

Hry a základní herní strategie

Aleš Horák

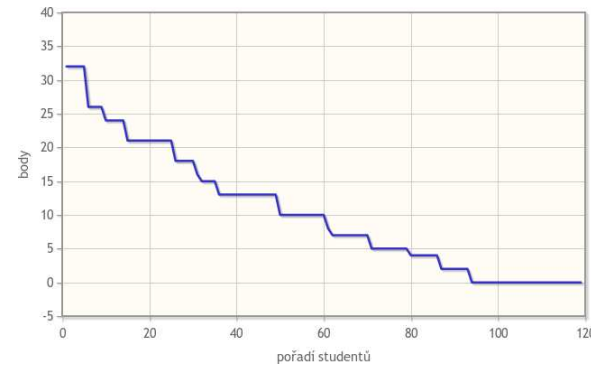
E-mail: hales@fi.muni.cz
<http://nlp.fi.muni.cz/ui/>

Obsah:

- ▶ Statistické výsledky průběžné písemky
- ▶ Hry vs. Prohledávání stavového prostoru
- ▶ Algoritmus Minimax
- ▶ Algoritmus Alfa-Beta prořezávání
- ▶ Nedeterministické hry
- ▶ Hry s nepřesnými znalostmi

Statistické výsledky průběžné písemky

průběžná písemka PB016
129 studentů



Body	Počet studentů
32	5
26	4
24	5
21	11
18	5
16	1
15	4
13	14
10	11
8	1
7	9
5	9
4	7
2	7
0	26

Průměr: 10.34

Hry × Prohledávání stavového prostoru

Multiagentní prostředí:

- ▶ agent musí brát v úvahu **akce jiných agentů** → jak ovlivní jeho vlastní prospěch
- ▶ vliv ostatních agentů – **prvek náhody**
- ▶ **kooperativní** × **soupeřící** multiagentní prostředí (MP)

Hry:

- ▶ matematická **teorie her** (odvětví ekonomie) – kooperativní i soupeřící MP, kde vliv všech agentů je **významný**
- ▶ **hra v UI** = obv. deterministické MP, 2 střídající se agenti, výsledek hry je vzájemně opačný nebo shoda

Algoritmy soupeřícího prohledávání (*adversarial search*):

- ▶ oponent dělá **dopředu neurčitelné** tahy → řešením je **strategie**, která počítá se všemi možnými tahy protivníka
- ▶ **časový limit** ⇒ zřejmě nenajdeme optimální řešení → hledáme **lokálně optimální** řešení

Hry a UI – historie

- ▶ Babbage, 1846 – počítač porovnává přínos různých herních tahů
- ▶ von Neumann, 1944 – algoritmy perfektní hry
- ▶ Zuse, Wiener, Shannon, 1945–50 – přibližné vyhodnocování
- ▶ Turing, 1951 – první šachový program (jen na papíře)
- ▶ Samuel, 1952–57 – strojové učení pro zpřesnění vyhodnocování
- ▶ McCarthy, 1956 – prořezávání pro možnost hlubšího prohledávání

řešení her je zajímavým předmětem studia ← je **obtížné**:

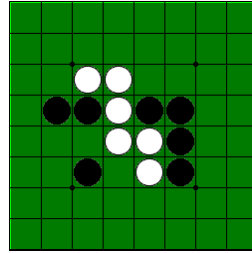
průměrný faktor větvení v šachách $b = 35$

pro 50 tahů 2 hráčů ...

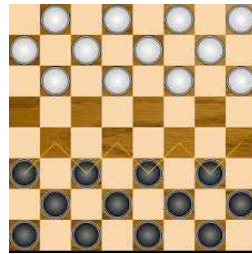
prohledávací strom $\approx 35^{100} \approx 10^{154}$ uzlů ($\approx 10^{40}$ stavů)

Hry a UI – aktuální výsledky

- ▶ **Reversi/Othello** – od 1980 světoví šampioni odmítají hrát s počítači, protože stroje jsou příliš dobré. Reversi pro dva hráče na desce 8×8 – snaží se mezi své dva kameny uzavřít soupeřovy v řadě, která se přebarví. Až se zaplní deska, spočítají se kameny.

