Mesterséges intelligencia - 4. előadás
Keresés ellenséges környezetben

Játékok típusai

- sokféle létezik
- tulajdonságok:
  - determinisztikus vagy sztochasztikus? (van benne véletlen?)
  - egy, kettő vagy több játékos?
  - zéró összegű játék? (egy nyertes van, ha az egyik játékos jobb helyzetbe kerül a másik rosszabba)
  - teljes információ (láthatjuk az állapotot)? (pl kártyajáték NEM ilyen)
- algoritmus = **stratégiát** ad → optimális/jó választ javasol minden egyes állapotban
- **determinisztikus játékok** formalizálása:
  - állapotok: S
  - játékosok: P={1..N}
  - cselekvések: A
  - állapotátmenet függvény: SxA → S
  - célállapot teszt: S → {igaz, hamis}
  - célállapot hasznosság: SxP → R
  - megoldás egy játékos számára a **stratégia** ami S → A
- **zéró összegű játék**
  - ágensek hasznossága ellenkező, ellenséges játékosok tiszta versengéssel
- **nem zéró összegű játék**
  - ágensek hasznossága független
  - kooperáció, közömbösség, versengés mind egyszerre megjelenhetnek
- egy állapot értéke → az adott állapotból elérhető legjobb kimenetel (hasznosság)
  - nem végállapotok: $V(s) = \max_{s' \in \text{követő-állapot}(s)} V(s')$
  - végállapotok: V(s) = ismert

Minimax

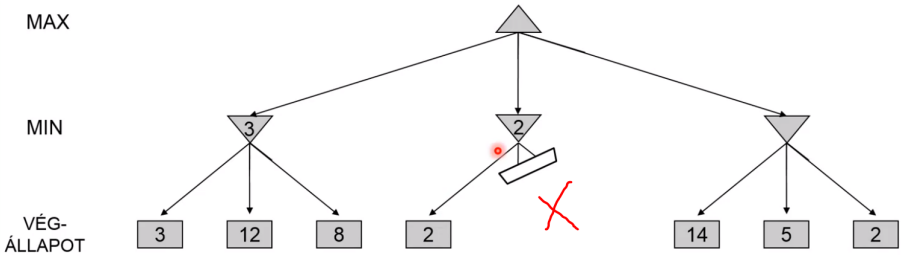
- ágens és ellenfele ellentétes célra törekednek
- egyikük minimalizálni, másikuk maximalizálni akar egy adott értéket → minimax
- **minimax keresés**
  - keresés állapottér gráfban
  - játékosok felváltva lépnek
  - minden csomópontra **minimax érték** számítása: legnagyobb elérhető hasznosság egy racionális (ügyesen játszó) ellenséggel szemben
  - végállapotok értéke kiszámítva a játék szabályaiból, és ez alapján születik döntés!
  - algoritmus:

```
def érték(állapot):
    if állapot egy végállapot: return az állapot hasznossága
    if a következő ágens MAX: return max-érték(állapot)
    if a következő ágens MIN: return min-érték(állapot)
```

```
def max-érték(állapot):
    inicializál v = -∞
    for each követő-állapot of állapot:
        v = max(v, érték(követő-állapot))
    return v
```

```
def min-érték(állapot):
    inicializál v = +∞
    for each követő-állapot of állapot:
        v = min(v, érték(követő-állapot))
    return v
```

- milyen hatékony?
  - gyakorlatilag egy kimerítő DFS → optimális, de nagy esetben nem lesz hozzá erőforrás
  - idő: $O(b^m)$
  - tár: O(bm)
- hogy lehet rajta javítani? → nyesések



  - ne fejtsük ki azt az ágat, amit biztos nem fog választani (a min ág tuti 2-t rak oda, vagy kisebbet, így a max ágnak nem fogja megérni azt választani)

