka, prilagođavajući se sve dok se izračunata razlika izlaza modela i stvarnog izlaza (pogreška) ne smanji u određenoj mjeri. U nenadziranom učenju (engl. *unsupervised learning*) za razliku od nadziranog, posjedujemo podatke bez zadanog izlaza - podatci su dani bez ciljne vrijednosti i u tim situacijama treba pronaći određenu pravilnost. Postupci poput grupiranja, smanjenja dimenzionalnosti, otkrivanja veza između primjeraka... pripadaju nenadziranom učenju.

Posebna i nama najzanimljivija podvrsta strojnog učenja jest podržano učenje (engl. *reinforcement learning*). Podržano učenje bavi se optimizacijom ponašanja agenta koji je u interakciji s okolinom (u kojoj se nalazi) i koji na temelju informacija koje dobiva iz okoline izvršava akcije, i kao odgovor na svaku akciju dobiva nagradu ili kaznu. Za razliku od prethodno dvije navedene podvrste koje mapiraju ulazne podatke na određeni format izlaza, u podržanom učenju je naizraženije učenje iz iskustva koje je čovjeku kao biću ključan način na koji se razvija. Od najranije dobi, bića nastoje shvatiti i razumjeti okolinu u kojoj se nalaze na temelju niza aktivnosti kojima utječu na okolinu i opažanja kako okolina pri toj interakciji utječe na nas.

2.1. Motivacija

Za potpuno razumijevanje podržanog učenja, bitno je u navesti i pojasniti glavne pojmove. Okolina (engl. *environment*) označava svijet u kojem se agent nalazi i s kojim interaktira. Stanje (engl. *state*) reprezentira presjek okoline u određenom trenutku. Agentu korisna informacija jest nagrada (engl. *reward*) koja predstavlja povratnu informaciju okoline. Način na koji agent bira akciju (engl. *action*) iz skupa svih dostupnih akcija naziva se politika (engl. *policy*).

Cilj podržanog učenja jest naći optimalnu strategiju (niz optimalnih akcija) koje maksimiziraju ukupnu (kumulativnu) nagradu. U svakom koraku interakcije agenta s okolinom, agent prima opis stanja okoline u kojoj se nalazi. S obzirom na to stanje, izvršava akciju koja vrši neku promjenu nad okolinom i prebacuje ju u novo stanje. Agent prima povratnu informaciju od okoline koja reprezentira koliko je odabrana akcija u skladu sa stanjem okoline. Opisana interakcija agenta s okolinom vizualizirana je na slici 2.1.



Slika 2.1: Prikaz ciklusa i interakcije agenta s okolinom

2.2. Neuronske mreže

2.2.1. Potpuno povezane neuronske mreže

2.2.2. Konvolucijske neuronske mreže

2.3. Ključni koncepti

2.4. Algoritmi podržanog učenja

Onaj dio s towards science oko explorationa...

2.4.1. Deep Q Learning

2.4.2. Double Deep Q Learning

2.4.3. Double Deep Q Learning

3. OpenAI Gym

OpenAI Gym jest Python biblioteka (engl. *library*) otvorenog koda (engl. *open source*) koja služi za razvijanje i usporedbu agenata u odabranim okolinama. Iznimno je popularna u sferi simpatizera i programera koji se bave razvijanjem modela podržanog učenja zbog jednostavnosti korištenja, velikog broja dostupnih okolina i jednostavnog stvaranja novih okolina, te jednostavne interakcije agenta i okoline. OpenAI Gym biblioteka se redovito održava i trenutno je na verziji `0.24.1`.

