

Hry a základní herní strategie

Aleš Horák

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

Obsah:

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

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**:

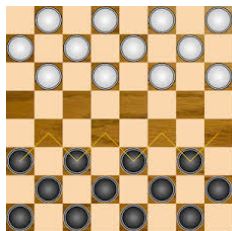
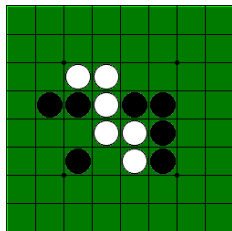
průměrný faktor větvení v šachách $b = 35$

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).



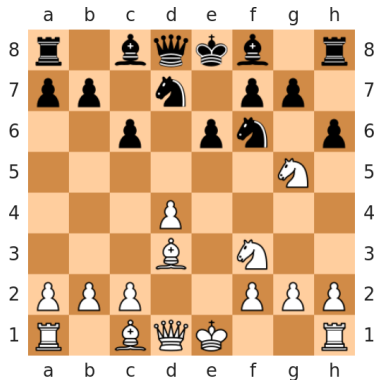
Hry a UI – aktuální výsledky

- ▶ **šachy** – 1997 porazil stroj *Deep Blue* světového šampiona Gary Kasparova 3¹/₂ : 2¹/₂. 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

- ▶ **Arimaa** – hra na šachovnici se standardníma figurama, 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

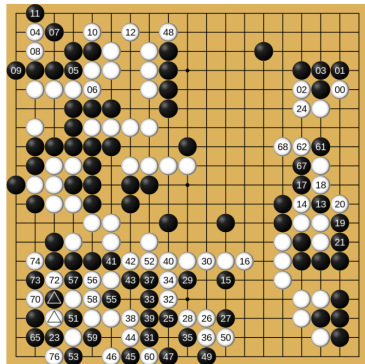
- ▶ **Go** – do roku 2008 světoví šampioni odmítali hrát s počítači, protože stroje jsou příliš slabé. V Go je $b > 300$, takže počítače mohly používat téměř pouze znalostní bázi vzorových her.

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.



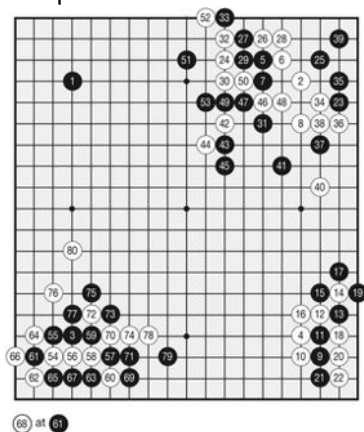
Hry a UI – aktuální výsledky

► 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.

po 70 hodinách učení



Typy her

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

Hledání optimálního tahu

2 hráči – MAX (\triangle) a MIN (∇)

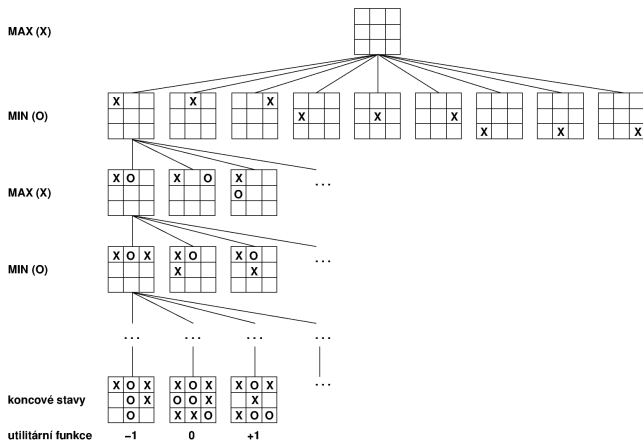
MAX je první na tahu a pak se střídají až do konce hry

