

BRIŠKULA I UMJETNA INTELIGENCIJA

Mirjana Jukić-Bračulj, Ivan Laković

mjukic-@student.math.hr, ilakovi@student.math.hr

PMF - Matematički odsjek

O briškuli

- Briškula (Briscola) je talijanska kartaška igra udomaćena na hrvatskom priobalju i otocima.
- u špilu ima 40 karata.
 - postoje 4 tipa po 10 karata: kope, baštone, špade i dinari
 - nakon sto svi igrači bace kartu, rundu uzima igrač koji je bacio najjaču briškulu ili ako briškule nema, igrač koji je bacio najjaču kartu iste boje kao i igrač koji je igrao prvi u trenutnoj rundi.

Primjer stabla

```
[M:None W/V:26/2000 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:0/13 U:[]]potez igra 1
||[M:1 W/V:6/6 U:[]]potez igra 2
|||[M:0 W/V:0/3 U:[]]potez igra 2
||||[M:0 W/V:0/2 U:[]]potez igra 1
|||||[M:0 W/V:1/1 U:[]]potez igra 2
|||||[M:1 W/V:0/2 U:[]]potez igra 2
|||||[M:0 W/V:0/1 U:[0]]potez igra 1
|||[M:0 W/V:6/6 U:[]]potez igra 2
|||[M:1 W/V:0/3 U:[]]potez igra 2
||||[M:0 W/V:0/2 U:[]]potez igra 1
|||||[M:0 W/V:1/1 U:[]]potez igra 2
|||[M:0 W/V:0/2 U:[]]potez igra 1
||||[M:0 W/V:1/1 U:[]]potez igra 2
|[M:2 W/V:1974/1974 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:987/987 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:0/493 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:492/492 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:0/491 U:[]]potez igra 2
|[M:1 W/V:0/493 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:492/492 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:0/491 U:[]]potez igra 2
|[M:1 W/V:986/986 U:[]]potez igra 1
|[M:1 W/V:0/493 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:492/492 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:0/491 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:0/492 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:491/491 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:0/490 U:[]]potez igra 2
|[M:1 W/V:0/13 U:[]]potez igra 1
|[M:1 W/V:6/6 U:[]]potez igra 2
|[M:1 W/V:0/3 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:0/2 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:1/1 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:0/2 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:1/1 U:[0]]potez igra 2
|[M:0 W/V:6/6 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:0/3 U:[]]potez igra 1
|[M:0 W/V:2/2 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:0/1 U:[]]potez igra 2
|[M:1 W/V:0/2 U:[]]potez igra 2
|[M:0 W/V:0/1 U:[0]]potez igra 1
```

Stablo pretraživanja UCT-a 3 koraka prije kraja igre. Vidi se da ako odigra kartu s rednim brojem 2 sigurno pobjeđuje, te je to i razlog zašto bacanje te karte češće analizira u odnosu na druge dvije. Iz ovakvog stabla vidljivo je koju kartu će UCT odigrati i zašto.

Zaključak

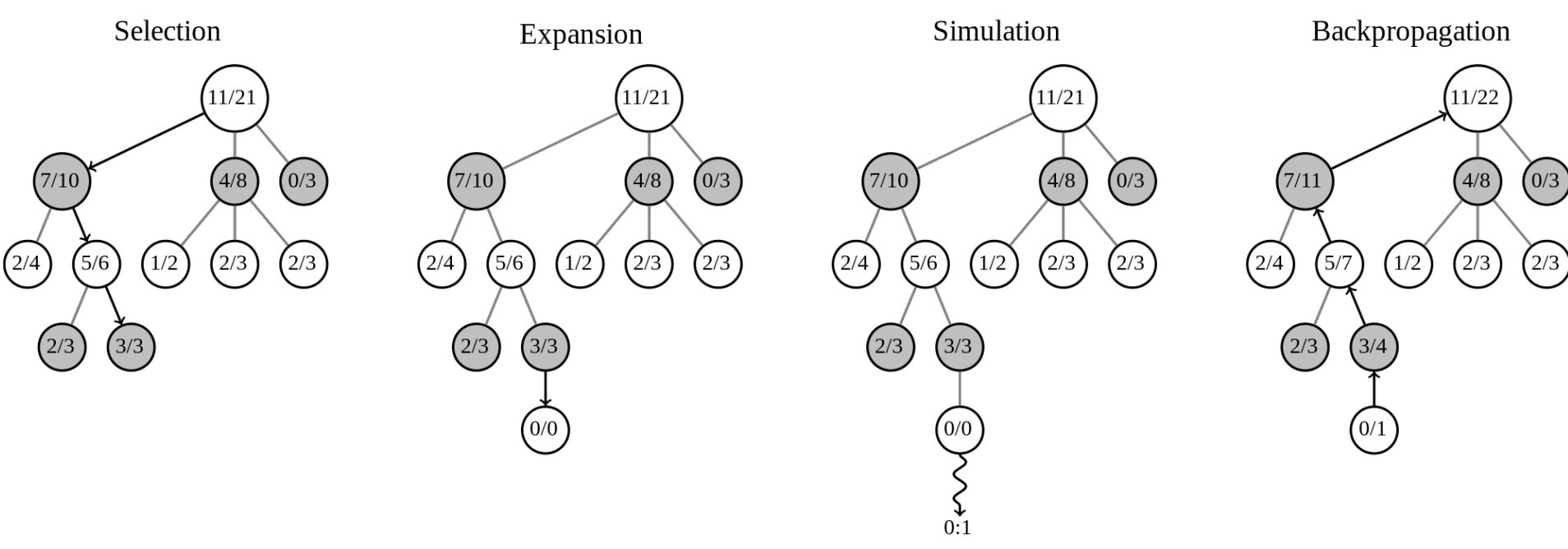
- U testiranju algoritma protiv čovjeka, algoritam igra vrlo dobro, te u većini slučajeva pobjedi. Prednosti algoritma su:
- ne zahtjeva nikakve heuristike
 - daje dobre rezultate već pri malom broju simulacija