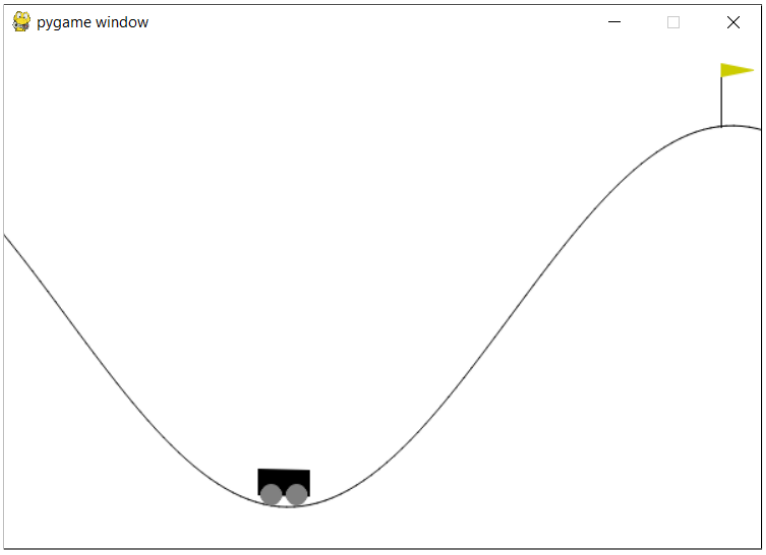
3.1. Struktura

Interakcija agenta i okoline podijeljena je na epizode. Na početku svake epizode, početno stanje se nasumično uzorkuje iz distribucije, i interakcija se nastavlja sve dok se okolina ne nađe u terminalnom stanju Brockman et al. (2016).

```
import gym

env = gym.make("MountainCar-v0")

observation = env.reset()

done = False
while not done:
    action = env.action_space.sample()
    observation, reward, done, info = env.step(action)

    env.render()

env.close()
```

Kôd 1: Jednostavan primjer integracije agenta i Gym okoline (1 epizoda)

Prikazan je potpuno funkcionalni kod 1 koji reprezentira jednostavnu interakciju agenta i okoline. Agent u ovom jednostavnom slučaju nasumično odabere akciju iz skupa svih dostupnih akcija za tu okolinu (linija 9). Osnovni kostur se sastoji od koraka specifikacije okoline (linija 3), inicijalizacije okoline (linija 5) te interakcija okoline i agenta - agent predaje okolini odabranu akciju, okolina vraća povratnu informaciju (linije 7 - 14).



Slika 3.1: Rezultat pokretanja koda 1

3.1.1. Okolina

Temelj oko kojeg se zasniva OpenAI Gym biblioteka jest razred (engl. *class*) `Env` koji u suštini implementira simulator koji pokreće okruženje u kojem naš agent može interaktirati s okolinom. Točnije rečeno, enkapsulira sva potrebna ponašanja i metode koje su potrebne za jednostavnu interakciju. Objekt tipa `Env` stvara pozivanje funkcije `gym.make(id: str, **kwargs)` (kod 1 linija 3) kojoj se predaje identifikator okoline (`id`) zajedno s opcionalnim argumentima (metapodacima).

3.1.2. Interakcija s okolinom

Kao što je vidljivo iz koda 1 osnovne metode koje se pozivaju nad instancom razreda `Env` su `reset` i `step`. Funkcija `reset` postavlja okruženje u početno stanje i vraća njegovu vrijednost (kod 1. linija 5). S druge strane, funkciji `step` (kod 1. linija 10) predaje se jedna od ispravnih akcija, akcija inicira prijelaz okoline iz jednog stanja u drugo. Funkcija vraća 4 vrijednosti: vrijednost prostora stanja (engl. *observation*),

iznos nagrade (engl. *reward*) kao rezultat poduzimanja određene akcije, zastavicu koja signalizira jesmo li došli u završno stanje okoline, te neke dodatne informacije.

Još jedna vrlo često korištena funkcija jest `render` (kod 1. linija 12) koja služi kako bi se u određenom formatu prikazala okolina. Dostupni formati su: `human` (otvara se skočni prozor sa slikom stanja okoline - slika 3.1), `rgb_array` (`numpy` array RGB vrijednosti) i `ansi` (string reprezentacija okoline).

3.1.3. Prostor akcija i prostor stanja

Osnovna struktura okruženja opisana je atributima `observation_space` i `action_space` koji su dio razreda `Env` i čija se vrijednost može razlikovati zavisno o okolini. Atribut `action_space` opisuje numeričku strukturu svih legitimnih akcija koje se mogu izvesti nad određenom okolinom. S druge strane, atribut `observation_space` definira strukturu objekta koje predstavlja stanje u kojem se okolina nalazi.

Format validnih akcija i stanja okoline, odnosno struktura tih podataka, definirana je razredima `Box`, `Discrete`, `MultiBinary` i `MultiDiscrete`. Svi navedeni razredi nasljeđuju i implementiraju glavne metode nadrazreda `Space`.