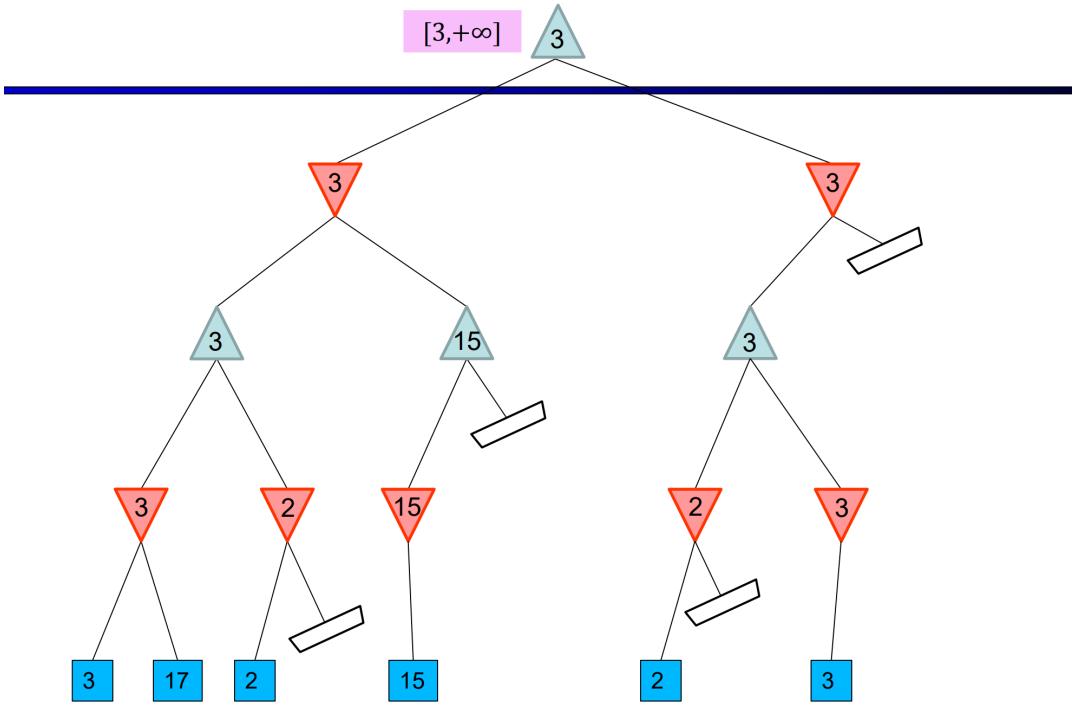
- **alfa-béta nyesés**
  - ötlet: feleslegesen kiértékelt ágak lenyesése, a játékosok ezeket biztosan nem választják, valamint gyerek csomóópontok sorrendezése ami növeli a hatékonyságot
  - éppen az *n* csomópont MIN-ÉRTÉKét számítjuk ki, végig lépkedünk *n* gyerekein
  - *n* gyerekeinek minimum értéke egyre csökken(het), mert MIN erre törekszik
  - legyen *m* és *m'* két másik már megvizsgált csomópont, amelyeket MAX választhat
  - ha *n* rosszabbá válik mint *m* vagy *m'*, akkor MAX el fogja kerülni *n*-t, így nem kell megvizsgálni *n* további gyerekeit
  - algoritmus:

```
α: MAX legjobb választási lehetősége eddig
β: MIN legjobb választási lehetősége eddig
```

```
def max-érték(állapot):
    inicializál v = -∞
    for each követő-állapot of állapot:
        v = max(v, érték(követő-állapot, α, β))
        if v ≥ β return v
        α = max(α, v)
    return v
```

```
def min-érték(állapot):
    inicializál v = +∞
    for each követő-állapot of állapot:
        v = min(v, érték(követő-állapot))
        if v ≤ α return v
        β = min(β, v)
    return v
```

  - hatás:
    - nyesés nem befolyásolja a gyökér csomópont minmax értékét!

        - köztes csomópontok értéke eltérhet a valóságtól
        - gyerek csomópontok jó sorrendezése növeli a nyesés hatékonyságát
        - tökéletes sorrendezéssel:
            - idő: $O(b^m)$-ről $O(b^{m/2})$, mert az elágazási tényező b = gyök b-re csökkent
            - így dupla keresési mélység valósítható meg!
    - példa:
    - 

Erőforrások limitációja

- probléma: keresés nem tud eljutni a levélcsomópontokig!
- megoldás: **mélységkorlátozott keresés**
    - végállapotok hasznossága helyett egy kiértékelő függvény általi becslést fogunk adni
- probléma: optimális játék nem garantált
- ha bármikor le kell tudni állni → **iteratívan mélyülő keresés** kell
- kiértékelő függvény
    - sakknál → jegyek súlyozott lineáris kombinációja $f_1(s)$ = (világos vezérek száma - sötét vezérek száma)
        - ha sok értékes bábunk van még, az többet ér!
    - kiértékelő függvények mindig pontatlanok
    - számít, hogy milyen mélységben vagyunk → a sakk játék vége fele már érdemes kiszámítani az optimális lépést!