Osnovni algoritam može se poboljšati tako da osim nastojanja u tome da pobjedi pokuša i maksimizirati konačan broj bodova. Osim toga, mogla bi se uvesti i heuristika koja će mu ograničiti broj karti koje je dopušteno baciti. U slučaju dobre heuristike, smanjilo bi se grananje stabla, i ubrzalo računanje. U proučavanju igranja algoritma nismo uočili nikakvu nama razumljivu heuristiku kod izbora karte za bacanje stoga smo zaključili da je svaki potez specijalan te se igranje poput algoritma ne može naučiti.

Monte Carlo stablo pretraživanja

Monte Carlo stablo pretraživanja je heuristički algoritam pretraživanja koji se koristi u procesima donošenja odluka, najčešće u igranju igara. Algoritam simulira igru zadani broj puta te pronalazi optimalan potez. Svaka simulacija igre se sastoji od iduća 4 koraka:

1. **Odabir** - odabir najuspješnijega djeteta.
2. **Proširivanje** - ako nije kraj igre odigra potez.
3. **Simulacija** - odigra simulaciju do kraja.
4. **Ažuriranje znanja** - ažurira odigrani potez ovisno o rezultatu.



UCT formula

Najteži posao je održati ravnotežu između iskorištavanja kombinacija koje donosi odabir djeteta s visokim stupnjem pobjeda i proširivanja poteza s malim brojem simulacija.

Prva uspješna formula je UCT: $\frac{w_i}{n_i} + c * \sqrt{\frac{\ln t}{n_i}}$ gdje:

- w_i označava broj pobjeda nakon i-tog poteza
- n_i označava broj simulacija nakon i-tog poteza
- c je parametar iskorištavanja, teoretski je uvijek $\sqrt{2}$
- t označava ukupan broj simulacija koji odgovara sumi n_i -ova

Prvi dio formule zadužen je za produbljivanje postojećeg stanja, a drugi za proširivanje stabla radi problema lokalnog ekstrema.

Dokazano je da procjena najboljih poteza u MCTS algoritmu konvergira minimax procjeni.

Sažetak

Cilj projekta je bio dokazati da će se umjetna inteligencija moći nositi s ljudskim igračima u igri briškula za koju se smatra da najvećim dijelom čista sreća, a manjim dijelom znanje i taktika. U slučaju da je umjetna inteligencija bolja od ljudskog igrača želja nam je bila vidjeti razliku u načinu igre, te pokušati i sami naučiti igrati na taj bolji način. Umjetnu inteligenciju odlučili smo implementirati pomoću algoritma Monte Carlo tree search. Važan čimbenik u odabiru je bila i nedavna pobjeda Google-ovog AI-a AlphaGo u igri Go (posljednja igra na ploči u kojoj je čovjek mogao pobijediti računalo) umjetna inteligencija koristila kombinaciju dubokog učenja i MCTS algoritma.

UCT vs UCT

Borba umjetnih inteligencija s različitim brojem simulacija igre po potezu.

UCT 1	UCT 2	Omjer pobjeda
300	500	25:25
500	750	26:24
300	1000	15:35
500	1000	21:29
800	1000	19:31
900	1000	27:23
1000	1500	25:25
300	2000	16:34
500	2000	22:28
750	2000	22:28
1000	2000	22:28
1500	2000	23:27
1750	2000	22:28
2000	2500	23:27
2000	3000	26:24
2000	4000	27:23
500	5000	22:28
2000	5000	27:23
2000	10000	24:26

Iz tablice je vidljivo da je optimalan broj simulacija oko 2000.

Link na igricu

<https://goo.gl/a2bMXZ>

Važni pojmovi

- MCTS - Monte Carlo Tree Search, algoritam za korištenje stabla pretraživanja
- UCT - Upper Confidence Bound 1 applied to trees, implementacija MCTS koja balansira proširivanje i produbljivanje stabla pretraživanja
- Stablo pretraživanja - stablo u kojem svaki čvor sadrži podatke o broju pobjeda u odnosu na broj simulacija za svaki odigrani potez
- Briškula - kartaška igra, popularna u priobalju Jadranskog mora, ujedno i naziv boje koja trenutno vodi igru
- AlphaGo - Googleov program, prvi program koji je pobijedio ljudskog protivnika u igri Go