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

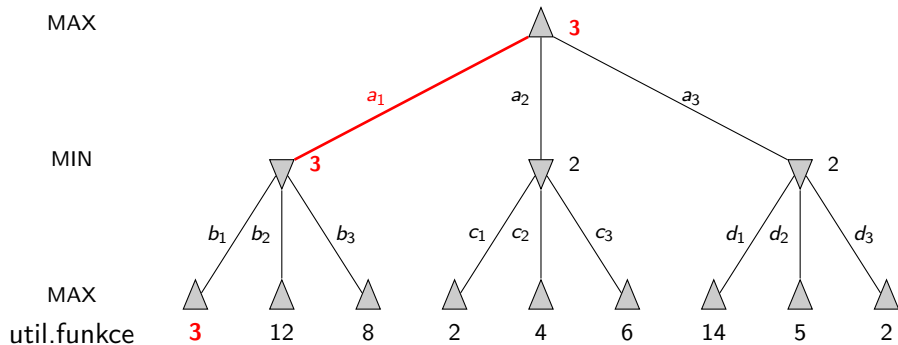
Hráč MAX (\triangle) musí *prohledat* herní strom pro zjištění nejlepšího tahu proti hráči MIN (∇)

→ 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.

```

function MINIMAX(state)      # vrací novou konfiguraci
  newpos, _ ← MAX-VALUE(state)
  return newpos

```

```

function MAX-VALUE(state)    # vrací konfiguraci a ohodnocení pro MAXe
  if TERMINAL-TEST(state) then return None, UTILITY(state)
  newval ←  $-\infty$ ; newpos ← None
  foreach pos ∈ moves(state) do
    val ← MIN-VALUE(pos)
    if val > newval then
      newval ← val; newpos ← pos
  return newpos, newval

```

```

function MIN-VALUE(state)    # vrací ohodnocení pro MINa
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
  newval ←  $\infty$ 
  foreach pos ∈ moves(state) do
    _, val ← MAX-VALUE(pos)
    if val < newval then
      newval ← val
  return newval

```

Algoritmus Minimax – vlastnosti

<i>úplnost</i>	úplný pouze pro konečné stromy
<i>optimálnost</i>	je optimální proti optimálnímu oponentovi
<i>časová složitost</i>	$O(b^m)$
<i>prostorová složitost</i>	$O(bm)$, 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

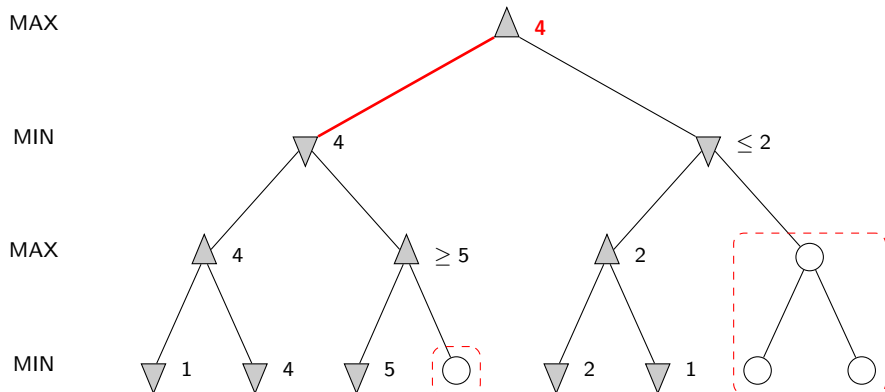
řešení **minimax_cutoff**:

- ▶ **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 algoritmus **minimax**

Alfa-Beta odřízne expanzi některých uzlů \Rightarrow Alfa-Beta procedura je **efektivnější** variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání – vlastnosti

- ▶ prořezávání **neovlivní** výsledek \Rightarrow je **stejný** jako u minimaxu
- ▶ dobré **uspořádání** přechodů (možných tahů) ovlivní **efektivitu** prořezávání
- ▶ v případě “nejlepšího” uspořádání **časová složitost** = $O(b^{m/2})$
 \Rightarrow **zdvojí** hloubku prohledávání
 \Rightarrow 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 $\langle -\infty, \infty \rangle$)

	minimax ... $V(P)$	$\alpha - \beta$... $V(P, \alpha, \beta)$
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

```
function ALPHA-BETA(state)           # vrací novou konfiguraci
  newpos, _ ← ALPHA-BETA-MAX-VALUE(state,  $-\infty$ ,  $\infty$ )
  return newpos
```