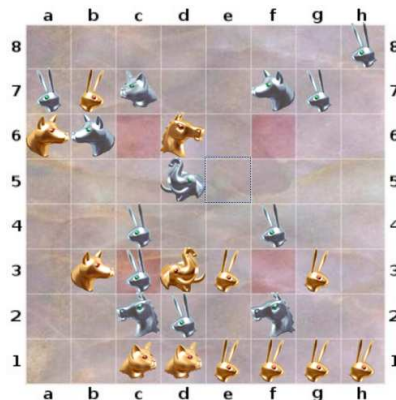


- ▶ **dáma** – 1994 program *Chinook* porazil světového šampiona Marion Tinsley. Používal úplnou databázi tahů pro ≤ 8 figur (443 748 401 247 pozic).



Hry a UI – aktuální výsledky

- ▶ **Arimaa** – hra na šachovnici se standardními figurami, speciálně navržená v roce 2003 tak, aby vyžadovala lidskou inteligenci (variabilní počet tahů, figury se tlačí nebo táhnou, pasti...). Člověk překonán počítačem 18. dubna 2015 3 : 0 (v rámci každoroční Arimaa Challenge).

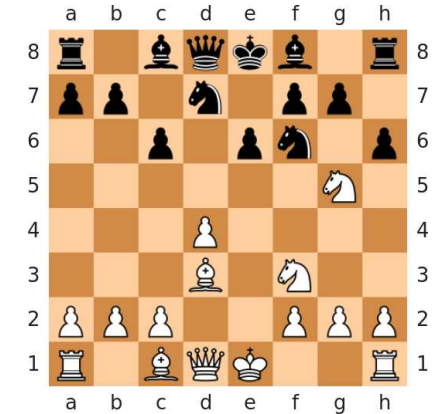


Hry a UI – aktuální výsledky

- ▶ **šachy** – 1997 porazil stroj *Deep Blue* světového šampiona Gary Kasparova $3\frac{1}{2} : 2\frac{1}{2}$. Stroj počítal 200 mil. pozic/s, používal sofistikované vyhodnocování a nezveřejněné metody pro prozkoumávání některých tahů až do hloubky 40 tahů.

2006 porazil program *Deep Fritz* na PC světového šampiona Vladimíra Kramníka 2:4.

V současnosti vyhrávají turnaje i programy na slabším hardware mobilních telefonů s 20 tis. pozic/s.



Hry a UI – aktuální výsledky

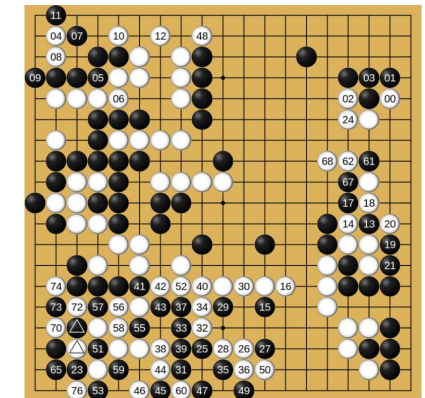
- ▶ **Go** – do roku 2008 světoví šampioni odmítali hrát s počítači, protože stroje jsou příliš slabé. V Go je $b > 300$, takže počítače mohly používat téměř pouze znalostní bázi vzorových her.

od 2009

– první programy dosahují pokročilejší amatérské úrovně (zejména na desce 9×9 , nižší úroveň i na 19×19).

březen 2016

– program AlphaGo porazil lidského velmistra Lee Sedola na normální desce 19×19 4 : 1. AlphaGo využívá učící se hodnotící funkce založené na hlubokých neuronových sítích.