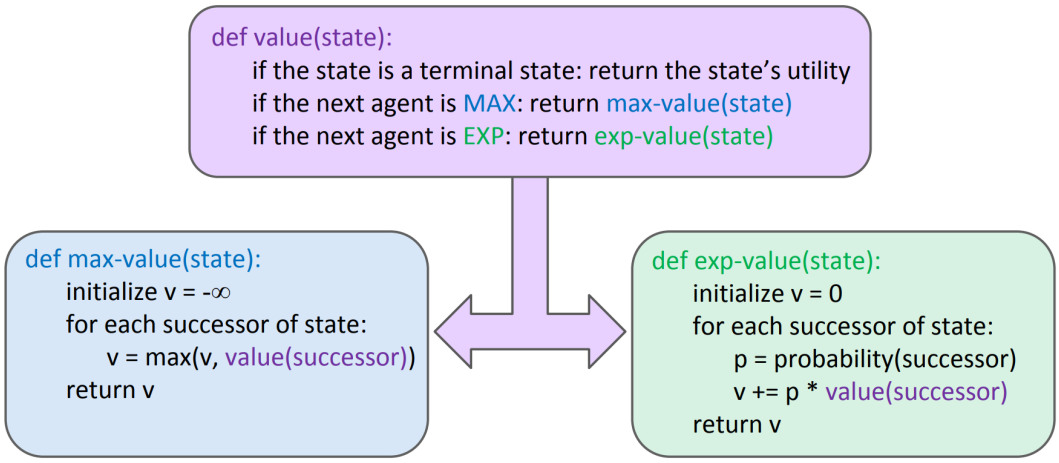
Bizonytalan kimenetelek

Legrosszabb eset vs átlagos eset

- ötlet: bizonytalan kimeneteleket a véletlen irányítja, nem egy ellenfél

Expectimax keresés

- explicit véletlen → kockadobás
- véletlenszerűen viselkedő ellenfelek → PacMan szellemek véletlen mozgása
- cselekvés nem sikerül → robot mozgásánál megcsúszik a kerék
- fontos: az értékeknek az átlagos kimenetelt kellene tükrözniük (expectimax), nem pedig a lehető legrosszabb (minimax) kimenetelt
- **expectimax keresés**
  - ötlet: számítsuk ki az átlagos pontszámot (hasznosságot) optimális játékot feltételezve
  - max csomópontok → mint minmax keresésnél
  - min csomópontok → véletlenszerűek, bizonytalan a kimenetel
  - kérdés: várható érték = gyerekcsomópontok súlyozott átlaga
  - algoritmus:



  - hasznosságot súlyozzuk a bekövetkezésük valószínűségével!
- itt is lehet nyesni

valószínűségek

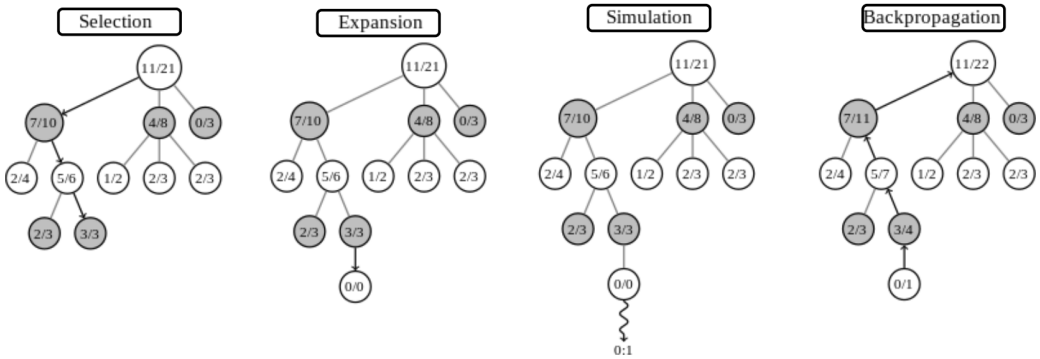
- véletlen változó → eseményt reprezentél, melynek kimenetele nem ismert
- valószínűségi eloszlás → súlyok hozzárendelése kimenetelekhez
- valószínűségi axiómák: valószínűségek nem negatívak, összes lehetséges kimenetel valószínűségeinek összege 1
- keresésnél használt valószínűség kiszámítása
  - lehet egyszerű egyenletes eloszlás, vagy bonyolultabb nagy számítási igényű számolás
  - fontos a modellezésnél: ne legyen se túl pesszimista, se túl optimista!

	támadó szellem	**random szellem**
minmax pacman	erre lett kitalálva	ezt is jól kezeli
expectimax pacman	**:(** ez nagyon nem jó	ez is jól kezeli, és jobban is teljesít itt a minmax-nál

Kevert rétegű játék

- **expectiminimax**
  - környezet egy plusz véletlen ágens, aki a minmax játékos után lép

Monte Carlo Tree Search

- ismételt véletlen mintavétel, ezen minták gyakorisága alapján közelítjük a nehezen számítható értékeket
- **MCTS**
  - Kiválasztás → fa mely részét bontsuk ki tovább (már exploration - már feltárttal foglalkozunk, exploitation- újat tárunk fel)
  - Terjeszkedés → következő csomópont kiválasztása (már bevált ág folytatása VAGY további lehetséges lépés felfedezése)
  - Szimuláció → véletlenszerű módon leszimuláljuk a játék további részét
  - Visszaterjesztés → ennek eredményét beírjuk a fába
  - 

  - fontos: kihasználás és feltárás közti arány → azt kell jól csinálni!
    Exploitation Exploration
  - $$\frac{\omega_i}{n_i} + c \cdot \sqrt{\frac{ln(t)}{n_i}}$$