Razvoj heurističkih algoritama za igranje igre Pac-Man

Seminarski rad iz kursa Računarska inteligencija

Olivera Popović, Nevena Ajvaz Jun 17, 2020

1. Uvod

- Veoma popularna igra Pac-Man je igra lavirinta u kojoj je cilj da igrač pojede svu hranu pri čemu beži od šarenih duhova koji ga jure
- Problem je rešavan iz dva ugla: ugla kretanja igrača i ugla kretanja neprijatelja



Figure 1: Prikaz naše implementacije igre Pac-Man

2.1. Implementacija igre

 Slika lavirinta je mapirana u matricu ograničenja i tako je obezbeđeno kretanje igrača i duhova po željenim poljima

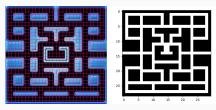


Figure 2: Ideja mapiranja slike lavirinta (levo) i dobijena matrica ograničenja(desno)

2.2. Kretanje duhova

- Svaki od duhova ima svoj cilj do kog treba doći
- Za određivanje cilja, implementirani su algoritmi A* i Genetski algoritam

2.2.1. A*

 Korišćen je graf sa jednakim težinama vrednosti 1, a kao heuristika je korišćeno Menhetn rastojanje

2.2.2. Genetski algoritam

- Jedinka je predstavljena kao putanja od naredna tri koraka
- Funkcija prilagođavanja predstavljena je Menhetn rastojanjem
- Operatori:
 - turnirska selekcija
 - jednopoziciono ukrštanje
 - mutacija zamenom slučajno odabranom akcijom iz skupa sa verovatnoćom 0.05
 - elitizam 10% populacije

2.3. Kretanje igrača

- Ideja je bila kreiranje agenta koji igra približno ili bolje od prosečnog igrača
- Algoritmi koju su korišćeni su pohlepni algoritam, učenje potkrepljivanjem i agent zasnovan na stablima ponašanja

2.3.1. Pohlepni agent

- Ovaj agent je implementiran da uz pomoć Menhetn rastojanja pronađe najkraći put do najbliže hrane
- Ukoliko postoje dve pilule na jednakim udaljenostima, uzima se ona koja je poslednja pronađena
- Očekivano, ovaj algoritam nije postigao previše dobre rezultate

2.3.2 Agent dobijen učenjem potkrepljivanjem

 Za ovo učenje postoji okuženje koje vraća nagradu agentu za neku akciju i sledeće stanje agenta

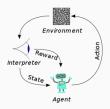


Figure 3: Osnovni dijagram učenja potkrepljivanjem

2.3.2 Agent dobijen učenjem potkrepljivanjem

- Skup akcija agenta je: {gore, dole, levo, desno}
- Nagrada se izračunava proverom da li igrač uhvaćen, da li je igrač pojeo hranu ili duha

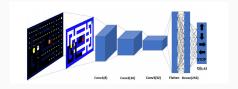
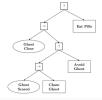


Figure 4: Korišćena arhitektura neuronske mreže

- Za učenje je koršćena:
 - memorija od prethodnih deset hiljada stanja
 - epsilon pohlepna strategija za istraživanje
 - u svakom koraku se obara parametar istraživanja sa 1 do minimalnih 0.1

2.3.3. Agent zasnovan na stablima ponašanja

- Ovaj agent prati zadati skup pravila
- Implementirano je stablo sa strukturom kao na sledećoj slici



- Popravka ovog problema je urađena uz pomoć implementacije algoritma grananje sa ograničavanjem
 - odluka gde agent da beži se simuliraju u naredna četiri koraka
- Za sledeći korak bira se najbolja pronađena putanja
- ukoliko na nekoj putanji agent bude pojeden, vrši se odsecanje

3. Ekspirimentalni rezultati

- Karakteristike računara na kojem su rađeni eksperimenti:
 - 4GB radne memorije
 - dvojezgarni procesor
 - operativni sistem KDE Neon
 - PyCharm integrisano razvojno okruženje za testiranje
 - Mreža je trenirana preko Google Colab platforme

3. Eksperimentalni rezultati

3.1. Kretanje duhova

Algoritam A*

- Duhovima je u proseku potrebno oko 15 sekundi da uhvate igrača koji se ne kreće
- Različiti ciljevi duhova su omogućili da duhovi uhvate igrača "u klopku"

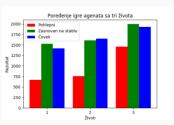
Genetski algoritam

- Duhovima je potrebno u proseku oko 20 sekundi da uhvate igrača koji se ne kreće
 - uzimajući u obzir da se duhovi kreću i po nevalidnim poljima
- Algoritam je praktično neupotrebiv jer mu je potrebno previše vremena da iskonvergira ka pravoj putanji i da izračuna naredni korak

3. Eksperimentalni rezultati

3.2. Kretanje igrača

- Radi jednostavnosti, poređenja su vršena samo na jednom životu igrača
- Svi algoritmi su evaluirani protiv A* duhova
- Najlošiji rezultat očekivano ima pohlepni agent
- Ubedljivo najbolji rezultat daje agent zasnovan na stablu
- Agent treniran učenjem potkrepljenjem nije ispunio očekivanja
 - zaključak je da agent nije dovoljno treniran zbog ograničenja hardvera



4. Zaključak

- lako na prvi pogled ne deluje, Pac-Man složena igra za rešavanje problema veštačke inteligencije, sa puno mogućih stanja
- A* pokazuje zaista odlične rezultate koji su veoma blizu optimalnih
 - stoga je bilo veoma teško napraviti agenta koji će igrati dobro protiv njih
- Učenje potkrepljivanjem trebalo bi da daje bolje rezultate nego što je eksperimentima utvrđeno
- Može se proglasiti da je agent zasnovan na stablu ponašanja odneo pobedu

Kraj

Hvala na pažnji!

Literatura

- Reinforcement learning in Pacman
- Vestačka inteligencija, Janičić Predrag i Nikolić Mladen
- Behavior Trees in Robotics and AI: An Introduction,
 Colledanchise, M. and Ögren, P.
- Real-Time Monte-Carlo Tree Search in Ms Pac-Man
- Mašinsko učenje, Nikolić M. i Zečević A.
- Reactive control of Ms. Pac Man using information retrieval based on Genetic Programming, Brandstetter, M.F. and Ahmadi, S.
- Playing Atari with Deep Reinforcement Learning
- Proximal Policy Optimization Algorithms