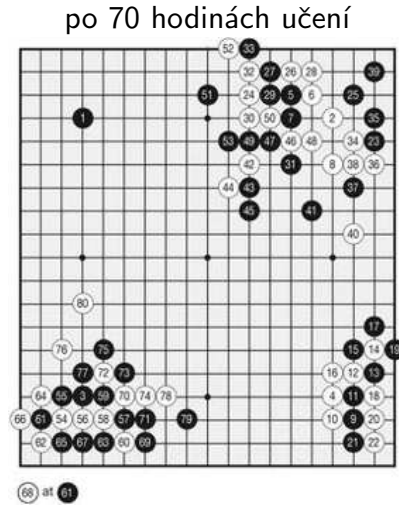


Hry a UI – aktuální výsledky

► Go ...

květen 2017 – program AlphaGo porazil Ke Jie, který byl po 2 roky nejlepší hráč světa, 3 : 0.

říjen 2017 – nová verze AlphaGo Zero postavená na posílení učení hluboké neuronové sítě s reziduálními bloky, která se **učí pouze hrou sama se sebou**. Tato verze poráží předchozí AlphaGo 100 : 0. Program při samoučení našel známé i neznámé strategie hry Go.



Typy her

	deterministické	s náhodou
perfektní znalosti	šachy, dáma, Go, Othello	backgammon, monopoly
nepřesné znalosti		bridge, poker, scrabble

Hledání optimálního tahu

2 hráči – MAX (Δ) a MIN (∇)

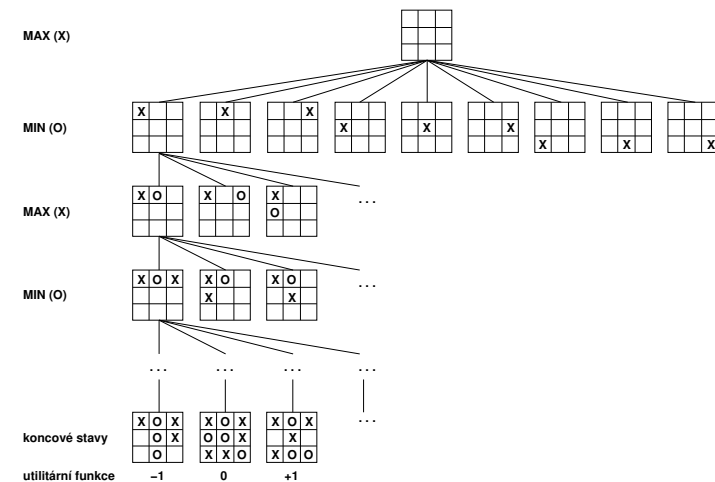
MAX je první na tahu a pak se střídají až do konce hry

hra = prohledávací problém:

- počáteční stav – počáteční herní situace + kdo je na tahu
- přechodová funkce – vrací dvojice (legální tah, výsledný stav)
- ukončovací podmínka – určuje, kdy hra končí, označuje koncové stavy
- užití funkce – numerické ohodnocení koncových stavů

Hledání optimálního tahu – pokrač.

počáteční stav a přechodová funkce definují **herní strom**:



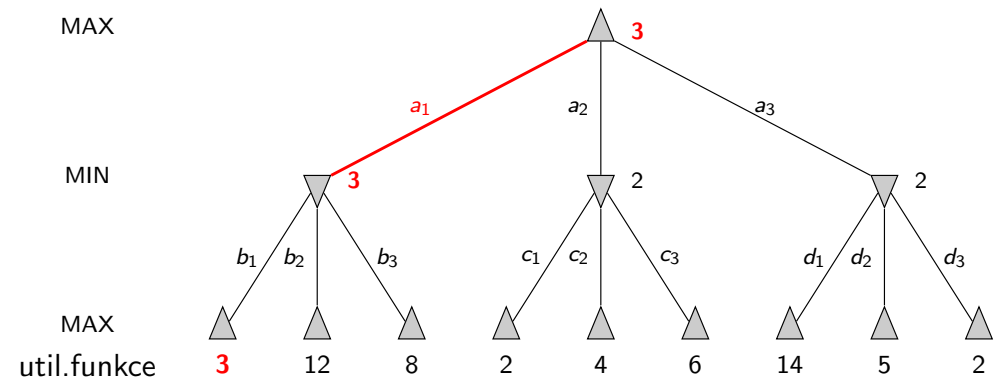
Algoritmus Minimax

Hráč MAX (\triangle) musí *prohledat* herní strom pro zjištění nejlepšího tahu proti hráči MIN (∇)
 → zjistit nejlepší **hodnotu minimax** – zajišťuje *nejlepší výsledek* proti *nejlepšímu protivníkovi*

$$\text{Hodnota minimax}(n) = \begin{cases} \text{utility}(n), & \text{pro koncový stav } n \\ \max_{s \in \text{moves}(n)} \text{Hodnota minimax}(s), & \text{pro MAX uzel } n \\ \min_{s \in \text{moves}(n)} \text{Hodnota minimax}(s), & \text{pro MIN uzel } n \end{cases}$$

Algoritmus Minimax – pokrač.

příklad – hra jen na jedno kolo = 2 tahy (půlkola)



Algoritmus Minimax – pokrač.

```
# (BestSucc, Val) = minimax( Pos):
# Pos je rozložení figur, Val je minimaxová hodnota tohoto rozložení;
# nejlepší tah z Pos vede do rozložení BestSucc
def minimax(pos):
    poslist = moves(pos) # PosList je seznam legálních tahů z Pos
    if poslist == Nil:
        return (None, staticval(pos)) # nelze táhnout, ohodnotíme staticky
    return best(poslist)

def best(poslist):
    pos1 = poslist.head
    if poslist.tail == Nil:
        return minimax(pos1)
    _, val1 = minimax(pos1)
    pos2, val2 = best(poslist.tail)
    return better_of(pos1, val1, pos2, val2)

def better_of(pos0, val0, pos1, val1): # výběr mezi Pos0 a Pos1
    if min_to_move(pos0) and val0 > val1 or max_to_move(pos0) and val0 < val1:
        return (pos0, val0)
    return (pos1, val1)
```

Algoritmus Minimax – vlastnosti

- úplnost **úplný** pouze pro **konečné** stromy
- optimálnost **je** optimální proti optimálnímu oponentovi
- časová složitost $O(b^m)$
- prostorová složitost $O(bm)$, prohledávání do hloubky

šachy ... $b \approx 35, m \approx 100 \Rightarrow$ přesné řešení není možné

např. $b^m = 10^6, b = 35 \Rightarrow m \approx 4$

- 4-tahy \approx člověk-nováček
- 8-tahů \approx člověk-mistr, typické PC
- 12-tahů \approx Deep Blue, Kasparov

Časové omezení

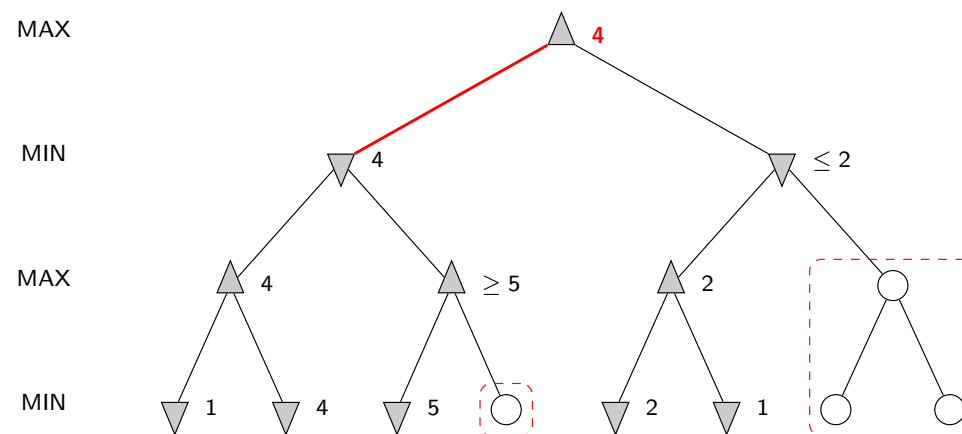
předpokládejme, že máme 100 sekund + prozkoumáme 10^4 uzlů/s
 ⇒ 10^6 uzlů na 1 tah