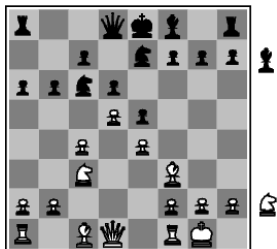
```
function ALPHA-BETA-MAX-VALUE(state,  $\alpha$ ,  $\beta$ ) # vrací konfiguraci a ohodnocení pro MAXe
  if TERMINAL-TEST(state) then return None, UTILITY(state)
  newval ←  $-\infty$ ; newpos ← None
  foreach pos ∈ moves(state) do
    val ← ALPHA-BETA-MIN-VALUE(pos,  $\alpha$ ,  $\beta$ )
    if val > newval then
      newval ← val; newpos ← pos
    if newval ≥  $\beta$  then break           # oříznutí
     $\alpha$  ← max( $\alpha$ , newval)           # zvýšení  $\alpha$ 
  return newpos, newval
```

```
function ALPHA-BETA-MIN-VALUE(state,  $\alpha$ ,  $\beta$ ) # vrací ohodnocení pro MINa
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
  newval ←  $\infty$ 
  foreach pos ∈ moves(state) do
    _, val ← ALPHA-BETA-MAX-VALUE(pos,  $\alpha$ ,  $\beta$ )
    if val < newval then
      newval ← val
    if newval ≤  $\alpha$  then break       # oříznutí
     $\beta$  ← min( $\beta$ , newval)           # snížení  $\beta$ 
  return newval
```

Možnosti vylepšení Minimax/Alpha-Beta

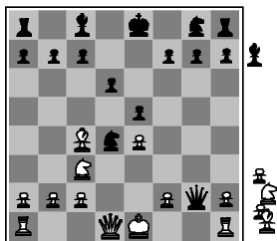
- ▶ vyhodnocovat pouze **klidné stavy** (quiescent search)
- ▶ při vyhodnocování počítat s efektem **horizontu** – zvraty mimo prohledanou oblast
- ▶ **dopředné ořezávání** – některé stavy se ihned zahazují bezpečně např. pro symetrické tahy nebo pro tahy hluboko ve stromu

Ohodnocovací funkce



Černý na tahu

Bílý ma o něco lepší pozici



Bílý na tahu

Černý vítězí

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

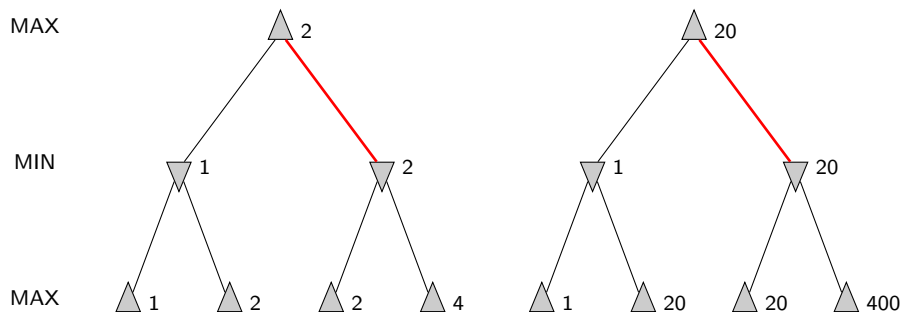
$$Eval(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \dots + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^n w_i f_i(s)$$

např. $w_1 = 9$

$f_1(s) = (\text{počet bílých královen}) - (\text{počet černých královen})$

...

Ohodnocovací funkce – odchylky

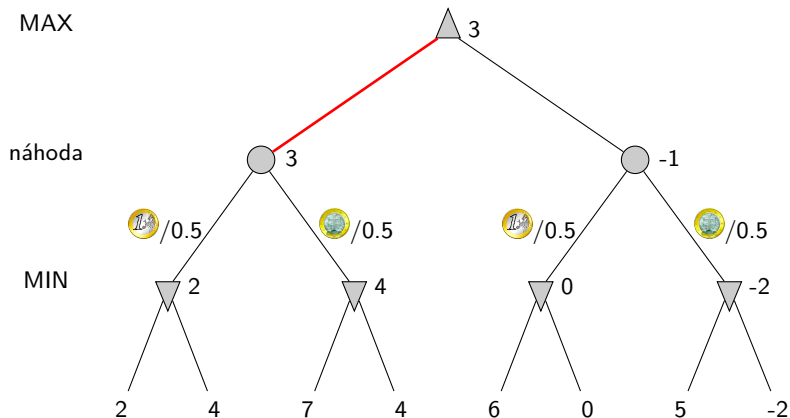


chová se **stejně** pro libovolnou **monotónní** transformaci funkce *Eval*
záleží pouze na uspořádání → ohodnocení v deterministické hře funguje
jako **ordinální funkce**