Razred `Box` predstavlja strukturu podataka u kontinuiranom `n`-dimenzionalnom prostoru. Prostor i njegove validne vrijednosti omeđene su gornjim i donjim granicama koje se jednostavno postave pri inicijalizaciji strukture pridruživanjem željenih vrijednosti atributima `high` i `low`. Kod 2 prikazuje inicijalizaciju `Box` strukture podataka koja je sastavljena od `3`-dimenzionalnog vektora čije su vrijednosti omeđene odozdo i odozgo vrijednostima `-1` i `-2`. Metoda `sample(self)` nasumično uzorkuje element iz prostora koristeći različite distribucije ovisno o ograničenjima prostora.

```
1 >>> import numpy as np
2 >>> from gym.spaces import Box
3 >>> b = Box(low=-1.0, high=2.0, shape=(3,), dtype=np.float32)
4 >>> b.sample()
5 array([-0.3791686 , -0.35007873,  0.8138365 ], dtype=float32)
```

Kôd 2: Primjer korištenja strukture kontinuiranog prostora `Box`

Razred `Discrete` s druge strane, predstavlja strukturu podataka u diskretnom `n`-dimenzionalnom prostoru gdje su validne vrijednosti sve cjelobrojne vrijednosti unutar intervala `{0, ..., n - 1}` (početna vrijednost se može specificirati). Kod 3 pri-

kazuje inicijalizacije `Discrete` strukture podataka ovisno o specificiranoj početnoj vrijednosti.

```
>>> from gym.spaces import Discrete
>>> d = Discrete(3)              # {0, 1, 2}
>>> d = Discrete(3, start=-1)    # {-1, 0, 1}
>>> d.sample()
1
```

Kôd 3: Primjer korištenja strukture diskretnog prostora `Discrete`

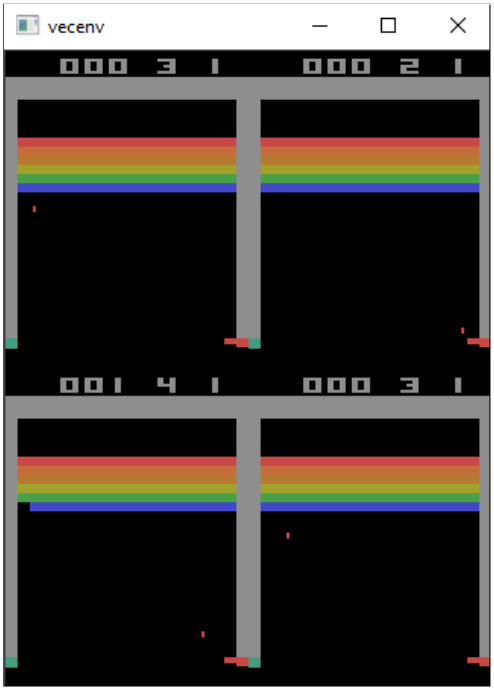
3.1.4. Omotači

Omotači (engl. *Wrappers*) su prikladne strukture koje omogućavaju izmjenu elemenata postojećeg okruženja bez potrebe za mijenjanjem originalnog koda. Omotači omogućavaju modularnost, mogu se implementirati prema vlastitim potrebama i ulančavati. Ova funkcionalnost vrlo se često koristi u situacijama kada pri treniranju modela želimo normalizirati ulaze (skalirati piksele slike), provesti regularizaciju (podrezivanje vrijednosti nagrade), transformirati ulaze u Pytorch dimenzije, implementirati preskakanje slikovnih okvira... Navedene funkcionalnosti moguće je postići tako da definiramo vlastiti omotač koji će nasljeđivati ili obični `Wrapper` nadrazred ili specifičnije razrede poput `ObservationWrapper`, `RewardWrapper`, `ActionWrapper`...

3.1.5. Vektorizirana okruženja

Koristeći standardne metode stvaranja i interakcije s Gym okruženjem, pokrećemo samo jednu instancu okruženja i na taj način ne iskorištavamo potpuno računalnu snagu koja nam je dostupna. Vektorizirana okruženja (engl. *Vectorized environments*) su okruženja koja paralelno pokreću više kopija istog okruženja u svrhu poboljšanja učinkovitosti i ubrzanja procesa učenja agenta.

?? TODO nastaviti ovo jer su sada objavili novu verziju u kojoj je već u Gym-u ukomponiran Vector API a ja sam do sada bio koristio njihov library *baselines*. ?? - ponovna implementacija i usporedba



Slika 3.2: Prikaz vektoriziranog okruženja sa 4 paralelne asinkrone instance

3.2. Okruženja

U OpenAI Gym ekosustavu dostupno je puno okruženja koja omogućuju interakciju s agentom. Neki od njih su: *Atari* - skup od Atari 2600 okolina, *MuJoCo* (punim nazivom *Multi-Joint dynamics with Contact*) - skup okolina za provođenje istraživanja i razvoja u robotici, biomehanici, grafici i drugim područjima gdje je potrebna brzina i točna simulacija, *Classic Control* - skup okolina koje opisuju poznate fizikalne eksperimente. Opisat ćemo neke od najkorištenijih okolina.