řešení **minimax_cutoff**:

- ▶ **ohodnocovací funkce** odhad přínosu pozice nahradí utilitární funkci
- ▶ **ořezávací test** (*cutoff test*) – např. hloubka nebo hodnota ohodnocovací funkce nahradí koncový test

Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

Příklad stromu, který zpracuje predikát **minimax**
 Alfa-Beta **odřízne** expanzi některý uzlů ⇒ Alfa-Beta procedura je **efektivnější** variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání – vlastnosti

- ▶ prořezávání **neovlivní** výsledek ⇒ je **stejný** jako u minimaxu
- ▶ dobré **uspořádání** přechodů (možných tahů) ovlivní **efektivitu** prořezávání
- ▶ v případě “nejlepšího” uspořádání **časová složitost** = $O(b^{m/2})$
 ⇒ **zdvojí** hloubku prohledávání
 ⇒ může snadno dosáhnout hloubky 8 v šachu, což už je použitelná úroveň

označení $\alpha - \beta$:

- ▶ α ... doposud nejlepší hodnota pro MAXe
- ▶ β ... doposud nejlepší hodnota pro MINa
- ▶ $\langle \alpha, \beta \rangle$... interval ohodnocovací funkce v průběhu výpočtu (na začátku $\langle -\infty, \infty \rangle$)
- ▶ $\text{minimax} \dots V(P)$ $\alpha - \beta \dots V(P, \alpha, \beta)$
 když $V(P) \leq \alpha$ $V(P, \alpha, \beta) = \alpha$
 když $\alpha < V(P) < \beta$ $V(P, \alpha, \beta) = V(P)$
 když $V(P) \geq \beta$ $V(P, \alpha, \beta) = \beta$

Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

```
def alphabeta(pos, alpha, beta):
    poslist = moves(pos)
    if poslist == Nil: return (None, staticval(pos)) # statické ohodnocení Pos
    return bounded_best(poslist, alpha, beta)

def bounded_best(poslist, alpha, beta):
    pos = poslist.head
    _, val = alphabeta(pos, alpha, beta)
    return good_enough(poslist.tail, alpha, beta, pos, val)

def good_enough(poslist, alpha, beta, pos, val):
    if poslist == Nil or (min_to_move(pos) and val > beta or
        max_to_move(pos) and val < alpha):
        return (pos, val)
    new_alpha, new_beta = new_bounds(alpha, beta, pos, val)
    pos1, val1 = bounded_best(poslist, new_alpha, new_beta)
    return better_of(pos, val, pos1, val1)

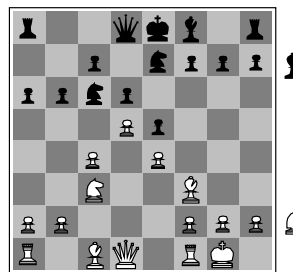
def new_bounds(alpha, beta, pos, val):
    if min_to_move(pos) and val > alpha: return (val, beta) # MAX zvýšil dolní hranici
    if max_to_move(pos) and val < beta: return (alpha, val) # MIN snížil horní hranici
    return (alpha, beta) # jinak hranice nezměněny

def better_of(pos0, val0, pos1, val1): # výběr mezi Pos0 a Pos1
    if min_to_move(pos0) and val0 > val1 or max_to_move(pos0) and val0 < val1:
        return (pos0, val0)
```