Nedeterministické hry

náhoda ← hod kostkou, hod mincí, míchání karet

příklad – 1 tah s házením mincí:



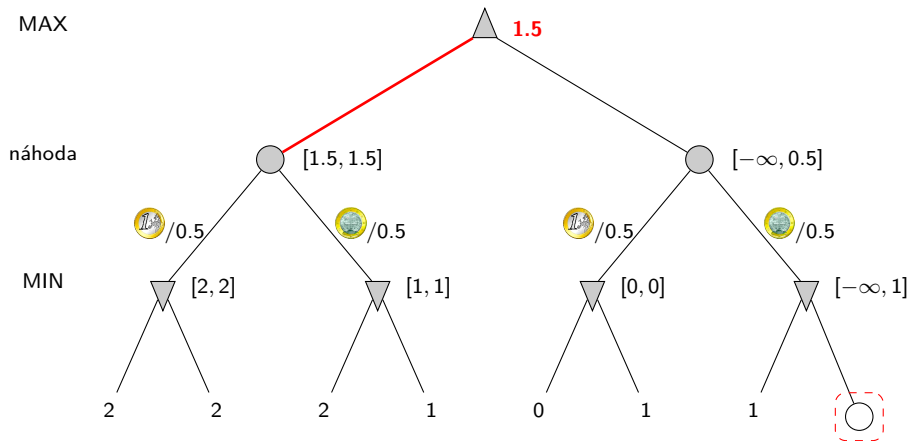
Algoritmus Minimax pro nedeterministické hry

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

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

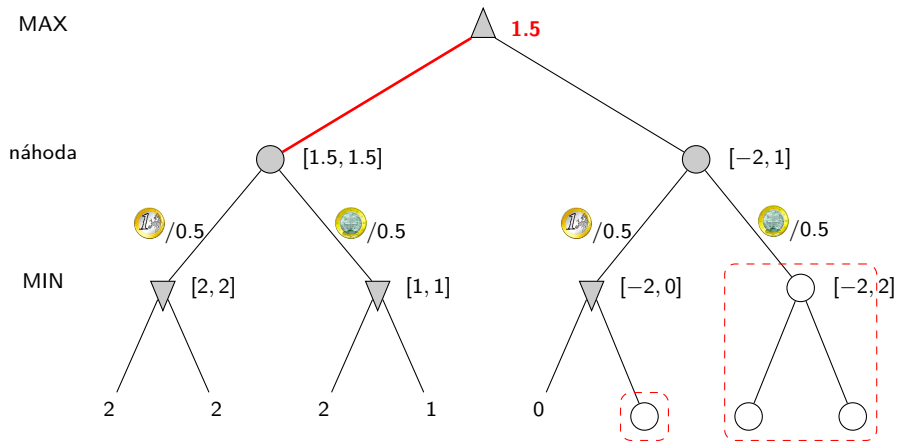
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

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



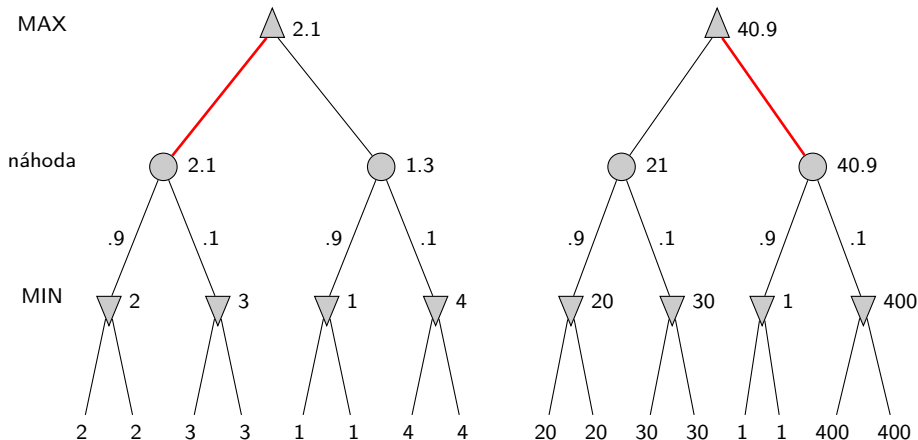
Nedeterministické hry v praxi

- ▶ hody kostkou zvyšují $b \rightarrow$ 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 \rightarrow
pravděpodobnost dosažení zvoleného uzlu klesá
 \Rightarrow význam prohledávání se snižuje
- ▶ alfa-beta prořezávání je mnohem méně efektivní
- ▶ program TDGammon používá prohledávání do hloubky 2 + velice dobrou *Eval* funkci
 \approx dosahuje úrovně světového šampionátu