3.2.1. Okruženje CartPole

Ovo okruženje modelira fizikalni problem održavanja ravnoteže. Inačica je sličnog fizikalnog problema pod nazivom *obrnuto njihalo* (engl. *Inverted pendulum*). Za pomična kolica zakvačen je stupić. Njegovo težište nalazi se iznad središta mase i na taj način osigurava da sustav nije stabilan. Zglob, odnosno dodirna točka između stupića i kolica nema trenja niti drugih gubitaka. Također, kolica koja se kreću vodoravno po putanji u 2 smjera nemaju trenja niti drugih gubitaka. Cilj ovog fizikalnog problema jest uravnotežiti stup primjenom sila i pomicanjem kolica u lijevom ili desnom smjeru.

Za svaki poduzeti korak okolina dodjeljuje nagradu u vrijednosti $+1$. Struktura valjanih akcija koje agent može poduzeti (`action_space`) instanca je razreda `Discrete(2,)`

- skup akcija je diskretan i u svakom koraku je moguće odabrati 1 od maksimalno 2 dostupne akcije. Opis značenja svake akcije opisan je u tablici 3.1. S druge strane, objekt koji predstavlja strukturu stanja okoline u određenom vremenskom trenutku (`observation_space`) instanca je razreda `Box(4)` – stanje se sastoji od 4 kontinuirane vrijednosti od kojih su neke ograničene i odozdo i odozgo. Točan opis i granice vrijednosti predočeni su u tablici 3.2.

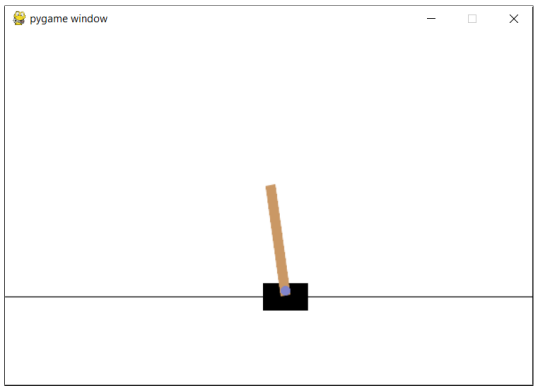
Tablica 3.1: Opis valjanih akcija - atribut `action_space`

Akcija	Opis akcije
0	Pomak kolica ulijevo
1	Pomak kolica udesno

Tablica 3.2: Opis strukture okoline - atribut `observation_space`

Indeks	Opis	Donja granica	Gornja granica
0	Pozicija kolica	-4.8	4.8
1	Brzina kolica	$-\infty$	∞
2	Nagib štapića i kolica	$-0.418rad$	$0.418rad$
3	Brzina štapića na vrhu	$-\infty$	∞

Početno stanje okoline inicijalizira pozivom metode `reset()`, slučajnim vrijednostima iz uniformne razdiobe na intervalu ± 0.05. Okolina podržava 3 uvjeta zaustavljanja (uvjeti koji označuju da je riječ o terminalnom stanju): nagib štapića i kolica je izvan intervala $\pm 0.2095rad$, pozicija sredine kolica je izvan intervala ± 2.4 (sredina kolica dotiče rub vidljivog prostora) i duljina epizode je veća od 500 koraka. Na slici 3.3 prikazana je okolina CartPole zajedno s vrijednostima okoline.



Slika 3.3: Prikaz CartPole okoline

3.2.2. Breakout

4. Implementacija

5. Moguća poboljšanja

6. Zaključak

Bože pomozi hehe.

LITERATURA

Greg Brockman, Vicki Cheung, Ludwig Pettersson, Jonas Schneider, John Schulman, Jie Tang, i Wojciech Zaremba. Openai gym, 2016.

Marko Čupić. *Umjetna Inteligencija - Uvod u strojno učenje*. 2022. http://java.zemris.fer.hr/nastava/ui/ml/ml-20220430.pdf.

Automatizirani razvoj agenata za različita okruženja

Sažetak

Sažetak na hrvatskom jeziku.

Ključne riječi: Ključne riječi, odvojene zarezima.

Title

Abstract

Abstract.

Keywords: Keywords.