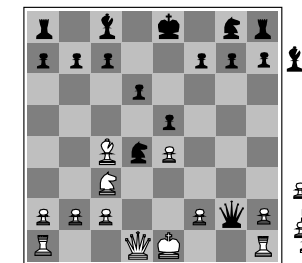
Možnosti vylepšení Minimax/Alpha-Beta

- ▶ vyhodnocovat pouze **klidné stavy** (quiescent search)
- ▶ při vyhodnocování počítat s efektem **horizontu** – zvraty mimo prohledanou oblast
- ▶ **dopředné ořezávání** – některé stavy se ihned zahazují bezpečné např. pro symetrické tahy nebo pro tahy hluboko ve stromu

Ohodnocovací funkce



Černý na tahu
Bílý má o něco lepší pozici



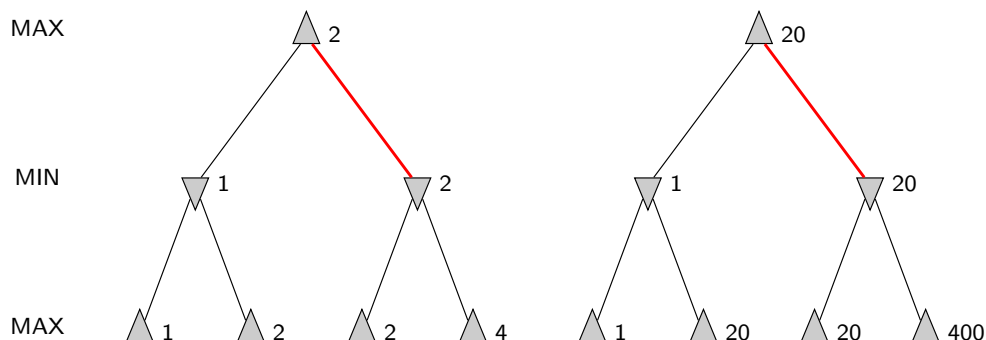
Bílý na tahu
Černý vítězí

Pro šachy typicky **lineární** vážený součet **rysů**

$$Eval(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \dots + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^n w_i f_i(s)$$

např. $w_1 = 9$
 $f_1(s) = (\text{počet bílých královen}) - (\text{počet černých královen})$
 ...

Ohodnocovací funkce – odchylky

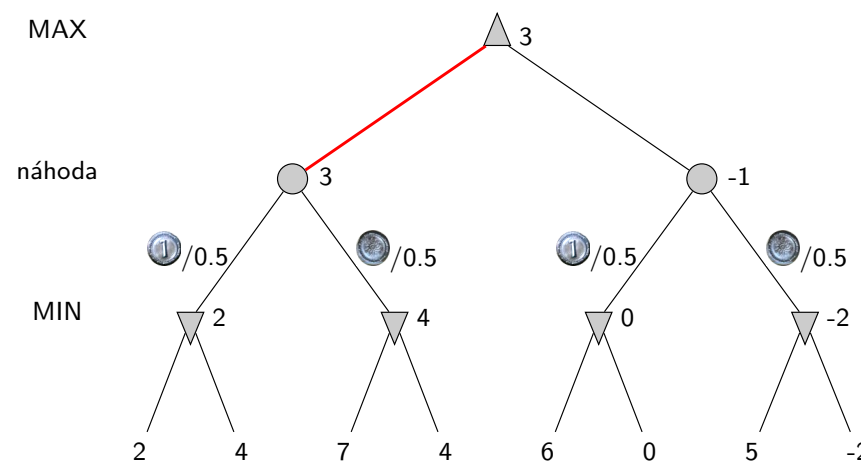


chová se **stejně** pro libovolnou **monotónní** transformaci funkce *Eval*
 záleží pouze na uspořádání → ohodnocení v deterministické hře funguje jako **ordinální funkce**