Odchylka v ohodnocení nedeterministických her



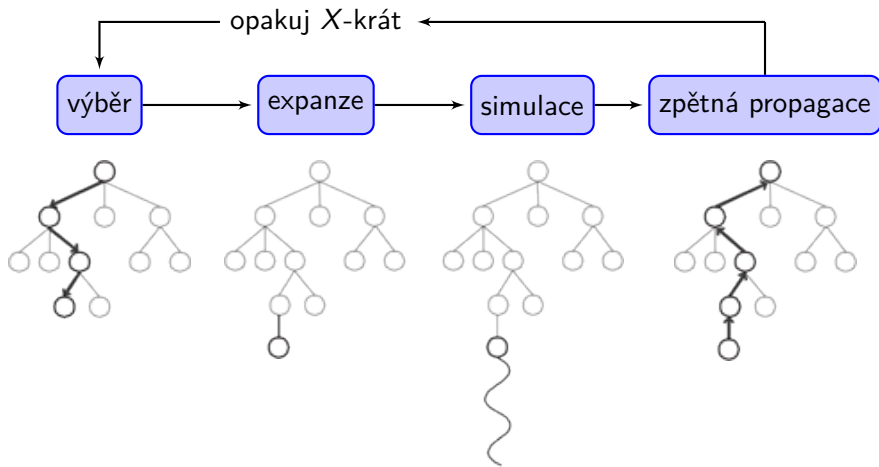
chování je zachováno pouze pro **pozitivní lineární** transformaci funkce *Eval*
Eval u nedeterministických her by tedy měla proporcionálně odpovídat
 očekávanému výnosu

Monte Carlo prohledávání

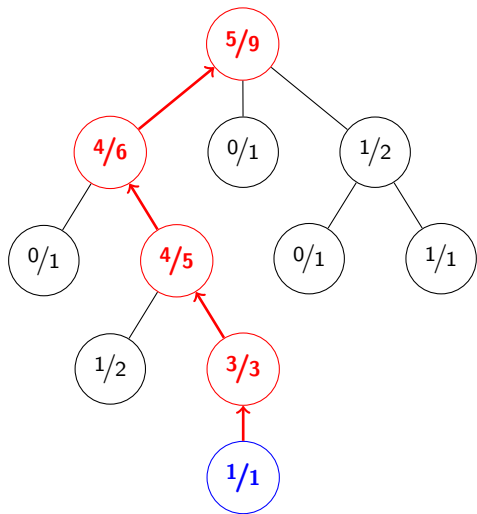
- ▶ např. **karetní hry** → **neznáme** počáteční **namíchání karet** oponenta
 - ▶ obvykle můžeme spočítat **pravděpodobnost** každého možného rozdání
 - ▶ zjednodušeně – jako jeden velký hod kostkou na začátku
 - ▶ prohledáváme ovšem ne **reálný stavový prostor**, ale **domnělý stavový prostor**
 - ▶ program **Jack**, nejčastější vítěz počítačových šampionátů v bridgi používá **metodu Monte Carlo**:
 1. generuje 100 rozdání 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.

Monte Carlo Tree Search (MCTS)

kombinace **stromového prohledávání** a **Monte Carlo** pro ohodnocení tahů



Monte Carlo Tree Search (MCTS)



4. zpětná propagace

aktualizuje skóre od
nového uzlu směrem
nahoru ke kořeni stromu

Monte Carlo Tree Search (MCTS) – vlastnosti

výhody:

- ▶ **obecnost** – nepotřebuje **heuristiku**
- ▶ **přizpůsobení** – expanduje strom **podle** simulovaných **her**
- ▶ **zlepšování** – **kdykoliv** poskytne současný **nejlepší odhad**
- ▶ **jednoduchost**

nevýhody:

- ▶ **přesnost** – **někdy nenajde** nejlepší tahy
- ▶ **rychlost** – může potřebovat **hodně simulací**

v současnosti používána v **nejlepších herních strategiích**