Nedeterministické hry

náhoda ← hod kostkou, hod mincí, míchání karet

příklad – 1 tah s házením mincí:



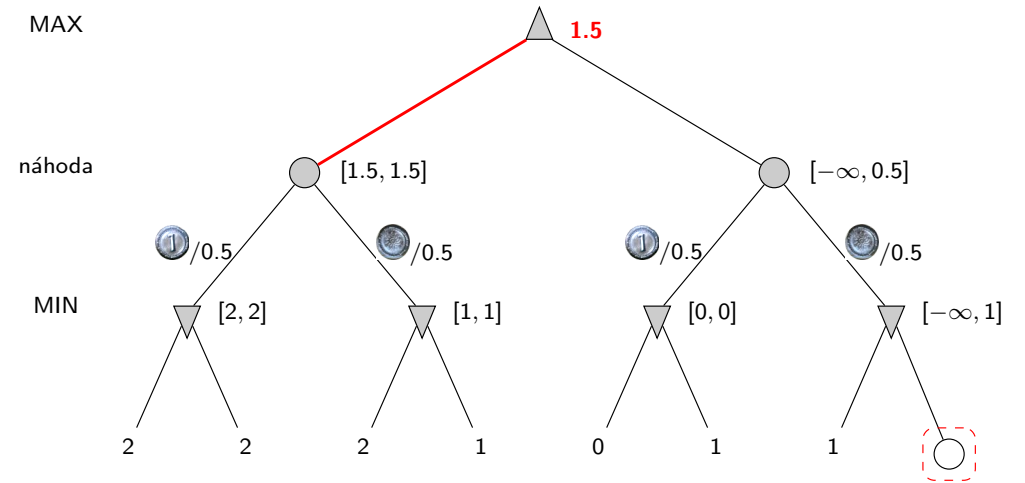
Algoritmus Minimax pro nedeterministické hry

expect_minimax ... počítá perfektní hru s přihlédnutím k náhodě rozdíl je pouze v započítání uzlů *náhoda*:

$$\text{expect_minimax}(n) = \begin{cases} \text{utility}(n) & \text{pro koncový stav } n \\ \max_{s \in \text{moves}(n)} \text{expect_minimax}(s) & \text{pro MAX uzel } n \\ \min_{s \in \text{moves}(n)} \text{expect_minimax}(s) & \text{pro MIN uzel } n \\ \sum_{s \in \text{moves}(n)} P(s) \cdot \text{expect_minimax}(s) & \text{pro uzel náhoda } n \end{cases}$$

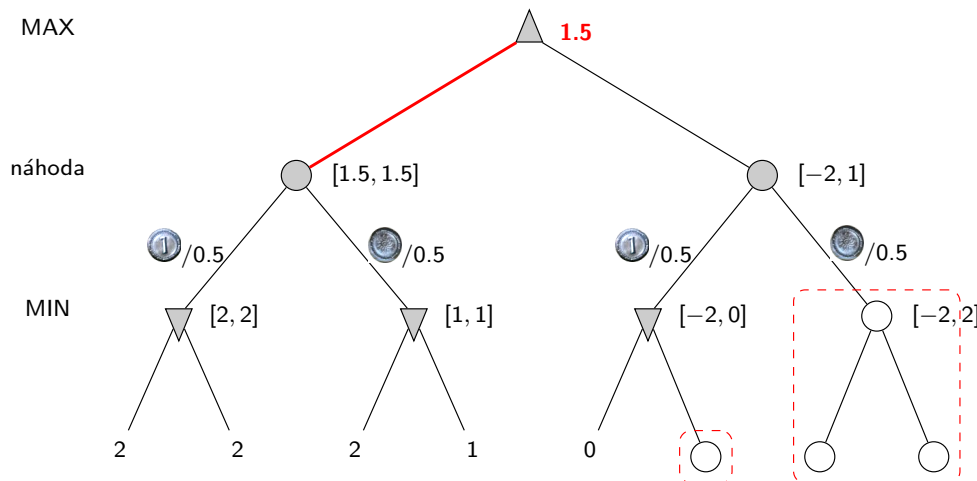
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit **limity** na ohodnocení listů → ořezávání je **větší**



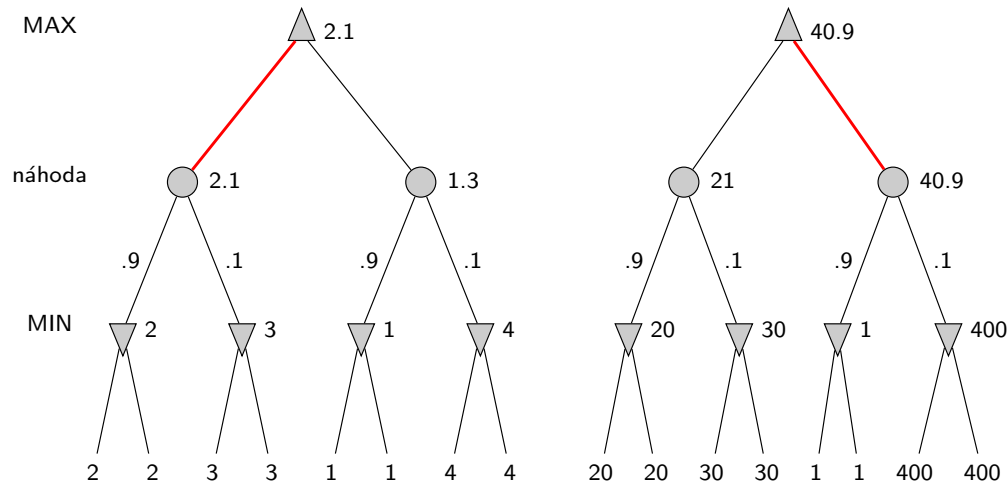
Nedeterministické hry v praxi

- ▶ hody kostkou zvyšují b → se dvěma kostkami 21 možných výsledků
- ▶ backgammon – 20 legálních tahů:

$$\text{hloubka } 4 = 20 \times (21 \times 20)^3 \approx 1.2 \times 10^9$$

- ▶ jak se zvyšuje **hloubka** → **pravděpodobnost** dosažení zvoleného uzlu **klesá** ⇒ význam prohledávání se **snižuje**
- ▶ **alfa-beta** prořezávání je mnohem **méně efektivní**
- ▶ program **TDGammon** používá prohledávání do hloubky 2 + velice dobrou *Eval* funkci ≈ dosahuje úrovně světového šampionátu

Odchylka v ohodnocení nedeterministických her



chování je zachováno pouze pro **pozitivní lineární** transformaci funkce *Eval*. *Eval* u nedeterministických her by tedy měla proporcionálně odpovídat očekávanému výnosu

Hry s nepřesnými znalostmi

- ▶ např. **karetní hry** → **neznáme** počáteční **namíchání karet** oponenta
- ▶ obvykle můžeme spočítat **pravděpodobnost** každého možného rozdělení
- ▶ zjednodušeně – jako jeden velký hod kostkou na začátku
- ▶ prohledáváme ovšem ne **reálný stavový prostor**, ale **domnělý stavový prostor**
- ▶ program *Jack*, nejčastější vítěz počítačových šampionátů v bridgi používá **metodu Monte Carlo**:
 1. generuje 100 rozdělení karet konzistentních s daným podáním
 2. vybírá akci, která je v průměru nejlepší
 V roce 2006 porazil Jack na soutěži 3 ze 7 top holandských hráčských párů.

metoda **Monte Carlo Tree Search** (MCTS) – **kombinace** stromového prohledávání a Monte Carlo pro ohodnocení tahů v současnosti používána v **nejlepších herních strategiích**